

Université Fédérale



Toulouse Midi-Pyrénées

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :
Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)

Présentée et soutenue par

Johanna Leslie ALBETIS DE LA CRUZ

Le 24 mai 2018

Potentiel des images multispectrales
acquises par drone dans la détection des
zones infectées par la Flavescence dorée de
la vigne

École doctorale et discipline ou spécialité
ED SDU2E : Sciences de la Terre et des Planètes Solides

Unité de recherche
CESBIO (UMR 5126) / DYNAFOR (UMR 1201)

Directrice(s) ou Directeur(s) de Thèse
Gerard DEDIEU
Sylvie DUTHOIT & Anne JACQUIN

Jury

Bruno TISSEYRE - Président du Jury
Christian GERMAIN - Rapporteur
Frédéric COINTAULT - Rapporteur
Virginie VIGUES - Examineur
Gérard DEDIEU - Directeur de thèse
Sylvie DUTHOIT - Co-encadrant de thèse
Harold CLENET - Invité

RÉSUMÉ

La *Flavescence dorée* (FD) est une maladie de quarantaine qui affecte le vignoble français provoquant des pertes économiques importantes. Un des éléments qui rend difficile la maîtrise de la maladie est la difficulté à localiser de manière exhaustive tous les pieds atteints au sein de la parcelle.

Cette thèse aborde le potentiel de la télédétection en tant qu'outil pour la détection automatique de la *Flavescence dorée*. L'approche utilisée dans ce travail repose sur l'analyse de variables (bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques) calculées à partir des images multispectrales à très haute résolution spatiale (10 cm) acquises par drone pendant la période d'expression maximale des symptômes. L'analyse de la performance de discrimination des variables est réalisée en trois étapes : 1) la sélection des variables à partir de la méthode des courbes ROC ; 2) la cartographie des zones de feuilles symptomatiques à partir de la technique binaire ou probabiliste ; et 3) la validation des variables sur des zones symptomatiques présentant différents niveaux d'infection. Les zones d'entraînement et de validation utilisées dans cette étude ont été acquises sur 14 parcelles présentant différents cépages situés dans le Sud de la France.

Le premier objectif consiste à déterminer l'efficacité des variables multispectrales pour détecter les zones symptomatiques de *Flavescence dorée*. La performance des variables a été testée à trois échelles d'analyse : parcelle, cépage et couleur. Afin de répondre à cet objectif nous avons mis en place deux niveaux d'analyse. Le premier niveau d'analyse repose sur le potentiel des variables utilisées dans la détection des zones symptomatiques de *Flavescence dorée* des zones asymptomatiques. Le deuxième niveau d'analyse consiste à tester la performance des variables dans la discrimination spécifique de la flavescence dorée des cépages noirs en la distinguant de certaines maladies du bois (MB) pour les parcelles de cépage noir. Les résultats montrent globalement 1) une forte performance dans la discrimination des zones symptomatiques (FD et/ou MB) à l'échelle d'analyse de la parcelle et plus faible à l'échelle de la couleur et 2) une faible performance dans la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB, notamment à l'échelle de la couleur. Malgré une performance de discrimination correcte lorsque l'analyse s'effectue à l'échelle des zones symptomatiques et asymptomatiques, nous constatons de sérieuses limites lorsque les variables sélectionnées sont appliquées sur l'ensemble de la parcelle. Parmi ces limites qui rendent difficile la discrimination de la *Flavescence dorée* d'un point de vue opérationnel, nous distinguons particulièrement: 1) la présence des pixels mixtes mal classés sur le feuillage asymptomatique plus spécifiquement dans les bords des rangs de vigne ; 2) une forte confusion entre les zones symptomatiques de FD et les zones présentant d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles (autres maladies, carences nutritives et accidents mécaniques) ; et 3) une faible discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) particulièrement lorsque la proportion du feuillage symptomatique est faible (niveau d'infection). En parallèle, le deuxième objectif plus thématique a été d'apporter de la connaissance dans l'expression des symptômes de la *Flavescence dorée* et de discuter leur lien avec la teneur en pigments à partir de la réponse spectrale de la vigne. Les résultats obtenus dans cette thèse nous ont permis de mettre en évidence des différences dans l'intensité de la coloration anormale des feuilles atteintes de *Flavescence dorée* en fonction de l'année d'observation et de faire le lien avec la teneur en chlorophylles et anthocyanes des feuilles.

Les principales perspectives ouvertes par ces travaux concernent 1) la nécessité de créer un indice spécifique à la *Flavescence dorée* à partir de données hyperspectrales. Cet indice pourrait tenir compte de la couleur du cépage (noir ou blanc) mais aussi de l'intensité dans la coloration des feuilles symptomatiques et 2) l'amélioration du masquage des pixels mixtes à partir d'algorithmes complexes qui prennent par exemple en compte la répartition spatiale des pixels dans le feuillage de vigne.

Mots-clés : Vigne – Télédétection - Flavescence dorée – Maladies du bois – Drones – Détection des maladies – Imagerie multispectrale – Paramètres biophysiques – Indices de végétation

ABSTRACT

Flavescence dorée (FD) is a quarantine disease that affects French vineyards causing significant economic losses. One of the causes which makes difficult the control of this disease is the exhaustive location of all symptomatic vines in the vineyards. This work investigates the potential use of remote sensing as a tool for the automatic detection of *Flavescence dorée*. The approach is based on the analysis of variables (spectral bands, vegetation indices, and biophysical parameters) computed from high resolution (10 cm) multispectral images and acquired by Unmanned Aerial Vehicle (UAV) during the period of maximum expression of symptom. The analysis of the variables discrimination performance is carried out in three steps: 1) the selection of the variables from the ROC curves method; 2) the mapping of symptomatic leaf areas from the binary or probabilistic technique; and 3) the validation of variables in symptomatic areas with different levels of infection. The training and validation areas used in this study were acquired from 14 vineyards with different cultivars located in southern France.

The first objective is to determine the effectiveness of multispectral variables in order to detect the symptomatic vines areas of *Flavescence dorée*. The performance of the variables was tested on three different levels: one by plot, by cultivar and by color. Two levels of analysis have been implemented. The first level involves the potential of variables to discriminate FD symptomatic vines areas from asymptomatic ones. The second level of analysis is related to test the performance of the variables for the specific discrimination of *Flavescence dorée* vines and the discrimination from Grapevine Trunk diseases (GTD) in the case of red cultivars. The results show 1) a high discrimination of symptomatic vines vegetation areas (FD and / or GTD) on the vineyard scale and lower on the color 2) a lower discrimination of FD symptomatic vines vegetation areas from GTD symptomatic ones, more pronounced on the color scale. Despite a correct discrimination performance at the level of symptomatic and asymptomatic zones, when the selected variables are applied to the whole plot, we find some problems that make the discrimination of the *Flavescence dorée* more difficult from an operational point of view. Among these limits we distinguish: 1) the presence of misclassified pixels on the asymptomatic foliage and more particularly on the edges of the vines rows; 2) a strong confusion between FD symptomatic vines areas and other factors of discoloration of leaves (other diseases, nutrient deficiencies and mechanical accident) and 3) a low discrimination of symptomatic vines areas (FD or GTD) with a low proportion of symptomatic foliage (level of infection).

In parallel, the second objective more thematic was to bring knowledge on the expression of the *Flavescence dorée* symptoms and their link with the pigment content of the leaf from the spectral response of the vine. The results obtained in this work showed the differences in the intensity of leaf discoloration affected by *Flavescence dorée* by year and their link with the chlorophylls and anthocyanins content of the leaves.

Future prospects for this work concern the creation of a specific *Flavescence dorée* index depending on the color of the cultivars (red or white) and the intensity of leaf discoloration (attenuated or marked), identified from the hyperspectral data and improving the masking of mixed pixels from complex algorithms that consider the spatial distribution of pixels in the vine foliage

Key-words: Flavescence dorée - Grapevine Trunk Disease - Unmanned Aerial Vehicle - disease detection - multispectral imagery - biophysical parameters - vegetation indices

REMERCIEMENTS

Ces années de thèse ont été pour moi une expérience très enrichissante autant sur le plan professionnel que personnel et je tiens à remercier les différentes personnes qui m'ont guidées et encouragées toute au long de cette aventure. Je commencerai par remercier mes encadrants, Sylvie Duthoit qui m'a guidée jusqu'à la fin de ma thèse et au-delà, merci pour ta patience et tes conseils, Anne Jacquin, pour ton soutien sur le terrain et la rédaction de ce manuscrit, Harold Clenet, pour avoir donné une seconde vie à cette thèse. Je remercie également, Gerard Dedieu d'avoir accepté d'être mon directeur de thèse, merci pour tes conseils qui m'ont permis de prendre du recul sur ce projet.

Merci également à tous mes collègues avec qui j'ai eu la chance de passer ces années que ce soit à l'École d'Ingénieurs de Purpan ou à DYNAFOR. Avec un remerciement particulier à Véronique Chéret, qui m'a soutenu depuis mon stage de fin d'études (merci de m'avoir conseillé de prendre un stylo et du papier), Jean Philippe Denux pour le « trafic » de produits péruviens et nos conversations gastronomiques en espagnol, Michel Goulard, pour ton aide et tes conseils en statistique, Marc Deconchat, Sylvie Ladet, François Calatayud, Hervé Brustel, Valerie Calvo, Yousra, Maïlys, Manon et toutes les autres personnes que je n'ai pas citées mais qui se reconnaîtront.

Un grand merci également aux personnes qui m'ont aidée sur le terrain, Eve, Margot, Fabio et Edwige, merci de m'avoir accompagnée à la chasse à la Flavescence dorée sous la pluie, le soleil et le vent. Je remercie également toutes les personnes de TerraNIS, la Maison des Vin de Gaillac, la Chambre d'Agriculture du Tarn, la Fredon-Occitanie et DELAIR TECH. Merci plus particulièrement à Virginie Viguès de m'avoir fait découvrir le monde de la viticulture, à Hervé Poilvé pour son aide et conseils techniques et aux viticulteurs du Tarn de m'avoir permis de rentrer dans leurs parcelles, d'avoir partagé avec moi leur vision de l'agriculture et pour les dégustations de vins.

Je tiens à exprimer ma gratitude à David Sheeren, Bruno Tisseyre, Lucia Guerin, Virginie Viguès, pour avoir accepté de participer au comité de pilotage. Merci également à Frédéric Cointault et Christian Germain d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. Leurs conseils et questions m'ont permis d'améliorer le contenu de ce manuscrit.

Je remercie affectueusement l'ensemble de mes proches qui ont lu ma thèse et qui sont devenus des experts en maladies de la vigne, et ceux qui m'ont aidé à la préparation du pot de soutenance et qui ont toujours été présents malgré la distance et mes nombreuses absences.

Enfin un grand merci à ma famille de m'avoir soutenue et encouragée pendant ces années de thèses et au-delà, en particulier mes parents et mes frères. « Gracias pa, por ser mi primer maestro, por todas esas conversaciones sobre la agricultura y la ciencia que me inspiraron a seguir por este largo camino. Gracias ma, por todo tu esfuerzo y sacrificio, por ser mi mecenas y permitirme realizar todos mis sueños ».

SOMMAIRE

Sommaire	5
Lexique	9
Préambule	11
Introduction	13
Liste de publications	15
Chapitre I : Contexte, démarche et objectif	17
1 Origine et propagation de la Flavescence dorée	19
2 La Flavescence dorée : maladie « vectée » multi-symptomatique	20
2.1 Le système plante-pathogène-insecte vecteur : définition et fonctionnement	20
2.2 Les symptômes de la Flavescence dorée	21
2.2.1 Typologie des symptômes	21
2.2.2 La coloration des feuilles	22
2.2.3 Facteurs de coloration des feuilles pouvant se confondre avec la Flavescence dorée	25
3 Les méthodes de lutte actuelle contre la Flavescence dorée	29
3.1 Description des stratégies de lutte	29
3.2 État de maîtrise de la maladie	31
4 Les voies de recherche pour la maîtrise de la Flavescence dorée	32
4.1 Bilan des apports des projets par voie de recherche	33
5 Potentiel des données de télédétection pour la détection des maladies des plantes	34
5.1 Synthèse des caractéristiques spectrales de feuilles saines et présentant des symptômes de coloration anormale	35
5.2 État des principales méthodes de détection des maladies des plantes utilisant des données de télédétection	39
5.3 État de l'art des variables utilisées pour la détection des colorations anormales des plantes	42
5.3.1 Les bandes spectrales	42
5.3.2 Les indices de végétation	42
5.3.3 Les paramètres biophysiques	44
5.3.4 Utilisation des variables (seules ou combinées) sur la qualité de détection des zones malades	44
6 Démarche et objectifs de la thèse	45
6.1 Démarche	45
6.2 Choix méthodologiques	46
6.2.1 Choix de la donnée source de télédétection	46
6.2.2 Choix de la méthode de détection des zones présentant des colorations anormales	47
6.3 Objectifs de la thèse et organisation du manuscrit	48
6.3.1 Objectifs de la thèse	48
6.3.2 Organisation du manuscrit	49
Chapitre II : Sites d'étude et données	51
1 Sites d'étude	53
1.1 Site 1 : AOC Gaillac	53
1.1.1 Caractéristiques de la viticulture	53
1.1.2 État phytosanitaire du vignoble	54
1.2 Site 2 : AOC Minervois-La-Livinière	54

1.2.1	Caractéristiques de la viticulture	54
1.2.2	État phytosanitaire du vignoble	54
1.3	Choix des parcelles sélectionnées	55
1.3.1	Caractéristiques des parcelles étudiées	55
2	Mesures et observations de terrain	57
2.1	Données descriptives par parcelle	57
2.2	Données descriptives par zone asymptomatique ou symptomatique	59
2.2.1	Protocole de localisation des zones de feuilles symptomatiques et asymptomatiques	59
2.2.2	Bilan des zones de feuilles symptomatiques et asymptomatiques localisées par parcelle	62
2.3	Données sur la teneur en pigments des feuilles	65
3	Données de télédétection	65
Chapitre III : Prétraitement des données et analyses statistiques		69
1	Prétraitement des données	71
1.1	Prétraitement des images multispectrales	71
1.1.1	Calcul des variables	71
1.1.2	Création du masque pour éliminer la zone d'inter-rangs	73
1.2	Prétraitement des données de terrain	74
1.3	Extraction des pixels de référence pour les zones asymptomatiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois	75
2	Analyses statistiques	76
2.1	Approches univariée et multivariée	76
2.2	Niveaux d'analyse	78
2.3	Échantillonnage des zones symptomatiques et asymptomatiques	79
2.4	Sélection des variables discriminantes de la FD et/ou MB (étape 1)	80
2.4.1	Méthode pour l'approche univariée	80
2.4.2	Méthode pour l'approche multivariée	83
2.5	Cartographie des zones de feuilles symptomatiques (étape 2)	84
2.5.1	Par technique binaire	84
2.5.2	Par technique probabiliste	84
2.6	Validation (étape 3)	85
3	Échelles d'analyse	85
4	Bilan des variables étudiées et analyses statistiques appliquées en fonction de l'année d'étude	86
Chapitre IV : Discrimination des zones symptomatiques de la Flavescence dorée des zones asymptomatiques		87
1	Introduction	89
2	Article publié : « Detection of Flavescence dorée Grapevine Disease Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imagery »	90
3	Résultats complémentaires	111
3.1	Sélection des variables les plus discriminantes pour les trois échelles d'analyse	111
3.1.1	Pour les cépages noirs	111
3.1.2	Pour les cépages blancs	112
3.2	Validation des variables sélectionnées sur les zones présentant différents niveaux d'infection	115
4	Synthèse des résultats et discussions	116
4.1	Sélection des variables pour les cépages noirs	116

4.1.1	Lien entre les variables et la teneur en pigments des feuilles symptomatiques de FD	118
4.1.2	Lien entre les résultats obtenus à l'échelle des zones et ceux obtenus à l'échelle de la feuille à partir des données hyperspectrales	120
4.2	Sélection des variables pour les cépages blancs	121
4.2.1	Lien entre les variables et la teneur en pigments des feuilles symptomatiques de FD	122
4.2.2	Lien entre les résultats obtenus à l'échelle des zones et ceux obtenus à l'échelle de la feuille à partir des données hyperspectrales	123
4.3	Performance de discrimination des variables sélectionnées en fonction de la couleur du cépage et l'échelle d'analyse	124
4.4	Différence dans l'expression des symptômes entre les parcelles observées en 2015 et 2016	125
4.5	Performance des variables sur les zones présentant différents niveaux d'infection (validation) et à l'échelle de la parcelle	128
4.6	Conclusions	129
Chapitre V : Discrimination spécifique de la Flavescence dorée – Distinction avec les maladies du bois		131
1	Introduction	133
2	Article en préparation : « On the potentiality of UAV multispectral imagery to detect Flavescence dorée and Grapevine Trunk Disease »	134
3	Résultats complémentaires sur la discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) à partir de la technique probabiliste	165
3.1	Cartographie des zones de feuilles symptomatique (FD et/ou MB)	165
3.2	Validation	166
4	Synthèse des résultats et discussions	171
4.1	Sélection des variables pour la discrimination des zones symptomatiques des zones asymptomatiques (Cas 1)	171
4.2	Sélection des variables pour la discrimination des zones symptomatiques FD des zones symptomatiques MB (Cas 2)	173
4.3	Performances de discrimination des variables sélectionnées en fonction du cas de discrimination et de l'échelle d'analyse	173
4.4	Lien entre la performance de discrimination et l'expression des symptômes de la Flavescence dorée et des maladies du bois	174
4.5	Conclusions	175
Chapitre VI : Conclusions et perspectives		179
Références Bibliographiques		187
Annexes		199
1	Annexe 1 : Extrait des rapports OenoMip sur l'acquisition et traitements des données hyperspectrales	201
2	Annexe 2 : Données d'entrée utilisées pour les analyses statistiques	213

LEXIQUE

ACI	:	Anthocyanin Content Index
AF	:	Autres facteurs de coloration anormale des feuilles
AIC	:	Akaike Information Criterion
Ant	:	Anthocyanes
AOC	:	Appellation d'Origine Contrôlé
ARI	:	Anthocyanin Reflectance Index
ARI	:	Anthocyanin Reflectance Index
AS	:	Asymptomatiques
AUC	:	Area Under Curve
BDA	:	Black Dead Arm
BS	:	Bandes Spectrales
Car	:	Caroténoïdes
Chl	:	Chlorophylles
CI	:	Chlorophyll Index
DVI	:	Difference Vegetation Index
FAM	:	FranceAgriMer
fCover	:	Fraction du sol couverte par de la végétation verte
FD	:	Flavescence Dorée
FEDER	:	Fonds européen de développement régional
FN	:	Faux négatifs
FP	:	Faux positifs
FREDON	:	Fédération Régionale de Défense contre les Organismes Nuisibles
GLM	:	Modèle linéaire généralisé
GNDVI	:	Green Normalized Difference Vegetation Index
Green VI	:	Green Vegetation Index
GRVI	:	Green-Red Vegetation Index
ICV	:	Institut Coopératif du Vin
IV	:	Indices de Végétation
LAI	:	Leaf Area Index
LOWTRAN:		Low Resolution Transmission
MACI	:	Modified Anthocyanin Content Index
MARI	:	Modified Anthocyanin reflectance index
MB	:	Maladies du bois
NDRE	:	Normalized Difference Red-Edge Index
NDVI	:	Normalized Difference Vegetation Index
NI	:	Niveau d'Infection
NPCI	:	Normalized Pigment Chlorophyll Index
OVS	:	Organismes à Vocation Sanitaire
PB	:	Paramètres Biophysiques
PCR	:	Polymerase Chain Reaction
PLO	:	Périmètres de Lutte Obligatoire

PROSPECT:	Model of leaf optical Properties Spectra
REGI	: Red-Edge Green Index
RERI	: Red-Edge Rouge Index
RGI	: Red Green Index
RMSE	: Root Mean Square Error
ROC	: Receiver Operating Characteristic
RVI-RE	: Ratio Vegetation Index – Red-Edge
SAIL	: Scattering by Arbitrarily Inclined Leave
SAVI	: Soil Adjusted Vegetation Index
SIPI	: Structural Independent Pigment Index
SRI	: Simple Ratio Index
SRPI	: Simple Ratio Pigment Index
SVM	: Support Vector Machine
TEC	: Traitement à l'Eau Chaude
VARI	: Visible Atmospherically Resistant Index
VN	: Vrais négatifs
VP	: Vrais positifs

PRÉAMBULE

Les travaux présentés dans ce manuscrit de thèse s'inscrivent dans le cadre du projet OenOMIP. Ce projet s'est déroulé sur la période juillet 2015 - avril 2017. Il a été conduit par l'entreprise TerraNIS, l'École d'Ingénieurs de Purpan et la Fédération Régionale de lutte et de Défense contre les Organismes Nuisibles (FREDON) Midi-Pyrénées. En plus de fonds propres des partenaires, il a été financé à hauteur d'environ 50% par la région Midi-Pyrénées (suite à une réponse à l'appel d'offre Easynov aéronautique) et l'Europe (FEDER, Fonds européen de développement régional). Ce projet avait pour objectif le développement d'un produit spécifique à la vigne qui correspondrait, à l'échelle de la parcelle, à une cartographie de zones de végétation présentant des symptômes de la maladie Flavescence dorée (FD). Ce produit serait destiné soit aux viticulteurs soit aux organismes en charge de la prospection de la maladie sur un vignoble donné. L'utilisation de la télédétection dans ce projet visait à fournir deux types d'informations : d'une part, la détection rapide et précise des pieds de vigne présentant les symptômes de la FD pour permettre leur arrachage immédiat et leur remplacement et ainsi ralentir la propagation de la maladie ; d'autre part, la détection des zones où la maladie régresse et donc où les traitements insecticides contre la cicadelle *Scaphoideus titanus* (vecteur de la maladie) pourraient être raisonnés. L'option méthodologique retenue consistait à utiliser des images multispectrales acquises par un capteur embarqué sur un drone. Le projet était structuré en deux axes.

Le premier axe concernait l'analyse de données multispectrales acquises par drone. Il a été réalisé dans le cadre du doctorat développé dans ce manuscrit de thèse sur la période 2015-2017. Les principaux objectifs étaient d'utiliser ces données pour :

- Sélectionner des variables (type indices de végétation et données biophysiques) pour discriminer les zones symptomatiques de la Flavescence dorée et/ou de la maladie du bois à l'échelle de parcelle de vigne et ;
- Apporter des connaissances sur les teneurs en pigments foliaires des zones de végétation symptomatiques de la FD.

Le deuxième axe portait sur l'étude de données hyperspectrales acquises par spectroradiomètre portable à l'échelle de la feuille de vigne. Ce travail a été réalisé dans le cadre d'un post doctorat sur la période 2016-2017. Les principaux objectifs étaient d'utiliser ces données pour :

- Apporter des connaissances sur les caractéristiques spectrales des feuilles symptomatiques de Flavescence dorée ;
- Identifier les bandes spectrales les plus performantes pour la détection de la Flavescence dorée et ;
- Identifier les indices spectraux normalisés les plus performants pour la détection de la Flavescence dorée à l'échelle de la feuille, en simulant des images acquises avec un capteur multispectral.

Le conséquent travail de terrain mené dans le projet constitue un réel travail d'équipe, autant dans la prospection pour le choix final des parcelles que dans la prise de mesures de terrain.

Ces deux axes ont aussi bénéficié d'un partenariat étroit avec certains acteurs de la filière tels que l'Institut Coopératif du Vin (ICV), la Maison des Vins de Gaillac et la Chambre d'Agriculture du Tarn, qui nous ont fait bénéficier de leur expérience terrain, de leurs connaissances techniques et de leur vision des enjeux de la filière viti-vinicole.

Pour répondre au mieux aux objectifs du projet OenOMIP, différentes tâches ont été définies impliquant plusieurs partenaires. La Figure 1 illustre les tâches du projet ainsi que les partenaires impliqués dans chaque tâche.




Tâche	Partenariats
<p>Tâche 1 : Acquisition des données de terrain</p> <p>Localisation et description des zones asymptotiques et symptomatiques de la Flavescence dorée et d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles</p>	
<p>Tâche 2 : Acquisition des données de télédétection</p> <p>1) Axe 1 : données multispectrales acquises par drone 2) Axe 2 : données hyperspectrales acquises par spectroradiomètre portable</p>	
<p>Tâche 3 : Traitement des données</p> <p>1) Axe 1 : doctorat Johanna ALBETIS 2) Axe 2 : post doctorat Fabio GUTTLER</p>	

Figure 1 : Schéma des tâches et partenaires du projet OenoMip

INTRODUCTION

Depuis plusieurs années, la recherche dans la viticulture est orientée dans le développement des nouvelles méthodes visant à améliorer la lutte contre les maladies qui affectent la vigne. L'objectif principal des recherches est de protéger la vigne et d'avoir une bonne qualité de vin mais aussi de protéger son environnement. En effet, en 2015 le gouvernement a annoncé le plan Ecophyto 2 ayant comme objectif la réduction des pesticides de 50% à l'horizon 2025. Parmi les maladies qui affectent le vignoble, la Flavescence dorée (FD) est considérée comme une des plus répandues en France (57% du vignoble français est concernée) provoquant des pertes économiques importantes. Cette maladie de quarantaine est provoquée par un phytoplasme et transmise par la cicadelle *Scaphoideus Titanus*. Malgré la mise en place de la lutte obligatoire elle continue à se propager. Une des causes qui rend difficile la maîtrise de la maladie est la localisation de tous les pieds atteints. La méthode utilisée de manière générale repose sur des campagnes de prospection réalisées par les Organismes à Vocation Sanitaire (OVS) ou les viticulteurs en arpentant les parcelles de vigne à la recherche des pieds symptomatiques (caractérisés par une coloration anormale des feuilles, rouge pour le cépage noir et blanc pour le cépage jaune). Les limites de cette méthode sont : i) le coût économique (la prospection souvent réalisée en même temps que la période de vendange impose le recours à des moyens humains supplémentaire), ii) une prospection non-spatialement exhaustive des surfaces en vigne (l'importance des surfaces de vigne à prospecter et leur distribution spatiale plus ou moins dispersée au sein d'un territoire impose un échantillonnage des parcelles prospectées) et iii) des erreurs dans la reconnaissance visuelle de la maladie (la prospection réalisée par des viticulteurs qui ne sont pas formés pour reconnaître spécifiquement les symptômes augmente le risque d'omission de détection des pieds atteints de FD).

Dans ce contexte, l'amélioration de la méthode de détection dans le cadre des campagnes de prospection représente un enjeu important pour l'éradication de la Flavescence dorée. Pour répondre à ces besoins de détection, la télédétection peut apporter une aide significative, plus particulièrement l'imagerie drone. Cela repose sur le lien entre la variation des pigments foliaires provoquée par la maladie et les variables multispectrales (bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques) calculées à partir de l'imagerie drone. Deux objectifs, l'un méthodologique et l'autre thématique, structurent ce travail de thèse. L'objectif principal consiste à déterminer quelles sont les variables multispectrales ayant un intérêt pour détecter les zones symptomatiques de Flavescence dorée et leur efficacité. Dans un point de vue opérationnel, les variables sélectionnées doivent être capable de distinguer les zones symptomatiques de Flavescence des autres facteurs provoquant une coloration anormale des feuilles (maladies, carences nutritives et accidents traumatiques). Lorsque les données le permettent, le potentiel des variables sera testé dans la discrimination des zones symptomatiques FD des zones symptomatiques des maladies du bois (maladies très répandues en France). Le deuxième objectif plus thématique est d'apporter la connaissance dans l'expression des symptômes de la Flavescence dorée et leur lien avec la teneur en pigments à partir de la réponse spectrale de la vigne.

Les vignes étudiées sont situées en France, dans deux régions viticoles sous Appellation d'Origine Contrôlée (AOC), Gaillac et Minervois. Dans ces régions, la maladie est présente

depuis plusieurs années sur des parcelles avec différents cépages et présentant différents niveaux de coloration (proportion des feuilles symptomatiques par pied de vigne). Compte-tenu de ces éléments, nous considérons que ces deux régions constituent de bons sites expérimentaux. Deux campagnes ont été réalisées sur ces sites d'études pendant l'année 2015 et 2016.

Ce document s'organise en trois parties : la première partie présente le contexte général de la Flavescence dorée sur la vigne et la détection des maladies des plantes à partir de la télédétection ainsi que la démarche et les objectifs du travail de thèse (chapitre I). Dans la deuxième partie, nous commençons par décrire les sites d'étude et les données utilisées (chapitre II). Nous exposons ensuite la méthode développée pour traiter les images drone dans l'objectif d'évaluer le potentiel de détection de la Flavescence dorée (chapitre III). Enfin, la quatrième partie montre les résultats et discussions sur les caractéristiques de la réponse spectrale de vigne atteinte par la Flavescence dorée et les apports sur la connaissance de la maladie (Chapitre IV) ainsi que les résultats et discussions sur l'approche méthodologique de détection des maladies (Flavescence dorée ou maladies du bois) et de détection spécifique à la Flavescence dorée (Chapitre V).

Les travaux de thèse présentés dans les chapitres IV, et V ont donné lieu à la rédaction de différents articles, publiés ou en cours de publication, dont la liste est présentée ci-après.

LISTE DE PUBLICATIONS

- **Sur le chapitre IV :**

Article 1

[Publié] J. ALBETIS, S. DUTHOIT, F. GUTTLER, et al. Detection of Flavescence dorée Grapevine Disease Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imagery. Remote Sensing, 2017, vol. 9, no 4, p. 308

Communication orale 1

J. ALBETIS, S. DUTHOIT, G. DEDIEU et M. GOULARD. Detection of the “Flavescence dorée” grapevine disease by multispectral UAV imagery. SINAPSIS 2016, Paris - France

Communication orale 2

J. ALBETIS et S. DUTHOIT. Détection de la Flavescence Dorée à partir d’images Drones. Tech’N Bio 2016, Bordeaux - France

Communication orale 3

J. ALBETIS. Surveiller les maladies de la vigne par drone - Flavescence Dorée. Quai de savoirs : Un café avec un jeune chercheur, 2016. Toulouse – France

- **Sur le chapitre V**

Article 3

[Publié] J. ALBETIS, S. DUTHOIT, F. GUTTLER, et al. Uso de imágenes multiespectrales procedentes de Vehículos Aéreos no Tripulados en la viticultura de precisión : potencial en la detección de la Flavescence dorée y las enfermedades de madera de la vid. GIESCO (Groupe International d’Experts en Systemes vitivinicoles pour la Coopération), 2017, november, Mendoza - Argentina.

Article 4

[En cours] J. ALBETIS, S. DUTHOIT, M. GOULARD et al. On the potentiality of UAV multispectral imagery to detect Flavescence dorée and Grapevine trunk disease.

Communication orale 4

J. ALBETIS, S. DUTHOIT, M. GOULARD et al. On the potentiality of UAV multispectral imagery to detect Flavescence dorée and Grapevine trunk. RAQRS (Recent Advances in Quantitative Remote Sensing) 2017, September, Valence – Spain

CHAPITRE I : CONTEXTE, DÉMARCHE ET OBJECTIF

1 Origine et propagation de la Flavescence dorée

La cicadelle *Scaphoideus titanus*, vecteur du phytoplasme responsable de la Flavescence dorée (FD) [1–4], serait d’origine nord-américaine. Elle aurait été introduite en Europe avant 1930, lors de l’importation depuis les Etats-Unis de bois de vigne destinée à lutter contre la crise phylloxérique [5]. Malgré une origine américaine de la cicadelle, la Flavescence dorée proviendrait d’Europe [6]. L’hypothèse communément admise de son apparition est qu’un vecteur aurait transféré de manière occasionnelle le phytoplasme de type FD des plantes sauvages à la vigne sans provoquer d’épidémies. Lorsque la cicadelle *S. titanus* a été introduite en Europe, elle aurait entretenu le cycle du phytoplasme sur la vigne en le propageant de cep en cep, générant les premières épidémies [7]. Cette théorie a été renforcée par des études montrant que les cicadelles *Dictyophara europaea* et *Oncopsis alni* sont capables de transmettre un phytoplasme de clématites blanches ou de l’aulne à la vigne [8, 9].

La Flavescence dorée est apparue pour la première fois en Europe dans le Sud-Ouest de la France dans les années 1949-1950, plus précisément dans les vignobles d’Armagnac [10, 11]. La maladie s’est ensuite étendue de manière épidémique dans les Landes et le Gers, avant d’atteindre les Hautes-Pyrénées et le Lot-et-Garonne [12, 13]. La propagation de la maladie à travers l’Europe ne serait pas expliquée par la capacité de dispersion de l’insecte (capacité de dispersion faible de 25 à 40m) [14]. Elle serait davantage la conséquence du commerce de bois de porte-greffe ou des greffons contaminés destinés à la plantation [15, 16] et éventuellement par une expansion passive de l’insecte par le vent [17]. Actuellement, la FD est présente dans différents pays du Sud de l’Europe : Espagne, France, Italie, Portugal, Serbie, Slovénie et Suisse [18]. Pour le cas de la France, elle concerne 57 % du vignoble français [19]. La Champagne et l’Alsace restent aujourd’hui les deux seules régions productrices à ne présenter aucun cas de Flavescence dorée [20]. La Figure 2 montre les communes touchées par la Flavescence dorée pendant l’année 2015.

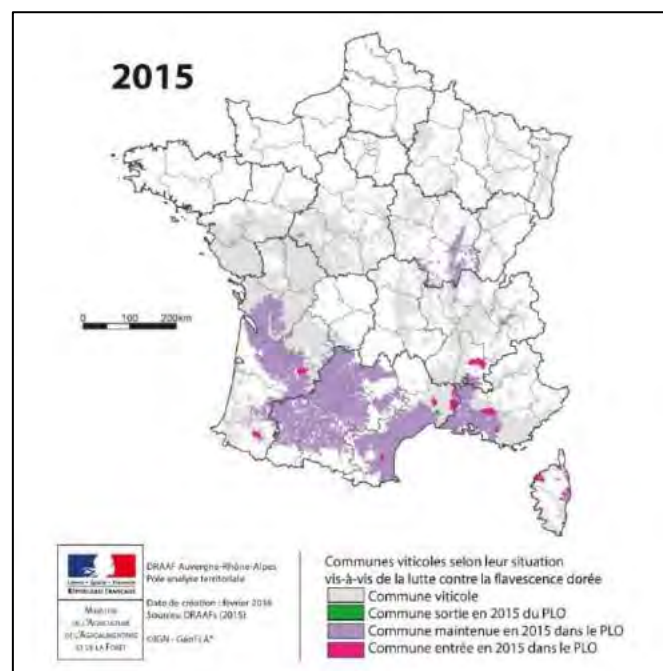


Figure 2 : Communes françaises en Périmètre de Lutte Obligatoire (PLO) contre la Flavescence dorée pendant l’année 2015. Image modifiée à partir de la présentation réalisée par Pascale Savarit en 2015 [19].

2 La Flavescence dorée : maladie « vectée » multi-symptomatique

2.1 Le système plante-pathogène-insecte vecteur : définition et fonctionnement

La Flavescence dorée est une maladie dite « vectée », c'est-à-dire transmise d'hôte à hôte par un vecteur. À la différence de maladies dites « classiques », la compréhension de la propagation de la FD est très complexe de part des interactions possibles au sein du système plante-pathogène-insecte vecteur [18]. La Figure 3 est une illustration du système plante-pathogène-insecte vecteur de la Flavescence dorée.

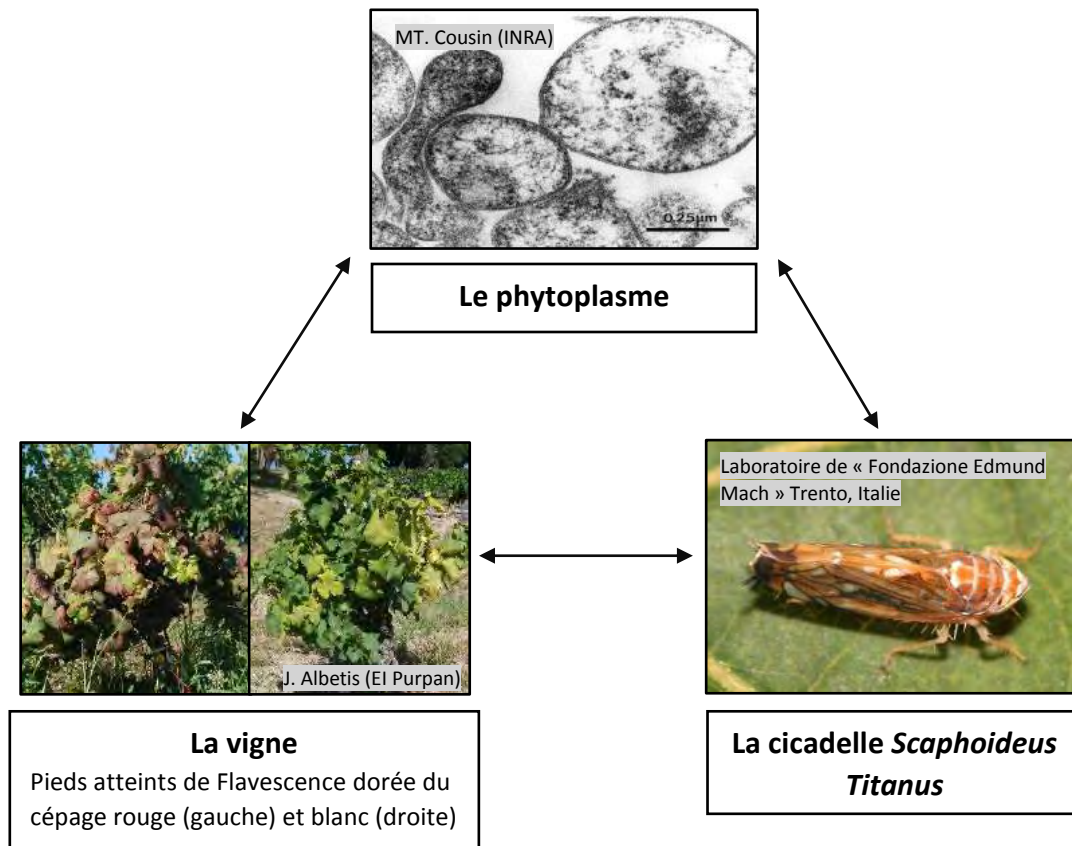


Figure 3 : Le système plante-pathogène-insecte vecteur de la Flavescence dorée illustré par les pieds de vignes atteints de Flavescence dorée, les phytoplasmes du groupe ribosomique *Elm yellows* et la cicadelle *Scaphoideus titanus*.

Les pathogènes responsables de la Flavescence dorée sont des phytoplasmes, bactéries sans paroi appartenant à la classe des Mollicutes [21], classés dans le groupe ribosomique des *Elm yellows* (EY ou 16SR-V) [22]. Il existe trois groupes de souches associés à cette maladie (FD1, FD2 et FD3), réunis sous le nom de *Candidatus phytoplasma vitis* [23]. Cependant, seules les souches des groupes FD1 et FD2 ont été localisées en France, FD2 étant responsable de 85% des cas observés en France [6, 24, 25].

En ce qui concerne l'insecte vecteur, la cicadelle *Scaphoideus titanus* est un phytophage piqueur-suceur de la famille des Hémiptères qui se nourrit du phloème et dans une moindre mesure du xylème et du parenchyme composant les pieds de vigne [26]. La Figure 4 représente le cycle de vie de la cicadelle *Scaphoideus Titanus*. L'insecte effectue une génération par an. La ponte a lieu fin août ou début septembre suite à un accouplement en août. Les œufs sont pondus sous l'écorce des souches de vigne et restent en diapause jusqu'en

avril. Suite à l'éclosion des œufs, l'insecte passe par cinq stades larvaires, chacun d'environ 10 jours, avant d'être adulte en juillet avec une durée de vie d'environ un mois [18, 27].

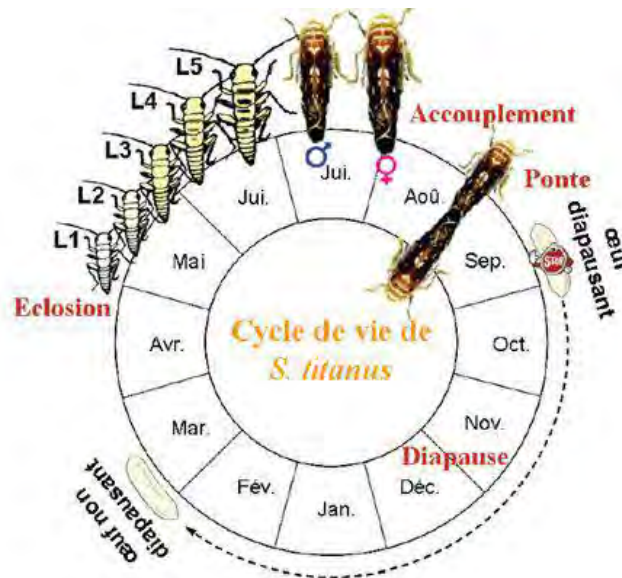


Figure 4 : Cycle de vie de *Scaphoideus titanus* [les dates sont susceptibles de varier selon le lieu et l'année]. Figure adaptée depuis Chuche 2010 [18].

La cicadelle acquiert le phytoplasme, responsable de la Flavescence dorée, lors de la prise alimentaire sur un pied de vigne infecté [28, 29]. Le phytoplasme est aspiré dans le phloème, se multiplie et colonise l'ensemble du corps du vecteur [29, 30]. Le vecteur infectieux pourra transmettre le phytoplasme dans un pied de vigne sain lors de chaque prise alimentaire. Au sein de la plante, une partie des phytoplasmes gagne le système racinaire et l'autre reste dans les rameaux durant l'hiver [31]. À partir du printemps suivant, les phytoplasmes colonisent les feuilles en croissance pouvant occuper complètement les tubes criblés. Cette modification peut entraîner une diminution de l'activité photosynthétique dont la synthèse de chlorophylles et de caroténoïdes [32, 33]. Les symptômes apparaissent généralement après la floraison, un à trois ans après la contamination par le phytoplasme. Ils ne sont pas forcément visibles tous les ans [18, 28]. Enfin, ils peuvent se manifester sur un seul rameau ou sur l'ensemble du pied de vigne.

2.2 Les symptômes de la Flavescence dorée

2.2.1 Typologie des symptômes

La Flavescence dorée affecte la vigne à différents niveaux de la plante : feuille, bois et baie. Pour la reconnaissance de la maladie, il faut nécessairement la présence simultanée sur le même rameau des quatre symptômes suivants :

- 1) Le non-aoûtement partiel ou total des rameaux du pied de vigne. Ce symptôme se traduit par des rameaux courbés vers le sol, donnant un port pleureur aux parties atteintes par la Flavescence dorée. Cet aspect des rameaux s'explique par le faible développement du bois, souvent accompagné d'une absence de fibres libériennes [34, 35].
- 2) Flétrissement des baies. Les inflorescences se dessèchent et tombent en poussière ou les baies se flétrissent partiellement rendant les raisins inutilisables [34, 35].

- 3) Le changement de coloration des feuilles. Ce symptôme varie en fonction du type de cépage, rougissement pour les cépages noirs, jaunissement pour les cépages blancs [34, 35]. La modification de la coloration de la feuille peut être totale ou partielle selon que tout le limbe et la nervure des feuilles ou une seule partie de la feuille sont concernés.
- 4) L'enroulement des feuilles. Les feuilles deviennent rigides, cassantes et se replient vers la face inférieure. Ce symptôme s'exprime de manière plus ou moins prononcée selon les cépages (noirs ou blancs). Il est par exemple plus marqué pour les cépages Chardonnay, Grenache et Alicante Bouschet [34, 36].

La Figure 5 illustre les symptômes de la Flavescence dorée sur un pied de vigne pour des cépages noir et blanc. Les premiers symptômes apparaissent au printemps (fin mai-début juin). Cependant la prospection sur le terrain est faite pendant l'été car c'est la période durant laquelle les quatre symptômes sont les plus marqués. Parmi ces quatre symptômes, cette thèse s'intéresse exclusivement à celui susceptible d'être identifié à partir de données de télédétection c'est-à-dire le symptôme de changement de coloration des feuilles. Dans le paragraphe suivant, nous étudions le phénomène de coloration des feuilles à travers les variations de leur teneur en pigments.

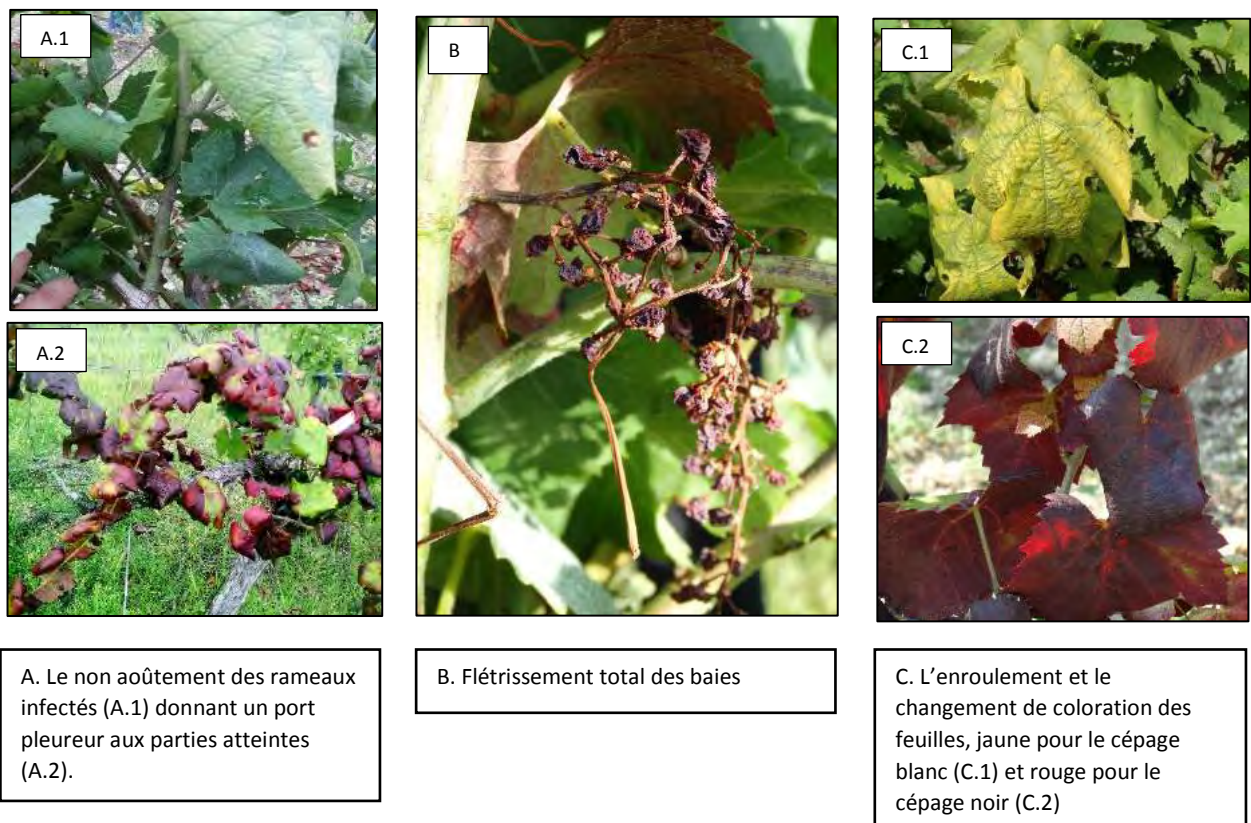


Figure 5: Les quatre symptômes permettant la reconnaissance des pieds de vignes infectés par la Flavescence dorée. Images prises lors de la campagne de terrain en 2015 et en 2016.

2.2.2 La coloration des feuilles

La coloration des feuilles est liée principalement à leur teneur en pigments photosynthétiques et flavonoïdes. Les pigments photosynthétiques se trouvent à l'intérieur des chloroplastes. Il s'agit des chlorophylles (Chl) *a* et *b*, responsables de la couleur verte des

Chapitre I

feuilles, et des caroténoïdes (Car) responsables de la couleur jaune et orange. Les pigments flavonoïdes s'accumulent généralement dans les vacuoles des cellules végétales. Leur rôle principal est la protection des feuilles face à un excès de lumière, une baisse de température et une perte de chlorophylles [37]. Parmi les flavonoïdes, nous nous intéressons aux anthocyanes (Ant) responsables de la couleur rouge des feuilles.

Dans des conditions normales de développement de la vigne, les feuilles saines présentent des teneurs en pigments photosynthétiques et flavonoïdes variables selon la période du cycle phénologique. Cependant, en présence d'un agent pathogène, ces teneurs en pigments sont modifiées et induisent une coloration anormale des feuilles. Ainsi, différentes études réalisées sur des feuilles de cépages noirs ou blancs atteintes par la Flavescence dorée ou le Bois Noir (deux maladies présentant un symptôme similaire de changement de coloration des feuilles) ont permis de caractériser les concentrations en pigments foliaires pour des feuilles saines et des feuilles symptomatiques avec un niveau d'infection par l'agent pathogène faible ou fort. Les résultats sont synthétisés dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Comparaison des teneurs moyennes en Chlorophylles (Chl), Caroténoïdes (Car), Anthocyanes (Ant) et ratio Chl a/Chl b et Car/Chl de feuilles saines et atteintes par le Bois Noir ou la Flavescence dorée avec un niveau d'infection (NI) faible ou fort.

Maladie Type de cépage	Pigments	Concentrations moyennes en pigments (mg/g)			Référence
		Feuille saine	Feuille symptomatique		
			NI faible	NI fort	
Bois Noir Cépage blanc (Chardonnay)	Chl a	2.45	1.57	0.85	[38]
	Chl b	0.90	0.71	0.42	
	Total Chl	3.35	2.28	1.27	
	Car	0.80	0.63	0.38	
	Chl a/ Chl b	2.7	2.2	2.0	
	Car/Chl	0.23	0.27	0.30	
Flavescence dorée Cépage noir (Barbera et Nebbiolo)	Ant	0.31	0.53	2.20	[39]

À partir de ces travaux et les descriptions sur la variation en pigments des feuilles saines de vigne réalisés par Féret [40], nous avons schématisé sur la Figure 6 la variation hypothétique au cours du cycle phénologique de la vigne de la teneur en chlorophylles, caroténoïdes et anthocyanes d'une feuille saine et d'une feuille atteinte de Flavescence dorée pour un cépage noir.

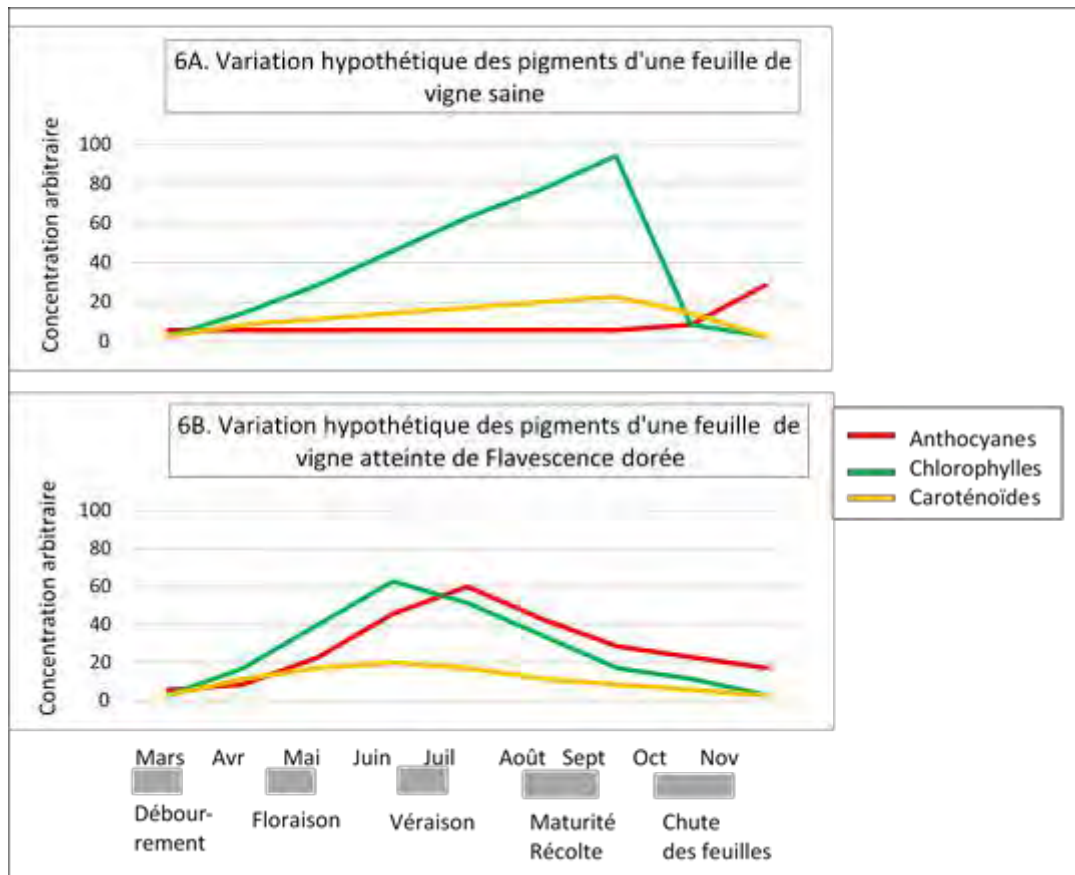


Figure 6 : Variation hypothétique au cours du cycle phénologique de la vigne des teneurs en chlorophylles, caroténoïdes et anthocyanes d'une feuille saine et d'une feuille atteinte de Flavescence dorée pour un cépage noir (les dates peuvent varier en fonction de la zone étudiée).

Dans le cas d'une feuille saine (6A), lors du stade de débourrement de la vigne, les trois principaux pigments foliaires présentent des valeurs faibles, avec une concentration en anthocyanes légèrement plus élevée. À partir de ce stade, la synthèse des chlorophylles et des caroténoïdes démarre et se poursuit tout au long du cycle phénologique pour atteindre un maximum au stade maturité des feuilles avec des valeurs très fortes pour les chlorophylles. Au cours de cette période, les feuilles sont de couleur verte. La phase de sénescence correspond à la période durant laquelle se produisent simultanément la synthèse des anthocyanes et la diminution des teneurs en chlorophylles et caroténoïdes, celle en chlorophylles baissant plus vite que celle en caroténoïdes. Cela se traduit par une modification de la coloration des feuilles, passant progressivement du vert au jaune, avant d'être totalement sénescentes [40].

Dans le cas d'une feuille de cépage noir atteinte de Flavescence dorée (Figure 6B), c'est à partir du stade de débourrement que les teneurs en pigments foliaires présentent des variations différentes de celles d'une feuille saine. La synthèse des chlorophylles, des caroténoïdes et des anthocyanes a lieu en même temps mais les maximums de concentration sont atteints à des stades différents : au stade de floraison pour les chlorophylles et les caroténoïdes (plus précocement que pour une feuille saine) et au stade de véraison pour les anthocyanes. Dans le cas d'une feuille de cépage blanc, la dynamique des pigments doit être similaire à celle d'un cépage noir sans production des anthocyanes. Du point de vue de la coloration de la feuille, cela se traduit par une couleur verte jusqu'au stade floraison puis une

modification progressive vers le rouge ou le jaune selon le type de cépage (noir ou blanc) avec un maximum de changement de coloration exprimé au stade maturité/récolte, avant que la feuille ne rentre en sénescence.

Cette dynamique de changement de coloration des feuilles serait identique entre cépages d'un même type (noir ou blanc). En revanche, l'intensité de coloration, dépendante du niveau d'infection par le phytoplasme, varie en fonction de différents facteurs. Le principal est le cépage. Selon qu'il s'agit d'un cépage sensible ou résistant, l'accumulation de phytoplasme sera respectivement forte ou faible, se traduisant par une coloration marquée des feuilles symptomatiques (rouge foncé pour les cépages noirs et jaune foncé pour les cépages blancs) ou atténuée (rose ou rouge pâle pour les cépages noirs et vert pâle pour les cépages blancs) [39]. En 2010, Chucho a répertorié les cépages les plus sensibles et les plus résistants à la Flavescence dorée [18]:

- Cépages sensibles : Alicante Bouschet, Baco 22 A, Barbera, Cabernet franc, Cabernet Sauvignon, Carignan, Chardonnay, Cot, Gamay, Grenache, Jurançon blanc, Mourvèdre, Ondenc, Pinot blanc, Pinot noir et Ugni blanc
- Cépages résistants : Colombard, Merlot, Sauvignon Blanc et Syrah

Cependant, des observations réalisées sur le terrain ont permis de constater que, pour un même cépage, les conditions climatiques de l'année, notamment le stress hydrique et la présence d'autres agents pathogènes, atténuent l'intensité de coloration des feuilles symptomatiques [18, 41, 42]. Dans le cas de la présence d'autres agents pathogènes, il est supposé que ces derniers modifient les propriétés du phloème, le rendant impropre au développement du phytoplasme de la Flavescence dorée, entraînant une diminution de son accumulation d'où une coloration des feuilles symptomatiques moins intense faible [18].

2.2.3 Facteurs de coloration des feuilles pouvant se confondre avec la Flavescence dorée

Différents facteurs biotiques et abiotiques peuvent induire une coloration des feuilles similaire ou proche de celle observée sur des feuilles atteintes par la Flavescence dorée. Nous en distinguons quatre principaux, les plus fréquemment observés dans le vignoble français et donc susceptibles d'être présents simultanément à la Flavescence dorée :

- 1) Autres maladies engendrant des changements de coloration des feuilles. Trois types de maladies présentent un symptôme similaire de modification de coloration des feuilles.
 - a. Les **maladies à jaunisse**. Elles regroupent les maladies de la vigne provoquées par un phytoplasme (c'est le cas de la Flavescence dorée). Parmi celles-ci, la maladie du Bois Noir se distingue car elle se manifeste par les mêmes symptômes que la Flavescence dorée. Cependant, à la différence de la Flavescence dorée, la cicadelle *Hyaletthes obsoletus*, vectrice du phytoplasme, n'est qu'un hôte accidentel de la vigne, rendant le potentiel épidémique de cette maladie plus faible que celui de la Flavescence dorée [34, 43, 44].
 - b. Les **maladies du bois**. Elles regroupent plusieurs maladies associées à des champignons. En France, les trois principales sont l'eutypiose, le Black Dead Arm (BDA) et l'ESCA. Dans le cas de l'eutypiose, la coloration des feuilles observée est vert pâle pour les cépages blancs et un aspect bronze pour les cépages noirs. Cette coloration est accompagnée d'un raccourcissement des entrenœuds et un






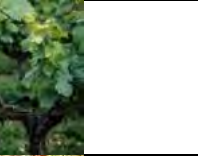








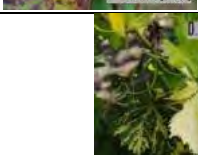
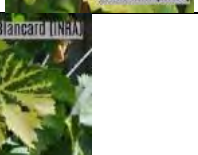
rabougrissement des rameaux [34]. À la différence de l'eutypiose, la coloration des feuilles provoquées par le BDA et l'ESCA n'est pas facilement qualifiable. Elle varie en particulier en fonction de la forme de la maladie : pour la forme lente, les feuilles symptomatiques se caractérisent par des marbrures constituées de parties nécrosées et de tâches jaunes pour les cépages blancs, ou rouge pour les cépages noirs ; pour la forme rapide (dite apoplectique pour l'ESCA et sévère pour le BDA), les feuilles symptomatiques se dessèchent totalement et tombent prématurément [34, 45, 46].

- c. Les **maladies à virose**. Les plus dommageables pour la vigne sont l'enroulement de la vigne et le Court-Noué. La première est transmise par le matériel végétal (bouturage, greffage) ou par des cochenilles et la deuxième par des nématodes. Dans le cas de l'enroulement de la vigne, la coloration des feuilles symptomatiques est rouge pour les cépages noirs et jaune pour les cépages blancs alors que pour le Court-Noué, la coloration est jaune quel que soit le type de cépage [34, 35].
- 2) Carences nutritives. Les carences en magnésium, potassium et fer sont les principales carences nutritives pouvant causer des changements de coloration des feuilles similaires à ceux de la Flavescence dorée. Que ce soit la carence en magnésium ou en potassium, la coloration est jaune pour les cépages blancs et rouge pour les cépages noirs alors que pour la carence en fer (Chlorose ferrique), la feuille devient jaune quel que soit le type de cépage [34].
- 3) Accidents physiologiques ou traumatiques. Les accidents, qu'ils soient physiologiques ou traumatiques, peuvent provoquer quel que soit le type de cépage des brunissements ou rougissements prématurés sur les feuilles. On entend par accident physiologique, des abus de traitements pesticides ou antiparasitaires, et par accident traumatique, des étranglements ou blessures du tronc ou des sarments occasionnés par les machines agricoles lors du passage dans la vigne.
- 4) Attaques d'insectes. Les insectes qui provoquent une coloration des feuilles similaires à celles symptomatiques de la Flavescence dorée sont les acariens tétranyques et la cicadelle bubale. Quel que soit l'insecte, la conséquence est une coloration rouge ou jaune selon le type de cépage. Pour les Acariens tétranyques, regroupant l'araignée rouge (*Panonychus ulmi*) et l'araignée jaune (*Tetranychus urticae*), la coloration des feuilles résulte des piqûres sur les feuilles. Pour la cicadelle bubale (*Ceresa bubalus* ou *Stictocephala*), la coloration des feuilles est provoquée par l'incision des rameaux réalisée par l'insecte afin de déposer ses œufs [34].









Le Tableau 2 présente pour chacun des quatre facteurs, une photographie de feuilles symptomatiques selon le type de cépage (noir et blanc), les principaux éléments de distinction avec les symptômes de la Flavescence dorée et la date d'apparition des colorations. Lorsque les symptômes ne permettent pas de discriminer la Flavescence dorée des autres facteurs de coloration, il est nécessaire de réaliser une analyse moléculaire ADN d'identification (c'est le cas du Bois Noir). Actuellement la plus utilisée est l'analyse PCR (Polymerase Chain Reaction) triplex temps réel [47].

Chapitre I

Tableau 2 : Les quatre facteurs engendrant des colorations des feuilles pouvant se confondre avec celles observées sur des feuilles atteintes par la Flavescence dorée. Les images sans référence ont été prises lors des campagnes de terrain réalisées en 2015 et en 2016.

Facteurs de coloration	Photos de feuilles symptomatiques		Éléments de distinction avec les symptômes de FD	Date d'apparition des symptômes	Source	
	Cépage noir	Cépage blanc				
Autres maladies						
Maladie à jaunisse	Flavescence Dorée			La Flavescence dorée se caractérise par le non aoutement des rameaux, le flétrissement des baies, le changement de coloration et l'enroulement des feuilles	Dès juin et maximum d'expression des symptômes fin août et septembre.	[18]
	Bois noir			Seule l'analyse PCR permet de le différencier de la Flavescence dorée	Dès le printemps	[48]
Maladie du bois	Eutypiose			Les feuilles des rameaux affectés sont plus petites que les feuilles normales	Dès le printemps	[49]
	BDA/ESCA (Forme apoplectique)			Les feuilles se dessèchent totalement	Pendant l'été	[50]
	BDA (Forme lente)			Présence d'une bande verte le long des nervures principales accompagnée de zones desséchées et nécrosées	À partir de fin mai ou mi-juin	[50]
	ESCA (Forme lente)			Présence d'une bande verte le long des nervures principales accompagnée de zones desséchées et nécrosées	Dès juin et en général facilement identifiables en juillet	[50]
Maladie à virose	Enroulement de la vigne			Seul le long des nervures reste vert ; Aoutement correcte des bois	Dès juin-juillet	[50]
	Court noué			Aplatissement ou raccourcissement des entrenœuds	Dès le printemps	[50]

Chapitre I

Facteurs de coloration	Photos de feuilles symptomatiques		Éléments de distinction avec les symptômes de FD	Date d'apparition des symptômes	Source
	Cépage noir	Cépage blanc			
Carences nutritives					
Magnésium			Nervures principales vertes	Généralement fin juillet, parfois dès floraison	[51]
Potassium			Limbe brillant et légèrement en relief	Généralement fin juillet, parfois dès mai	[51]
Fer			À un stade plus avancé, les feuilles se décolorent en totalité et prennent une teinte blanc ivoire	Dès le printemps	[51]
Accidents					
Physiologiques			Le type de décoloration varie en fonction de la phytotoxicité souvent accompagnées de nécroses et des dessèchements foliaires	En fonction de l'application du produit physiologique	[52]
Traumatiques			Symptôme visible sur le rameau abimé	Après la blessure du rameau	-
Attaques d'insectes					
Acariens			Décolorations ponctuelles sur la feuille	Dès le printemps	[50]
Cicadelle bubale			Sur un rameau, seules présentent la décoloration les feuilles situées au-delà de l'incision pratiquée par la cicadelle pour déposer ses œufs	Dès la fin d'été ou en automne	[50]

Après avoir présenté la maladie et ses principales caractéristiques, nous développons dans le paragraphe suivant les méthodes mise en place pour lutter contre la Flavescence dorée.

3 Les méthodes de lutte actuelle contre la Flavescence dorée

La Flavescence dorée a été classée organisme de quarantaine par l'Union Européenne en 1993 (directive n° 77/1993 modifiée 92/103). Les principales méthodes de lutte contre la FD dans les pays touchés par la Flavescence dorée concernent : la lutte contre le vecteur, l'arrachage des pieds symptomatiques, la destruction des vignes abandonnées et la protection de la pépinière [53]. En France, les modalités de gestion de cette maladie sont régies à l'échelle nationale par un arrêté ministériel (arrêté du 19 décembre 2013) qui rend obligatoire la lutte contre le phytoplasme sur tout le territoire national, la surveillance et la déclaration de symptôme de Flavescence dorée et la lutte contre le vecteur.

À l'échelle Régionale, cette réglementation est appliquée par des arrêtés préfectoraux qui précisent les modalités de lutte contre la Flavescence dorée à mettre en œuvre au sein d'unités géographiques appelées Périmètres de Lutte Obligatoire (PLO). Les PLO correspondent aux communes sur lesquelles au moins un pied de vigne situé dans la dite-commune ou sur une vigne située à moins de 500m de celle-ci, est contaminé par la Flavescence dorée. Une commune peut demander à être retirée du PLO si aucun pied de vigne infecté par la maladie n'a été détecté pendant trois années consécutives [54].

3.1 Description des stratégies de lutte

La vitesse de propagation de la Flavescence dorée dépend de deux paramètres : le niveau d'inoculum (nombre de plantes hôtes infectées) et le niveau de population de l'insecte vecteur [36]. Actuellement, il n'existe aucun traitement direct contre la Flavescence dorée. Aussi, la lutte contre cette maladie est basée sur la mise en œuvre simultanée de trois stratégies ayant chacune une action sur le système plante-pathogène-insecte vecteur.

- 1) Stratégie n°1 : Actions sur le pathogène. Il s'agit d'implanter des ceps de vigne indemnes de Flavescence dorée. En effet, la production, le transport et la plantation de bois contaminé (porte greffes ou greffons en dormance, ou plants) sont une source importante de propagation de la maladie, notamment dans les vignobles indemnes. La principale mesure réglementaire pour réduire ce risque est l'application d'un Traitement à l'Eau Chaude (TEC). Cela consiste à détruire les phytoplasmes de la FD, en immergeant le bois dans l'eau maintenue à une température de 50°C pendant 45 minutes [54]. Pour autant, le recours à cette technique ne permet pas de s'abstenir de l'application des deux autres stratégies. Malgré l'implantation de bois indemne, une contamination ultérieure dans le vignoble peut avoir lieu si des cicadelles infectées par le phytoplasme sont présentes.
- 2) Stratégie n°2 : Actions sur l'insecte vecteur. Il s'agit d'adopter des pratiques de manière à maîtriser les populations de cicadelles de la FD. Une cicadelle contaminée est capable de transmettre le phytoplasme à un cep sain en le piquant pour se nourrir. Les traitements insecticides contre la cicadelle *Scaphoideus titanus* sont donc rendus obligatoires sur l'ensemble des PLO avec des substances adaptées aux modes de conduite des vignes. En système biologique, une seule matière active est autorisée, le pyrèthre naturel [55]. Le nombre et la date des traitements obligatoires sont déterminés dans chaque vignoble par les DRAAF-SRAL, sur la base d'une évaluation du risque sanitaire. Au maximum, trois traitements sont obligatoires [54]. Les deux premiers traitements sont destinés à lutter

contre les larves et le troisième contre les adultes. Dans le cas de vignes mères de greffons et de porte-greffe, les trois traitements sont obligatoires quelle que soit la situation géographique de la parcelle (dans ou hors PLO).

- 3) Stratégie n°3 : Actions sur la plante hôte. Il s'agit de mesures d'assainissement du vignoble. Les pieds de vignes atteints par la Flavescence dorée sont une source d'inoculum très importante et favorisent la propagation de la maladie au sein de la parcelle et sur les parcelles à proximité. Il est estimé que 10 pieds de vignes contaminés sont responsables de la propagation de la maladie sur 100 pieds l'année qui suit [56]. Partant de ce constat, l'arrachage et la destruction des pieds contaminés, y compris le système racinaire, sont rendus obligatoires. Pour une parcelle avec plus de 20% des pieds touchés, c'est l'arrachage de la totalité des pieds qui est obligatoire [54]. Ces mesures doivent être effectuées au plus tard le 31 mars de l'année suivant l'observation des symptômes. À défaut, les viticulteurs s'exposent à des sanctions économiques. L'identification des pieds contaminés par la Flavescence dorée est effectuée au cours de campagnes de prospection. La mise en place de ces campagnes suit une procédure définie à l'échelle régionale et/ou départementale qui précise la période d'observation, le nombre de parcelles à parcourir et les modalités d'observation [55]. Les campagnes sont coordonnées par les Organismes à Vocation Sanitaire (OVS) et effectuées par les OVS et par les exploitants eux-mêmes. La prospection consiste à marquer et recenser les pieds présentant les symptômes de FD. Elle se fait en général à pied ou par véhicule motorisé type quad en parcourant les rangs des vignes, un par un ou un sur deux en fonction du niveau de risque de la parcelle. Il est estimé, qu'en moyenne sur une parcelle, la prospection à pied nécessite entre 1h et 1h40 par hectare avec un coût de la main-d'œuvre de 15 à 30 euros par hectare [57, 58].

L'application de ces trois stratégies de lutte représente un coût économique important que ce soit à l'échelle de l'exploitation ou des pouvoirs publics. À l'échelle d'une exploitation, la première charge induite par la lutte contre la FD est l'application des traitements insecticides. Le prix de la plupart des produits en agriculture conventionnelle est de 20 €/ha et de 60-70 €/ha en agriculture biologique [59]. Lorsque les parcelles doivent être arrachées entièrement, les principales charges correspondent aux coûts de l'arrachage et de la replantation et au délai d'attente avant qu'une parcelle arrachée ne redevienne productive. D'après la DRAFF Poitou-Charente, cela représente une perte financière de 15 000 à 18 000 €/ha [60]. À l'échelle des pouvoirs publics, plusieurs subventions ont été mises en place pour aider les agriculteurs dans la lutte obligatoire contre la FD : le financement d'une partie de la campagne de prospection et l'aide à la plantation des parcelles ayant fait l'objet d'un arrachage obligatoire (4 800 €/ha) [61].

Néanmoins, lorsque les mesures obligatoires de lutte collective sont rigoureusement appliquées, la maladie est maîtrisée et la population de vecteurs régresse très nettement. Au contraire, si au moins une des mesures n'est pas appliquée de façon rigoureuse, la maladie continue à se propager d'une année à l'autre [36, 62].

3.2 État de maîtrise de la maladie

Malgré la mise en place de la lutte obligatoire, les surfaces concernées par des périmètres de lutte obligatoire augmentent. En 2014, environ 62% du vignoble français (444 062 ha) a été déclaré en PLO. Le nombre des communes entrées au PLO en 2014 a été supérieur au nombre des communes sorties du PLO (253 communes équivalentes à 59 016 ha contre 21 communes équivalentes à 1176 ha) [19]. Cette progression de la maladie peut être expliquée par :

- 1) L'implantation de ceps déjà contaminés. Sur certains vignobles, des pieds de vigne venant d'être plantés présentent des symptômes de la Flavescence dorée. Ces observations laissent supposer que l'application du traitement à l'eau chaude (TEC) des porte-greffes est plus ou moins rigoureuse dans certaines pépinières.
- 2) La mauvaise maîtrise du vecteur. Certains agriculteurs refusent de procéder à l'application des traitements insecticides obligatoires ou ne respectent pas le nombre de traitements à appliquer, surtout à cause du coût généré.
- 3) L'assainissement partiel du vignoble. À ce niveau, trois causes sont identifiées expliquant la difficulté à assainir complètement un vignoble touché par la FD.
 - La prospection est non spatialement exhaustive pour un vignoble touché par la maladie : elle est réalisée sur un échantillon de parcelles. En effet, souvent les surfaces à couvrir sont trop importantes et/ou dispersées. Par exemple, dans le cas du Tarn, 41 % de la surface viticole a été prospectée en 2014 [63]. Cela peut avoir pour conséquence l'omission de nouveaux foyers de Flavescence dorée. En outre, la prospection est concentrée sur les parcelles de vignes cultivées. Or, les vignes abandonnées et ensauvagées constituent un réservoir pour le phytoplasme de la Flavescence dorée car elles ne subissent pas de traitement insecticides [64].
 - Prospector à pied ou en quad sont les modes les plus répandus mais aussi très chronophages et coûteux. En effet, la prospection ayant lieu quasi à la même période que les récoltes, elle nécessite l'embauche d'une main d'œuvre supplémentaire. Par ailleurs, la détection visuelle des pieds atteints de Flavescence dorée demande une bonne connaissance des symptômes non seulement de la Flavescence dorée mais aussi des autres facteurs présentant des symptômes similaires de coloration des feuilles. Selon le niveau de compétence des personnes sur le terrain, l'efficacité de la prospection est plus ou moins bonne (problème d'oubli ou de surestimation des pieds atteints de FD par confusion avec d'autres facteurs de coloration).
 - Lorsque la maladie est bien détectée sur une parcelle, les préconisations pour traiter les pieds infectés ne sont pas toujours bien respectées (arrachage et brûlage de pieds). Or, la présence de repousses ou bois contaminés dans les parcelles augmente le risque de propagation de la Flavescence dorée.

Dès lors qu'une parcelle est en PLO, elle est concernée par le traitement insecticide obligatoire même si elle n'est pas atteinte par la maladie. L'enjeu est de détecter la présence de la maladie de manière précise sur le territoire pour éventuellement sortir la commune de PLO et donc diminuer globalement l'usage des traitements insecticides en accord avec le plan

ECOPHYTO 2018. D'un point de vue économique, la Flavescence dorée représente un coût économique important à l'échelle de l'exploitation et des pouvoirs publics. Ainsi, de par les enjeux sociaux, environnementaux et économiques qui la caractérisent, la Flavescence dorée est une maladie qu'il convient de maîtriser et d'éradiquer, ce qui n'est pas encore le cas actuellement. Pour atteindre cet objectif, différents problèmes sont à solutionner aux niveaux des trois stratégies de lutte appliquées au système plante-pathogène-insecte vecteur : ils font l'objet de projets de recherche développés dans le paragraphe suivant.

4 Les voies de recherche pour la maîtrise de la Flavescence dorée

Les recherches actuelles sur la Flavescence dorée peuvent être regroupées selon 3 voies :

- 1) Voie n°1 : Mieux comprendre les interactions du système plante-pathogène-insecte vecteur pour améliorer les connaissances sur la propagation de la maladie ;
- 2) Voie n°2 : Développer des méthodes de traitements insecticides efficaces contre la cicadelle ;
- 3) Voie n°3 : Développer des méthodes efficaces pour la reconnaissance de la Flavescence dorée par imagerie drone afin d'améliorer la prospection et faciliter l'arrachage des ceps contaminés.

Le Tableau 3 fait la synthèse des projets achevés ou en cours dans les quatre dernières années (2014-2017) selon les trois voies de recherche présentées ci-dessus. Pour chaque projet, les objectifs principaux, la période de réalisation, les pays et/ou partenaires impliqués sont présentés.

Tableau 3 : Synthèse des projets de recherche concernant la Flavescence dorée achevés ou en cours de réalisation sur la période 2014-2017.

Voie de recherche	Nom du projet	Objectif	Année	Pays/ Partenaires	Référence
1	FLADORISK	Mesurer l'influence de l'environnement «sauvage» des vignobles sur la propagation de la Flavescence Dorée	2014-2017	France <ul style="list-style-type: none"> • INRA Bordeaux • INRA Grignon • IRIS, Paris XIII 	[65]
	CRBFC-PARI	Étudier l'écologie et le comportement du <i>Scaphoideus titanus</i> : rôle dans l'invasion du vignoble par la Flavescence dorée	2014-2016	France <ul style="list-style-type: none"> • Université de Bourgogne 	[66]
	INTEFLAVI	Utiliser et développer des techniques analytiques innovantes visant à étudier la biologie de l'interaction du plante-pathogène –insecte vecteur	2014-2016	Italie <ul style="list-style-type: none"> • Université de Turin 	[67]
	GRAFDEPI	Études épidémiologiques des potentiels réservoirs et vecteurs de la Flavescence dorée et validation de différentes procédures de diagnostic au sein de l'Union Européenne	2010-2015	15 partenariats dans 10 pays différents : Autriche, Belgique, Espagne, France, Italie, Portugal, Slovénie, Suisse, Serbie et Turquie	[68]
2	FAM	Améliorer le traitement de lutte insecticide notamment à base de pyrèthre naturel	2015-2016	France Projet Porté par le BIVB regroupant 17 partenaires dont l'IFV, BioBourgogne, les Chambres d'Agriculture de Côte-d'Or et de l'Yonne	[69]
3	OENOMIP	Détection des symptômes de Flavescence dorée au vignoble à l'aide d'images acquises par drone	2015-2017	France <ul style="list-style-type: none"> • École d'Ingénieurs de Purpan • TERRANIS • FREDON Occitanie 	[70]
	DAMAV	Détection automatique des maladies de la vigne à l'aide d'images acquises par drone	2015-2017	France <ul style="list-style-type: none"> • Novadem • BIVB • Airbus D&S • Global Sensing Technologies • AgroSup Dijon • FREDON PACA 	[71]

4.1 Bilan des apports des projets par voie de recherche

Les projets classés dans la voie de recherche n°1 sont les plus nombreux (4 sur 7). Ils étudient principalement :

- 1) L'influence de l'environnement « sauvage » et de la répartition spatiale des parcelles de vignes sur la propagation de la Flavescence dorée. Les premiers résultats obtenus mettent en évidence de nouveaux réservoirs de Flavescence dorée tels que l'aulne et les clématites et le potentiel des autres cicadelles (*Phlogotettix cyclops*, *Oncopsis alni* et *Orientalus ishidae*) en tant que vecteurs ponctuels de la Flavescence dorée.
- 2) L'efficacité des différents protocoles moléculaires pour l'identification de la maladie. Les résultats montrent que les protocoles PCR en temps réel [47, 72] seraient plus efficaces que les protocoles PCR conventionnels.

Seul un projet, celui de FranceAgriMer (FAM), concerne la voie de recherche n°2. Il s'intéresse à l'étude de l'efficacité du pyrèthre naturel, unique insecticide autorisé en agriculture biologique dans le cadre de la lutte obligatoire contre la cicadelle de la Flavescence Dorée. Les résultats montrent que le pyrèthre naturel est moins efficace contre *S. Titanus* que les substances actives utilisées en agriculture conventionnelle.

Enfin, deux projets, OenOMIP et DAMAV, concernent la reconnaissance de la Flavescence par imagerie drone (voie de recherche n°3). Ils ont démarré en 2015, le projet OenOMIP s'est

terminé en avril 2017 et le projet DAMAV est toujours en cours. Ils ont en commun la finalité et le type de données utilisées : ils étudient le potentiel des données issues de la télédétection, en particulier les données acquises par des capteurs embarqués sur des drones, pour détecter des feuilles de vigne symptomatiques de la FD afin d'améliorer la prospection de la maladie. En outre, dans cette voie de recherche, depuis très récemment, trois entreprises, Avidordrone, Airinov et Carbonbee [58, 73, 74] proposent un service de détection de la Flavescence dorée à partir d'images acquises par drone. Cependant, ces entreprises ne communiquent pas sur les méthodes utilisées d'analyse d'images.

Mené en parallèle de ces sept projets de recherche, un projet européen nommé WINETWORK se déroule avec l'objectif de recenser tous les projets concernant la Flavescence dorée et les maladies du bois pour partager les connaissances et améliorer la lutte contre ces maladies [75].

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'inscrivent dans le cadre du projet OenOMIP dont les principales caractéristiques sont présentées en préambule de ce document.

5 Potentiel des données de télédétection pour la détection des maladies des plantes

Détecter les maladies des plantes par télédétection présente des avantages : Il s'agit d'une approche non destructive, efficace et relativement peu coûteuse, qui s'appuie sur l'usage de capteurs enregistrant le rayonnement électromagnétique réfléchi ou émis par les plantes à différentes échelles spectrales, spatiales et temporelles. Ces capteurs sont regroupés en trois catégories :

- 1) Les capteurs spectraux. Ils permettent l'acquisition de la réflectance des plantes dans le domaine du visible, proche infrarouge et moyen infrarouge. Ils sont classés en fonction de la résolution spectrale en capteurs multispectraux et hyperspectraux. Les capteurs multispectraux enregistrent plusieurs bandes spectrales non contiguës (par exemple : rouge, vert, bleu et proche infrarouge). En revanche, les capteurs hyperspectraux enregistrent un grand nombre de bandes spectrales, étroites et contiguës dans un intervalle de longueurs d'ondes entre 350 et 2500 nm [76]. Ces derniers sont souvent utilisés dans la détection des maladies provoquant un changement dans la teneur en pigments foliaires, la structure cellulaire et la teneur en eau des feuilles.
- 2) Les capteurs thermiques. Ils mesurent les propriétés thermiques de la plante dans le domaine de l'infrarouge thermique (8-12 μm). Cette partie du spectre électromagnétique est souvent liée à l'état hydrique de la plante, au microclimat des cultures et aux changements dans la transpiration des plantes provoquées par les infections précoces d'agents pathogènes [76].
- 3) Les capteurs de fluorescence. Ils enregistrent les propriétés de fluorescence de certaines molécules présentes dans la plante après excitation à l'aide d'un faisceau de lumière (généralement dans le spectre ultraviolet) [77]. Deux types de fluorescence sont produits par les feuilles vertes : fluorescence dans le bleu-vert (400-600 nm) et fluorescence de la chlorophylle (650-800 nm). L'information sur la fluorescence permettrait d'estimer l'état physiologique de la plante [78].

Quel que soit le type de capteurs, ils peuvent être utilisés en « piétons » ou embarqués sur différentes plateformes. Actuellement, le terme télédétection est plus souvent associé à l'utilisation des capteurs sur des plateformes mobiles localisées en altitude telles que les satellites, les avions et plus récemment les drones [79]. Les données sont acquises à distance de l'objet cible à l'échelle de la plante, de la parcelle ou d'un territoire. À l'inverse, les techniques d'acquisition des données par contact direct ou à quelques centimètres de l'objet cible sont regroupées sous le terme de proxidtection. Elles sont souvent employées à l'échelle de la feuille ou de la plante, sur des maladies qui nécessitent une reconnaissance précoce de la maladie et pour lesquelles les symptômes sont souvent couverts par la canopée [80]. Elles utilisent principalement des capteurs embarqués sur des plateformes mobiles basées au sol (tracteur enjambeur, chenillard, quad), qui pour la vigne présentent l'intérêt de permettre l'acquisition de données dans l'axe vertical du plan de palissage [81], avec un effet atmosphérique et d'éclairage moins important sur les images qu'avec les plateformes mobiles localisées en altitude.

Dans le cas de la Flavescence dorée et des campagnes de prospection, la détection des zones présentant des symptômes de coloration anormale des feuilles doit être réalisée de manière exhaustive à l'échelle de la parcelle ou d'un vignoble et de façon rapide quel que soit le niveau d'expression des symptômes sur un pied (proportion de feuilles symptomatiques et intensité de coloration). C'est pourquoi, dans cette thèse, nous avons choisi comme couple plateforme/capteur une plateforme aérienne associée à un capteur spectral.

Dans les paragraphes qui suivent, nous exposons tout d'abord une synthèse des caractéristiques spectrales connues de feuilles saines et présentant des symptômes de coloration anormale. Ensuite, nous faisons état des principales méthodes basées sur des données de télédétection utilisées pour détecter les maladies des plantes avec, pour finir, un focus sur les variables extraites des données de télédétection et utilisées pour discriminer des feuilles saines de feuilles présentant des symptômes de coloration anormale.

5.1 Synthèse des caractéristiques spectrales de feuilles saines et présentant des symptômes de coloration anormale

La détection des maladies des plantes par télédétection repose sur la capacité des feuilles à absorber, réfléchir ou transmettre la lumière dans différentes longueurs d'onde. Cette propriété des feuilles est grandement liée à leurs caractéristiques biochimiques. Les variations de réflectance dans le visible, le proche infrarouge et le moyen infrarouge sont expliquées respectivement par la teneur en pigments, la structure cellulaire et la teneur en eau des feuilles [77, 82] comme indiqué sur la Figure 7. Dans le visible (400-750nm), les teneurs en chlorophylles, caroténoïdes et anthocyanes sont responsables de la coloration des feuilles (cf. 1.2.2.2). La Figure 8 illustre que, les chlorophylles absorbent la lumière principalement dans le bleu et le rouge, les caroténoïdes dans le bleu uniquement et les anthocyanes principalement dans le vert [83]. Ensuite, dans le proche infrarouge (750-1000 nm), la réflectance est liée à la structure cellulaire interne des feuilles [84]. Dans ce domaine du spectre, la lumière n'est pas affectée par les pigments foliaires et traverse la feuille jusqu'au parenchyme lacuneux [85]. La réflectance observée est utilisée pour distinguer les plantes présentant des structures différentes de ce tissu, comme c'est le cas des feuillus et des résineux, ces derniers ayant une réflectance plus faible dans le proche infrarouge. Enfin, dans

Chapitre I

le moyen infrarouge (1200-2500 nm), la réflectance est principalement associée à la teneur en eau des feuilles [86]. Elle est très utilisée pour caractériser l'état de stress hydrique des plantes : de manière générale, plus la teneur en eau est grande, plus la réflectance dans ce domaine du spectre est faible.

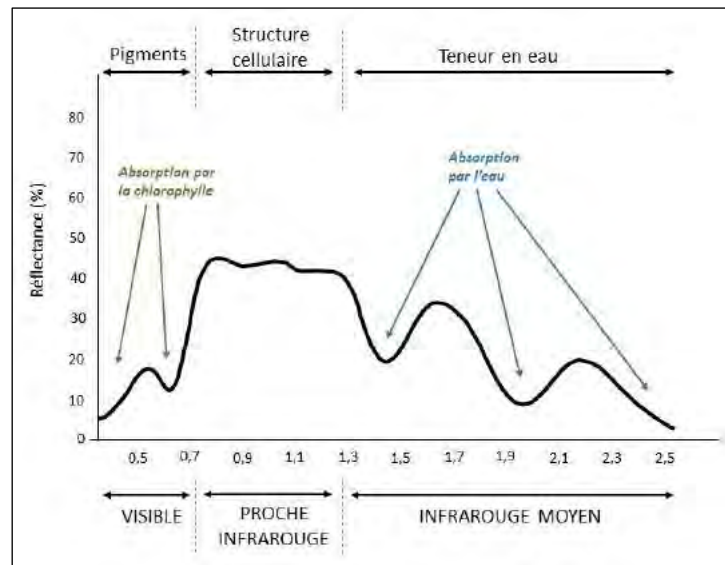


Figure 7 : Réflectance d'une feuille saine dans les longueurs d'ondes du visible, du proche infrarouge et du moyen infrarouge.

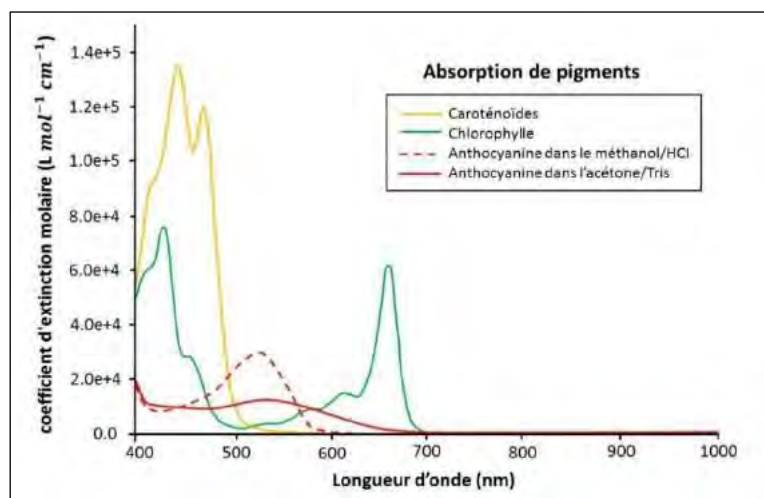


Figure 8 : Absorption de la lumière par les chlorophylles, caroténoïdes et anthocyanes dans les longueurs d'onde du visible (d'après Sims 2002 [83])

La Figure 9 illustre les signatures spectrales de feuilles de vigne saines et atteintes de Flavescence dorée pour une parcelle du cépage noir Marselan (coloration rouge) et une parcelle de cépage blanc Chardonnay (coloration jaune). Les données utilisées sont issues de l'article de Al-Saddik [87]. La Figure 10 et la Figure 11 montrent la signature spectrale moyenne et l'écart type de feuilles de vigne saines et symptomatiques de Flavescence dorée acquises sur des parcelles de cépage noir et blanc en 2015 et 2016. Ces figures ont été réalisées dans le cadre du projet OenoMip. En Annexe 1, nous présentons un extrait des rapports rendus par les partenaires dans le cadre du projet OenoMip montrant l'acquisition et le prétraitement des données utilisées pour la création de ce jeu de données.

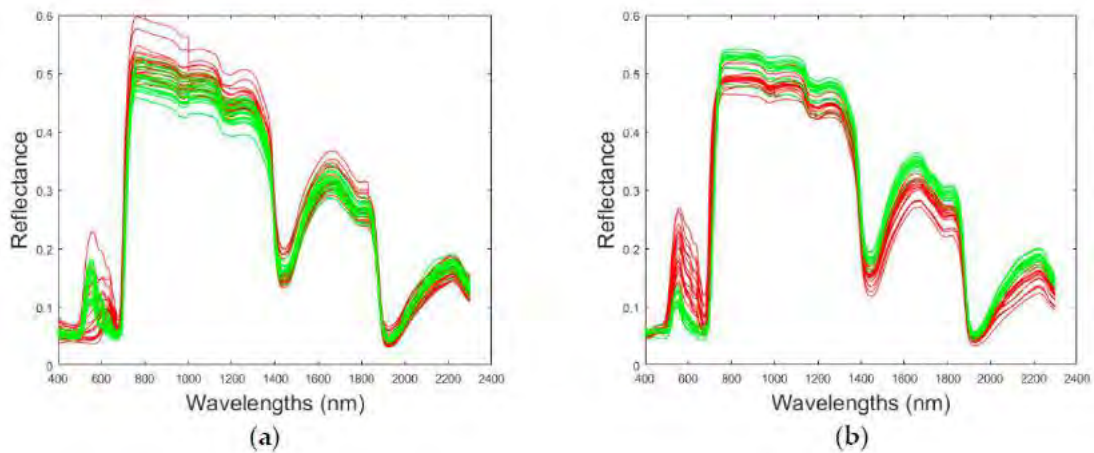


Figure 9 : Réflectance des feuilles symptomatiques de Flavescence dorée (rouge) et asymptotiques (vert) acquises sur une parcelle de marselan (cépage noir) (a) et de chardonnay (cépage blanc) (b) [87].

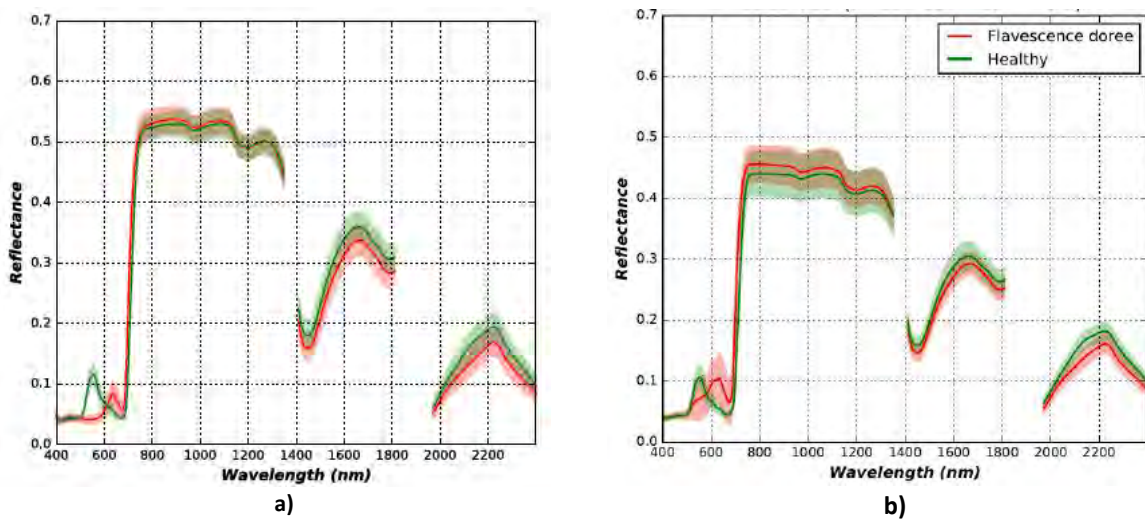


Figure 10 : Réflectance moyenne et écart type des feuilles symptomatiques de Flavescence dorée (rouge) et des feuilles asymptotiques (vert) du cépage noir acquises sur 4 parcelles en 2015 (a) [88] et 7 parcelles en 2016 (b) (annexe 1)

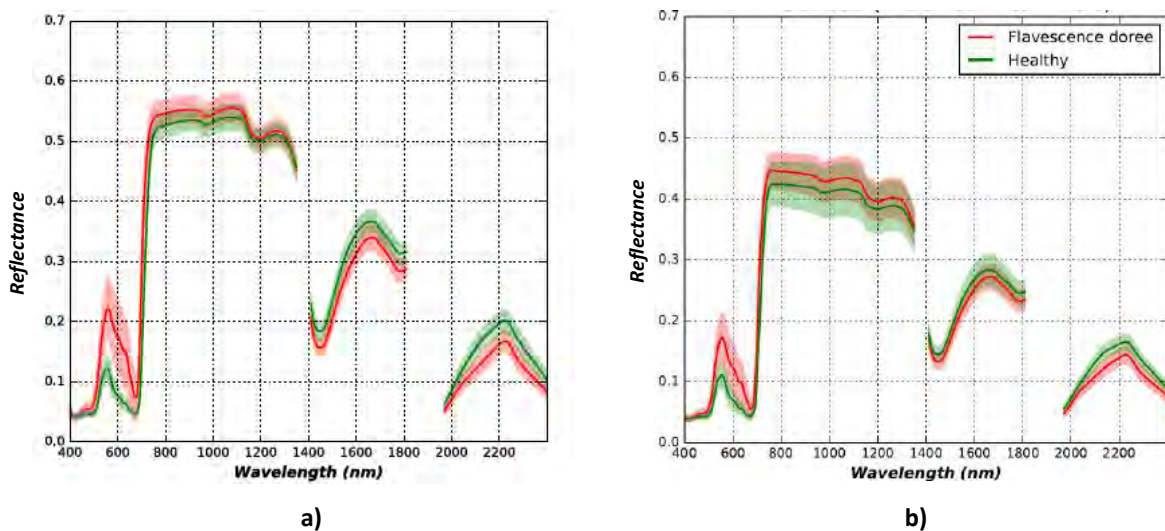


Figure 11 : Réflectance moyenne et écart type des feuilles symptomatiques de Flavescence dorée(rouge) et des feuilles asymptotiques (vert) pour le cépage blanc acquises sur 4 parcelles en 2015 (a) [88] et 3 parcelles en 2016 (b) (annexe 1)

Quel que soit le type de cépages (blanc ou noir), la forme de la signature spectrale d'une feuille de vigne saine est similaire (Figure 9, Figure 10 et Figure 11). Elle se caractérise par :

- Une forte absorption de la lumière dans le bleu et le rouge de par la forte concentration en chlorophylles et caroténoïdes, et une forte réflexion dans le vert accentuée par la faible teneur en anthocyanes ;
- Une augmentation forte et brutale de la réflectance entre le rouge et le proche infrarouge, appelée « Red-Edge » [89, 90] ;
- Une succession de plateaux et creux dans les longueurs d'onde de l'infrarouge et du moyen infrarouge (1450, 1950 et 2500 nm).

Les changements physiologiques des plantes, liés à leur développement (maturité et sénescence, par exemple) ou à la présence de maladies modifient les propriétés de réflectance des feuilles, en particulier dans le domaine du visible, se traduisant par des variations de coloration [91–93]. La variation de signatures spectrales d'une feuille sous l'effet d'une maladie causant une coloration anormale dépend : 1) du type de changement de coloration (jaune ou rouge) et 2) de l'intensité de changement de coloration (jaune ou rouge plus moins foncé avec changement de coloration partiel ou total de la feuille).

(1) Effet du type de coloration des feuilles sur la signature spectrale

Pour un cépage blanc avec un changement de coloration du vert vers le jaune sous l'effet d'une maladie, deux études récentes réalisées sur la Flavescence dorée [87, 88] montrent que les feuilles symptomatiques (coloration jaune) ont une réflectance plus forte que celle observée pour des feuilles saines dans le bleu, le vert, le rouge et le Red-Edge, et une réflectance plus faible dans le proche infrarouge (Figure 9b et Figure 11). Dans le bleu et le rouge, cela s'explique par des concentrations en chlorophylles et caroténoïdes plus faibles. Dans le vert, cela pourrait être dû également à de plus faibles teneurs en chlorophylles sans modification de la teneur en anthocyanes. En effet, l'absorbance maximale des chlorophylles a lieu entre la portion de 660 et 680nm, cependant les faibles variations en chlorophylles ne seront pas très visibles dans cette portion car leur absorption est saturée avec de faibles teneurs en chlorophylles. Différents modèles de prédiction de la chlorophylle préfèrent donc utiliser la longueur d'onde à 550 ou 700 nm car ils nécessitent des fortes teneurs en chlorophylles pour saturer l'absorptivité. Cependant, le pic à 550 correspond au pic d'absorbance maximale des anthocyanes, ainsi en cas de modification des anthocyanes, le rôle d'absorption la chlorophylle sur ce pic est plus difficile de déterminer [83]. Dans le cas de la Flavescence dorée pour le cépage blanc, on soupçonne une absence des anthocyanes pour les feuilles infectées et saines, ce qui expliquerait le pic dans la bande du vert. Cependant, aucune étude n'a été réalisée concernant ce pigment pour ce type de cépage. Cette hypothèse reste donc à vérifier.

Pour un cépage noir, avec un changement de coloration du vert vers le rouge sur des feuilles atteintes de Flavescence dorée [88] (Figure 10), on observe que les feuilles atteintes par la maladie présentent notamment une réflectance plus faible dans le vert et plus forte dans le rouge que celle de feuilles saines. Cela peut être expliqué par des concentrations plus élevées en anthocyanes et plus faibles en chlorophylles.

(2) Effet de l'intensité de coloration des feuilles sur la signature spectrale

Dans le cas de la Flavescence dorée, l'effet de l'intensité de changement de coloration anormale des feuilles s'observe en comparant les signatures spectrales des feuilles atteintes par la FD acquises en 2015 et en 2016 (Figure 10). Les feuilles avec des colorations faibles (celles observées en 2016) se caractérisent par des réflectances plus importantes dans le vert. Ainsi, l'intensité de coloration des feuilles atteintes de Flavescence dorée serait liée à une variation de la teneur en anthocyanes. Plus une feuille présente une intensité forte dans la coloration, plus la variation de réflectance dans le vert sera faible.

À partir de cette synthèse des caractéristiques spectrales de feuilles saines et présentant des symptômes de coloration anormale, trois conclusions peuvent être formulées qui serviront de base pour les travaux de thèse :

- Les domaines du spectre de la lumière à étudier pour identifier des changements de coloration jaune et rouge sont différents et varient selon le type de cépage considéré (blanc ou noir) ;
- Quel que soit le changement de coloration (du vert vers le jaune ou le rouge), les domaines du visible et du proche infrarouge sont les plus intéressants. Les études réalisées par Al-saddik sur quatre cépages (2 blancs et 2 noirs) précisent que les longueurs d'onde à 520-600-650-690-730-750-800 nm présentent un potentiel élevé pour la discrimination de feuilles atteintes par la Flavescence dorée [71]. Les études réalisées par Guttler précisent que les longueurs d'onde à 550 et 710 nm présentent un fort potentiel pour la discrimination des feuilles atteintes par la FD pour les cépages noirs et les longueurs d'onde à 710 et 645 nm pour les cépages blancs étudiés [88].
- Les changements de coloration jaune ou rouge résultent de variations des concentrations en pigments foliaires. Ainsi, des variables relatives à la teneur en pigments photosynthétiques et flavonoïdes, obtenues à partir de mesures de réflectance, peuvent présenter un bon potentiel de discrimination de feuilles atteintes par la Flavescence dorée.

5.2 État des principales méthodes de détection des maladies des plantes utilisant des données de télédétection

Dans la littérature, il existe une grande diversité d'approches utilisant des données de télédétection pour la détection de maladies des plantes se caractérisant par des colorations anormales des feuilles. Nous en présentons des exemples dans le Tableau 4. Pour chaque plante, le tableau indique la maladie étudiée, les données sources de télédétection et la variable extraite utilisée, la méthode de classification testée pour cartographier la maladie, l'échelle d'application et les références bibliographiques. Ces approches se distinguent principalement en fonction de trois critères :

1) **Les données sources de télédétection.**

Elles varient selon la résolution spatiale qui dépend du type de plateforme (satellite, avion et drone) et selon la résolution spectrale qui dépend du type de capteur (hyperspectral et multispectral). On observe que les plateformes les plus utilisées pour la détection des maladies des plantes sont l'avion et le drone. De plus, les capteurs hyperspectraux sont embarqués uniquement sur l'avion.

2) Les variables extraites des données sources de télédétection permettant de discriminer des feuilles saines et malades.

Elles sont de trois types : soit des bandes spectrales seules (BS), soit des combinaisons de bandes spectrales sous forme d'indices de végétation (IV) linéaires ou normalisés, soit des paramètres biophysiques (PB) obtenus à partir des bandes spectrales par inversion de modèles de transfert radiatif. Parmi les études recensées, aucune n'utilise des paramètres biophysiques et un consensus se dégage : il est préférable d'utiliser les bandes spectrales en combinaison (par des indices de végétation ou dans une classification) plutôt que seules.

3) Les méthodes de cartographie des maladies.

Dans toutes les études consultées, les zones malades au sein de parcelles sont cartographiées en utilisant des techniques de classification appliquées aux variables choisies pour discriminer les feuilles saines et malades. Il s'agit de méthodes supervisées (utilisant des références pour apprendre un algorithme ou calibrer un modèle statistique) ou non supervisées (aucune référence utilisée). Les premières sont les plus largement employées. Elles s'appuient sur des données de référence acquises sur le terrain soit de nature qualitative (présence/absence de feuilles malades), soit de nature quantitative (température des feuilles, teneur en pigments, indice de surface foliaire). D'après les résultats de validation de deux études (une sur la détection de l'enroulement de la vigne et l'autre sur l'oïdium et la rouille du blé), ces méthodes peuvent être considérées comme performantes : pourcentage moyen de zones malades bien classées supérieur à 90 %. Les erreurs de classification proviennent de confusion avec des feuilles de jeunes pieds, des feuilles atteintes d'autres maladies, autres carences ou infections multiples ou des feuilles atteintes par la maladie étudiée mais dont les symptômes sont peu exprimés [94, 95]. Concernant les méthodes non supervisées, leur usage dans la détection des maladies semblerait plutôt marginal : 2 sur les 11 études recensées dans le tableau 4, l'une sur la pourriture des racines du coton [96] et l'autre sur le phylloxera de la vigne [97] et présentant des taux d'erreur de l'ordre de 20%.

À partir de cette synthèse, trois principales conclusions peuvent être formulées :

- Les meilleurs résultats de détection des maladies des plantes sont obtenus avec des méthodes supervisées de classification appliquées sur des images à une résolution spatiale d'environ 10 cm et acquises par des capteurs multispectraux ou hyperspectraux embarqués sur des plateformes avion ou drone.
- Concernant les variables extraites des données sources de télédétection, parmi les trois types existants (bandes spectrales seules, indices de végétation et paramètres biophysiques), les études consultées ne concernent que les bandes spectrales et les indices de végétation utilisées seules ou dans une classification. Aucune étude n'utilise des paramètres biophysiques.
- Dans le cas de la vigne, les seuls résultats publiés de cartographie de maladies à partir de données de télédétection utilisant des capteurs basés en altitude (satellite, avion ou drone) portent sur le phylloxera [97], l'enroulement de la vigne [94] et les maladies du bois [95]. Concernant la Flavescence dorée, aucune étude n'a été réalisée à notre connaissance.

Ainsi, l'état de l'art permet de mettre en évidence que définir des variables extraites de données sources de télédétection pour discriminer des feuilles saines et malades est un axe de recherche pour lequel des travaux restent à mener, surtout dans le cas de la Flavescence

Chapitre I

dorée de la vigne, maladie non étudiée jusqu'à maintenant sous cet angle. Dans le paragraphe suivant, nous réalisons un état de l'art relatif à ces variables.

Tableau 4 : Exemple d'approches de détection des maladies de plantes/cultures se caractérisant par des colorations anormales des feuilles.

Plante Culture	Maladie	Données sources Plateforme - capteur - résolution spatiale	Variable utilisée	Méthode de classification	Échelle d'application	Source
Betteraves à sucre	Nématode de la betterave et Rhizoctone brun	Avion 2 capteurs hyperspectraux (481 bandes spectrales entre 400 nm et 2500 nm ; et 126 bandes spectrales entre 450 et 2500 nm) Entre 1.5 m et 4 m	BS IV	Supervisée	1 parcelle sur 1 année avec 2 images	[98]
Tomate	Maladie bronzée de la tomate	Drone 1 capteur multispectral (visible, Red-Edge et PIR) Absence d'information pour la résolution spatiale	IV	Supervisée	84 micro-parcelles sur 1 année avec 1 image	[99]
Coton	Pourriture des racines	Avion 3 capteurs multispectraux (visible et PIR) Entre 1.3 m et 1 m	IV	Non supervisée	2 parcelles sur 4 années avec 4 images	[100]
Riz	Rhizoctone brun	Avion 1 capteur multispectral (visible et PIR) 1m	IV BS	Supervisée	1 parcelle sur 1 année avec 4 images	[101]
Blé	Oïdium	Satellite (SPOT6) 1 capteur multispectral (visible et PIR) 6 m	BS IV	Supervisée	38 micro-parcelles sur 1 année avec 4 images	[96]
	Oïdium Rouille	Satellite (QuickBird) 1 capteur multispectral (visible et PIR) 2.4 m Avion 1 capteur hyperspectral (126 bandes spectrales entre 450 et 2480 nm) 4 m	IV BS	Supervisée	1 parcelle sur 1 année avec 3 images	[102]
	Virus de la mosaïque striée	Satellite (Landsat 5) 1 capteur multispectral (visible, PIR, infrarouge moyen et infrarouge thermique) 30 m résolution dans visible et PIR et 120 m dans infrarouge thermique	BS	Supervisée	Plusieurs parcelles sur 2 années avec 6 images	[103]
	Oïdium	Avion 1 capteur hyperspectral (126 bandes spectrales entre 400 et 2450 nm) 4m	BS	Supervisée	1 parcelle sur 1 année avec 1 image	[104]
Vigne	Phylloxera	Avion 8 capteurs multispectraux (visible, PIR et infrarouge thermique) Entre 1 m et 5 m	IV BS	Non supervisée	9 parcelles sur 2 années	[97]
	Enroulement de la vigne	Avion 1 capteur hyperspectral (environ 920 bandes spectrales entre 400 et 1000 nm) Entre 0.25 m et 0.50 m	BS	Supervisée	5 parcelles sur 2 années avec 2 images	[94]
	ESCA	Drone 1 capteur multispectral (visible et PIR) 0.05 m	IV	Supervisée	1 parcelle sur 2 années avec 5 images	[95]

5.3 État de l'art des variables utilisées pour la détection des colorations anormales des plantes

Nous présentons dans les paragraphes suivants les variables les plus performantes pour discriminer des feuilles saines et présentant des symptômes de coloration anormale par type de variables : bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques. Nous précisons également l'effet de leur mode d'usage (seul ou combiné) sur la qualité de détection des zones malades.

5.3.1 Les bandes spectrales

D'après la littérature, à l'échelle de la feuille, les bandes spectrales les plus utilisées dans la détection de maladie des feuilles sont celles dans le visible (bleu, vert, rouge, Red-Edge), dans le proche infrarouge et dans l'infrarouge à ondes courtes [93, 105]. Cependant, en fonction du capteur utilisé, la définition de ces bandes spectrales sera différente et influencera la qualité des résultats de discrimination des feuilles saines et malades.

5.3.2 Les indices de végétation

Les indices de végétation permettent de relier des valeurs de réflectance à des caractéristiques physicochimiques des plantes. Dans le cas de la détection des colorations anormales des plantes, les indices de végétation utilisés servent à estimer la biomasse foliaire, la teneur en chlorophylles, la teneur en anthocyanes et le ratio des caroténoïdes et des chlorophylles. Ils sont présentés dans le tableau 5, en distinguant ceux calculés à partir de données multispectrales et hyperspectrales. Pour chaque indice, sont indiqués la formule de calcul, le paramètre biophysique estimé et le cadre d'application (plante, facteur de coloration anormale étudiée et type de coloration anormale).

La plupart des indices de végétation sont obtenus par des combinaisons arithmétiques de bandes spectrales dans le visible et le proche infrarouge. Les plus performants sont ceux calculés à partir de données acquises par des capteurs hyperspectraux et/ou obtenus par différence normalisée des bandes spectrales. En effet, l'utilisation de bandes spectrales plus étroites avec des capteurs hyperspectraux qu'avec des capteurs multispectraux permet de mieux cibler les domaines du spectre où les différences entre les signatures spectrales de feuilles saines et malades sont les plus importantes. Ensuite, les indices de type différence normalisée (NDVI, GNDVI pour les plus courants) sont moins sensibles aux conditions d'acquisition des images, contrairement aux indices calculés par division de bandes spectrales (comme le MACI) ou par simple différence (comme le DVI).

Tableau 5 : Indices de végétation utilisés dans l'étude de détection de maladies des plantes causant des colorations anormales des feuilles.

Indice de végétation	Formule de calcul	Paramètre biophysique estimé	Plante Facteur de coloration anormale Type de coloration anormale	Références
Indices de végétation calculés à partir de données multispectrales				
Difference vegetation index DVI	$PIR - Rouge$	Biomasse foliaire	Soja / Rouille (jaune)	[106]
Green Vegetation Index Green VI	$(Vert - Red-Edge) / (Vert + Red-Edge)$		Tomate / Maladie bronzée (jaune et marron)	[99]
Green Normalized Difference Vegetation Index GNDVI	$(PIR - Vert) / (PIR + Vert)$		Blé / Oïdium (blanche)	[96]
Normalized Difference Vegetation Index NDVI	$(PIR - Rouge) / (PIR + Rouge)$		Vigne / Maladies du bois (jaune, rouge et marron) Coton / Pourriture de racine (jaune et marron) Blé / Oïdium (blanche)	[95, 96, 100]
Green-Red Vegetation Index GRVI	$(Vert - Rouge) / (Vert + Rouge)$		Vigne / Flavescence dorée (rouge)	[88]
Soil Adjusted Vegetation Index SAVI	$(PIR - Rouge) * (1 + L) / (PIR + Rouge + L)$ L=0.5		Attaques insectes (brun) / Rice	[107]
Visible Atmospherically Resistant Index VARI	$(Vert - Rouge) / (Vert + Rouge + Bleu)$		Vigne / Enroulement de la vigne (rouge)	[108]
Normalized Pigment Chlorophyll Index NPCI	$(Red-Edge - Bleu) / (Bleu + Red-Edge)$	Teneur en chlorophylles	Tomate / Maladie bronzée (jaune et marron)	[99]
Normalized Difference Red-Edge Index NDRE	$(PIR - Red-Edge) / (PIR + Red-Edge)$		Tomate / Maladie bronzée (jaune et marron) Vigne / Flavescence dorée (jaune)	[88, 99]
Chlorophyll Index CI	$(PIR / Red-Edge) - 1$		Érable et marronnier d'Inde / état physiologique	[109]
Modified Anthocyanin Content Index MACI	$PIR / Vert$	Teneur en anthocyanes	Tomate / Maladie bronzée (jaune et marron)	[99]
Anthocyanin Content Index ACI	$Vert / PIR$		Érable à sucré / état physiologique	[110]
Anthocyanin reflectance index ARI	$(1/vert) - (1/Red-Edge)$		Vigne / état physiologique	[111]
Modified Anthocyanin reflectance index MARI	$(1/vert - 1/Red-Edge) * PIR$		Vigne / état physiologique	[111]
Red Green Index RGI	$Rouge / Vert$		Sapin, chêne, tournesol / état physiologique	[112]
Ratio vegetation index – Red-Edge RVI-RE	$PIR / Red-Edge$	Non défini	Tomate / Maladie bronzée (jaune et marron)	[99]
R14	$Bleu / PIR$		Riz / Rhizoctone brun (gris et blanche)	[101]
SD14	$(Bleu - PIR) / (Bleu + PIR)$			
SD24	$(Vert - PIR) / (Vert + PIR)$			
Indices de végétation calculés à partir de données hyperspectrales				
Normalized Difference Vegetation Index NDVI	$(R800 - R670) / (R800 + R60)$	Biomasse foliaire	Betterave / Cercosporiose (gris) - Oïdium (blanche) - Rouille (orange / rouge à brun)	[105]
	$(R 795 - R675) / (R795 + R675)$		Avocat / Laurel flétrissement (marron)	[113]
	$(R800 - R680) / (R800 + R680)$		Betterave / BCN (jaune) - RCRR (jaune)	[98]
AOKI	$R550 / R800$	Teneur en chlorophylles	Betterave / BCN (jaune) - RCRR (jaune)	[98]
Simple Ratio Index SRI	$R795 / R675$		Laurel flétrissement (marron) / Avocat Pourriture (marron) / Palmier à huile	[113] [114]
Anthocyanin Reflectance Index ARI	$(1/R550) - (1/R700)$	Teneur en anthocyanes	Betterave / Cercosporiose (gris) - Oïdium (blanche) - Rouille (orange/rouge à brun)	[105]
Structural Independent Pigment Index SIPI	$(R800 - R445) / (R800 + R680)$	Ratio caroténoïdes et chlorophylles	Betterave / Cercosporiose (gris) - Oïdium (blanche) - Rouille (orange / rouge à brun)	[105]
Simple Ratio Pigment Index SRPI	$R430 / R 680$		Betterave / BCN (jaune) - RCRR (jaune)	[98]

5.3.3 Les paramètres biophysiques

Les paramètres biophysiques décrivent des caractéristiques biochimiques et biophysiques des plantes. Ces paramètres peuvent être mesurés sur le terrain, mais souvent au prix de protocoles de mesure assez lourds. Les méthodes visant à restituer directement ces paramètres à partir du signal mesuré par un capteur optique s'appuient en général sur une modélisation de la réflectance du couvert à partir des paramètres d'état de la végétation, intégrant un calcul des propriétés optiques des feuilles individuelles et un calcul du transfert radiatif dans le couvert [115, 116].

Les paramètres biophysiques les plus utilisés sont l'indice de surface foliaire (LAI), la fraction de couvert vert (fCover), la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par le couvert (fAPAR), le taux de couverture (TC), la biomasse, l'albédo et la teneur en chlorophylles (Chl) [117].

L'efficacité des paramètres biophysiques dans le suivi de la végétation a été testée et validée sur différentes cultures dans le cadre du projet Farmstar [118]. À la différence des indices de végétation, ils prennent en compte les caractéristiques des capteurs, les conditions d'observation et d'illumination. De ce fait, ils sont souvent considérés comme de très bons candidats pour remplacer les indices de végétation classiques dans la caractérisation et la surveillance de la végétation [119, 120]. À notre connaissance, dans le cas précis de la potentialité de détection des maladies de la vigne, aucun paramètre biophysique n'a été testé.

5.3.4 Utilisation des variables (seules ou combinées) sur la qualité de détection des zones malades

Les trois types de variables extraites à partir de données de télédétection (bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques) présentés ci-dessus, peuvent être utilisés seuls ou combinés.

5.3.4.1 Cas d'utilisation des variables seules

Dans ce cas, le potentiel de chaque variable dans la détection de zones malades est testé individuellement. Cela permet d'étudier la relation entre la variable servant d'indicateur pour estimer un paramètre biophysique et les caractéristiques biochimiques des plantes malades et saines. C'est le cas dans la détection de la maladie bronzée (jaune et marron) de la tomate [99].

5.3.4.2 Cas d'utilisation des variables combinées

Dans ce cas, les variables sont combinées soit dans des modèles linéaires généralisés, soit dans des algorithmes de classification pour utiliser les informations fournies par chaque variable ou par leurs interactions. Cette approche est souvent employée lorsque l'on veut distinguer la maladie d'autres facteurs abiotiques (stress, carences) ou biotiques (autres maladies) présentant un changement de coloration similaire ou dans la détection précoce de maladies à partir de données hyperspectrales. C'est le cas de l'étude réalisée sur la détection de zones atteintes d'oïdium du blé à partir d'images acquises avec le satellite SPOT-6 [96]. Dans un premier temps, des données hyperspectrales prises à l'échelle de la feuille ont permis de simuler les bandes spectrales du satellite et de sélectionner les bandes spectrales et les indices de végétation les plus discriminants. Ensuite, les variables sélectionnées ont été calculées à partir des images SPOT-6 et utilisées en tant que données d'entrée pour une classification supervisée. La précision globale de la classification obtenue est élevée (78 %).

Cependant, les niveaux d'erreurs le sont également (erreur d'omission de 31.58% et de commission de 18.75 %) [96].

Ainsi, d'après le Tableau 4, on ne peut pas conclure quant à une méthode privilégiée pour utiliser les variables extraites des données de télédétection (seules ou combinées). La qualité de détection des zones malades dépend davantage du type de capteur (multispectral ou hyperspectral). Dans l'étude sur la détection des zones atteintes de rhizoctone du riz à partir de données multispectrales (4 bandes spectrales dans le visible et le proche infrarouge à 1m de résolution spatiale), la qualité d'identification des zones malades est similaire avec un indice de végétation utilisé seul (indice SD14) ou avec une variable résultant de la combinaison de trois indices de végétation (RI14, SD14 et SD14) [101]. Au contraire, dans le cas de la détection des maladies de betterave à partir de données hyperspectrales (481 et 126 bandes spectrales entre 400 et 2500 nm acquises à 1.5m de résolution spatiale) acquises par avion, les zones malades sont mieux détectées avec une variable créée par combinaison des bandes spectrales qu'avec des indices de végétation seuls (NDVI et AOKI) [98].

6 Démarche et objectifs de la thèse

6.1 Démarche

Comme nous l'avons vu précédemment, la Flavescence dorée est une maladie de quarantaine présente dans la plupart des vignobles français et dans plusieurs pays du sud de l'Europe. Sa gestion représente un coût économique important pour les viticulteurs comme pour les pouvoirs publics. Trois méthodes de lutte ont été mises en place pour intervenir à différents niveaux du système plante-pathogène-insecte vecteur. Malgré ces actions, la Flavescence dorée continue de se propager. Trois hypothèses sont avancées pour l'expliquer : 1) les méthodes pour agir sur le système plante-pathogène-insecte vecteur ne sont pas complètement efficaces ; 2) les plans de lutte obligatoire ne sont pas toujours rigoureusement respectés sur les vignes en production ; 3) des vignes sauvages et abandonnées atteintes par la maladie, pour lesquelles les plans de lutte obligatoire ne s'appliquent pas, constituent des foyers pour la dispersion de cette dernière.

Ce travail s'intéresse au problème d'efficacité de la stratégie employée pour agir sur la plante-hôte une fois infectée par le phytoplasme. Elle repose sur des mesures d'assainissement du vignoble, qui consistent, par des campagnes de prospection réalisées aujourd'hui à pied ou en quad, à détecter visuellement les pieds de vigne présentant les symptômes de la Flavescence dorée et à les arracher. Les limites de cette méthode sont principalement :

- **Le coût économique.** Les campagnes de prospection imposent une charge de travail supplémentaire pour le viticulteur à une période de l'année concomitante avec les vendanges, et/ou le recours à des moyens humains spécifiquement formés à la reconnaissance de la maladie et dédiés à cette tâche pour les organismes en charge des campagnes de prospection.
- **Une prospection non-spatialement exhaustive des surfaces de vigne en production.** L'importance des surfaces de vigne à prospecter et leur distribution spatiale plus ou moins

dispersée au sein d'un territoire impose un échantillonnage des parcelles prospectées. Cela augmente le risque d'omission de détection de parcelles où la maladie est présente.

- **Des erreurs dans la reconnaissance visuelle de la maladie.** Même si les acteurs de la filière se mobilisent de plus en plus pour mener des prospections coordonnées, la détection des pieds atteints de FD est encore souvent effectuée par les viticulteurs qui ne sont pas toujours formés pour reconnaître spécifiquement les symptômes. Cela augmente inévitablement le risque d'erreurs (omission ou commission).

Dans un contexte économique incertain, les moyens budgétaires consacrés aux campagnes de prospection de la Flavescence dorée, bien que conséquents, ne sont pas forcément suffisants pour assurer l'assainissement des vignes infectées. Le besoin d'améliorer la stratégie actuelle de détection de la maladie est devenu important. L'objectif général poursuivi dans lequel s'insèrent les travaux de cette thèse consiste à développer un outil de détection des zones symptomatiques de Flavescence dorée. D'un point de vue opérationnel, cet outil doit être capable de distinguer la Flavescence dorée d'autres maladies (ou autres facteurs) provoquant une coloration anormale des feuilles, telle que certaines maladies du bois très répandues dans le vignoble français (Esca par exemple) et dont les symptômes sur cépages noirs peuvent se confondre avec ceux de la Flavescence dorée. Il pourrait être utilisé en amont de la prospection pour identifier les zones d'absence/présence de la maladie sur un territoire donné, permettant ainsi de réduire et/ou mieux employer le temps de prospection et la main d'œuvre nécessaire et d'augmenter la surface prospectée.

6.2 Choix méthodologiques

L'approche méthodologique choisie repose sur l'utilisation d'images de télédétection. Les synthèses bibliographiques ont permis de conclure quant au type d'images de télédétection à utiliser (résolutions spatiale, spectrale et temporelle). En revanche, elles ne permettent pas d'identifier le type de variables à extraire des images de télédétection (bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques) ni leur mode d'utilisation (variable seule ou combinée).

Ainsi, les travaux effectués dans cette thèse visent à tester le potentiel de variables calculées à partir de données de télédétection à localiser des zones de feuillage symptomatiques de la Flavescence dorée au sein de parcelles de vignes, et à déterminer quel type de variable est la plus discriminante. Cette approche repose sur l'exploitation du lien existant entre les réflectances de feuilles asymptotiques et symptomatiques mesurées par télédétection et la teneur en pigments photosynthétiques et flavonoïdes de ces feuilles. La présence de la Flavescence dorée induit en effet chez la plante une modification de la teneur en pigments foliaires et cela se traduit par un changement dans la signature spectrale. Cette variation peut potentiellement être mesurée à partir de bandes spectrales, d'indices de végétation ou de paramètres biophysiques, utilisés seuls ou de manière combinée.

Pour mener les analyses, un seul type de données sources de télédétection et deux méthodes de détection des zones symptomatiques sont utilisés.

6.2.1 Choix de la donnée source de télédétection

Les principales données de télédétection utilisées dans la détection des maladies de plantes ont été présentées dans le Tableau 4. Plusieurs critères sont définis pour sélectionner

le type de plateforme/capteur à utiliser pour acquérir les données utilisées dans la détection des zones symptomatiques de Flavescence dorée.

- Le critère **spatial** : il s'agit de déterminer le type de plateforme (satellite, avion, drone) adapté pour acquérir des images à une résolution spatiale compatible avec l'observation de quelques feuilles de vigne à l'ensemble des feuilles du pied de vigne [92]. Comme vu précédemment, un des principaux enjeux dans la détection de la Flavescence dorée est la localisation des zones de feuillage atteints par la maladie au sein d'une parcelle, quel que soit l'intensité de la décoloration ou le niveau d'infection (proportion des feuilles symptomatiques sur les rameaux atteints). La plus petite zone recherchée correspond à la taille d'un ensemble de quelques feuilles de vigne, de l'ordre d'une à quelques dizaines de centimètres. Cette caractéristique justifie le choix d'une plateforme fournissant une résolution très fine (5-15 cm). À ce jour, le drone est la seule plateforme aérienne permettant d'obtenir des images à une telle résolution spatiale.
- Le critère **spectral** : la coloration anormale de feuilles induites par la présence du phytoplasme responsable de la Flavescence dorée, est provoquée par un changement dans la teneur en pigments des feuilles. Ce travail est focalisé sur les longueurs d'ondes présentant un lien avec les teneurs en pigments foliaires, c'est-à-dire principalement celles situées dans le vert, le rouge et le Red-Edge. La plupart des capteurs multispectraux embarqués sur des drones permettent l'acquisition de données dans ces bandes spectrales utiles. Cependant, selon les capteurs, chaque bande spectrale ne couvre pas nécessairement les mêmes intervalles de longueurs d'ondes, certains étant plus ou moins étroits autour d'une longueur d'onde spécifique. Or la variation de la réflectance entre les feuilles asymptotiques et symptomatiques peut se situer sur des longueurs d'ondes très particulières. Aussi, le recours à des capteurs hyperspectraux semblerait plus pertinent. Mais leur utilisation avec des drones n'est pas encore opérationnelle compte tenu de problèmes de calibration optique et de miniaturisation de capteurs [121].

En fonction de ces critères, nous avons choisi d'utiliser des images acquises avec un capteur multispectral (5 bandes couvrant les longueurs d'ondes entre le visible, le proche infrarouge et le Red-Edge) embarqué sur un drone avec comme objectif d'obtenir une résolution spatiale autour de 10cm.

6.2.2 Choix de la méthode de détection des zones présentant des colorations anormales

Le choix de la méthode de détection des zones symptomatiques se porte sur une approche supervisée permettant d'effectuer : 1) une comparaison des paramètres de performance de classification des variables testées ; 2) une cartographie des zones symptomatiques de Flavescence dorée sur l'ensemble de la parcelle de vigne. Dans le cadre de la thèse, nous avons choisi de tester deux méthodes supervisées :

- La méthode des courbes ROC (Receiving Operator Characteristic). À la différence d'autres méthodes de classification supervisée, cette méthode permet de comparer la performance de classification de différentes variables, à l'aide du critère appelé aire sous la courbe. Elle est aussi utilisée en tant que méthode de seuillage pour obtenir un seuil optimal de discrimination des zones symptomatiques et asymptotiques [122].

- La méthode de probabilité créée à partir d'un modèle linéaire généralisé (GLM). Cette méthode permet d'associer à chaque pixel une valeur de probabilité d'être symptomatique. Elle offre l'avantage de laisser libre les futurs utilisateurs de fixer eux-mêmes leur seuil de détection des zones malades.

6.3 Objectifs de la thèse et organisation du manuscrit

6.3.1 Objectifs de la thèse

L'objectif principal de ce travail de thèse est ***de déterminer quelles sont les variables issues d'images multispectrales ayant un intérêt pour détecter les zones de feuillage de vigne symptomatiques de Flavescence dorée et leur efficacité***. Pour cela trois types de variables sont testés : bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques.

Deux sous-objectifs correspondant à deux niveaux d'analyse ont été identifiés :

- Sous-objectif 1 : Il s'agit de répondre à la question « Quelles sont les variables présentant un intérêt pour discriminer les zones asymptotiques des zones de feuillages symptomatiques de FD pour des cépages blancs et noirs ? Quelles sont les performances de détection de ces variables ? ».
- Sous-objectif 2 : Considérant que des colorations anormales en cépages noirs peuvent être symptomatiques de la Flavescence dorée ou des autres facteurs de coloration anormale telle que les maladies du bois (ESCA et BDA), il s'agit de répondre à la question « Quelles sont les variables présentant un intérêt pour discriminer les zones de feuillages symptomatiques de FD et symptomatiques d'ESCA ou BDA pour des cépages noirs ? Quelles sont les performances de détection de ces variables ? ». Pour ce faire, deux étapes correspondant aux deux cas de discrimination sont requises :
 - Cas 1 = Discrimination des symptômes liées à la FD ou aux maladies du bois (MB) : Quelles sont les variables ayant un intérêt pour discriminer les zones de feuillages asymptotiques et symptomatiques de maladies provoquant une coloration anormale des feuilles (FD et MB) et avec quelle performance ? C'est à ce niveau que nous pourrions évaluer si les différents changements spectraux induits par la FD et les MB analysés ensemble peuvent permettre une détection efficace des maladies provoquant une coloration anormale des feuilles.
 - Cas 2 = Discrimination spécifique des symptômes de la FD : Quelles sont les variables ayant un intérêt pour discriminer les zones de feuillages FD des zones de feuillage MB et avec quelle performance ? C'est à ce niveau que l'efficacité d'une détection spécifique à la FD est abordée.

Lorsque les données collectées dans le cadre de la thèse le permettent, nous essayons de répondre aux questions présentées ci-dessus à trois échelles différentes : parcelle, cépage et couleur. D'un point de vue opérationnel, l'échelle par couleur est la plus intéressante car elle permet de déterminer s'il est possible de discriminer efficacement les zones symptomatiques (FD et/ou MB) avec un seul modèle quel que soit le cépage.

Pour mener à bien ce travail, nous avons constitué une base de données composée de données de terrain et d'images drone acquises sur des parcelles de vigne sur deux années consécutives (2015 et 2016). La campagne d'acquisition de données de terrain 2015 est caractérisée principalement par la localisation et la caractérisation de toutes les zones symptomatiques de FD présentes sur 4 parcelles (2 en cépage blanc et 2 en cépage noir) localisées au sein de l'AOC Gaillac. Ces données nous permettent de répondre au sous-objectif

Chapitre I

1 principalement. Pour la campagne 2016, 2 zones viticoles ont été échantillonnées, AOC Gaillac et Minervois. Nous avons localisé et caractérisé toutes les zones symptomatiques présentant une coloration anormale des feuilles situées dans 10 parcelles (7 en cépage noir et 3 en cépage blanc). Ces données nous permettent de tester la validité et la robustesse des résultats obtenus avec les données de 2015 mais aussi d'amener des éléments de réponse au sous-objectif 2. En parallèle, en 2015, des mesures indirectes des concentrations en chlorophylle et anthocyanes des feuilles symptomatiques et asymptomatiques ont été aussi effectuées pour une variété de cépages, blancs et rouges.

Transversalement, un autre objectif se dégage, qui est finalement plus thématique. Les principaux points forts de ce travail sont : (1) les observations de terrain réalisées sur un nombre conséquent de parcelles de vigne couvrant différents cépages blancs et noirs, sur 2 années consécutives, (2) les mesures des concentrations en pigments de feuilles et (3) les échanges privilégiés avec des acteurs de terrain. Ils sont non seulement des éléments précieux pour comprendre et analyser la cohérence des résultats obtenus mais apportent sans aucun doute de la ***connaissance dans l'expression des symptômes de la Flavescence dorée en fonction des différents facteurs tels que la couleur du cépage et l'année d'étude et leur lien avec la teneur en pigments.***

6.3.2 Organisation du manuscrit

La thèse est organisée en 4 chapitres :

- Le chapitre II est dédié à la description de la zone d'étude et des données utilisées.
 - le chapitre III présente le prétraitement des données et les méthodes statistiques utilisées pour les analyses.
 - Les chapitres IV et V présentent les résultats permettant de répondre aux sous-objectifs 1 (chapitre IV) et 2 (chapitre V) définis ci-dessus. Ils sont construits de la même manière : à partir d'articles publiés ou soumis et d'analyses complémentaires.
- Enfin, une conclusion générale reprend les principaux résultats, éléments de discussion et perspectives de ce travail.

CHAPITRE II : SITES D'ÉTUDE ET DONNÉES

L'objectif de ce chapitre est de présenter les sites d'étude et les données de terrain et de télédétection acquises pendant la période où les symptômes de la Flavescence dorée sont bien visibles (entre mi-août et mi-septembre selon la zone viticole). L'acquisition des données est réalisée sur deux campagnes de terrain réalisées sur deux années consécutives, en 2015 et 2016. Sur le terrain, il s'agit de cibler des parcelles atteintes de Flavescence dorée (différents cépages blancs et noirs), de localiser et de caractériser les zones symptomatiques de Flavescence dorée et d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles, ainsi que des zones asymptomatiques. Ce travail de terrain nécessitait une formation à la reconnaissance des symptômes ciblés qui a eu lieu dans le cadre de la prospection du vignoble Gaillacois mise en œuvre par la maison de Vins de Gaillac en 2015 (mission de 3 mois avec les agents responsables de la prospection). La première campagne en 2015 s'est uniquement déroulée au sein de l'Appellation d'Origine Contrôlée (AOC) Gaillac où des contacts privilégiés avaient été noués avec les partenaires locaux (Maison de vins et Chambre d'Agriculture du Tarn). Dans ce cadre, la campagne 2015 a débuté par une mission de 3 mois. En 2016, l'AOC Gaillac est restée un terrain d'étude privilégié et quelques parcelles ont aussi été sélectionnées dans l'AOC Minervois - La Livinière qui présente des cépages et un mode de conduite de la vigne différents. L'acquisition des données dans l'AOC Minervois a été réalisée avec l'aide de l'Institut Coopératif du Vin (ICV).

1 Sites d'étude

Dans le paragraphe suivant sont décrites les principales caractéristiques des vignobles correspondant aux deux sites d'étude, en matière de surface, de cépage, d'état phytosanitaire en portant un intérêt particulier sur la présence de la Flavescence dorée. Les particularités des parcelles sélectionnées pour chaque campagne sont ensuite présentées.

1.1 Site 1 : AOC Gaillac

1.1.1 Caractéristiques de la viticulture

La Figure 12 montre la localisation de l'AOC Gaillac dans le nord du département du Tarn et à l'est de Toulouse. Le vignoble s'étend sur les deux rives du Tarn et vers le nord jusqu'à la cité médiévale de Cordes-sur-Ciel, regroupant 73 communes et 3 terroirs : les terrasses de la Rive Gauche, les côteaux de la Rive Droite et le plateau Cordais. Il couvre 3 400 ha de vigne pour une production de 155 000 hl [123]. Il est influencé principalement par les climats méditerranéen et océanique. Les parcelles bénéficient d'un microclimat chaud et sec en été favorable à une maturité régulière et optimale des raisins. Cela est accentué, pendant les mois de mai et septembre, par le vent d'autan [124].

L'AOC Gaillac présente une grande diversité de cépages. Selon le Cahier des Charges, les principaux cépages blancs sont le Len de l'el (Loin de l'œil), le mauzac, le mauzac rose et la muscadelle. Ils constituent plus du 50% de l'encépagement. Dans le cas des cépages noirs, les principaux sont le Duras, le Fer Servadou (braucol) et la Syrah. Leur proportion dans le vignoble doit être supérieure ou égale à 60% de l'encépagement sachant que celle du duras et du Fer Servadou (pris ensemble ou séparément) doit être supérieure ou égale à 40 % de l'encépagement. Les vignes doivent être conduites en taille courte (gobelet ou cordon de royat) ou en guyot simple ou double et doivent présenter une densité minimale de 4 000 pieds par hectare. L'écartement inter-rangs doit être de 2,50 mètres maximum et l'écartement

inter- pieds supérieur ou égal à 0,80 mètre. L'entretien du sol et l'état sanitaire doivent être assurés dans les parcelles de l'appellation [125].

1.1.2 État phytosanitaire du vignoble

La Flavescence dorée est présente dans le Sud-Ouest de la France depuis les années 1950 et s'est étendue en Midi-Pyrénées dans les années 1990 [36]. Dans l'appellation Gaillac, suite à une augmentation significative du nombre de parcelles contaminées particulièrement depuis 2008, les acteurs de la filière (la Maison des Vins de Gaillac, la Chambre d'Agriculture du Tarn, les viticulteurs, soutenus par les services de l'État) ont mis en place une prospection coordonnée et plus soutenue depuis 2014. En 2014, sur les 3 000 ha prospectés, 8 035 pieds ont été découverts dont environ 3 000 pieds correspondant à 3 foyers (c'est-à-dire que la surface infectée couvre plus de 20% de la surface totale de la parcelle) [126]. En 2016, 3 356 ceps ont encore été découverts [127] montrant que la Flavescence dorée est toujours bien présente sur le vignoble Tarnais.

En plus, concernant les autres causes provoquant une coloration anormale des feuilles, sont présentes dans le vignoble gaillacois :

- Des maladies du bois, en particulier l'ESCA et le BDA : sur certaines parcelles, les niveaux d'attaque sont souvent de l'ordre de 20% de la surface totale et peuvent aller jusqu'à 30-40%.
- Des carences, notamment dans les terroirs calcaires (premières côtes et le plateau cordais) des carences en fer et en potasse.
- D'autres maladies mais de façon plus anecdotique, l'enroulement de la vigne, le dépérissement de la syrah et les attaques par la cicadelle bubale [128] (Tableau 2).

1.2 Site 2 : AOC Minervois-La-Livinière

1.2.1 Caractéristiques de la viticulture

La Figure 12 montre les parcelles sélectionnées en 2016 dans l'AOC Minervois-La Livinière, une zone localisée dans le département de l'Hérault, dans la région naturelle dite du « Petit Causse » située au bas du piedmont de la Montagne Noire. Cette zone regroupe 6 communes : Azillanet, Azille, Cessero, Félines Minervois, La Livinière et Siran. Le vignoble s'étend sur 350 hectares pour une production d'environ 7 700 hl par an. Le climat est très sec, influencé par la présence de la Serre d'Oupia et les collines de Laure-Minervois, avec un déficit hydrique estival important [129]. Les vins produits sous cette AOC sont exclusivement vinifiés en rouge. Selon le cahier des charges de l'appellation, les principaux cépages sont le grenache, le lledoner pelut, le mourvèdre et la syrah. La proportion de ces cépages doit être supérieure ou égale à 60% sachant que celle du mourvèdre et de la syrah (ensemble ou séparément) doit être supérieure ou égale à 40%. Concernant les pratiques culturales, les vignes doivent être conduites en taille courte, à l'exception de la Syrah possible en guyot simple. La densité minimale à la plantation doit être de 4 000 pieds à l'hectare et l'écartement entre les rangs inférieur ou égal à 2,5 mètres. L'entretien du sol et l'état sanitaire doivent être assurés par les agriculteurs [130].

1.2.2 État phytosanitaire du vignoble

La Flavescence dorée est apparue dans le Languedoc – Roussillon dans les années 1980 [36]. En 2016, 11 680 pieds de vigne atteints par la maladie ont été découverts dans le département de l'Hérault [127] dont une partie dans la zone de l'AOC Minervois [131]. Les

autres facteurs provoquant une coloration anormale des feuilles présents dans ce site d'étude sont le dépérissement de la Syrah, les maladies du bois (ESCA et BDA), les maladies à virus (enroulement de la vigne et court noué) et les carences ferriques (chlorose ferrique) magnésiennes, potassiques et de manganèse [132] (Tableau 2).

1.3 Choix des parcelles sélectionnées

Une prospection d'une partie des vignobles des AOC Gaillac et Minervois-La Livinière a été menée en partenariat avec la Chambre d'agriculture du Tarn, la FREDON et l'ICV a tout d'abord permis de sélectionner des parcelles d'intérêt sur lesquelles les mesures et observations de terrain ont été effectuées en 2015 et en 2016. Les critères de choix utilisés sont principalement la présence d'un nombre significatif de pieds atteints de Flavescence dorée, la diversité des cépages (car les symptômes varient d'un cépage à l'autre) et l'accord du propriétaire pour effectuer des mesures au sein de la parcelle. Pour les parcelles de surface particulièrement importante, les mesures et observations de terrain n'ont été effectuées que sur une partie de celle-ci. Dans ces cas-là, nous conservons quand même le terme de « parcelle ».

1.3.1 Caractéristiques des parcelles étudiées

La Figure 12 montre la localisation sur les deux sites d'étude des 14 parcelles sélectionnées en 2015 (délimitation en blanc) et en 2016 (délimitation en rouge). L'identifiant des parcelles comprend le nom du cépage, le type de cépage (Noir=N ; Blanc =B) et une lettre (A, B, ou C) s'il y a plusieurs parcelles du même cépage.

- En 2015, quatre parcelles ont été sélectionnées dans l'AOC Gaillac (communes de Gaillac et de Noailles), deux de cépage noir (Gamay et Duras) et deux de cépage blanc (Muscadelle et Sauvignon).
- En 2016, sept parcelles ont été sélectionnées dans l'AOC Gaillac (communes de Vieux, Cahuzac-sur-Vère et Senouillac) et trois dans l'AOC Minervois-La Livinière (commune de La Livinière), sept de cépage noir (Duras, Fer Servadou ou braucol, Gamay, Grenache et Mourvèdre) et trois de cépage blanc (Muscadelle et Chardonnay).

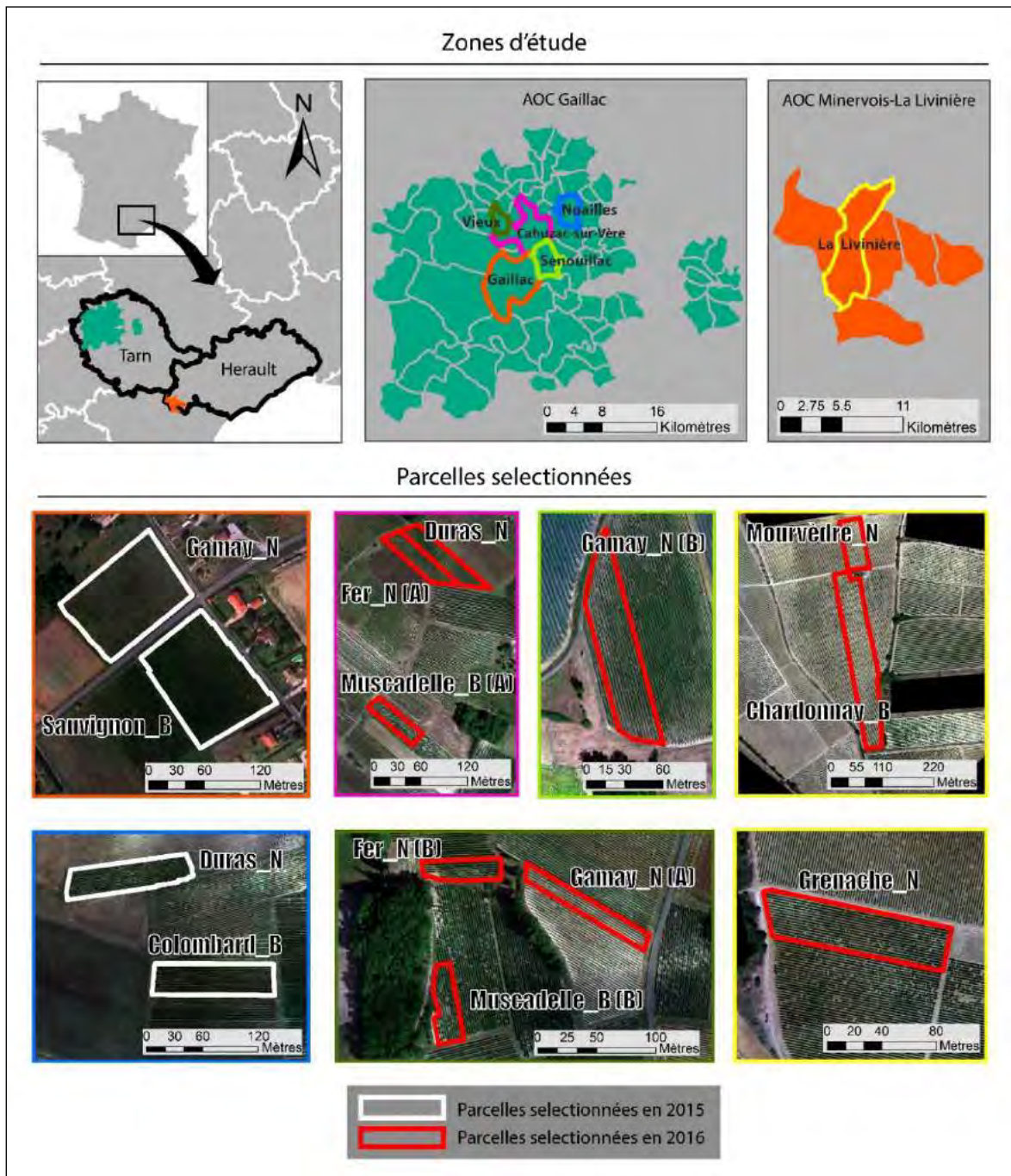


Figure 12 : Localisation des parcelles sélectionnées en 2015 (blanc) et en 2016 (rouge) appartenant à l'AOC Gaillac (zone turquoise) et Minervois-La Livinière (zone orange). Ces deux appellations se situent dans le sud de la France, dans les départements du Tarn et de l'Hérault. Au total, 7 images ont été acquises par drone contenant de 1 à 3 parcelles. La couleur du contour des images correspond à la couleur de la délimitation des communes auxquelles elles appartiennent.

2 Mesures et observations de terrain

Pour chacune de 14 parcelles, deux types d'information ont été récoltés sur le terrain :

- **Données descriptives par parcelle** : cépage, mode de conduite et localisation des rangs de vigne.
- **Données descriptives par zones asymptomatique et symptomatique** :
 - Pour toutes les parcelles, localisation et caractérisation de toutes les zones de feuillage de vigne dont les feuilles sont symptomatiques de la Flavescence dorée.
 - Pour certaines parcelles (1 en 2015 et toutes en 2016), localisation et caractérisation des zones présentant des symptômes de coloration anormale des feuilles (jaunissement, rougissement ou brunissement) causées par d'autres maladies que la FD, des carences ou des dégâts mécaniques.
 - Pour les parcelles sélectionnées en 2016, localisation de zones asymptomatiques (même nombre de zones asymptomatiques que symptomatiques relevés sur la même parcelle).

La localisation des rangs de vigne et des zones asymptomatiques et symptomatiques a été réalisée avec un GPS de la marque TRIMBLE® GEO7X relié à une antenne externe mobile (récepteur GNSS, Global Navigation Satellite System) et à correction différentielle pour obtenir une précision de positionnement centimétrique. Pour cette étude, les données ont été enregistrées avec une précision d'environ 40 cm sur le terrain et corrigées à une précision d'1 cm en post traitement (utilisation des stations d'Albi et de Narbonne).

De plus, pour les 4 parcelles sélectionnées en 2015 situées dans l'AOC Gaillac, les teneurs en pigments (chlorophylles et anthocyanes) des feuilles symptomatiques et asymptomatiques ont été acquises.

2.1 Données descriptives par parcelle

Pour chacune des parcelles, nous avons récolté les informations suivantes :

- Positions des extrémités des rangs, géolocalisées avec des points GPS enregistrés dans l'axe du rang au début de la végétation, permettant de tracer de façon automatique les lignes de rang ;

Cette information est utile pour recaler plus facilement les points GPS de zones symptomatiques et asymptomatiques présentant un décalage important avec l'image ;

- Forme de la vigne : forme simple, bilatérale ou en gobelet (Figure 13) ;

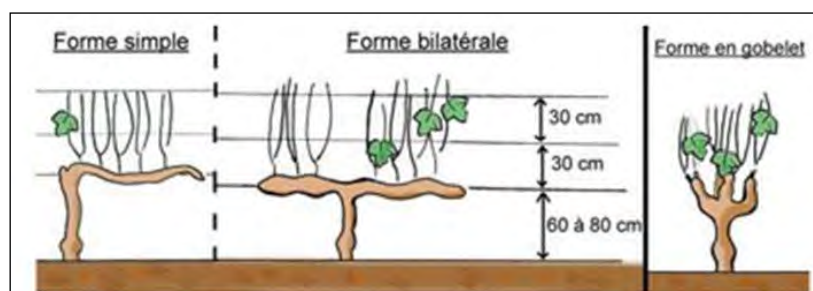


Figure 13 : Illustration des trois types de forme de vigne utilisés pour décrire les parcelles [133].

Chapitre II

- Écartement inter-rang en cm ;
- Espacement inter-pied en cm ;
- État de la couverture du sol au moment de l'acquisition des images drone : sans enherbement, enherbement intermédiaire (1 rang sur 2) ou enherbement total.

La Figure 14 montre une image des trois parcelles présentant une couverture de sol sans et avec enherbement. L'inter-rang des parcelles de l'AOC Minervois-La Livinière ne présente pas d'enherbement (Figure 14C) alors que les parcelles de l'AOC Gaillac présentent une couverture totale ou intermédiaire (un rang sur deux) du sol. Dans la plupart des cas, dans cette zone, les parcelles très infectées de Flavescence dorée présentent un enherbement inter-rang très mal entretenu (Figure 14A ET 14B).

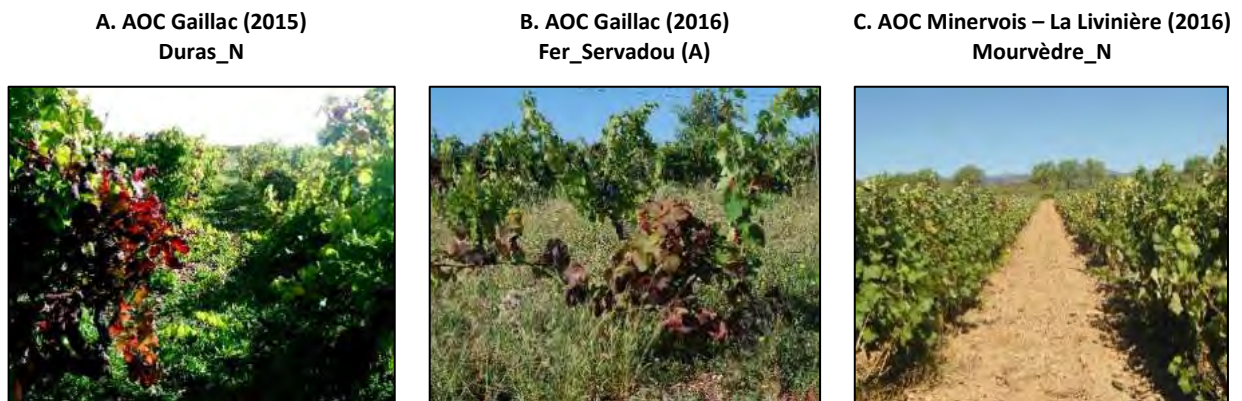


Figure 14 : Illustration des trois types de couverture du sol rencontrés lors des campagnes de terrain au moment de l'acquisition des images drone.

Le Tableau 6 dresse le bilan des informations enregistrées pour chaque parcelle et permet de faire une synthèse de la base de données créée suite aux campagnes de terrain de 2015 et 2016 :

- 14 parcelles de 9 cépages différents, avec une majorité de parcelles en cépages noirs (9 parcelles avec 5 cépages noirs et 5 parcelles avec 4 cépages blancs) ;
- Surface de parcelles variable de 0,1 à 1,8 ha ;
- Forme de vigne très variée (gobelet, simple ou bilatérale) pour les parcelles de l'AOC Gaillac et bilatérale ou simple pour celles de l'AOC Minervois-La Livinière.
- Écartement inter-rang et espacement inter-pied variables, respectivement de 190 à 250 cm et de 90 à 115 cm.

Tableau 6: Bilan des informations enregistrées pour les 14 parcelles de la base de données (en gris : données collectées en 2015, en rose : données collectées en 2016). Pour chaque parcelle, sont indiqués la surface en hectares, la couleur du cépage (Noir ou Blanc), la forme de la vigne, l'écartement inter-rang (cm), l'espacement inter-pied (cm), la couverture du sol et l'année de collecte des données.

Zone d'étude	Identifiant parcelle	Surface (ha)	Forme de la vigne	Écartement Inter-rang (cm)	Espacement Inter-pied (cm)	Couverture du sol	Année d'étude
AOC Gaillac	Gamay_N	1.1	bilatérale	190	90	Total	2015
	Sauvignon_B	1.2	bilatérale	200	115	Total	
	Duras_N	0.4	gobelet	200	110	1 rang sur 2	
	Colombard_B	0.4	bilatérale	220	110	1 rang sur 2	
	Fer_N (A)	0.1	simple	200	100	Total	2016
	Duras_N	0.3	simple	200	90	Total	
	Muscadelle_B (A)	0.2	gobelet	200	100	Total	
	Fer_N (B)	0.1	gobelet	210	100	Total	
Gamay_N (A)	0.2	bilatérale	210	100	Total		
Muscadelle_B (B)	0.1	gobelet	210	100	Total		
Gamay_N (B)	0.5	simple	250	110	Total		
AOC Minervois-La Livinière	Mouvedre_N	0.5	bilatérale	250	100	Sans enherbement	2016
	Grenache_N	0.4	bilatérale	250	100	Sans enherbement	
	Chardonnay_B	1.8	simple	250	90	Sans enherbement	

2.2 Données descriptives par zone asymptotique ou symptomatique

Afin d'avoir une cartographie de l'état phytosanitaire des 14 parcelles, quatre types de zones sont géolocalisés et décrits lors des campagnes de terrain :

- Des zones asymptotiques, apparemment saines (codées « AS » = asymptotiques) ;
- Des zones symptomatiques de la Flavescence dorée (codées « FD ») ;
- Des zones symptomatiques de maladies du bois pouvant se confondre avec des zones atteintes par la FD (codées « MB » = maladies de bois, ou « GTD » = *Grapevine Trunk Disease*). Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à l'ESCA et BDA, les deux maladies les plus répandues dans les vignobles étudiés et présentes dans les parcelles atteintes de FD ;
- Des zones symptomatiques d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles pouvant se confondre avec des zones atteintes par la FD (codées « AF » = autres facteurs ou « OF » = other factors). Ces zones incluent principalement les zones atteintes du virus du court-noué, de la cicadelle bubale, d'apoplexie (provoquée par le stress hydrique ou la forme rapide de l'ESCA et BDA), de l'eutypiose, de la carence en potassium, de la chlorose ferrique et de dégâts mécaniques.

2.2.1 Protocole de localisation des zones de feuilles symptomatiques et asymptotiques

La Figure 15 schématise la façon dont les zones de feuilles symptomatiques et asymptotiques ont été géolocalisées lors des campagnes de terrain en 2015 et en 2016.

En 2015, les zones de feuilles symptomatiques ont été géolocalisées en prenant un point GPS (représenté par un point jaune sur la Figure 15) au niveau du pied de vigne symptomatique. Les zones de feuilles asymptotiques ont été identifiées a posteriori de la campagne de terrain par photo-interprétation sur les images drone.

En 2016, le protocole de géolocalisation des zones de feuilles symptomatiques et asymptotiques a été modifié :

- Les zones de feuilles symptomatiques sont directement géolocalisées par un point GPS au milieu de la zone considérée (plus de localisation des pieds) pour améliorer la précision de positionnement de ces zones. En effet, ces zones peuvent s'étendre à un seul rameau d'un seul pied ou parfois toucher plusieurs pieds si la zone est très étendue ;
- Les zones de feuilles asymptomatiques ont été géolocalisées par un point GPS au milieu d'une zone apparemment saine lors de la campagne de terrain (plus par photo-interprétation) pour éviter les erreurs d'interprétation d'images.

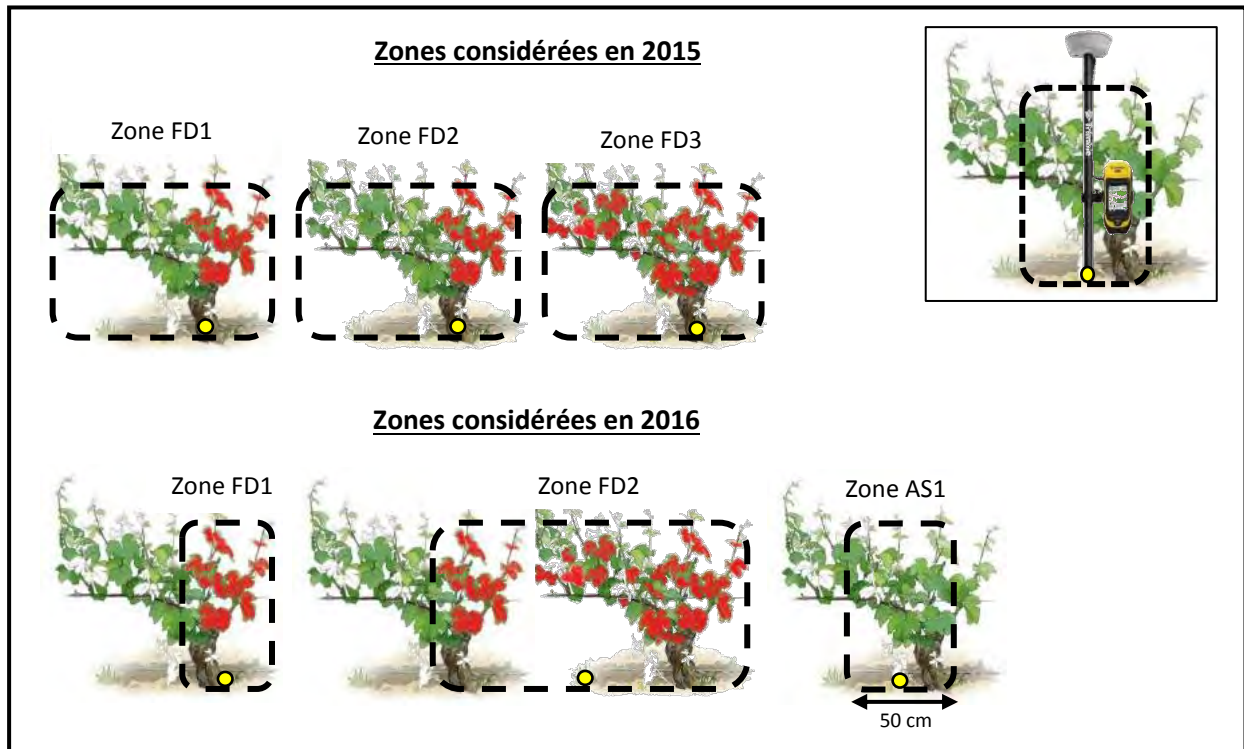


Figure 15 : Géolocalisation des pieds de vigne et des zones de feuilles en 2015 et en 2016. En jaune, la position du GPS centimétrique pour la prise de la géolocalisation de la zone. En 2015, le point GPS a été pris au niveau du pied de vigne et en 2016 au centre de la zone de feuillage considérée.

Deux informations ont été récoltées pour les quatre types de zones de feuilles asymptomatiques ou symptomatiques :

- Identification de la zone : un code (AS pour asymptomatique, FD pour Flavescence dorée, MB pour maladies du bois et AF pour autres facteurs) accompagné d'un numéro croissant (Par exemple : FD1, FD2...).
- Épaisseur et largeur foliaire de la zone considérée en cm (par défaut 50 cm pour les zones asymptomatiques géolocalisées en 2016). En 2015, ces deux caractéristiques ont été acquises seulement pour une zone symptomatique sur 15 (par souci de gain de temps). Pour caractériser toutes les zones, nous avons donc utilisé l'épaisseur et la largeur foliaire moyenne par parcelle. En 2016, afin de mieux caractériser les zones de feuilles étudiées, l'épaisseur et la largeur foliaire ont été acquises sur toutes les zones.

Pour les trois types de zones de feuilles symptomatiques, des informations complémentaires ont été mesurées :

- Le type de facteurs de coloration anormale : maladie (et son nom), carence ou autres facteurs de coloration.

Chapitre II

- Le type de coloration : lorsque les symptômes des zones de feuilles ne permettent pas de distinguer le facteur en cause de la coloration anormale, la couleur de la coloration (jaune, rouge ou marron) a été spécifiée.
- Le niveau d'infection de la zone de feuilles symptomatiques : les mesures de largeur et d'épaisseur de la zone considérée peuvent englober des feuilles asymptomatiques ou des trous de végétation. Le niveau d'infection correspond alors à la proportion de feuilles symptomatiques par rapport à la surface totale de la zone de feuilles considérée. La Figure 16 illustre les quatre classes de niveaux d'infection définies : 1-25%, 26-50%, 51-75%, 76-100%.

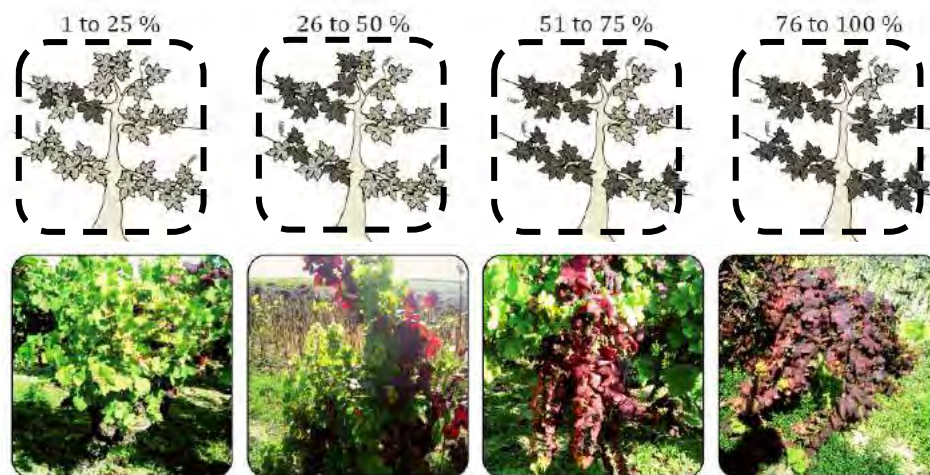


Figure 16 : Représentation des quatre niveaux d'infection des zones de feuilles définies et illustration pour des pieds de cépage noir atteints par la flavescence dorée.

La Figure 17 montre les points GPS des zones asymptomatiques et symptomatiques acquis sur les parcelles de cépage noir sélectionnées en 2016. La localisation des zones symptomatiques (FD, MB et AF) est exhaustive sur l'ensemble des parcelles.

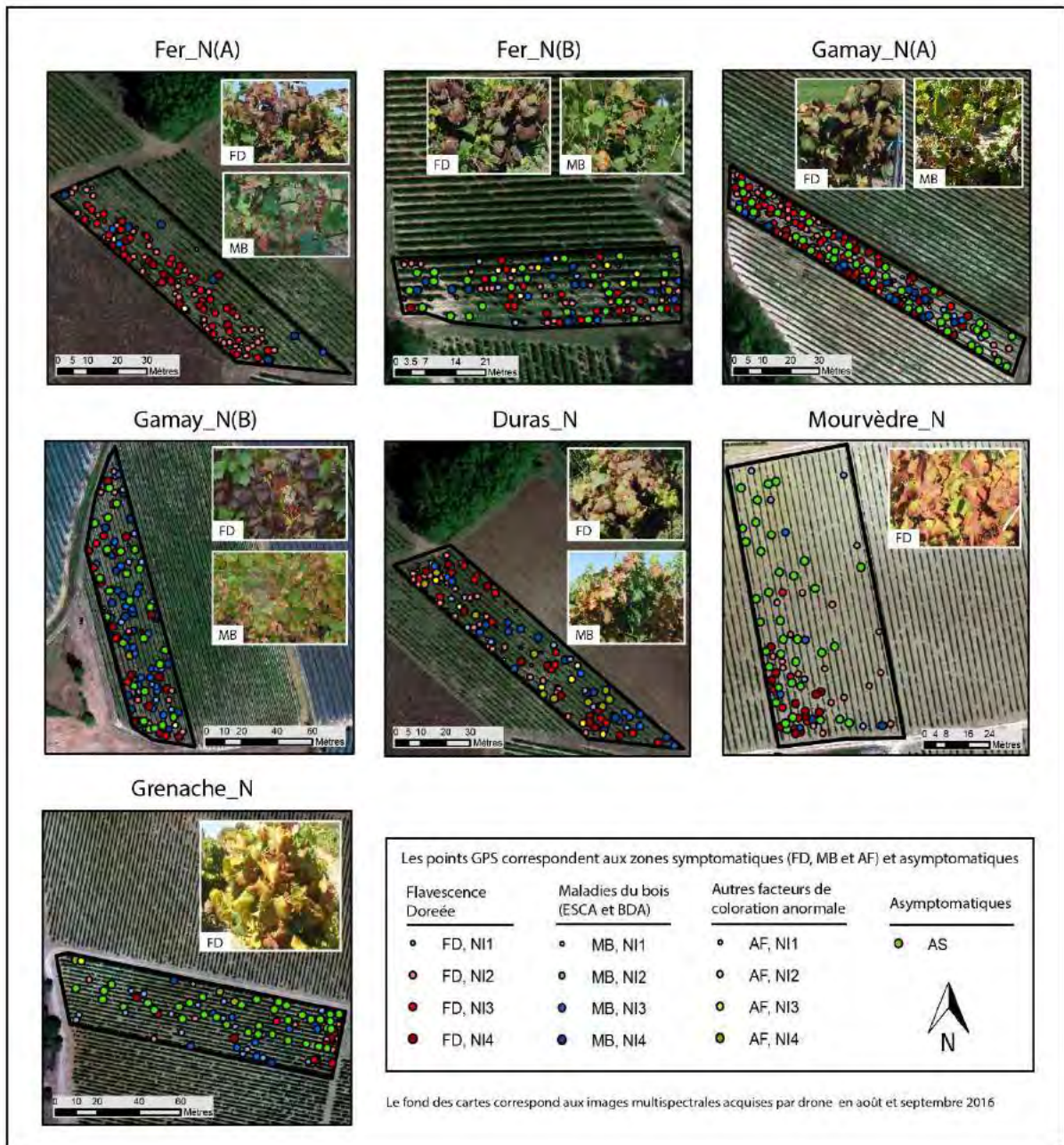


Figure 17 : Localisation des zones asymptotiques (AS), symptomatiques de Flavescence dorée (FD), symptomatiques des maladies de bois (MB) et symptomatiques des autres facteurs de coloration (AF) dans les parcelles de cépage noir sélectionnées en 2016. La taille et la couleur des points varient en fonction du niveau d'infection.

2.2.2 Bilan des zones de feuilles symptomatiques et asymptotiques localisées par parcelle

Le Tableau 7 dresse le bilan des zones de feuilles symptomatiques et asymptotiques localisées pour chacune des 14 parcelles en 2015 et en 2016.

En 2015, les parcelles de cépage noir présentent un plus grand nombre de zones de feuilles atteintes de Flavescence dorée (389 pour la Gamay et 264 pour le Duras) que celles de cépage blanc (9 pour la Sauvignon et 40 pour la Colombard). Les zones de feuilles atteintes par des maladies de bois ou d'autres facteurs de coloration anormale ont été localisées uniquement sur la parcelle de « Gamay_N (2015) ».

Chapitre II

En 2016, le nombre total des zones de feuilles atteintes de Flavescence dorée et de maladies de bois varie respectivement selon les parcelles de 30 à 115 et de 0 à 58. Le nombre total de zones de feuilles atteintes par des maladies de bois (MB) est toujours inférieur à celui de zones de feuilles atteintes par la FD (sauf pour la parcelle de « Gamay_N (B) » en 2016). Le nombre total des zones de feuilles symptomatiques d'autres facteurs de coloration anormale (principalement des chloroses ferriques et de l'apoplexie) varie entre 1 et 60.

Entre les deux campagnes de terrain de 2015 et 2016, des différences notables dans l'intensité de coloration des feuilles atteintes de FD pour un même cépage ont été observées sur les deux sites d'étude (voir Figure 18).

Tableau 7 : Nombre total des zones de feuilles symptomatiques de Flavescence dorée (FD), de maladies de bois (MB), d'autres facteurs de coloration (AF) et des zones asymptomatiques (AS,) localisées à l'aide du GPS pour chaque parcelle, en 2015 (gris) et en 2016 (rouge). Pour les zones de feuilles symptomatiques de FD et de MB, nous présentons le nombre total des zones par niveau d'infection.

Identifiant Parcelle	Nombre de zones FD					Nombre de zones MB					Nb de zones AS	Nb de zones AF
	1-25 %	26-50 %	51-75 %	76-100 %	Total	1-25 %	26-50 %	51-75 %	76-100 %	Total		
Gamay_N	17	103	45	71	389	1	1	3	12	17	-	49
Sauvignon_B	0	7	2	0	9	-	-	-	-	-	-	-
Duras_N	68	44	44	108	264	-	-	-	-	-	-	-
Colombard_B	1	3	7	29	40	-	-	-	-	-	-	-
Fer_N (A)	19	42	33	13	107	1	0	3	6	10	23	1
Duras_N	17	30	15	12	74	3	8	10	10	31	23	15
Muscadelle_B (A)	2	9	14	20	45	0	0	0	0	0	20	1
Fer_N (B)	30	29	14	6	79	3	4	7	7	21	25	8
Gamay_N (A)	17	38	37	23	115	2	3	4	13	22	37	5
Muscadelle_B (B)	17	32	39	19	107	0	0	0	0	0	21	3
Gamay_N (B)	3	6	7	14	30	3	14	19	22	58	25	60
Mouvedre_N	17	17	6	13	53	1	6	4	2	13	35	-
Grenache_N	19	12	6	8	45	14	19	8	3	44	36	4
Chardonnay_B	6	5	4	20	35	2	2	1	0	5	37	12

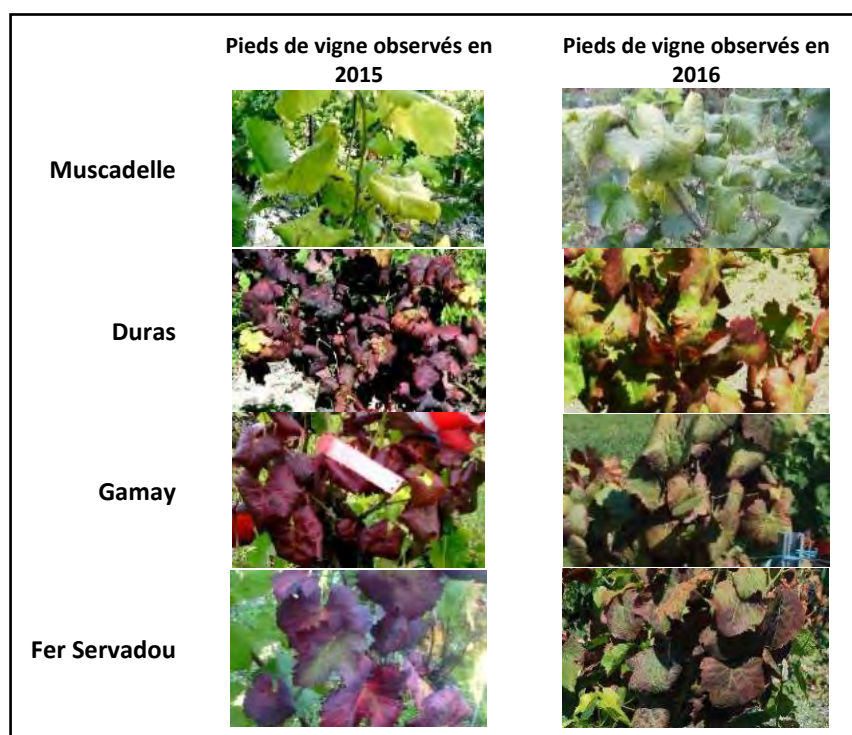


Figure 18 : Différents niveaux d'intensité de coloration anormale des feuilles atteintes par la Flavescence dorée pour un même cépage en 2015 et 2016. Les images ont été prises sur des parcelles dans l'AOC Gaillac.

Chapitre II

La Figure 19 illustre la typologie des parcelles créé à partir des caractéristiques descriptives des parcelles (mode conduite, niveau d'infection FD et niveau d'entretien de l'enherbement des inter-rangs) et des zones symptomatiques et asymptomatiques observées sur le terrain (épaisseur, intensité dans la coloration anormale des feuilles). Cette information sera utilisée pour mieux comprendre les résultats à l'échelle de la parcelle.

ID cépage	Mode conduite	Niveau d'infection FD	Niveau d'entretien de l'enherbement Inter-rangs	Épaisseur FD	Intensité dans la coloration des feuilles (illustrations ci-dessous)	Année d'étude
Fer_Servadou_N (A)	P	+++	++	+	++	2016
Fer_Servadou_N (B)	G	+++	+	++	++	2016
Gamay_N (A)	P	+++	+	+	+	2016
Gamay_N (B)	P	++	++	+	++	2016
Gamay_N	P	++	++	+	+++	2015
Duras_N	P	++	++	+	++	2016
Duras_N	G	+++	++	++	+++	2015
Mourvèdre_N	P	++	Pas d'enherbement	+	++	2016
Grenache_N	P	++	Pas d'enherbement	+	+	2016
Muscadelle_B (A)	G	++	++	++	++	2016
Muscadelle_B (B)	G	+++	+	++	++	2016
Chardonnady_B	P	+	Pas d'enherbement	+	+++	2016
Sauvignon_B	P	+	++	++	+++	2015
Colombard_B	P	++	+	+	+	2015

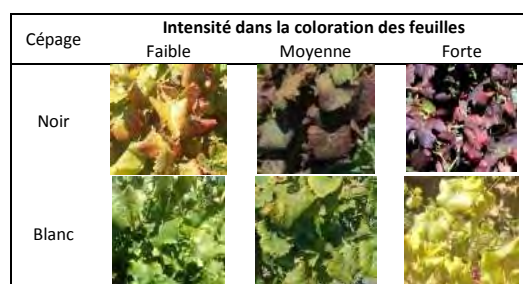


Figure 19 : Typologie des parcelles sélectionnées en 2015 (gris) et en 2016 (rouge) créé en fonction du mode de conduite, de l'épaisseur moyenne des zones symptomatiques de FD, du niveau d'infection des parcelles, de l'intensité de coloration des feuilles et du niveau d'entretien de l'enherbement inter-rangs. Les signes « + », « ++ » et « +++ » correspondent à des caractéristiques faibles, moyennes et fortes.

2.3 Données sur la teneur en pigments des feuilles

En complément des données collectées sur les zones de feuilles symptomatiques et asymptomatiques, des mesures de teneurs en pigments foliaires (chlorophylle et anthocyanes) ont été réalisées sur les 4 parcelles (2 cépages noir et 2 cépages blanc) étudiées lors de la campagne de terrain en 2015. Ces mesures ont été effectuées avec un capteur optique à petite distance (The Force-A Dualex). Le protocole a consisté à prendre, par parcelle, des mesures sur 10 pieds sains et 10 pieds malades. Sur chaque pied, 4 feuilles considérées comme matures ont été choisies et sur chaque feuille, 4 mesures ont été effectuées (Figure 20).

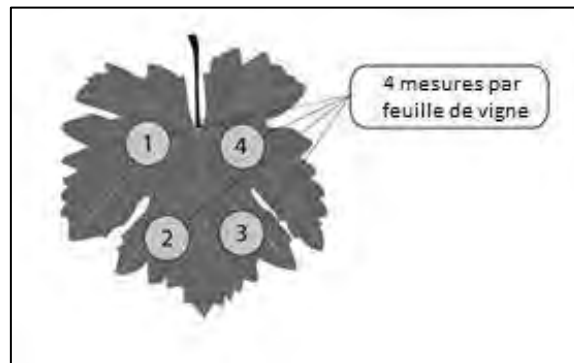


Figure 20 : Principe de mesures des teneurs en pigments foliaires = pour chaque pied, 4 feuilles sont prélevées et 4 mesures par feuille sont effectuées.

Le Tableau 8 montre les mesures acquises par parcelle à partir du capteur optique « The Force-A Dualex » à l'échelle de la feuille après suppression des valeurs aberrantes. Les mesures des teneurs en pigments en fonction du type de feuillage (FD ou AS) seront présentées et confrontées avec les indices de végétation dans le chapitre IV.

Parcelle/Nombre total des mesures	FD	AS
Gamay	128	144
Duras	160	160
Colombard	160	160
Sauvignon	160	176

Tableau 8 : Nombre des mesures acquises par parcelle avec le capteur optique « The Force-A Dualex » en fonction du type de feuillage (symptomatique de Flavescence dorée et asymptomatique).

3 Données de télédétection

Simultanément à la collecte des données de terrain, les 14 parcelles ont été survolées par un drone aile volant (DT18), équipé d'un GPS récepteur intégré d'un système de navigation (Voir Figure 21) et d'un capteur multispectral (MicaSense RedEdge™) permettant d'acquérir des images dans 5 bandes spectrales : Bleu, Vert, Rouge, Red-Edge et Proche Infrarouge. Les vols ont été opérés par la société Delair (<http://delair.aero/>) pendant les mois d'août et de septembre 2015 et 2016. Les dates précises des vols ont été définies en fonction des observations réalisées sur le terrain et correspondent à des dates où les symptômes de FD sont bien visibles : sur le vignoble AOC Gaillac le 21/09/2015 et le 22/09/2016 et sur le vignoble AOC Minervois - La Livinière le 22/08/2016.

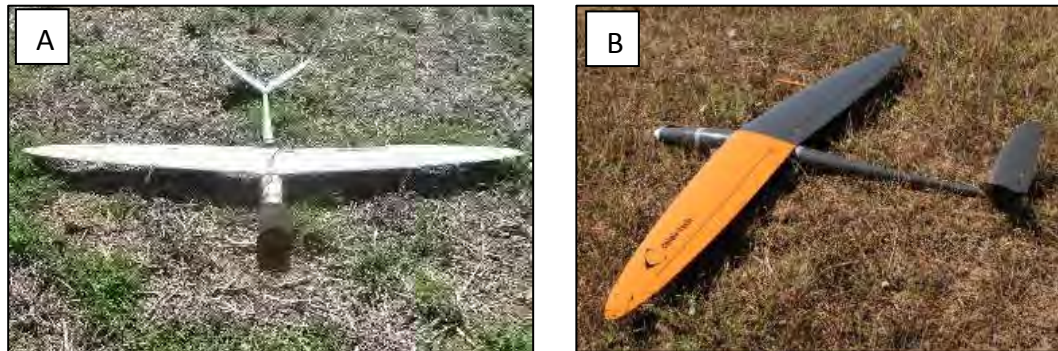


Figure 21 : Drones aile volant (DT18) utilisés pour l'acquisition des images multispectrales en 2015 (A) et en 2016 (B).

Les plans de vol sont programmés en avance. Le déroulement des vols est suivi au sol sur ordinateur par un télépilote qualifié. Chaque vol couvre de 1 à 3 parcelles. Au total, 7 vols ont été effectués, deux en 2015 et cinq en 2016. Le Tableau 9 présente les caractéristiques du drone et du capteur utilisés pour l'acquisition des images multispectrales.

Drone	DT-18
Capteur	DT-5Bands
Nombre de bandes spectrales	5
Longueurs d'onde des bandes spectrales	Bleu (455 – 495 nm) Vert (540 – 580 nm) Rouge (658 – 678 nm) Red-Edge (707 – 727 nm) Proche Infrarouge (800 – 880 nm)
Distance focale	5,5 mm
Champs de vision	47,2°
Altitude de vol	120 - 150 m
Résolution spatiale	10 cm
Stockage	Carte micro SD 32 GB

Tableau 9 : Caractéristiques du drone et du capteur utilisés pour l'acquisition des images multispectrales

Après l'acquisition des images (avec un taux moyen de recouvrement de 85%), ces dernières subissent deux prétraitements effectués par la société Delair à l'aide du logiciel Pix4D (<https://pix4d.com>) et nécessaires pour pouvoir être confrontées aux données de terrain : des corrections géométriques (orthorectification et mosaïquage) et radiométriques. Les images mosaïquées ont été orthorectifiées en utilisant un modèle digital d'élévation de 0,08m et des points de calage de référence géolocalisés autour des parcelles. Les corrections radiométriques consistent à convertir les valeurs de pixels en réflectance dans chaque bande spectrale à l'aide d'un panneau calibré utilisé avant et après le vol (pour vérifier la stabilité de l'éclairage). Les images finales contenant les cinq bandes spectrales sont livrées à une résolution de 10 cm et une projection WGS84 en 2015 et Lambert93 en 2016.

La Figure 22 illustre les images drones prises sur trois parcelles présentant des formes de vigne et de couverture de sol différentes. La résolution spatiale permet de discriminer les rangs de vigne, les ombres des rangs et la couverture du sol. Sur la Figure 22a par exemple, la parcelle présente un enherbement inter rang total alors que sur la Figure 22b, il n'y a pas d'enherbement et le rang de vigne est plus facile à distinguer. De plus, les rangs des vignes de forme simple ou bilatérale (22a et 22b) sont plus homogènes et présentent une surface foliaire plus faible que les rangs de vigne de forme gobelet (22c).

Chapitre II

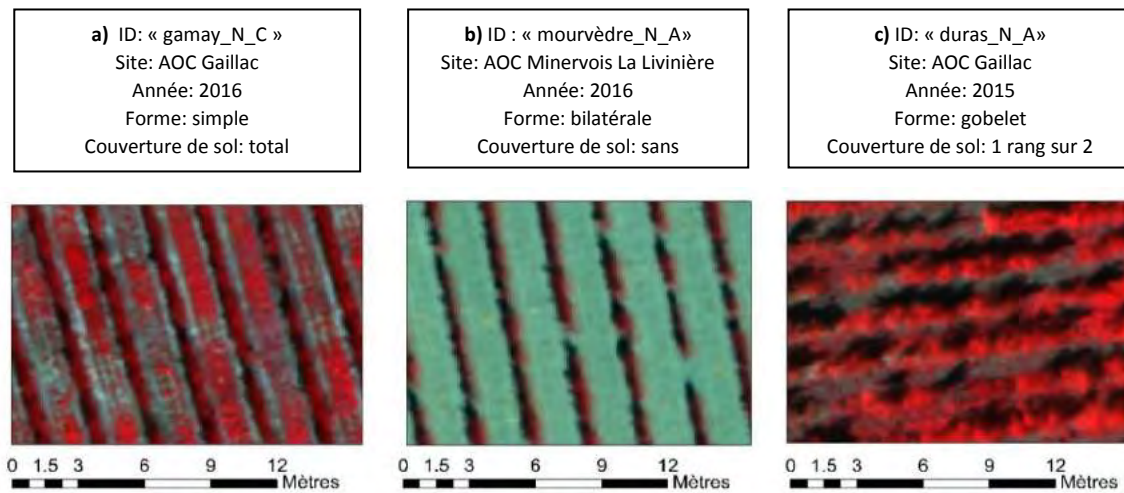


Figure 22 : Exemples d'images drones (en fausses couleurs) acquises sur trois parcelles en 2015 avec des modes de conduite différents (forme de vigne et couverture du sol).

En conclusion, la base de données constituée (à partir des campagnes de terrain et des vols drone) s'avère particulièrement intéressante pour trois raisons :

- Couverture de 2 terroirs contrastés, 9 cépages différents (5 noirs et 4 blancs) et 2 années pour lesquelles les symptômes de la FD ne se sont pas exprimés de la même façon au niveau de l'intensité de coloration anormale des feuilles (intensité bien plus forte en 2015 qu'en 2016) ;
- Données de terrain concernant la FD mais aussi d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles, relevées de façon exhaustive sur les parcelles lors de la campagne de terrain en 2016 ;
- Notation du niveau d'infection (pour les zones touchées par la FD et les autres facteurs de coloration anormale des feuilles) utile pour évaluer la sensibilité des indices spectraux à ce critère (en effet, selon que le phytoplasme ait contaminé l'ensemble du pied ou seulement une très faible partie des rameaux, la conséquence est la même : la totalité du pied doit être arrachée).

Cependant, certains points de vigilance doivent être spécifiés. Les différences dans le protocole de localisation des zones de feuilles symptomatiques et asymptomatiques entre 2015 et 2016 ont une influence sur le prétraitement des données de terrain et les analyses statistiques. Cela sera développé plus en détail dans le chapitre III. De plus, le nombre des parcelles de cépage blanc est faible et le nombre des zones symptomatiques de maladie de bois relevés en 2016 n'est pas suffisant pour pouvoir les intégrer dans les analyses statistiques. Cela limite sans aucun doute la robustesse des conclusions issues de l'analyse des résultats pour ces types de cépages.

CHAPITRE III : PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES ET ANALYSES STATISTIQUES

Ce chapitre comporte deux parties : la première décrit les prétraitements appliqués aux données de terrain et aux images multispectrales acquises par drone ; la seconde présente la méthode statistique appliquée pour évaluer le potentiel de variables extraites des images multispectrales à discriminer des zones de feuilles asymptomatiques et symptomatiques de la FD et/ou maladies du bois.

1 Prétraitement des données

Les données de terrain et les images multispectrales ont été prétraitées pour obtenir les échantillons de pixels servant de référence pour caractériser des zones de feuilles asymptomatiques et symptomatiques de la FD ou autres maladies du bois.

1.1 Prétraitement des images multispectrales

Deux prétraitements sont appliqués aux images multispectrales : i) calcul de variables à partir des 5 bandes spectrales (indices de végétation et paramètres biophysiques) ; ii) création d'un masque pour éliminer la zone d'inter-rangs et traiter les images uniquement sur les rangs de vigne.

1.1.1 Calcul des variables

1.1.1.1 Indices de végétation

Dans ce travail, 15 indices de végétation, calculés à partir du logiciel ArcMap (version 10.2.2) et R-Studio (version 0.99.896), ont été sélectionnés comme candidat potentiel pour caractériser des zones de feuilles symptomatiques de la FD. Le Tableau 10 présente pour chaque indice de végétation étudié, la formule de calcul à partir des bandes spectrales bleu, vert, rouge, Red-Edge et proche infrarouge ; l'indicateur biophysique auquel il est associé (biomasse foliaire, teneur en pigments des feuilles c'est-à-dire chlorophylles, anthocyanes et caroténoïdes) et le domaine d'application en relation avec les problématiques de détection de maladies ou de suivi de l'état physiologique des plantes.

Parmi ces indices, nous en distinguons deux, le GRVI et le NDRE, sélectionnés à partir des résultats de travaux d'un post-doctorat réalisé dans le cadre du Projet OENOMIP en parallèle de cette thèse [88]. Ils ont été créés en simulant les bandes multispectrales du capteur MicaSense (Capteur utilisé dans ce travail de thèse) à partir de données hyperspectrales prises à l'échelle de la feuille. Ces indices correspondent aux deux indices normalisés les plus performants pour discriminer les feuilles symptomatiques de la FD des feuilles asymptomatiques, respectivement pour les cépages noirs et pour les cépages blancs. De plus, deux indices complémentaires, qui n'existent pas dans la littérature, ont été construits à partir de la bande Red-Edge (indicateur de l'activité végétale) et de la bande rouge (RERI) ou verte (REGI), bandes qui ont prouvé leur intérêt dans la détection des maladies des plantes.

Tableau 10 : Indices de végétations sélectionnés dans la bibliographie sur la détection des maladies des plantes (1) le suivi de la teneur en pigments (2) et à partir des analyses hyperspectrales réalisées à l'échelle de la feuille (3). Pour chaque indice de végétation, nous présentons la formule de calcul, l'indicateur biophysique que l'indice traduit, le domaine d'application (1,2 et 3) et les références bibliographiques associées.

Nom	Formule	Indicateur biophysique	Domaine d'application	Référence
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = \frac{PIR - Rouge}{PIR + Rouge}$	Biomasse foliaire	1	[134]
Green-Red Vegetation Index	$GRVI = \frac{Vert - Rouge}{Vert + Rouge}$		3	[135, 136]
Green Normalized Difference Vegetation Index	$GNDVI = \frac{PIR - Vert}{PIR + Vert}$		1	[137]
Difference Vegetation Index	$DVI = PIR - Rouge$		1	[138, 139]
Soil Adjusted Vegetation Index	$SAVI = \frac{(PIR - Rouge) * (1 + L)}{(PIR + Rouge + L)}$ L=0.5		1	[140]
Anthocyanin reflectance index	$ARI = Vert^{-1} - Red\ Edge^{-1}$	Teneur en anthocyanes	1	[111, 141]
Modified Anthocyanin reflectance index	$MARI = (Vert^{-1} - Red\ Edge^{-1}) * PIR$		2	[111, 141]
Red Green Index	$Red/Green\ I = \frac{Rouge}{Vert}$		2	[112]
Modified Anthocyanin Content Index	$MACI = \frac{PIR}{Vert}$		1	[111]
Anthocyanin Content Index	$ACI = \frac{Vert}{PIR}$		2	[110]
Chlorophyll Index	$CI\ Red\ Edge = (\frac{PIR}{Red\ Edge}) - 1$	Teneur en chlorophylles	2	[109, 142]
Normalized Pigment Chlorophyll Index	$NPCI = \frac{Red\ Edge - Bleu}{Red\ Edge + Bleu}$		1	[99, 143, 144]
Normalized Difference Red-Edge Index	$NDRE = \frac{PIR - Red\ edge}{PIR + Red\ edge}$		1,3	[99, 145, 146]
Red-Edge Green Index	$REGI = \frac{Red\ Edge - Vert}{Red\ Edge + Vert}$	Non défini	-	-
Red-Edge Red Index	$RERI = \frac{Red\ Edge - Rouge}{Red\ Edge + Rouge}$		-	-

1.1.1.2 Paramètres biophysiques

Le tableau 10 présente les quatre paramètres biophysiques sélectionnés dans ce travail. Les trois premiers (Anthocyanes - Ant, Caroténoïdes - Car et Chlorophylles - Chl) ont été choisis principalement parce qu'ils fournissent une mesure indirecte de la teneur en pigments foliaires. En effet, comme vu dans le chapitre I, partie 2.2.2, la coloration anormale des feuilles atteintes de la FD est provoquée par un changement en concentration dans les feuilles de ces pigments. Le quatrième paramètre (fraction de couvert vert - fCover) renseigne sur la fraction du sol couverte par la végétation verte. Il a été sélectionné car il est très efficace pour suivre l'état physiologique des cultures [118].

Tableau 11 : Paramètres biophysiques sélectionnés (nom, abréviation et interprétation).

Nom	Abréviation	Interprétation
Fraction du sol couverte par de la végétation verte	fCover	Fraction du sol couverte par de la végétation verte
Teneur en anthocyanes	Ant	Teneur en anthocyanes des feuilles (par unité de surface, $\mu\text{g}/\text{cm}^2$)
Teneur en caroténoïdes	Car	Teneur en caroténoïdes des feuilles (par unité de surface, $\mu\text{g}/\text{cm}^2$)
Teneur en chlorophylles	Chl	Teneur en chlorophylle des feuilles (par unité de surface, $\mu\text{g}/\text{cm}^2$)

Les paramètres biophysiques ont été calculés à partir du logiciel OVERLAND (propriété d’AIRBUS DS). Ce logiciel traite l'image par une approche d'inversion de modèle. Il utilise pour la modélisation du signal [147] :

- Un modèle atmosphérique, le modèle LOWTRAN (en anglais « Low Resolution Transmission ») [148] ;
- Un modèle de réflectance du couvert basé sur les modèles PROSPECT (« Model of leaf optical Properties Spectra ») [149] et SAIL (« Scattering by Arbitrarily Inclined Leave ») [150].

OVERLAND a été développé initialement pour calculer les paramètres biophysiques de LAI (Leaf Area Index), fCover et Chl en prenant en compte les caractéristiques spectrales du sol sous la végétation, ainsi que la géométrie d'acquisition des images (position du soleil et direction d'observation). En ce qui concerne la modélisation de la feuille, les évolutions du modèle PROSPECT permettent de simuler les effets des pigments secondaires de la feuille en complément de la chlorophylle. La dernière version de PROSPECT (PROSPECT-D) a ainsi été intégrée dans OVERLAND, ceci vise à restituer les teneurs en caroténoïdes et en anthocyanes [151, 152]. En ce qui concerne la modélisation du couvert, une modélisation géométrique permettant de décrire une hétérogénéité horizontale et verticale du couvert a été rajoutée au modèle SAIL initial. La dernière version intégrée du modèle couplé PROSPECT + SAIL (appelé PROSAIL) est donc capable de simuler les propriétés optiques au cours du développement de la feuille, y compris les stades juvéniles et de sénescence, ainsi que les symptômes induits par la température, la pollution et les agents pathogènes des plantes qui influencent sur la teneur en pigments foliaires.

Dans le cadre de notre travail une nouvelle version d’OVERLAND a été développée afin de calculer les paramètres biophysiques sélectionnés à partir des images multispectrales (de type MicaSense) acquises par drone.

1.1.2 Création du masque pour éliminer la zone d’inter-rangs

L’objectif de ce prétraitement est de supprimer sur les images multispectrales tous les pixels qui ne correspondent pas à de la végétation de vigne sur le rang par classification supervisée (utilisation de l’algorithme SVM - Support Vector Machine du logiciel Orfeo Toolbox - www.orfeo-toolbox.org en prenant la méthode type Kernel). La nomenclature définie se compose de quatre classes : vigne (classe 1), ombre (classe 2), sol nu (classe 3) et végétation de l’inter-rang (classe 4). Pour chacune des classes, des zones d’entraînement sur les images multispectrales sont délimitées par photo-interprétation. Une fois la classification

obtenue, seuls les pixels de vigne (classe 1) sont conservés et utilisés comme masque dans les analyses ultérieures. Ce travail est réalisé par parcelle. La Figure 23 illustre pour deux parcelles présentant un mode de conduite différent de la vigne les résultats de classification et de masque de la zone d'inter-rangs. De manière générale, pour les parcelles sans enherbement inter-rang, les résultats de classification (et donc la qualité du masque) sont meilleurs car il n'y a pas de confusion entre la végétation sur le rang et dans l'inter-rang.

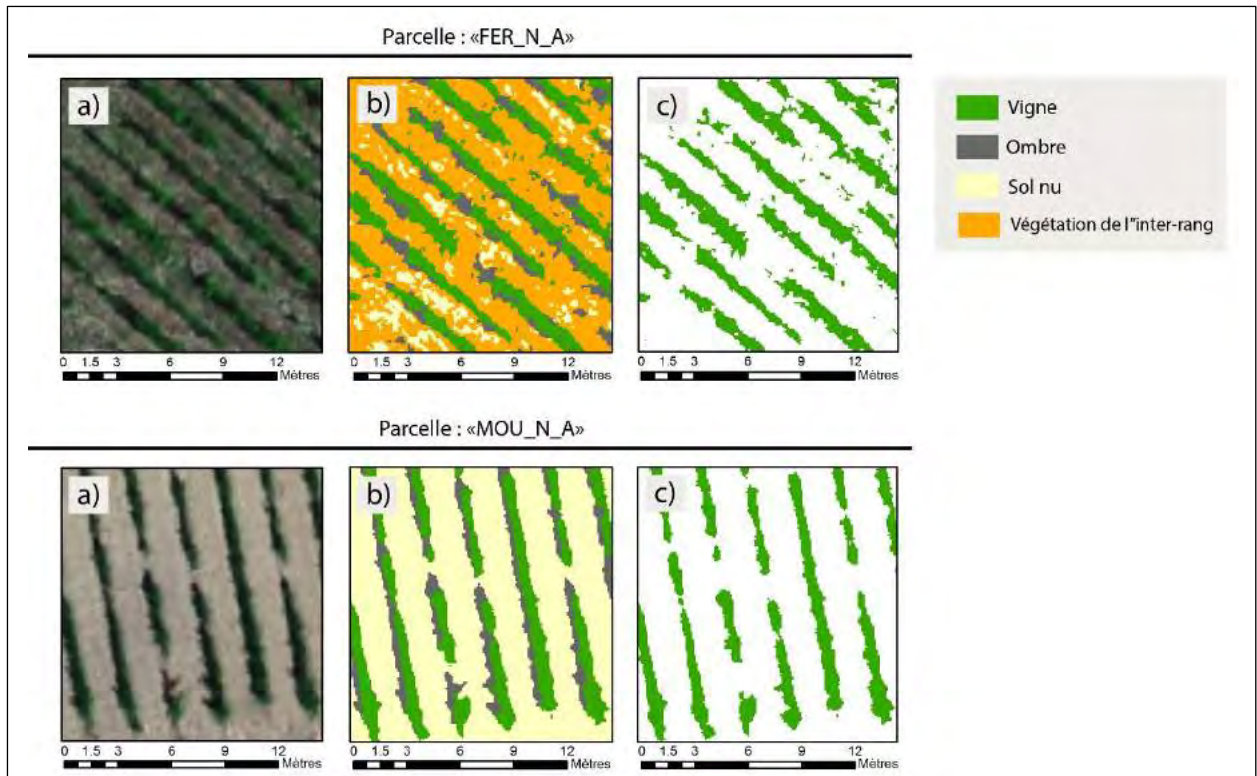


Figure 23 : Exemple de résultats de masque des inter-rangs de vigne à partir d'une classification SVM sur des parcelles de Fer servadou (« FER_N_A ») et de mourvèdre (« MOU_N_A »). La figure illustre pour chaque parcelle, l'image en RGB (a), les quatre classes (vigne, ombre, végétation de l'inter-rang et sol nu) issues de la classification SVM (b) et l'extraction finale de la classe vigne (c).

1.2 Prétraitement des données de terrain

L'objectif de cette partie est de présenter les prétraitements appliqués aux données de terrain pour délimiter les zones asymptotiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois sur les images multispectrales afin d'extraire les valeurs de référence pour l'application des analyses statistiques (voir partie 3.2). La Figure 24 illustre la méthode utilisée en 2015 (haut) et en 2016 (bas). De manière générale pour les deux années, nous distinguons deux phases :

- Recalage des points pris par GPS (points blancs) sur la ligne de rang (ligne noire) créée à partir des positionnements des extrémités de rangs ;
- Délimitation des zones asymptotiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois (polygones rouges) à partir des points recalés (points bleu) et des mesures effectuées sur le terrain (épaisseur et largeur foliaire).

En 2015, les caractéristiques des zones asymptotiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois ont été acquises seulement 1 pied sur 15. Aussi, une première délimitation de zone a été créée à partir des moyennes calculées pour la parcelle d'épaisseur et de largeur

de végétation de vigne (polygones rouges). Pour certaines zones, cette première délimitation n'était pas satisfaisante : elle contenait plusieurs pixels asymptomatiques. Pour pallier ce problème, une deuxième délimitation de zones, centrée sur les pixels symptomatiques, a été créée par photo-interprétation à l'intérieur de la première délimitation (cercles jaunes). Enfin, les zones asymptomatiques ont été délimitées par photo-interprétation en utilisant les mêmes critères que pour les zones symptomatiques (cercles jaunes).

En 2016, les informations d'épaisseur et de largeur de végétation de vigne ont été systématiquement relevées et ont permis de délimiter directement et de manière plus précise les zones asymptomatiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois (polygones rouges). Ce prétraitement a été automatisé sur ArcGis.

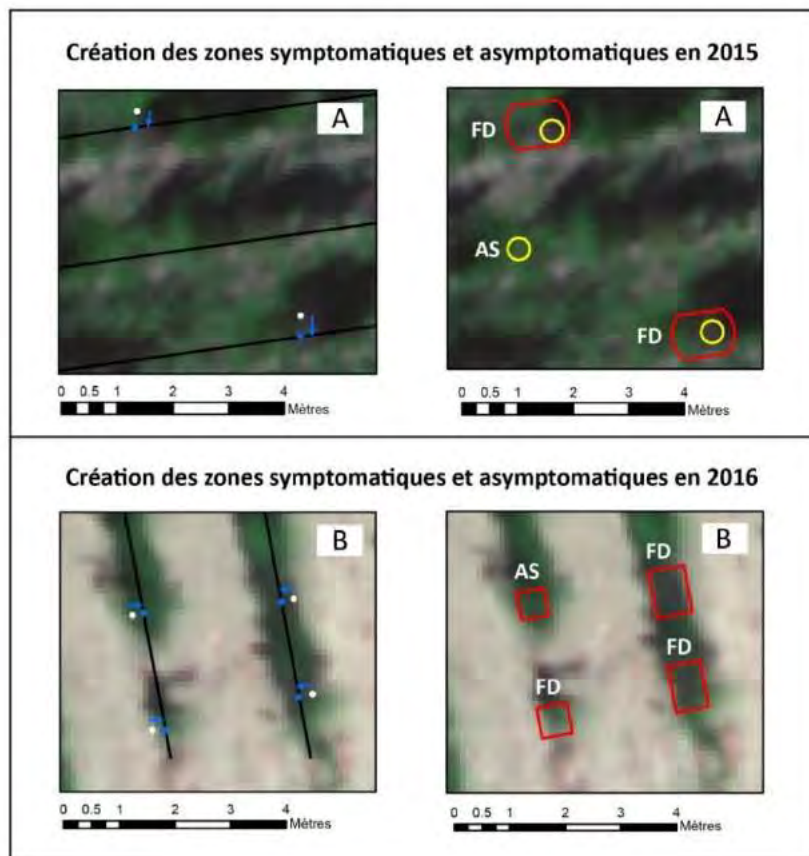


Figure 24 : Illustration de la méthode utilisée pour la création des zones asymptomatiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois pour l'année 2015 (haut) et 2016 (bas). A) La première phase permet de recalcr les points GPS pris sur le terrain (points blancs) dans les rangs des vignes (ligne noire). B) La deuxième phase consiste à délimiter les zones asymptomatiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois (polygones rouges) à partir des points recalés (points bleus) et de l'épaisseur et largeur de végétation de vigne acquises par zone. En 2015, nous avons créé une zone plus réduite (cercle jaune) à l'intérieur des zones de vigne afin de mieux cibler les zones réellement symptomatiques.

1.3 Extraction des pixels de référence pour les zones asymptomatiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois

L'objectif de cette partie est d'extraire pour les pixels situés à l'intérieur des zones asymptomatiques et symptomatiques de FD ou maladies du bois les valeurs des variables définies comme candidates potentielles pour caractériser des zones de feuilles symptomatiques de la FD. Cela est réalisée en trois phases :

- A. Intersection des zones symptomatiques (FD ou MB) et asymptomatiques avec l'image masquée de la zone inter-rang et contenant toutes les variables à étudier ;

- B. Par zone, extraction par pixel des informations suivantes : identifiant du pixel, identifiant de la zone, type de zone (AS, FD et MB) et niveau d'infection (1-25%, 26-50%, 51-75% et 75-100%), valeur de chaque variable étudiée.
- C. Exportation de ces informations par parcelle au format CSV.

La Figure 25 illustre les prétraitements appliqués aux données de terrain et aux images multispectrales pour constituer le jeu de données servant de base à l'ensemble des analyses statistiques présentées dans le paragraphe suivant.

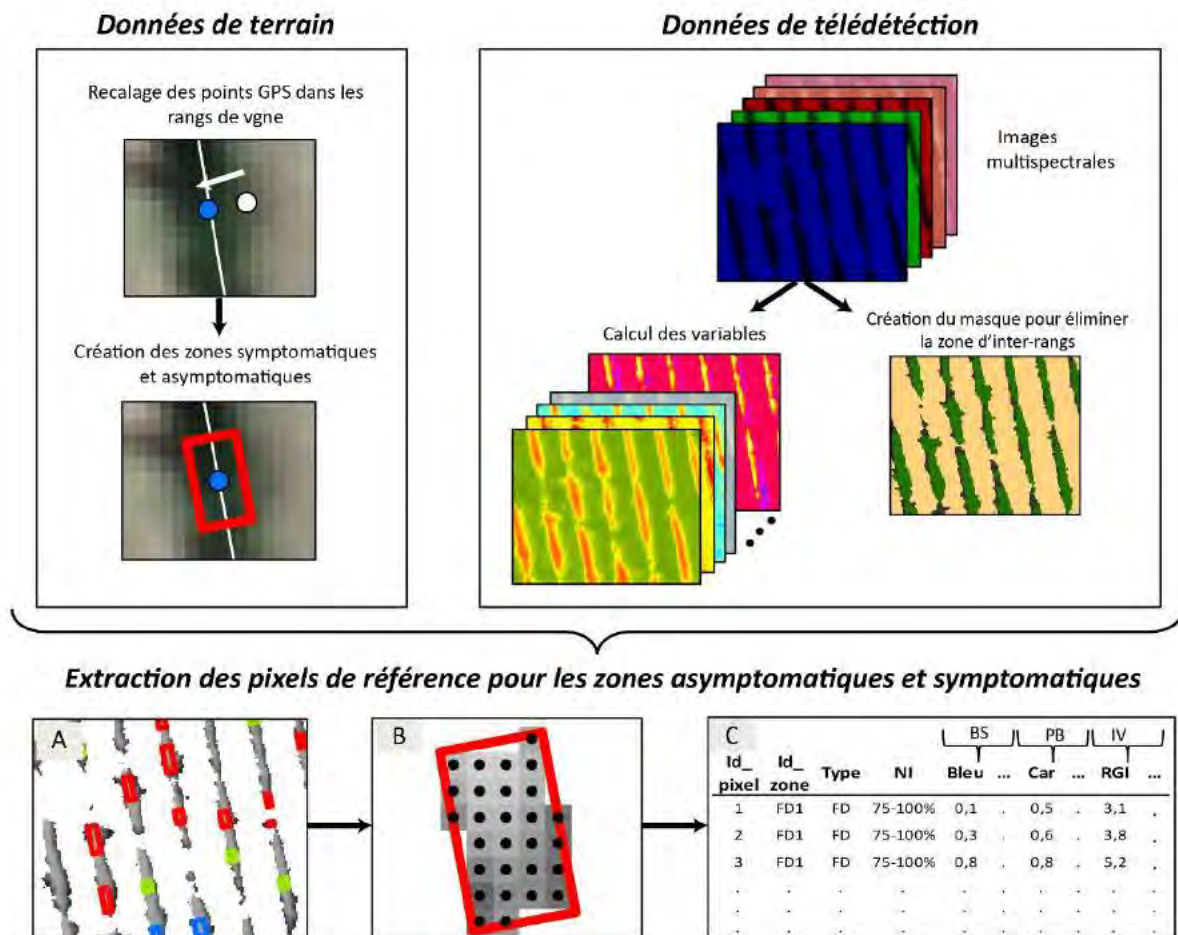


Figure 25 : Illustration des prétraitements appliqués aux données de terrain et aux images multispectrales nécessaires pour l'extraction des pixels de référence de zones symptomatiques (FD= rouge, MB =bleu) et asymptomatiques (vert).

2 Analyses statistiques

L'objectif principal de cette partie est de présenter les méthodes statistiques utilisées pour étudier la performance des variables définies comme candidates potentielles pour caractériser des zones de feuilles symptomatiques de la FD.

2.1 Approches univariée et multivariée

Dans les études relatives à la détection des maladies des plantes, les variables peuvent être utilisées seules (approche univariée) ou combinées (approche multivariée). Dans ce travail de thèse, ces deux approches sont mises en œuvre et schématisées sur la Figure 26. Elles comportent trois étapes :

- 1) **Sélection des variables discriminantes de la FD et/ou maladies du bois** : Cette étape se fait avec la méthode des courbes ROC pour l'approche univariée et avec la méthode de régression pas à pas pour l'approche multivariée.
- 2) **Cartographie des zones de feuilles symptomatiques de la FD et/ou MB à l'échelle de la parcelle** : quelle que soit l'approche (univariée ou combinée), deux techniques sont employées pour identifier les zones de feuilles symptomatiques :
 - a. Technique binaire : A partir de la méthode des courbes ROC, un seuil optimal de discrimination des zones asymptomatiques/symptomatiques pour la variable étudiée est défini à partir des données de référence puis appliqué à l'ensemble des pixels de végétation de vigne de chaque parcelle. Le résultat est une carte binaire : pixels symptomatiques ou asymptomatiques.
 - b. Technique probabiliste : contrairement à la technique précédente, il s'agit de calculer pour chaque variable étudiée un modèle de probabilité basée sur un modèle linéaire généralisée (GLM). Le résultat est une carte fournissant pour chaque pixel de végétation de vigne la probabilité d'être symptomatique. Un seuil de discrimination en fonction de la probabilité peut ensuite être appliqué pour obtenir une carte binaire.
- 3) **Validation** : La qualité des cartes obtenues par technique binaire ou probabiliste est estimée en calculant l'erreur moyenne commise (RMSE) entre le niveau d'infection des zones symptomatiques prédit et observé sur le terrain.

Les approches univariée et multivariée sont appliquées sur les données acquises en 2015. Pour l'année 2016, seule l'approche univariée est utilisée.

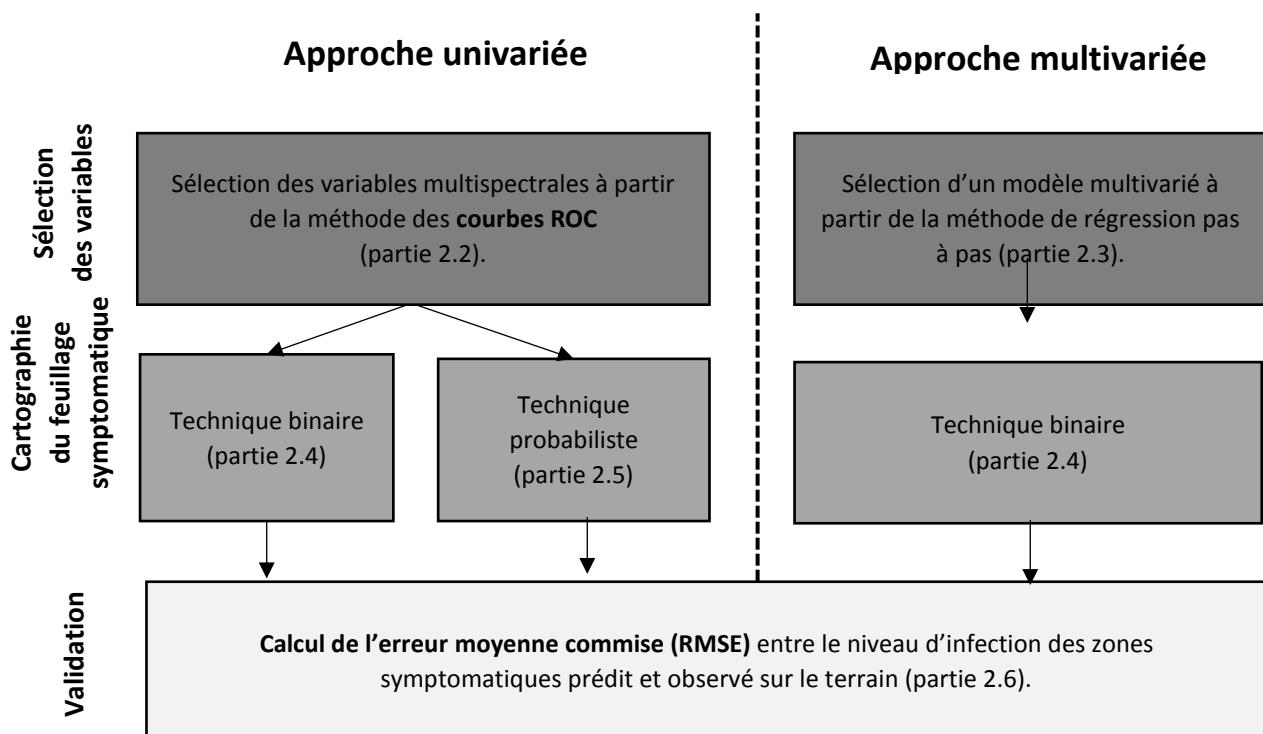


Figure 26 : Schéma des analyses statistiques réalisées pour tester la performance des variables multispectrales dans la discrimination des zones symptomatiques de Flavescence dorée.

2.2 Niveaux d'analyse

Les méthodes statistiques utilisées pour les deux types d'approches (univariée et multivariée) permettent de discriminer deux types de classes (classe « A » et classe « B »). Selon les niveaux d'analyse considérés, les classes « A » et « B » vont varier (Figure 26) :

- **Premier niveau d'analyse défini pour identifier les zones symptomatiques de FD** : les classes « A » et « B » correspondent respectivement aux zones symptomatiques (FD) et asymptomatiques.
- **Deuxième niveau d'analyse défini pour identifier les zones symptomatiques de FD** :
 - Cas 1 : les classes « A » et « B » correspondent respectivement aux zones symptomatiques (FD ou MB) et asymptomatiques ;
 - Cas 2 : les classes « A » et « B » correspondent respectivement aux zones symptomatiques de FD et symptomatiques de MB.

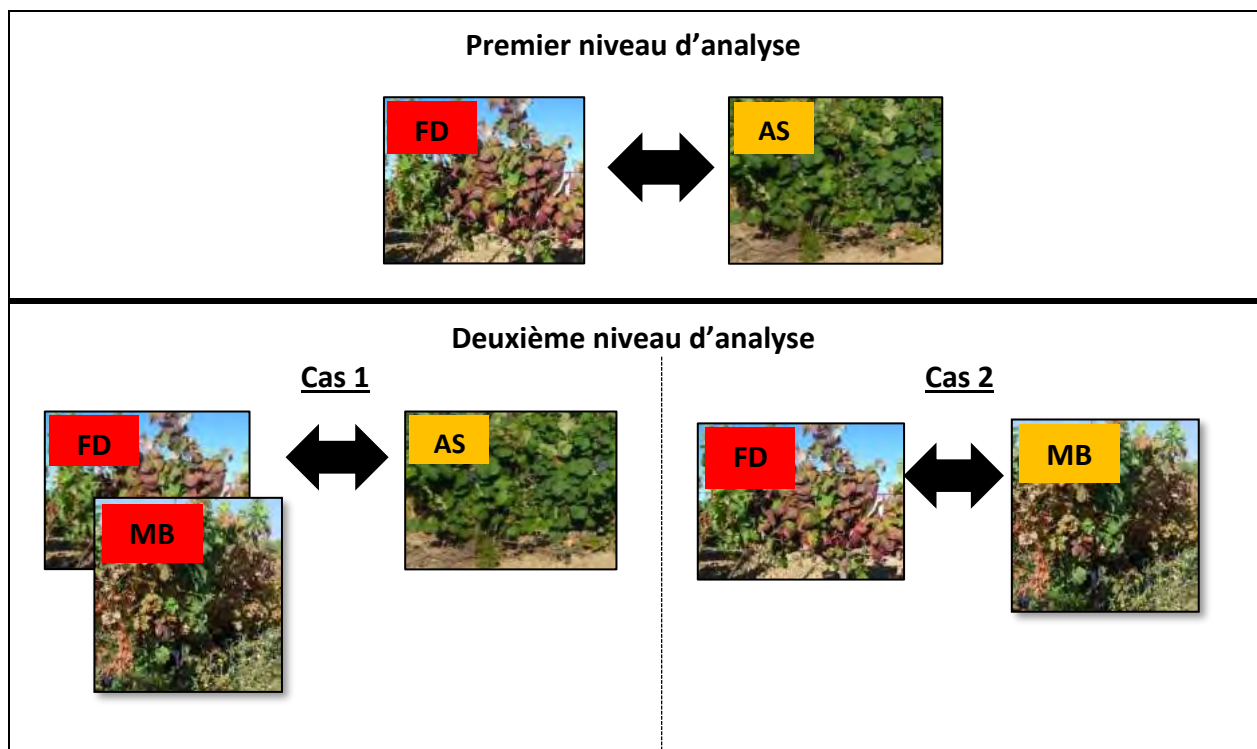


Figure 27 : Illustration des deux niveaux d'analyse pour discriminer la classe « A » (rouge) de la classe « B » (jaune).

Dans le cas des parcelles de cépage blanc pour les années 2015 et 2016, seulement le premier niveau d'analyse pourra être appliqué. Pour le cépage noir, le niveau d'analyse varie en fonction de l'année d'acquisition des données. Pour 2015, seulement le premier niveau d'analyse est appliqué et pour 2016 les deux niveaux d'analyse sont utilisés.

Le paragraphe suivant décrit la méthode d'échantillonnage des zones symptomatiques (FD et/ou MB) et asymptomatiques utilisées pour la sélection des variables, la cartographie des zones de feuilles symptomatiques et la validation pour les deux niveaux d'analyse.

2.3 Échantillonnage des zones symptomatiques et asymptomatiques

Le tableau 11 présente les stratégies d'échantillonnage des zones symptomatiques de FD et MB et asymptomatiques en fonction de l'année d'acquisition des données (2015 et 2016) et des niveaux d'analyse. Cependant, des règles communes aux niveaux d'analyse sont employées pour partitionner les données.

Pour le jeu de données servant à la réalisation des étapes 1 (Sélection de variables discriminantes de la FD et/ou MB) et 2 (cartographie des zones symptomatiques à l'échelle de la parcelle), la stratégie d'échantillonnage repose sur les deux principes suivants :

- Utilisation de toutes les zones symptomatiques (FD et/ou MB) présentant un niveau d'infection supérieur à 75% (en 2015) ou 80% (en 2016) ;
- Utilisation (dans la mesure du possible) du même nombre de zones asymptomatiques que de zones sélectionnées symptomatiques (FD et/ou MB) ;

Concernant l'étape 3 (Validation des cartes de zones de feuilles symptomatiques à l'échelle de la parcelle), elle est réalisée en utilisant l'ensemble des données non utilisées pour les étapes 1 et 2, soit :

- En 2016, les 20% restants de zones symptomatiques présentant un niveau d'infection supérieur à 75%, toutes les zones symptomatiques avec un niveau d'infection inférieur à 75% et toutes les zones asymptomatiques restantes ;
- En 2015, toutes les zones symptomatiques de FD présentant un niveau d'infection inférieur à 75%.

Tableau 12 : Stratégies d'échantillonnage des zones asymptomatiques et symptomatiques appliquées aux données acquises en 2015 et en 2016 en fonction des niveaux d'analyse.

Analyses statistiques		Premier niveau d'analyse		Deuxième niveau d'analyse			
				Cas 1		Cas 2	
		FD vs AS		(FD ou MB) vs AS		FD vs MB	
		Classe « A » FD	Classe « B » AS	Classe « A » FD ou MB	Classe « B » AS	Classe « A » FD	Classe « B » MB
Échantillonnage des données 2016	Étape 1 et 2	80% «A» _{76-100%}	Nb de zones « B » égal à FD	80% «A» _{76-100%}	Nb de zones « B » égal à FD	Nb de zones « A » égal à « B »	80% «B» _{76-100%}
	Étape 3	20% «A» _{76-100%} 100% «A» _{51-75%} 100% «A» _{26-50%} 100% «A» _{1-25%}	Zones « B » restantes	20% «A» _{76-100%} 100% «A» _{51-75%} 100% «A» _{26-50%} 100% «A» _{1-25%}	Zones « B » restantes	Zones « A » restantes	20% «B» _{76-100%} 100% «B» _{51-75%} 100% «B» _{26-50%} 100% «B» _{1-25%}
Échantillonnage des données 2015	Étape 1 et 2	100% «A» _{76-100%}	Nb des zones « B » égal à « A »				
	Étape 3	100% «A» _{51-75%} 100% «A» _{26-50%} 100% «A» _{1-25%}	Absence de zones « A »				

Les trois paragraphes suivants décrivent en détail les trois étapes appliquées dans les approches univariée et multivariée pour traiter les données.

2.4 Sélection des variables discriminantes de la FD et/ou MB (étape 1)

2.4.1 Méthode pour l'approche univariée

Nous expliquons en premier le principe de la méthode des courbes ROC et ensuite son application pour la sélection des variables discriminantes de la FD et/ou MB.

2.4.1.1 Principe de la méthode des courbes ROC

La méthode des courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) est utilisée dans ce travail de thèse pour (1) estimer la performance des variables extraites des images multispectrales à discriminer les zones symptomatiques de la FD et/ou MB et (2) définir une valeur seuil optimale de discrimination pour chaque variable étudiée [153]. Elle repose sur l'utilisation de deux indicateurs, la sensibilité (Équation 1) et la spécificité (Équation 2). Ces indicateurs sont calculés à partir d'une matrice de confusion construite par comparaison entre les zones asymptomatiques et symptomatiques observées sur le terrain et prédites d'après les variables étudiées [122] (voir Tableau 13).

Tableau 13 : Matrice de confusion utilisée pour calculer les indicateurs de performance issus de la Courbe ROC. Exemple pour la discrimination de zones symptomatiques de FD de zones asymptomatiques.

Matrice de confusion	Terrain		
	Type	Classe « A » 1 = FD	Classe « B » 0 = AS
Classification	Test positif (FD)	VP	FP
	Test négatif (PS)	FN	VN

- VP (vrais positifs) représente le nombre total des pixels FD avec un test positif,
- FP (faux positifs) représente le nombre total des pixels AS avec un test positif,
- FN (faux négatifs) représente le nombre total des pixels FD avec un test négatif,
- VN (vrais négatifs) représente le nombre total des pixels AS avec un test négatif.

La sensibilité correspond à la probabilité qu'un pixel de la classe « A » soit classé dans la classe « A » et la spécificité la probabilité qu'un pixel de la classe « B » soit classé dans la classe « B ».

$$\text{Sensibilité} = \text{VP}/(\text{VP}+\text{FN}) \quad \text{Équation (1)}$$

$$\text{Spécificité} = \text{VN}/(\text{FP} + \text{VN}) \quad \text{Équation (2)}$$

La Courbe ROC s'obtient à partir de la série des valeurs du couple [sensibilité ; (1-spécificité)], obtenues pour chaque valeur d'une variable étudiée. La Figure 28 illustre les courbes ROC pour trois variables différentes. L'indicateur nommé « Aire sous la courbe » ou « Area Under Curve » (AUC) (Équation 3) renseigne sur la performance globale d'une variable pour discriminer la classe « A » et la classe « B ». Il correspond à la probabilité de correctement classer une paire (Classe « A »/Classe « B » ou Classe « B »/Classe « A ») choisie au hasard. Si l'AUC est proche de 1, c'est-à-dire que la courbe se rapproche de l'angle en haut à gauche, la discrimination des deux classes (« A » et « B ») sera très élevée. Au contraire, lorsque l'AUC est inférieure à 0.5, la classification réalisée avec cette variable sera aléatoire et n'aura aucune validité [154]. L'AUC est calculée de la façon suivante :

$$\text{AUC} = \int_0^x f(x)dx ; y = f(x) \quad \text{Équation (3)}$$

- $y = \text{sensibilité}$
- $x = 1 - \text{spécificité}$

Le seuil optimal de discrimination de chaque variable sera sélectionné à partir du meilleur compromis entre la sensibilité et la spécificité. Cela correspond au point de la courbe le plus éloigné de la diagonale représentant le test d'apport nul. Ce point correspond également au maximum de l'indice de Youden [122] défini par l'équation (4).

$$\text{Indice de Youden} = (\text{Sensibilité} + \text{Spécificité} - 1) \quad \text{Équation (4)}$$

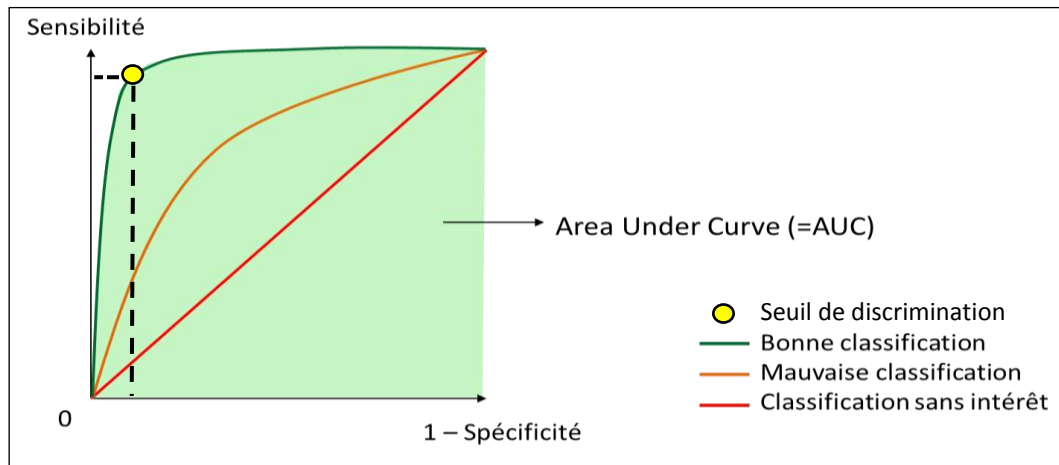


Figure 28 : Illustration de la courbe ROC créée à partir de la sensibilité et de la spécificité. Exemple sur trois variables présentant différentes performances de classification.

2.4.1.2 Application pour la sélection des variables discriminantes de la FD et/ou MB

La sélection des variables discriminantes de la FD et/ou MB est réalisée en deux étapes : estimation des paramètres de performance de chaque variable étudiée à partir des courbes ROC et classement des variables en fonction des paramètres de performance.

La Figure 29 illustre les étapes de calibration et test utilisées pour l'estimation de la performance de chaque variable pour discriminer la classe « A » de la classe « B » (à gauche sur la figure) ainsi que les critères pour classer les variables (à droite sur la figure).

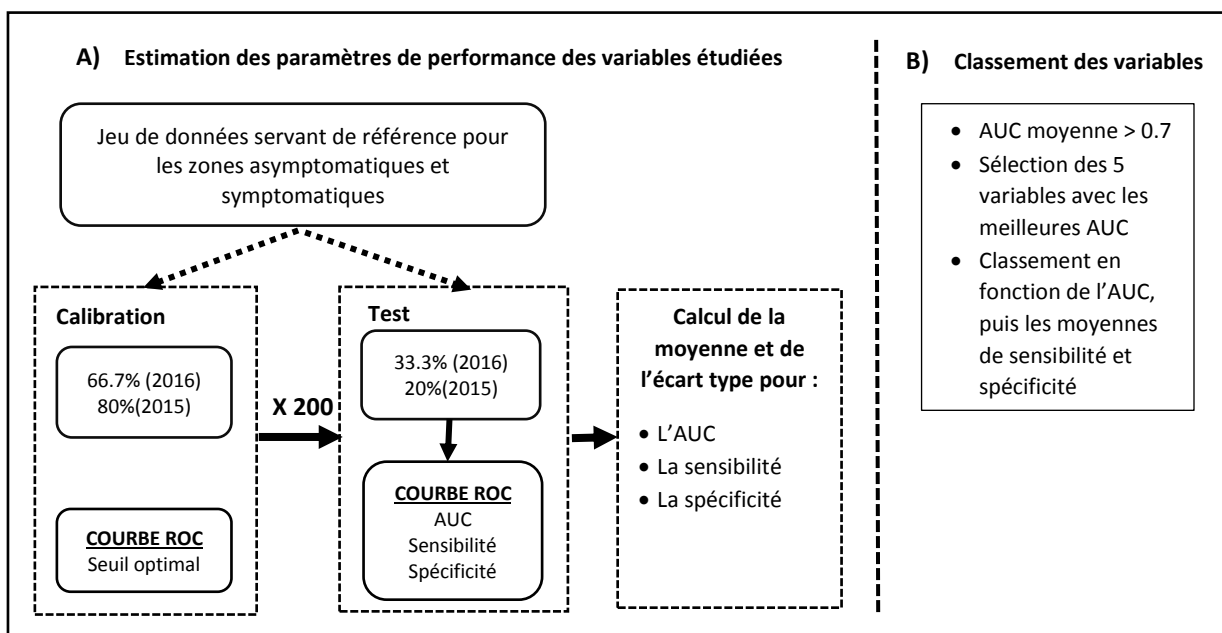


Figure 29 : Application de la méthode des courbes ROC pour l'estimation des paramètres de performance des variables étudiées et le classement des variables les plus performantes pour discriminer la classe « A » et la classe « B ».

A) Estimation des paramètres de performance des variables étudiées à partir des courbes ROC

Les pixels composant les zones asymptomatiques et symptomatiques sélectionnées pour servir de référence constituent le jeu de données utilisées pour appliquer la méthode des courbes ROC. Cet ensemble de pixels est partitionné en deux : 80% (en 2015) ou 66% (en 2016) pour la calibration et 20% (en 2015) ou 33% (en 2016) pour le test [155]. L'étape de calibration permet de calculer le seuil optimal des variables étudiées. Cette valeur seuil est ensuite appliquée sur le jeu de pixels utilisé pour le test afin de calculer l'AUC, la sensibilité et la spécificité. Cette opération de calibration/test est répétée 200 fois afin d'obtenir pour chaque variable étudiée des valeurs moyennes stables pour ces trois paramètres, qui sont ensuite utilisées pour classer les variables.

B) Classement des variables étudiées en fonction des paramètres de performance

Les règles de classement des variables sont dans l'ordre :

- Règle 1 = Suppression des variables présentant une valeur d'AUC inférieure ou égale à 0.70.

En effet, à ces valeurs d'AUC correspondent souvent des valeurs de sensibilité ou spécificité au maximum de 0.80 signifiant des niveaux d'erreurs d'au minimum 20%. D'un point de vue opérationnel, dans ce travail de thèse, une variable est considérée comme performante dès lors qu'elle fournit une cartographie avec une erreur maximale de 20%.

- Règle 2 = Pour toutes les variables avec une AUC supérieure à 0.70, classement de ces variables en fonction de l'AUC (de la plus élevée à la plus faible), puis, en cas d'AUC équivalente, en fonction des spécificité/sensibilité (des plus faibles au plus élevées).

Pour les données 2016, nous avons appliqué un test statistique de comparaison de moyenne (Test de Welch [156], choisi car, à la différence du test de Student, il est applicable même si les variances des variables comparées sont différentes). L'objectif est d'identifier parmi les variables étudiées celles présentant des différences significatives ou non. Si l'hypothèse nulle est rejetée ($Z > Z\alpha$) la variable avec l'AUC la plus grande est classée en premier. Au contraire, si l'hypothèse nulle est acceptée, un deuxième test de différence des moyennes est appliqué sur la sensibilité. Si l'hypothèse nulle est acceptée, un troisième test de différence des moyennes est fait sur la spécificité. Si l'hypothèse nulle est acceptée, les deux variables comparées sont classées au même rang.

Formulation d'hypothèses :

$$L' \text{ hypothèse nulle } H_0 \text{ est : } \mu_a - \mu_b = 0$$

$$L' \text{ hypothèse alternative } H_1 \text{ est : } \mu_a - \mu_b \neq 0$$

Calcul du test Z de l'écart réduit :

$$Z = \frac{(\mu_a - \mu_b)}{\sqrt{\frac{\sigma_a^2}{n_a} + \frac{\sigma_b^2}{n_b}}} \quad \text{Équation (5)}$$

Dans le test de Welsh, la détermination de la valeur de $Z\alpha$ correspondant à un risque $\alpha = 0.05$ (5%) est faite en considérant :

$$Z\alpha = qStudent(\alpha/2, \vartheta) \quad \text{Équation (6)}$$

Le nombre de liberté ϑ est calculé par une formule adaptée, dans notre cas nous avons utilisé l'approximation suivante :

$$Z\alpha = |(qnorm(\alpha/2))| \quad \text{Équation (7)}$$

μ : moyenne de la population a et b

σ : écart type

a et b : variables à comparer

n : 200 (nombre total des répétitions)

ϑ : degrés de liberté

qnorm : quantile théorique pour la loi normale centrée réduite

2.4.2 Méthode pour l'approche multivariée

L'approche multivariée repose sur l'utilisation d'un modèle linéaire généralisé (GLM) (Équation 8) de type binomial (0/1). Ce modèle est calculé à partir des pixels servant de référence aux zones asymptomatiques et symptomatiques pour la sélection des variables (partie 2.3). Avant de calculer le GLM, les deux types de zones (asymptomatique - AS et symptomatique de Flavescence dorée – FD) sont respectivement codés en 0 et 1. Le modèle de régression logistique utilisé suit la loi suivante [157] :

$$y \sim \text{Bin}(1, p)$$

$$\text{Et } \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_q x_q \quad \text{Équation (8)}$$

- p = probabilité d'observer y égal à 1
- $y = 0$ (AS) ou 1 (FD)
- x = variables sélectionnées
- $q = 1, 2, \dots, n$
- n : nombre total des variables
- β : coefficients de régression

La sélection du modèle de régression linéaire multiple est effectuée en utilisant la régression pas à pas. Cela consiste à ajouter (méthode ascendante) ou retirer (méthode descendante) une variable en fonction de sa contribution mathématique à l'amélioration du modèle [158]. L'AIC (Akaike Information Criterion) est l'indicateur de qualité du modèle obtenu [159]. Il s'agit d'un critère de vraisemblance pénalisé qui tient en compte la qualité de reconstruction des données de façon parcimonieuse (sans trop mettre de paramètres). La méthode pas à pas ne permet pas d'examiner toutes les régressions possibles et d'obtenir le meilleur GLM. Cependant, elle permet de sélectionner un des meilleurs modèles à partir des variables sélectionnées. Dans notre cas d'application, nous avons utilisé la méthode descendante (backward regression). À la différence de la méthode ascendante, elle prend en compte dans le modèle final toutes les variables significatives. La méthode de régression descendante consiste plus précisément à éliminer une à une les variables les moins significatives à partir du modèle créé avec l'ensemble des variables (modèle global). La variable à éliminer correspond à celle qui donne le modèle avec l'AIC le plus faible lorsqu'on enlève la variable du modèle courant. Après chaque élimination d'une variable, un nouveau modèle est recalculé avec les variables restantes. La suppression des variables s'arrête lorsque l'AIC du modèle recalculé devient plus fort que celui du modèle précédent. Le GLM retenu correspond au modèle avec le plus faible AIC.

2.5 Cartographie des zones de feuilles symptomatiques (étape 2)

2.5.1 Par technique binaire

La cartographie des zones de feuilles symptomatiques (FD et/ou MB) par la technique binaire est réalisée en appliquant les valeurs « seuil » optimales obtenues pour les variables sélectionnées comme les plus discriminantes par les approches univariée ou multivariée. Ces valeurs « seuil » sont obtenues en utilisant la méthode des courbes ROC avec l'ensemble des données pour la sélection des variables (partie 2.3).

2.5.2 Par technique probabiliste

La cartographie des zones de feuilles symptomatiques (FD et/ou MB) par la technique probabiliste est réalisée en appliquant à une variable étudiée un modèle de probabilité d'être symptomatique (FD et/ou MB). Le modèle de probabilité [157] (Équation 10 et 11) est calculé à partir d'un modèle linéaire généralisé (GLM) de type binomial [157] (classe « A » = 1 et classe « B » = 0) appelée prédicteur linéaire de y (Équation 9).

Modèle linéaire généralisé :

$$y \sim \text{Bin}(1, p)$$

$$\text{Et, } \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 \quad \text{Équation (9)}$$

Modèle de probabilité :

$$\eta = \beta_0 + \beta_1 x_1 \quad \text{Équation (10)}$$

$$p = \frac{e^\eta}{1+e^\eta} \quad \text{Équation (11)}$$

- p : probabilité d'observer y égal à 1
- η : prédicteur linéaire de y
- y : 0 ou 1
- x : variable étudié (indice de végétation ou paramètre biophysique)
- β : coefficients de régression

Les coefficients de régression du prédicteur linéaire de y sont calculés à partir de l'échantillon des pixels servant de référence aux zones asymptotiques et symptomatiques pour la sélection des variables (partie 2.3). Le prédicteur linéaire de y est ensuite utilisé pour calculer le modèle de probabilité sur les images de chaque variable étudiée. La probabilité calculée varie entre 0 et 1. L'interprétation de la valeur de probabilité varie en fonction du niveau et cas d'analyse considérés :

- Pour le premier niveau d'analyse (FD vs AS) et le cas 1 du deuxième niveau d'analyse (FD ou MB vs AS), une probabilité proche de 1 signifie une forte probabilité d'être symptomatique de la FD et/ou des maladies du bois.
- Pour le cas 2 du deuxième niveau d'analyse (FD vs MB), des probabilités proches de 1 ou de 0 signifient des fortes probabilités d'être symptomatiques respectivement de la FD ou des maladies du bois.

2.6 Validation (étape 3)

L'étape de validation est appliquée sur une carte binaire que nous n'obtenons pas directement pour la technique probabiliste. Pour cette dernière, la carte binaire est créée en appliquant un seuil de probabilité au-delà duquel les pixels sont systématiquement classés comme symptomatiques. À ce stade différents seuils sont testés et leur pertinence est évalué. Quelle que soit l'approche univariée ou multivariée ou la technique (binaire ou probabiliste), la qualité des cartes binaires obtenues est estimée en calculant l'erreur moyenne commise (RMSE) entre le niveau d'infection des zones symptomatiques prédit et observé sur le terrain (Équation 12). Le niveau d'infection prédit est obtenu en mesurant la proportion des pixels classés symptomatiques (FD et/ou MB) par rapport au nombre total des pixels situés à l'intérieur des zones. Les quatre classes de niveau d'infection sont transformées en valeurs discrètes : 0 = 0 % ou AS, 1=1-25 %, 2 = 26-50 %, 3 =51-75 %, ou 4= 75-100 %. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est obtenue avec la formule suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(\text{Valeur de classe}_{prédite} - \text{Valeur de classe}_{terrain})^2}{n}} \quad \text{Équation (12)}$$

n : Nombre total des classes

Des valeurs de RMSE de 1 ou 3 signifient respectivement des différences de 1 ou 3 classes de niveau d'infection entre les classes prédites et observées sur le terrain.

3 Échelles d'analyse

Les analyses statistiques des zones asymptomatiques et symptomatiques décrites dans les paragraphes précédents sont mises en œuvre à trois échelles différentes : par parcelle, par cépage et par couleur.

Niveau d'opérationnalité

- **Par parcelle** : Appliquer les analyses statistiques par parcelle permet de sélectionner les variables les plus performantes pour la discrimination de la FD pour chaque parcelle.
- **Par cépage** : Les parcelles de même cépage sont regroupées pour les analyses statistiques. L'intérêt de cette échelle d'analyse est de déterminer s'il existe une variable ou un modèle combinant des variables applicable pour discriminer les zones symptomatiques de la FD et/ou MB sur les parcelles d'un même cépage.
- **Par couleur** : Les parcelles de même couleur de cépages (noir ou blanc) sont regroupées pour les analyses statistiques. De même que pour l'analyse par cépage, l'intérêt de cette échelle d'analyse est de déterminer s'il existe une variable ou un modèle combinant des variables applicables pour discriminer les zones symptomatiques de la FD et/ou MB sur les parcelles d'une même couleur de cépage. Elle représente l'échelle la plus intéressante d'un point de vue opérationnel.

Si les données acquises en 2015 ont été traitées uniquement à l'échelle de la parcelle compte-tenu du nombre réduit de données collectées (4 parcelles), en 2016, il a été possible de mettre en œuvre les trois échelles d'analyse.

4 Bilan des variables étudiées et analyses statistiques appliquées en fonction de l'année d'étude

Les différences par le nombre de parcelles sélectionnées, la stratégie d'échantillonnage et la localisation et définition des zones symptomatiques (FD et/ou MB) et asymptomatiques (AS) imposent de traiter séparément les données de 2015 et de 2016. En 2015, quatre parcelles ont été sélectionnées (2 cépages blancs et 2 cépages noirs). Pour cette année, seulement le premier niveau d'analyse sera effectué car nous avons localisé uniquement les zones symptomatiques de Flavescence dorée. En 2016, 10 parcelles ont été sélectionnées (7 cépages noirs et 3 cépages blancs) et toutes les zones présentant des colorations anormales des feuilles ont été localisées (incluant les zones symptomatiques de Flavescence dorée et des maladies du bois). Cela nous permettra de réaliser le premier et le deuxième niveau d'analyse. De plus, vu le nombre de parcelles et la diversité de cépages sélectionnés, nous pourrons effectuer les trois échelles d'analyse : par parcelle, par cépage et par couleur. En annexe nous présentons le nombre total de zones de feuillage de vigne et de pixels utilisés en tant que donnée d'entrée pour les deux niveaux d'analyse en utilisant la stratégie d'échantillonnage présentée dans la partie 2.3 de ce chapitre (Annexe 2).

Le Tableau 14 détaille les niveaux d'analyse, les étapes des approches univariée et multivariée ainsi que l'échelle d'analyse appliqués selon :

- Les deux années d'acquisition des données (2015 ou 2016) ;
- La couleur des cépages (noir ou blanc).

Dans le chapitre IV seront présentés les résultats issus du premier niveau d'analyse à partir des données acquises en 2015 (à l'échelle par parcelle uniquement) et en 2016 (à l'échelle par parcelle, par cépage et par couleur) en utilisant la technique binaire. Les résultats du deuxième niveau d'analyse à partir des données acquises en 2016 en utilisant la technique binaire (à l'échelle par parcelle, par cépage et par couleur) et la technique probabiliste (à l'échelle par couleur uniquement) seront présentés dans le chapitre V.

Tableau 14 : Méthode appliquée (gris) pour la discrimination des zones symptomatiques de FD en fonction de l'année d'acquisition des données et de la couleur du cépage.

Chapitre	Partie	Année	Cépage	Niveaux d'analyse			Approche		Technique		Échelle d'analyse		
				Premier	Deuxième		Univariée	Multivariée	Binaire	Probabiliste	Parcelle	Cépage	Couleur
					Cas 1	Cas 2							
4	2	2015	Noir										
			Blanc										
	3	2016	Noir										
			Blanc										
5	2	2016	Noir										
	3	2016	Noir										

**CHAPITRE IV : DISCRIMINATION DES ZONES
SYMPTOMATIQUES DE LA FLAVESCENCE
DORÉE DES ZONES ASYMPTOMATIQUES**

1 Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est de déterminer le potentiel de variables calculées à partir d'images multispectrales acquises par drone pour discriminer les zones de feuillage asymptomatiques des zones atteintes de Flavescence dorée (Premier niveau d'analyse décrit dans le chapitre III paragraphe 2.2).

La Figure 30 schématise les méthodes statistiques (Niveau d'analyse, approche et échelle d'analyse) et les données utilisées pour répondre à cet objectif.

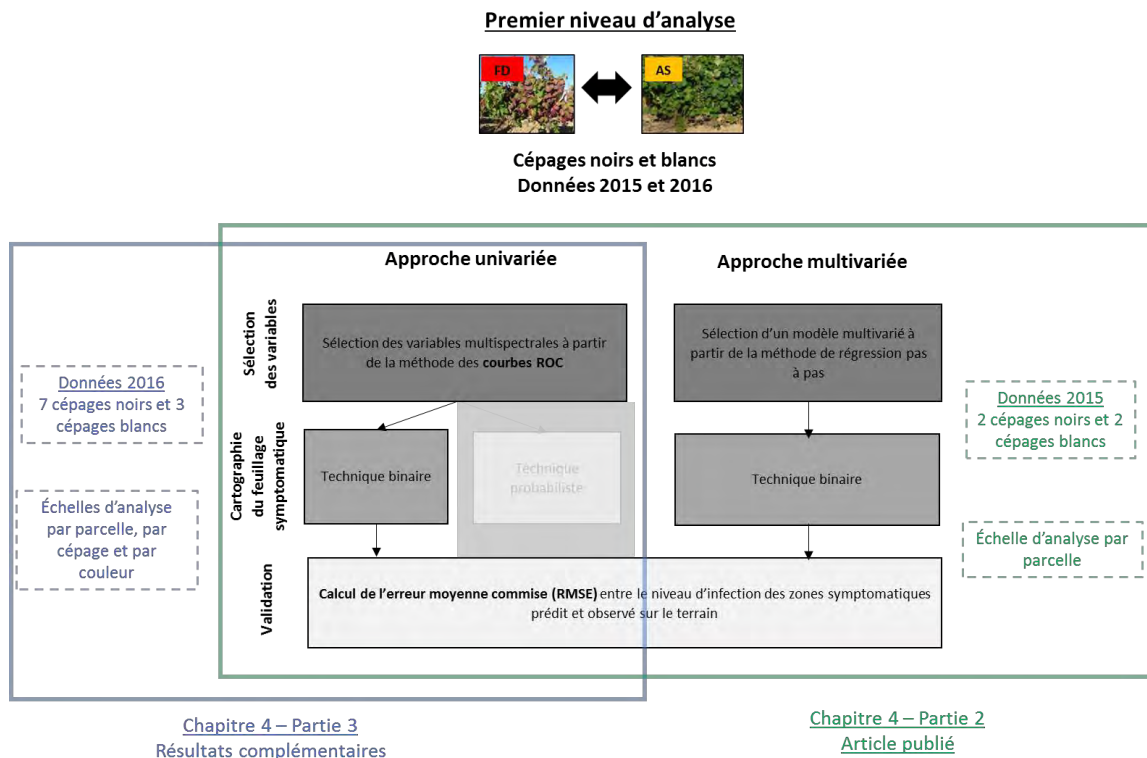


Figure 30 : Schéma des méthodes (niveau d'analyse, approche et échelle d'analyse) et données d'entrée utilisées dans la partie 2 et 3 de ce chapitre IV.

La deuxième et la troisième partie de ce chapitre seront dédiées à la présentation des résultats obtenus avec les parcelles sélectionnées en 2015 et 2016 respectivement.

Les résultats obtenus après analyses des données 2015 sur 4 parcelles de cépages différents (2 cépages noirs et 2 cépages blancs) situées dans l'AOC Gaillac ont donné lieu à une publication présentée dans la partie 2 de ce Chapitre IV (Albetis et al., 2017). Deux types d'approche sont testés : univariée et multivariée. Ces deux approches permettent d'évaluer la performance des variables seules ou combinées dans la discrimination des zones symptomatiques de la Flavescence dorée des zones asymptomatiques (premier niveau d'analyse). Les deux approches comportent trois étapes : i) la sélection des variables discriminantes de la FD (chapitre III partie 2.4), ii) la cartographie des zones de feuilles symptomatiques de la FD à partir de la technique binaire (chapitre III partie 2.5.1) et iii) la validation (chapitre III partie 2.6). Les analyses statistiques présentées ont été appliquées uniquement à l'échelle par parcelle (chapitre III partie 3).

La troisième partie du chapitre (partie 3 de ce Chapitre IV) expose les résultats complémentaires obtenus après analyse des données acquises en 2016 sur d'autres parcelles

Chapitre IV

et d'autres cépages, et non inclus dans la publication. L'objectif principal de cette partie est de confirmer ou comparer la performance des variables sélectionnées avec les données 2015 à partir de l'approche univariée. Comme pour la partie précédente, cette analyse sera réalisée en trois étapes. Ici, contrairement aux données 2015, vu le nombre de parcelles échantillonnées (sept parcelles de cépage noir et trois de cépage blanc), les trois échelles d'analyse (parcelle, cépage et couleur) sont possibles et pertinentes (chapitre III partie 3).

La synthèse des résultats pour les deux années et les discussions seront présentées dans la dernière partie de ce chapitre en mettant en avant leurs différences et leurs similitudes et le lien avec les caractéristiques spectrales et la teneur en pigments des feuilles atteintes de FD et des feuilles asymptomatiques.

2 Article publié : « Detection of Flavescence dorée Grapevine Disease Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imagery »



Article

Detection of *Flavescence dorée* Grapevine Disease Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imagery

Johanna Albetis ^{1,*}, Sylvie Duthoit ², Fabio Guttler ¹, Anne Jacquin ¹, Michel Goulard ³, Hervé Poilvé ⁴, Jean-Baptiste Féret ⁵ and Gérard Dedieu ⁶

¹ Ecole d'Ingénieurs de PURPAN, Université de Toulouse, INPT, UMR 1201 DYNAFOR, 75 voie du TOEC, BP 57611, F-31076 Toulouse Cedex 03, France; fabio.nor-guttler@purpan.fr (F.G.); anne.jacquin@purpan.fr (A.J.)

² TerraNIS, 10 avenue de l'Europe, F-31520 Ramonville-saint-agne, France; sylvie.duthoit@terranis.fr

³ INRA, UMR 1201 DYNAFOR, 24 chemin de borderouge, CS 52627, F-31326 Castanet-Tolosan Cedex, France; michel.goulard@inra.fr

⁴ AIRBUS Defense and Space, 5 rue des satellites, F-31400 Toulouse, France; herve.poilve@airbus.com

⁵ IRSTEA, UMR TETIS, 500 rue Jean-François Breton, F-34000 Montpellier, France; jean-baptiste.feret@teledetection.fr

⁶ CESBIO, UMR 5126 CNES-UPS-CNRS-IRD, 18 avenue Edouard Belin, BPI 2801, F-31401 Toulouse Cedex 9, France; gerard.dedieu@cnes.fr

* Correspondance: johanna.albetis@purpan.fr; Tel.: +33-561-153-030

Academic Editors: Farid Melgani, Francesco Nex, Clement Atzberger and Prasad S. Thenkabail

Received: 30 December 2016; Accepted: 15 March 2017; Published: 24 March 2017

Abstract: *Flavescence dorée* is a grapevine disease affecting European vineyards which has severe economic consequences and containing its spread is therefore considered as a major challenge for viticulture. *Flavescence dorée* is subject to mandatory pest control including removal of the infected vines and, in this context, automatic detection of *Flavescence dorée* symptomatic vines by unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing could constitute a key diagnosis instrument for growers. The objective of this paper is to evaluate the feasibility of discriminating the *Flavescence dorée* symptoms in red and white cultivars from healthy vine vegetation using UAV multispectral imagery. Exhaustive ground truth data and UAV multispectral imagery (visible and near-infrared domain) have been acquired in September 2015 over four selected vineyards in Southwest France. Spectral signatures of healthy and symptomatic plants were studied with a set of 20 variables computed from the UAV images (spectral bands, vegetation indices and biophysical parameters) using univariate and multivariate classification approaches. Best results were achieved with red cultivars (both using univariate and multivariate approaches). For white cultivars, results were not satisfactory either for the univariate or the multivariate. Nevertheless, external accuracy assessment show that despite problems of *Flavescence dorée* and healthy pixel misclassification, an operational *Flavescence dorée* mapping technique using UAV-based imagery can still be proposed.

Keywords: precision viticulture; disease detection; unmanned aerial vehicle (UAV); *Flavescence dorée* grapevine disease; vegetation indices; biophysical parameters

1. Introduction

Flavescence dorée (FD) is a serious phytoplasma-borne disease widespread in many European countries [1]. The FD disease is transmitted from between grapevines in the field by the leafhopper *Scaphoideus titanus* Ball. (Hemiptera: Cicadellidae) [2,3] which is native to North America and was introduced in Europe in the late 1950s [4]. This leafhopper feeds and reproduces almost exclusively

on grapevines (*Vitis vinifera* L., Vitaceae) and is the only known vector of FD. The main symptoms of the disease appear in late summer and remain visible until mid-autumn when: (a) the canes droop because of a lack of lignification in the new shoots; (b) the leaves become yellowish in white cultivars or reddish in red ones (discoloration intensity is variable and may affect the entire grapevine, only one shoot, or a small number of shoots) and (c) drying of the inflorescence and berries occurs [5]. Finally, the infected plants generally stop producing grapes and often die after a few years. Another phytoplasma grapevine disease, called *Bois noir*, may show similar symptoms and the diagnostic is based on specific molecular analysis. Given the epidemic potential of the disease and the severe damage caused in major vine- and wine- producing European countries, FD is a quarantined disease in the European and Mediterranean Plant Protection Organization (EPPO) region (Directive 77/1993 amended 92/103). Therefore, FD is subject to the following mandatory control procedures: (a) use of healthy plant material; (b) spray of insecticides against the vector; and (c) uprooting of the infected plants to remove sources of FD phytoplasma [1,6]. In France, when a vineyard plot has more than 20% of the vines infected by the FD disease, the entire plot must be removed. Despite all of these prophylactic procedures, FD is still spreading in Europe and is considered, with grapevine trunk diseases, as one of the most economically important disease of the European grapevine in its principal wine-production areas [1,7]. Among the main costs for growers, the removal of FD-infected grapevines constitutes a substantial cost. In most French vineyard regions, despite considerable efforts, the final area surveyed to detect infected plants is insufficient to eradicate all sources of FD phytoplasma. Vineyard surveys are usually made by foot (or using quad vehicle) and can result in mechanical damage and, as symptoms are not easy to detect, FD can be confused with other diseases or plant deficiencies [8].

Remote sensing (RS) data has been frequently cited as a rapid, non-destructive, and cost-effective tool for plant disease detection in different contexts and with different plant species [9–12]. Indeed, several diseases can affect plant physiology, leading to modifications on biophysical and biochemical characteristics of tissues and differences in leaf optical properties [13–16]. RS techniques adopted in the plant disease literature are often based on well known, or specifically designed, vegetation indices (VI) that are tested and calibrated as indicators for the detection a given disease [12,14,15,17–22]. In these studies, the potential of hyperspectral imagery is often highlighted, but several difficulties are associated with this kind of data (financial costs, amount of data, specific processing tasks).

Grapevine disease detection remains a challenging topic. Ideally, the spatial resolution should be adapted to detect even a single infected plant over an entire vineyard plot. In addition, sensor bands must cover the useful portions of the electromagnetic spectrum in order to discriminate healthy from infected plants and, sometimes, to be able to detect different intensities of the disease. The efficiency of RS data to detect foliar symptoms has already be studied of other grapevine diseases like *Phylloxera* [17], *Leaf roll virus* [23], *Plasmopora viticola* [24] or *Esca* [12]. Because of the structural characteristics of vineyards, these studies often use high and very high spatial resolution images, with pixel dimensions ranging from a few meters (with satellite imagery) to a few centimeters (with unmanned aerial vehicle (UAV) imagery). UAV imagery is particularly adapted for vineyard monitoring owing to its very high spatial resolution (often below 10 cm) and flexible mission planning [25,26]. UAV imagery is of great interest for FD detection as the symptoms are often distributed in small patches and might only be visible during short periods in a year.

Given the importance of the FD disease in French and European vineyards, several research projects related to different aspects of the disease are currently underway. However, to the best of our knowledge, the potential of UAV remotely-sensed data to detect the *Flavescence dorée* symptoms has not yet been assessed.

This paper evaluates the potential to detect FD grapevine disease using UAV multispectral imagery by testing the capacity of three types of UAV-derived variables (spectral bands, vegetation indices and biophysical parameters) to detect FD symptoms in red and white cultivars.

The rest of the paper is organized as follows: Section 2 presents the data acquisition, processing and analysis. Section 3 describes and discusses the main experimental results obtained with univariate and multivariate classification approaches. Conclusions and perspectives are drawn in Section 4.

2. Materials and Methods

2.1. Data Acquisition

2.1.1. Experimental Sites

The research was conducted in the Gaillac *Appellation d'Origine Contrôlée* (AOC) area in Southwest France. Four vineyards infected by FD disease were selected over two different sites A and B (see Figure 1). They are not irrigated and usually contain inter-row herbaceous vegetation. Vine and row spacing are around 1 m and 2 m, respectively. Two vineyards consisted of white cultivars, *Sauvignon* and *Colombard*, and the other two vineyards featured red cultivars, *Gamay* and *Duras*. Red cultivars were more severely infected by the FD disease than the white ones.

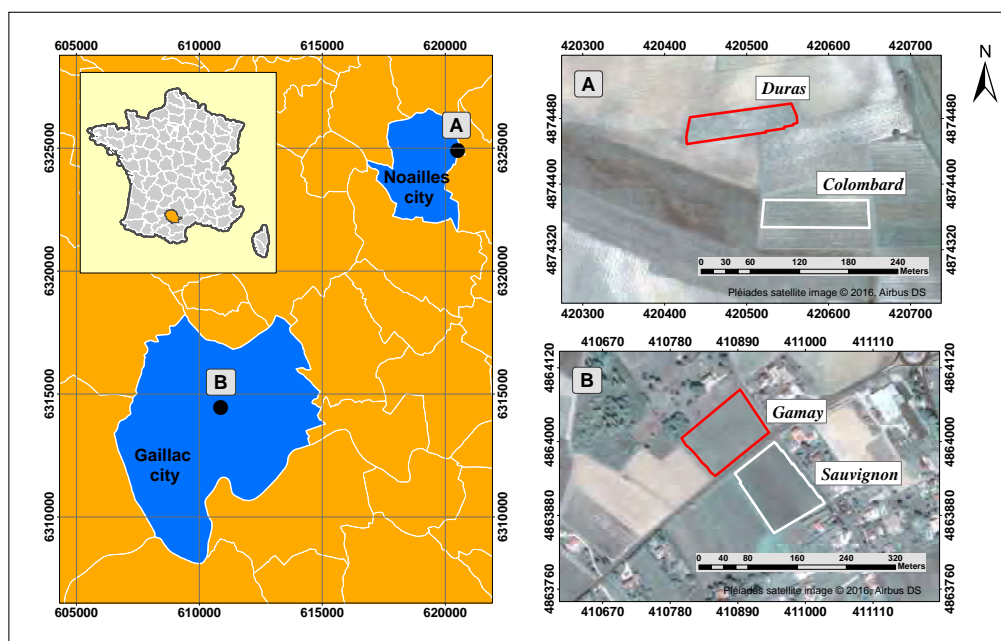


Figure 1. Location of the two study sites selected in southwestern France (A,B). Each site contains two vineyards of white (white polygons) and red cultivars (red polygons).

2.1.2. Field Data Acquisition

Concurrent field and UAV flight campaigns were conducted in September 2015 when the FD symptoms were fully expressed. This time corresponded to the final stage of maturation of the berries (i.e., a few days before fruit harvesting).

Field data acquisition consisted of collecting the precise location of all the vines presenting FD symptoms in the four vineyards. This task was performed with a portable differential Global Positioning System - GPS (Trimble Geo7X) providing highly accurate positioning (horizontal precision of 0.02 m). For each GPS point, *Flavescence dorée* disease severity (FD_{ds}) was recorded. According to [27], disease severity is the area (relative or absolute) of the sampling unit (leaf, fruit, etc.) showing symptoms of disease and is often expressed as a percentage or proportion. In this work, the sampling unit is the vine and the disease severity corresponds to the percentage of the vine presenting visual symptoms of the FD disease during the field campaign. More in detail, *Flavescence dorée* disease severity (FD_{ds}), was reported as one of the four categories (FD_{ds1} , FD_{ds2} , FD_{ds3} , FD_{ds4}) as illustrated in Figure 2.

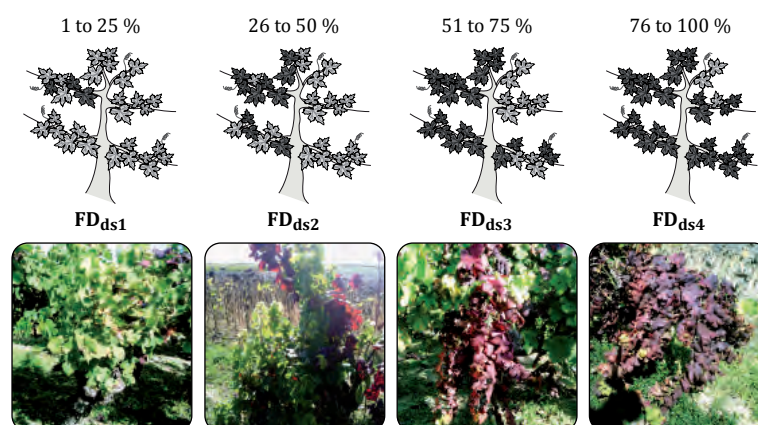


Figure 2. Disease severity categories used in the field to report the percentage of a given vine presenting the symptoms of the *Flavescence dorée*. Four ordinal categories were established to express the *Flavescence dorée* disease severity (FD_{ds1} , FD_{ds2} , FD_{ds3} , FD_{ds4}).

In addition to FD_{ds} , plant length (along the row) and width (perpendicular to the row) were measured for all the GPS points in the less affected vineyards (*Sauvignon* and *Colombard*) and for each 15 GPS points in the most affected vineyards (*Gamay* and *Duras*). Table 1 summarizes the main characteristics of the data collected during the field campaign in the four vineyards.

Table 1. Field data characteristics for the four selected vineyards (*Gamay*, *Sauvignon*, *Duras* and *Colombard*) in the Gaillac Appellation d’Origine Contrôlée (AOC) area during September 2015.

	<i>Gamay</i>	<i>Sauvignon</i>	<i>Duras</i>	<i>Colombard</i>
Berry color	red	white	red	white
Vineyard size (ha)	1.1	1.2	0.4	0.4
Row orientation	45.0°	135.0°	80.0°	100.0°
Number of positioned vines	389	9	264	40
Mean plant length (m)	1.34	1.40	1.15	1.68
Mean plant width (m)	0.48	0.92	1.02	0.84
Number of FD_{ds1} (1% to 25%)	170	0	68	1
Number of FD_{ds2} (26% to 50%)	103	7	44	3
Number of FD_{ds3} (51% to 75%)	45	2	44	7
Number of FD_{ds4} (76% to 100%)	71	0	108	29

2.1.3. UAV Multispectral Imagery Acquisition and Pre-Processing

The flight campaign was conducted by the Delair’Tech company on 21 September 2015 using a UAV platform (long range DT-18) able to fly by remote control or autonomously with the help of an integrated GPS receiver and a navigation system. UAV multispectral images were acquired with a DT-5Bands imaging instrument, based on the industry-leading MicaSense RedEdge™ sensor. This sensor (see detailed description in Table 2) includes five independent high precision sensors to capture the vegetation response at five spectral bands (SB): blue, green, red, red-edge and near infrared (NIR). UAV flights were realized under clear sky conditions and with optimal illumination conditions in both sites (local time in Central European Summer Time–CEST): between 12:25 and 14:13 for the *Duras* and *Colombard* vineyards and between 14:17 and 14:59 for the *Gamay* and *Sauvignon* vineyards. Flight altitude was set at 120 m with a UAV flight speed of 6 m/s. These specific settings enabled an 85% image forward overlap and a 70% image side overlap for optimal photogrammetric processing.

Pix4D software (Available at: <https://pix4d.com/>) was used to manage and process the UAV images. Images covering the two sites were orthorectified (using a 0.08-m resolution digital elevation model), grouped into a mosaic, projected in World Geodetic System (WGS) 84/Universal Transfer

Mercator (UTM) zone 31N coordinate system, and re-sampled at 0.10-m ground spatial resolution (see Figure 3). Pixel values were converted to surface reflectance in each spectral band, thanks to the calibrated ground panel used before and after the flight (to check stability of the illumination). The output product delivered for each site was a unique stacked raster file (*GeoTiff* format) containing five spectral bands.

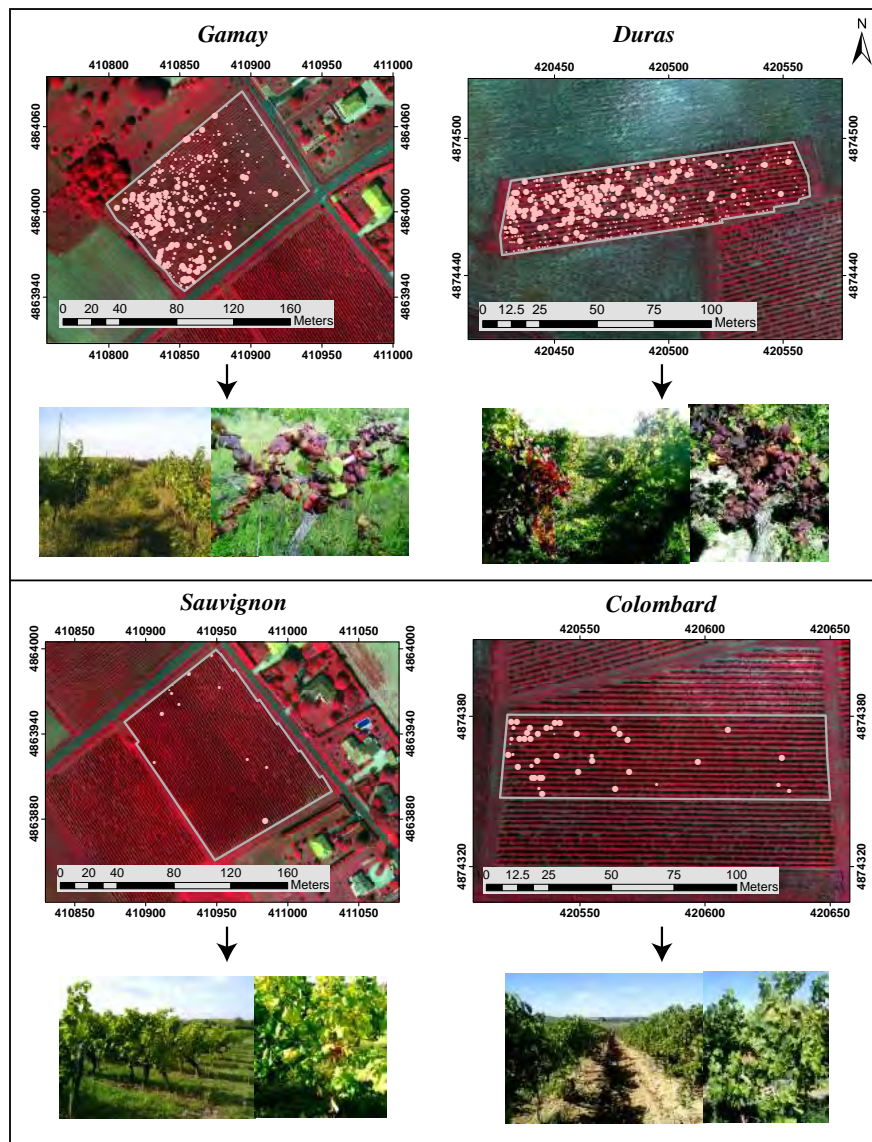


Figure 3. UAV images in false colors of the four selected vineyards (*Gamay*, *Duras*, *Sauvignon* and *Colombard*) acquired in September 2015 and localization of all infected grapevine. The size of the pink circles, which correspond to the ground-truth, varies according to the disease severity. The two pictures under each UAV image give an overview of the vineyard and show an example of an infected grapevine (with 76% to 100% of the vine presenting *Flavescence dorée* (FD) symptoms).

2.2. Data Processing and Analysis

Field data and UAV imagery were conjointly processed in order to detect the symptoms of the *Flavescence dorée* in the four vineyards. Figure 4 shows the main steps of the methodological framework developed in this research. These steps are described in the following sub-sections.

Table 2. UAV platform and sensor characteristics.

Characteristic Name	Description
Platform	Long range DT-18
Sensor	DT-5Bands
Sensor type	Global shutter—distortion free
Number of bands	5
Spectral wavelengths	Blue (455–495 nm)
	Green (540–580 nm)
	Red (658–678 nm)
	Red-Edge (707–727 nm)
	NIR (800–880 nm)
Dimension	3.6 mm × 4.8 mm
Automatic Gain Control	Yes
Resolution	960 × 1280 pixels
Focal length	5.5 mm
Field of view	47.2°
Output data	12-bit RAW
Image size	1.8 MB
Flight altitude Above Ground Level (AGL)	120 m
Image acquisition	5 images (each band)
Image triggering	Controlled by the autopilot
Ground resolution	0.08 m/pixel
Ground Picture Size	Width 105 m × Height 79 m at 120 m AGL
Surface area covered	3 km ² at 150 m AGL
Onboard storage	32 GB micro Secure Digital (SD) card
Calibrated panel	Included (with reflectance data)

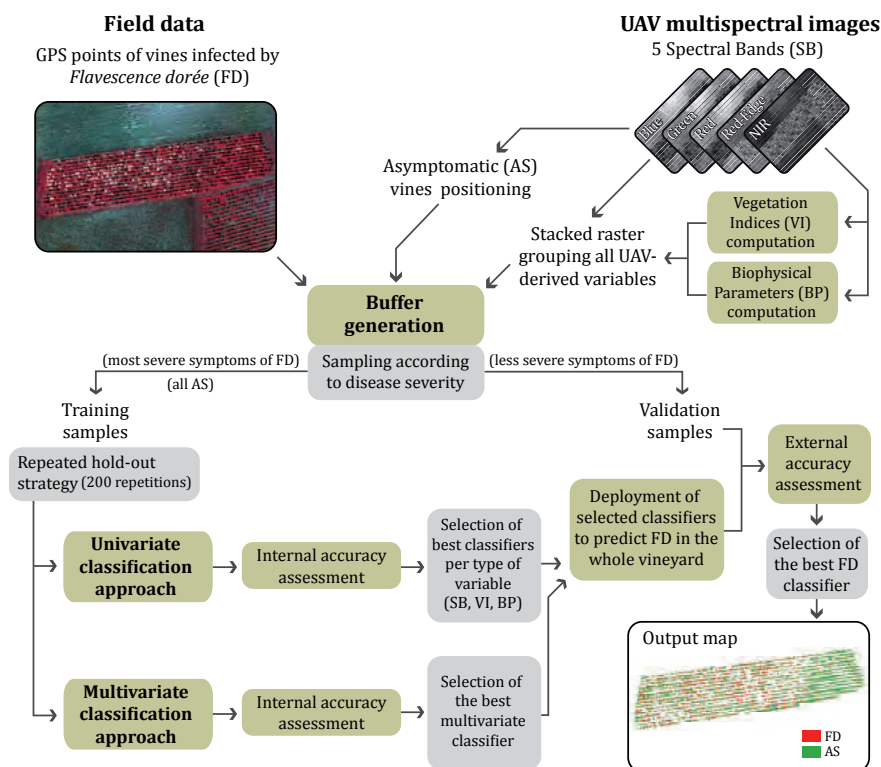


Figure 4. Methodological framework with the main steps of data acquisition, processing and analysis. SB: spectral bands.

2.2.1. Computing Vegetation Indices and Biophysical Parameters

A set of eleven vegetation indices (VI) and four biophysical parameters (BP) were calculated from the five spectral bands (SB) of the UAV images. These were chosen because of their potential relevance to discriminate symptomatic and asymptomatic vines infected by the *Flavescence dorée* disease. Table 3 gives formulas and corresponding references for the vegetation indices selected. The selected VI were used for monitoring and mapping temporal and spatial variations of biomass and plant productivity (NDVI, SAVI, GNDVI) and for estimating the leaf pigments (ARI, MARI, RGI, ACI, MACI, CI, GRVI). Among them, NDVI have been already used to detect ESCA disease in vineyard [12]; Steele and Gitelson studied RGI, ARI, MARI for their potential to estimate anthocyanin [28] and CI for chlorophyll content in grapevine leaves [29]. Most of these VI are band ratios and so are robust to variation of the sun illumination (which was not significant here anyhow, thanks to the clear sky conditions). Biophysical parameters were generated using the Overland software for biophysical processing developed by Airbus DS Geo-Intelligence. The Overland tool was initially developed in order to retrieve vegetation parameters (leaf area index, LAI, chlorophyll, fCover) from satellite images, the produced maps serving as inputs to recommendation products towards the end-users (crop growers). It has been extensively tested and validated in this context [30]. In France, the Farmstar service is operational since 2002 and 80,000 crop fields subscribed to this service in 2016. The advantage of BP is that, unlike most VI, they do not depend on variables such as geometry of illumination or sensor characteristics. They are then often considered as very good candidates to replace classical vegetation indices for characterizing and monitoring green vegetation [31–34]. The parameters exploited here are presented in Table 4. The Overland tool extracts vegetation parameters by inverting a canopy reflectance model [35] that is based on the coupling of the PROSPECT leaf model and the scattering by arbitrary inclined leaves (SAIL) canopy model [36]. PROSPECT is a physical model simulating directional–hemispherical reflectance and transmittance of leaves based on a set of biochemical constituents and a structure parameter [37]. The initial version of PROSPECT included chlorophyll and equivalent water thickness (EWT) as the only input parameters related to leaf chemical constituents. Several versions of the model have been developed to include a larger variety of input parameters related to leaf chemical constituents and properties, such as leaf mass per area (LMA). In terms of pigment content, two versions have been released to allow for separating the influence of different types of pigments on leaf optical properties. PROSPECT-5 [38] allowed separating the influence of chlorophyll and carotenoids on leaf optical properties. PROSPECT-D is the latest version of the model, and it allows separating the influence of chlorophyll, carotenoids and anthocyanins, along with EWT and LMA [39]. Therefore PROSPECT-D is able to simulate optical properties during the lifespan of the leaf and for a new range of conditions, including broadened juvenile and senescent stages, as well as environmental stresses induced by temperature, pollution and plant pathogens, which impact leaf pigment composition.

SAIL (scattering by arbitrary inclined leaves) [40] simulates the bidirectional reflectance factor of plant canopies, describing vegetation as a turbid medium characterized by leaf optical properties and structural properties such as leaf area index (LAI) and leaf angular distribution function (LADF). It also takes into account the spectral characteristics of the soil underneath vegetation, as well as the geometry of acquisition (sun and viewing directions). Various versions have been developed in order to add complexity to the original simplistic description of vegetation. This includes a combination of SAIL with geometrical models in order to describe horizontally and vertically heterogeneous vegetation, introduction of crown clumping, and hot spot effects. The coupled PROSPECT+SAIL model, called PROSAIL, inputs simulated leaf reflectance and transmittance from the PROSPECT model into the SAIL model to simulate the whole canopy reflectance [36]. For the specific case of UAV images, various modifications were made to the initial model. In particular, it can adapt to different cases of UAV acquisition conditions, including acquisitions made under a variable cloud cover (in which case cloud optical thickness is an actual variable of the model).

Table 3. Summary of selected vegetation indices.

Index Name	Formula	References
Normalized difference vegetation index	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	[41]
Anthocyanin reflectance index	$ARI = Green^{-1} - RedEdge^{-1}$	[28,42]
Modified anthocyanin reflectance index	$MARI = (Green^{-1} - RedEdge^{-1}) \times NIR$	[28,42,43]
Red-green index	$RGI = \frac{Red}{Green}$	[28,44]
Anthocyanin content index	$ACI = \frac{NIR}{Green}$	[45]
Modified anthocyanin content index	$MACI = \frac{NIR}{Green}$	[28]
Chlorophyll index	$CI = \frac{NIR}{RedEdge} - 1$	[29,43]
Green-red vegetation index	$GRVI = \frac{Green - Red}{Green + Red}$	[46,47]
Soil-adjusted vegetation index	$SAVI = \frac{(NIR - Red) \times (1 + L)}{NIR + Red + L}$	[48]
Green normalized difference vegetation index	$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	[49]
Difference vegetation index	$DVI = NIR - Red$	[50,51]

Table 4. Summary of selected biophysical parameters.

Parameter Name	Acronym	Description	Unit and Typical Range
fCover	fCov	Fractional cover of green vegetation (interception in vertical view)	0.0 to 1.0
Leaf Chlorophyll content	Chl	Chlorophyll content in the leaves (per leaf unit area)	20 to 80 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$
Leaf Anthocyanin content	Ant	Anthocyanin content in the leaves (per leaf unit area)	0 to 12 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$
Leaf Carotenoid content	Car	Carotenoid content of the leaves (per leaf unit area)	0 to 15 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$

2.2.2. Buffer Generation and Sampling Strategy

Two processing steps were performed to extract FD pixels from UAV imagery. First, a site-specific mask was computed based on the output of a supervised classification. Supervised classification was performed with the support vector machine (SVM) algorithm [52], using a radial basis function (RBF) kernel. Four classes were used for training the SVM classifier: 1-bare soil, 2-shadow, 3-inter-row vegetation and 4-grapevine vegetation. Very high classification accuracy was achieved for the four vineyards (mean overall accuracy equalled 0.97 for the *Gamay* and *Sauvignon* and 0.99 for *Duras* and *Colombard*; mean values obtained from 100 repetitions using 10-fold cross-validation). Then, site-specific classification outputs were used to mask all UAV pixels except those classified as grapevine vegetation (hereafter called valid pixels). The second step consisted of generating a buffered area around each GPS point. A first buffer, named *average buffer* was computed as a rectangle taking into account row orientation and the mean values of length and width per vineyard (as shown in Table 1).

At this point, the dataset was composed of a collection of pixels extracted from the buffered areas (see methodological framework on Figure 4). Each pixel included 20 numerical variables (5 SB, 11 VI and 4 BP) and a categorical variable representing the disease severity observed in the field (FD_{ds1} , FD_{ds2} , FD_{ds3} or FD_{ds4}).

Next, the collection of pixels for each vineyard was divided into two parts: (a) training samples and (b) validation samples. Training samples should be as pure as possible in order to avoid training a classifier with doubtful data. For this reason, FD vines showing the most severe symptoms were chosen as training samples for each vineyard. In addition, a second buffer, named *reduced buffer*,

was computed for those vines (using the minimum values of plant width and length per vineyard). These precautions limited the number of mixed pixels within the training samples. In practice, a subset of the FD_{ds4} vines presenting the most severe symptoms was selected. Due to the absence of FD_{ds4} vines in the *Sauvignon* vineyard, FD_{ds3} and FD_{ds2} were instead used as training samples. Table 5 shows the amount of vines and valid pixels used as training or validation samples in each vineyard.

Finally, the training set was completed with asymptomatic vines (AS) identified by computer-assisted photointerpretation on UAV images. AS vines corresponded to plants not showing FD symptoms in the field and that were apparently healthy on UAV images. In order to provide a well-balanced training set, the same number of AS vines as FD vines (training) were selected per vineyard (see Table 5). The same procedure for computing the reduced buffer and extracting pixel values (SB, VI and BP) was applied to AS vines.

All the remaining FD vines were used as validation samples (pixels values extracted considering the average buffer per vineyard). Due to very low numbers of FD vines, no validation samples were selected for the *Sauvignon* vineyard.

Table 5. Training and validation samples in each vineyard. The number of valid pixels is indicated between brackets.

		<i>Gamay</i>		<i>Sauvignon</i>		<i>Duras</i>		<i>Colombard</i>	
		Train.	Val.	Train.	Val.	Train.	Val.	Train.	Val.
FD_{ds1}	number of vines	0	170	0	-	0	68	0	1
	(valid pixels)	(0)	(6243)	(0)	-	(0)	(5940)	(0)	(136)
FD_{ds2}	number of vines	0	103	7	-	0	44	0	3
	(valid pixels)	(0)	(3960)	(53)	-	(0)	(3867)	(0)	(354)
FD_{ds3}	number of vines	0	45	2	-	0	44	0	7
	(valid pixels)	(0)	(1709)	(14)	-	(0)	(4094)	(0)	(711)
FD_{ds4}	number of vines	24	47	0	-	58	50	21	8
	(valid pixels)	(287)	(1914)	(0)	-	(698)	(3987)	(244)	(762)
All FD	number of vines	24	367	9	-	58	206	21	19
	(valid pixels)	(287)	(13,826)	(67)	-	(698)	(17,888)	(244)	(1963)
AS	number of vines	24	-	9	-	58	-	21	-
	(valid pixels)	(293)	-	(77)	-	(676)	-	(260)	-

2.2.3. Detection of *Flavescence dorée* Symptoms on UAV Images

The objective here was to evaluate the reliability of *Flavescence dorée* disease detection using the variables derived from UAV images (SB, VI and BP) across the four selected vineyards. To this end, ArcMap (Version 10.2.2) and RStudio (Version 0.99.896) software were employed.

2.2.4. General Principle

Receiver operator characteristic (ROC) analysis was used to determine the capacity of each variable to discriminate FD or AS pixels. ROC curves have become a useful and well-studied tool for the evaluation of classifiers using remote sensing data [53].

The construction of a ROC curve, as applied to the detection of FD and AS at the pixel level, was considered a binary classification problem resulting from the thresholding of a variable (or classifier output). Here, a decision had to be made between two classes: FD or AS. Based on the data collected during the field campaign, four classification outcomes are possible (see Table 6).

Table 6. Interpretation of potential classification outcomes.

		Reference Data	
		<i>Flavescence dorée (FD)</i>	<i>Asymptomatic (AS)</i>
Classification	<i>Flavescence dorée (FD)</i>	True Positive (FD pixel classified as FD)	False Positive (AS pixel classified as FD)
results	<i>Asymptomatic (AS)</i>	False Negative (FD pixel classified as AS)	True Negative (AS pixel classified as AS)

Two indicators of classification performance, *sensitivity* (or true positive rate) and *specificity* (or true negative rate), are calculated based on Equations (1) and (2) respectively. These indicators are used to build the ROC curve with *sensitivity* plotted as a function of $1 - \textit{specificity}$.

$$\textit{Sensitivity} = \textit{TruePositive} / (\textit{TruePositive} + \textit{FalseNegative}) \quad (1)$$

$$\textit{Specificity} = \textit{TrueNegative} / (\textit{TrueNegative} + \textit{FalsePositive}) \quad (2)$$

While testing a variable, the ROC curve is obtained by computing, for all possible threshold values (in a given interval and step), the corresponding values of *specificity* and *sensitivity*. The optimal threshold corresponds to the point in the ROC curve where the sum of sensitivity and specificity is maximized. Based on the ROC curve, the area under the curve (AUC) is the metric used to assess the overall performance of the classifier. AUC ranges from 0.0 to 1.0, where the larger is the AUC, the higher are the *specificity* and *sensitivity* values. An ideal classifier corresponds to an AUC equal to 1.0 (no classification errors) whereas the AUC of a random classifier is equal to 0.5 (high number of errors).

2.2.5. Univariate and Multivariate Classification Approaches

In order to obtain more realistic estimates, all experiments were performed using a random repeated hold-out strategy (see *internal accuracy assessment* step in Figure 4). The number of repetitions was set to 200. For each run, 80% of the training samples were used for training the classifier and the remaining 20% for testing the accuracy. For both univariate and multivariate approaches, the experiments were carried out separately in each vineyard (*Gamay, Sauvignon, Duras* and *Colombard*).

A first ROC analysis, called 'univariate', was realized on each variable derived from the UAV images. The capacity of a given variable to discriminate FD or AS pixels was tested considering the optimal threshold computed from the ROC curve. According to AUC results, the best variables in each category (i.e., SB, VI and BP) were selected.

In parallel, another ROC analysis, called 'multivariate', was performed. Instead of analyzing separately each variable, we examined the binary response (FD or AS) of combined models. These models were constructed as generalized linear models (GLM) and the Akaike information criterion (AIC) was the metric used to evaluate their performance. AIC summarizes the trade-off between model accuracy and complexity [54,55]. Low AIC values for a model indicate a superior explanatory power. The GLM construction was coupled with a feature selection procedure. Starting from the full model (containing all the 20 UAV-derived variables), a backward elimination feature selection was performed to return the best GLM considering the AIC metric. As with the 'univariate' approach, a ROC analysis was applied to select the GLM optimal threshold and to estimate the classification performance in terms of *sensitivity*, *specificity*, and AUC.

Each vineyard was then assigned a set of best classifiers selected via the internal accuracy assessment. Finally, these selected classifiers were trained with the whole training samples and deployed over the corresponding vineyards to predict the class (FD or AS) of the entire collection of valid pixels.

2.2.6. External Accuracy Assessment

External accuracy assessment was realized using the validation samples available for each vineyard (as shown in Table 5). Unlike training samples, validation samples were not related to pure patches of FD pixels. Instead, their buffered areas were composed of a rate of FD pixels with respect to AS pixels. As a consequence, the external accuracy assessment consisted of comparing rates of FD pixels (predicted by the selected classifiers) against the FD disease severity (FD_{ds}) observed in the field.

In order to get comparable information between field FD_{ds} and classifier-predicted FD rate, rates were first converted into four discrete classes (1, 2, 3 or 4), each corresponding to one of the four FD_{ds} classes. Considering that those classes are ordinal and equidistant, the external accuracy assessment was handled as a regression problem. The overall agreement between field and predicted classes for a given vineyard was verified through the root-mean-squared error (RMSE) as formalized in Equation (3). RMSE values of 1 or 3 respectively mean a difference of 1 or 3 FD_{ds} classes between field and predicted classes.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (ClassValue_{predicted} - ClassValue_{field})^2}{n}} \quad (3)$$

Even if the RMSE is a good metric to evaluate (punctually) the quality of the predictions and compare the performances of the classifiers, the number of validation samples was limited in most of the vineyards. Because of this, the external accuracy assessment was completed by a detailed visual analysis of the FD maps generated by the best classifier of each vineyard.

3. Results

3.1. Univariate Accuracy Assessment

Table 7 shows the mean AUC and standard deviation obtained from the ROC curves of the 20 variables studied (SB, VI and BP) for red (*Gamay* and *Duras*) and white (*Sauvignon* and *Colombard*) cultivars vineyards. For the two red cultivars vineyards, the best variables in each category are the same (Green for SB; GRVI and RGI for VI; Ant for BP). However, the best variables differ for the vineyards with the two white cultivars (Green or Red for SB; SAVI, DVI or CI for VI; Chl or Car for BP).

To characterize the performance of the best classifiers identified, Table 8 presents the *specificity* (Spec.) and *sensitivity* (Sens.) also computed from the ROC curves. Next, results are analyzed for each category of variables.

3.1.1. Spectral Bands

Given the three categories of variables, SB had the lowest power to discriminate between FD and AS pixels regardless of cultivar. Among the five available SBs, the Green band was the best classifier for the two red cultivars and the *Colombard* white cultivar while the NIR band was best for the *Sauvignon* white cultivar. For these two SB, mean AUC values and associated *sensitivity* and *specificity* were higher for the red cultivars than for the white. This was especially true for *Colombard* which had an AUC 0.68 and *sensitivity* of 0.46, suggesting poor performance of the Green band. However, in both cases, misclassification of FD and AS pixels remained. For example, using the Green band for *Duras* resulted in the highest AUC and values for *sensitivity* and *specificity* of 0.94 and 0.85, respectively. Despite this, it was estimated that 6% of true FD and 15% of true AS pixels would be misclassified.

Table 7. Univariate accuracy assessment for each vineyard and cultivar. Mean area under the curve (AUC) and standard deviation (Std) was computed using a repeated holdout strategy (200 repetitions).

		Red Cultivars				White Cultivars			
		Gamay		Duras		Sauvignon		Colombard	
		Mean AUC	Std	Mean AUC	Std	Mean AUC	Std	Mean AUC	Std
SB	Blue	0.68	0.01	0.59	0.01	0.53	0.03	0.52	0.01
	Green	0.91	0.01	0.96	0.00	0.67	0.03	0.68	0.01
	Red	0.65	0.01	0.82	0.01	0.50	0.03	0.50	0.01
	RedEdge	0.70	0.01	0.52	0.01	0.66	0.02	0.63	0.01
	NIR	0.54	0.01	0.66	0.01	0.76	0.02	0.63	0.01
VI	NDVI	0.63	0.01	0.88	0.00	0.66	0.03	0.58	0.01
	ARI	0.94	0.00	0.98	0.00	0.64	0.02	0.67	0.01
	MARI	0.97	0.00	0.96	0.00	0.50	0.03	0.72	0.01
	RGI	1.00	0.00	1.00	0.00	0.75	0.02	0.76	0.01
	MACI	0.95	0.00	0.94	0.00	0.54	0.03	0.75	0.01
	ACI	0.95	0.00	0.94	0.00	0.53	0.02	0.75	0.01
	CI	0.71	0.01	0.75	0.01	0.64	0.02	0.78	0.01
	GRVI	1.00	0.00	1.00	0.00	0.75	0.02	0.76	0.01
	SAVI	0.50	0.01	0.76	0.01	0.76	0.02	0.63	0.01
	GNDVI	0.95	0.00	0.94	0.00	0.53	0.02	0.75	0.01
DVI	0.52	0.01	0.71	0.01	0.76	0.02	0.63	0.01	
BP	fCov	0.79	0.01	0.92	0.00	0.62	0.03	0.64	0.01
	Ant	0.94	0.00	0.97	0.00	0.65	0.02	0.55	0.01
	Car	0.81	0.01	0.85	0.01	0.80	0.02	0.49	0.01
	Chl	0.58	0.01	0.55	0.01	0.54	0.03	0.76	0.01

Table 8. Mean values of *sensitivity* and *specificity* for the best variables.

		Red Cultivars				White Cultivars			
		Gamay		Duras		Sauvignon		Colombard	
		Sens.	Spec.	Sens.	Spec.	Sens.	Spec.	Sens.	Spec.
SB	Green	0.89	0.74	0.94	0.85	-	-	0.46	0.81
	NIR	-	-	-	-	0.78	0.71	-	-
VI	RGI	1.00	0.98	0.99	0.99	-	-	-	-
	CI	-	-	-	-	-	-	0.58	0.89
	GRVI	0.99	0.98	0.99	0.99	-	-	-	-
	SAVI	-	-	-	-	0.81	0.67	-	-
	DVI	-	-	-	-	0.80	0.68	-	-
BP	Ant	0.88	0.82	0.90	0.92	-	-	-	-
	Car	-	-	-	-	0.72	0.74	-	-
	Chl	-	-	-	-	-	-	0.50	0.92

3.1.2. Vegetation Indices

For red and white cultivars, VI performed better than SB to discriminate FD and AS pixels. For the two red cultivars, RGI and GRVI—both derived from the green and red bands—were the two best classifiers. The mean AUC was equal to 1 and the *sensitivity* and *specificity* were equal or superior to 0.98 indicating a very high power of separability of FD and AS pixels. Classification performance was poorer for the two white cultivars. The best mean AUC was obtained with different VI and differed with the cultivar. For *Sauvignon*, it was the SAVI and DVI with an AUC of 0.76. For *Colombard*, it was the CI with an AUC of 0.78. In both cases, *sensitivity* and *specificity* did not reach satisfying values. The amount of true FD pixels misclassified as AS pixels (1.00-*Sensitivity*) ranged between 19% and 42%. The amount of true AS pixels misclassified as FD pixels (1.00-*Specificity*) varied between 11% and 33%.

3.1.3. Biophysical Parameters

BP performed better than SB but worse than VI for all cultivars. For the two red cultivars, very good results were obtained with Ant (close to the one obtained with GRVI and RGI), especially for

Duras with a mean AUC of 0.97 and associated *sensitivity* and *specificity* of 0.90 and 0.92 respectively. For the two white cultivars, results similar to those seen with the VI were observed. The best mean AUC were obtained with different BP according to the cultivar (Car with an AUC of 0.80 for *Sauvignon*; Chl with an AUC of 0.76 for *Colombard*). Values of *sensitivity* and *specificity* indicated that classifying FD and AS pixels with these BP still resulted in high levels of error. For example, the amount of pixels misclassified as AS pixels (1.00-Sensitivity) was estimated between 28% and 50%.

To sum up, Figure 5 presents the box plots of the FD and AS pixels with the best classifier per vineyard (in column) and per category of variable (in row). The optimal threshold values calculated with all training data is symbolized with a black dashed line. For variables with an AUC equal or close to 1 (RGI and GRVI for *Duras* and *Gamay*), a low covering up between FD and AS pixels was observed indicating their very high potential of FD discrimination. For variables with an AUC lower than 0.8 (all variables selected for white cultivars), the confusion between FD and AS pixels was clearly visible meaning a potentially high level of misclassification. Finally, interval and distribution of values of variables were not homogeneous according the type of cultivar (red or white). As a consequence, even if the same best classifier (GRVI) was found for the red cultivars, the optimal threshold value was specific for each vineyard (0.06 for *Gamay* and 0.01 for *Duras*).

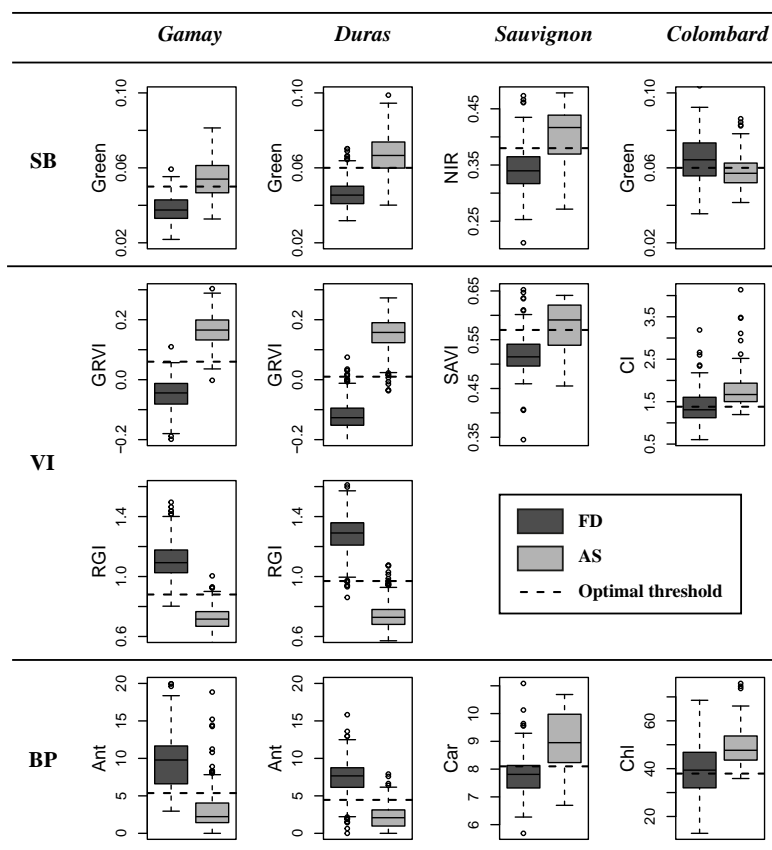


Figure 5. Boxplots and optimal thresholds for selected variables for each vineyard.

3.2. Multivariate Accuracy Assessment

3.2.1. Features Selection

Table 9 presents the results of the backward elimination method used for each vineyard to select the most interesting of the 20 initial variables for use in the GLM to discriminate FD and AS pixels. Compared to the full model, all simplified models reduced the AIC between 2% and 47% indicating

a systematic improvement of the power of explanation. The number of variables was significantly reduced and differed according to the vineyard, ranging between 9 for *Gamay* and 12 for *Colombard*.

Table 9. Multivariate accuracy assessment per vineyard. Mean and standard deviation computed from repeated holdout strategy (200 repetitions). AIC: Akaike information criterion.

		Red Cultivars		White Cultivars	
		<i>Gamay</i>	<i>Duras</i>	<i>Sauvignon</i>	<i>Colombard</i>
Full model	Mean AIC	38	81	113	334
	Num. of variables	20	20	20	20
Simplified model	Mean AIC	20	61	101	326
	Num. of variables	9	7	10	12
	Gain (% AIC reduction)	47	26	11	2
Simplified model AUC	Mean	1.00	1.00	0.95	0.95
	Std	0.00	0.00	0.01	0.01
Simplified model sensitivity	Mean	0.99	0.99	0.80	0.82
	Std	0.01	0.01	0.11	0.06
Simplified model specificity	Mean	0.97	0.99	0.85	0.90
	Std	0.02	0.01	0.11	0.06

Table 10 describes the simplified GLMs for each vineyard. First, GRVI was always present in the simplified models regardless of cultivar. This confirmed what was previously observed in the ‘univariate’ analysis—a high potential for this VI to discriminate FD and AS pixels. Second, for red cultivars, the BP Car and the Blue band were in both models. The same result was observed for the white cultivars. Two SB (Red Edge and NIR) and four VI (GRVI, NDVI, RGI and ACI) were retained in the simplified GLM. Except for the NIR, in the case of the *Sauvignon* vineyard, none of these variables for red and white cultivars were found to be the best classifier in the ‘univariate’ analysis.

Table 10. Selected variables per vineyard with the backward elimination method.

Type of Model	Cultivar	List of variables
Full model	(all)	[Blue + Green + RedEdge + NIR + NDVI + ARI + RGI + MACI + ACI + CI + GRVI + SAVI + GNDVI + DVI + GLCV + Ant + Car + Chl]
Simplified models	<i>Gamay</i>	[Blue + NDVI + AVI + GNDVI + MACI + ACI + CI + GRVI + Car]
	<i>Sauvignon</i>	[Green + RedEdge + NIR + NDVI + RGI + ACI + GRVI + DVI + fCov + Car]
	<i>Duras</i>	[Blue + NIR + RGI + GRVI + DVI + Chl + Car]
	<i>Colombard</i>	[RedEdge + NIR + NDVI + ARI + RGI + ACI + MACI + CI + GRVI + SAVI + GNDVI + Chl]

3.2.2. GLM Performance Assessment

The ROC analysis is applied on the simplified GLMs. Table 9 shows mean and standard deviation for AUC, *sensitivity* and *specificity* for each vineyard. The performance of the ‘multivariate’ approach was assessed by comparing these values with ones obtained from the ‘univariate’ analyses. Mean AUC values were equal to 1 for red cultivars with associated *sensitivity* and *specificity* of 0.99 suggesting a high-performing model. Nevertheless, the quality of FD and AS discrimination was the same across the ‘univariate’ and ‘multivariate’ classification approaches. For the white cultivars, however, the three metrics were significantly better with the ‘multivariate’ approach. The mean AUC value of 0.95 observed for both *Sauvignon* and *Colombard* represents a 20% increase compared to mean AUCs obtained from the best classifiers for these cultivars in the ‘univariate’ analysis. Even with improved *sensitivity* and *specificity*, these values indicate remaining FD and AS misclassification. Finally, the best classifier was provided by the GLM for three vineyards (*Duras*, *Sauvignon* and *Colombard*). For *Gamay*, GRVI and RGI perform slightly better than the GLM but differences were not significant.

3.3. Application to Whole Vineyards and External Accuracy Assessment

Table 11 presents, for the three vineyards for which validation data were available, the results of the comparison between the rates of FD pixels predicted by the selected classifiers against the FD disease severity FD_{ds} observed in the field. In general, for the two red and one white cultivars, the RMSE indicated a difference of one FD_{ds} class. For the red cultivars, the GLM classifier performed equally well to the best classifiers found in the ‘univariate’ analysis (with a RMSE between 1.16 and 1.27). For the *Colombard* cultivar, the GLM classifier was significantly better (GLM RMSE of 1.28 vs. other classifiers RMSE between 1.76 and 2.28).

The external accuracy assessment step was completed by visually analyzing the FD maps realized with the best classifiers. Figure 6 presents for each vineyard (in column) a general overview of the classification result for all pixels labeled as ‘grapevine vegetation’ (first row) and three subsets illustrating the main situations causing misclassification of true FD and AS pixels (second row). From these maps, two major observations were made. First, true FD areas were effectively predicted as FD for the three vineyards. Second, overestimation of FD pixels existed in all cases but was more obvious for white than red cultivars. In this study, the problem of false FD pixels can be explained by: (1) confusion with other diseases symptoms as illustrated in Figure 6 (second row—left); (2) confusion with AS mixed pixels containing either grapevine vegetation and shadow (Figure 6, second row—center) or vegetation and bare soil (Figure 6, second row—right).

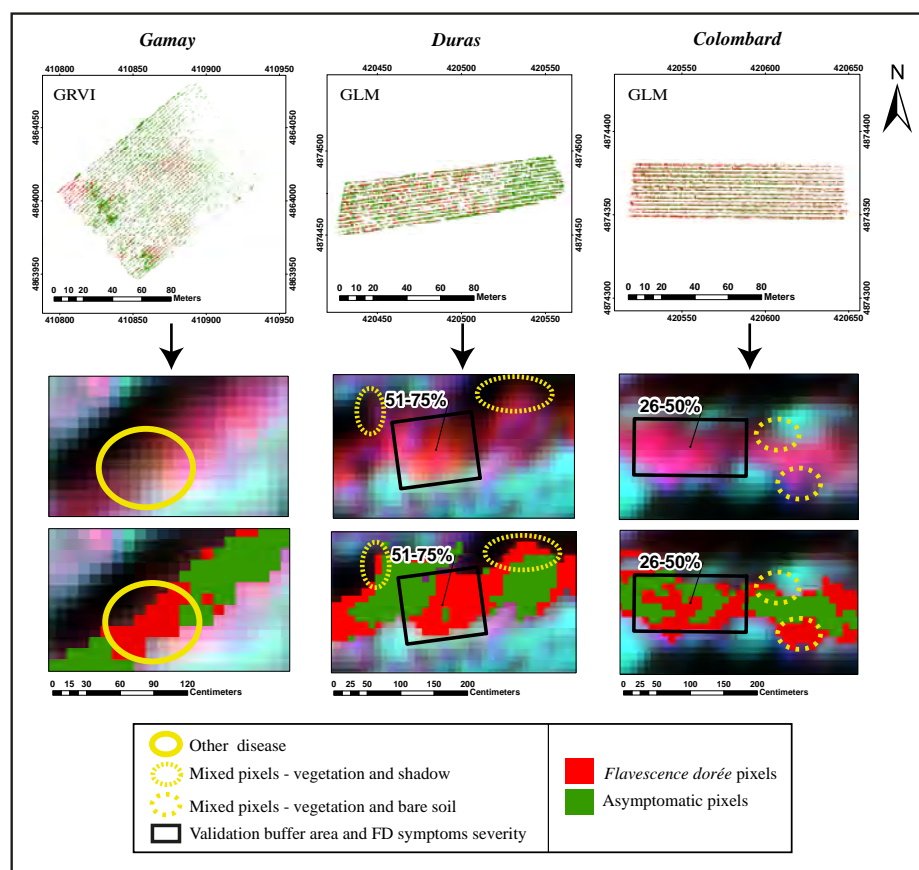


Figure 6. General overview of the classification result for all pixels labeled as ‘grapevine vegetation’ over *Gamay*, *Duras* and *Colombard* vineyards (first row). Three subsets (second row) illustrate the main situations (other disease and mixed pixels) causing misclassifications of true FD and AS pixels. GLM: generalized linear models.

Table 11. Validation results per vineyard (external accuracy assessment). RMSE: root-mean-square error. n: number of validation sample.

Ranked Position	Gamay		Duras		Colombard	
	Classifier	RMSE (n = 365)	Classifier	RMSE (n = 206)	Classifier	RMSE (n = 19)
1	GRVI	1.24	GLM	1.16	GLM	1.28
2	RGI	1.24	GRVI	1.21	CI	1.76
3	GLM	1.27	RGI	1.21	Green	1.99
4	Green	1.38	Green	1.25	Chl	2.28
5	Ant	1.50	Ant	1.26		

4. Discussion

4.1. Univariate and Multivariate Analyses

From the 'univariate' analysis, we observed first that, regardless of the category, classifying FD and AS pixels with one variable yielded better results for red cultivar vineyards. Moreover, for all the best classifiers, *sensitivity* and *specificity* estimates obtained with the optimal threshold show that confusion between FD and AS pixels was less important for red than white cultivars though present in both cases. This is not surprising as leaves reddening on red cultivars was actually much more visible in field than leaves yellowing on white cultivars (Figure 3). Consequently, FD symptoms on white cultivars were characterized by a spectral response closer to AS pixels compared to red cultivars as shown in Figure 5. We also showed that, of the three variable categories, VI had generally the best power of discrimination between FD and AS pixels for red and white cultivars even if, in some cases, SB or BP might also be of value. For red cultivars, the best classifiers obtained were based on either the green and red spectral bands or the Ant biophysical parameter. Given the fact that FD disease is manifested by leaves with abnormal red coloring from an increase of anthocyanin concentration, these results corroborate findings from previous studies [42,43,56] that demonstrated high correlations between the green and red spectral bands and leaf chlorophyll and anthocyanin composition. For the white *Colombard* cultivar, results highlight the potential of CI or Chl, both developed to estimate leaves chlorophyll content and relate it to a vegetation problem [38,43].

Results from the 'multivariate' analysis showed that combining variables in a GLM does not necessarily provide a better classifier than using individual variables to discriminate FD pixels on red cultivars whereas, for white cultivars, the best results were obtained only with a GLM. Depending on the classification approach chosen, the potential for SB/VI/BP to discriminate FD and AS pixels varies. Some variables appear more efficient when used in a GLM (e.g., Car, Blue for red cultivars) whereas others perform better alone (e.g., Ant for red cultivars).

Complementary work is definitely needed to improve the robustness of the conclusions drawn here over the four vineyards studied. This is particularly important for white cultivars since the number of pure pixels was quite low (case of *Sauvignon* which was less infected than the other vineyards, see Table 5) and increasing the number of samples in future analyses is then necessary. For red cultivars, the very interesting results obtained also need to be confirmed over same and other cultivars.

4.2. Application to Whole Vineyards and External Accuracy Assessment

Figure 6 presents for each vineyard (in column) a general overview of the classification result for all pixels labeled as 'grapevine vegetation' (first row) and three subsets (second row) illustrating the main situations causing misclassification of true FD and AS pixels (second row). Even with the best classifiers, problems of true FD and AS pixel misclassifications remain as indicated by the FD_{ds} class difference between field and selected classifiers. The visual analysis of the FD maps realized with the best classifiers (selected from univariate or multivariate approaches) highlighted that main cause of misclassifications concern false FD pixels. Using higher spatial resolution (inferior to 8 cm)

could improve the results when false FD pixels are confused with AS mixed pixels containing either grapevine vegetation and shadow.

When false FD pixels are confused with pixels presenting other similar colorations (either due stress or other diseases), adding one or several corresponding class(es) could be a way to improve the results. Additional field data, including observations for other diseases and stresses, are then clearly needed to verify if such classifiers could be useful to also discriminate FD from other diseases or nutritional disorders leading to similar leaves symptoms. It is only in this way that we can determine whether the use of UAV multispectral imagery is capable of specifically detecting the FD disease or whether its potential is limited to act as an alarm for anomalous coloring that would need to be checked in field to determine its origin.

4.3. Reproducibility of the Method

The method used to classify FD pixels was based on ROC curves. One of the main limitations of this method was the spatiotemporal consistency of the threshold. Values applied in here depended on the dataset and they are then probably specific to both year and vineyard. Such an approach means that a systematic calibration step is necessary, which limits the potentiality of this methodology. A calibration step is indeed not often possible in an operational context as data collection for this task is time- and labor-intensive. Complementary work (same cultivars and new cultivars in the same and another vine region) is necessary to really test the specificity of the thresholds to both year and vineyard.

5. Conclusions and Perspectives

Flavescence doree, with its rapid spread and the severe damage potential in major vine- and wine-producing European countries, is a major worldwide concern for grape producers. Finding a reliable operational method to identify FD-infected areas via remote sensing would improve the efficiency of removing infected plants and greatly limit the subsequent spread of the disease.

In this context, this study presents the potential of 20 variables (5 spectral bands, 11 vegetation indices and 4 biophysical parameters) computed from UAV multispectral imagery to remotely discriminate FD symptomatic from asymptomatic areas in four vineyards (red and white cultivars) in Southwest France. Receiver operator characteristic (ROC) analysis was used to determine the capacity of each variable to discriminate FD from AS pixels using both univariate and multivariate classification approaches. Contrasting results were obtained depending on red or white cultivars. On one hand, for the two white cultivars studied (*Colombard* and *Cabernet Sauvignon*), none of the variables tested (alone or combined into a GLM) provided satisfactory FD discrimination with a level of misclassification ranging between 10% and 20%. On the other hand, for the red cultivars (*Gamay* and *Duras*), two vegetation indices based on the green and red spectral bands—RGI and GRVI—and one biophysical parameter—Ant—linked to leaves anthocyanin concentration, showed a very high power of separability of FD and AS pixels. Level of misclassification was at worst 12%. Nevertheless, optimal thresholds vary for the two red cultivars studied in this work and this may limit the reproducibility of the proposed method. Whatever the cultivars (red or white), external accuracy assessment showed a systematic FD overestimation at parcel scale. Two main reasons were identified: FD pixels were confused either with pixels containing AS grapevine vegetation and shadow or pixels affected by other diseases presenting similar changes in leaf coloration.

Results are of great interest as no similar work on FD disease has yet been performed. However, in order to provide a reliable tool for FD management in the vine and wine production system, complementary investigation is needed to improve the robustness of the conclusions drawn here over the vineyards studied. This requires an increasing number of samples in future analyses, particularly for white cultivars for which the vineyards studied were little affected by the disease. For red cultivars, the very interesting results obtained also need to be confirmed with the same and other cultivars, over the same and different regions. Moreover, a challenge clearly remains to find a specific method to

discriminate *Flavescence dorée* from other vineyard diseases presenting similar changes in leaf coloration and this implies an exhaustive view of plot conditions. With these perspectives in mind, an intensive field campaign was completed in late summer 2016 over the Gaillac and the Minervois vineyard areas in Southwest France. Future work will mainly attempt to: (1) Confirm the high power of separability of FD and AS pixels obtained with the RGI and GRVI vegetation indices and the Ant biophysical parameter over other cultivars and another vine-growing region; (2) Test the specificity of the selected variables by adding a new class corresponding to grapevine trunk diseases; and (3) Use hyperspectral measurements carried out at the leaf scale in order to improve knowledge about the spectral response of symptomatic leaves (FD and grapevine trunk diseases), and to identify the most useful narrow bands for FD detection. Depending on these results, it might be possible to propose a specific spectral index based on actual UAV spectral bands, or to suggest specifications in terms of the number and width of bands to adapt existing sensors, or build future sensors for enhanced FD detection.

Acknowledgments: This study was performed at the PURPAN Engineer school (INP Toulouse, France) in close collaboration with the TerraNIS company. It was partly funded within the regional OENOMIP project which is co-funded by the European Union. We thank the Delair-tech company, the Maison des Vins de Gaillac, the Chamber of Agriculture of Tarn (82) for their help and support with data collection. We are also thankful to Eve Laroche Pinel for her help in the field campaign and Shawn Hutchinson for the corrections on the manuscript.

Author Contributions: Johanna Albetis, Sylvie Duthoit, Fabio Guttler and Anne Jacquin are principal authors of this manuscript. Johanna Albetis, Sylvie Duthoit and Gerard Dedieu conceived and designed the experiments. Johanna Albetis, Sylvie Duthoit, Fabio Guttler and Anne Jacquin performed the experiments and wrote the manuscript. Johanna Albetis, Michel Goulard, Sylvie Duthoit, Anne Jacquin and Fabio Guttler analyzed the data and the results. Herve Poilvé and Jean-Baptiste Féret provided expert knowledge about image processing and biophysical parameters. All authors participated in the discussions, provided comments and suggestions during the writing of the paper.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Chuche, J.; Thiéry, D. Biology and ecology of the *Flavescence dorée* vector *Scaphoideus titanus*: A review. *Agron. Sustain. Dev.* **2014**, *34*, 381.
2. Schvester, D.; Carle, P.; Moutous, G. Sur la transmission de la *Flavescence dorée* des vignes par une cicadelle. *Comptes Rendus des Séances de l'Académie d'Agriculture de France* **1961**, *47*, 1021–1024.
3. Mori, N.; Bressan, A.; Martin, M.; Guadagnini, M.; Girolami, V.; Bertaccini, A. Experimental transmission by *Scaphoideus titanus* Ball of two *Flavescence dorée*—Type phytoplasmas. *VITIS J. Grapevine Res.* **2002**, *41*, 99.
4. Bonfils, J.; Schvester, D. The leafhoppers (Homoptera: Auchenorrhyncha) and their relationship with vineyards in south-western France. *Ann. Epiphyt.* **1960**, *11*, 325–336.
5. Caudwell, A. Identification D'une Nouvelle Maladie à Virus de la Vigne, "la *Flavescence dorée*", étude des Phénomènes de Localisation des Symptômes et de Rétablissement. Ph.D. Thesis, Institut National de la Recherche Agronomique, Paris, France, 1964.
6. Pavan, F.; Mori, N.; Bigot, G.; Zandigiaco, P. Border effect in spatial distribution of *Flavescence dorée* affected grapevines and outside source of *Scaphoideus titanus* vectors. *Bull. Insectol.* **2012**, *65*, 281–290.
7. Jaunisses à phytoplasmes de la vigne. 2006. Available online: http://www.vignevin.com/fileadmin/users/ifv/publications/A_telecharger/JaunissesPhytoplasmesVigne.pdf (accessed on 30 December 2016).
8. GDON. *Guide flavescence—Aide au diagnostic de la Flavescence dorée GDON du sauternais et des Graves*; Technical Report; GDON du Sauternais et des Graves: Bordeaux, France, 2014.
9. Kazmi, S.J.H.; Usery, E.L. Application of remote sensing and GIS for the monitoring of diseases: A unique research agenda for geographers. *Remote Sens. Rev.* **2001**, *20*, 45–70.
10. Franke, J.; Menz, G. Multi-temporal wheat disease detection by multi-spectral remote sensing. *Precis. Agric.* **2007**, *8*, 161–172.
11. Sankaran, S.; Mishra, A.; Ehsani, R.; Davis, C. A review of advanced techniques for detecting plant diseases. *Comput. Electron. Agric.* **2010**, *72*, 1–13.
12. Gennaro, S.F.D.; Battiston, E.; Marco, S.D.; Facini, O.; Matese, A.; Nocentini, M.; Palliotti, A.; Mugnai, L. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe disease within a vineyard affected by esca complex. *Phytopathol. Mediterr.* **2016**, *55*, 262–275.

13. Carter, G.A.; Knapp, A.K. Leaf optical properties in higher plants: Linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration. *Am. J. Bot.* **2001**, *88*, 677–684.
14. Naidu, R.A.; Perry, E.M.; Pierce, F.J.; Mekuria, T. The potential of spectral reflectance technique for the detection of Grapevine leafroll-associated virus-3 in two red-berried wine grape cultivars. *Comput. Electron. Agric.* **2009**, *66*, 38–45.
15. Mahlein, A.K.; Oerke, E.C.; Steiner, U.; Dehne, H.W. Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection. *Eur. J. Plant. Pathol.* **2012**, *133*, 197–209.
16. Yang, C.M.; Cheng, C.H.; Chen, R.K. Changes in spectral characteristics of rice canopy infested with brown planthopper and leafhopper. *Crop Sci.* **2007**, *47*, 329–335.
17. Johnson, L.F.; Roczen, D.; Youkhana, S. Vineyard canopy density mapping with IKONOS satellite imagery. In Proceedings of the Third International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry, Denver, CO, USA, 5–7 November 2001.
18. Mirik, M.; Jones, D.; Price, J.A. Satellite Remote sensing of wheat infected by wheat streak mosaic virus. *Plant Dis.* **2011**, *95*, 4–12.
19. Huang, W.; Lamb, D.W.; Niu, Z.; Zhang, Y.; Liu, L.; Wang, J. Identification of yellow rust in wheat using in-situ spectral reflectance measurements and airborne hyperspectral imaging. *Precis. Agric.* **2007**, *8*, 187–197.
20. Reynolds, G.J.; Windels, C.E.; MacRae, I.V.; Laguette, S. Remote sensing for assessing Rhizoctonia crown and root rot severity in sugar beet. *Plant Dis.* **2012**, *96*, 497–505.
21. Stilwell, A.R.; Hein, G.L.; Zygielbaum, A.I.; Rundquist, D.C. Proximal sensing to detect symptoms associated with wheat curl mite-vectored viruses. *Int. J. Remote Sens.* **2013**, *34*, 4951–4966.
22. Zhang, M.; Qin, Z.; Liu, X.; Ustin, S.L. Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2003**, *4*, 295–310.
23. MacDonald, S.L.; Staid, M.; Staid, M.; Cooper, M.L. Remote hyperspectral imaging of grapevine leafroll-associated virus 3 in cabernet sauvignon vineyards. *Comput. Electron. Agric.* **2016**, *130*, 109–117.
24. Mazzetto, F.; Calcante, A.; Mena, A.; Vercesi, A. Integration of optical and analogue sensors for monitoring canopy health and vigour in precision viticulture. *Precis. Agric.* **2010**, *11*, 636–649.
25. Colomina, I.; Molina, P. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2014**, *92*, 79–97.
26. Matese, A.; Toscano, P.; Di Gennaro, S.F.; Genesio, L.; Vaccari, F.P.; Primicerio, J.; Belli, C.; Zaldei, A.; Bianconi, R.; Gioli, B. Intercomparison of UAV, aircraft and satellite remote sensing platforms for precision viticulture. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 2971–2990.
27. Bock, C.H.; Nutter, F.W., Jr. Detection and measurement of plant disease symptoms using visible-wavelength photography and image analysis. *CAB Rev.* **2011**, *6*, 1–15.
28. Steele, M.R.; Gitelson, A.A.; Rundquist, D.C.; Merzlyak, M.N. Nondestructive estimation of anthocyanin content in grapevine leaves. *Am. J. Enol. Viticult.* **2009**, *60*, 87–92.
29. Steele, M.R.; Gitelson, A.A.; Rundquist, D.C. A comparison of two techniques for nondestructive measurement of chlorophyll content in grapevine leaves. *Agron. J.* **2008**, *100*, 779–782.
30. Blondlot, A.; Gate, P.; Poilvé, H. Providing operational nitrogen recommendations to farmers using satellite imagery. In Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture, Uppsala, Sweden, 9–12 June 2005; pp. 345–352.
31. Lacaze, R.; Baret, F.; Camacho, F.; d’Andrimont, R.; Freitas, S.C.; Pacholczyk, P.; Poilvé, H.; Smets, B.; Tansey, K.; Wagner, W. Geoland2—Towards an operational GMES land monitoring core service: The biogeophysical parameter core mapping service. In Proceedings of the 34th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Sydney, Australia, 10–14 April 2011.
32. Chen, F.; Weber, K.T.; Anderson, J.; Gokhale, B. Comparison of MODIS fPAR products with Landsat-5 TM-derived fPAR over semiarid rangelands of Idaho. *GISci. Remote Sens.* **2010**, *47*, 360–378.
33. Meroni, M.; Rembold, F.; Verstraete, M.M.; Gommès, R.; Schucknecht, A.; Beye, G. Investigating the relationship between the inter-annual variability of satellite-derived vegetation phenology and a proxy of biomass production in the Sahel. *Remote Sens.* **2014**, *6*, 5868–5884.
34. Roumiguié, A.; Jacquin, A.; Sigel, G.; Poilvé, H.; Hagolle, O.; Daydé, J. Validation of a forage production index (FPI) derived from MODIS fCover time-series using high-resolution satellite imagery: Methodology, results and opportunities. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 11525–11550.

35. Poilvé, H. *geoland2 BioPar Methods Compendium MERIS FR Biophysical Products*; Technical Report BP-RP-BP038; VITO: Toulouse, France, 2010.
36. Jacquemoud, S.; Verhoef, W.; Baret, F.; Bacour, C.; Zarco-Tejada, P.J.; Asner, G.P.; François, C.; Ustin, S.L. PROSPECT+ SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sens. Environ.* **2009**, *113*, S56–S66.
37. Jacquemoud, S.; Baret, F. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens. Environ.* **1990**, *34*, 75–91.
38. Féret, J.B.; François, C.; Asner, G.P.; Gitelson, A.A.; Martin, R.E.; Bidet, L.P.; Ustin, S.L.; le Maire, G.; Jacquemoud, S. PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 3030–3043.
39. Féret, J.B.; Noble, S.; Gitelson, A.; Jacquemoud, S. PROSPECT-Dynamic: Modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sens. Environ.* **2017**, *193*, 204–215.
40. Verhoef, W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *Remote Sens. Environ.* **1984**, *16*, 125–141.
41. Rouse, J., Jr.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In Proceedings of the NASA Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symposium, Washington, DC, USA, 10–14 December 1973.
42. Gitelson, A.A.; Merzlyak, M.N.; Chivkunova, O.B. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. *Photochem. Photobiol.* **2001**, *74*, 38–45.
43. Gitelson, A.A.; Keydan, G.P.; Merzlyak, M.N. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves. *Geophys. Res. Lett.* **2006**, *33*, L11402.
44. Gamon, J.A.; Surfus, J.S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer. *New Phytol.* **1999**, *143*, 105–117.
45. Van den Berg, A.K.; Perkins, T.D. Nondestructive estimation of anthocyanin content in autumn sugar maple leaves. *HortScience* **2005**, *40*, 685–686.
46. Gitelson, A.A.; Kaufman, Y.J.; Stark, R.; Rundquist, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* **2002**, *80*, 76–87.
47. Motohka, T.; Nasahara, K.N.; Oguma, H.; Tsuchida, S. Applicability of green-red vegetation index for remote sensing of vegetation phenology. *Remote Sens.* **2010**, *2*, 2369–2387.
48. Huete, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* **1988**, *25*, 295–309.
49. Gitelson, A.A.; Kaufman, Y.J.; Merzlyak, M.N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.* **1996**, *58*, 289–298.
50. Richardson, A.J.; Wiegand, C.L. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **1977**, *43*, 1541–1552.
51. Tucker, C.J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* **1979**, *8*, 127–150.
52. Huang, C.; Davis, L.S.; Townshend, J.R.G. An assessment of support vector machines for land cover classification. *Int. J. Remote Sens.* **2002**, *23*, 725–749.
53. Saatchi, S.; Buermann, W.; Ter Steege, H.; Mori, S.; Smith, T.B. Modeling distribution of Amazonian tree species and diversity using remote sensing measurements. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 2000–2017.
54. Akaike, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Trans. Autom. Control* **1974**, *19*, 716–723.
55. Collett, D. *Modelling Binary Data*; Chapman and Hall: London, UK, 1991.
56. Blackburn, G.A.; Steele, C.M. Towards the remote sensing of matorral vegetation physiology: Relationships between spectral reflectance, pigment, and biophysical characteristics of semiarid bushland canopies. *Remote Sens. Environ.* **1999**, *70*, 278–292.



3 Résultats complémentaires

Cette partie présente les résultats obtenus à partir des données acquises en 2016 pour le premier niveau d'analyse qui concerne la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques. Les données d'entrée (nombre de zones, nombre de pixels par zone) utilisées pour chaque étape sont présentées en annexe (Annexe 2B).

3.1 Sélection des variables les plus discriminantes pour les trois échelles d'analyse

Le Tableau 15 et le Tableau 16 montrent les deux meilleurs indices de végétation ou bande spectrale et les deux meilleurs paramètres biophysiques, ainsi que les paramètres moyens de performance (AUC, sensibilité et spécificité) pour les cépages noirs et blancs respectivement. La Figure 31 présente la distribution des pixels symptomatiques (en gris) et asymptomatiques (en blanc) ainsi que le seuil optimal (ligne rouge) de l'indice de végétation sélectionné pour les trois échelles d'analyse. La distribution des pixels et le seuil optimal des 4 paramètres biophysiques sont présentés dans la Figure 32.

Dans le paragraphe suivant nous présentons la sélection des variables en fonction de la couleur de cépages (noir et blanc). Les résultats obtenus à l'échelle par parcelle seront comparés à ceux obtenus avec les données acquises en 2015.

3.1.1 Pour les cépages noirs

De manière générale nous observons une bonne performance de discrimination (AUC, sensibilité et spécificité) avec les indices de végétation sélectionnés ;

- À l'échelle par parcelle, le ou les indices de végétation les plus performants peuvent varier, même entre parcelles du même cépage, mais nous retrouvons le **CI/NDRE** (tout le temps exæquo, calcul basé sur les bandes Red-Edge et Proche infrarouge) et/ou le **REGI** (calcul basé sur les bandes Red-Edge et Vert) aux deux premières places pour toutes les parcelles. Les indices sélectionnés ne correspondent pas forcément à ceux sélectionnés avec les données 2015 (sauf pour la parcelle de « Duras_N »). Pour cette année, les meilleurs résultats ont été obtenus avec les indices RGI et GRVI (calculés avec les bandes Vert et Rouge) pour les 4 parcelles étudiées et l'indice CI n'était pas ressorti comme intéressant avec une AUC de 0.71. Les indices NDRE et REGI n'avaient pas été testés.
- À l'échelle par cépage, les indices de végétation **CI et NDRE** sont les plus performants pour les deux cépages étudiés (Fer Servadou et Gamay). Les performances de classification sont globalement légèrement inférieures à celles obtenues à l'échelle de la parcelle avec toutefois des AUC restant supérieures à 0.9.
- À l'échelle par couleur, les meilleurs indices de végétation sont le **RGI et GRVI**, suivis de près par le CI et le NDRE. Cependant, à cette échelle, les performances des indices sont peu satisfaisantes avec des combinaisons AUC/Sensibilité/spécificité de 0.75/0.69/0.71 et 0.74/0.75/0.62 respectivement.

Dans le cas des paramètres biophysiques ;

- À l'échelle par parcelle, le paramètre biophysique **Car**, renseignant sur le contenu en caroténoïdes des feuilles, est le plus performant pour 5 parcelles sur 7. Ces résultats diffèrent de ceux obtenus avec les données acquises en 2015 où le meilleur paramètre biophysique pour la parcelle de Gamay et Duras était le paramètre Anth relié au contenu en anthocyanes des feuilles. De manière générale, les performances restent bonnes à

Chapitre IV

l'échelle de la parcelle. Toutefois, pour 2 parcelles, aucun paramètre ne permet d'obtenir une AUC supérieure à 0.7 (Fer_Servadou_N_B et Grenache_N).

- À l'échelle par cépage et par couleur ; le paramètre biophysique **Car** ressort aussi comme le plus performant avec une combinaison AUC/Sensibilité/spécificité de 0.83/0.74/0.8. Ce paramètre biophysique présente de meilleurs résultats par rapport aux indices de végétation RGI et GRVI.

Quelle que soit la variable (indice de végétation ou paramètre biophysique), les performances de discrimination diminuent à l'échelle par couleur.

Tableau 15 : Premiers et deuxièmes meilleurs bande spectrale (BS) ou indice de végétation (IV) et paramètre biophysique (PB) pour discriminer les zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques (AS) des cépages noirs à partir des données 2016. Pour chaque variable nous montrons les paramètres de performance moyens (AUC, sensibilité et spécificité).

Cas d'application		Cas 1 - FD et AS			
Échelle d'analyse	Position	Meilleur(e) BS ou IV		Meilleur PB	
		Variable	(AUC, sens/Spé.)	Variable	(AUC, sens/Spé.)
Parcelle					
Fer_Servadou_N (A)	1	REGI	(0.92, 0.82/0.89)	Car	(0.87, 0.80/0.84)
	2	CI, NDRE	(0.88, 0.93/0.72)	Ant	(0.79, 0.71/0.98)
Fer_Servadou_N (B)	1	CI, NDRE	(1.0, 0.97/0.97)	AUC < 0.7	
	2	REGI	(0.97, 0.89/0.92)		
Gamay_N (A)	1	CI, NDRE	(0.9, 0.86/0.76)	Car	(0.9, 0.85/0.84)
	2	RGI, GRVI	(0.83, 0.77/0.74)	fCover	(0.82, 0.88/0.69)
Gamay_N (B)	1	REGI	(0.91, 0.87/0.72)	Car	(0.92, 0.81/0.91)
	2	ARI	(0.87, 0.83/0.79)	AUC < 0.7	
Duras_N	1	RGI, GRVI	(0.95, 0.94/0.78)	Car	(0.88, 0.74/0.84)
	2	REGI	(0.91, 0.75/0.93)	fCover	(0.87, 0.81/0.73)
Mourvèdre_N	1	REGI	(0.88, 0.68/0.92)	Car	(0.88, 0.88/0.7)
	2	ARI	(0.82, 0.65/0.94)	AUC < 0.7	
Grenache_N	1	Green	(0.86, 0.77/0.83)	AUC < 0.7	
	2	ARI	(0.85, 0.76/0.74)		
Cépage					
Fer_Servadou	1	CI, NDRE	(0.92, 0.81/0.83)	Car	(0.83, 0.67/0.88)
	2	REGI	(0.89, 0.75/0.91)	fCover	(0.82, 0.69/0.8)
Gamay	1	CI, NDRE	(0.92, 0.81/0.85)	Car	(0.89, 0.78/0.88)
	2	RGI, GRVI	(0.82, 0.70/0.79)	fCover	(0.83, 0.78/0.76)
Couleur					
Noir	1	RGI, GRVI	(0.75, 0.69/0.71)	Car	(0.83, 0.74/0.8)
	2	CI, NDRE	(0.74, 0.75/0.62)	fCover	(0.72, 0.71/0.66)

3.1.2 Pour les cépages blancs

À la différence des résultats obtenus pour les cépages noirs, dans le cas des cépages blancs on observe des performances de discrimination variables.

Dans le cas des indices de végétation :

- À l'échelle par parcelle, les indices sélectionnés pour les 2 parcelles de Muscadelle sont le **MARI** et les **GNDVI/MACI/ACI** (exæquo) qui utilisent les bandes du Proche Infrarouge et Vert, avec une performance moyenne. Pour la parcelle de Chardonnay, on retrouve les indices **CI/NDRE** (exæquo) avec de bonnes performances

(combinaison AUC/Sensibilité/spécificité de 0.97/0.89/0.91). L'indice CI correspond aussi au meilleur indice de la parcelle de Colombard étudié en 2015.

- À l'échelle par cépage, lorsqu'on regroupe les deux parcelles de Muscadelle, les meilleurs indices sont le **GNDVI, MACI et ACI** que l'on retrouvait à l'échelle d'analyse de la parcelle.
- À l'échelle par couleur, les meilleurs indices sont le **CI/NDRE**. La performance de discrimination à cette échelle n'est pas satisfaisante mais est toutefois meilleure qu'avec les cépages noirs.

Dans le cas des paramètres biophysiques ;

- À l'échelle de la parcelle, le **fCover** est le paramètre biophysique le plus discriminant pour la parcelle Muscadelle_B (B) alors que le **Chl**, relié au contenu en chlorophylles des feuilles est le plus discriminant pour la parcelle de chardonnay. Ici encore, le paramètre biophysique Chl est le plus performant pour la parcelle de colombard sélectionnée en 2015.
- À l'échelle par cépage (cépage Muscadelle uniquement avec 2 parcelles), aucun paramètre biophysique ne présente des paramètres de performance satisfaisants (AUC inférieure à 0.7).
- À l'échelle par couleur, le paramètre biophysique **Chl**, retrouvé dans l'analyse par parcelle avec la parcelle de chardonnay, est le plus performant.

Tableau 16 : Premiers et deuxièmes meilleurs bande spectrale (BS) ou indice de végétation (IV) et paramètre biophysique (PB) pour discriminer les zones symptomatiques de FD des zones asymptotiques (AS) des cépages blancs à partir des données 2016. Pour chaque variable nous montrons les paramètres de performance moyens (AUC, sensibilité et spécificité) issus de la courbe ROC.

Cas d'application		Cas 1 - FD et AS			
Échelle d'analyse	Position	Meilleur(e) BS ou IV		Meilleur PB	
		Variable	(AUC, sens/Spé.)	Variable	(AUC, sens/Spé.)
Parcelle					
Muscadelle_B (A)	1	MARI	(0.81, 0.76/0.69)		AUC < 0,7
	2	GNDVI, MACI, ACI	(0.81, 0.74/0.73)		
Muscadelle_B (B)	1	GNDVI, MACI, ACI	(0.89, 0.85/0.81)	fCover	(0.82, 0.77/0.72)
	2	CI, NDRE	(0.88, 0.85/0.78)		AUC < 0.7
Chardonnay_B	1	CI, NDRE	(0.97, 0.89/0.91)	Chl	(0.94, 0.87/0.89)
	2	ARI	(0.94, 0.88/0.86)		AUC < 0.7
Cépage					
Muscadelle	1	GNDVI, MACI, ACI	(0.85, 0.77/0.81)		AUC < 0.7
	2	MARI	(0.85, 0.75/0.80)		
Couleur					
Blanc	1	CI, NDRE	(0.88, 0.78/0.82)	Chl	(0.82, 0.82/0.70)
	2	ARI	(0.81, 0.72/0.75)		AUC < 0.7

La Figure 31 montre la distribution des pixels symptomatiques de FD et asymptotiques pour les indices de végétation les plus discriminants ainsi que le seuil optimal (ligne rouge) calculés avec l'ensemble des données dédiées à l'étape de cartographie du feuillage symptomatique. Les images illustrent les différences de discrimination en fonction des indices:

Chapitre IV

- À l'échelle par parcelle pour laquelle les performances de discrimination sont les meilleures, nous observons un faible recouvrement entre les pixels symptomatiques de FD et asymptomatiques pour les indices de végétation les plus performants. C'est le cas de la parcelle Fer_Servadou_N (B) pour un cépage noir et Muscadelle_B (A) pour un cépage blanc
- Au contraire, à l'échelle par couleur, le recouvrement est visible et entraîne fatalement une chute dans les performances de discrimination, comme on peut le visualiser pour les parcelles de cépage noir avec l'indice RGI ou pour les parcelles de cépage blanc avec l'indice CI.

Concernant les seuils optimaux pour les indices de végétation les plus performants, nous observons que pour une même variable, le seuil optimal peut varier en fonction de la parcelle et pour les trois échelles d'analyse (Figure 31). C'est le cas du seuil optimal de l'indice de végétation CI calibré pour la parcelle Fer_Servadou_N (B) (1.34) et la parcelle Gamay_N (A) (1.20). À l'échelle par cépage, les seuils optimaux des indices CI et NDRE utilisés pour les deux cépages diminuent légèrement par rapport au seuil optimal à l'échelle par parcelle. Par exemple, le seuil optimal de l'indice CI pour la parcelle Fer_Servadou_R (B) est de 1.34 et pour le cépage Fer Servadou de 1.15. À l'échelle par couleur le seuil optimal de l'indice RGI pour le cépage noir est de 0.81 et de l'indice CI pour le cépage blanc de 0.93.

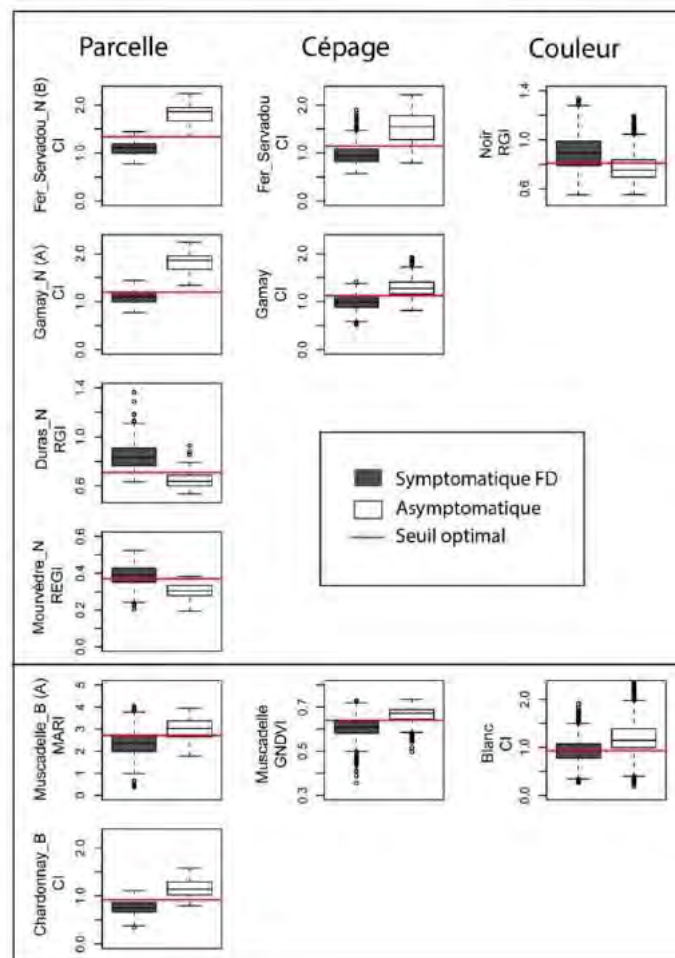


Figure 31 : Boîte à moustache des indices les plus performants pour discriminer les zones symptomatiques des zones asymptomatiques. Affichage du seuil optimal (ligne rouge) obtenu avec la courbe ROC.

3.2 Validation des variables sélectionnées sur les zones présentant différents niveaux d'infection

L'étape de validation a été appliquée uniquement sur le meilleur indice de végétation et le meilleur paramètre biophysique sélectionnés pour chaque échelle d'analyse (partie 3.1). Cela nous permettra de comparer le potentiel de discrimination des zones symptomatiques présentant différents niveaux d'infection (0%, 1-25%, 26-50%, 51-75% et 75-100%) en fonction du type de variable (indice de végétation ou paramètre biophysique).

Le Tableau 17 montre l'erreur quadratique moyenne (RMSE) calculée pour les trois échelles d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). De manière générale pour les cépages noir et blanc, le RMSE indique une différence d'une classe entre le niveau d'infection des zones prédit avec les variables sélectionnées et le niveau d'infection observé dans le terrain. C'est-à-dire que le niveau d'infection prédit est souvent confondu avec le niveau d'infection observé supérieur ou inférieur. Cela est plus problématique pour les zones asymptomatiques (niveau d'infection 0%) car elles seront souvent confondues avec les zones présentant un niveau d'infection de 1-25%.

Les résultats obtenus permettent de constater le choix du type de variable (indice de végétation ou paramètre biophysique) en fonction de l'échelle d'analyse et la couleur du cépage :

- À l'échelle par parcelle, les paramètres biophysiques présentent une plus faible RMSE par rapport aux indices de végétation (5 fois sur 7). Pour les résultats obtenus avec les données 2015, les indices de végétation sont plus performants que les paramètres biophysiques pour les 4 parcelles étudiées. Lorsqu'on compare le RMSE des parcelles de cépage duras et gamay avec les parcelles du même cépage sélectionnées en 2015, nous constatons une légère diminution dans le RMSE en 2016.
- À l'échelle par couleur, pour le cépage noir, le paramètre biophysique Car (RMSE égal à 0.77) est plus performant que les indices de végétation RGI et GRVI (RMSE égal à 1.10). Cependant pour le cépage blanc c'est le contraire car les indices de végétation CI et NDRE (RMSE égal à 0.77) sont plus performants que le paramètre biophysique Chl (RMSE égal à 1.34).

Tableau 17 : Erreur commise (RMSE) entre le niveau d'infection des zones prédit à partir de la meilleure bande spectrale ou indice de végétation et meilleur paramètre biophysique et le niveau d'infection observé dans le terrain.

Cas d'application		Cas 1 - FD et AS		
Échelle d'analyse	Meilleur(e) BS ou IV	RMSE	Meilleur PB	RMSE
Parcelle				
Fer_Servadou_N (A)	REGI	1,10	Car	1,10
Fer_Servadou_N (B)	CI/NDRE	0,63		
Gamay_N (A)	CI/NDRE	1,10	Car	1,18
Gamay_N (B)	REGI	1,61	Car	0,89
Duras_N	RGI/GRVI	0,77	Car	1
Mourvedre_N	REGI	0,89	Car	1,61
Grenache_N	Green	1,18		
Muscadelle_N (A)	MARI	0,77		
Muscadelle_N (B)	ACI/GNDVI/MACI	0,63	fCover	0,77
Chardonnay_N	CI/NDRE	0,63	CHL	0,77
Cépage				
Fer_Servadou	CI/NDRE	1,18	Car	0,77
Gamay	CI/NDRE	0,63	Car	1,1
Muscadelle	ACI/MACI	0,77		
Couleur				
Noir	GRVI/RGI	1,10	Car	0,77
Blanc	CI/NDRE	0,77	Chl	1,34

4 Synthèse des résultats et discussions

Dans cette partie, les résultats obtenus avec les données acquises en 2015 (partie 3) et 2016 (partie 4) seront comparées et confrontés à la bibliographie et les données acquises sur la teneur en pigments à l'échelle de la feuille. Cela nous permettra de mieux comprendre le choix des variables en fonction des caractéristiques des zones observées en 2015 et 2016 et leur performance de discrimination.

4.1 Sélection des variables pour les cépages noirs

La sélection des variables les plus performantes pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques varie en fonction de l'année d'acquisition des données. La Tableau 18 présente la variable (indice de végétation ou paramètre biophysique) la plus performante pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques en fonction de l'année d'acquisition des données (2015 et 2016) et l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur) :

- En 2015, les indices de végétation GRVI et RGI ressortent très nettement comme les plus performants pour discriminer les zones symptomatiques FD des zones asymptomatiques pour les 2 parcelles de cépage noir étudiées. Les études réalisées par Gamon et al. [112] montrent que l'indice de végétation RGI est corrélé à la teneur en anthocyanes des feuilles d'érable à sucre. Pour les paramètres biophysiques, le paramètre Anth, lié à la concentration en anthocyanes des feuilles ressort comme le plus discriminant avec des performances très satisfaisantes.
- En 2016, les résultats diffèrent de ceux obtenus en 2015. À l'échelle de la parcelle et du cépage les indices les plus souvent choisis sont le CI/NDRE et le REGI. Les indices CI et

NDRE ont été utilisés dans la bibliographie pour estimer les contenus en chlorophylles de la végétation [99, 109]. À l'échelle par couleur, on retrouve l'indice GRVI/RGI. Pour les paramètres biophysiques, quelle que soit l'échelle d'analyse le paramètre Car, lié à la concentration en caroténoïdes des feuilles, est le plus intéressant.

Variable / échelle d'analyse	2015	2016		
	Parcelle	Parcelle	Cépage	Couleur
Indices de végétation				
RGI/GRVI	Gamay Duras	Duras		Noir
CI/NDRE		Fer_Servadou (B) Gamay (A) Fer_Servadou (A) Gamay (B) Mourvèdre	Fer Servadou Gamay	
REGI				
Paramètres biophysiques				
Ant	Gamay Duras			
Car		Fer_Servadou (A) Gamay (A) Gamay (B) Duras Mourvèdre	Fer Servadou Gamay	Noir

Tableau 18 : Bilan sur le choix des indices de végétation et paramètres biophysiques en fonction de l'année d'acquisition des données pour le cépage noir. Les cases du tableau pour lesquelles une variable permet de faire la discrimination sont colorées en orange pour faire ressortir les indices ou paramètres les plus fréquemment sélectionnés.

La Figure 32 présente la distribution des valeurs des paramètres biophysiques analysés (fCover, Anth, Car et Chl) pour les pixels symptomatiques de FD et asymptomatiques en fonction de l'année d'acquisition des données (2015 et 2016). Le fait que le PB Anth ne ressorte plus comme le plus discriminant en 2016 n'est pas étonnant quand on regarde les valeurs calculées par Overland car son augmentation pour les feuilles symptomatiques de cépage noir est beaucoup moins marquée qu'en 2015, avec aussi un fort recouvrement des valeurs (Figure 32). La différence des valeurs moyennes pour le PB Car lié au contenu en caroténoïdes des feuilles, sélectionné comme le plus discriminant en 2016, n'est pas beaucoup plus marquée qu'en 2015, mais les valeurs sont bien moins dispersées et le recouvrement est donc plus faible.

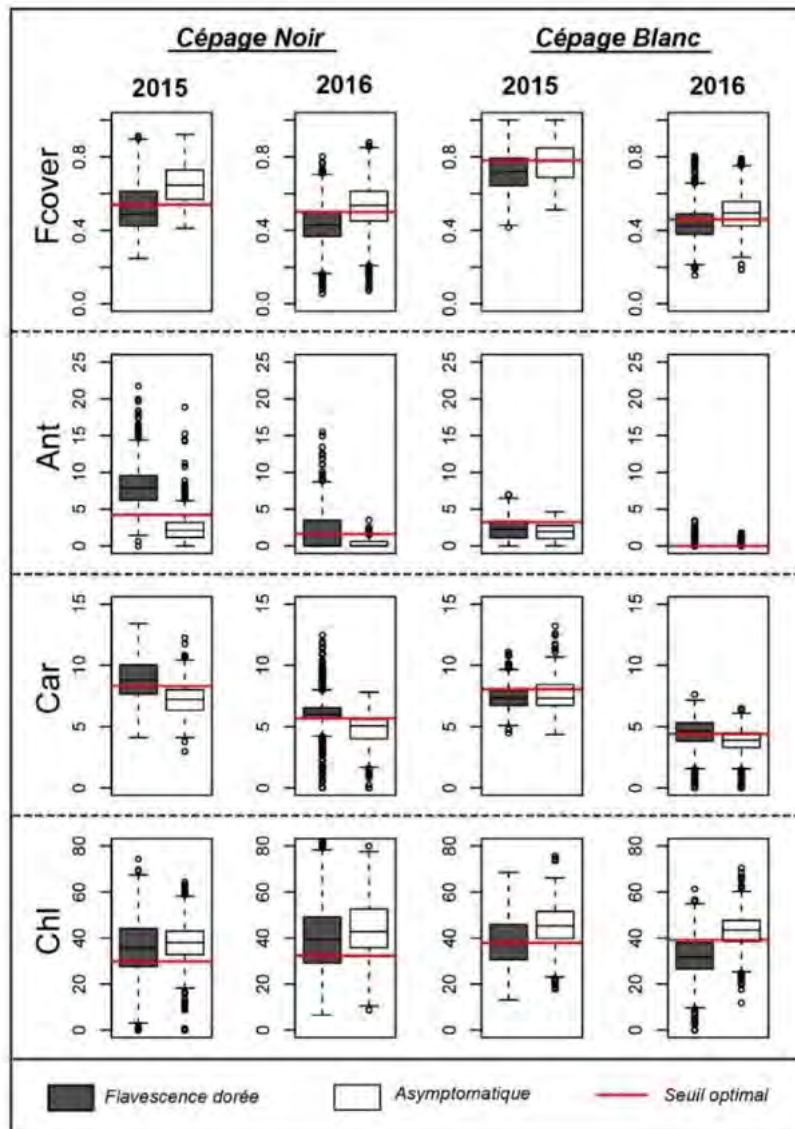


Figure 32 : Distribution des valeurs des paramètres biophysiques analysés (fCover, Anth, Car et Chl) pour les pixels utilisés pour la sélection des variables en 2015 et 2016 se situant à l'intérieur des zones symptomatiques de Flavescence dorée et les zones asymptomatiques en fonction de l'année d'acquisition des données et la couleur du cépage.

À partir de la synthèse des résultats obtenus avec les données acquises en 2015 et 2016 nous pouvons conclure que :

- Les indices de végétation et paramètres biophysiques retrouvés en 2015 sont corrélés à la teneur en anthocyanes.
- Au contraire, pour les résultats obtenus en 2016, les indices de végétation les plus souvent choisis sont corrélés à la teneur en chlorophylles et le paramètre biophysique à la teneur en caroténoïdes.

4.1.1 Lien entre les variables et la teneur en pigments des feuilles symptomatiques de FD

La sélection des variables en lien avec la teneur en anthocyanes pour l'année 2015 est en accord avec les résultats retrouvés dans la bibliographie (chapitre I partie 2.2.2). En effet l'augmentation de concentration en anthocyanes est un des principaux facteurs de coloration rouge des feuilles symptomatiques de FD pour le cépage noir : Margaria et al. [39] ont montré que les feuilles atteintes de Flavescence dorée présentent une plus forte teneur en

anthocyanes que les feuilles saines. Les résultats obtenus en 2016, bien que différents de ceux obtenus avec les données 2015, ne paraissent pas pour autant incohérents car la décoloration due aux symptômes de la FD se caractérise par une chute de la concentration en chlorophylles évoquée dans la bibliographie (chapitre I partie 2.2.2). Ces résultats sont confirmés à partir de la teneur en pigments obtenue avec les données DUALEX à l'échelle de la feuille sur les parcelles sélectionnées en 2015 et présentées dans la Figure 33 (voir acquisition des données et nombre des mesures par parcelle dans le chapitre II partie 2.3) :

- Concernant la teneur en chlorophylles, les feuilles symptomatiques de FD présentent un contenu surfacique ($\mu\text{g}/\text{cm}^2$) moyen de 14.34 pour le cépage de duras et de 16.86 pour le cépage de gamay, ce qui est bien inférieur aux valeurs moyennes mesurées pour les feuilles asymptomatiques avec des valeurs de 26.20 et 28.86 respectivement ;
- Concernant la teneur en anthocyanes ; les feuilles asymptomatiques présentent un contenu en anthocyanes non détectables alors que les valeurs moyennes de l'indice d'anthocyanes des feuilles symptomatiques de FD sont de 1.14 pour la parcelle de Duras et de 1.30 pour la parcelle de Gamay.

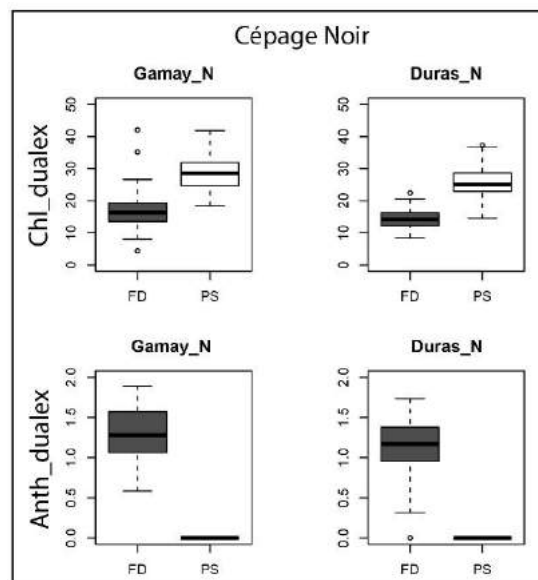


Figure 33 : Distribution de l'indice des anthocyanes (*Anth_dualex*) et du contenu surfacique en chlorophylles (*Chl_dualex*) mesurés avec le capteur optique DUALEX à l'échelle de la feuille sur des feuilles asymptomatiques et symptomatiques de Flavescence dorée dans les parcelles sélectionnées en 2015.

Il est aussi intéressant de voir que, bien que les valeurs mesurées par le capteur DUALEX et celles estimées par Overland ne soient pas directement comparables (indice sans unité pour le DUALEX et $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ de feuilles pour le PB calculé par Overland), cette augmentation mesurée dans la concentration en anthocyanes et diminution en chlorophylles entre les zones symptomatiques et asymptomatiques se retrouve dans la teneur en anthocyanes et chlorophylles estimé par Overland (Figure 32).

Concernant la teneur en caroténoïdes, les pixels symptomatiques de FD présentent une plus forte valeur que les pixels asymptomatiques pour le paramètre biophysique Car. La cohérence de ce résultat est plus difficile à appréhender d'un point de vue physiologique car nous ne disposons pas de mesures de contenus en caroténoïdes des feuilles atteintes de FD et les résultats diffèrent des hypothèses sur la dynamique dans la teneur en pigments présentés dans la bibliographie. En effet, si comme nous en avons fait l'hypothèse dans la

partie contexte de ce mémoire (Chapitre I paragraphe 2.2.2), les feuilles symptomatiques de FD présentent une dynamique similaire à celle de la senescence dans l'évolution des pigments, plusieurs études ont montré qu'il devrait y avoir une perte en caroténoïdes [145, 146], ce qui est contraire aux résultats des simulations. Des études complémentaires sur la teneur en caroténoïdes à l'échelle de la feuille devront être réalisées pour mieux comprendre la dynamique sur la teneur en pigments des feuilles symptomatiques de FD.

4.1.2 Lien entre les résultats obtenus à l'échelle des zones et ceux obtenus à l'échelle de la feuille à partir des données hyperspectrales

La Figure 34 montre les bandes du capteur MICASENSE utilisées dans notre étude superposée aux signatures spectrales acquises à partir des données hyperspectrales dans le cadre du projet OenoMip. Selon les études réalisées par Guttler et al [88] après simulation des bandes du capteur MICASENSE à partir des parcelles sélectionnées en 2015 et test d'indices normalisés [88], il est apparu que l'indice de végétation normalisé le plus discriminant était le GRVI à l'échelle de la feuille, bien que la bande rouge du capteur comprenne uniquement la gamme 658 – 678 nm. (Figure 34). Cet indice est ressorti le plus intéressant pour les données acquises en 2015 à l'échelle de la parcelle et pour les données acquises en 2016 uniquement à l'échelle par couleur.

Cependant, lorsqu'on étudie toutes les longueurs d'onde disponibles avec le capteur hyperspectral, les portions dans le visible les plus discriminants se situent principalement dans les longueurs d'onde du vert et un peu dans le Red-Edge (Figure 35). Cela coïncide avec les résultats de Al-Saadik [87] toujours à l'échelle de la feuille, pour lequel l'indice ARI utilisant des bandes dans le Vert et le Red-Edge a été sélectionné pour sa capacité à discriminer les symptômes de FD sur des feuilles de cépages noirs [71]. Cependant dans nos résultats, l'indice ARI ne ressort jamais en première place. Cela met en évidence les limites des capteurs multispectraux qui ne prennent pas en compte les longueurs spécifiques obtenues à partir des données hyperspectrales.

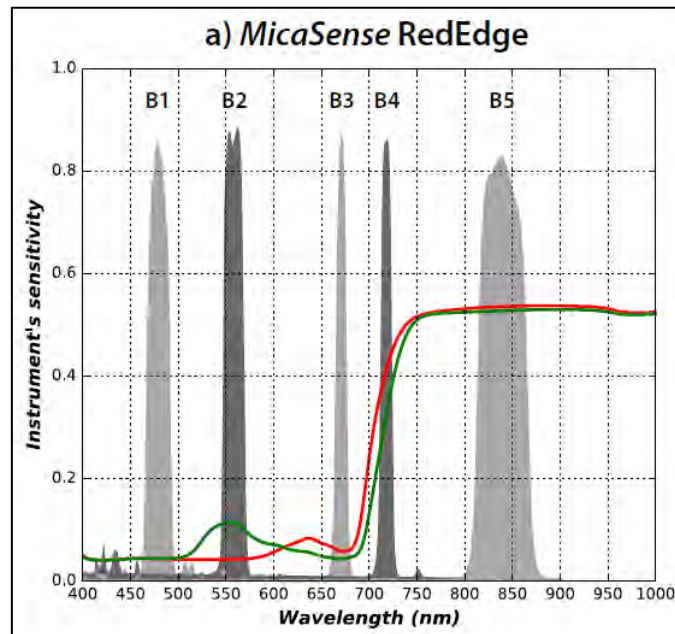


Figure 34 : Exemple de spectres de réflectance d'une feuille malade et saine avec superposition des bandes du capteur MICA SENSE utilisé dans notre étude. B1 : bande bleue, B2 : bande verte, B3 : bande rouge, B4 : bande Red-Edge, B5 : bande proche infra-rouge [88].

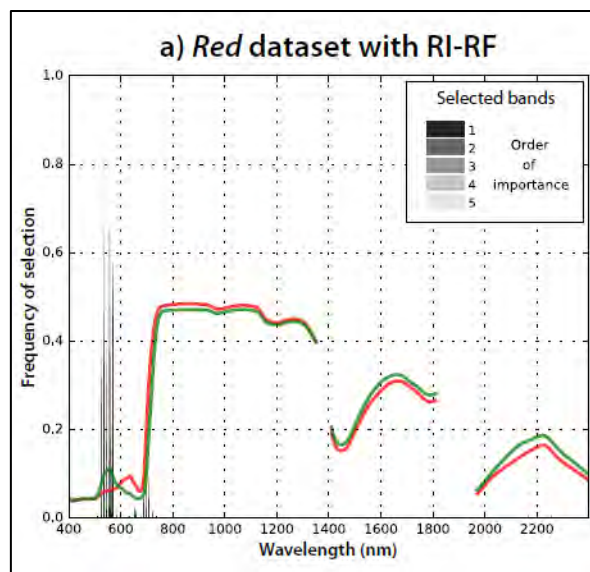


Figure 35 : Fréquence et ordre de sélection des longueurs d'onde pour l'ensemble de données du cépage noir à partir de la méthode de sélection RI-RF [88]

4.2 Sélection des variables pour les cépages blancs

La Tableau 19 présente la variable (indice de végétation ou paramètre biophysique) la plus performante pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptotiques en fonction de l'année d'acquisition des données (2015 et 2016) et l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). Les indices de végétation sélectionnés varient clairement en fonction de l'année d'étude et l'échelle d'analyse. Cependant, nous pouvons retenir l'indice de végétation CI et le paramètre biophysique Chl qui ressortent comme plus discriminants pour la parcelle de colombar sélectionnée en 2015 et la parcelle de chardonnay sélectionnée en 2016. De plus à l'échelle par couleur ces deux variables sont les plus discriminantes. Comme nous l'avons évoqué pour les résultats obtenus avec les

cépages noirs en 2016, les indices de végétation CI et NDRE sont auto-corrélés et utilisent les bandes spectrales Red-Edge et PIR. Ces deux indices et le PB Chl sont reliés à la teneur en chlorophylles.

Variables / Échelle d'analyse	2015 Parcelle	2016		
		Parcelle	Cépage	Couleur
Indices de végétation				
CI/NDRE	Colombard	Chardonnay		Blanc
GNDVI/MACI/ ACI		Muscadelle	Muscadelle	
SAVI/DVI	Sauvignon			
Paramètres biophysiques				
CHL	Colombard	Chardonnay		Blanc
CAR	Sauvignon			

Tableau 19 : Bilan sur le choix des indices de végétation et paramètres biophysiques en fonction de l'année d'acquisition des données pour les cépages blancs. Les cases du tableau pour lesquelles une variable permet de faire la discrimination sont colorées en jaune pour faire ressortir les indices ou paramètres les plus fréquemment sélectionnés.

Lorsqu'on observe la distribution des valeurs des paramètres biophysiques analysés (fCover, Anth, Car et Chl) pour les pixels symptomatiques de FD et asymptomatiques en fonction de l'année d'acquisition des données (2015 et 2016) (Figure 32), nous constatons une différence entre les pixels symptomatiques de FD et asymptomatiques plus marquée avec le PB Chl quelle que soit l'année d'étude. Pour les deux années, les pixels symptomatiques de FD présentent une valeur plus faible par rapport aux pixels asymptomatiques avec le PB CHL. Cela explique le choix de ce paramètre à l'échelle par couleur et pour les parcelles de colombard et Chardonnay sélectionnées en 2015 et 2016 respectivement.

À partir de la synthèse des résultats pour l'année 2015 et 2016 nous pouvons conclure que les indices de végétation et les paramètres biophysiques retrouvés pour les cépages blancs sont en lien avec la teneur en chlorophylles.

4.2.1 Lien entre les variables et la teneur en pigments des feuilles symptomatiques de FD

La sélection des variables en lien avec la teneur en chlorophylles pour l'année 2015 et 2016 est en accord avec les résultats retrouvés dans la bibliographie (chapitre I partie 2.2.2). En effet, les études réalisées par Bertamini et al. [38] ont montré une plus faible teneur en chlorophylles sur des feuilles atteintes de Bois noir (maladie présentant les mêmes symptômes que ceux de la Flavescence dorée) par rapport aux feuilles asymptomatiques. Ces résultats sont confirmés pour la Flavescence dorée à partir des données DUALEX acquises sur les parcelles des cépages blancs sélectionnées en 2015 (Figure 36). Les mesures de teneur en chlorophylles et anthocyanes acquises à l'échelle de la feuille sur les deux parcelles de cépage blanc sélectionnées en 2015 confirment que les feuilles symptomatiques de FD présentent des valeurs moyennes plus faibles en chlorophylles (14,34 et 16,86) que les feuilles asymptomatiques (26,20 et 28,86) et qu'elles ont des teneurs en anthocyanes proches de 0.

La différence de teneur en chlorophylles se retrouve dans les estimations du modèle Overland pour le paramètre Chl mais les échelles de valeurs ne sont pas les mêmes (autour de 38.31 et 31.77 pour les feuilles symptomatiques et autour de 45.07 et 42.64 pour les feuilles asymptomatiques) alors que les unités sont normalement comparables. Pour les anthocyanes, les résultats du modèle Overland montrent une concentration en anthocyanes non nulle, bien que très faible, pour les cépages blancs

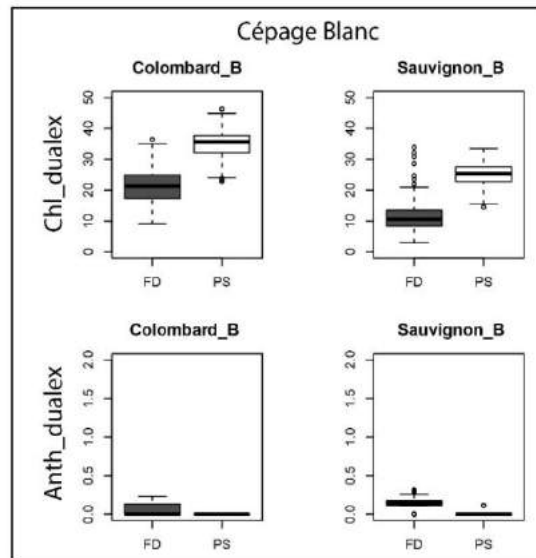


Figure 36 : Distribution de l'indice des anthocyanes (*Anth_dual*) et du contenu surfacique en chlorophylles (*Chl_dual*) mesurés avec le capteur optique DUALEX à l'échelle de la feuille sur des feuilles asymptomatiques et symptomatiques de Flavescence dorée dans les parcelles sélectionnées en 2015.

4.2.2 Lien entre les résultats obtenus à l'échelle des zones et ceux obtenus à l'échelle de la feuille à partir des données hyperspectrales

L'indice de végétation NDRE sélectionné à l'échelle par couleur correspond à celui sélectionné par Guttler et al. [88] à l'échelle de la feuille après simulation des bandes du MICASENSE à partir des données hyperspectrales. Néanmoins, les portions du spectre les plus discriminantes dans le visible se situeraient dans le vert, le rouge et le Red-Edge (Figure 37). L'indice ARI utilisant des bandes dans le Vert et le Red-Edge a d'ailleurs été particulièrement mis en avant par Huang et al [160] pour détecter la rouille jaune du blé qui entraîne des décolorations jaunes des feuilles ; il a aussi été sélectionné par Al-Saddik et al [87] pour sa capacité à discriminer les symptômes de FD sur des feuilles de cépages blancs. Cependant, l'indice ARI est ressorti en deuxième place pour la parcelle de chardonnay et à l'échelle par couleur avec les données 2016 (Tableau 16). Comme pour les cépages noirs, ces résultats montrent les limites du capteur MICASENSE qui ne prennent pas en compte les longueurs spécifiques retrouvées à partir des données hyperspectrales à l'échelle de la feuille.

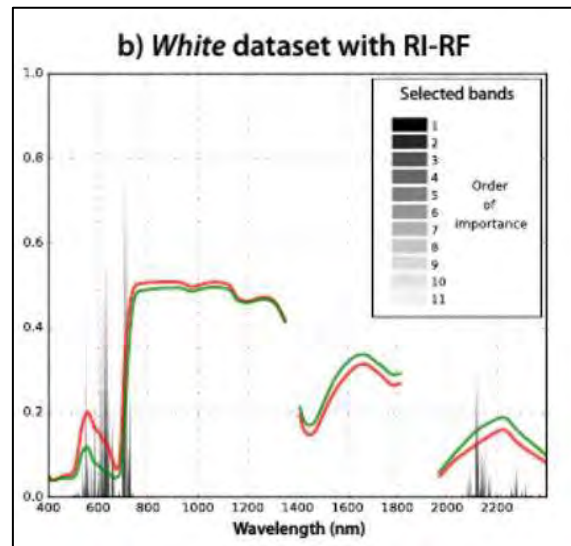


Figure 37 : Fréquence et ordre de sélection des longueurs d'onde pour l'ensemble de données du cépage blanc à partir de la méthode de sélection RI-RF [88]

4.3 Performance de discrimination des variables sélectionnées en fonction de la couleur du cépage et l'échelle d'analyse

Le Tableau 20 illustre la performance de discrimination (AUC) des variables les plus performantes pour discriminer les zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques sélectionnées en fonction de l'année d'acquisition des données (2015 et 2016), la couleur du cépage (noir et blanc) et l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur).

Pour le cépage noir, des différences de performance de discrimination ont été observées ici entre les deux années avec des performances globalement moins bonnes en 2016. Cette différence est rapidement compréhensible si on se penche sur les spectres de réflectances mesurées sur le terrain présentés dans le chapitre I partie 5.1 (Figure 10). Le pic de réflectance très net et étroit observé dans la bande rouge pour les feuilles atteintes de FD en 2015 est plus large en 2016 et commence dans la bande verte, ce qui entraîne un recouvrement plus important avec le pic caractéristique des feuilles saines dans le vert. La performance de discrimination des variables diminue à l'échelle par couleur par rapport à l'échelle par cépage et par parcelle. Dans les études réalisées par Al-Saddik et al. [71] à l'échelle de la feuille, la performance de discrimination aux échelles par parcelle et par couleur (noir) est similaire. Cependant, pour cette étude seulement deux parcelles ont été analysées.

Pour le cépage blanc, les performances de discrimination sont globalement plus faibles que celles observées pour les parcelles de cépage noir. Ces résultats ne sont pas surprenants vu les symptômes foliaires bien moins visibles. Cette différence a déjà été mise en avant par Guttler et al [88] à l'échelle de la feuille. Pour les analyses réalisées par Al-saddik et al. [87] les résultats pour les deux types de cépage sont similaires, cependant seulement deux parcelles par couleur ont été utilisées. Pour le cépage blanc, sauf pour la parcelle de chardonnay (qui présente des bonnes performances), la performance de discrimination des variables est similaire pour les trois échelles d'analyse. La performance à l'échelle par couleur devrait diminuer comme pour le cépage noir car on rajoute de la variabilité, cependant seulement trois parcelles ont été étudiées. Dans les études réalisées par Al-Saddik et al. [87] à l'échelle de la feuille, des résultats similaires sont obtenus à l'échelle par parcelle et par couleur.

Chapitre IV

Cependant comme pour le cépage noir, seulement deux parcelles de cépage blanc ont été étudiées.

Année acquisition données	AUC en fonction de l'échelle d'analyse					
	Parcelle		Cépage		Couleur	
Cépages noirs						
2015	Gamay	1				
	Duras	1				
2016	Fer Servadou (A)	0,92	Fer Servadou	0,92	Noir	0,83
	Fer Servadou (B)	1				
	Gamay (A)	0,9	Gamay	0,92		
	Gamay (B)	0,92				
	Duras	0,95				
	Grenache	0,86				
Cépages blancs						
2015	Sauvignon	0,8				
	Colombard	0,78				
2016	Muscadelle (A)	0,81	Muscadelle	0,85	Blanc	0,88
	Muscadelle (B)	0,89				
	Chardonnay	0,97				

Tableau 20 : Performance de discrimination mesurés par le paramètre AUC (Aire sur la Courbe) des variables les plus performants pour discriminer les zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques en fonction de l'année (2015 et 2016), la couleur du cépage (noir et blanc) et l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). Les couleurs rouges, orange et jaune représentent une performance de discrimination forte, moyenne et faible respectivement.

4.4 Différence dans l'expression des symptômes entre les parcelles observées en 2015 et 2016

Pour le cépage noir, toutes ces différences entre les données acquises en 2015 et 2016, tant au niveau des signatures spectrales que des indices et paramètres biophysiques les plus discriminants peuvent sans aucun doute être reliées aux différences d'intensité dans la coloration anormale des feuilles observée sur le terrain en 2015 et 2016. L'intensité de coloration des feuilles sur les 2 parcelles sélectionnées en 2015 était forte avec des décolorations rouges globalement très marquées (rouge foncé) et la décoloration concernait généralement la totalité de la feuille de manière homogène (Figure 38). En 2016, par contre, la plupart des parcelles de rouge présentaient un feuillage avec des décolorations moins intenses (rouge pâle) et/ou les feuilles étaient décolorées de façon partielle, certaines parties pouvant encore être de couleur jaune/verte.

Pieds de vigne symptomatiques de FD observés en 2015



Pieds de vigne symptomatiques de FD observés en 2016



Figure 38 : Différents niveaux d'intensité de coloration de feuilles de cépage noir atteintes par la Flavescence dorée observés en 2015 et 2016. Les images ont été prises sur des parcelles situés dans l'AOC Gaillac (A) et l'AOC Minervois-La Livinière (B).

En 2016, la sélection d'un nombre plus important de parcelles nous a permis de montrer que les variables sélectionnées comme étant les plus discriminantes pouvaient varier au sein d'un même cépage, comme c'est le cas pour le cépage gamay. Et si l'on se penche sur les observations terrain, des différences dans l'intensité de la coloration anormale des feuilles ont aussi été observée : la Figure 19 présentée dans la partie acquisition des données (chapitre II paragraphe 2.2.2) qui synthétise les caractéristiques des parcelles et du feuillage symptomatique de FD met en avant les différences d'intensité de coloration et qui peuvent être visualisées sur les photographies de la Figure 39. Ainsi, l'intensité de la coloration anormale des feuilles, qui varie d'une année à l'autre, d'un cépage à l'autre mais aussi parfois d'une parcelle à l'autre, semblerait avoir un fort impact sur les résultats.

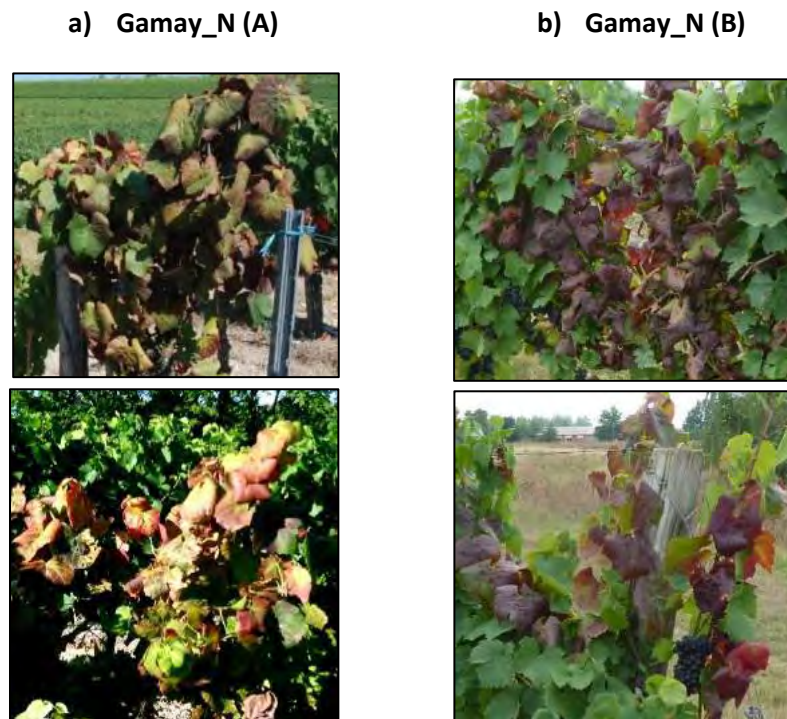


Figure 39 : illustration du feuillage symptomatique de Flavescence dorée présentant une différence dans la coloration anormale des feuilles pour deux parcelles de cépage Gamay : Gamay_N (A) (a) et Gamay_N (B) (b)

Pour le cépage blanc, à la différence du cépage noir, on ne peut pas ici expliquer ces différences de performance de discrimination par l'intensité dans la coloration des feuilles. En effet, sur les parcelles de cépage blanc étudiées, la différence de niveau d'intensité de coloration entre 2015 et 2016 n'est pas aussi claire (Figure 40). Cependant, lorsqu'on analyse les résultats sur les données acquises en 2016, on obtient des meilleures performances avec la parcelle de chardonnay. Cette parcelle présentait une intensité dans la coloration des feuilles plus forte par rapport aux autres parcelles (voir typologie des parcelles dans la Figure 19). D'autres études utilisant plus de parcelles de cépage blanc avec différents niveaux dans l'intensité de coloration anormale des feuilles devront être réalisées.

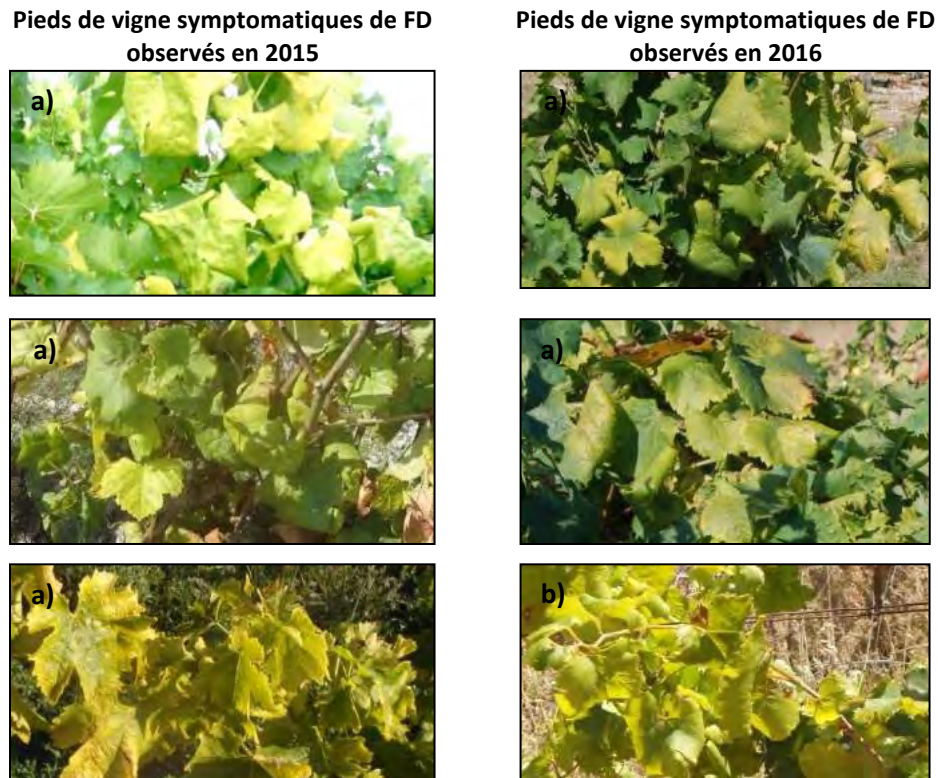


Figure 40 : L'intensité de coloration de feuilles de cépage blanc atteintes par la Flavescence dorée en 2015 et 2016. Les images ont été prises sur des parcelles sélectionnées dans l'AOC Gaillac (a) et l'AOC Minervois-La Livinière (b).

4.5 Performance des variables sur les zones présentant différents niveaux d'infection (validation) et à l'échelle de la parcelle

Pour l'année 2015, nous avons étudié deux approches : univariée et multivariée. Pour le cépage noir la performance de discrimination à l'échelle des zones a été similaire avec les meilleures variables étudiées seules (approche univariée) ou combinées dans un modèle multivarié (approche multivariée). Pour le cépage blanc, des meilleures performances ont été obtenues avec l'approche multivariée. Cela a été confirmé par l'étape de validation, pour laquelle on obtient des meilleures performances pour les variables combinées pour le cépage blanc et des résultats similaires avec les deux approches pour les parcelles de cépage noir. Quelle que soit l'approche l'erreur est d'environ une classe dans le niveau d'infection prédit, c'est-à-dire que les zones symptomatiques avec un niveau d'infection de 25-50% sont souvent confondues avec les zones présentant un niveau d'infection de 50-75% ou 1-25%. Pour cette année, on ne peut pas étudier le niveau d'infection des zones asymptomatiques parce qu'ils n'ont pas été pris en compte pour la validation.

Pour l'année 2016, seule l'approche univariée a été testée et nous avons intégré dans la validation les zones asymptomatiques (niveau d'infection 0%). Pour les deux cépages (noir et blanc) et les trois échelles d'analyse on se trompe d'environ une classe dans le niveau d'infection prédite. Cela indique que les zones asymptomatiques (avec un niveau d'infection de 0%) sont souvent confondues avec les zones symptomatiques de 1-25%. Cela met en évidence la présence des pixels symptomatiques dans les zones asymptomatiques.

À l'échelle de la parcelle, quelle que soit l'année d'étude et l'échelle d'analyse (parcelle, cépage et couleur) on observe la présence des pixels symptomatiques sur le feuillage

asymptomatique ou des zones symptomatiques sans pixels symptomatiques (plus particulièrement sur les zones présentant un faible niveau d'infection). Dans le cas des pixels symptomatiques sur le feuillage asymptotique, cela peut être expliqué par : la présence des (1) pixels mixtes entre la végétation de la vigne, le sol nu et l'ombre et (2) des zones présentant d'autres facteurs de coloration anormale. Dans le cas de la présence des zones asymptotiques dans les zones symptomatiques, cela peut être expliqué par une très faible intensité dans la coloration des feuilles. La présence des zones de confusion (pixels mal classés) a été aussi obtenue dans les études réalisées par Macdonald et al [94] sur la détection de l'enroulement de la vigne à partir des données hyperspectrales prise par avion . Dans le cas des zones présentant un faible niveau d'infection (DS1 et DS2), elles sont plus facilement masquées avec le feuillage symptomatique, ce qui va rendre difficile leur détection à partir d'images prises dans un plan horizontal du feuillage.

4.6 Conclusions

D'un un point de vue thématique, les résultats obtenus ont permis de mettre en évidence 1) le rôle de la teneur en pigments des feuilles sur la sélection des variables multispectrales pour la discrimination des zones symptomatiques de FD ; 2) la différence dans l'intensité de coloration anormale des feuilles symptomatiques de FD en fonction de l'année et de la parcelle ; 3) le lien entre les paramètres biophysiques Chl et Anth avec la teneur en pigments des feuilles. Dans le cas du paramètre biophysique Car, des études complémentaires devront être réalisées afin de mieux connaître leur lien avec la teneur en caroténoïdes des feuilles symptomatiques de FD. Cela concerne la vérification de la calibration du model PROSPECT et l'acquisition de la teneur en caroténoïdes des feuilles symptomatiques de FD.

D'un point de vue opérationnel, les résultats confirment l'intérêt de plutôt travailler à l'échelle d'analyse du cépage ou (mieux) de la couleur, afin d'obtenir un seuil optimal pouvant être utilisé pour toutes les parcelles du même cépage ou de la même couleur (noir/blanc) et ce, quelle que soit l'année. Cependant, nous avons constaté une différence dans la sélection des variables en fonction de l'année. Cette différence est expliquée par l'intensité dans la coloration des feuilles différente : forte en 2015 et faible en 2016. Il serait donc plus conseillé d'utiliser une variable en fonction de l'intensité dans la coloration anormale des feuilles (faible et forte). Le Tableau 21 fait la synthèse des variables retenues à partir de l'étape de la validation qui pourraient être appliquées en fonction de l'intensité de coloration des feuilles.





Intensité de coloration	Couleur Cépage		Variable retenue
Faible	Blanc		CI ou NDRE
	Noir		CAR
Forte	Blanc		CI
	Noir		GRVI ou RGI

Tableau 21 : Sélection des variables pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptotiques en fonction de l'intensité de coloration anormale des feuilles.

Pour le cas des cépages blanc, la différence dans l'intensité de coloration des feuilles est moins marquée. Afin d'améliorer la performance de discrimination, il serait plus convenable de tester des méthodes de discrimination qui prennent en compte la texture de la feuille.

Pour les deux années d'étude et quelle que soit l'échelle d'analyse, nous avons constaté des pixels symptomatiques sur les zones asymptotiques, notamment pour les parcelles de cépage blanc. Ces pixels correspondent principalement aux 1) pixels mixtes entre la vigne, le sol nu, la végétation inter-rang et l'ombre, 2) pixels symptomatiques des autres maladies (tels que la maladie du bois pour le cépage noir ou des carences nutritives pour le cépage blanc). La présence des pixels mal classées limite l'utilisation des variables multispectrales acquises par drone dans la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptotiques. Afin de proposer un outil opérationnel il est nécessaire de i) tester la discrimination de la flavescente dorée avec d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles et ii) d'améliorer le masquage des pixels mixtes.

Dans le chapitre suivant, nous allons tester la performance des variables multispectrales pour discriminer les zones symptomatiques FD des zones symptomatiques de MB (très répandus dans nos sites d'étude) du cépage noir.

**CHAPITRE V : DISCRIMINATION SPÉCIFIQUE DE
LA FLAVESCENCE DORÉE – DISTINCTION AVEC
LES MALADIES DU BOIS**

1 Introduction

Les analyses effectuées dans ce chapitre doivent nous permettre d'évaluer la faisabilité d'un outil capable de discriminer la Flavescence dorée d'autres facteurs de coloration anormale telles que les maladies du bois (ESCA et BDA). Il s'agit donc de déterminer le potentiel des variables calculées à partir des images acquises par drone dans la discrimination spécifique de la Flavescence dorée pour les cépages noirs. La Figure 41 positionne le Chapitre V par rapport aux traitements présentés à la fin du Chapitre III. Les analyses statistiques mises en œuvre ici concernent le deuxième niveau d'analyse et l'approche univariée. Les données acquises sur les 7 parcelles de cépage noir sélectionnées en 2016 dans l'AOC Gaillac et l'AOC Minervois-La Livinière sont utilisées.

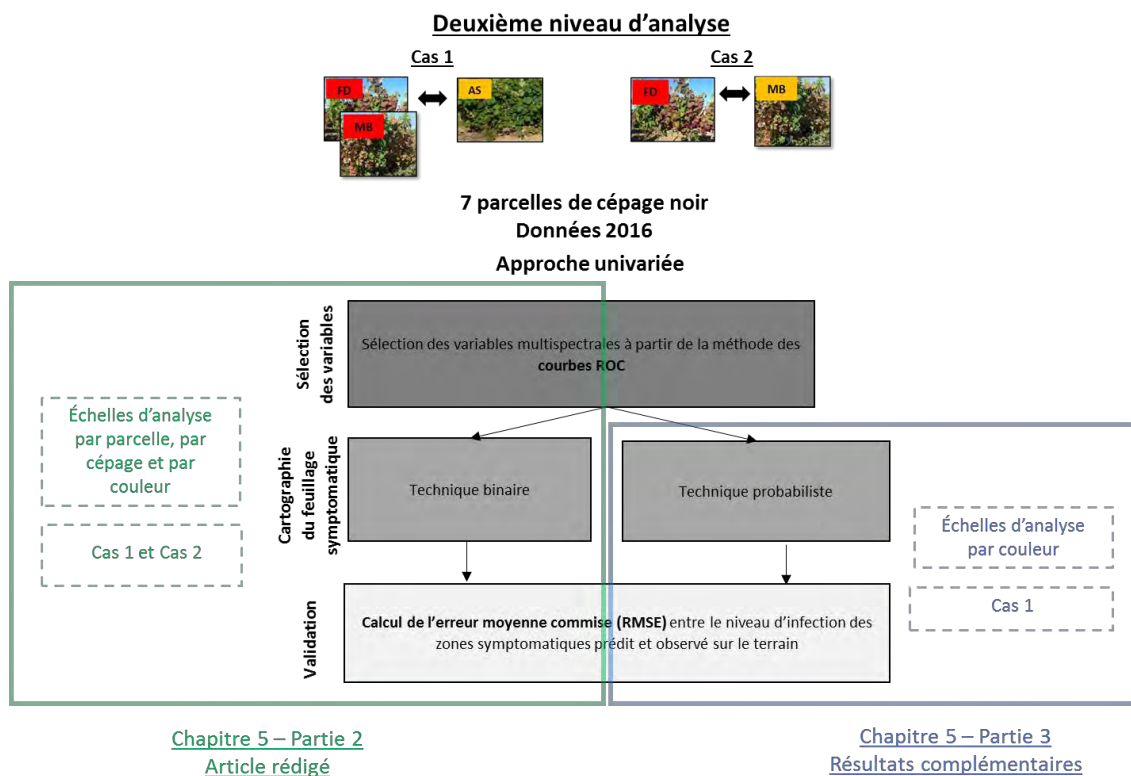


Figure 41 : Schéma des méthodes (niveau d'analyse, approche et échelle d'analyse) et données d'entrée utilisées dans la partie 2 et 3 de ce chapitre V

La partie 2 de ce chapitre présente, sous la forme d'un article en préparation pour soumission à la revue International Journal of Remote Sensing, les résultats obtenus pour les Cas 1 (symptomatique/asymptomatique) et 2 (symptomatique de FD/symptomatique de MB) et pour les trois échelles d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). L'approche univariée est réalisée en trois étapes décrites précédemment dans le Chapitre IV : i) la sélection des variables discriminantes de la FD (chapitre III partie 2.4), ii) la cartographie des zones de feuilles symptomatiques de la FD à partir de la technique binaire (chapitre III partie 2.5.1) et iii) la validation (chapitre III partie 2.6). La technique binaire utilisée pour la cartographie des zones symptomatiques consiste à appliquer un seuil optimal de discrimination issu de la courbe ROC sur les variables multispectrales sélectionnées. Cela donne comme résultat une carte binaire (symptomatique/asymptomatique ou

Chapitre V

symptomatique de FD/symptomatique de MB). Cependant, cette technique présente certaines limites : i) le seuil optimal de discrimination est figé pour chaque variable, ii) la carte binaire ne permet pas d'observer le niveau d'erreur associé à chaque pixel (notamment les pixels mal classés) et iii) la variable multispectrale n'a pas d'unité ce qui rend difficile son interprétation.

Pour remédier à ces limites identifiées, nous avons poursuivi l'analyse en utilisant une technique probabiliste qui sera décrite dans la partie 3 de ce chapitre (Chapitre III partie 2.5.2). L'approche choisie consiste à créer un modèle de probabilité d'être symptomatique (FD et/ou MB) à partir d'une variable multispectrale. La variable utilisée pour créer ce modèle est celle sélectionnée comme la plus performante dans la partie 2 de ce chapitre, pour le Cas 1 et à l'échelle par couleur. Les analyses sont effectuées uniquement à l'échelle par couleur car elle nous paraît être la plus intéressante d'un point de vue opérationnel et uniquement pour le Cas 1 car, à cette échelle, aucune variable n'est discriminante pour le Cas 2. Deux étapes permettent ensuite de tester la performance de cette approche : i) la cartographie des zones de feuilles symptomatiques de FD ou MB et ii) la validation.

Dans la dernière partie de ce chapitre seront présentés la synthèse des résultats et les discussions.

- 2 Article en préparation : « On the potentiality of UAV multispectral imagery to detect Flavescence dorée and Grapevine Trunk Disease »

Article

On the potentiality of UAV multispectral imagery to detect *Flavescence dorée* and Grapevine Trunk Diseases

Johanna Albetis ^{1,†} , Anne Jacquin ^{2,†}, Michel Goulard ^{3,†}, Hervé Poilvé ^{2,†}, Jacques Rousseau ^{4,†}, Harold Clenet ^{1,†,*}, Gerard Dedieu ^{5,†} and Sylvie Duthoit ^{6,†}

¹ Ecole d'Ingénieurs de PURPAN, Université de Toulouse, Toulouse INP, UMR 1201 DYNAFOR, 75 voie du TOEC, Toulouse, France; harold.clenet@purpan.fr

² AIRBUS Defense and Space, 5 rue des satellites, Toulouse, France; anne.jacquin@airbus.com

³ INRA, UMR 1201 DYNAFOR, 24 chemin de borderouge, Castanet-Tolosan Cedex, France; michel.goulard@inra.fr

⁴ ICV, La Jasse de Maurin, Lattes, France; ^eCESBIO, UMR 5126 CNES-UPS-CNRS-IRD, 18 avenue Edouard Belin, Toulouse, France; jrousseau@icv.fr

⁵ CESBIO, UMR 5126 CNES-UPS-CNRS-IRD, 18 avenue Edouard Belin, Toulouse, France; gerard.dedieu@cesbio.cnes.fr

⁶ TerraNIS, 10 avenue de l'Europe, Ramonville Saint-Agne, France; sylvie.duthoit@terranis.fr

* Correspondence: harold.clenet@purpan.fr; Tel.: +33-056-115-3030

† Current address: Ecole d'Ingénieurs de PURPAN, 75 voie du TOEC, BP57611, 31076 TOULOUSE Cedex 3, France

‡ These authors contributed equally to this work.

Version October 23, 2018 submitted to Journal Not Specified

Abstract: Among grapevine diseases affecting European vineyards, *Flavescence dorée* (FD) and Grapevine Trunk Diseases (GTD) are considered as the most relevant challenges for viticulture because of the damages they cause to vineyards. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) multispectral imagery could be a powerful tool for the automatic detection of symptomatic vines. But one major difficulty is to discriminate different kinds of diseases leading to similar leaves discoloration as it is the case with FD and GTD for red vine cultivars. The objective of this paper is to evaluate the potentiality of UAV multispectral imagery to separate : symptomatic vines including FD and GTD (Esca and black dead arm) from asymptomatic vines (Case 1) and FD vines from GTD ones (Case 2). The study sites are localized in the Gaillac and Minervois wine production regions (south of France). A set of 7 vineyards covering 5 different red cultivars was studied. Field work was carried out between August and September 2016. In total, 218 asymptomatic vines, 502 FD vines and 199 GTD vines were located with a centimetric precision GPS. UAV multispectral images were acquired with a MicaSense RedEdge[®] sensor and were processed to ultimately obtain surface reflectance mosaics at 0.10m ground spatial resolution. In this study the potentiality of 24 variables (5 spectral bands, 15 vegetation indices and 4 biophysical parameters) are tested. The vegetation indices are selected for their potentiality to detect abnormal vegetation behavior in relation to stress or diseases. Among the biophysical parameters selected, 3 are directly linked to the leaf pigments content (chlorophyll, carotenoid and anthocyanin). The first step consisted in evaluating the performance of the 24 variables to separate symptomatic vine vegetation (FD or /and GTD) from asymptomatic vine vegetation using the performance indicators from the Receiver Operator Characteristic (ROC) Curve method (i.e. AUC, sensibility and specificity). The second step consisted in mapping the symptomatic vines (FD and / or GTD) at the scale of the field using the optimal threshold resulting from the ROC curve. Ultimately, the error between the level of infection predicted by the selected variables (proportion of symptomatic pixels by vine) and observed in the field (proportion of symptomatic leaves by vine) is calculated. The same methodology is applied to the three level of analysis: by vineyard, by cultivar (Gamay, Fer Servadou) and by berry color (all red cultivars). At the vineyard and cultivar levels, the best

27 variables selected varies. The AUC of the best vegetation indices and biophysical parameters varies
28 from 0.84 to 0.95 for Case 1 and 0.74 to 0.90 for Case 2. At the berry color level, no variable is efficient
29 in discriminating FD vines from GTD ones (Case 2). For Case 1 the best vegetation indices and
30 biophysical parameter are RGI/GRVI (based on the green and red spectral bands) and Car (linked to
31 carotenoid content). These variables are more effective in mapping vines with a level of infection
32 greater than 50%. However, at the scale of the field, we observe misclassified pixels linked to the
33 presence of mixed pixels (shade, bare soil, inter-row vegetation and vine vegetation) and other factors
34 of abnormal coloration (e.g. apoplectic vines).

35 **Keywords:** Grapevine trunk diseases; Flavescence dorée; Disease detection; Unmanned aerial vehicle;
36 Vegetation indices; Biophysical parameters.

37 1. Introduction

38 *Flavescence dorée* (FD) and Grapevine Trunk Diseases (GTD) result in the decline of vineyards
39 as they directly cause the short-term death of vines [1,2]. These diseases are very harmful to the
40 sustainability of the winemaking heritage. They have very severe economic consequences as they
41 lead to yield losses and substantial costs for grapevines' replacement. FD and GTD are even currently
42 considered the two most economically important diseases for the European principal wine-production
43 areas [3].

44 *Flavescence dorée* is a phytoplasma-borne disease transmitted from one grapevine to another by
45 the leafhopper *Scaphoideus titanus* Ball. (Hemiptera: Cicadellidae) [1,4,5]. This leafhopper feeds and
46 reproduces almost exclusively on grapevines (*Vitis vinifera* L., Vitaceae). It is the only known vector
47 of FD [1]. FD's main visible symptoms appear in the summer and remain visible until mid-autumn.
48 They consist in drying of the inflorescence and berries, the droop of the canes because of a lack of
49 lignification in the new shoots, leaves curling downwards, and leaves becoming yellowish or reddish
50 in white and red cultivars respectively [6,7]. The leaves discoloration may affect the entire grapevine,
51 only one shoot, or a small number of shoots. Its intensity varies according to the grape variety and can
52 change from one year to another [8–10].

53 Grapevine Trunk Diseases (i.e. esca and Black Dead Arm (BDA)) are caused by various fungi.
54 Symptoms can be observed at wood and foliar levels [11,12]. Discoloration on the leaves can be similar
55 to the one observed with FD, even if it varies in relation to the form and texture of the disease. For
56 the slow form, symptomatic leaves show mottling that consists in necrotic parts and yellow and red
57 respectively spots for white and red grape cultivars. For the fast form, symptomatic leaves dry out
58 totally and fall prematurely [6,12–14].

59 FD and GTD diseases are widespread in the French vineyard. But due to its epidemic potential,
60 only FD is a quarantine disease in the European and Mediterranean Plant Protection Organization
61 (EPPO) region (Directive 77/1993 amended 92/103). This disease is therefore subject to mandatory
62 control procedures, including spray of insecticides against the vector and uprooting of the infected
63 plants to remove sources of infection [1]. Nevertheless, despite implemented procedures, FD keeps
64 propagating in France (58% of French vineyards were subject to mandatory control procedures in 2013
65 against 69% in 2015) [15,16] and Southern Europe.

66 The necessary monitoring of FD to detect infected plants is fastidious and time consuming. It
67 usually requires deployment of staff on foot or quad directly in the fields. It is thus very complicated
68 and expensive to cover large areas in short periods of time. Number of studies showed the efficiency of
69 remote sensing to determine the health status of crops. Stress, deficiencies or diseases induce changes
70 in biophysical and biochemical characteristics of the plant tissues, which in turn result in most cases in
71 changes of their optical properties [17–23]. In optical remote sensing, a commonly used methodology
72 to detect those changes relies on spectral indices calculated from multi- or hyperspectral images.

73 When it comes to detect diseases in specific procedure, the development of more complex indices
74 is required because classical vegetation indices have been proved less effective [24,25]. Biophysical
75 parameters estimated using canopy reflectance modeling may also be good candidates for replacing
76 conventional vegetation indices [26,27]. However, to our knowledge, no study has been done on the
77 use of biophysical parameters in the detection of vine diseases.

78 In the field of precision viticulture, optical remote sensing is considered as a relevant tool [28].
79 It has already been used for the detection of various diseases such as Phylloxera [29], grapevine
80 leafroll disease [30] or Esca [31]. However, very few works exist regarding the detection of *Flavescence*
81 *dorée*. Some research projects were started recently to develop an efficient detection method. But few
82 results are actually published [32,33]. The main remaining difficulties in the process of detecting the
83 *Flavescence dorée* disease in a robust way are (1) to be able to discriminate the disease on both white and
84 red cultivars whatever the severity of the leaves symptoms are, and (2) to make the distinction between
85 different kinds of diseases leading to similar leaf discoloration, as it is the case with FD and GTD for
86 red vine cultivars [30,31,34]. In this work, we propose a new methodology to evaluate the potential
87 of UAV imagery to discriminate FD and GTD symptomatic vines. This work focus on 7 red cultivars
88 vineyards, selected over the Gaillac and Minervois vinegrowing regions (South of France). The aim
89 is to evaluate the potential of 24 variables (5 spectral bands, 15 vegetation indices and 4 biophysical
90 parameters) to separate (1) symptomatic vine vegetation areas (FD or GTD) from asymptomatic vine
91 vegetation areas (AS) and (2) FD symptomatic vine areas from GTD ones. The best discriminating
92 variables are selected for three scales of analysis that correspond to an increasing level of operability:
93 by vineyard, by cultivar and by berry color.

94 The paper is organized as follows: Section 2 presents the data acquisition, processing and analysis
95 (selection of best variables, mapping of symptomatic vine vegetation and validation). Section 3
96 describes the main experimental results obtained at the three scale of analysis. Discussions are
97 presented in section 4 and main conclusions and perspectives are drawn in Section 5.

98 2. Materials and Methods

99 2.1. Data acquisition

100 Data acquisition includes field data and multispectral data acquisitions in the selected vineyards.
101 Those acquisitions were conducted when the disease symptoms were fully expressed, i.e. in August
102 2016 for the Minervois AOC area ("Appellation d'Origine Contrôlée" in French or "controlled
103 designation of origin" in English), and September 2016 for the Gaillac AOC area.

104 2.1.1. Experimental sites

105 Seven vineyards within five experimental sites located in the Tarn and Hérault departments in
106 Southwestern France have been studied: five vineyards were selected over the Gaillac AOC area
107 (Duras, Fer Servadou *a.k.a.* Braurol and Gamay cultivars) and two vineyards over the Minervois AOC
108 area (Grenache and Mourvèdre cultivars) (See Figure 1). For sake of clarity, vineyards will be named
109 further using their "vineyard ID" which is composed of vines' name, followed by a letter referring to
110 cultivars' color ("R" for red), and eventually a letter ("A" or "B") when two plots of the same vine were
111 studied. Left part of Table 1 summarizes the main characteristics of studied vineyards plots.

112 2.1.2. Field data acquisition

113 A portable differential GPS (model Trimble Geo 7x) was used to collect over the selected vineyards
114 the precise location (horizontal precision of 0.01m) of some asymptomatic vines and all vines presenting
115 symptoms of *Flavescence dorée* (FD), Grapevine trunk disease (GTD), including esca and Black Dead
116 Arm (BDA), and other leaf coloration factors (OF). In this study the severe form of esca known as
117 "apoplexy" is not considered as belonging to the group of GTD vines as other factors can also cause

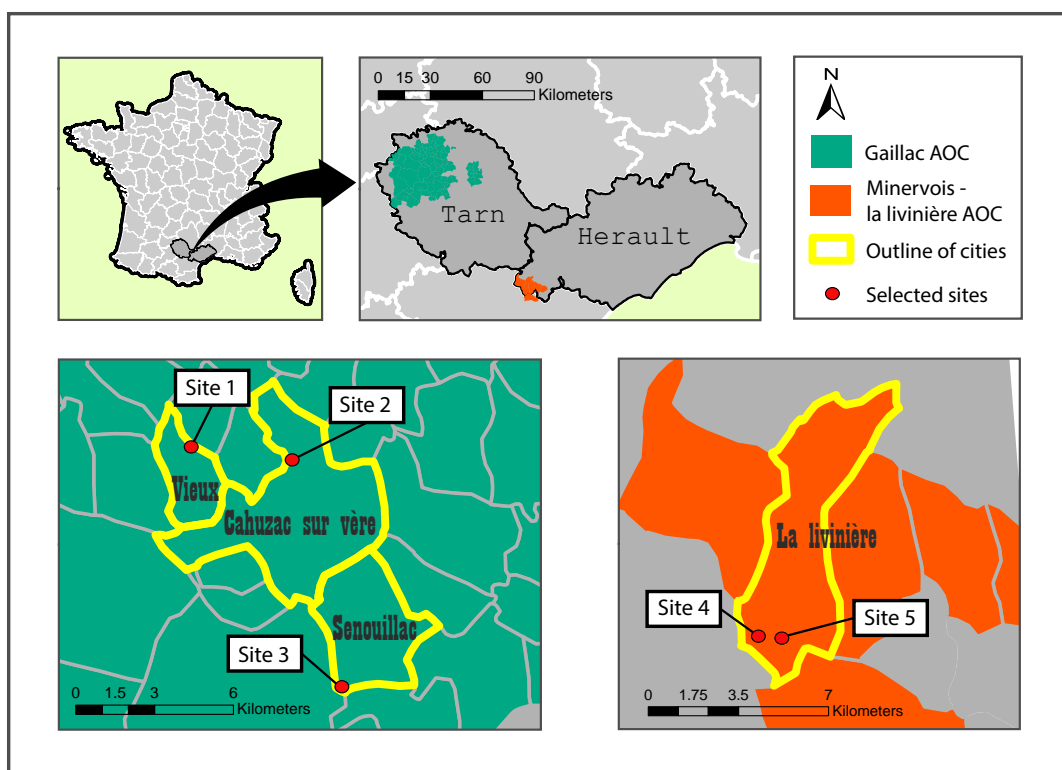


Figure 1. Locations of the five experimental sites selected in the Tarn and Herault departments.

Table 1. Main characteristics of studied vineyards plots (site number refers to the experimental sites as defined in Figure 1) and the total number of GPS points collected, with respect to symptomatic vines (which include *Flavescence dorée*, Grapevine Trunk Diseases and others factors of abnormal coloration (OF)) and asymptomatic vines collected for the seven selected vineyards. "ds1", "ds2", "ds3" and "ds4" classes refer to FD and GTD disease severity, expressed as the percentage of vine leaves presenting the symptoms, and correspond to the ranges 1 to 25%, 26 to 50%, 51 to 75% and 76 to 100% respectively.

ID vineyard	Vineyard size (ha)	Site n°	Orientation	Total numb. of GPS points	FD				GTD				OF	AS
					ds1	ds2	ds3	ds4	ds1	ds2	ds3	ds4	Total	Total
Fer_Servadou_R(A)	0,1	1	318°	142	19	41	33	13	1	0	3	6	3	23
Fer_Servadou_R(B)	0,1	2	2°	140	30	29	14	6	3	4	7	7	15	25
Gamay_R(A)	0,2	2	330°	183	17	38	37	23	2	3	4	13	9	37
Gamay_R(B)	0,5	3	285°	121	3	6	7	14	3	14	19	22	10	23
Duras_R	0,3	1	319°	168	17	30	15	12	3	8	10	10	24	39
Mourvèdre_R	0,5	4	281°	102	17	17	6	13	1	6	4	2	1	35
Grenache_R	0,4	5	348°	130	19	12	6	8	14	19	8	3	5	36

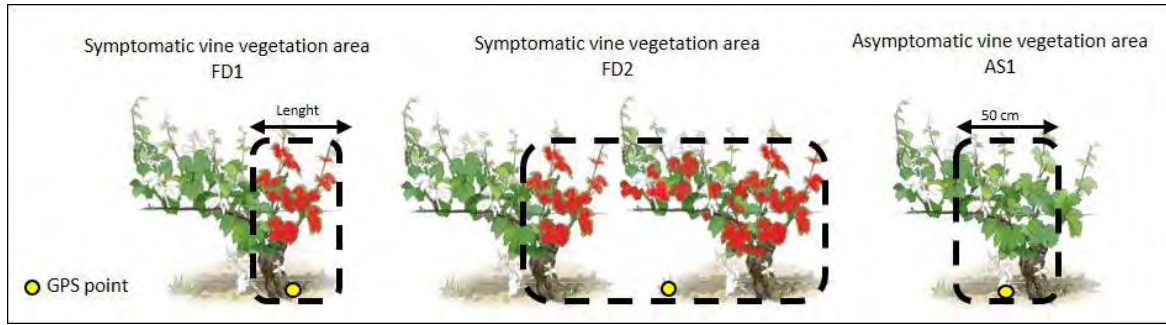


Figure 2. Each GPS point is located at the center of the symptomatic area where leaves discoloration is observed. Recorded associated parameters are the length (size of the area in vine's row direction), the thickness (size of the area orthogonally to vine's row direction) and the disease severity (described in Figure 3).

Table 2. UAV platform and sensor characteristics used for the multispectral data acquisition

Characteristic name	Description
Platform	Long range DT-18
Sensor	DT-5Bands
Number of bands	5
Spectral wavelengths	Blue (455 – 495 nm) Green (540 – 580 nm) Red (658 – 678 nm) Red-edge (707 – 727 nm) NIR (800 – 880 nm)
Focal length	5,5 mm
Field of view	47,2°
Flight altitude Above Ground Level (AGL)	150 m
Ground resolution	0.08 m/pixel

118 apoplexy (e.g. the drought). Only vines with a "tiger-stripe" aspect are considered as GTD symptomatic
119 vines.

120 For each vegetation area where symptomatic vine were observed, one GPS point was taken at
121 the center of the symptomatic area. Length (size of the area in vine's row direction), thickness (size of
122 the area orthogonally to vine's row direction) and disease severity were recorded (Figure 2). Disease
123 severity (respectively labeled FD_{ds} and GTD_{ds}) corresponds to the percentage of vine leaves exhibiting
124 the symptoms. Observations are grouped in four categories [34], ds1, ds2, ds3, and ds4, that correspond
125 to 1 to 25%, 26 to 50%, 51 to 75% and 76 to 100% of the vine presenting leaves symptoms respectively
126 (Figure 3). Table 1 presents the total number of GPS points corresponding to asymptomatic (AS) and
127 symptomatic areas (FD, GTD and OF) collected over the 7 selected vineyards. The Figure 4 shows for
128 each vineyard the GPS points acquired and a picture highlighting leaves symptoms of FD and GTD
129 observed in field.

130 2.1.3. Multispectral data acquisition

131 Multispectral images were acquired in August and September 2016 by the DELAIR company
132 using a DT-5Bands imaging instrument on-board a long range DT-18 UAV platform. The DT-5Bands
133 camera is based on the MicaSense RedEdgeTM sensor and acquires images at 5 wavelengths: Blue (455
134 - 495nm), Green (540 – 580nm), Red (658 – 678nm), Red-Edge (707 – 727nm), and Near Infrared (800 –
135 880nm). Characteristics of UAV and sensor are presented in table 2. The Pix4D software was used to
136 orthorectify, mosaic and resample at 0.10m spatial resolution the UAV images. In the final product,
137 pixel values correspond to surface reflectance in each spectral band (See figure 4).

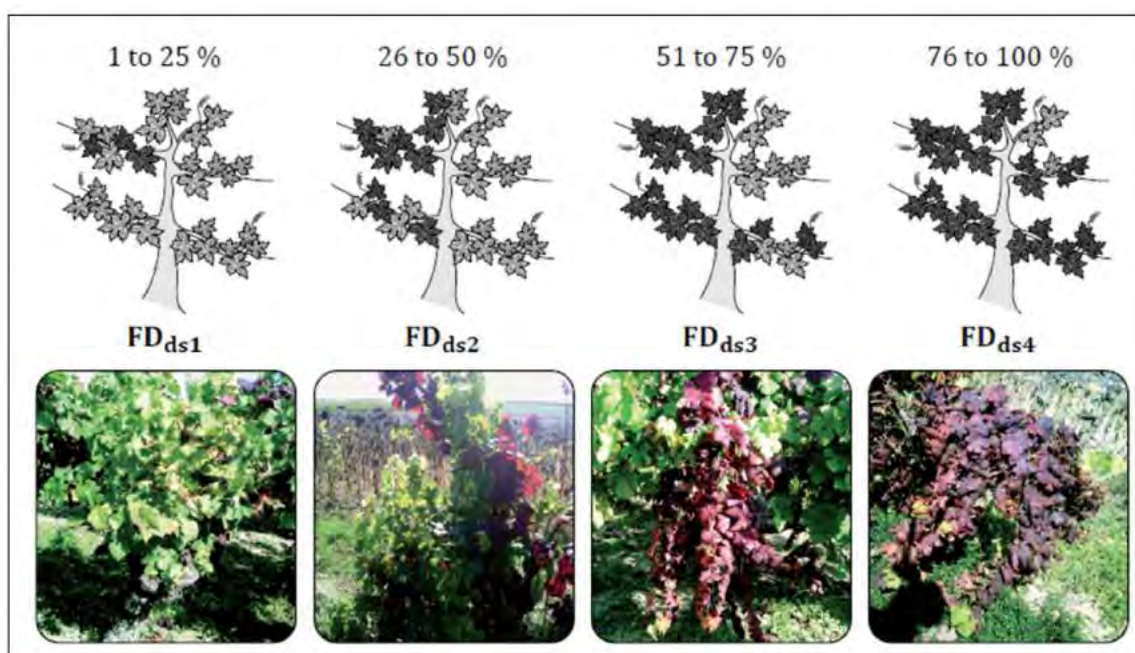


Figure 3. Visual appearance of the four disease severity categories (ds1, ds2, ds3, and ds4) that are used to report the percentage of vine leaves exhibiting symptoms of *Flavescence dorée*. The same approach is used for classification of GTD diseases severity.

138 2.2. Data processing and analysis

139 Figure 5 shows the methodological framework's main steps used in this study. Statistical analyses
 140 are conducted at three scales: by vineyard (5 vineyards), by cultivar when possible (2 vineyards by
 141 cultivar for Fer Servadou and Gamay) and by berry color (all vineyards). For each scale two steps
 142 associated with the two discrimination's cases are considered:

143 - Case 1: identification of the best variables (spectral bands, vegetation indices and/or biophysical
 144 parameters) to discriminate FD and GTD symptomatic vine vegetation from asymptomatic vine
 145 vegetation. This first case allows us to investigate if detection of vine diseases is possible.

146 - Case 2: identification of the best variables to discriminate FD from GTD symptomatic vine
 147 vegetation (from vines identified as symptomatic in case 1). This case allows us to determine if FD
 148 symptoms can be specifically detected.

149 For each scale and for each case the same methodology is applied to test each variable (see table 3
 150 and 4): selection of the best variable(s), mapping of symptomatic vine vegetation with the selected
 151 variable(s) and validation using field data.

152 2.2.1. Computing vegetation indices and biophysical parameters

153 Selected vegetation indices (VI) and biophysical parameters (BP) are computed from the UAV
 154 images spectral bands (SB). Table 3 gives the name, formula, biophysical indicator, and associated
 155 reference(s) for each vegetation indices. Most of the vegetation indices were found in literature on
 156 detecting plant diseases and changes in the pigment content of plants. Two vegetation indices (GRVI
 157 and NDRE) are based on the results obtained with hyperspectral database providing leaf reflectance
 158 measurements collected on FD and asymptomatic vine leaves during 2015 in the plots of Gaillac AOC
 159 area [35]. At this scale, GRVI is the best vegetation indice to discriminated symptomatic leaf from
 160 asymptomatic ones for red cultivars and NDRE for white cultivars. The table 4 gives the name, the
 161 description, the unit and the typical range of the four selected biophysical parameters. The biophysical
 162 parameters are generated by inverting a canopy reflectance model based on the coupling of the
 163 PROSPECT-D leaf [36,37] and the SAIL canopy model [38] using the Overland software developed

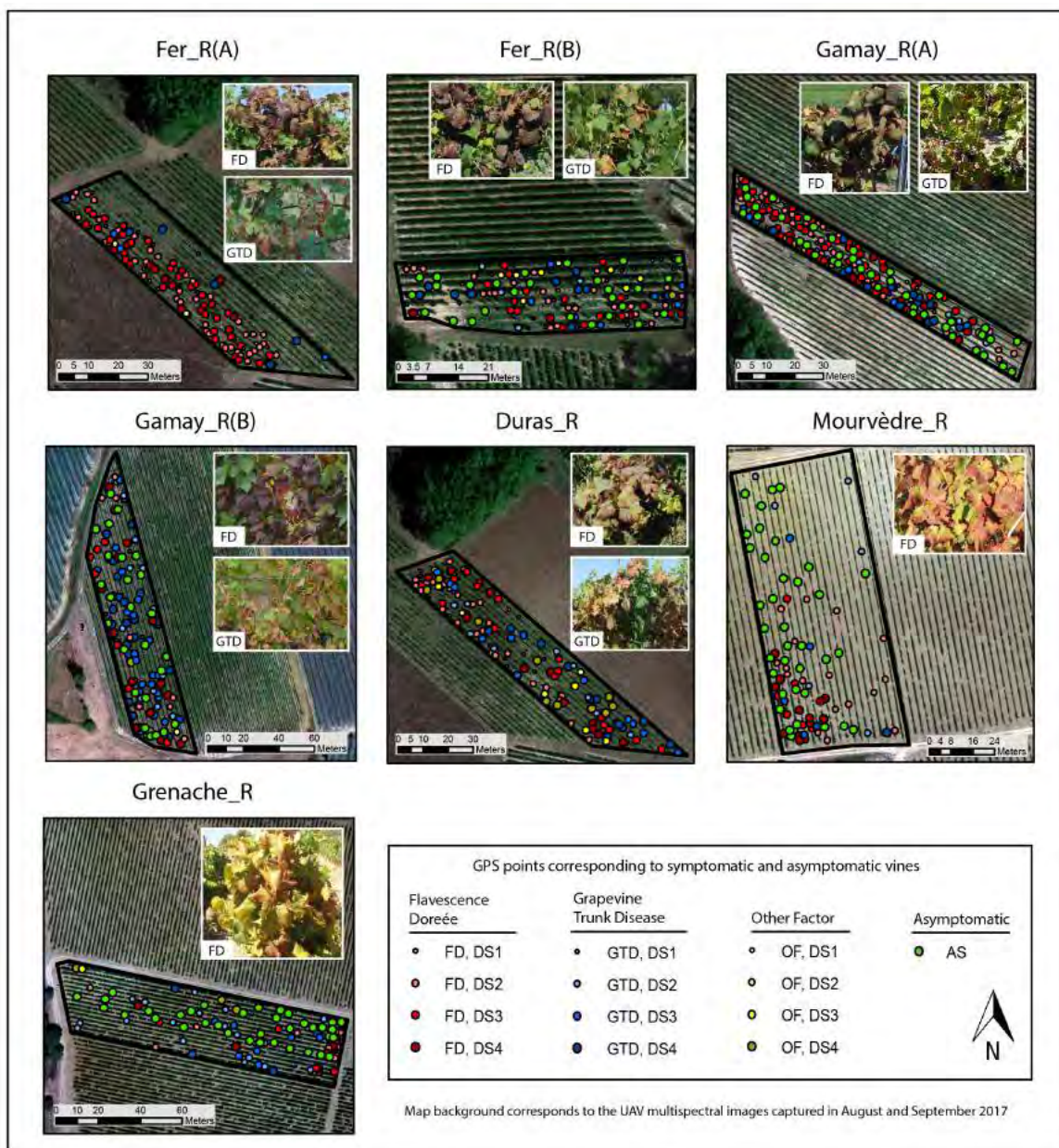


Figure 4. Localization of the collected GPS points over the seven selected vineyards and their associated disease level (point size increases as a function of disease severity). Typical examples of abnormal discolorations (FD and GTD) observed for each plots are reported in the top right of each subset. RGB colored-composition from UAV multispectral images are used as background.

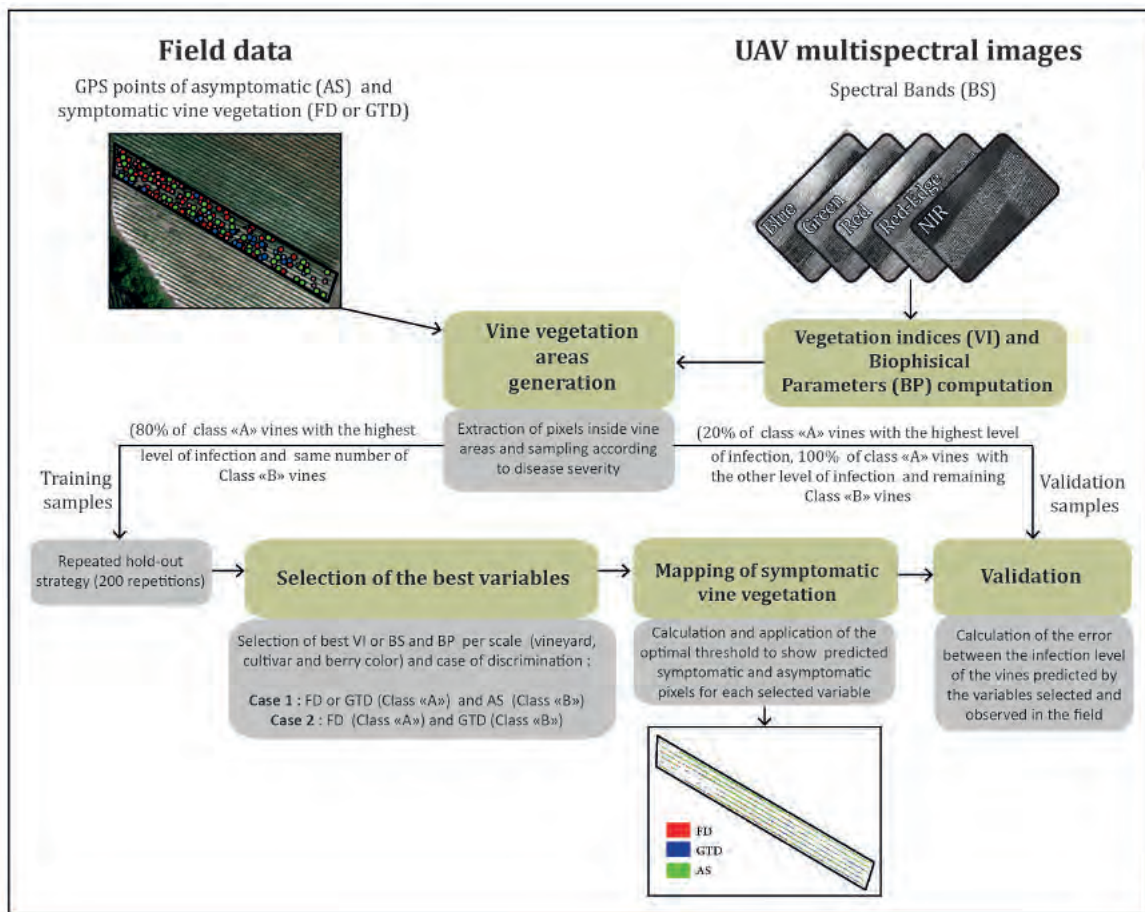


Figure 5. Methodological framework with the main steps of data acquisition, processing and analysis.

Table 3. Vegetation indices selected to discriminate FD and/or GTD symptomatic vines. For each variable we show the formula, the biophysical indicator and the references

Index name	Formula	Biophysical indicator	References
- Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$(\text{NIR}-\text{Red}) / (\text{NIR}+\text{Red})$		[31,41]
- Green-Red Vegetation Index (GRVI)	$(\text{Green}-\text{Red}) / (\text{Green}+\text{Red})$		[35,42]
- Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI)	$(\text{NIR}-\text{Green}) / (\text{NIR}+\text{Green})$	Biomass	[43,44]
- Difference Vegetation Index (DVI)	NIR-Red		[45,46]
- Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)	$(\text{NIR}-\text{Red}) * (1+L) / (\text{NIR}+\text{Red}+L)$ L=0.5		[19,47]
- Anthocyanin Reflectance Index (ARI)	$\text{Green}^{-1} - \text{RedEdge}^{-1}$		[26,48]
- Modified Anthocyanin Reflectance Index (MARI)	$(\text{Green}^{-1} - \text{RedEdge}^{-1}) * \text{NIR}$		[26,49]
- Red Green Index (RGI)	Red / Green	Anthocyanins Content	[27]
- Modified Anthocyanin Content Index (MACI)	NIR / Green		[26,50]
- Anthocyanin Content Index (ACI)	Green / NIR		[51]
- Chlorophyll Index (CI)	$(\text{NIR} / \text{RedEdge})-1$		[42,52]
- Normalized Pigment Chlorophyll Index (NPCI)	$(\text{RedEdge}-\text{Blue}) / (\text{RedEdge}+\text{Blue})$	Chlorophyll content	[50,53,54]
- Normalized Difference Red-edge Index (NDRE)	$(\text{NIR}-\text{RedEdge}) / (\text{NIR}+\text{RedEdge})$		[35,50]
- Red-edge Green Index (REGI)	$(\text{RedEdge}-\text{Green}) / (\text{RedEdge}+\text{Green})$	Not defined	-
- Red-edge Rouge Index (RERI)	$(\text{RedEdge}-\text{Red}) / (\text{RedEdge}+\text{Red})$		-

164 by AIRBUS DS Geo-Intelligence [36]. The possibility with the Overland software to use the new
 165 model PROSPECT-D ([37,39]), which includes the three main families of leaf pigments (chlorophylls,
 166 carotenoids, and anthocyanins) as independent constituents, is particularly interesting for our study
 167 as we know that leaves discolorations observed in FD symptomatic vines are linked to a change in
 168 leaves pigments concentration, particularly in anthocyanins for red cultivars [40]. The full calculation
 169 method is described in [34].

170 2.2.2. Extraction of symptomatic and asymptomatic vine vegetation areas

171 A land cover map is created based on the output of a SVM (Support Vector Machine) using a radial
 172 basis function (RBF) kernel classification [55]. Four classes are used : 1-bare soil, 2-shadow, 3-inter-row
 173 vegetation and 4-grapevine vegetation. From the export of class 4, a mask of vine vegetation is
 174 created. From this mask, the pixel values of the 5 BS, 15 VI and 4 BP located within (FD or GTD) and
 175 asymptomatic (AS) areas were extracted (Figure 5) as well as the pixel type (AS, FD or GTD) and a
 176 categorical variable representing the disease severity observed in the field (ds1, ds2, ds3 and ds4).
 177 Buffers corresponding to symptomatic and asymptomatic vine vegetation areas were created from the
 178 GPS points and from the width and length of the vine vegetation collected in field. The number of
 179 vine vegetation areas and the total number of pixels finally used for the statistical analysis (training
 180 and validation) are presented in the table 5.

Table 4. Biophysical parameters estimated with the OVERLAND software.

Parameter name	Acronym	Description	Unit and Typical Range
fCover	fCover	Fractional cover of green vegetation (interception in vertical view)	0.0 to 1.0
Leaf Anthocyanin content	Ant	Anthocyanin content in the leaves (per leaf unit area)	0 to 12 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$
Leaf Carotenoid content	Car	Carotenoid content of the leaves (per leaf unit area)	0 to 15 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$
Leaf Chlorophyll content	Chl	Chlorophyll content in the leaves (per leaf unit area)	20 to 80 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$

181 2.2.3. Statistical analysis

182 The initial dataset of vine vegetation areas is split in two parts: one part for the selection of the best
 183 variables and mapping of symptomatic vines (training dataset) and the other part for the validation
 184 (validation dataset).

185 For case 1, the training dataset contains 80% of symptomatic areas (FD or GTD) with most severe
 186 symptoms ($\text{FD}_{ds4}/\text{GTD}_{ds4}$) and the same number of asymptomatic areas. The validation dataset
 187 corresponds to the vine vegetation areas belonging to the three other disease severity categories
 188 of FD and GTD (ds1, ds2 et ds3) and the remaining asymptomatic and symptomatic areas (20% of
 189 $\text{FD}_{ds4}/\text{GTD}_{ds4}$).

190 For case 2, the dataset is composed only by symptomatic areas. The training dataset contains
 191 80% of FD_{ds4} symptomatic areas and the same number of GTD_{ds4} symptomatic areas. The validation
 192 dataset consists of the remaining symptomatic areas (FD or GTD). Table 5 provides the total number
 193 of vines and pixels corresponding to the dataset used for statical analysis (training and validation).
 194 Equally, this dataset is used for the three scales of analysis (vineyard, cultivar and berry color) and for
 195 two cases of discrimination (Case 1 and Case 2).

Table 5. Number of vine vegetation (VV) areas and corresponding number of valid pixels (VP) (between brackets) used for the selection of the best variables and mapping of symptomatic vines (training dataset) and the validation steps (validation dataset) for each scale of analysis (vineyard, cultivar and color) for Case 1 (discrimination of asymptomatic AS and symptomatic FD or GTD) and Case 2 (discrimination of symptomatic FD and symptomatic GTD). DS1, DS2, DS3 and DS4 corresponds to the different levels of disease severity observed in the field.

Study case		Case 1								Case 2								
		Training		Validation				Training		Validation								
Disease severity		AS	FD or GTD	AS	FD or GTD			DS4	FD	GTD	FD			GTD			DS4	
		-	DS4	-	DS1	DS2	DS3		DS4	DS4	DS1	DS2	DS3	DS4	DS1	DS2		DS3
Vineyard																		
Fer_Servadou_(A)	VV	14	14	9	20	41	36	5	4	4	19	41	33	9	1	-	3	2
	(VP)	(285)	(634)	(184)	(819)	(1917)	(1813)	(254)	(196)	(228)	(762)	(1917)	(1715)	(323)	(57)		(98)	(141)
Fer_Servadou_(B)	VV	9	9	16	33	33	21	4	4	4	30	29	14	2	3	4	7	3
	(VP)	(295)	(340)	(503)	(934)	(1187)	(723)	(164)	(81)	(181)	(828)	(1011)	(410)	(97)	(106)	(176)	(313)	(145)
Gamay_(A)	VV	28	28	9	19	41	41	8	10	10	17	38	37	13	2	3	4	3
	(VP)	(608)	(1003)	(201)	(583)	(1481)	(1468)	(336)	(409)	(372)	(484)	(1393)	(1262)	(449)	(99)	(88)	(206)	(109)
Gamay_(B)	VV	18	18	5	6	20	26	18	11	11	3	6	7	3	3	14	19	11
	(VP)	(291)	(710)	(78)	(149)	(777)	(867)	(504)	(443)	(405)	(78)	(146)	(181)	(81)	(71)	(631)	(686)	(285)
Duras	VV	17	17	22	20	38	25	5	8	8	17	30	15	4	3	8	10	2
	(VP)	(355)	(539)	(421)	(542)	(1224)	(787)	(126)	(228)	(291)	(466)	(1026)	(410)	(103)	(76)	(198)	(377)	(43)
Cultivar																		
Fer_Servadou	VV	25	25	23	53	74	57	7	10	10	49	70	47	9	4	4	10	3
	(VP)	(635)	(1117)	(632)	(1753)	(3104)	(2536)	(275)	(387)	(513)	(1590)	(2928)	(2125)	(310)	(163)	(176)	(411)	(182)
Gamay	VV	57	57	3	25	61	67	15	28	28	20	44	44	9	5	17	23	7
	(VP)	(1124)	(1955)	(54)	(732)	(2258)	(2335)	(598)	(996)	(944)	(562)	(1539)	(1443)	(386)	(170)	(719)	(892)	(227)
Berry color																		
Red	VV	121	121	97	149	227	173	31	50	50	122	173	118	39	27	54	55	13
	(VP)	(2460)	(4488)	(1930)	(4448)	(8203)	(6438)	(1130)	(1757)	(1844)	(3603)	(6402)	(4437)	(1535)	(845)	(1801)	(2001)	(482)

196 Step 1 : Selection of the best discriminating variables

197 The objectives of the statistical analyses carried out is to select the SB or VI and BP that present
 198 the best discrimination potential. This analysis was realized using the samples available for each scale
 199 of analysis (as shown in table 5), based on the Receiver Operator Characteristic (ROC) analysis [56–58].
 200 The capacity of each selected variable to discriminate symptomatic (FD or GTD) from asymptomatic
 201 areas (Case 1) and FD from GTD symptomatic areas (Case 2) is evaluated. Table 6 provides an example
 202 of the interpretation of potential classification outcomes for Case 1. Three indicators of classification
 203 performance derived from the ROC analysis are used: the sensitivity ($Se=TP/TP+FN$), the specificity
 204 ($Sp=TN/FP+TN$) and the Area Under Curve (AUC). We define an optimal threshold that corresponds
 205 to the maximum of the Youden index ($Se + Sp - 1$) and allows to minimize errors on both sensibility
 206 and specificity values [56]. AUC ranges from 0.0 to 1.0 and a random classifier presents an AUC of 0.5
 207 (high amount of errors). Applied to the training dataset, experiments are performed using a random
 208 repeated hold-out strategy. The number of repetitions is 200. For each run, 2/3 of the training dataset
 209 are used for calibration and 1/3 for testing the classification accuracy (test) [59]. All selected variables
 210 with an AUC under 0.7 are considered as non-performing and then eliminated. Those with a mean
 211 AUC up to 0.7 are first ordered according to the mean AUC value, then to the mean sensitivity value,
 212 then to the mean specificity value. The comparison between the means of these parameters (AUC,
 213 sensibility and specificity) for each variable is realized using the Welch's t-test [60].

Table 6. Interpretation of potential classification outcomes for Case 1

Classification results	Reference data	
	Symptomatic (FD or GTD)	Asymptomatic
Symptomatic (FD or GTD)	True positive (TP) (Symptomatic pixel classified as Symptomatic)	False positive (FP) (Asymptomatic pixel classified as Symptomatic)
asymptomatic	False negative (FN) (Symptomatic pixel classified as Asymptomatic)	True negative (TN) (Asymptomatic pixel classified as Asymptomatic)

214 Step 2 : Mapping of symptomatic vine vegetation at the whole vineyard scale

215 This mapping is carried out by applying an optimal threshold on the selected variables (binary
 216 approach). The threshold values are obtained using the ROC method from the training datasets
 217 (See Table 5) available for each scale of analysis (vineyard, cultivar and berry color) and the two
 218 discrimination cases. For Case 1, the optimal threshold is applied to the entire vineyard. A binary map
 219 showing predicted symptomatic (FD or GTD) and asymptomatic pixels for each selected variable is
 220 obtained. For Case 2, the optimal threshold is applied to the symptomatic areas previously detected
 221 with case 1. This allows to create a binary map showing predicted symptomatic FD and symptomatic
 222 GTD pixels.

223 Step 3 : Validation

224 The objectives are first to appreciate if the mapping established in the step before could allow
 225 the detection of symptoms even inside areas where they are more diffuse and then if it is sensitive
 226 enough to characterize the level of infection of vine vegetation areas. This work was realized using
 227 the validation dataset available for each scale of analysis (as shown in Table 5). Validation samples
 228 are mainly composed of FD or GTD vegetation areas with disease levels of less than 75%. Inside each
 229 of these validation samples, the model was applied. A rate of predicted symptomatic pixels (FD or
 230 GTD) with respect to the total number of pixels was calculated from the mapping of symptomatic
 231 vines. This rate corresponds to the classifier-predicted disease severity. For the three scales of analysis
 232 (vineyard, cultivar and berry color), classifier-predicted disease severity was compared to disease
 233 severity observed in the field for Cases 1 and 2. In order to get comparable information between field
 234 disease severity and classifier-predicted disease severity, rates were first converted into five discrete
 235 classes (0, 1, 2, 3 or 4), each corresponding to one of the four disease severity (0%, 1-25%, 26-50%,

236 51-75% and 75-100%) classes. For Case 1, class 0 corresponds to asymptomatic areas and for case
 237 2 to GTD symptomatic areas. For this last case, asymptomatic pixels were excluded and only the
 238 four disease severity of FD classes were considered. Considering that those classes are ordinal and
 239 equidistant, the validation was handled as a regression problem. The overall agreement between field
 240 and predicted classes for a given vineyard was verified through the root-mean-squared error (RMSE)
 241 as formalized in Equation (1). Values of 1 or 3 respectively mean a difference of 1 or 3 FD_{ds} classes
 242 between field and predicted classes.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (ClassValue_{predicted} - ClassValue_{field})^2}{n}} \quad (1)$$

243 3. Results

244 3.1. Selection of the best discriminating variables

245 Table 7 and 8 present the best VI and BP and corresponding mean performance parameters (AUC,
 246 sensibility and specificity) for Case 1 and Case 2 at the three scales of analysis considered in this work
 247 (vineyard, cultivar and berry color). The Figure 6 illustrates the distribution of symptomatic and
 248 asymptomatic pixels values for one of the best discriminating variables. Based on the comparison of
 249 performance parameters' values, we can first note that performances of selected variables (SB, VI and
 250 BP) globally decrease with the scales of analysis (from vineyard to berry color scale) and that variables
 251 are in general more efficient for case 1. This is easily understandable when looking at Figure 6 where
 252 we observe - particularly for BP - a higher cover-up for variables selected for Case 2, leading to a global
 253 higher confusion between FD symptomatic and GTD symptomatic pixels. Consequently, best AUC
 254 values, whatever the variable selected, reach at maximum 0.95, 0.89 and 0.84 for case 1 at vineyard,
 255 cultivar and berry color scale respectively. For case 2, best AUC reach 0.90 and 0.79 at vineyard and
 256 cultivar scales respectively. No variable show satisfactory discriminating performance at the berry
 257 color scale (AUC <0.7). Associated sensibility and specificity values are generally lower than for Case
 258 1, meaning that commission and/or omission errors are even more frequent. The best discriminating
 259 VI and BP parameters are not necessarily the same according to the case and the scale studied. Next,
 260 results are analyzed for the two interesting categories of variables, vegetation indices and biophysical
 261 parameters.

262 3.1.1. Best vegetation indices

263 **For the Case 1** (Table 7), RGI and GRVI (both based on green and red spectral bands) or CI and
 264 NDRE (both bases on RedEdge and NIR) are globally found as the best discriminating vegetation
 265 indices at the 3 considered scales (except for the Fer_Servadou_R (A) vineyard) with quite good
 266 performances. At berry color scale, RGI and GRVI are the best variables. They show both the same poor
 267 discrimination performances with a mean AUC equal to 0.77, which is close to a random classifier.
 268 The sensitivity of 0.77 obtained for these two indices implies that 23% of the pixels located within
 269 the symptomatic areas showing a high level of infection (75-100%) were classified as asymptomatic
 270 pixels. The sensitivity of 0.66 implies that 34% of the pixels located within the asymptomatic areas are
 271 classified as symptomatic pixels.

272 **In the Case 2**, RERI and REGI are the best vegetation indices at vineyard and cultivar scale (except
 273 for the Fer_Servadou_R (B) and Gamay_R (A) vineyards). But performances are always very poor
 274 (AUC<0.8) at the cultivar scale. For example, when applying the REGI variable to the Gamay plots at
 275 cultivar scale, the sensitivity of 0.56 and the specificity of 0.94 indicate that: 44% of the pixels within
 276 the FD symptomatic areas are classified as GTD symptomatic pixels, and conversely 6% of the pixels
 277 located within the GTD symptomatic areas are classified as FD symptomatic pixels. At berry color
 278 scale, no vegetation index presents satisfying AUC values (up to 0.7).

Table 7. Two best biophysical parameters and vegetation indices to discriminate symptomatic vines vegetation areas (*Flavescence dorée* or Grapevine Trunk disease) from asymptomatic vines vegetation areas at three scale of analysis (by vineyard, by cultivar and by berry color. When two vegetation indices appear on the same line, their discrimination performances are equal.)

Study Case		Case 1 - FD or GTD and Asymptomatic vines			
scale of analysis		Best VI or BS		Best BP	
	Position	Variable	(AUC, Sens./Spe.)	Variable	(AUC, Sens./Spe.)
Vineyard					
Fer Servadou R (A)	1	REGI	(0.92, 0.83/0.87)	Car	(0.93, 0.84/0.91)
	2	GRVI	(0.90, 0.82/0.82)	AUC <0.70	-
Fer Servadou R (B)	1	RGI	(0.94, 0.85/0.85)	fCover	(0.89, 0.7/0.92)
	2	GRVI	(0.94, 0.84/0.87)	AUC <0.70	-
Gamay R (A)	1	CI,NDRE	(0.89, 0.85/0.75)	Car	(0.90, 0.84/0.82)
	2	NDVI	(0.80, 0.89/0.63)	fCover	(0.82, 0.87/0.70)
Gamay R (B)	1	RGI,GRVI	(0.86, 0.81/0.74)	Car	(0.90, 0.82/0.79)
	2	CI,NDRE	(0.81, 0.64/0.76)	fCover	(0.86, 0.85/0.75)
Duras R	1	GRVI	(0.95, 0.93/0.85)	Car	(0.92, 0.81/0.89)
	2	RGI	(0.95, 0.92/0.85)	fCover	(0.91, 0.84/0.81)
Cultivar					
Fer Servadou	1	RGI, GRVI	(0.89, 0.81/0.81)	Car	(0.87, 0.75/0.94)
	2	REGI	(0.88, 0.73/0.89)	fCover	(0.86, 0.75/0.84)
Gamay	1	CI,NDRE	(0.88, 0.77/0.8)	Car	(0.84, 0.71, 0.84)
	2	NDVI	(0.80, 0.84/0.64)	fCover	(0.78, 0.72/0.74)
Berry color					
Red	1	GRVI,RGI	(0.77,0.77/0.66)	Car	(0.84, 0.75/0.80)
	2	CI,NDRE	(0.71, 0.80/0.55)	fCover	(0.74, 0.78/0.62)

279 3.1.2. Best biophysical parameters

280 **For the Case 1**, whatever the scale of analysis considered (vineyard, variety or berry color), the BP
 281 Car (related to leaf carotenoid content) is the most often selected as the best biophysical parameter with
 282 mean AUC values between 0.84 and 0.93. Car values are always higher for symptomatic areas than for
 283 asymptomatic ones with a global low covering up between the datasets (Figure 6). At the berry color
 284 scale, performances are even better with the Car parameter (AUC 0.84, Sensibility/Specificity 0.75/0.8)
 285 than with the selected GRVI/RGI indices. **For the Case 2**, whatever the scale of analysis considered,
 286 overall performances are not satisfying. AUC values are below or close to 0.7. Results do not highlight
 287 a common biophysical parameter that can be used either at vineyard, variety or berry color scales.

288 3.2. Validation and mapping at the vineyard scale

289 The Figure 7 presents, for the three scales of analysis and the two discrimination cases, the
 290 comparison between the infection level predicted by the best variables (i.e. with the lowest RMSE)
 291 against the infection level observed in field. RMSE values globally indicates a difference of around
 292 one disease severity class, with RMSE values ranging from 0.63 to 1.18. The Figure 7 shows a slight
 293 increase in RMSE for Case 2 compared to Case 1. Differences of performances are observed between
 294 vineyards. Although similar results are obtained regarding vineyard scale and berry color scale. For
 295 example in the case of symptomatic areas for the Case 1 with a level of infection of 1-25%, the RMSE
 296 close to 1 means that symptomatic areas (FD or GTD) with an infection level of 1-25% (Class 2) are
 297 often classified as symptomatic areas with an infection level of 25-50% (Class 3) or as asymptomatic
 298 areas (Class 1). In Case 2, all GTD symptomatic areas were grouped into class 1. The RMSE close to 1
 299 indicates that FD symptomatic areas with an infection level of 1-25% (Class 2) are often classified as FD

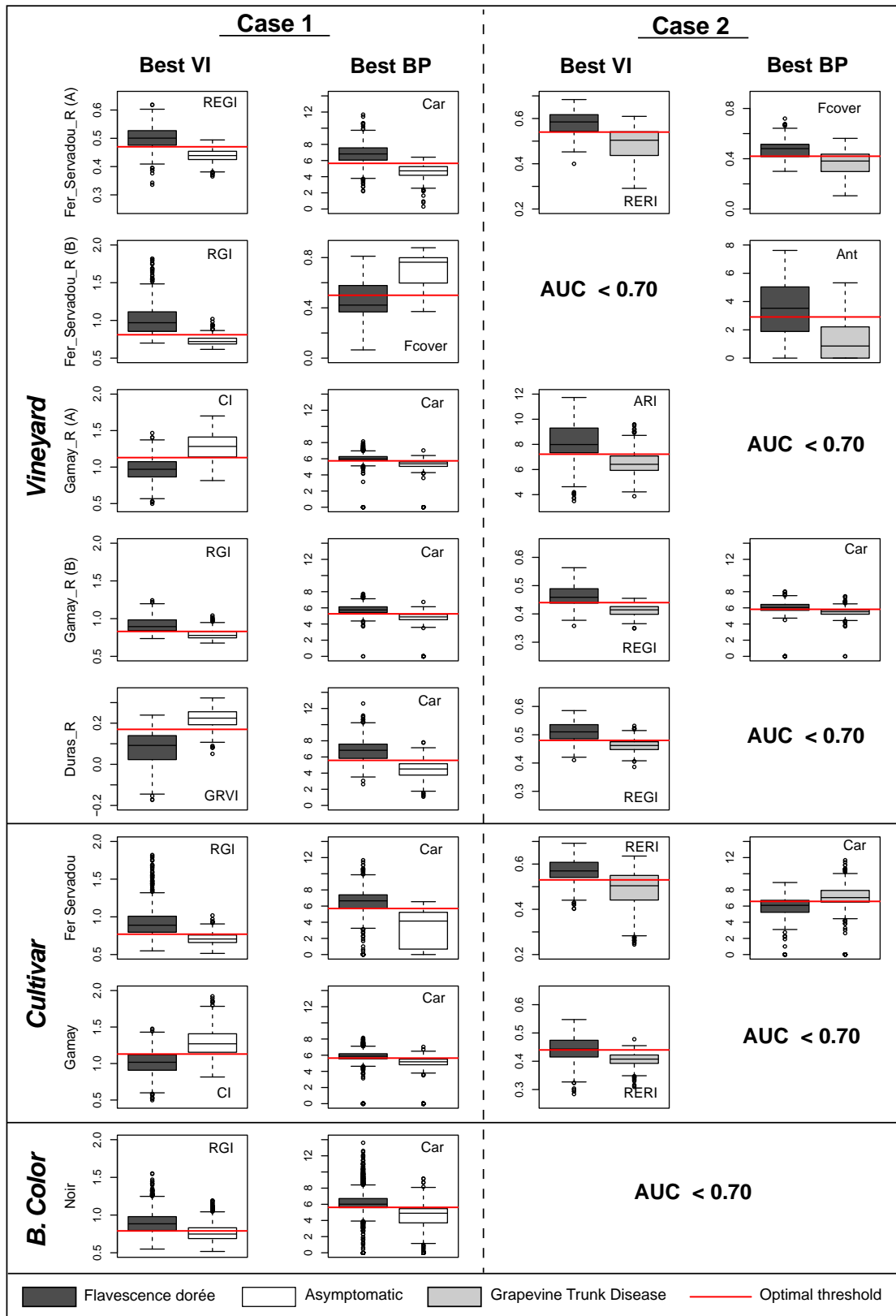


Figure 6. Boxplot of one best vegetation index and biophysical parameter per case and scale of analysis to separate symptomatic (FD or GTD) and asymptomatic vines (Case 1); and FD and GTD symptomatic vines (Case 2). For each variable, we show the optimal threshold (Red line).

Table 8. Two best biophysical parameters and vegetation indices to discriminate *Flavescence dorée* symptomatic vines vegetation areas from Grapevine Trunk Disease symptomatic vine vegetations areas at three scale of analysis (vineyard, cultivar and berry color)

Study Case		Case 2 - FD and GTD vines			
Scale of analysis		Best VI or BS		Best BP	
	Position	Variable	(AUC, Sens./Spe.)	Variable	(AUC, Sens./Spe.)
Vineyard					
Fer Servadou R (A)	1	RERI	(0.84, 0.76/0.74)	fCover	(0.79, 0.76/0.62)
	2	GRVI	(0.78, 0.69/0.69)	Car	(0.78, 0.67/0.72)
Fer Servadou R (B)	1	AUC <0.70	-	Ant	(0.77, 0.64/0.82)
	2			AUC <0,70	-
Gamay R (A)	1	ARI	(0.85, 0.79/0.76)	AUC <0.70	-
	2	RED	(0.80, 0.71/0.79)		
Gamay R (B)	1	REGI	(0.90, 0.77/0.9)	Car	(0.77, 0.67/0.79)
	2	ARI	(0.81, 0.69/0.81)	AUC <0.70	-
Duras R	1	REGI	(0.84, 0.76/0.80)	AUC <0.70	-
	2	MARI	(0.81, 0.72/0.75)		
Cultivar					
Fer Servadou	1	RERI	(0.79, 0.76/0.67)	Car	(0.74, 0.72/0.70)
	2	RED	(0.75, 0.79/0.55)	AUC <0.70	-
Gamay	1	REGI	(0.78, 0.56/0.94)	AUC <0.70	-
	2	MARI	(0.72, 0.5/0.80)	AUC <0.70	-
Berry color					
Red	1	AUC <0.70	-	AUC <0,70	-
	2				

300 symptomatic areas with an infection level of 25-50% (class 3) or as GTD symptomatic areas (whatever
301 the level of infection).

302 The validation step is completed by visually analyzing the maps realized with the best selected
303 variables at the whole vineyard scale. The figure 9 shows, for the Gamay_R(B) vineyard and each
304 scale of analysis, an example of the mapping of predicted symptomatic vines (Case 1, FD or GTD) and
305 predicted FD or GTD for the Case 2. No mapping has been performed for the Case 2 at the berry color
306 scale because none variable has shown satisfying discrimination performances. The Annexes A1, A2
307 and A3 show the mapping for all vineyards and all scale of analysis.

308 In the Case 1 (left part of Figure 9) and for the Gamay_R(B) vineyard taken as an example, the
309 maps of predicted symptomatic areas obtained using the Car variable are very similar for the three
310 scales of analysis because the three optimal thresholds are very close: 5.59, 5.65 and 5.67 for the
311 vineyard, cultivar and berry color scales respectively (Figure 6). Whatever the level of analysis, we
312 observe a lot of commissions errors (false FD or GTD predicted pixels) over areas where no symptoms
313 have been observed in field. The Figure 8 illustrates the main situations causing misclassification of
314 false symptomatic pixels. Table 9 shows the percentage of each of the situation observed over the
315 whole validation dataset used in the study for each vineyard.

316 For five vineyards over the seven studied, the first situation of commission errors concerns the area
317 along the vine rows where mixed soil/vegetation (Edges of the rows of vines) or shadow/vegetation
318 (Drop shadow) pixels are observed. Commission errors also occur in the middle of the vine rows
319 where pixels can be grouped or dispersed (random pixels). Some omission errors are also visible. It is
320 interesting to notice that the vegetation areas with disease verity inferior to 50% (DS1 et DS2) are more
321 difficult to detect and are often classified as asymptomatic vine vegetation.

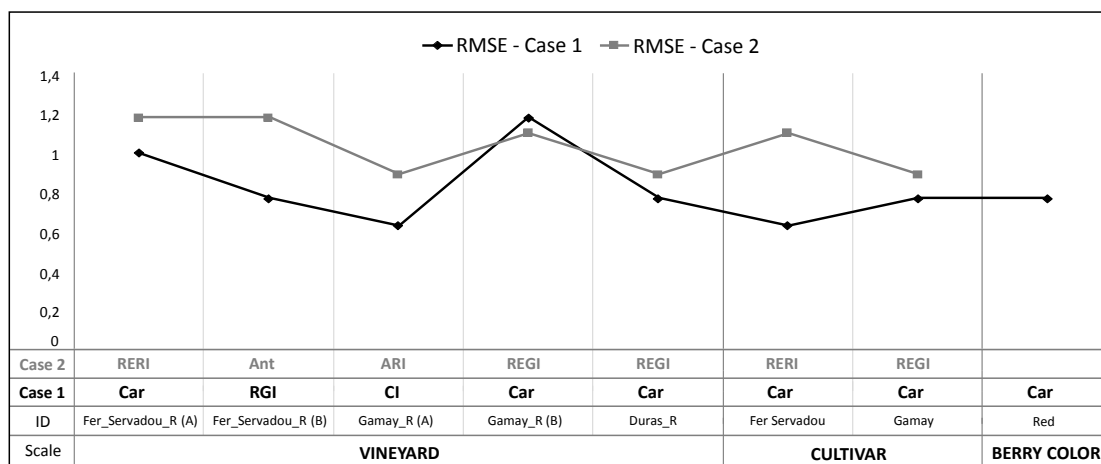


Figure 7. Validation results for Case 1 (discrimination between symptomatic FD or GTD/asymptomatic) and Case 2 (discrimination between symptomatic GTD and symptomatic FD) and each scale of analysis (vineyard, cultivar and berry color). RMSE: root-mean-square error.

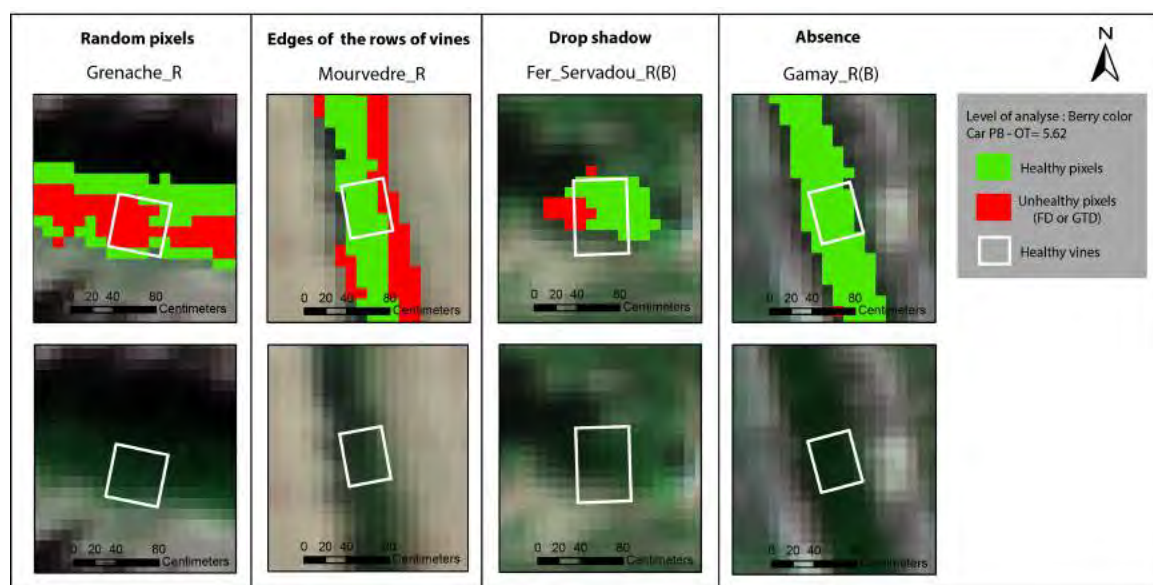


Figure 8. Description of classification errors within asymptomatic areas using the biophysical parameter Car calibrated by berry color (Optimal threshold = 5.62).

Table 9. Percentage of pixels for each of the main misclassification situations for Case 1 for each vineyard

	Random pixels (%)	Edges vines (%)	Drop shadow (%)	Absence (%)	Total AS vines
Red - Car >5.62					
Fer_Servadou_R(A)	36.36	54.55	0.00	9.09	11
Fer_servadou_R(B)	0.00	63.64	9.09	27.27	11
Gamay_R(A)	25.00	56.25	0.00	18.75	16
Gamay_R(B)	0.00	12.50	0.00	87.50	8
Duras_R	6.25	43.75	6.25	43.75	16
Mourvedre_R	0.00	69.23	0.00	30.77	13
Grenache_R	80.00	0.00	0.00	20.00	20

322 So, in the end, despite the good potential of the selected variable highlighted before, the mapping
323 of predicted FD or GTD symptomatic vegetation areas over the entire parcels does not reflect at all the
324 phytosanitary status observed in the field.

325 For the Case 2 (right part of Figure 9), the misclassifications between FD and GTD pixels can
326 concern few pixels inside several vegetation areas as it is the case in the example for the Gamay
327 showed here. Although, it can also concern an entire vine vegetation area in other cases (For example,
328 Fer_Servadou_R(B) et Duras_R). In all vineyards, most of the mixed pixels are classified as symptomatic
329 GTD pixels (See Appendix A and B).

330 4. Discussion

331 4.1. Case 1: Discrimination of FD or GTD symptomatic vines from asymptomatic vines

332 Using one variable (vegetation index or biophysical parameter) provides promising results
333 to discriminate symptomatic vine vegetation (FD or GTD) from asymptomatic vine vegetation for
334 red cultivars. Nevertheless, at the berry color scale, considered as the most operational one, the
335 sensitivity (0.75) and specificity values (0.80) obtained with the best variable (BP Car) implies that
336 25% of the symptomatic pixels are classified as asymptomatic pixels, and 20% of the asymptomatic
337 pixels are classified as symptomatic pixels. It is definitely not satisfying. The sensitivity value could
338 partly be explained by the use of symptomatic areas with an infection level of 75-100% in which few
339 asymptomatic pixels could exist. The specificity value could be explained partly by the presence of
340 mixed pixels, misclassified in the edges of the rows of vines.

341 The variables the most often selected at the vineyard, cultivar and berry color scales are the
342 vegetation indices RGI/GRVI and CI/NDRE, and the biophysical parameter Car. These variables are
343 related to the anthocyanins [27], chlorophylls [42,52] and carotenoids [37] leaf content respectively. This
344 is in agreement with literature as *Flavescence dorée* and Grapevine Trunk diseases cause a modification
345 in the photosynthesis process, and therefore in the leaves' pigment content. Variation in anthocyanin
346 content, the main factor explaining discoloration of leaves in red cultivars, was verified for leaves
347 affected by *Flavescence dorée* [40].

348 At the vineyard scale, the vegetation indices RGI and GRVI were also found with the 2015 dataset
349 acquired over the Gaillac AOC area that focused on symptomatic FD areas vs. asymptomatic areas
350 discrimination only [34]. These VI are based on the green and red spectral bands (RGI, GRVI). These
351 results are quite coherent with previous studies as the GRVI was also found as the best index to
352 discriminate FD symptomatic leaves from healthy leaves for red cultivars at the leaf scale [35].

353 Concerning the biophysical parameter, the Car, linked to the leaves carotenoid content, shows
354 the best performances. With the 2015 dataset, we found the Ant as the best discriminating parameter
355 [34]. We assume this result could be linked to a difference of the reddish coloration intensity observed
356 in field, higher in 2015 than in 2016 (See Figure 10). Complementary work is needed to go further
357 and confirm this assumption. According to the Car values calculated with the Overland software,
358 symptomatic pixels show higher values than asymptomatic ones for all red cultivar studied. Few
359 studies [49,53] have reported that senescent leaves (with FD leaves comparable discolorations) present
360 a lower carotenoid content than green healthy leaves; but to our knowledge, no study bringing
361 information about real carotenoid content of FD leaves has been carried out so far. Such studies would
362 be the only way to validate the consistency of our results.

363 4.2. Case 2: Discrimination of FD from GTD vines

364 Discriminating FD from GTD symptomatic vine vegetation using one variable appears to be
365 more challenging given the discrimination performances observed. It could be interesting only at the
366 vineyard or cultivar scales where best selected vegetation indices are the RERI and REGI, both using
367 Red-Edge and Red or Green spectral bands. Concerning the biophysical parameters, AUC values are
368 either not acceptable (below 0.7) or still low for the best classifiers.

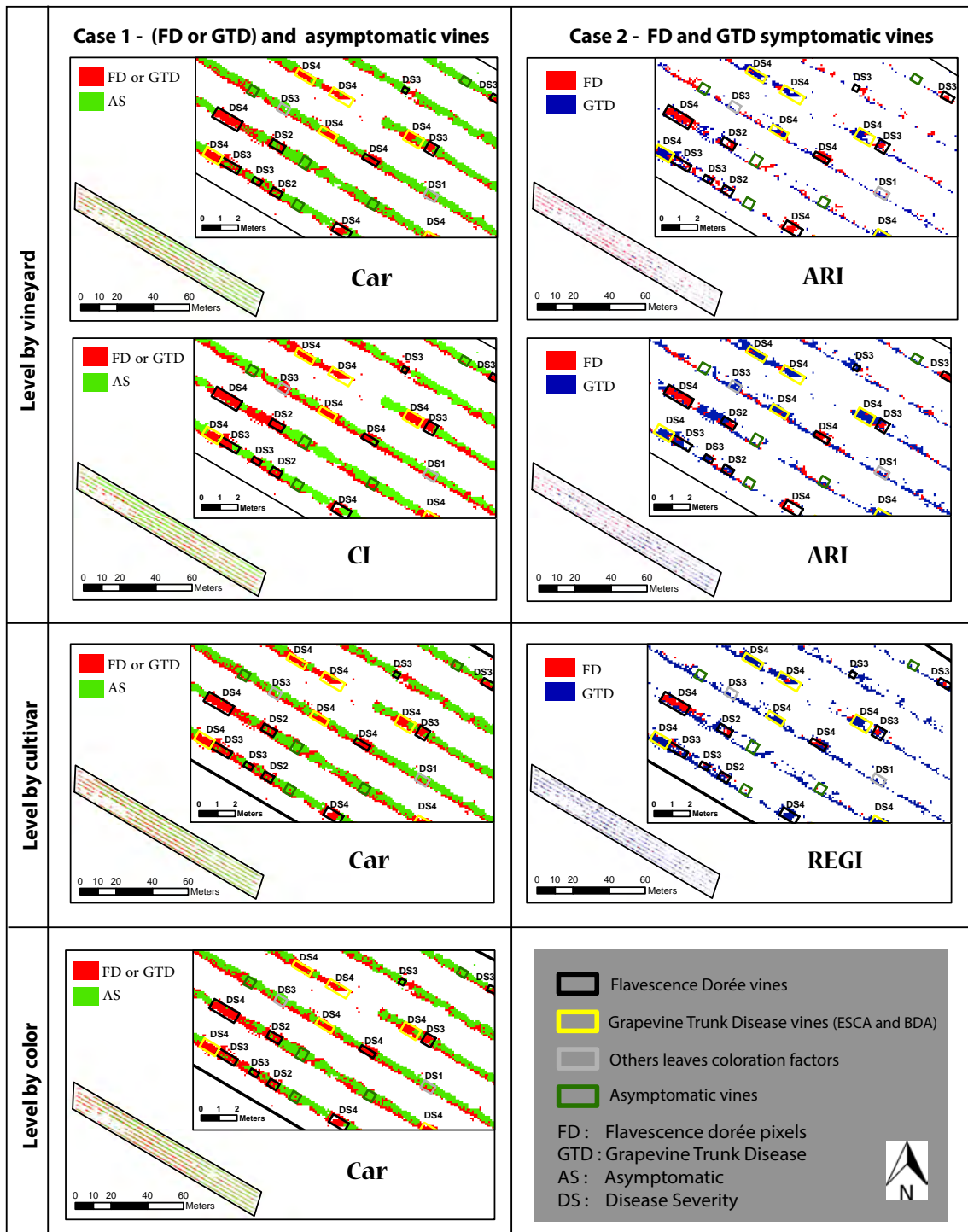


Figure 9. Map disease using the best vegetation index, biophysical parameters calibrated by vineyard, cultivar and color to discriminate asymptomatic and symptomatic vines (Flavescence dorée and Grapvine Trunk disease plant). Example with the Gamay_R_B field (red cultivar).

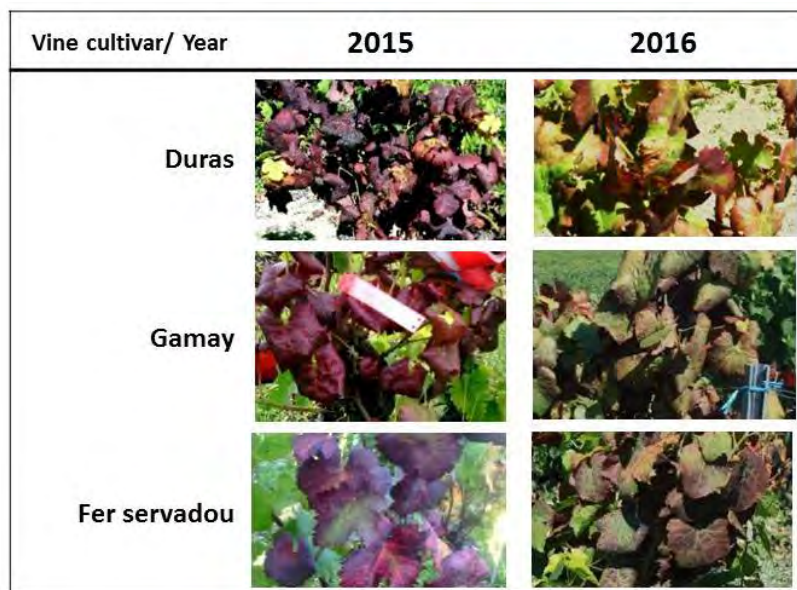


Figure 10. Different levels of leaf coloration intensity affected by the *Flavescence dorée* grapevine disease for the same cultivar in 2015 and 2016. The images were taken on vineyard located in the Gaillac AOC.

369 Vegetation indices and biophysical parameters related to the leaves' pigment content are not efficient
 370 in discriminating FD and GTD. Both diseases lead to similar pigment variations. The non-specificity
 371 of multispectral variables has also been found by [31] in the case of ESCA detection using the NDVI
 372 vegetation index. In addition, as we have mentioned, FD symptomatic vines show a slight discoloration
 373 of the leaves in 2016. FD symptomatic vines with a strong discoloration (like those observed in 2015)
 374 are easier to differentiate from GTD symptomatic vines. Further studies could focus on the areas with
 375 stronger discoloration to aim at specific discrimination between FD and GTD.

376 Whatever the discrimination case, when the selected variables are applied to the whole vineyard,
 377 pixels are misclassified. It implies further work to provide an operational service. The limits identified
 378 is mainly related to the presence of i) mixed pixels, ii) symptomatic areas with a low level of infection,
 379 and iii) other abnormal factors of leaf discoloration (e.g. apoplexy). These limits have already been
 380 found in the studies on the detection of grapevine leafroll disease [30] or ESCA [31], and in the study
 381 we carried out in 2015 on *Flavescence dorée* [34].

382 5. Conclusions and perspectives

383 *Flavescence dorée* is a grapevine disease with important economic consequences for winegrowers.
 384 The most effective mean of control is the uprooting of the vine presenting the symptoms of the
 385 disease. However, the detection of these strains in the vineyard is time-consuming. Use of remote
 386 sensing images acquired from UAVs appears as a fast and accurate tool for detecting the symptomatic
 387 vine foliage. A first study carried out on a dataset acquired in 2015 over 4 selected vineyards has
 388 highlighted the potentiality of UAV multispectral images to discriminate FD symptomatic areas from
 389 asymptomatic areas [34]. This first study also showed the necessity to discriminate *Flavescence dorée*
 390 from other vineyard diseases presenting similar changes in leaf coloration when considering red
 391 cultivars.

392 The new study presented in this paper aims at testing the potential of 20 variables (5 spectral
 393 bands, 11 vegetation indices and 4 biophysical parameters) computed from UAV multispectral imagery
 394 to remotely discriminate (1) symptomatic from asymptomatic vines (Case1) and (2) FD from GTD
 395 symptomatic vine (Case2). Receiver operator characteristic (ROC) analysis was used to determine
 396 the capacity of each variable to discriminate FD from AS pixels using both univariate classification

397 approaches. Our proposed method, tested over seven red cultivar vineyards, seems promising to
398 detect diseases leading to leaves discolorations such as FD and GTD. But the specific detection of
399 FD still appears to be limited. A visual analysis of the disease mapped at whole vineyard scale
400 highlights problems of misclassifications of true symptomatic FD or GTD and asymptomatic pixels,
401 already observed in the 2015 study. Most of those misclassifications could be related to the presence of
402 mixed soil/vine vegetation or shadow/vine vegetation pixels. So, from an operational perspective,
403 future work should focus on improving vine vegetation masking. It could be done by using the
404 surface elevation extracted from UAV images to separate rows from the row spacing as suggested
405 by [61]. Another alternative would be the use of image processing algorithm based on dynamic
406 segmentation, Hough Space Clustering and Total Least Squares techniques proposed by [62]. Another
407 work perspective is definitely to analyze more in details spectral signatures of vineyards diseases
408 leading to FD similar discolorations that will complete the results obtained by Guttler and al. [35] and
409 Al-saddik and al. [63]. This could lead to the development of a specific spectral index and to suggest
410 specifications in terms of the number and width of bands to adapt existing sensors, or build future
411 sensors for enhanced FD detection. This index should be able to take into account mixed infections
412 and different levels in leaves coloration intensity.

413 Acknowledgement(s)

414 This study was performed at the PURPAN Engineer school (INP Toulouse, France) in close
415 collaboration with the TerraNIS company. It was partly funded within the regional OENOMIP project
416 which is co-funded by the European Union. We thank the Delair Tech company, the Maison des Vins
417 de Gaillac, the Chamber of Agriculture of Tarn (82), the Institut Coopératif du Vin group for their help
418 and support for data collection.

419

- 420 1. Chucho, J.; Thiéry, D. Biology and ecology of the Flavescence dorée vector *Scaphoideus titanus*: a review.
421 *Agronomy for sustainable development* **2014**, *34*, 381–403.
- 422 2. Bruez, E.; Lecomte, P.; Grosman, J.; Doublet, B.; Bertsch, C.; Fontaine, F.; Ugaglia, A.; Teissedre, P.L.;
423 Da Costa, J.P.; Guerin-Dubrana, L.; others. Overview of grapevine trunk diseases in France in the 2000s.
424 *Phytopathologia Mediterranea* **2013**, pp. 262–275.
- 425 3. Fontaine, F.; Gramaje, D.; Armengol, J.; Smart, R.; Nagy, Z.A.; Borgo, M.; Rego, C.; Corio-Costet, M.F.
426 *Grapevine trunk diseases. A review*; Cahiers de recherche, OIV Publications: Paris, France, 2016.
- 427 4. Schvester, D.; Carle, P.; Moutous, G. Transmission de la flavescence dorée de la vigne par *Scaphoideus*
428 *littoralis* Ball. *Annales des Epiphyties*, 1963, Vol. 14, pp. 175–198.
- 429 5. Mori, N.; Bressan, A.; Martin, M.; Guadagnini, M.; Girolami, V.; Bertaccini, A. Experimental transmission
430 by *Scaphoideus titanus* Ball of two Flavescence dorée-type phytoplasmas. *VITIS - Journal of Grapevine*
431 *Research* **2002**, *41*, 99.
- 432 6. Galet, P. *Les maladies et les parasites de la vigne Tome 1*; Tec & Doc Distribution, 1999.
- 433 7. Bovey, R. *Maladies à virus et affections similaires de la vigne*; Payot, 1980.
- 434 8. Chucho, J. Comportement de *Scaphoideus titanus*, conséquences spatiales et démographiques. PhD thesis,
435 Université Victor Segalen Bordeaux 2, Bordeaux, France, 2010.
- 436 9. Pueyo, C.; Carrara, J.; Parent, E. Flavescence dorée en Languedoc Roussillon: Bilan de 10 années de lutte
437 (Synthese des données 1997 - 2007), 2008.
- 438 10. Vitali, M.; Chitarra, W.; Galetto, L.; Bosco, D.; Marzachi, C.; Gullino, M.; Spanna, F.; Lovisolo, C. Flavescence
439 dorée phytoplasma deregulates stomatal control of photosynthesis in *Vitis vinifera*. *Annals of Applied*
440 *Biology* **2013**, *162*, 335–346. doi:10.1111/aab.12025.
- 441 11. Mugnai, L.; Graniti, A.; Surico, G. Esca (black measles) and brown wood-streaking: two old and elusive
442 diseases of grapevines. *Plant disease* **1999**, *83*, 404–418.
- 443 12. Guerin-Dubrana, L.; Labenne, A.; Labrousse, J.C.; Bastien, S.; Rey, P.; Gégout-Petit, A. Statistical analysis of
444 grapevine mortality associated with esca or *Eutypa dieback* foliar expression. *Phytopathologia Mediterranea*
445 **2012**, *52*, 276–288. doi:10.14601/Phytopathol_Mediterr-11602.

- 446 13. Denizot, A.M.; Larignon, P. Description des symptômes des maladies du bois - Black Dead Arm, 2008.
- 447 14. Denizot, A.M.; Larignon, P. Description des symptômes des maladies du bois -ESCA, 2008.
- 448 15. MAAF. Rapport annuel de la Surveillance biologique du territoire de l'année 2013. Technical report,
449 Ministère de l'Agriculture de l'Agroalimentaire et de la Forêt, 2013.
- 450 16. MAAF. Rapport annuel de la Surveillance biologique du territoire de l'année 2015. Technical report,
451 Ministère de l'Agriculture de l'Agroalimentaire et de la Forêt, 2015.
- 452 17. Sankaran, S.; Mishra, A.; Ehsani, R.; Davis, C. A review of advanced techniques for detecting plant diseases.
453 *Computers and Electronics in Agriculture* **2010**, *72*, 1–13. doi:10.1016/j.compag.2010.02.007.
- 454 18. Martinelli, F.; Scalenghe, R.; Davino, S.; Panno, S.; Scuderi, G.; Ruisi, P.; Villa, P.; Stroppiana, D.; Boschetti,
455 M.; Goulart, L.R.; Davis, C.E.; Dandekar, A.M. Advanced methods of plant disease detection. A review.
456 *Agronomy for Sustainable Development* **2015**, *35*, 1–25.
- 457 19. Yang, C.M.; Cheng, C.H.; Chen, R.K. Changes in spectral characteristics of rice canopy infested with brown
458 planthopper and leafhopper. *Crop science* **2007**, *47*, 329–335.
- 459 20. Naidu, R.A.; Perry, E.M.; Pierce, F.J.; Mekuria, T. The potential of spectral reflectance technique for the
460 detection of Grapevine leafroll-associated virus-3 in two red-berried wine grape cultivars. *Computers and*
461 *Electronics in Agriculture* **2009**, *66*, 38–45. doi:10.1016/j.compag.2008.11.007.
- 462 21. Meroni, M.; Rossini, M.; Colombo, R. Characterization of leaf physiology using reflectance and fluorescence
463 hyperspectral measurements. *Optical observation of vegetation properties and characteristics. Research Signpost,*
464 *Trivandrum* **2010**, pp. 165–187.
- 465 22. Mahlein, A.K.; Steiner, U.; Hillnhütter, C.; Dehne, H.W.; Oerke, E.C. Hyperspectral imaging for
466 small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases. *Plant Methods* **2012**, *8*, 3.
467 doi:10.1186/1746-4811-8-3.
- 468 23. Mahlein, A.K. Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision
469 Agriculture and Plant Phenotyping. *Plant Disease* **2015**, *100*, 241–251. doi:10.1094/PDIS-03-15-0340-FE.
- 470 24. Zhang, M.; Qin, Z.; Liu, X.; Ustin, S.L. Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in
471 California, USA, using hyperspectral remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and*
472 *Geoinformation* **2003**, *4*, 295–310.
- 473 25. Mahlein, A.K.; Rumpf, T.; Welke, P.; Plümer, L.; Steiner, U.; Oerke, E.C. Development of spectral indices for
474 detecting and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment* **2013**, *128*, 21–30.
- 475 26. Steele, M.R.; Gitelson, A.A.; Rundquist, D.C.; Merzlyak, M.N. Nondestructive estimation of anthocyanin
476 content in grapevine leaves. *American Journal of Enology and Viticulture* **2009**, *60*, 87–92.
- 477 27. Gamon, J.A.; Surfus, J.S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer. *New Phytologist*
478 **1999**, *143*, 105–117. doi:10.1046/j.1469-8137.1999.00424.x.
- 479 28. Hall, A.; LAMB, D.; Holzappel, B.; Louis, J. Optical remote sensing applications in viticulture - a review,
480 2008.
- 481 29. Lobitz, B.; Johnson, L.; Hlavka, C.; Armstrong, R.; Bell, C. Grapevine Remote Sensing Analysis of Phylloxera
482 Early Stress (GRAPES): Remote Sensing Analysis Summary. Technical report, National Aeronautics and
483 Space Administration, 1997.
- 484 30. MacDonald, S.L.; Staid, M.; Staid, M.; Cooper, M.L. Remote hyperspectral imaging of grapevine
485 leafroll-associated virus 3 in cabernet sauvignon vineyards. *Computers and Electronics in Agriculture*
486 **2016**, *130*, 109–117. doi:10.1016/j.compag.2016.10.003.
- 487 31. Gennaro, S.F.D.; Battiston, E.; Marco, S.D.; Facini, O.; Matese, A.; Nocentini, M.; Palliotti, A.;
488 Mugnai, L. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe
489 disease within a vineyard affected by esca complex. *Phytopathologia Mediterranea* **2016**, *55*, 262–275.
490 doi:10.14601/Phytopathol_Mediterr-18312.
- 491 32. Paindavoine, M.; Zunino, P.; Brossaud, F.; Cointault, F. Détection de foyers infectieux de Flavescence Dorée
492 par imagerie de drone, 2015.
- 493 33. Al-Saddik, H.; Simon, J.C.; Brousse, O.; Zunino, E.; Trarieux, C.; Salon, C.; Cointault, F. Solution de
494 détection des maladies de la vigne par imagerie drone. Diagnostic et réduction des pesticides à la parcelle.
495 *Revue des oenologues et des techniques vitivinicoles et oenologiques* **2017**, *162*, 14–15.
- 496 34. Albetis, J.; Duthoit, S.; Guttler, F.; Jacquin, A.; Goulard, M.; Poilvé, H.; Féret, J.B.; Dedieu, G. Detection
497 of Flavescence dorée Grapevine Disease Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imagery.
498 *Remote Sensing* **2017**, *9*, 308. doi:10.3390/rs9040308.

- 499 35. Guttler, F.; Duthoit, S.; Fauvel, M.; Jacquin, A. Spectral analysis of *Vitis vinifera* leaves for the detection of
500 the Flavescence dorée disease in red and white cultivars. Article in preparation. *Science* **2018**.
- 501 36. Poilvé, H. Towards an Operational GMES Land Monitoring Core Service - BioPar Product User Manual -
502 MERIS FR Biophysical Products. Technical report, European Research Project geoland2 (FP7, EC Proposal
503 Reference No.: FP-7-218795), 2010.
- 504 37. Féret, J.B.; Gitelson, A.A.; Noble, S.D.; Jacquemoud, S. PROSPECT-D: Towards modeling leaf
505 optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sensing of Environment* **2017**, *193*, 204–215.
506 doi:10.1016/j.rse.2017.03.004.
- 507 38. Jacquemoud, S.; Verhoef, W.; Baret, F.; Bacour, C.; Zarco-Tejada, P.J.; Asner, G.P.; François, C.; Ustin, S.L.
508 PROSPECT+ SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*
509 **2009**, *113*, S56–S66.
- 510 39. Féret, J.B.; François, C.; Asner, G.P.; Gitelson, A.A.; Martin, R.E.; Bidet, L.P.; Ustin, S.L.; le Maire,
511 G.; Jacquemoud, S. PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating
512 photosynthetic pigments. *Remote Sensing of Environment* **2008**, *112*, 3030–3043.
- 513 40. Margaria, P.; Ferrandino, A.; Caciagli, P.; Kedrina, O.; Schubert, A.; Palmano, S. Metabolic and transcript
514 analysis of the flavonoid pathway in diseased and recovered Nebbiolo and Barbera grapevines (*Vitis*
515 *vinifera*L.) following infection by Flavescence dorée phytoplasma. *Plant, Cell & Environment* **2014**,
516 *37*, 2183–2200. doi:10.1111/pce.12332.
- 517 41. Rouse Jr, J.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with
518 ERTS. *NASA special publication* **1974**, *351*, 309.
- 519 42. Gitelson, A.A.; Kaufman, Y.J.; Stark, R.; Rundquist, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation
520 fraction. *Remote Sensing of Environment* **2002**, *80*, 76–87. doi:10.1016/S0034-4257(01)00289-9.
- 521 43. Gitelson, A.A.; Kaufman, Y.J.; Merzlyak, M.N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation
522 from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment* **1996**, *58*, 289–298. doi:10.1016/S0034-4257(96)00072-7.
- 523 44. Yuan, L.; Pu, R.; Zhang, J.; Wang, J.; Yang, H. Using high spatial resolution satellite imagery for mapping
524 powdery mildew at a regional scale. *Precision agriculture* **2016**, *17*, 332–348.
- 525 45. Richardson, A.J.; Wiegand, C.L. Distinguishing vegetation from soil background information.
526 *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **1977**, *43*, 1541–1552.
- 527 46. Cui, D.; Zhang, Q.; Li, M.; Zhao, Y.; Hartman, G.L. Detection of soybean rust using a multispectral image
528 sensor. *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety* **2009**, *3*, 49–56. doi:10.1007/s11694-009-9070-8.
- 529 47. Huete, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment* **1988**, *25*, 295–309.
- 530 48. Gitelson, A.A.; Merzlyak, M.N.; Chivkunova, O.B. Optical properties and nondestructive estimation of
531 anthocyanin content in plant leaves. *Photochemistry and photobiology* **2001**, *74*, 38–45.
- 532 49. Gitelson, A.A.; Keydan, G.P.; Merzlyak, M.N. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll,
533 carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves. *Geophysical Research Letters* **2006**, *33*, L11402.
534 doi:10.1029/2006GL026457.
- 535 50. Patrick, A.; Pelham, S.; Culbreath, A.; Holbrook, C.C.; Godoy, I.J.D.; Li, C. High throughput phenotyping
536 of tomato spot wilt disease in peanuts using unmanned aerial systems and multispectral imaging. *IEEE*
537 *Instrumentation Measurement Magazine* **2017**, *20*, 4–12. doi:10.1109/MIM.2017.7951684.
- 538 51. van den Berg, A.K.; Perkins, T.D. Nondestructive estimation of anthocyanin content in autumn sugar
539 maple leaves. *HortScience* **2005**, *40*, 685–686.
- 540 52. Steele, M.R.; Gitelson, A.A.; Rundquist, D.C. A comparison of two techniques for nondestructive
541 measurement of chlorophyll content in grapevine leaves. *Agronomy Journal* **2008**, *100*, 779–782.
542 doi:10.2134/agronj2007.0254N.
- 543 53. Zarco-Tejada, P.J.; Miller, J.R.; Noland, T.L.; Mohammed, G.H.; Sampson, P.H. Scaling-up and model
544 inversion methods with narrowband optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest
545 canopies with hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **2001**, *39*, 1491–1507.
546 doi:10.1109/36.934080.
- 547 54. Peñuelas, J.; Gamon, J.A.; Fredeen, A.L.; Merino, J.; Field, C.B. Reflectance indices associated with
548 physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves. *Remote Sensing of Environment* **1994**,
549 *48*, 135–146. doi:10.1016/0034-4257(94)90136-8.
- 550 55. Cortes, C.; Vapnik, V. Support-vector networks. *Machine Learning* **1995**, *20*, 273–297.
551 doi:10.1007/BF00994018.

- 552 56. Delacour, H.; Servonnet, A.; Perrot, A.; Vigezzi, J.F.; Ramirez, J.M. La courbe ROC (Receiver operating
553 characteristic) : principes et principales applications en biologie clinique. *Annales de Biologie Clinique* **2005**,
554 63, 145–154.
- 555 57. Fawcett, T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* **2006**, 27, 861–874.
556 doi:10.1016/j.patrec.2005.10.010.
- 557 58. Saatchi, S.; Buermann, W.; Ter Steege, H.; Mori, S.; Smith, T.B. Modeling distribution of Amazonian
558 tree species and diversity using remote sensing measurements. *Remote Sensing of Environment* **2008**,
559 112, 2000–2017.
- 560 59. Hastie, T.; Tibshirani, R.; Friedman, J. The elements of statistical learning New York. NY: Springer **2001**, pp.
561 115–163.
- 562 60. Welch, B.L. The generalization of student's' problem when several different population variances are
563 involved. *Biometrika* **1947**, 34, 28–35.
- 564 61. Weiss, M.; Baret, F. Using 3D Point Clouds Derived from UAV RGB Imagery to Describe Vineyard 3D
565 Macro-Structure. *Remote Sensing* **2017**, 9, 111. doi:10.3390/rs9020111.
- 566 62. Comba, L.; Gay, P.; Primicerio, J.; Ricauda Aimonino, D. Vineyard detection from unmanned aerial systems
567 images. *Computers and Electronics in Agriculture* **2015**, 114, 78–87. doi:10.1016/j.compag.2015.03.011.
- 568 63. Al-Saddik, H.; Simon, J.C.; Cointault, F. Development of Spectral Disease Indices for 'Flavescence Dorée'
569 Grapevine Disease Identification. *Sensors (Basel, Switzerland)* **2017**, 17. doi:10.3390/s17122772.

570 **6. Appendices**

571 *Appendix .1 Map disease level of analyse vineyard*

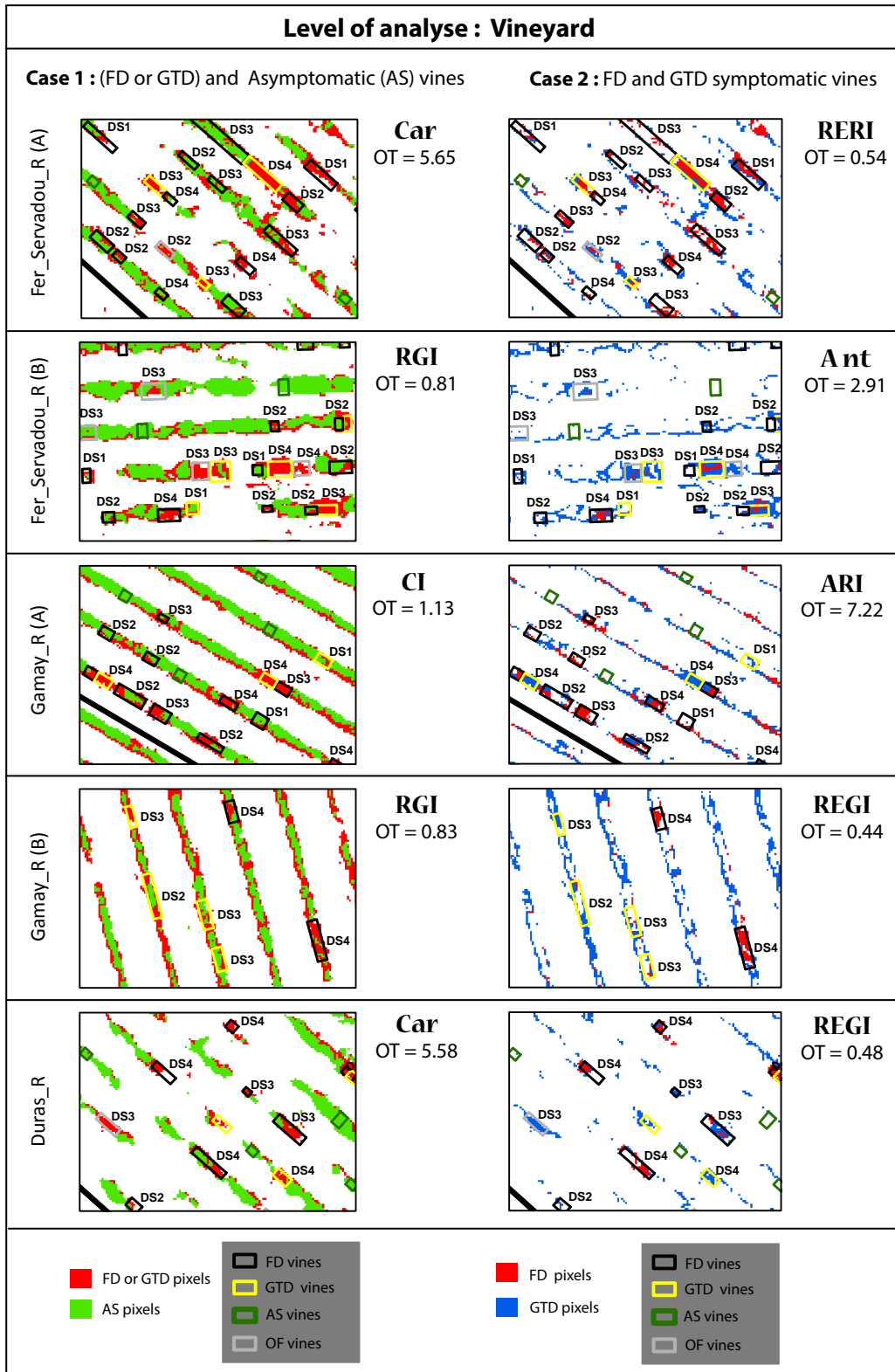


Figure A1. Map disease using the best multispectral variable (Spectral band, vegetation index or biophysical parameter) calibrated by vineyard to discriminate unhealthy (Flavescence dorée and Grapevine Trunk Disease) and healthy plants (H) (case 1) and Flavescence dorée (FD) and Grapevine Trunk Disease (GTD) (case 2).

572 *Appendix .2 Map disease level of analysis cultivar*

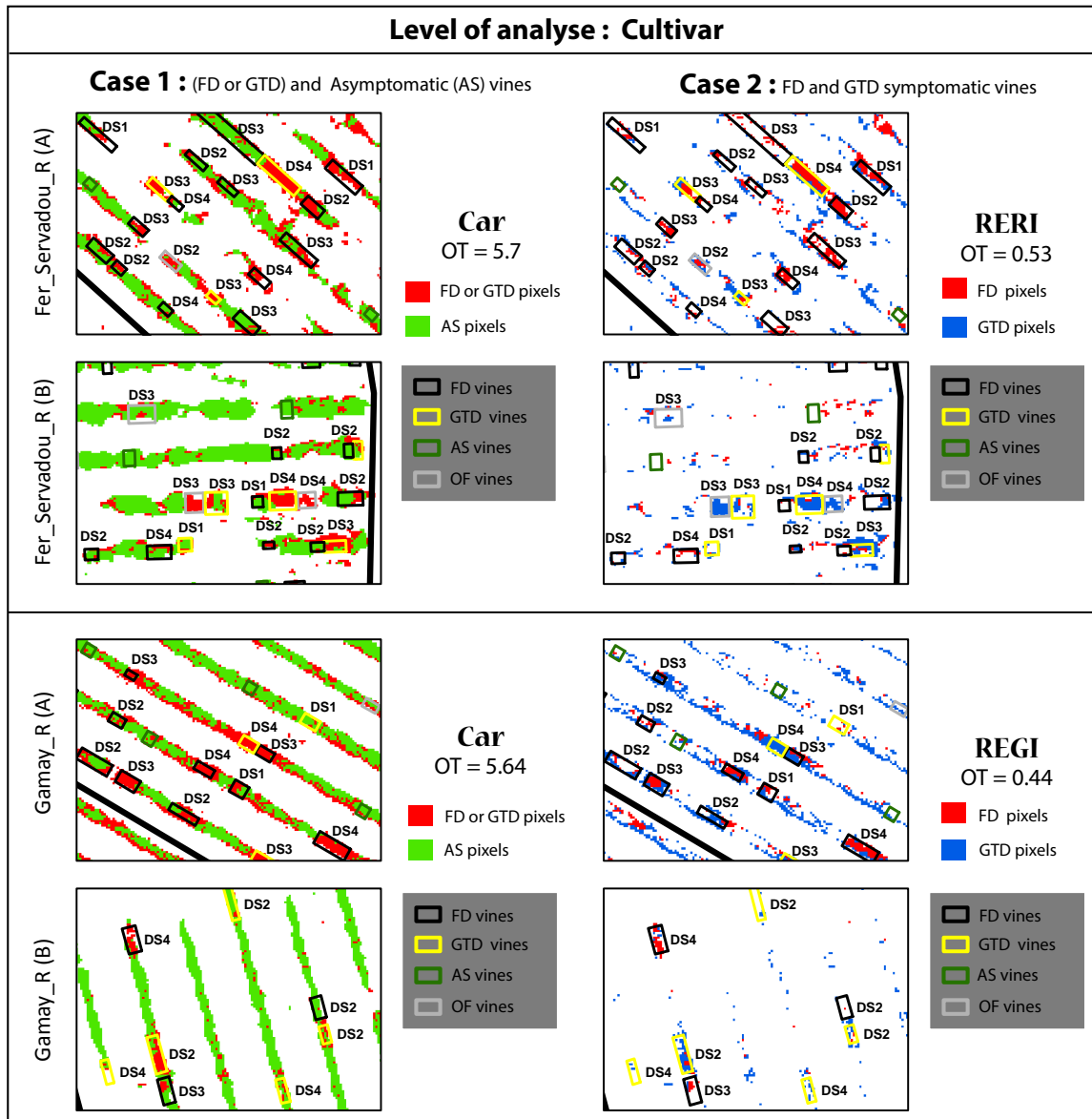


Figure A2. Map disease using the best multispectral variable (Spectral band, vegetation index or biophysical parameter) calibrated by cultivar to discriminate unhealthy (Flavescence dorée and Grapevine Trunk Disease) and healthy plants (H) (case 1) and Flavescence dorée (FD) and Grapevine Trunk Disease (GTD) (case2).

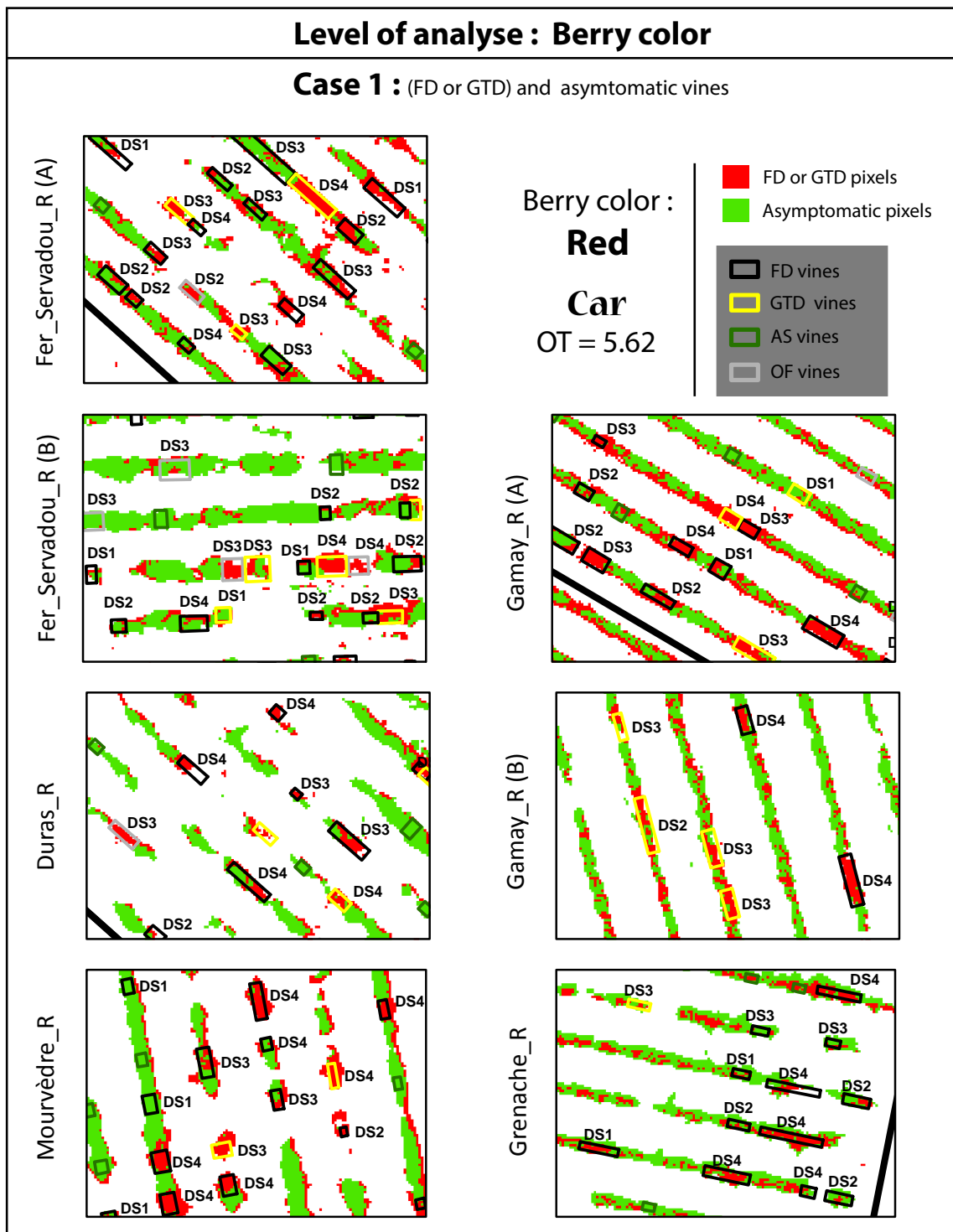


Figure A3. Map disease using the best multispectral variable (Spectral band, vegetation index or biophysical parameter) calibrated by color to discriminate unhealthy (Flavescence dorée and Grapevine Trunk Disease) and Healthy (H) vines (case 1).

574 © 2018 by the authors. Submitted to *Journal Not Specified* for possible open access publication
575 under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license
576 (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

3 Résultats complémentaires sur la discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) à partir de la technique probabiliste

Le paramètre biophysique Car est la variable la plus performante pour la discrimination dans le Cas 1 (discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) des zones asymptomatiques ; cf. partie 2 de ce chapitre V). La technique probabiliste est donc testée en utilisant ce paramètre à l'échelle par couleur. L'analyse de la performance de la technique probabiliste est réalisée en deux étapes : une étape de cartographie des zones de feuilles symptomatiques (FD et/ou MB) et une étape de validation.

3.1 Cartographie des zones de feuilles symptomatique (FD et/ou MB)

Le modèle de probabilité utilisé pour cartographier les zones symptomatiques (FD et/ou MB) est construit à partir d'un modèle linéaire généralisé (GLM) appelé prédicteur linéaire de y (η) (voir le détail du modèle de probabilité dans la partie 2.5.2 du chapitre III). Les coefficients de régression de ce dernier sont calculés sur la base d'un sous-échantillon des pixels situés à l'intérieur des zones symptomatiques et asymptomatiques des sept parcelles de cépage noir sélectionnées en 2016 (voir jeu de donnée d'entrée en Annexe 2D). L'équation 13 montre le prédicteur linéaire de y obtenus à partir du paramètre biophysique Car.

$$\eta = -3.43 + 0.75 * \text{Car} \quad \text{Équation (13)}$$

Le prédicteur linéaire de y (η) est ensuite utilisé pour calculer la probabilité qu'un pixel soit symptomatique en appliquant le modèle de probabilité (p) décrit par l'équation 11 décrit dans la partie 2.5.2 du chapitre III.

La Figure 42 présente la cartographie du feuillage symptomatique (FD et/ou MB) produite à partir de ce modèle de probabilité sur les sept parcelles de cépage noir. À partir de cette cartographie, nous constatons que :

- les zones symptomatiques (FD et/ou MB) sont globalement caractérisées par une probabilité moyenne ou forte (orange ou rouge), et cela est d'autant plus marqué pour les zones avec un niveau d'infection supérieur à 50% (NI3 et NI4)
- la plupart des pixels situés en bordure de rangs de vigne présentent une probabilité d'être symptomatique moyenne (orange), sauf pour la parcelle de Grenache_N.
- le feuillage asymptomatique présente une probabilité faible (verte) uniquement pour les parcelles de Fer_Servadou_N (B), Duras_N et Mourvèdre_N. Pour les quatre parcelles restantes la probabilité est moyenne (jaune ou orange).

La cartographie des feuilles symptomatiques créée à partir du modèle de probabilité présente des limites dans la discrimination des zones symptomatiques. Cela est dû principalement 1) à la présence de pixels mal classés en bordure des rangs de vigne et 2) à la présence des zones asymptomatiques présentant une probabilité moyenne d'être symptomatique. Cependant, il est possible de limiter ces effets en appliquant un seuil de probabilité élevé, ce qui permet de discriminer uniquement les zones avec une forte probabilité d'être symptomatique (FD ou MB). Dans la partie suivante, nous présentons l'étape de validation en considérant 10 seuils de probabilités différents.

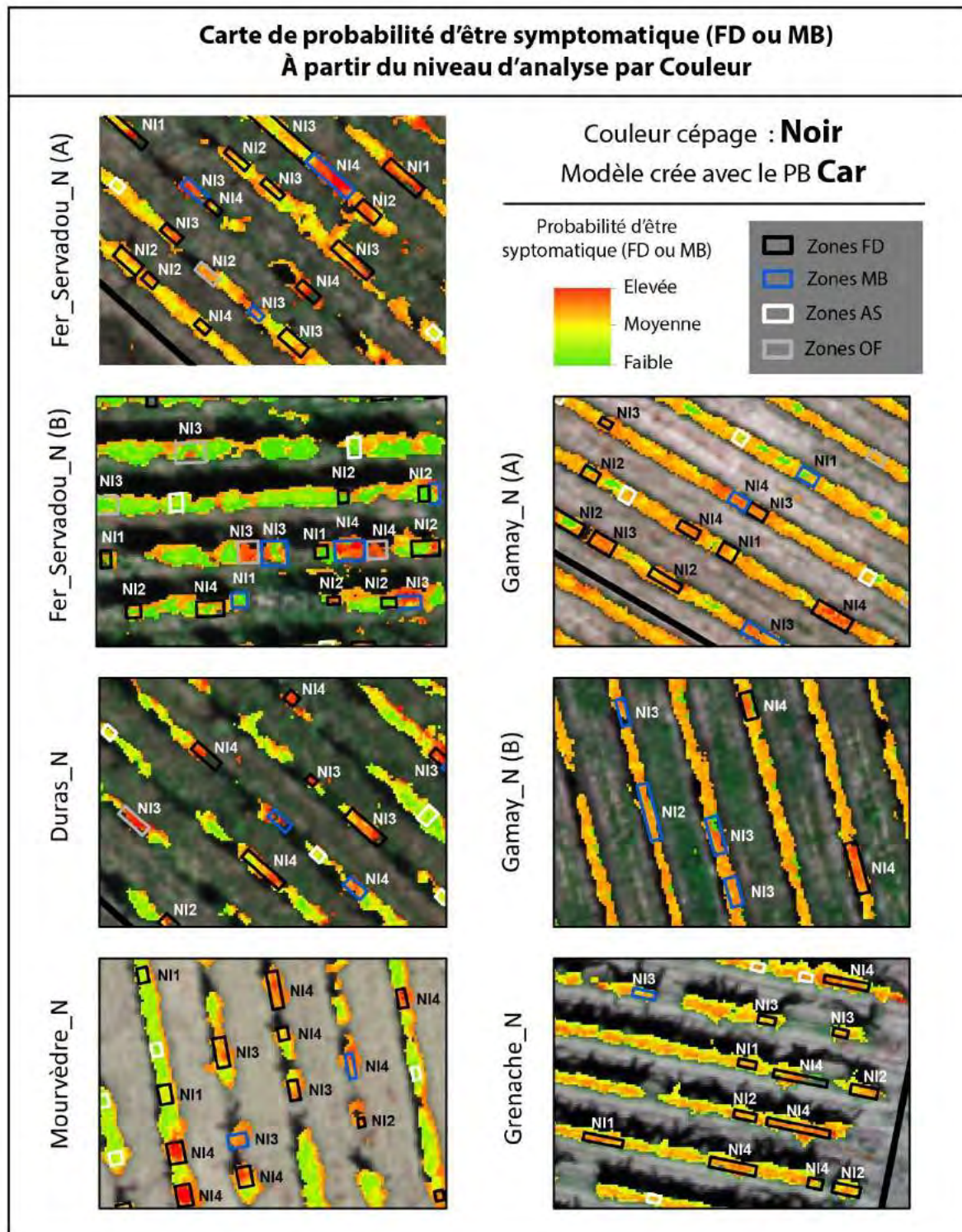


Figure 42 : Cartographie des zones symptomatiques à partir du modèle de probabilité obtenu avec le paramètre biophysique Car. Les zones présentant différents niveaux d'infection (NI) sont situées sur 7 parcelles sélectionnées en 2016.

3.2 Validation

La validation est appliquée sur les cartes binaires (symptomatique/asymptomatique) créées en testant systématiquement 10 seuils de probabilité différents (50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90 et 95%). Pour chaque seuil testé, les pixels pour lesquels la probabilité est supérieure au seuil sont classés en tant que pixels symptomatiques (FD ou MB). Ceux pour

lesquels la probabilité est inférieure au seuil sont classés en tant que pixels asymptomatiques (AS). La performance pour chaque seuil est ensuite estimée à partir de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre le niveau d'infection prédit et le niveau d'infection observé sur le terrain (détail du calcul du RMSE dans la partie 3.2.6). Pour cela, nous utilisons le sous-échantillon des pixels destinés à la validation (Annexe 2D).

La Figure 43 montre l'évolution du RMSE pour chaque seuil de probabilité. Le meilleur RMSE (plus faible valeur) est obtenu avec le seuil de probabilité de 70%. Pour ce seuil, le RMSE de 0.77 indique que l'erreur commise est d'environ une classe, c'est-à-dire que le niveau d'infection prédit pour une zone donnée est souvent juste au-dessus ou juste au-dessous du niveau d'infection observé sur le terrain.

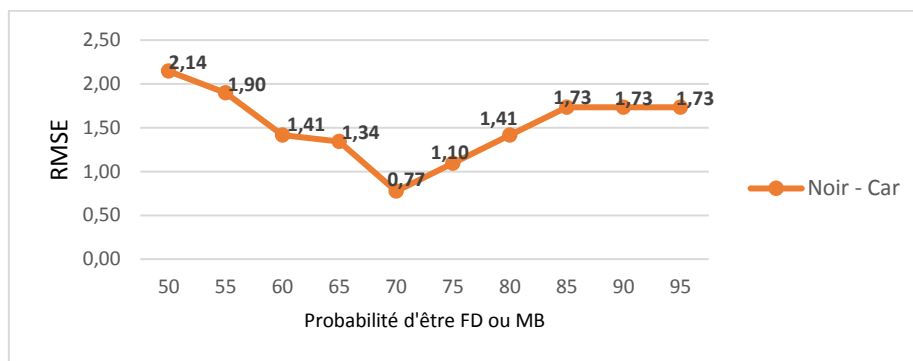


Figure 43 : RMSE en fonction de la probabilité d'être symptomatique (FD ou MB)

Afin de déterminer si certains niveaux d'infection sont plus fréquemment confondus, pour chaque parcelle nous avons regroupé les zones présentant le même niveau d'infection observé et nous en avons calculé le niveau d'infection prédit moyen. Les résultats obtenus pour le seuil optimal de 70% et pour le seuil suivant de 75% sont respectivement présentés dans le Tableau 22 et le Tableau 23.

Les résultats obtenus montrent que :

- Pour le seuil optimal à 70%, la corrélation entre les niveaux d'infection prédit et observé est forte pour les parcelles de Fer_Servadou_N(A), Fer_Servadou_N(B) et Gamay_N(A). Au contraire, pour la parcelle de Grenache_N aucun niveau d'infection n'a été correctement prédit. Le niveau d'infection prédit pour les zones asymptomatiques varie de 3 à 20% (sauf pour la parcelle de Grenache_N). Cela met en évidence la présence de pixels détectés comme symptomatiques dans les zones asymptomatiques, ce qui rend difficile la détection correcte des zones totalement asymptomatiques.
- Toutefois, en utilisant le seuil de 75%, le nombre de pixels symptomatiques détectés dans toutes les zones est moins important, et ce quel que soit le niveau d'infection. Cette approche peut permettre de diminuer le nombre de pixels symptomatiques détectés dans les zones asymptomatiques, et donc d'améliorer la détection de ces dernières.

Chapitre V

Seuil à 70%					
ID parcelle / Niveau d'infection	0%	1-25%	26-50%	51-75%	76-100%
Fer_Servadou_N (A)	15	39	41	49	81
Fer_Servadou_N (B)	7	26	43	57	100
Gamay_N (A)	20	48	54	68	93
Gamay_N (B)	3	14	31	42	40
Duras_N (A)	12	31	38	64	70
Mourvèdre_N	13	28	52	48	54
Grenache_N	42	56	54	48	24

Tableau 22 : Niveau d'infection moyen prédit par niveau d'infection observé lorsqu'on applique un seuil de probabilité de 70%

Seuil à 75%					
ID parcelle / Niveau d'infection	0%	1-25%	26-50%	51-75%	76-100%
Fer_Servadou_N (A)	5	28	26	35	75
Fer_Servadou_N (B)	2	16	32	47	100
Gamay_N (A)	3	16	22	32	61
Gamay_N (B)	2	0	13	17	15
Duras_N	10	24	28	50	52
Mourvedre_N	1	11	22	24	41
Grenache_N	15	29	31	25	18

Tableau 23 : Niveau d'infection moyenne prédit par niveau d'infection observé lorsqu'on applique un seuil de probabilité de 75%

Les Figure 44 et Figure 45 présentent ces résultats d'un point de vue cartographique, en considérant respectivement les seuils de probabilité de 70% et 75%.

La cartographie des zones symptomatiques créée à partir du seuil à 70% présente des résultats similaires à la cartographie obtenue avec la courbe ROC (partie 2 de ce chapitre V). Nous constatons la présence de pixels mixtes mal classés dans les bords des rangs de vigne ou répartis aléatoirement dans le feuillage symptomatique. Cette observation est particulièrement vraie pour les parcelles de Fer_Servadou_N (A), Gamay_N (A), Gamay_N (B) et Grenache_N.

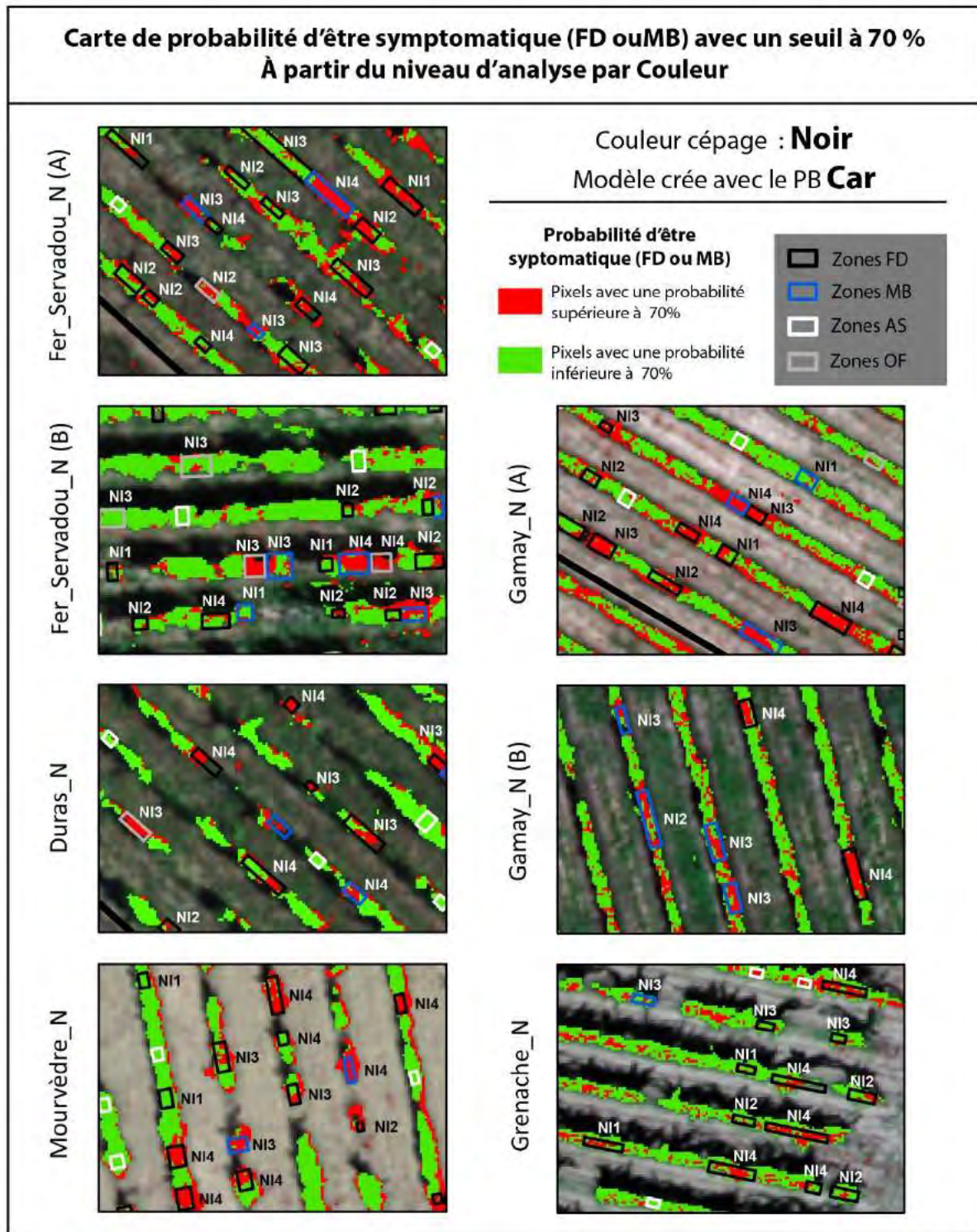


Figure 44 : Cartographie des zones symptomatiques des 7 parcelles de cépage noir à partir d'un modèle de probabilité basé sur le paramètre biophysique Car et en utilisant un seuil de probabilité de 70%. Pour chaque zone nous montrons le niveau d'infection (NI) observé sur le terrain.

Pour la cartographie réalisée en utilisant le seuil de probabilité de 75%, la diminution du nombre de pixels symptomatiques dans toutes les zones permet de diminuer le nombre de pixels mixtes mal classés. Cette approche permet au final une meilleure distinction des zones symptomatiques, notamment celles qui présentent un fort niveau d'infection. Cependant, le

risque associé est une augmentation de l'omission pour les zones symptomatiques présentant un faible niveau d'infection (NI1 et NI2).

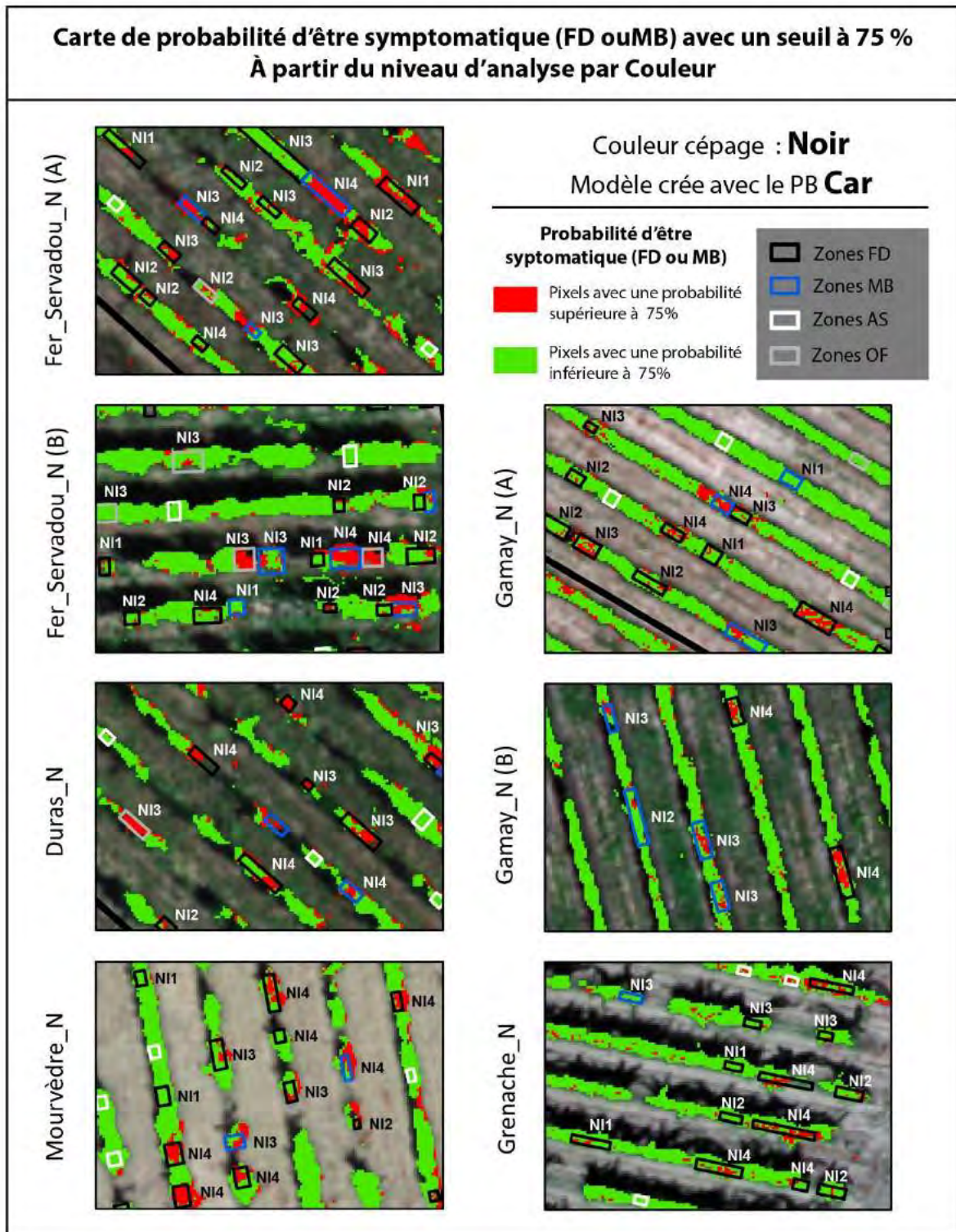


Figure 45 : Cartographie des zones symptomatiques des 7 parcelles de cépage noir à partir d'un modèle de probabilité basé sur le paramètre biophysique Car en utilisant un seuil de probabilité de 75%. Pour chaque zone nous montrons le niveau d'infection (NI) observé sur le terrain.

4 Synthèse des résultats et discussions

Le Tableau 24 présente la variable (indice de végétation ou paramètre biophysique) la plus performante pour la discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) des zones asymptomatiques (Cas 1) et des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB (Cas 2) à partir de la technique binaire (partie 2 de ce chapitre V) en fonction de l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). Pour les deux cas de discrimination (Cas 1 et Cas 2) la sélection des variables varie en fonction de la parcelle ou du cépage.

Variable/ Échelle d'analyse	Cas 1 : (FD ou MB) vs AS			Cas 2 : FD vs MB		
	Parcelle	Cépage	Couleur	Parcelle	Cépage	Couleur
Indices de végétation						
REGI	Fer_Servadou (A)			Gamay (B) Duras	Gamay	
RGI/GRVI	Fer_Servadou (B) Gamay (B) Duras	Fer Servadou	Noir			
CI/NDRE	Gamay (A)	Gamay				
RERI				Fer_Servadou (A)	Fer_Servadou	
ARI				Gamay (A)		
Paramètres biophysiques						
Car	Fer_Servadou (A) Gamay (A) Gamay (B) Duras	Fer Servadou Gamay	Noir	Gamay (B)	Fer_Servadou	
fCover	Fer_Servadou (B)			Fer_Servadou (A)		
Anth				Fer_Servadou (B)		

Tableau 24 : Bilan sur la sélection des indices de végétation et paramètres biophysiques pour la discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) des zones asymptomatiques (cas1) et des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB (cas 2) en fonction de l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). Les cases du tableau pour lesquelles une variable permet de faire la discrimination sont colorées en orange pour faire ressortir les indices ou paramètres les plus fréquemment sélectionnés.

4.1 Sélection des variables pour la discrimination des zones symptomatiques des zones asymptomatiques (Cas 1)

Les variables les plus souvent sélectionnées à l'échelle par parcelle et par cépage sont les indices RGI/GRVI et CI/NDRE et le paramètre biophysique Car. À l'échelle par couleur, les indices de végétation sélectionnés sont le GRVI/RGI et le paramètre biophysique Car. Ces variables correspondent aux variables les plus performantes pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques (chapitre IV, partie 3). Les variables multispectrales sélectionnées permettent bien de détecter une coloration anormale provoquée par une modification de la teneur en pigments des feuilles. Cependant, les indices de végétation RGI, CI et NDRE et le paramètre biophysique Car sont reliés à la teneur en anthocyanes, chlorophylles et caroténoïdes des feuilles [99, 112, 142, 145, 146, 151, 153]. Les variables multispectrales sélectionnées ne sont donc pas spécifiques à la Flavescence dorée. Ce problème de spécificité des variables multispectrales a déjà été observé par Gennaro et al. [95] dans le cas de la détection de l'ESCA à partir de l'indice de végétation NDVI.

Comme pour la Flavescence dorée, les zones atteintes par les maladies du bois présentent une coloration anormale des feuilles due à une modification dans leurs teneurs en pigments. Cette modification est confirmée pour les cépages noirs à partir des paramètres biophysiques calculés. La Figure 46 présente la distribution des valeurs des paramètres biophysiques analysés (fCover, Anth, Car et Chl) pour les pixels symptomatiques de FD et MB sélectionnés en 2015 et en 2016 avec des niveaux d'infection de plus de 75%. D'après la figure, pour l'année 2016 les pixels symptomatiques de MB présentent une teneur en pigments similaire à ceux de la Flavescence dorée. Ces teneurs en pigments sont caractérisés par une valeur plus élevée que celles des pixels asymptomatiques pour les paramètres biophysiques Car et Anth. Les teneurs en pigments sont par contre plus faibles pour le PB Chl.

Pour la teneur en chlorophylles, les résultats obtenus pour le paramètre biophysique Chl sont similaires à ceux de la littérature. En effet, le complexe des champignons responsables des maladies du bois provoque une modification du chloroplaste et donc une diminution de la photosynthèse et de la teneur en chlorophylles, ce qui entraîne la présence de zones chlorotiques dans les feuilles symptomatiques [161]. Concernant la teneur en anthocyanes et caroténoïdes nous n'avons pas trouvé d'études confirmant la variation de ces pigments dans les feuilles atteintes par les maladies du bois.

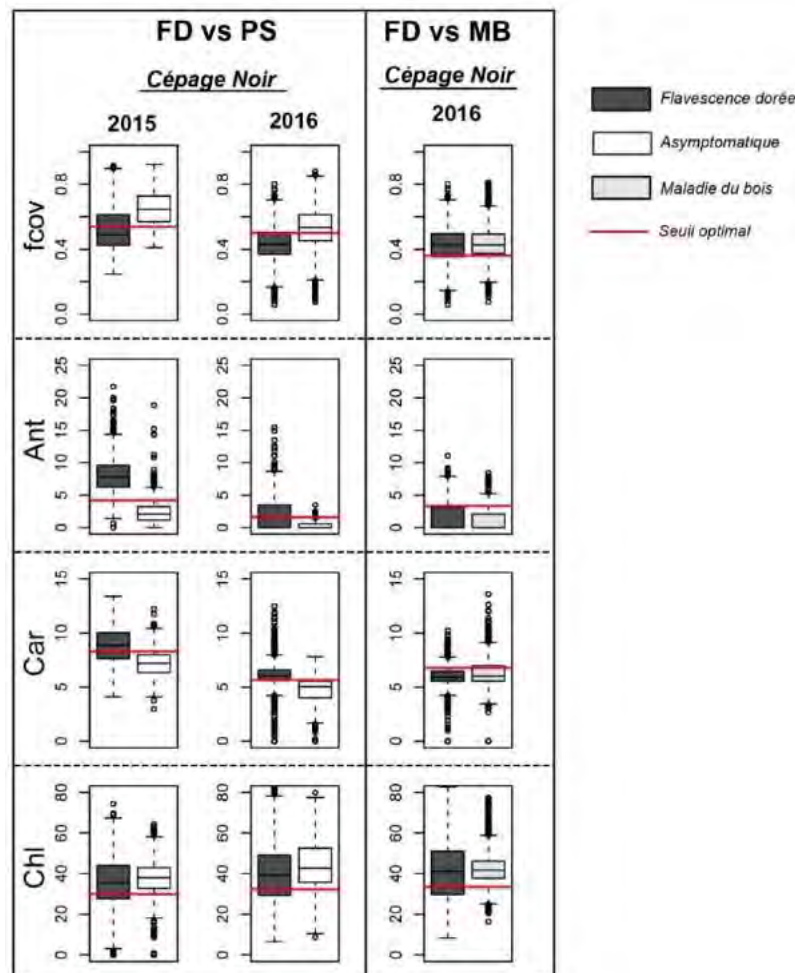


Figure 46 : Distribution des valeurs des paramètres biophysiques (fCover, Anth, Car et Chl) pour les pixels symptomatiques de FD et de MB situés dans les parcelles sélectionnées en 2016 et les pixels symptomatiques de FD et asymptomatiques situés dans les parcelles sélectionnées en 2015. Les lignes rouges indiquent le seuil optimal utilisé pour discriminer les deux classes.

4.2 Sélection des variables pour la discrimination des zones symptomatiques FD des zones symptomatiques MB (Cas 2)

À l'échelle par parcelle et par cépage, les variables les plus souvent sélectionnées sont les indices de végétation REGI (calculé à partir des bandes Red-Edge et vert) et RERI (calculé à partir des bandes Red-Edge et rouge) (Tableau 24). Les paramètres biophysiques présentent une performance très faible. En effet comme nous l'avons mentionnée précédemment, les pixels symptomatiques de FD et de MB présentent une valeur similaire pour les paramètres biophysiques fCover, Car, Anth et Chl (Figure 46). À l'échelle par couleur aucun indice de végétation ni paramètre biophysique n'est performant. De manière globale pour les trois échelles d'analyse, les variables sélectionnées présentent un faible potentiel de discrimination.

La Figure 47 montre les réflectances moyennes des feuilles symptomatiques de MB et des feuilles symptomatiques de FD acquises en 2016 dans le cadre du projet OenoMip sur des parcelles situées dans l'AOC Gaillac et Minervois-La Livinière (voir acquisition des données et prétraitement en Annexe 1). Les signatures spectrales des feuilles symptomatiques de FD et de MB se recouvrent partiellement dans le visible et proche infrarouge. Cela peut expliquer la faible performance des indices de végétation calculés à partir de ces bandes. Des études plus approfondies à partir des données hyperspectrales, comme celles réalisées par Guttler et al. [88] ou Al-Saddik et al. [87] sur la discrimination des feuilles symptomatiques de FD des feuilles asymptomatiques, devront être réalisées sur les feuilles symptomatiques de FD et MB. Cela permettra de déterminer les longueurs d'onde spécifiques permettant de discriminer ces deux maladies.

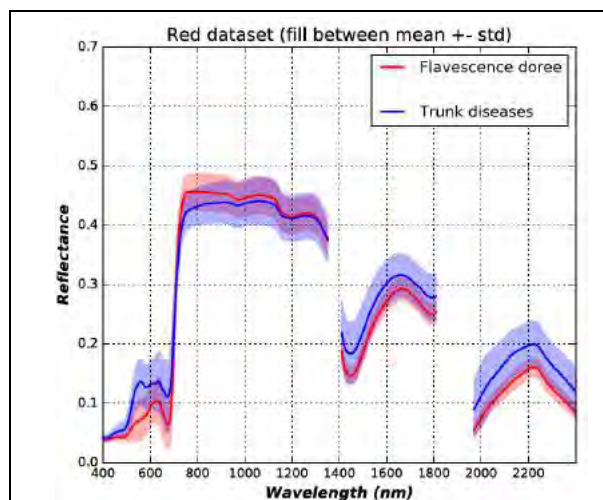


Figure 47 : Signature spectrale des feuilles symptomatiques de MB (bleu) et symptomatiques de FD (Rouge) des parcelles du cépage noir acquises en 2016 dans le cadre du projet OenoMip (Annexe 1).

4.3 Performances de discrimination des variables sélectionnées en fonction du cas de discrimination et de l'échelle d'analyse

Le Tableau 25, montre l'AUC (en rouge les AUC plus fortes et en jaune les plus faibles) des variables les plus performantes par échelle d'analyse et pour la discrimination des zones symptomatiques (FD et/ou MB) des zones asymptomatiques (Cas 1) et des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB (Cas 2). D'après le tableau nous constatons :

- Une forte performance de discrimination des variables pour le Cas 1, plus particulièrement à l'échelle par parcelle. Cette forte performance peut être corrélée à la différence nette de coloration observées en 2016 entre les feuilles symptomatiques (FD et/ou MB) et asymptomatiques (Figure 48).
- Une faible performance des variables pour le Cas 2 (sauf pour la parcelle de Gamay (B)). Cela est expliqué par une similitude plus grande de la coloration des feuilles symptomatiques de FD et de MB observées en 2016 (Figure 48).
- Pour les deux cas de discrimination, la performance des variables diminue à l'échelle par cépage et par couleur. En effet, lorsque nous regroupons les parcelles par cépage ou par couleur, nous augmentons la variabilité dans la coloration des feuilles, ce qui entraîne une diminution dans la performance des variables.

Échelle d'analyse / Cas de discrimination		Cas 1	Cas 2
Parcelle	Fer_Servadou (A)	0,93	0,84
	Fer_Servadou (B)	0,94	0,77
	Gamay (A)	0,9	0,85
	Gamay (B)	0,9	0,9
	Duras	0,95	0,84
Cépage	Fer Servadou	0,89	0,79
	Gamay	0,88	0,78
Couleur	Noir	0,84	

Tableau 25 : Performance de discrimination mesurées par le paramètre AUC (Aire sous la Courbe) des variables les plus performantes dans la discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) des zones asymptomatiques (Cas1) et des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB (Cas2) en fonction de l'échelle d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur). Les couleurs rouges, orange et jaune représentent une performance de discrimination forte, moyenne et faible respectivement

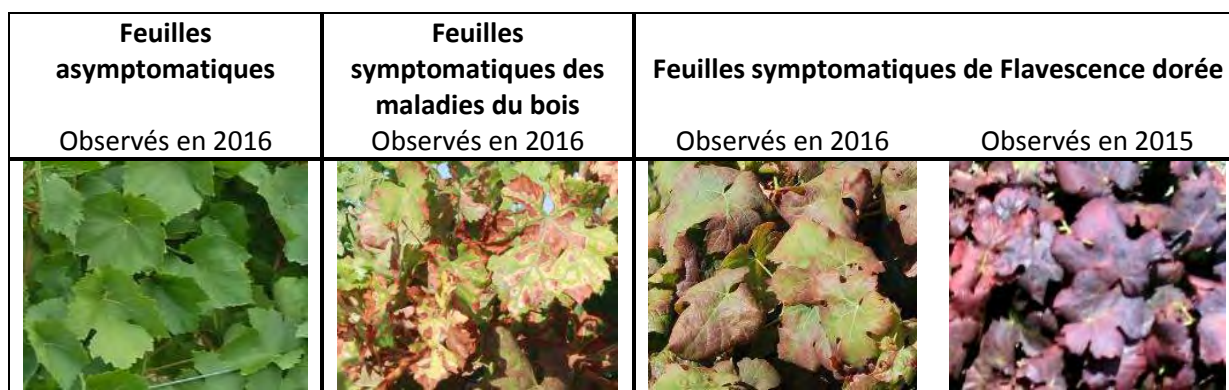


Figure 48 : Feuilles asymptomatiques et symptomatiques des maladies du bois observées en 2016 et feuilles symptomatiques de Flavescence dorée observées en 2015 et 2016.

4.4 Lien entre la performance de discrimination et l'expression des symptômes de la Flavescence dorée et des maladies du bois

Comme nous l'avons constaté précédemment, la performance de discrimination entre les zones symptomatiques de FD et les zones symptomatiques de MB observées en 2016 est faible. Cela est principalement dû à une similitude dans la teneur en pigments, observé à partir des paramètres biophysiques calculés. Cependant, lorsque nous comparons les valeurs des paramètres biophysiques pour les pixels des zones symptomatiques de FD acquises en 2015 et des zones symptomatiques de MB acquises en 2016 (Figure 46), nous constatons une plus

forte différence pour les paramètres biophysiques Car et Anth. Comme nous l'avons décrit dans le chapitre IV, les parcelles sélectionnées en 2015 présentent une plus forte intensité dans la coloration anormale des feuilles par rapport aux parcelles sélectionnées en 2016 (Figure 48). Nous pouvons donc supposer que la faible intensité dans la coloration anormale des zones symptomatiques de FD sélectionnées en 2016 rend plus difficile leur discrimination avec les zones symptomatiques de MB. Il serait donc pertinent de réaliser des analyses complémentaires en utilisant des zones symptomatiques de FD avec une forte intensité dans la coloration anormale des feuilles.

Les feuilles symptomatiques des maladies du bois présentent de plus une distribution particulière des colorations, accompagnées de zones nécrosées à l'intérieur des feuilles (Figure 48) [162, 163]. Cette caractéristique devrait être prise en compte dans la discrimination des zones atteintes de Flavescence dorée qui présentent une coloration plus homogène, sans zones nécrosées à l'intérieur des feuilles. Des études sur la détection de la distribution des colorations à l'intérieur des feuilles à partir des données hyperspectrales ont ainsi été faites sur la maladie de la rouille du blé [164].

4.5 Conclusions

Dans les travaux présentés dans ce chapitre V, nous avons testé la performance des variables multispectrales pour la discrimination spécifique de la Flavescence dorée. Pour cela, deux étapes correspondant aux deux cas de discrimination ont été réalisées : d'abord la discrimination des zones symptomatiques (FD et/ou MB) des zones asymptomatiques (Cas 1), puis la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB (Cas 2). D'un point de vue opérationnel, une variable est intéressante si elle est capable de distinguer les zones symptomatiques (FD et/ou MB) des parcelles d'une même couleur (noir ou blanc) ou d'un même cépage. C'est pourquoi, dans ce travail nous avons testé la performance des variables pour trois échelles d'analyse : par parcelle, par cépage et par couleur.

Les résultats obtenus à partir des parcelles de cépages noirs acquises en 2016 nous ont permis de conclure que :

- Pour la discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) des zones asymptomatiques (Cas 1), la performance de discrimination (estimé par la valeur d'AUC) des variables est très élevée à l'échelle par parcelle et diminue à l'échelle par cépage et par couleur. À l'échelle par cépage, les indices de végétation les plus performants sont le RGI et GRVI pour les parcelles de Fer Servadou et le CI et NDRE pour les parcelles de Gamay. À l'échelle par couleur, les indices de végétation RGI/GRVI sont les plus performants. Dans le cas des paramètres biophysiques, le PB Car est le plus performant pour les trois échelles d'analyse.
- Pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB (Cas 2) les variables sont performantes (AUC > 0.7) uniquement à l'échelle par parcelle et par cépage. Même si la performance de discrimination est plus faible par rapport au Cas 1, l'échelle par cépage reste la plus intéressante d'un point de vue opérationnel. À cette échelle, les variables sélectionnées sont Car et RERI pour les parcelles de Fer Servadou et REGI pour les parcelles de Gamay.

La Figure 49 montre un schéma d'application des variables sélectionnées pour la discrimination spécifique de la Flavescence dorée pour les cépages noirs. Ce schéma prend en

compte uniquement l'application des variables à l'échelle par cépage et par cépage car les plus intéressants d'un point de vue opérationnel.

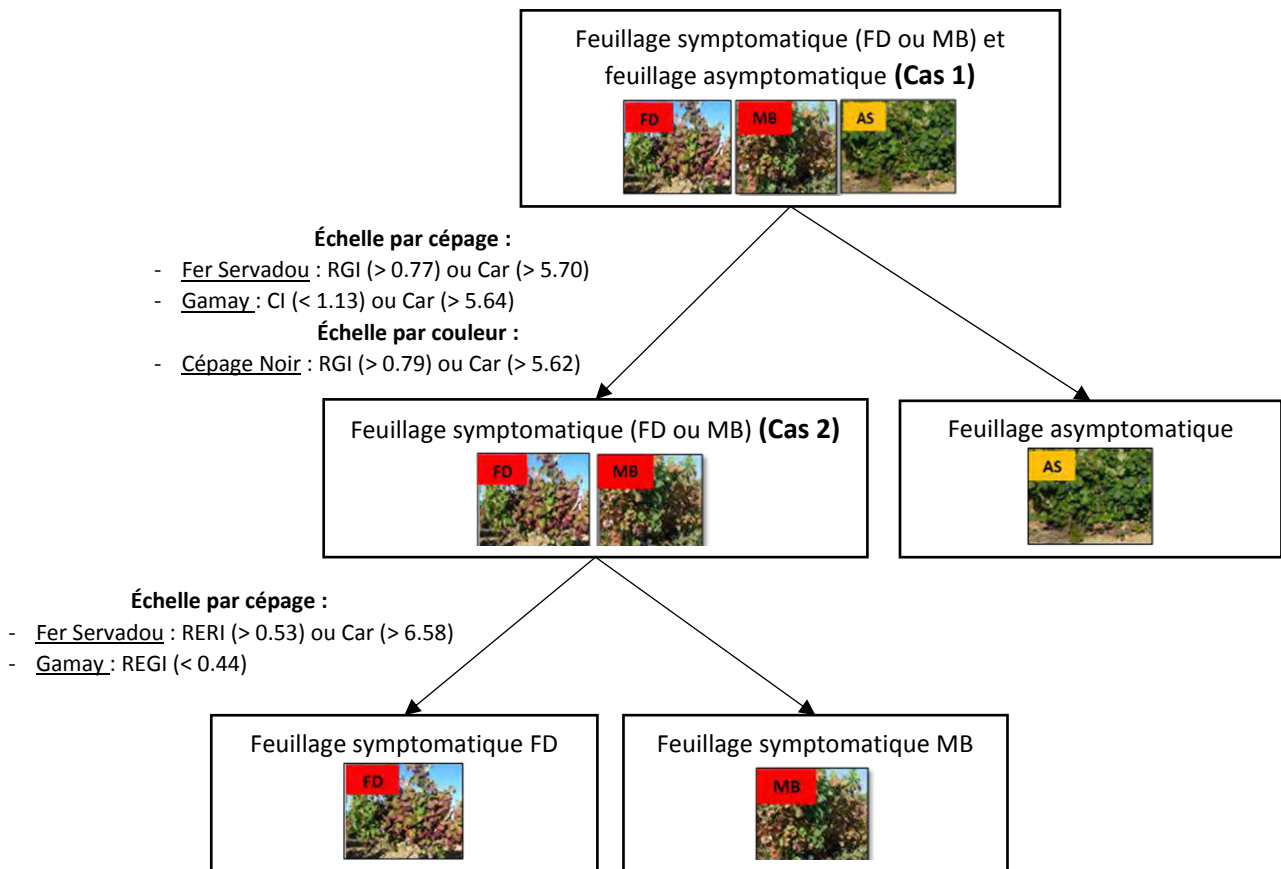


Figure 49 : Schéma d'application des variables retenues pour la discrimination spécifique de la Flavescence dorée (Cas 1 et Cas2) en fonction de l'échelle d'analyse par cépage (Fer Servadou et Gamay) et par couleur (cépage noir).

Malgré une performance de discrimination correcte à l'échelle des zones symptomatiques et asymptotiques, lorsque les variables sélectionnées sont appliquées à l'ensemble de la parcelle (par technique binaire ou probabiliste), la cartographie obtenue présente des biais qui rendent difficile la discrimination spécifique de la Flavescence dorée d'un point de vue opérationnel. Parmi ces biais nous en distinguons principalement trois :

- 1) une forte confusion entre les zones symptomatiques de FD et de MB. Cela confirme la faible performance des variables estimée avec l'AUC pour le cas 2. À notre connaissance, aucune étude n'a été réalisée pour discriminer deux maladies des vignes à partir des images drones ou satellites.
- 2) une présence importante de pixels mixtes mal classés situés principalement dans les bords des rangs de vigne ou dans l'ombre portée de la vigne et une faible discrimination des zones ayant une intensité dans la coloration anormale très faible. Des problèmes similaires ont également été constatés pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptotiques (Chapitre IV) et dans les études réalisées par MacDonald et al. [94] sur l'enroulement de la vigne. Pour le cas 2 de discrimination, les pixels mixtes situés dans la bordure des rangs de vigne sont classés en tant que pixels

symptomatiques de MB. Cela facilite la discrimination des zones symptomatiques de FD, mais entraîne des erreurs sur le nombre des zones atteintes de MB.

- 3) une faible discrimination des zones symptomatiques présentant un niveau d'infection inférieur à 50%. En effet, ces zones présentent un plus petit feuillage symptomatique et plus facilement masqué par le feuillage supérieur. Dans les études réalisées par Gennaro et al. [95] sur la détection de l'ESCA à partir des images drones, ces zones n'ont pas été prises en compte dans leurs analyses car elles ont été considérées non détectables à partir de l'imagerie drone.

Afin d'améliorer la discrimination spécifique de la Flavescence dorée, nous présentons trois points d'améliorations correspondant aux trois biais présentés :

- 1) Pour améliorer la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB, il serait conseillé de créer des indices spécifiques à partir des données hyperspectrales. Ces indices doivent prendre en compte la distinction de la Flavescence dorée des maladies du bois mais aussi d'autres facteurs de coloration anormale pouvant être confondus avec la Flavescence dorée (apoplexie et accidents mécaniques par exemple). Le potentiel des indices spécifiques créés à partir des données hyperspectrales a été montré par Mahlein et al. sur les maladies qui affectent la betterave [105] et par Macdonald et al. sur l'enroulement de la vigne [94].

Un autre enjeu dans la détection spécifique des maladies des plantes concerne l'analyse de l'expression des symptômes et les caractéristiques spectrales **i)** des feuilles avec différentes intensités de coloration, **ii)** des feuilles présentant une infection mixte (par exemple feuilles infectées par la Flavescence dorée et maladies du bois) et **iii)** des feuilles infectées et affectées par un facteur abiotique (carences nutritives ou accidents mécaniques) [76]. D'un point de vue opérationnel, les longueurs d'onde utilisées pour le calcul des indices spécifiques à la Flavescence dorée doivent pouvoir être acquises à partir d'un capteur multispectral embarqué par drone. Cela implique le développement d'un capteur contenant les portions de longueurs d'onde intéressantes pour la détection spécifique de la Flavescence dorée.

- 2) Pour exclure la présence de pixels mixtes en bordure des rangs de vigne classés en tant que pixels symptomatiques, il serait intéressant de tester **i)** des algorithmes plus complexes qui permettent de distinguer les pixels situés dans le centre des rangs de vigne des pixels situés en bordure des rangs [165] ou **ii)** de créer des zones tampons réduites pour simuler le centre des pieds de vigne [94].
- 3) Dans le cas des zones présentant un faible niveau d'infection difficiles à détecter, il est conseillé de tester la performance des images prises dans un plan vertical aux rangs de vigne à partir de la proxidtection (capteurs embarqués sur les engins agricoles) [166–168] ou en modifiant l'angle d'acquisition des images des drones [169, 170].

Concernant les techniques de détection utilisées dans ce chapitre, la technique probabiliste présente une performance similaire à la technique binaire. Cependant, d'un point de vue opérationnel, l'utilisation de la cartographie issue de la technique probabiliste avec un seuil de probabilité de 75% permet de mieux discriminer les zones symptomatiques ayant un niveau d'infection supérieur à 50%. En effet, à la différence de la technique binaire, les pixels mixtes sont classés en tant que pixels asymptotiques. Cependant, cela augmente le risque

Chapitre V

d'omission des zones symptomatiques, plus particulièrement celles qui présentent un faible niveau d'infection.

Afin de confirmer le potentiel de discrimination spécifique à la Flavescence dorée des images acquises par drone, les variables sélectionnées dans ce chapitre à partir de l'approche binaire ou probabiliste doivent être testées sur d'autres parcelles présentant différents cépages et intensités dans la coloration anormale des feuilles, mais aussi -et c'est important- sur des parcelles indemnes.

CHAPITRE VI : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Chapitre VI

L'objectif des travaux présentés dans ce manuscrit était d'analyser l'efficacité de variables issues d'images multispectrales pour détecter des zones de feuillage de vigne symptomatiques de Flavescence dorée, puis de mettre ces variables en relation avec la teneur en pigments et l'expression des symptômes sur les feuilles. L'ensemble de ce travail est basé sur l'utilisation de deux techniques de classification supervisée (binaire et probabiliste) appliquées à différents types de variables (bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques) calculables à partir des images à très haute résolution (10 cm) acquises par drone.

Nous présenterons dans un premier temps les apports de ce travail de thèse, en différenciant ceux d'ordre méthodologique de ceux d'ordre thématique, puis dans un second temps nous présenterons les perspectives liées au potentiel de cette approche dans un contexte plus opérationnel.

Apports d'ordre méthodologique

Les résultats présentés dans les chapitres précédents contribuent à montrer le potentiel des variables multispectrales acquises par drone en tant qu'outil de détection des zones symptomatiques de Flavescence dorée. Un premier niveau d'analyse nous a permis de déterminer le potentiel des variables multispectrales pour détecter des zones symptomatiques de Flavescence dorée et les distinguer des zones asymptomatiques. Cependant, la Flavescence dorée est susceptible d'être confondue avec d'autres facteurs de coloration anormale des feuilles. Un deuxième niveau d'analyse a donc été intégré afin de tester le potentiel des variables en tant qu'outil spécifique à la détection de la Flavescence dorée, nous permettant ainsi de discriminer les zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques des maladies du bois (ESCA et BDA).

La sélection de variables seules (approche univariée) ou combinées dans un modèle multivarié (approche multivariée) pour les deux niveaux d'analyse repose sur l'application d'une méthode basée sur la courbe ROC, à partir des zones présentant un fort niveau d'infection (75-100%). Les étapes de sélection, cartographie et validation ont été appliquées sur trois échelles d'analyse : par parcelle, par cépage et par couleur. Cela nous a permis d'étudier la performance des variables jusqu'au niveau opérationnel (échelle par couleur) et de mieux comprendre l'influence des caractéristiques des parcelles ou du cépage dans la sélection des meilleures variables. Ces résultats ont été comparés à ceux obtenus à l'échelle de la feuille à partir de données hyperspectrales, de données sur la teneur en pigment, ainsi qu'à la typologie des parcelles définie à partir des observations de terrain.

Les conclusions établies à partir de ce travail de thèse sur la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques (Chapitre IV) et sur la discrimination spécifique de la Flavescence dorée (Chapitre V), à partir des variables multispectrales acquises par drone, font ressortir six points-clés :

- 1) La sélection des variables pour discriminer les zones symptomatiques (FD et/ou MB) dépend principalement de la combinaison entre la couleur du cépage (noir ou blanc) et l'intensité dans la coloration anormale des feuilles (faible ou forte) ;

Cela complique la mise en œuvre opérationnelle de l'outil car le choix de l'indice devrait *a priori* être adapté pour chaque année. Cette difficulté est d'autant plus prononcée lorsque la

coloration anormale des feuilles est très faible, ce qui avait déjà été observé par MacDonald dans le cas de l'enroulement de la vigne [94].

- 2) Il existe des limites à l'utilisation de l'imagerie multispectrale seulement dans le visible pour la détection spécifique de la Flavescence dorée ;

Le potentiel de discrimination des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques de MB est très faible et, à l'échelle par couleur, aucune variable n'est suffisamment performante. Cependant, les bandes spectrales utilisées dans ce travail se situent principalement dans le visible (bleu, vert et rouge). Les indices créés avec ces bandes indiquent une variation dans la teneur en pigments des feuilles, ce qui n'est pas spécifique à la Flavescence dorée. De plus, les données de réflectance pour chaque bande sont acquises sur une gamme de longueur d'onde (plusieurs dizaines de nm), ce qui peut masquer une information concentrée sur une longueur d'onde spécifique. Cependant, les zones symptomatiques de FD utilisées pour la détection spécifique de la FD présentaient une intensité faible dans la coloration anormale des feuilles, ce qui peut rendre difficile la distinction avec la maladie du bois.

- 3) Il est nécessaire d'améliorer le masquage de la végétation (hors vigne) pour diminuer les effets de mélange liés aux pixels mixtes ;

Quelle que soit l'approche (univariée ou multivariée) et la variable sélectionnée (paramètre biophysique ou indice de végétation), nous observons des pixels symptomatiques situés dans les bords du feuillage asymptotique, ce qui augmente l'erreur de commission des zones symptomatiques. La présence de ces pixels mixtes mal classés est liée principalement à la structure hétérogène de la vigne.

- 4) Il existe encore des limites opérationnelles à l'utilisation de l'imagerie multispectrale drone pour la discrimination des zones présentant un faible niveau d'infection ou une faible densité foliaire ;

Les zones symptomatiques de FD ou MB présentant un faible niveau d'infection correspondent sur le terrain à des zones pour lesquelles d'un à quelques rameaux seulement sont symptomatiques. Ces zones vont donc être plus susceptibles d'être masquées par le feuillage asymptotique. Cela est accentué par le non aoutement des tiges, qui va amener les rameaux malades en-dessous des rameaux sains. Dans le cas des zones symptomatiques avec une faible densité foliaire, ce qui concerne notamment les repousses ou les jeunes vignes symptomatiques les feuilles symptomatiques peuvent être masquées par les pieds de vignes voisins ou l'ombre portée des vignes supérieures.

- 5) Les paramètres biophysiques présentent une performance de discrimination similaire à celles des indices de végétation, même s'ils ne reposent pas sur les mêmes principes physiques ;

Les paramètres biophysiques et les indices de végétation utilisent en entrée les réflectances multispectrales. Des résultats similaires ont été obtenus avec ces deux types de variables, ce qui confirme donc que la difficulté de discriminer les zones symptomatiques de FD provient principalement de l'utilisation des données multispectrales. Le principal avantage des paramètres biophysiques est qu'ils prennent en compte la structure de la végétation, cependant les paramètres biophysiques que nous avons utilisé devront être plus adaptés à la structure particulière de la vigne.

6) Le potentiel de l'approche probabiliste d'un point de vue opérationnel ;

Les résultats obtenus avec l'approche probabiliste à l'échelle par couleur ont permis de mettre en évidence l'intérêt de cette méthode d'un point de vue opérationnel. À la différence de la technique binaire, cette approche permet de laisser le choix aux futurs utilisateurs de privilégier l'omission des zones avec une diminution des pixels symptomatiques dans le feuillage asymptotique ou, à l'inverse, de privilégier la commission avec la présence des pixels symptomatiques mal classés.

Apports d'ordre thématique

Les variables multispectrales sélectionnées en fonction de la typologie des parcelles ont permis une meilleure compréhension du lien entre symptômes de la Flavescence dorée et teneur en pigments des feuilles. En effet, les observations effectuées à partir des images drones ont été comparées aux observations obtenues à l'échelle de la feuille à partir des données hyperspectrales et les résultats ont apporté des connaissances sur trois aspects de la symptomatologie de la Flavescence dorée :

1) Il existe un lien entre intensité de coloration des feuilles et année climatique ;

Peu d'études se sont intéressées directement à la complexité de l'expression des symptômes de coloration anormale liés à la Flavescence dorée [18, 39, 41]. La variation de l'intensité de coloration des feuilles est le plus souvent associée au cépage. Cependant les résultats obtenus dans ce travail ont mis en évidence un « effet année » (Chapitre IV partie 4.4), même si nous avons également observé pour une année donnée que le même cépage peut présenter des intensités variables de coloration des feuilles (notamment pour les parcelles de cépage noir). L'origine des variations d'intensité de coloration des feuilles reste donc à ce jour un axe potentiel de recherche.

2) La teneur en pigments des feuilles varie en fonction de la couleur du cépage et de l'intensité de coloration ;

À partir des résultats obtenus avec les paramètres biophysiques et avec le capteur optique DUALEX à l'échelle de la feuille, nous avons constaté une différence dans la teneur en pigments liée à la couleur du cépage et à l'intensité de la coloration des feuilles. Pour le cépage noir, les parcelles qui présentent une faible intensité de coloration anormale des feuilles sont celles qui présentent aussi une plus faible teneur en anthocyanes. À l'heure actuelle, seule une étude sur la teneur en anthocyanes pour un cépage noir affecté par la Flavescence dorée a été réalisée [39]. Cependant cette étude porte sur l'évolution de la teneur en pigments en fonction du cycle de développement de la feuille, mais pas en fonction de l'année.

Pour les teneurs en chlorophylles et caroténoïdes, aucune étude n'avait été réalisée spécifiquement sur la Flavescence dorée. Dans ce travail de thèse, nous avons néanmoins pu constater que les feuilles des cépages blanc et noir atteints de Flavescence dorée présentent une plus faible teneur en chlorophylles par rapport aux feuilles asymptotiques. En ce qui concerne la teneur en caroténoïdes, les résultats obtenus ne nous ont pas permis de tirer de conclusion.

Les axes d'amélioration pour la détection des zones symptomatiques de la Flavescence dorée reposent sur les propositions suivantes :

1) Amélioration directe de la méthodologie développée dans ce travail de thèse :

Dans le cadre du travail exploratoire décrit dans ce manuscrit, notre effort s'est concentré sur des parcelles très infectées par la Flavescence dorée ou par d'autres maladies. Nous avons également montré que les caractéristiques climatiques de l'année peuvent jouer un rôle dans l'expression des symptômes de la maladie. Pour aller plus loin et valider ce premier travail dans un contexte plus large, les variables sélectionnées devront donc être testées sur plusieurs années et sur des parcelles peu ou pas infectées. Il faudrait également renforcer notre analyse initiale sur les parcelles de cépage blanc, qui sont à la fois plus difficiles à traiter de part une anomalie de coloration moins tranchée que pour les cépages noirs, et moins représentées dans notre jeu de données.

Dans notre étude, la sélection des variables et la cartographie du feuillage symptomatique ont été réalisées uniquement avec les zones présentant un niveau d'infection supérieur à 75%. La validation est quant à elle réalisée sur les zones présentant différents niveaux d'infection (allant de 0 à 100%). Pour obtenir une sélection des variables plus représentative des différents niveaux d'infection, il pourrait être intéressant de tester une sélection des variables en utilisant des zones présentant différents niveaux d'infection. Cela pourrait éventuellement être un moyen de prendre en compte en partie les effets de mélange au sein d'un pixel (mélanges entre feuilles symptomatiques et asymptomatiques) et permettrait également d'améliorer la détection des zones présentant un faible niveau d'infection.

Dans cette thèse, nous avons testé l'échelle par couleur. Les résultats que nous obtenons montrent une forte influence de l'intensité de coloration anormale des feuilles dans le choix de la variable finalement sélectionnée. Il pourrait être intéressant de regrouper les parcelles en fonction de l'intensité de coloration des feuilles (faible, moyenne et forte) et d'appliquer la méthodologie développée ici. Cela pourrait permettre d'augmenter la performance de discrimination et de proposer des modèles spécifiques à un niveau de coloration anormale. Le modèle à utiliser serait alors sélectionné en fonction des critères de l'année en cours. Cela est aussi valable pour les maladies du bois, qui peuvent présenter des symptômes de coloration anormale différents sur les feuilles, puisque le principal facteur d'accentuation de ces symptômes est la pluie [162].

2) Création d'indices caractéristiques de la Flavescence dorée en utilisant un capteur spécifiquement développé pour cette maladie :

La discrimination des zones symptomatiques de FD des zones présentant une autre coloration anormale peut être améliorée avec l'utilisation de capteurs multispectraux pour lesquels les longueurs d'onde mesurées sont spécifiquement centrées sur les longueurs d'ondes les plus discriminantes de la Flavescence dorée. Cela passe aussi par une analyse approfondie de la signature spectrale des maladies ou autres facteurs de coloration anormale pouvant se confondre avec la Flavescence dorée qui devra compléter les résultats obtenus par Guttler et al. [88] et Al-Saddik et al [87]. Pour être parfaitement optimisé, le capteur devra mesurer la réflectance dans le visible et dans l'infrarouge. Cette méthodologie a déjà été testée par Mahlein et al. [105] à l'échelle de la feuille, dans le cadre de la détection de maladies affectant

la betterave. Cela représente actuellement un enjeu important dans la détection de la Flavescence dorée.

3) Tester d'autres types d'imagerie :

L'utilisation d'indices spécifiques de la Flavescence dorée, basés sur les longueurs d'onde les plus discriminantes, implique l'utilisation de capteurs plus complexes que celui utilisé dans le cadre de cette thèse. Il peut s'agir de capteurs multispectraux améliorés, possédant plus de 5 bandes et ayant des filtres ajustables (par exemple le capteur hi-phen de la société Airphen) ou de capteurs hyperspectraux. Cependant, pour ce dernier type de capteur, en raison d'une taille généralement plus importante et d'une forte demande en puissance et en stabilité, les systèmes d'imagerie sont encore souvent embarqués dans des avions [94, 98, 104], ce qui les rend beaucoup plus coûteux par rapport à l'imagerie drone [171].

Concernant les limites liées à la détection des zones masquées par le feuillage symptomatique, il serait intéressant de tester le potentiel de la proxidtection ou des drones avec une prise de vue perpendiculaire au feuillage. Ces approches ne répondent toutefois pas au besoin opérationnel de cartographier une zone étendue très rapidement.

4) Amélioration dans l'extraction des rangs de vignes :

Le développement des méthodes d'extraction automatique de rangs de vigne dans les images est un enjeu actuel en viticulture de précision [172]. La simple suppression des bords de rang n'est pas une réponse aux problèmes de mélange au sein d'un pixel, car il existe un risque de supprimer des zones présentant un faible niveau d'infection ou de faible densité foliaire, zones qui ont pourtant un intérêt pour la prospection et la prévention de la propagation de la maladie. Il serait donc intéressant de tester des algorithmes plus complexes d'extraction automatique des rangs des vignes, par exemple des algorithmes qui utilisent des techniques de squelettisation [172] ou basés sur l'utilisation des méthodes de segmentation dynamique, regroupement spatial et techniques des moindres carrés [173].

5) Utilisation d'algorithmes novateurs pour la détection des maladies de la vigne :

L'arrivée très récente de nouveaux capteurs et plateformes, permettant d'acquérir des images à très hautes résolutions spatiale et spectrale, permet de considérer la problématique de la détection des maladies de la vigne sous un nouvel angle. L'analyse des variations spectrales fines et/ou des textures peut désormais être considérée comme un outil à notre disposition, ce qui permet de largement dépasser ce qui peut être fait en utilisant des variables multispectrales seule ou combinées.

Pour répondre à ces objectifs, différents types d'algorithmes peuvent être considérés. Par exemple, l'analyse fine de la forme d'un spectre complexe, en particulier pour s'orienter vers une quantification des processus physiques à l'origine des absorptions, peut être faite en s'appuyant sur une modélisation par un ensemble de gaussiennes superposées au continuum. Des méthodes telles que le Modèle Gaussien Modifié ont ainsi fait leur preuve sur des observations hyperspectrales dans des contextes très différents. Les progrès récents et la démocratisation des approches par apprentissage profond sont également très prometteurs puisqu'ils permettent de détecter les objets d'intérêts par une sélection autonome des traits caractéristiques qui sont définis dans plusieurs dimensions.

Chapitre VI

Ces nouvelles approches mathématiques sont en évolution rapide et constante ces dernières années et les thématiques de « l'intelligence artificielle » et du « big data » seront probablement au cœur des activités en viticulture de précision dans les années à venir.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] D. Schvester, P. Carle, et G. Moutous, « Transmission de la flavescence dorée de la vigne par *Scaphoideus littoralis* Ball », in *Annales des Epiphyties*, 1963, vol. 14, p. 175–198.
- [2] A. Caudwell et C. Kuszala, « Mise au point d'un test ELISA sur les tissus de vignes atteintes de flavescence dorée », *Res. Microbiol.*, vol. 143, n° 8, p. 791–806, 1992.
- [3] P. A. Bianco, A. Alma, P. Casati, G. Scattini, et A. Arzone, « Transmission of 16SrV phytoplasmas by *Scaphoideus titanus* Ball in northern Italy », *Plant Prot. Sci.*, vol. 37, n° 2, p. 49–56, 2001.
- [4] N. Mori, A. Bressan, M. Martin, M. Guadagnini, V. Girolami, et A. Bertaccini, « Experimental transmission by *Scaphoideus titanus* Ball of two Flavescence doree-type phytoplasmas », *VITIS - J. Grapevine Res.*, vol. 41, n° 2, p. 99, 2002.
- [5] J. Chucho et D. Thiéry, « Biology and ecology of the Flavescence dorée vector *Scaphoideus titanus*: a review », *Agron. Sustain. Dev.*, vol. 34, n° 2, p. 381–403, 2014.
- [6] G. Arnaud *et al.*, « Multilocus Sequence Typing Confirms the Close Genetic Interrelatedness of Three Distinct Flavescence Dorée Phytoplasma Strain Clusters and Group 16SrV Phytoplasmas Infecting Grapevine and Alder in Europe », *Appl. Environ. Microbiol.*, vol. 73, n° 12, p. 4001–4010, 2007.
- [7] S. Malembic-Maher, A. Arricau-Bouvery, P. Carle, S. Eveillard, et X. Foissac, « Dix années de recherche sur la Flavescence dorée de la vigne. » UMR 1332 Biologie du Fruit et Pathologie - INRA Bordeaux-Aquitaine, 2012.
- [8] M. Maixner, W. Reinert, H. Darimont, et others, « Transmission of grapevine yellows by *Oncopsis alni* (Schrank)(Auchenorrhyncha: Macropsinae) », *Vitis*, vol. 39, n° 2, p. 83–84, 2000.
- [9] L. Filippin *et al.*, « Molecular characteristics of phytoplasmas associated with Flavescence dorée in clematis and grapevine and preliminary results on the role of *Dictyophara europaea* as a vector », *Plant Pathol.*, vol. 58, n° 5, p. 826–837, 2009.
- [10] A. Caudwell, *Deux années d'études sur la flavescence dorée nouvelle maladie grave de la vigne*. Institut National de la Recherche agronomique, 1957.
- [11] G. Belli, P. A. Bianco, et M. Conti, « Grapevine yellows in Italy: past, present and future », *J. Plant Pathol.*, p. 303–326, 2010.
- [12] A. Caudwell, « Identification d'une nouvelle maladie à virus de la vigne, " la flavescence dorée", étude des phénomènes de localisation des symptômes et de rétablissement », PhD thesis, Institut national de la recherche agronomique, Paris, 1964.
- [13] P. Galet, *Les Maladies et les Parasites de la Vigne : Les maladies dues à des végétaux (champignons, bactéries, viroses et phanérogames)*. Montpellier: Paysan du midi, 1977.
- [14] F. Lessio, A. Portaluri, F. Paparella, et A. Alma, « A mathematical model of flavescence dorée epidemiology », *Ecol. Model.*, vol. 312, p. 41–53, 2015.
- [15] D. Papura *et al.*, « Comparing the spatial genetic structures of the Flavescence dorée phytoplasma and its leafhopper vector *Scaphoideus titanus* », *Infect. Genet. Evol.*, vol. 9, n° 5, p. 867–876, 2009.
- [16] S. Bertin, C. R. Guglielmino, N. Karam, L. M. Gomulski, A. R. Malacrida, et G. Gasperi, « Diffusion of the Nearctic leafhopper *Scaphoideus titanus* Ball in Europe: a consequence of human trading activity », *Genetica*, vol. 131, n° 3, p. 275–285, 2007.
- [17] R. Steffek, H. Reisenzein, et N. Zeisner, « Analysis of the pest risk from grapevine flavescence dorée phytoplasma to Austrian viticulture », *Blackwell Oxf. Roy.-UNI 1970*, vol. 37, p. 191–203, 2007.
- [18] J. Chucho, « Comportement de *Scaphoideus titanus*, conséquences spatiales et démographiques », Université Victor Segalen Bordeaux 2, Bordeaux, France, 2010.

Références bibliographiques

- [19] P. Savarit, « Flavescence dorée de la vigne - Bilan National et Régional », présenté à Millésime Bio 2015, 2015.
- [20] IFV, « Flavescence dorée - Principaux enjeux », <http://www.vignevin.com>, 2017. [En ligne]. Disponible sur: <http://www.vignevin.com/recherche/deperissements/flavescence-doree.html>. [Consulté le: 10-août-2017].
- [21] W. G. Weisburg *et al.*, « A phylogenetic analysis of the mycoplasmas: basis for their classification », *J. Bacteriol.*, vol. 171, n° 12, p. 6455-6467, 1989.
- [22] I. M. Lee, R. E. Davis, et D. E. Gundersen-Rindal, « Phytoplasma: phytopathogenic mollicutes », *Annu. Rev. Microbiol.*, vol. 54, p. 221-255, 2000.
- [23] G. Firrao, K. Gibb, et C. Streten, « Short taxonomic guide to the genus 'Candidatus Phytoplasma' », *J. Plant Pathol.*, p. 249-263, 2005.
- [24] E. Angelini, E. Negrisoló, D. Clair, M. Borgo, et E. Boudon-Padieu, « Phylogenetic relationships among Flavescence dorée strains and related phytoplasmas determined by heteroduplex mobility assay and sequence of ribosomal and nonribosomal DNA », *Plant Pathol.*, vol. 52, n° 5, p. 663-672, 2003.
- [25] S. Malembic-Maher, P. Salar, L. Filippin, P. Carle, E. Angelini, et X. Foissac, « Genetic diversity of European phytoplasmas of the 16SrV taxonomic group and proposal of "Candidatus Phytoplasma rubi" », *Int. J. Syst. Evol. Microbiol.*, vol. 61, n° Pt 9, p. 2129-2134, 2011.
- [26] P. Carle et G. Moutous, « Observations sur le mode de nutrition sur vigne de quatre espèces de cicadelles », *Ann Epiphyt.*, vol. 16, p. 333-354, 1965.
- [27] D. Schvester, G. Moutous, et P. Carle, « Scaphoideus littoralis Ball (Homopt. Jassidae) cicadelle vectrice de la Flavescence dorée de la vigne », *Rev. Zool. Agric. Appliquée*, vol. 61, n° 10-12, p. 118-131, 1962.
- [28] D. Schvester, P. Carle, et G. Moutous, « Nouvelles données sur la transmission de la flavescence dorée de la vigne par Scaphoideus littoralis Ball », *Ann Zool Ecol Anim*, vol. 1, n° 4, p. 445-465, 1969.
- [29] E. Boudon-Padieu, « Recent advances on grapevine yellows: detection, etiology, epidemiology and control strategies », in *Extended Abstracts 13th Meeting of ICGV, Adelaide 2000*, 2000, p. 87-88.
- [30] L. Beanland, R. Noble, et T. K. Wolf, « Spatial and temporal distribution of North American grapevine yellows disease and of potential vectors of the causal phytoplasmas in Virginia », *Environ. Entomol.*, vol. 35, n° 2, p. 332-344, 2006.
- [31] A. Caudwell, C. Kuszala, J. C. Bachelier, et J. Larrue, « Transmission de la Flavescence doree de la vigne aux plantes herbacees par l'allongement du temps d'utilisation de la cicadelle Scaphoideus littoralis Ball et l'étude de sa survie sur un grand nombre d'espèces végétales », in *Annales de Phytopathologie*, 1970.
- [32] N. M. Christensen, K. B. Axelsen, M. Nicolaisen, et A. Schulz, « Phytoplasmas and their interactions with hosts », *Trends Plant Sci.*, vol. 10, n° 11, p. 526-535, 2005.
- [33] M. Bertamini et N. Nedunchezian, « Effects of Phytoplasma [Stolbur-Subgroup (Bois Noir-BN)] on Photosynthetic Pigments, Saccharides, Ribulose 1,5-Bisphosphate Carboxylase, Nitrate and Nitrite Reductases, and Photosynthetic Activities in Field-Grown Grapevine (*Vitis vinifera* L. cv. Chardonnay) Leaves », *Photosynthetica*, vol. 39, n° 1, p. 119-122, 2001.
- [34] P. Galet, *Les maladies et les parasites de la vigne Tome 1*, Tec & Doc Distribution. 1999.
- [35] R. Bovey, *Maladies à virus et affections similaires de la vigne*. Payot, 1980.

Références bibliographiques

- [36] GTN, « Jaunisses à phytoplasmes de la vigne », Groupe de travail national Flavescence dorée, 2006.
- [37] W. A. Hoch, E. L. Singaas, et B. H. McCown, « Resorption protection. Anthocyanins facilitate nutrient recovery in autumn by shielding leaves from potentially damaging light levels », *Plant Physiol.*, vol. 133, n° 3, p. 1296-1305, 2003.
- [38] M. Bertamini, N. Nedunchezian, F. Tomasi, et M. S. Grando, « Phytoplasma [Stolbur-subgroup (Bois Noir-BN)] infection inhibits photosynthetic pigments, ribulose-1,5-bisphosphate carboxylase and photosynthetic activities in field grown grapevine (*Vitis vinifera* L. cv. Chardonnay) leaves », *Physiol. Mol. Plant Pathol.*, vol. 61, n° 6, p. 357-366, 2002.
- [39] P. Margaria, A. Ferrandino, P. Caciagli, O. Kedrina, A. Schubert, et S. Palmano, « Metabolic and transcript analysis of the flavonoid pathway in diseased and recovered Nebbiolo and Barbera grapevines (*Vitis vinifera* L.) following infection by Flavescence dorée phytoplasma », *Plant Cell Environ.*, vol. 37, n° 9, p. 2183-2200, 2014.
- [40] J.-B. Féret, « Apport de la modélisation pour l'estimation de la teneur en pigments foliaires par télédétection », Paris 6, 2009.
- [41] C. Pueyo, J. Carrara, et E. Parent, « Flavescence dorée en Languedoc Roussillon: Bilan de 10 années de lutte (Synthese des données 1997 - 2007) ». 2008.
- [42] M. Vitali *et al.*, « Flavescence dorée phytoplasma deregulates stomatal control of photosynthesis in *Vitis vinifera* », *Ann. Appl. Biol.*, vol. 162, n° 3, p. 335-346, 2013.
- [43] A. Alma, G. Soldi, R. Tedeschi, et C. Marzachi, « Ruolo di *Hyalesthes obsoletus* Signoret (Homoptera, Cixiidae) nella trasmissione del Legno nero della vite in Italia », *Petria*, vol. 12, n° 3, p. 411-412, 2002.
- [44] A. Bressan, R. Turata, M. Maixner, S. Spiazzi, E. Boudon-Padieu, et V. Girolami, « Vector activity of *Hyalesthes obsoletus* living on nettles and transmitting a stolbur phytoplasma to grapevines: a case study », *Ann. Appl. Biol.*, vol. 150, n° 3, p. 331-339, 2007.
- [45] A.-M. Denizot et P. Larignon, « Description des symptômes des maladies du bois - Black Dead Arm ». IFV - Institut Francais de la Vigne et du Vin, 2008.
- [46] A.-M. Denizot et P. Larignon, « Description des symptômes des maladies du bois - ESCA ». IFV - Institut Francais de la Vigne et du Vin, 2008.
- [47] M. Hren, J. Boben, A. Rotter, P. Kralj, K. Gruden, et M. Ravnkar, « Real-time PCR detection systems for Flavescence dorée and Bois noir phytoplasmas in grapevine: comparison with conventional PCR detection and application in diagnostics », *Plant Pathol.*, vol. 56, n° 5, p. 785-796, 2007.
- [48] D. Blancard, « Vigne - Index des maladies, ravageurs et vecteurs », *Ephytia*, 2017. [En ligne]. Disponible sur: <http://ephytia.inra.fr/fr/C/6045/Vigne-Index-des-maladies-ravageurs-et-vecteurs>. [Consulté le: 27-sept-2017].
- [49] P. Lecomte, « les maladies du bois de la vigne », 2014. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.maladie-du-bois-vigne.fr/Maladies-du-bois>. [Consulté le: 27-sept-2017].
- [50] IFV, « institut français de la vigne et du vin : fiches pratiques ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.vignevin-sudouest.com/publications/fiches-pratiques/fiches-pratiques.php>. [Consulté le: 27-sept-2017].
- [51] P. Guilbault, « Identification des principales carences de la vigne », *Avenir Agricole Aquitain*, p. 1-9, 2003.
- [52] D. Blancard et C. Deluche, « Vigne - Phytotoxicités », *Ephytia*, 2017. [En ligne]. Disponible sur: <http://ephytia.inra.fr/fr/C/7071/Vigne-Phytotoxicites>. [Consulté le: 27-sept-2017].
- [53] WINETWORK, « Les pratiques de lutte contre la Flavescence Dorée en Europe ». 2016.

Références bibliographiques

- [54] MAAF, « Modalités de surveillance et de lutte contre les phytoplasmes de la vigne (flavescence dorée et bois noir) », Ministère de l'Agriculture de l'Agroalimentaire et de la Forêt, 2017.
- [55] N. Constant et J. Lernould, « La gestion de la Flavescence dorée en viticulture biologique », Institut français de la vigne et du vin, 2014.
- [56] P. Salar, C. Charenton, X. Foissac, et S. Malembic-Maher, « Multiplication kinetics of Flavescence dorée phytoplasma in broad bean. Effect of phytoplasma strain and temperature », *Eur. J. Plant Pathol.*, vol. 135, n° 2, p. 371–381, 2013.
- [57] M. Kasbari et B. Leroux, « Méthodologie pour l'usage d'un drone de catégorie E pour la détection de la flavescence dorée », *Cah. Tech.*, 2016.
- [58] Poissonnet, « Un drone pour détecter la flavescence dorée », *mon-ViTi*, 2014. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.mon-viti.com/videos/viticulture/un-drone-pour-d%C3%A9tecter-la-flavescence-dor%C3%A9e>. [Consulté le: 21-juill-2017].
- [59] C. Quéré et J. M. Sermier, « Rapport d'information déposé par la commission du développement durable et de l'aménagement du territoire en application de l'article 145 du Règlement sur les maladies de la vigne et du bois », Assemblée nationale 2946, 2015.
- [60] Vitisphere, « Viticulture / oenologie : Menace sur les vignes de Cognac », *Vitisphere.com*, 2011. [En ligne]. Disponible sur: <http://www.vitisphere.com/breve-57881-Flavescence-doree-menace-sur-les-vignes-de-Cognac.html>. [Consulté le: 24-juill-2017].
- [61] B. Collard, « Viticulture / oenologie : Les parcelles arrachées seront primées par les aides à la restructuration », *Vitisphere.com*, 2014. [En ligne]. Disponible sur: <http://www.vitisphere.com/breve-71848-Flavescence-doree-les-parcelles-arrachees-seront-primees-par-les-aides-a-la-restructuration.html>. [Consulté le: 24-juill-2017].
- [62] F. Lessio, F. Tota, et A. Alma, « Tracking the dispersion of *Scaphoideus titanus* Ball (Hemiptera: Cicadellidae) from wild to cultivated grapevine: use of a novel mark-capture technique », *Bull. Entomol. Res.*, vol. 104, p. 432-443, 2014.
- [63] CA81, « Flavescence dorée - La prospection 2014 dans le Tarn », 2015.
- [64] F. Lessio, R. Tedeschi, et A. Alma, « Presence of *Scaphoideus titanus* on American grapevine in woodlands, and infection with "flavescence dorée" phytoplasmas », *Bull. Insectology*, vol. 60, n° 2, p. 373-374, 2007.
- [65] INRA, « Projet Fladorisk : flavescence dorée de la vigne : mesurer l'influence de l'environnement « sauvage » des vignobles », 2015. [En ligne]. Disponible sur: <http://www.smach.inra.fr/Toutes-les-actualites/Fladorisk>. [Consulté le: 24-juill-2017].
- [66] BVV, « Ecologie et comportement de *Scaphoideus titanus* : rôle dans l'invasion du vignoble par la Flavescence dorée (année 2) - GIP pôle Bourgogne vigne et vin ». [En ligne]. Disponible sur: <http://www.bourgogne-vigne-vin.fr/recherche/projets-de-recherche/projets/93-recherche/projets-de-recherche/projets-pari/250-projet-faber-ecologie-et-comportement-de-scaphoideus-titanus-role-dans-l-invasion-du-vignoble-par-la-flavescence-doree.html>. [Consulté le: 24-juill-2017].
- [67] IVV, « Istituto di Virologia Vegetale – Projects ». [En ligne]. Disponible sur: <http://old.ivv.cnr.it/projects/?lang=en>. [Consulté le: 24-juill-2017].
- [68] EUPHRESCO, « Final report - GRAFDEPI Project ». 2015.
- [69] FranceAgriMer, « Synthèse du projet FAM : lutte contre la cicadelle de la Flavescence Dorée avec le Pyrèthre naturel ». 2017.
- [70] J. Albetis *et al.*, « Detection of Flavescence dorée Grapevine Disease Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imagery », *Remote Sens.*, vol. 9, n° 4, p. 308, 2017.

Références bibliographiques

- [71] H. Al-Saddik *et al.*, « Solution de détection des maladies de la vigne par imagerie drone. Diagnostic et réduction des pesticides à la parcelle », *Rev. Oenologiques Tech. Vitivinic. Oenologiques*, vol. 162, p. 14-15, 2017.
- [72] C. Pelletier *et al.*, « Triplex real-time PCR assay for sensitive and simultaneous detection of grapevine phytoplasmas of the 16SrV and 16SrXII-A groups with an endogenous analytical control », *Vitis*, vol. 48, n° 2, p. 87-95, 2009.
- [73] Avidordrone, « Identification des maladies de la vigne - Avidordrone ». [En ligne]. Disponible sur: <http://avidordrone.com/identification-des-maladies-de-la-vigne/>. [Consulté le: 24-juill-2017].
- [74] A. Laurie, « Carbon Bee : un détecteur de maladies et stress de végétaux », *L'agriculture Drômoise*, 2016. [En ligne]. Disponible sur: <http://www.agriculture-dromoise.fr/article,2016,11,10,carbon-bee-un-detecteur-de-maladies-et-stress-de-vegetaux,15525>. [Consulté le: 20-déc-2017].
- [75] IFV, « Winetwork-European KnowledgeTransfer ». Institut Français de la Vigne et du Vin, 2015.
- [76] A.-K. Mahlein, « Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping », *Plant Dis.*, vol. 100, n° 2, p. 241-251, 2015.
- [77] S. Sankaran, A. Mishra, R. Ehsani, et C. Davis, « A review of advanced techniques for detecting plant diseases », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 72, n° 1, p. 1-13, 2010.
- [78] J. J. Belasque, M. C. G. Gasparoto, et L. G. Marcassa, « Detection of mechanical and disease stresses in citrus plants by fluorescence spectroscopy », *Appl. Opt.*, vol. 47, n° 11, p. 1922-1926, 2008.
- [79] C. Collet, *Précis de télédétection: traitements numériques d'images de télédétection*. PUQ, 2001.
- [80] R. Oberti, M. Marchi, P. Tirelli, A. Calcante, M. Iriti, et A. N. Borghese, « Automatic detection of powdery mildew on grapevine leaves by image analysis: Optimal view-angle range to increase the sensitivity », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 104, p. 1-8, 2014.
- [81] R. G. V. Bramley, « Progress in the development of precision viticulture—variation in yield, quality and soil properties in contrasting Australian vineyards », Occasional report, 2001.
- [82] G. A. Carter et A. K. Knapp, « Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration », *Am. J. Bot.*, vol. 88, n° 4, p. 677-684, 2001.
- [83] D. A. Sims et J. A. Gamon, « Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages », *Remote Sens. Environ.*, vol. 81, n° 2-3, p. 337-354, 2002.
- [84] H. Mestre, « The absorption of radiation by leaves and algae », in *Cold Spring Harbor symposia on quantitative biology*, 1935, vol. 3, p. 191-209.
- [85] E. B. Knipling, « Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation », *Remote Sens. Environ.*, vol. 1, n° 3, p. 155-159, 1970.
- [86] W. A. Allen, H. W. Gausman, A. J. Richardson, et J. R. Thomas, « Interaction of isotropic light with a compact plant leaf », *JOSA*, vol. 59, n° 10, p. 1376-1379, 1969.
- [87] H. Al-Saddik, J.-C. Simon, et F. Cointault, « Development of Spectral Disease Indices for “Flavescence Dorée” Grapevine Disease Identification », *Sensors*, vol. 17, n° 12, nov. 2017.

Références bibliographiques

- [88] F. Guttler, S. Duthoit, M. Fauvel, et A. Jacquin, « Spectral analysis of *Vitis vinifera* leaves for the detection of the Flavescence dorée disease in red and white cultivars. Article in preparation. », *Science*, 2018.
- [89] N. Vigneau, « Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage: application à la concentration en azote du blé », Montpellier, SupAgro, 2010.
- [90] G. V. G. Baranoski et J. G. Rokne, « A practical approach for estimating the red edge position of plant leaf reflectance », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 26, n° 3, p. 503-521, 2005.
- [91] J. S. West, G. G. M. Canning, S. A. Perryman, et K. King, « Novel Technologies for the detection of *Fusarium* head blight disease and airborne inoculum », *Trop. Plant Pathol.*, vol. 42, n° 3, p. 203-209, 2017.
- [92] A.-K. Mahlein, E.-C. Oerke, U. Steiner, et H.-W. Dehne, « Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection », *Eur J Plant Pathol*, vol. 133, p. 197-209, 2012.
- [93] I. Dhau *et al.*, « Testing the capability of spectral resolution of the new multispectral sensors on detecting the severity of grey leaf spot disease in maize crop », *Geocarto Int.*, n° just-accepted, p. 1-28, 2017.
- [94] S. L. MacDonald, M. Staid, M. Staid, et M. L. Cooper, « Remote hyperspectral imaging of grapevine leafroll-associated virus 3 in cabernet sauvignon vineyards », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 130, p. 109-117, 2016.
- [95] S. F. D. Gennaro *et al.*, « Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe disease within a vineyard affected by esca complex », *Phytopathol. Mediterr.*, vol. 55, n° 2, p. 262-275, 2016.
- [96] L. Yuan, R. Pu, J. Zhang, J. Wang, et H. Yang, « Using high spatial resolution satellite imagery for mapping powdery mildew at a regional scale », *Precis. Agric.*, vol. 17, n° 3, p. 332-348, 2016.
- [97] B. Lobitz, L. Johnson, C. Hlavka, R. Armstrong, et C. Bell, « Grapevine Remote Sensing Analysis of Phylloxera Early Stress (GRAPES): Remote Sensing Analysis Summary », 1997.
- [98] C. Hillnhütter, A.-K. Mahlein, R. . Sikora, et E.-C. Oerke, « Remote sensing to detect plant stress induced by *Heterodera schachtii* and *Rhizoctonia solani* in sugar beet fields », *Field Crops Res.*, vol. 122, p. 70-77, 2011.
- [99] A. Patrick, S. Pelham, A. Culbreath, C. C. Holbrook, I. J. D. Godoy, et C. Li, « High throughput phenotyping of tomato spot wilt disease in peanuts using unmanned aerial systems and multispectral imaging », *IEEE Instrum. Meas. Mag.*, vol. 20, n° 3, p. 4-12, 2017.
- [100] C. Yang, G. N. Odvody, J. A. Thomasson, T. Isakeit, et R. L. Nichols, « Change detection of cotton root rot infection over 10-year intervals using airborne multispectral imagery », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 123, p. 154-162, 2016.
- [101] Z. Qin et M. Zhang, « Detection of rice sheath blight for in-season disease management using multispectral remote sensing », *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation*, vol. 7, p. 115-128, 2005.
- [102] J. Franke et G. Menz, « Multi-temporal wheat disease detection by multi-spectral remote sensing », *Precis. Agric.*, vol. 8, n° 3, p. 161-172, 2007.
- [103] M. Mirik, D. C. Jones, et J. A. Price, « Satellite Remote Sensing of Wheat Infected by Wheat streak mosaic virus », *Plant Dis.*, vol. 95, n° 1, p. 4-12, 2011.

Références bibliographiques

- [104] T. Mewes, J. Franke, et G. Menz, « Spectral requirements on airborne hyperspectral remote sensing data for wheat disease detection », *Precis. Agric.*, vol. 12, n° 6, p. 795, 2011.
- [105] A.-K. Mahlein, U. Steiner, H.-W. Dehne, et E.-C. Oerke, « Spectral signatures of sugar beet leaves for the detection and differentiation of diseases », *Precis. Agric.*, vol. 11, p. 413-431, 2010.
- [106] D. Cui, Q. Zhang, M. Li, Y. Zhao, et G. L. Hartman, « Detection of soybean rust using a multispectral image sensor », *Sens. Instrum. Food Qual. Saf.*, vol. 3, n° 1, p. 49-56, 2009.
- [107] C.-M. Yang, C.-H. Cheng, et R.-K. Chen, « Changes in spectral characteristics of rice canopy infested with brown planthopper and leafhopper », *Crop Sci.*, vol. 47, n° 1, p. 329-335, 2007.
- [108] R. A. Naidu, E. M. Perry, F. J. Pierce, et T. Mekuria, « The potential of spectral reflectance technique for the detection of Grapevine leafroll-associated virus-3 in two red-berried wine grape cultivars », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 66, n° 1, p. 38-45, 2009.
- [109] M. R. Steele, A. A. Gitelson, et D. C. Rundquist, « A comparison of two techniques for nondestructive measurement of chlorophyll content in grapevine leaves », *Agron. J.*, vol. 100, n° 3, p. 779-782, 2008.
- [110] A. K. van den Berg et T. D. Perkins, « Nondestructive estimation of anthocyanin content in autumn sugar maple leaves », *HortScience*, vol. 40, n° 3, p. 685-686, 2005.
- [111] M. R. Steele, A. A. Gitelson, D. C. Rundquist, et M. N. Merzlyak, « Nondestructive estimation of anthocyanin content in grapevine leaves », *Am. J. Enol. Vitic.*, vol. 60, n° 1, p. 87-92, 2009.
- [112] J. A. Gamon et J. S. Surfus, « Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer », *New Phytol.*, vol. 143, n° 1, p. 105-117, 1999.
- [113] S. Sankaran, R. Ehsani, S. A. Inch, et R. C. Ploetz, « Evaluation of Visible-Near Infrared Reflectance Spectra of Avocado Leaves as a Non-destructive Sensing Tool for Detection of Laurel Wilt », *Plant Dis.*, vol. 96, n° 11, p. 1683-1689, 2012.
- [114] H. Z. Mohd Shafr et N. Hamdan, « Hyperspectral Imagery for Mapping Disease Infection in Oil Palm Plantation Using Vegetation Indices and Red Edge Techniques », *Am. J. Appl. Sci.*, vol. 6, n° 6, p. 1031-1035, 2009.
- [115] L. Bronge, « Satellite remote sensing for estimating leaf area index, FPAR and primary production. A literature review », Swedish Nuclear Fuel and Waste Management Co., SKB-R--04-24, 2004.
- [116] T. Dahms, S. Seissiger, C. Conrad, et E. Borg, « Modelling Biophysical Parameters of Maize Using Landsat 8 Time Series », *ISPRS - Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 49B2, p. 171-175, 2016.
- [117] H. Aitouda, « Estimation des variables biophysiques des cultures et étude de l'effet du changement d'échelle sur leur variabilité spatiale », Université du Québec à Chicoutimi, 2012.
- [118] A. Blondlot, P. Gate, et H. Poilvé, « Providing operational nitrogen recommendations to farmers using satellite imagery », in *Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*, Uppsala, Sweden, 2005, p. 345-352.
- [119] R. Lacaze *et al.*, « geoland2—towards an operational GMES land monitoring core service: the biogeophysical parameter core mapping service », in *Proceedings of the 34th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 2011.
- [120] A. Roumiguié, A. Jacquin, G. Sigel, H. Poilvé, O. Hagolle, et J. Daydé, « Validation of a forage production index (FPI) derived from MODIS fCover time-series using high-

Références bibliographiques

- resolution satellite imagery: methodology, results and opportunities », *Remote Sens.*, vol. 7, n° 9, p. 11525–11550, 2015.
- [121] A. P. Fossi, « Miniaturisation d'une caméra hyperspectrale infrarouge », phdthesis, Université Paris-Saclay, 2016.
- [122] H. Delacour, A. Servonnet, A. Perrot, J. F. Vigezzi, et J. M. Ramirez, « La courbe ROC (Receiver operating characteristic) : principes et principales applications en biologie clinique. », *Ann. Biol. Clin. (Paris)*, vol. 63, n° 2, p. 145–154, 2005.
- [123] IVSO, « AOP Gaillac », *Les vins sud Ouest - France*. [En ligne]. Disponible sur: /fr/denomination/aop-gaillac. [Consulté le: 02-oct-2017].
- [124] P. Courjault-Radé, P. Munoz, et N. Hirissou, « Caractérisation de la composante géologique de parcelles du vignoble de Gaillac (Tarn, Midi-Pyrénées)-Incidence sur la détermination des unités terroir de base et sur le choix du matériel végétal », *J Int Sci Vigne Vin*, vol. 39, p. 95–107, 2005.
- [125] Ministère de l'Agriculture de l'Agroalimentaire et de la Forêt, « Cahier des charges de l'appellation d'origine contrôlée "GAILLAC" ». JORF, 2011.
- [126] MVV, « Bulletin Flavescence dorée », Maison de la Vigne et du Vin de Gaillac, Gaillac, 2015.
- [127] C. Pueyo, « Flavescence dorée de la vigne - Projet d'arrêté préfectoral Occitanie », SRAL Occitanie, 2017.
- [128] J. Albetis, « Demande d'information sur la présence des maladies de vigne dans l'AOC Gaillac [courrier électronique]. Destinataire : Virgine VIGUES », 06-oct-2017.
- [129] CIVL, « AOC Minervois-La-Livinière », *Languedoc Wines*, 2017. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.languedoc-wines.com/fr/languedoc-decouverte/les-aoc-du-languedoc/aoc-minervois-la-liviniere>. [Consulté le: 02-oct-2017].
- [130] Ministère de l'Agriculture de l'Agroalimentaire et de la Forêt, « Cahier des charges de l'appellation d'origine contrôlée "Minervois-La-Livinière" ». JORF, 2011.
- [131] CR, « La flavescence dorée sévit en en Languedoc Roussillon - Coordination Rurale (CR) », *Coordination Rurale (CR)*, 2014. .
- [132] J. Albetis, « Demande d'information sur la présence des maladies de vigne dans l'AOC Minervois-La Livinière [courrier électronique]. Destinataire : Jacques ROUSSEAU », 21-déc-2017.
- [133] Plantes et jardins, « Palisser la vigne », 2016. [En ligne]. Disponible sur: <http://mag.plantes-et-jardins.com/conseils-de-jardinage/palisser-la-vigne>. [Consulté le: 03-oct-2017].
- [134] J. Rouse Jr, R. H. Haas, J. A. Schell, et D. W. Deering, « Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS », *NASA Spec. Publ.*, vol. 351, p. 309, 1974.
- [135] A. A. Gitelson, Y. J. Kaufman, R. Stark, et D. Rundquist, « Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction », *Remote Sens. Environ.*, vol. 80, n° 1, p. 76–87, 2002.
- [136] T. Motohka, K. N. Nasahara, H. Oguma, et S. Tsuchida, « Applicability of Green-Red Vegetation Index for Remote Sensing of Vegetation Phenology », *Remote Sens.*, vol. 2, n° 10, p. 2369–2387, 2010.
- [137] A. A. Gitelson, Y. J. Kaufman, et M. N. Merzlyak, « Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS », *Remote Sens. Environ.*, vol. 58, n° 3, p. 289–298, 1996.
- [138] A. J. Richardson et C. L. Wiegand, « Distinguishing vegetation from soil background information. », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 43, p. 1541–1552, 1977.
- [139] C. J. Tucker, « Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation », *Remote Sens. Environ.*, vol. 8, n° 2, p. 127–150, 1979.

Références bibliographiques

- [140] A. R. Huete, « A soil-adjusted vegetation index (SAVI) », *Remote Sens. Environ.*, vol. 25, n° 3, p. 295–309, 1988.
- [141] A. A. Gitelson, M. N. Merzlyak, et O. B. Chivkunova, « Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves », *Photochem. Photobiol.*, vol. 74, n° 1, p. 38–45, 2001.
- [142] A. A. Gitelson, G. P. Keydan, et M. N. Merzlyak, « Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves », *Geophys. Res. Lett.*, vol. 33, n° 11, p. L11402, 2006.
- [143] P. J. Zarco-Tejada, J. R. Miller, T. L. Noland, G. H. Mohammed, et P. H. Sampson, « Scaling-up and model inversion methods with narrowband optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, n° 7, p. 1491–1507, 2001.
- [144] J. Peñuelas, J. A. Gamon, A. L. Fredeen, J. Merino, et C. B. Field, « Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves », *Remote Sens. Environ.*, vol. 48, n° 2, p. 135–146, 1994.
- [145] A. Gitelson et M. N. Merzlyak, « Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves », *J. Photochem. Photobiol. B*, vol. 22, n° 3, p. 247–252, 1994.
- [146] A. Gitelson et M. N. Merzlyak, « Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. Leaves. Spectral Features and Relation to Chlorophyll Estimation », *J. Plant Physiol.*, vol. 143, n° 3, p. 286–292, 1994.
- [147] H. Poilvé, « Towards an Operational GMES Land Monitoring Core Service - BioPar Product User Manual - MERIS FR Biophysical Products », 2010.
- [148] F. X. Kneizys, E. P. Shettle, L. W. Abreu, J. H. Chetwynd, et G. P. Anderson, « Users guide to LOWTRAN 7 », AIR FORCE GEOPHYSICS LAB HANSCOM AFB MA, 1988.
- [149] S. Jacquemoud et F. Baret, « PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra », *Remote Sens. Environ.*, vol. 34, n° 2, p. 75–91, 1990.
- [150] W. Verhoef, « Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model », *Remote Sens. Environ.*, vol. 16, n° 2, p. 125–141, 1984.
- [151] J.-B. Féret, A. A. Gitelson, S. D. Noble, et S. Jacquemoud, « PROSPECT-D: Towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle », *Remote Sens. Environ.*, vol. 193, p. 204–215, 2017.
- [152] J.-B. Féret *et al.*, « PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments », *Remote Sens. Environ.*, vol. 112, n° 6, p. 3030–3043, 2008.
- [153] S. Saatchi, W. Buermann, H. Ter Steege, S. Mori, et T. B. Smith, « Modeling distribution of Amazonian tree species and diversity using remote sensing measurements », *Remote Sens. Environ.*, vol. 112, n° 5, p. 2000–2017, 2008.
- [154] T. Fawcett, « An introduction to ROC analysis », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, n° 8, p. 861–874, juin 2006.
- [155] T. Hastie, R. Tibshirani, et J. Friedman, « The elements of statistical learning New York », *NY Springer*, p. 115–163, 2001.
- [156] B. L. Welch, « The generalization of "Student's" problem when several different population variances are involved », *Biometrika*, vol. 34, n° 1/2, p. 28–35, 1947.
- [157] P. McCullagh et J. A. Nelder, *Generalized Linear Models*, 2 édition. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 1989.

Références bibliographiques

- [158] R. R. Hocking, « A Biometrics Invited Paper. The Analysis and Selection of Variables in Linear Regression », *Biometrics*, vol. 32, n° 1, p. 1-49, 1976.
- [159] H. Akaike, « A new look at the statistical model identification », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 19, n° 6, p. 716-723, 1974.
- [160] W. Huang, D. W. Lamb, Z. Niu, Y. Zhang, L. Liu, et J. Wang, « Identification of yellow rust in wheat using in-situ spectral reflectance measurements and airborne hyperspectral imaging », *Precis. Agric.*, vol. 8, n° 4-5, p. 187-197, 2007.
- [161] C. Bertsch *et al.*, « Grapevine trunk diseases: complex and still poorly understood », *Plant Pathol.*, vol. 62, n° 2, 2012.
- [162] L. Guerin-Dubrana, A. Labenne, J. C. Labrousse, S. Bastien, P. Rey, et A. Gégout-Petit, « Statistical analysis of grapevine mortality associated with esca or Eutypa dieback foliar expression », *Phytopathol. Mediterr.*, vol. 52, n° 2, p. 276-288, nov. 2012.
- [163] L. Mugnai, A. Graniti, et G. Surico, « Esca (black measles) and brown wood-streaking: two old and elusive diseases of grapevines », *Plant Dis.*, vol. 83, n° 5, p. 404-418, 1999.
- [164] D. Ashourloo, M. R. Mobasheri, et A. Huete, « Evaluating the Effect of Different Wheat Rust Disease Symptoms on Vegetation Indices Using Hyperspectral Measurements », *Remote Sens.*, vol. 6, n° 6, p. 5107-5123, 2014.
- [165] A. Hall, J. Louis, et D. Lamb, « Characterising and mapping vineyard canopy using high-spatial-resolution aerial multispectral images », *Comput. Geosci.*, vol. 29, n° 7, p. 813-822, août 2003.
- [166] C. Bravo *et al.*, « Foliar Disease Detection in the Field Using Optical Sensor Fusion ». 2004.
- [167] J. S. West, C. Bravo, R. Oberti, D. Lemaire, D. Moshou, et H. A. McCartney, « The potential of optical canopy measurement for targeted control of field crop diseases », *Annu. Rev. Phytopathol.*, vol. 41, p. 593-614, 2003.
- [168] T. Braun, H. Koch, O. Strub, G. Zolynski, et K. Berns, « Improving pesticide spray application in vineyards by automated analysis of the foliage distribution pattern in the leaf wall », in *Proceedings of the 1st Commercial Vehicle Technology Symposium*, 2010.
- [169] A. J. Mathews et J. L. R. Jensen, « Visualizing and Quantifying Vineyard Canopy LAI Using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Collected High Density Structure from Motion Point Cloud », *Remote Sens.*, vol. 5, n° 5, p. 2164-2183, mai 2013.
- [170] R. Retzlaff *et al.*, « UAS-based multi-angular remote sensing of the effects of soil management strategies on grapevine », *OENO One*, vol. 49, n° 2, p. 85, 2015.
- [171] A. Hall, D. LAMB, B. Holzappel, et J. Louis, « Optical remote sensing applications in viticulture - a review ». 2008.
- [172] A. P. Nolan, S. Park, S. Fuentes, et D. Ryu, « Automated detection and segmentation of vine rows using high resolution UAS imagery in a commercial vineyard », *21st Int. Congr. Model. Simul.*, p. 2015.
- [173] L. Comba, P. Gay, J. Primicerio, et D. Ricauda Aimonino, « Vineyard detection from unmanned aerial systems images », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 114, p. 78-87, 2015.

ANNEXES

Annexes

- 1 Annexe 1 : Extrait des rapports OenoMip sur l'acquisition et traitements des données hyperspectrales

Acquisition et prétraitements des données hyperspectrales pour la campagne de terrain 2015 et 2016

Extrait des rapports OenoMip : Phases 1, 2 et 3

Dans ce rapport nous allons présenter l'acquisition des données et l'analyse des caractéristiques spectrales des feuilles symptomatiques (FD ou MB) et des feuilles asymptomatiques acquises sur la campagne de terrain 2015 et 2016 dans le cadre du projet OenoMip. L'analyse des données hyperspectrales permet en premier lieu d'améliorer la connaissance sur la réponse spectrale des feuilles atteintes de Flavescence dorée, mais aussi d'identifier la ou les bande(s) les plus utiles pour discriminer les feuilles malades des feuilles saines, et (2) sur l'analyse des données multispectrales acquises par drone qui permet de tester la pertinence d'indices de végétation et de paramètres biophysiques pour détecter la maladie.

1. CAMPAGNE TERRAIN

1.1 Sélection des parcelles

Pour la campagne de terrain 2015, nous avons sélectionné les parcelles de manière à avoir des mesures pour une diversité de cépages. Au final, nous avons choisi 7 cépages différents dans l'AOC Gaillac : 3 cépages noirs (Duras, Gamay et Braucon) et 3 cépages blancs (Colombard, Loin de l'Œil, Muscadelle Sauvignon). Toutes les parcelles avec deux classes échantillonnées (Flavescence dorée et pied sain). Pour la campagne de terrain 2016, nous avons sélectionné les parcelles de manière à avoir des mesures pour une diversité de cépages mais aussi pour des cépages identiques à ceux mesurés en 2015 afin d'analyser la variabilité au sein d'un même cépage. 10 parcelles au total ont été sélectionnées dans l'AOC Gaillac et l'AOC Minervois-La Livinière, dont 8 avec trois classes échantillonnées (Flavescence dorée, maladies du bois et pied sain) et les 2 autres uniquement Flavescence dorée et pied sain.

Tableau 1 : Cépages blancs et noirs sélectionnés en 2015 et 2016 pour l'acquisition des données hyperspectrales

Année	Couleur	Cépage	Site
2015	Rouge	Braucon	Gaillacois
		Duras	
		Gamay	
	Blanc	Colombard	
		Loin de l'Œil	
		Muscadelle	
		Sauvignon	
2016	Rouge	Braucon	Gaillacois
		Duras	
		Merlot	
		Cabernet-Sauvignon	Minervois
		Grenache	
		Mourvèdre	
		Syrah	
	Blanc	Ondenc	Gaillacois
		Muscadelle	Minervois
		Chardonnay	

1.2 Mesures de réflectance des feuilles

Les mesures ont été effectuées pendant le mois de septembre avec un spectromètre de terrain (ASD fieldspec Pro) muni d'une pince à feuille permettant de faire des mesures de réflectance spécifiquement sur les feuilles (Figure 1). Les mesures couvrent la gamme du spectre comprise entre 300nm et 2500nm. La source lumineuse interne permet de s'affranchir complètement des conditions d'illumination mais les mesures ont dû être effectuées lorsque les feuilles sont parfaitement sèches. En moyenne, une fois arrivés sur place et l'appareillage en place, il a fallu une demi-journée pour effectuer les mesures sur chaque parcelle.

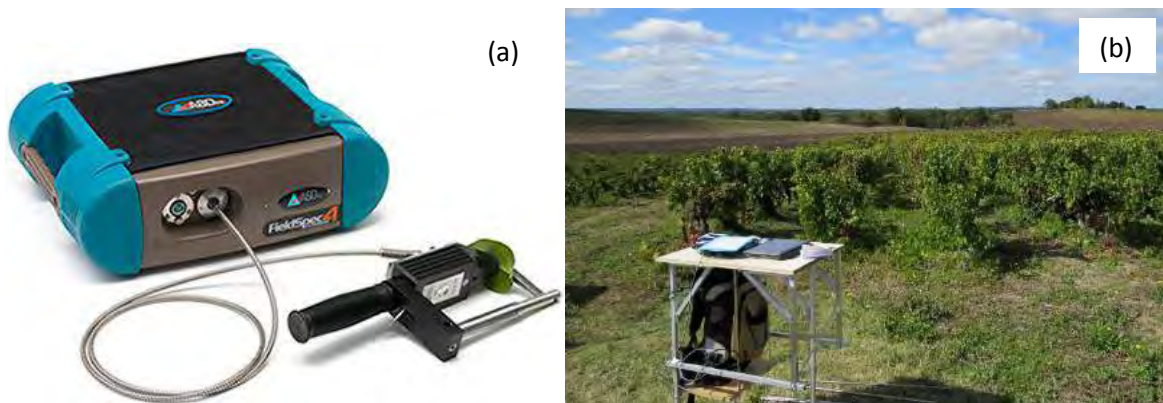


Figure 1 : Spectromètre de terrain ASD muni d'une pince à feuille (a) et dispositif utilisé sur le terrain pour faire les mesures de réflectance (b).

En 2015, De manière générale, pour chaque cépage, nous avons réalisé des mesures sur 10 pieds sains et 10 pieds malades. Sur chaque pied, 4 feuilles considérées comme matures ont été choisies et sur chaque feuille, 4 mesures ont été effectuées. Après chaque mesure, la feuille a été photographiée et identifiée (Figure 2).

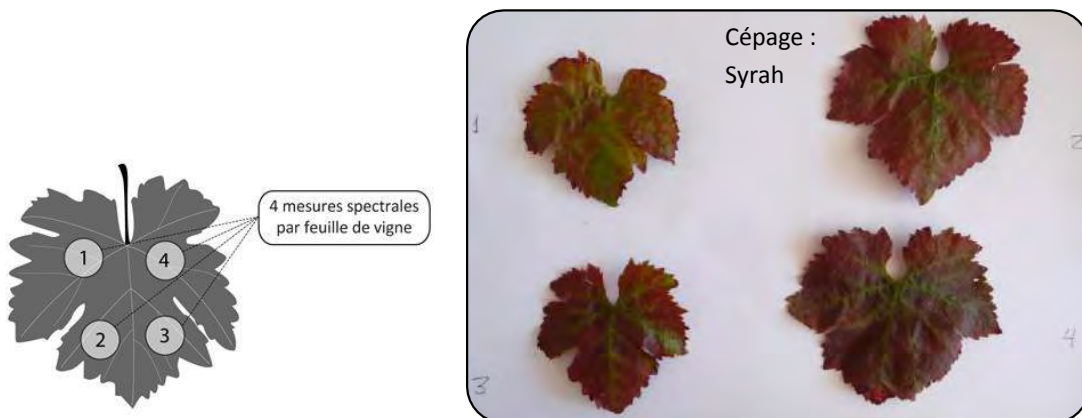


Figure 2 : Pour chaque pied, 4 feuilles sont prélevées et 4 mesures de réflectance par feuilles sont effectuées. Exemple de 4 feuilles prélevées sur un pied d'une parcelle du Minervois sur la Syrah

Les Figure 3 et Figure 4 présentent des spectres de réflectances mesurées sur une feuille saine et une feuille malade pour 2 cépages différents (1 blanc, le Colombard et un rouge, le Duras) ainsi que les photographies des feuilles associées à la mesure grâce à un identifiant unique.

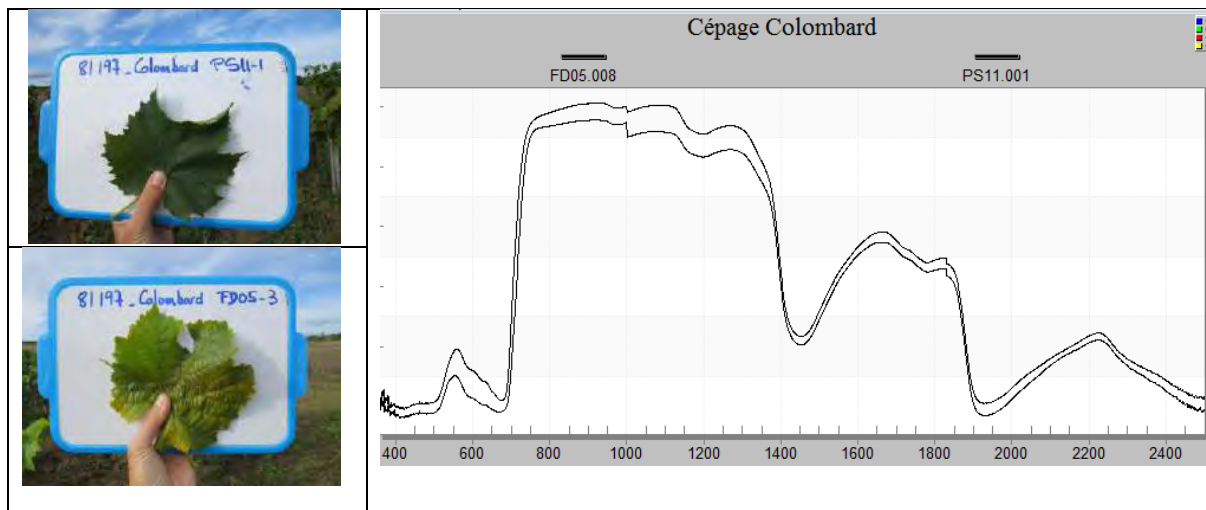


Figure 3 : Spectre de réflectance mesurées sur le cépage blanc Colombard dans la commune de Noailles.

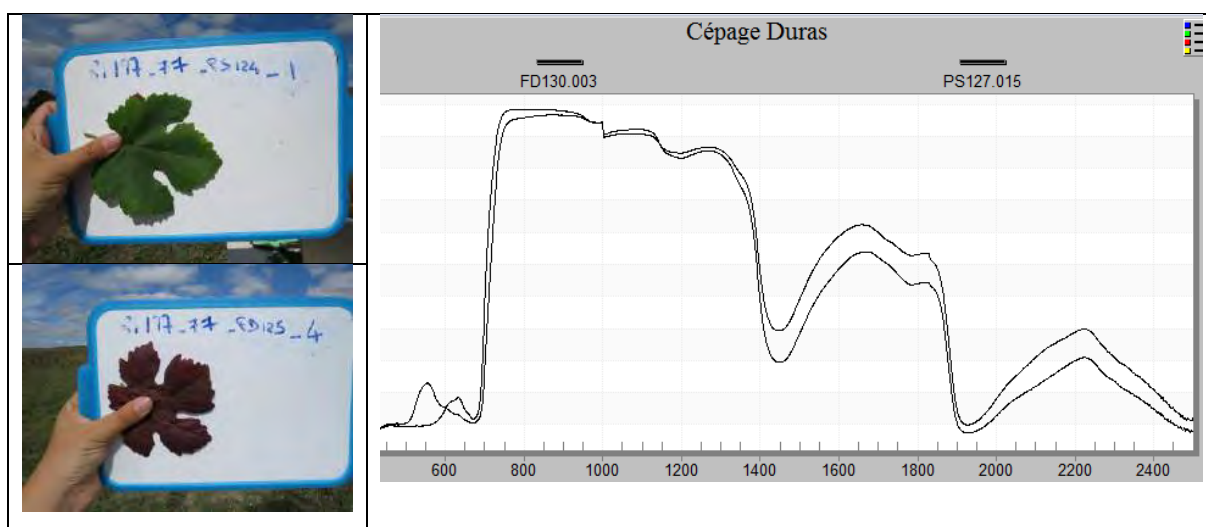


Figure 4 : Spectre de réflectance mesurées sur le cépage rouge Duras dans la commune de Noailles.

En 2016, comme en 2015, des mesures de réflectance de feuilles ont été effectuées sur le terrain. Cette année, aux mesures sur des feuilles présentant des symptômes de Flavescence dorée ou sur des feuilles asymptotiques, ont été rajoutées des mesures sur des feuilles touchées par l'ESCA lorsque la maladie était présente (Figure 5).

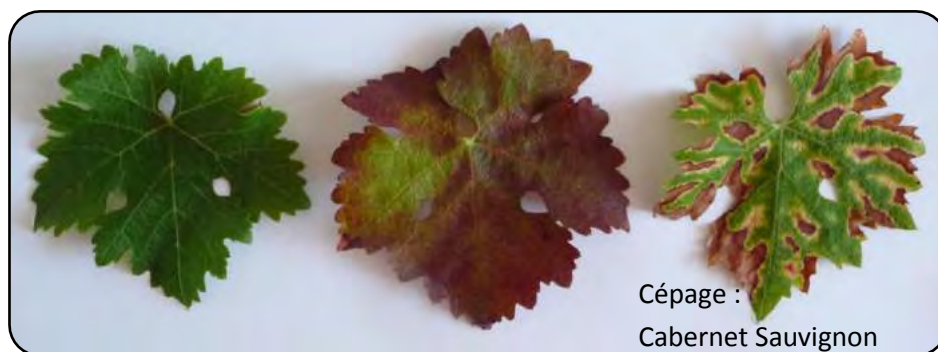


Figure 5 : Exemple de feuilles du cépage Cabernet Sauvignon d'une parcelle du vignoble de la Livinière. De gauche à droite : feuille saine, feuille atteinte par la Flavescence dorée et feuille atteinte par l'esca.

Les tableaux ci-dessous synthétisent le nombre total de pieds et de mesures réalisés par année (Tableau 2), par classe (Tableau 3) et par cépage (Tableau 4).

Tableau 2: Nombre total de pieds sélectionnés et de mesures de réflectance de feuille effectuées en 2015 et 2016.

	Nb pieds	Nb mesures
2015	168	2688
2016	280	4469

Tableau 3: Nombre total de pieds sélectionnés et de mesures de réflectance de feuille effectuées sur les 2 années de mesures pour chaque classe de feuille (FD, Flavescence dorée).

	Nb pieds	Nb mesures
FD	181	2892
Sains	180	2880
Esca	87	1385

Tableau 4 : Nombre de pieds et de mesures de réflectance effectuées sur chaque parcelle en 2016.

Couleur - Cépage	Nb pieds	Nb mesures
Blanc - Sauvignon	24	386
Blanc - Chardonnay	30	480
Blanc - Colombar	20	320
Blanc - Loin de l Oeil	20	320
Blanc - Muscadelle	40	641
Blanc - Ondenc	30	480
Rouge - Braucol	50	800
Rouge - Cabernet Sauvignon	30	467
Rouge - Duras	50	800
Rouge - Gamay	44	703
Rouge - Grenache	30	480
Rouge - Merlot	20	320
Rouge - Mourvedre	30	480
Rouge - Syrah	30	480

1.3 Analyses PCR en laboratoire

Pour chaque pied malade où des mesures de réflectance sont disponibles, des analyses ont été effectuées par la FREDON afin de s'assurer soit que le pied était bien atteint de la Flavescence dorée et donc que le phytoplasme responsable de la maladie était bien présent, soit que le pied était bien sain. Pour les deux années, les feuilles nécessaires ont été collectées pendant le mois de septembre par l'EI PURPAN et la FREDON. Une vingtaine de feuilles présentant les symptômes ont été prélevées sur 83 pieds en 2015 et 205 pieds en 2016. L'ensemble des échantillons a été placé individuellement dans du papier (type journal). L'ensemble du matériel végétal constituant 1 prélèvement pour le laboratoire est codifié, puis conditionné dans un sac plastique fermé et placé dans un réfrigérateur dans l'attente du début de l'analyse par la méthode ANSES MOA 006 version 2a.

En 2015, sur les 83 échantillons, 81 échantillons se sont révélés positifs à la flavescence dorée et 1 échantillon s'est révélé positif au bois noir. 1 échantillon s'est révélé négatif aux 2 phytoplasmes mais dans 3 tubes sur 3, la cible flavescence dorée a été détectée au-delà de la limite de répétabilité établie en interne par le laboratoire, selon les instructions figurant dans la méthode ANSES.

En 2016, dans le Minervois, sur les 40 échantillons considérés comme sains avant analyse, 39 se sont effectivement révélés négatifs à la présence du phytoplasme de la Flavescence dorée ou du bois noir et 1 positif à la présence du phytoplasme du bois noir sur la parcelle de Chardonnay. Sur les 65 échantillons considérés comme atteints de Flavescence dorée, 2 se sont révélés négatifs à la présence du phytoplasme de la Flavescence dorée ou du bois noir (cépages Chardonnay et Carignan). Dans le Tarn, sur les 50 échantillons considérés comme sains avant analyse, 49 se sont effectivement révélés négatifs à la présence du phytoplasme de la Flavescence dorée ou du bois noir et 1 positif à la présence du phytoplasme de la Flavescence dorée sur la parcelle de Merlot. Sur les 50 échantillons considérés comme malades avant analyse, 3 se sont révélés négatifs à la présence de Flavescence

dorée ou bois noir sur la parcelle d'Ondenc, et sur 9 échantillons de la parcelle de Merlot, la cible Flavescence dorée a été détectée au-delà de la limite de répétabilité établie en interne.

Grâce à ces résultats d'analyses, tous les pieds non atteints de Flavescence dorée ne seront pas pris en compte dans nos analyses afin de ne pas biaiser nos résultats.

2. ANALYSE DES DONNÉES HYPERSPÉCTRALES

L'analyse envisagée avait été présentée au Colloque 2016 de la Société Française de Photogrammétrie et Télédétection (SFPT). Les principales étapes d'analyse des données hyperspectrales sont résumées dans la Figure 6.

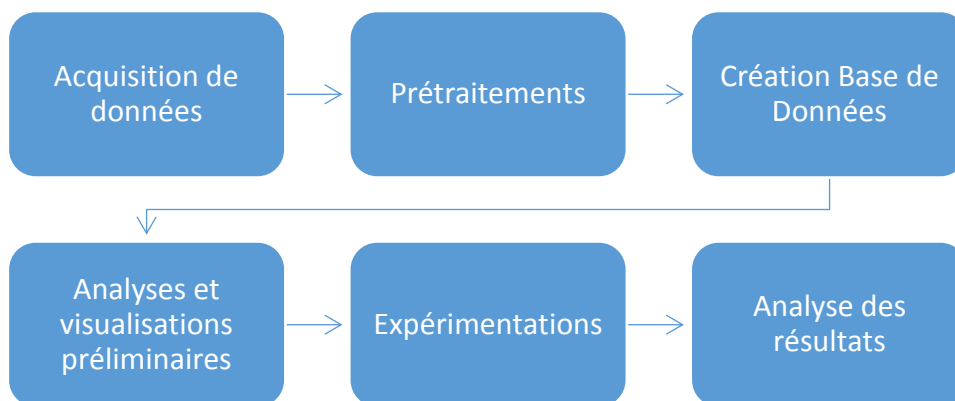


Figure 6 : Principales étapes d'analyse des données hyperspectrales acquises dans le cadre du projet OenoMIP.

1.4 Prétraitements

Trois principaux prétraitements ont été effectués sur les spectres de réflectance mesurés sur les feuilles de vigne :

- 1- Correction des sauts spectraux existants dans les spectres et dus aux sauts entre les trois capteurs du spectromètre VNIR – SWIR1 – SWIR2, c'est à dire entre les longueurs d'onde : 1000 et 1001 nm 1800 et 1801 nm. La correction a été effectuée par la méthode de la tangente, supposant un factor multiplicatif entre les valeurs perturbées et les valeurs attendues (Figure 5)

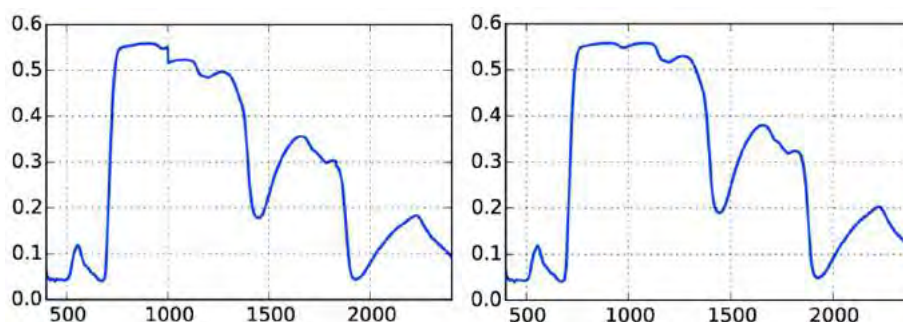


Figure 7 : Spectres de réflectance avant (à gauche) et après (à droite) correction des sauts spectraux dus aux sauts entre les trois capteurs du spectromètre VNIR – SWIR1 – SWIR2.

- 2- Suppression portions bruitées du spectre < 400 nm > 2400 nm et
- 3- Suppression bandes d'absorption d'eau entre 1350 et 1409 nm entre 1810 et 1969 nm. De ce fait, des 2150 longueurs d'onde initiales, 1783 en sont conservées (Figure 8)

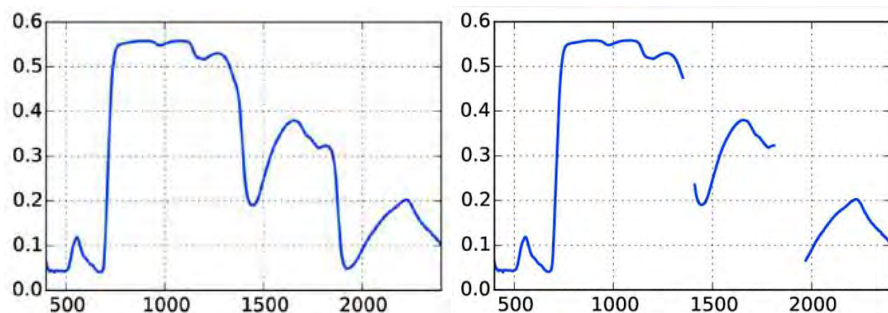


Figure 8: spectres de réflectance avant (à gauche) et après (à droite) suppression des bandes d'absorption d'eau entre 1350 et 1409 nm entre 1810 et 1969 nm.

- 4- Détection de spectres aberrants :** spectres possédant des valeurs > 1, spectres aux valeurs nulles (proche de 0 sur toutes les longueurs d'onde) ou spectres présentant des valeurs de réflectance exceptionnellement faibles (voire négatives) dans l'intervalle 400-500 nm.

1.5 Création d'une Base de Données

La création d'une base de données permet d'organiser l'ensemble des informations contenues dans les fichiers et dossiers ayant été créés lors des mesures de terrain (site, identifiant parcelle, identifiant pied, état de santé, numéro de la mesure, nom du cépage, couleur du cépage, identifiant feuille) (Figure 9) afin de pouvoir interroger le contenu de la base de données et d'effectuer les analyses.

Nom	Modifié le	Type	Taille
1FD00000.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00001.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00002.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00003.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00004.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00005.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00006.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00007.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko
1FD00008.asd	09/09/2016 17:40	Document texte	56 Ko

Attributs extraits directement :

- Année, Site, Id parcelle, Id pied (terrain), Etat de santé, Numéro de la mesure

Indirectement :

- Nom du cépage, couleur du cépage, Id feuille

Figure 9 : Aperçu des dossiers et fichiers à partir desquels les attributs importants pour l'analyse ont été extraits pour création de la base données.

Un aperçu de la base de données (stockée en HDF5 - taille sur disque ~100 Mo) est donnée dans la Figure 10.

Matrice Y : Attributs

Index	parcel_code	health_state	plant_number	measure_number	cepage_code	cepage_name	vine_color	vine_color_code	year	site	plant_id_str	plant_id_int	leaf_id
0	1	2	1	10	1	Rouge Braucol	Rouge	1	2015	Gaillac	1_2_1	0	3
1	1	2	6	12	1	Rouge Braucol	Rouge	1	2015	Gaillac	1_2_6	1	4
2	1	2	5	1	1	Rouge Braucol	Rouge	1	2015	Gaillac	1_2_5	2	1
3	1	1	4	3	1	Rouge Braucol	Rouge	1	2015	Gaillac	1_1_4	3	1
4	1	2	4	4	1	Rouge Braucol	Rouge	1	2015	Gaillac	1_2_4	4	2
5	1	1	6	13	1	Rouge Braucol	Rouge	1	2015	Gaillac	1_1_6	5	4

Matrice X : Spectres

Index	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	
0	0.0569	0.0565	0.0513	0.0475	0.0457	0.0454	0.0445	0.044	0.0461	0.0424	0.0399	0.041	0.0406	0.0413	0.0427	0.0435	0.0426	0.0413	0.0401	0.0417	0.0418	0.0401	0.0408	0.0416	0.0421	0.0417	0.
1	0.0637	0.0632	0.0568	0.0519	0.0493	0.0496	0.0494	0.0489	0.0484	0.0452	0.0439	0.0464	0.045	0.0443	0.0443	0.045	0.0438	0.0423	0.0421	0.0424	0.0424	0.042	0.0422	0.0438	0.0452	0.0429	0.
2	0.0705	0.0703	0.0639	0.0589	0.056	0.0568	0.0576	0.0576	0.0547	0.052	0.0518	0.0552	0.0546	0.0534	0.0522	0.0519	0.0512	0.0504	0.0495	0.0494	0.0496	0.0498	0.0488	0.0491	0.0499	0.0499	0.
3	0.0668	0.0665	0.0596	0.0538	0.05	0.05	0.0489	0.0477	0.0483	0.045	0.0439	0.0473	0.0465	0.0455	0.0449	0.0463	0.0456	0.0443	0.0437	0.0437	0.0437	0.0438	0.0438	0.0437	0.0437	0.0439	0.
4	0.0596	0.0586	0.0512	0.0478	0.0487	0.0485	0.0476	0.047	0.0486	0.0447	0.0426	0.0451	0.0453	0.0444	0.0431	0.0434	0.0419	0.0405	0.0409	0.0413	0.0414	0.0412	0.0411	0.0412	0.0415	0.042	0.
5	0.0671	0.0667	0.0596	0.0559	0.0562	0.0542	0.053	0.0526	0.0533	0.0498	0.048	0.0503	0.0509	0.05	0.0483	0.0481	0.0469	0.046	0.0468	0.0468	0.0466	0.0462	0.0454	0.0457	0.0465	0.0466	0.

Figure 10 : Aperçu de la base de données créée pour les mesures hyperspectrales acquises en 2015.

Le nettoyage et la mise en relation, au sein d'une base de données unique, de toutes les données hyperspectrales récoltées sur le terrain est essentielle pour l'exploitation de ces données. En effet, la base de données réunit l'information provenant de plus de 2 500 mesures spectrales effectuées en 2015. Chaque mesure est à l'origine d'un enregistrement dans la base de données, chaque enregistrement étant dès lors associé à deux matrices : X et Y. La matrice X stocke les valeurs numériques de réflectance, enregistrées dans les 1 783 longueurs d'onde retenues, tandis que la matrice Y réunit un ensemble d'attributs (catégoriels et numériques) permettant de caractériser chaque enregistrement.

1.6 Analyses préliminaires et visualisations

A partir de la base de données, les premières analyses concernent le calcul de statistiques descriptives et la visualisation des spectres afin de comprendre le jeu de données, les variations inter et intra-cépages, etc. (Figure 11).

D'après les premières analyses, nous avons pu vérifier des réponses spectrales sensiblement différentes entre les feuilles saines et celles infectées par la Flavescence dorée. Si une légère baisse des valeurs de réflectance sur la portion du moyen infrarouge (> 1300 nm) semble être commune à toutes les feuilles infectées par la Flavescence dorée, les différences les plus marquées sont toutefois spécifiques à la couleur du cépage. En effet, sur les cépages rouges nous observons l'apparition d'un pic de réflectance centré sur la portion terminale du spectre visible (autour de 640 nm et correspondant à la couleur rouge) ainsi que la disparition du pic de réflectance sur les longueurs d'onde du vert (autour de 550 nm), ce dernier étant caractéristique chez les feuilles saines. Sur les cépages blancs, la présence de la Flavescence dorée se traduit par un rehaussement du pic de réflectance du vert qui s'étend partiellement sur les longueurs d'onde du rouge.

Parmi les cépages d'une même couleur, l'allure des signatures spectrales reste très similaire, aussi bien pour les cépages rouges que pour les blancs. Malgré quelques différences d'amplitude observées dans les valeurs de réflectance parmi les cépages d'une même couleur, aucune réponse spectrale spécifique à un seul cépage n'a pu être mise en évidence.

Interroger la base de données

Calculer statistiques descriptives et générer des tableaux

Index	Num_plants	Num_mesures
Blanc Cabernet Sauvignon	21	337
Blanc Chardonnay	18	288
Blanc Colombard	20	320
Blanc Loin de l Oeil	20	320
Blanc Muscadelle	40	641
Blanc Ondenc	30	475
Rouge Braucol	50	800
Rouge Cabernet Sauvignon	30	464
Rouge Duras	50	798
Rouge Gamay	40	638
Rouge Grenache	30	480
Rouge Merlot	20	311
Rouge Mourvedre	30	480
Rouge Syrah	24	375

Plotter courbes spectrales (moyennes, std, min, max, etc.)

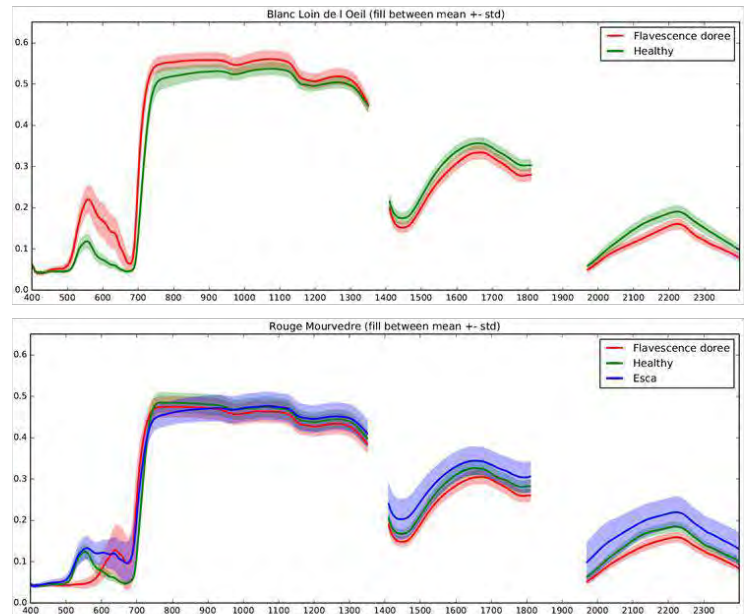


Figure 11 : Statistiques descriptives et visualisation des spectres de réflectance des feuilles malade et saines mesurées sur le terrain

1.7 Expérimentations à partir des données acquises en 2015

Les expérimentations ont été formalisées en tant qu'un problème de classification supervisée à 2 classes pour 2015. Les algorithmes de classification testés sont : *Random Forest* (RF), *Support Vector Machine* (SVM) et *Gaussian Mixture Models* (GMM). Le jeu de données de 2015, à la suite de tous les prétraitements, comporte un total de 2 574 mesures spectrales ; chaque mesure est décrite par 1 783 valeurs de réflectance.

1.7.1 Premières configurations des expérimentations sur données 2015

Afin de vérifier si les classes (Flavescence dorée ; sain) sont séparables et de tester la performance des algorithmes dans différents scénarios, nous avons réalisé les quatre expérimentations suivantes :

Toutes les mesures spectrales confondues :

Expe0 : pas de contrainte particulière (sauf parité classes, Figure 12, en haut),

Expe1 : regroupement des mesures par pied (Figure 12, en bas),

Expe2 : regroupement par cépage.

Séparation des mesures spectrales appartenant aux cépages rouges et blancs :

Expe3 : regroupement des mesures par pied (Figure 13).

Pour aboutir à des estimations de performance réalistes, nous partageons systématiquement le jeu de données en deux sous-ensembles : (a) échantillon d'apprentissage et (b) échantillon de test. Il s'agit d'un échantillonnage aléatoire où 75% des mesures spectrales sont utilisés pour l'apprentissage d'un modèle de classification, alors que les 25% restantes sont laissées de côté dans un premier temps et utilisées uniquement à la fin du processus pour évaluer la qualité du modèle généré. Ce processus (partage – apprentissage - test) est répété 100 fois pour chaque expérimentation afin de s'affranchir d'éventuels biais liés à un mauvais échantillonnage, mais aussi pour obtenir des estimations de performance statistiquement robustes.

Sur les trois premières expérimentations nous observons une augmentation progressive de la difficulté d'apprentissage qui se traduit par une baisse de performance de classification. En effet, dans la situation où chaque mesure spectrale est considérée de façon indépendante (Expe0) la performance

moyenne (Kappa) est d'environ 0.96. En revanche, lorsque nous regroupons toutes les mesures spectrales d'un cépage donné, soit dans l'échantillon d'apprentissage soit dans l'échantillon de test, le Kappa moyen décroît à environ 0.88. Nous observons également une plus grande variabilité de la valeur Kappa sur l'Expe1 et l'Expe2 par rapport à l'Expe0.

D'ailleurs, lorsque les cépages rouges et blancs sont considérés séparément (Expe3), c'est-à-dire avec l'apprentissage de deux modèles de classification indépendants, nous remarquons que cette variabilité est nettement plus marquée chez les cépages blancs. Un autre résultat important de cette expérimentation est la meilleure performance de classification chez les cépages rouges : Kappa moyen autour de 0.99 contre 0.94 pour les cépages blancs.

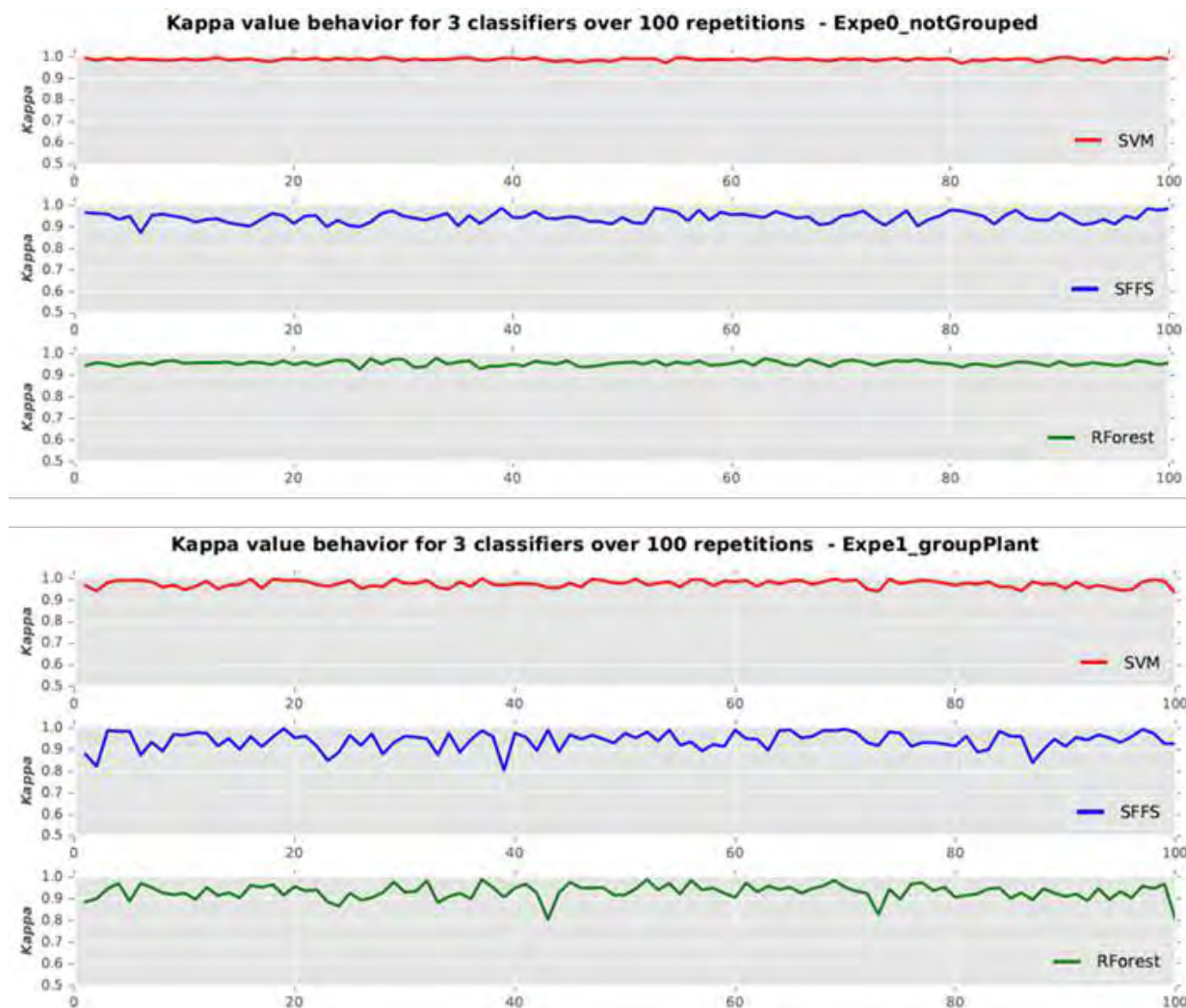


Figure 12 : Performance des 3 algorithmes de classification utilisés dans le scénario Expe0 et Expe1.

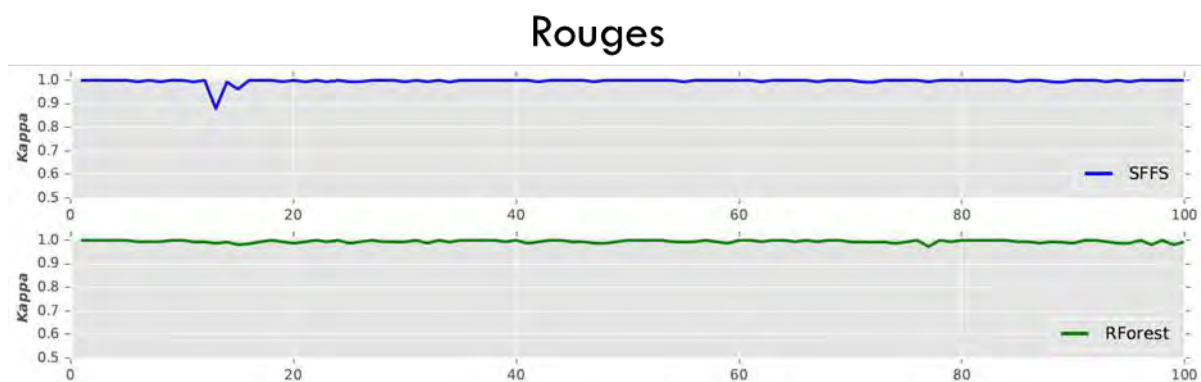
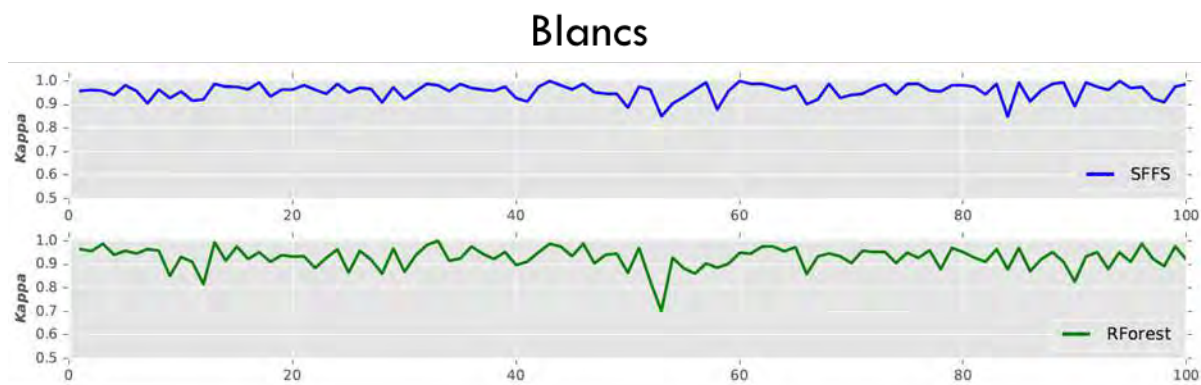


Figure 13: Performance des 2 algorithmes de classification SFFS et RForest lorsque les mesures spectrales appartenant aux cépages rouges et blancs sont séparées.

1.7.2 Sélection de variables sur données 2015

Dans le contexte d'une classification avec des données à très grandes dimensions, il est souvent utile de procéder à une sélection automatisée des variables. Cette étape supplémentaire devra permettre de sélectionner uniquement les variables les plus pertinentes à la classification et réduire ainsi drastiquement le volume de données à traiter à posteriori. Idéalement, le modèle de classification appris uniquement à partir de ces quelques variables doit atteindre des niveaux de performance similaires au modèle appris sur l'ensemble de variables.

Deux approches de sélection de variables ont été mises en œuvre :

- *Sequential Forward Selection (SFS)* couplé avec l'algorithme de classification GMM (Figure 14),
- *Feature Importance (FI)* qui correspond au classement interne l'algorithme RF.

Pour ces expérimentations, les cépages rouges et blancs ont été traités séparément afin d'identifier les variables les plus pertinentes de façon spécifique. Nous avons fait varier le nombre de variables sélectionnées de 1 jusqu'à 10 pour les deux algorithmes, tout en tenant compte de l'ordre de sélection de ces variables. Le nombre de répétitions a été fixé à 100 et le partage du jeu de données établi à 67% pour l'apprentissage et 33% pour le test.

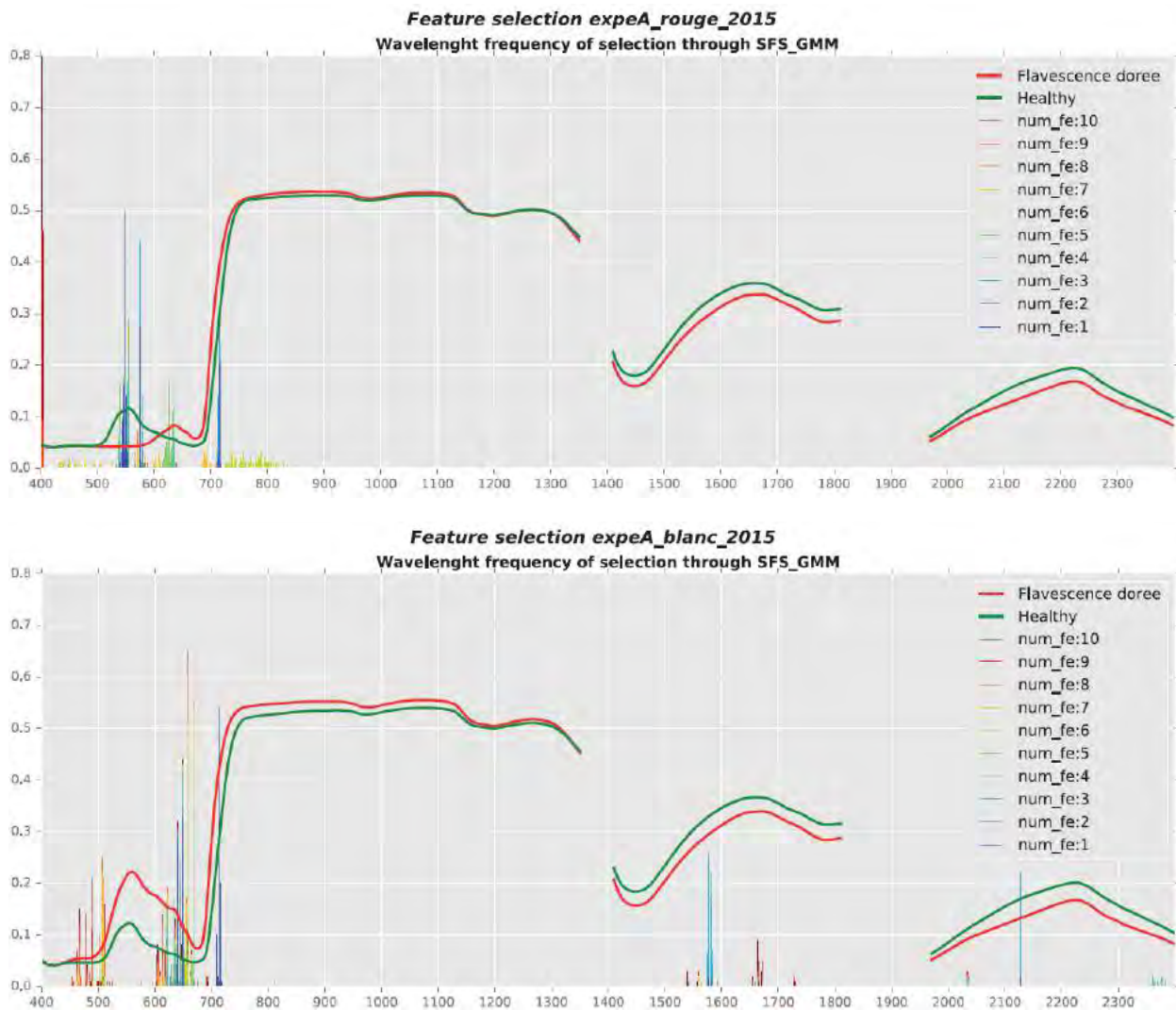


Figure 14: Approche de sélection de variables Sequential Forward Selection (SFS) couplé avec l'algorithme de classification GMM appliquée sur les mesures effectuées sur les cépages rouges (en haut) et les cépages blancs (en bas).

Malgré quelques différences dans les résultats des deux approches de sélection, il en ressort que les portions du spectre les plus pertinentes pour la détection de la Flavescence dorée se situent dans le domaine du visible et du red-edge. Pour les cépages rouges il s'agit notamment des longueurs d'onde du vert (autour de 550 nm) et du red-edge (autour de 710 nm), tandis que pour les blancs le red-edge et le rouge (autour de 640 nm) semblent être les plus importantes portions du spectre.

2 Annexe 2 : Données d'entrée utilisées pour les analyses statistiques

Annexe 2A : Le tableau présent le jeu de données d'entrée utilisées pour tester le premier niveau d'analyse (discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques) à partir des données acquises en 2015 (**Chapitre IV partie 2**). Le nombre des zones et des pixels par niveau d'infection (NI) varie en fonction de l'étape de sélection des variables (étape 1), la cartographie du feuillage symptomatique (étape 2) et la validation (étape 3).

Échelle d'analyse/ Niveau d'infection	Premier Niveau d'analyse							
	Sélection des variables et cartographie du feuillage symptomatique				Validation			
	AS		FD		AS		FD	
	-	NI 4	-	NI 1	NI 2	NI 3	NI 4	
Parcelle								
Gamay	Nb zones	24	24	-	170	103	45	47
	Nb pixels	287	293	-	6243	3960	1709	1914
Duras	Nb zones	58	58	-	68	44	44	50
	Nb pixels	698	676	-	5940	3867	4094	3987
Sauvignon	Nb zones	9	*7(DS2) et 2(DS3)	-	-	-	-	-
	Nb pixels	77	67	-	-	-	-	-
Colombard	Nb zones	21	21	-	1	3	7	8
	Nb pixels	244	260	-	136	354	711	762

Annexes

Annexe 2B : Le tableau présent le jeu de données d'entrée utilisées pour tester le premier niveau d'analyse (discrimination des zones symptomatiques de FD des zones asymptomatiques) à partir des données acquises en 2016 (**Chapitre IV partie 3**). Le nombre des zones et des pixels par niveau d'infection (NI) varie en fonction de l'étape de sélection des variables (étape 1), la cartographie du feuillage symptomatique (étape 2) et la validation (étape 3).

Échelle d'analyse/ Niveau d'infection	Premier niveau d'analyse							
	Sélection des variables et cartographie du feuillage symptomatique			Étape 3				
	AS	FD		AS	FD			
	-	NI 4		-	NI 1	NI 2	NI 3	NI 4
Parcelle								
Fer_Servadou_N (A)	Nb zones	10	10	13	19	41	33	3
	Nb pixels	195	406	274	762	1917	1715	113
Fer_Servadou_N (B)	Nb zones	4	4	21	30	29	14	2
	Nb pixels	131	81	667	828	1011	410	97
Gamay_N (A)	Nb zones	18	18	19	17	38	37	5
	Nb pixels	411	631	398	484	1393	1262	227
Gamay_N (A)	Nb zones	11	11	12	3	6	7	3
	Nb pixels	176	443	193	78	146	181	81
Duras_N	Nb zones	9	9	29	17	30	15	3
	Nb pixels	174	248	588	466	1026	410	83
Mourvèdre_N	Nb zones	10	10	25	17	17	6	3
	Nb pixels	176	461	391	406	412	248	91
Grenache_N	Nb zones	6	6	30	19	12	6	2
	Nb pixels	99	257	503	579	497	211	73
Muscadelle_B (A)	Nb zones	16	16	4	2	9	14	4
	Nb pixels	320	585	95	86	242	458	166
Muscadelle_B (A)	Nb zones	14	14	7	17	32	39	4
	Nb pixels	345	417	182	501	821	1126	82
Chardonnay_B	Nb zones	16	16	21	6	5	4	4
	Nb pixels	268	479	392	114	136	194	78
Cépage								
Fer Servadou	Nb zones	15	15	33	49	70	47	4
	Nb pixels	376	604	891	1590	2928	2125	93
Gamay	Nb zones	29	29	31	20	44	44	8
	Nb pixels	559	1011	619	562	1539	1443	371
Muscadelle	Nb zones	30	30	11	19	41	53	8
	Nb pixels	722	963	220	587	1063	1584	287
Couleur								
Noir	Nb zones	71	71	146	122	173	118	18
	Nb pixels	1411	2644	2965	3603	6402	4437	648
Blanc	Nb zones	46	46	32	25	46	57	12
	Nb pixels	871	1408	731	701	1199	1778	399

Annexes

Annexe 2C : Le tableau présent le jeu de données d'entrée utilisées pour tester le cas 1 du deuxième niveau d'infection (discrimination des zones symptomatiques de Flavescence dorée ou maladies du bois des zones asymptomatiques) à partir des données acquises en 2016 (**Chapitre V partie 2 et 3**). Le nombre des zones et des pixels par niveau d'infection (NI) varie en fonction de l'étape de sélection des variables (étape 1), la cartographie du feuillage symptomatique (étape 2) et la validation (étape 3).

Échelle d'analyse/ Niveau d'infection	Deuxième Niveau d'analyse							
	Case 1							
	Sélection des variables et cartographie du feuillage symptomatique			Validation				
	AS	FD ou MB		AS	FD ou MB			
	-	NI 4	-	NI 1	NI 2	NI 3	NI 4	
Parcelle								
Fer_Servadou_N (A)	Nb zones	14	14	9	20	41	36	5
	Nb pixels	285	634	184	819	1917	1813	254
Fer_Servadou_N (B)	Nb zones	9	9	16	33	33	21	4
	Nb pixels	295	340	503	934	1187	723	164
Gamay_N (A)	Nb zones	28	28	9	19	41	41	8
	Nb pixels	608	1003	201	583	1481	1468	336
Gamay_N (A)	Nb zones	18	18	5	6	20	26	18
	Nb pixels	291	710	78	149	777	867	504
Duras_N	Nb zones	17	17	22	20	38	25	5
	Nb pixels	355	539	421	542	1224	787	126
Cépage								
Fer Servadou	Nb zones	25	25	23	53	74	57	7
	Nb pixels	635	1117	632	1753	3104	2536	275
Gamay	Nb zones	57	57	3	25	61	67	15
	Nb pixels	1124	1955	54	732	2258	2335	598
Couleur								
Noir	Nb pixels	121	121	97	149	227	173	31
	Nb zones	2460	4488	1930	4448	8203	6438	1130

Annexes

Annexe 2D : Le tableau présent le jeu de données d'entrée utilisées pour tester le cas 2 du deuxième niveau d'infection (discrimination des zones symptomatiques de Flavescence dorée des zones symptomatiques des maladies du bois) à partir des données acquises en 2016 (**Chapitre V partie 2**). Le nombre des zones et des pixels par niveau d'infection (NI) varie en fonction de l'étape de sélection des variables (étape 1), la cartographie du feuillage symptomatique (étape 2) et la validation (étape 3).

Échelle d'analyse/ Niveau d'infection	Deuxième Niveau d'analyse										
	Case 2										
	Sélection des variables et cartographie du feuillage symptomatique				Validation						
	FD		MB		FD			MB			
	NI 4	NI 4	NI 4	NI 1	NI 2	NI 3	NI 4	NI 1	NI 2	NI 3	NI 4
Parcelle											
Fer_Servadou_N (A)	Nb zones	4	4	19	41	33	9	1	-	3	2
	Nb pixels	196	228	762	1917	1715	323	57		98	141
Fer_Servadou_N (B)	Nb zones	4	4	30	29	14	2	3	4	7	3
	Nb pixels	81	181	828	1011	410	97	106	176	313	145
Gamay_N (A)	Nb zones	10	10	17	38	37	13	2	3	4	3
	Nb pixels	409	372	484	1393	1262	449	99	88	206	109
Gamay_N (A)	Nb zones	11	11	3	6	7	3	3	14	19	11
	Nb pixels	443	405	78	146	181	81	71	631	686	285
Duras_N	Nb zones	8	8	17	30	15	4	3	8	10	2
	Nb pixels	228	291	466	1026	410	103	76	198	377	43
Cépage											
Fer Servadou	Nb zones	10	10	49	70	47	9	4	4	10	3
	Nb pixels	387	513	1590	2928	2125	310	163	176	411	182
Gamay	Nb zones	28	28	20	44	44	9	5	17	23	7
	Nb pixels	996	944	562	1539	1443	386	170	719	892	227
Couleur											
<i>Noir</i>	Nb pixels	50	50	122	173	118	39	27	54	55	13
	Nb zones	1757	1844	3603	6402	4437	1535	845	1801	2001	482

AUTEUR : Johanna Leslie ALBETIS DE LA CRUZ

TITRE : Potentiel des images multispectrales acquises par drone dans la détection des zones infectées par la Flavescence dorée de la vigne

RÉSUMÉ : Cette thèse aborde le potentiel de la télédétection en tant qu'outil pour la détection automatique de la Flavescence dorée (FD) de la vigne. L'approche repose sur l'analyse des variables (bandes spectrales, indices de végétation et paramètres biophysiques) calculables à partir des images multispectrales à très haute résolution (10 cm) acquises par drone pendant la période d'expression maximal des symptômes. L'analyse de la performance de discrimination des variables est réalisée à partir d'une méthode supervisée basée sur la courbe ROC. Les zones d'entraînement et de validation utilisées dans cette étude ont été acquises sur 14 parcelles situés dans le sud de la France. La performance des variables a été testée sur trois échelles d'analyse (par parcelle, par cépage et par couleur) et pour deux niveaux d'analyse. Le premier niveau d'analyse repose sur le potentiel des variables utilisées dans la détection des zones symptomatiques de la Flavescence dorée des zones asymptomatiques. Le deuxième niveau d'analyse consiste à tester la performance des variables dans la discrimination spécifique la Flavescence dorée (cépages noirs) en faisant une distinction avec les maladies du bois. À l'issue de ces expériences, dans un point de vue méthodologique les résultats ont permis de mettre en évidence (1) une plus faible performance de discrimination pour la discrimination des zones symptomatiques de FD des zones symptomatiques des maladies du bois plus particulièrement à l'échelle par couleur ; (2) la présence des pixels mixtes mal classés plus particulièrement dans les bords des rangs de vigne et (3) une faible discrimination des zones symptomatiques (FD ou MB) avec une proportion du feuillage symptomatique faible (niveau d'infection). Dans un point de vue thématique les résultats obtenus ont mis en évidence les différences dans l'intensité de la coloration anormale des feuilles atteintes de Flavescence dorée en fonction de l'année et leur lien avec la teneur en chlorophylles et anthocyanes des feuilles. Les perspectives ouvertes par ces travaux concernent la création d'un indice spécifique à la Flavescence dorée en fonction de la couleur du cépage (noir ou blanc) ou l'intensité dans la coloration des feuilles (faible ou forte) identifiés à partir des données hyperspectrales et l'amélioration du masquage des pixels mixtes à partir des algorithmes complexes qui prennent en compte la répartition spatiale des pixels dans le feuillage de vigne.

MOTS-CLÉS : Flavescence dorée – maladies du bois – drones – détection des maladies – imagerie multispectrale – paramètres biophysiques – indices de végétation

TITLE : Potentiality of Unmanned Aerial Vehicle multispectral imagery to detect Flavescence dorée grapevine disease

ABSTRACT : This work investigates the potential of remote sensing as a tool for the automatic detection of Flavescence dorée (FD) grapevine disease. The approach is based on the analysis of variables (spectral bands, vegetation indices, and biophysical parameters) computed from high resolution (10 cm) multispectral images and acquired by Unmanned Aerial Vehicle (UAV) during the period of maximum expression of symptom. The analysis of the variables discrimination performance is evaluated by a supervised method based on the Receiver Operating Characteristic curve (ROC curve). The training and validation areas used in this study were acquired from 14 vineyards located in southern France. The performance of the variables was tested on three different scales of analysis (one by plot, by cultivar and by berry color). Two levels of analysis have been implemented. The first level involves the potential of variables to discriminate Flavescence dorée symptomatic vines areas from asymptomatic ones. The second level of analysis is related to test the performance of the variables for the specific discrimination of Flavescence dorée vines (for the red cultivars) and the discrimination from Grapevine Trunk Diseases (GTD). The results obtained showed (1) a lower discrimination performance for discrimination of FD symptomatic vines areas from GTD symptomatic ones, more pronounced on the color level; (2) the presence of misclassified mixed pixels especially in the edges of the rows of vines and (3) a low discrimination of symptomatic vines areas (FD or MB) with a low proportion of symptomatic foliage (level of infection). From a thematic point of view, the results obtained showed the differences in the intensity of leaf discoloration affected by Flavescence dorée by year and their link with the chlorophylls and anthocyanins content of the leaves. Future prospects for this work concern the creation of a specific Flavescence dorée index depending on the color of the cultivars (red or white) and the intensity of leaf discoloration (attenuated or marked), identified from the hyperspectral data and improving the masking of mixed pixels from complex algorithms that consider the spatial distribution of pixels in the vine foliage.

KEY-WORDS : Flavescence dorée – Grapevine Trunk Disease - Unmanned Aerial Vehicle - disease detection - multispectral imagery - biophysical parameters - vegetation indices

DIRECTEUR THE THÈSE : Gerard DEDIEU

LIEU ET DATE DE SOUTENANCE : École d'ingénieurs de Purpan, le 24 mai 2018

DISCIPLINE ADMINISTRATIVE : Sciences de la Terre et des Planètes Solides

INTITULE ET ADRESSE DE L'U.F.R OU DU LABORATOIRE : École d'ingénieurs de Purpan (UMR 1201, INRA-INP TOULOUSE), 75 Voie du TOEC, 31076 Toulouse