



HAL
open science

Détection précoce d'une maladie fongique “ la tavelure du pommier ” par imagerie hyperspectrale

Maroua Nouri

► **To cite this version:**

Maroua Nouri. Détection précoce d'une maladie fongique “ la tavelure du pommier ” par imagerie hyperspectrale. Génie des procédés. Montpellier SupAgro, 2018. Français. NNT : 2018NSAM0017 . tel-04730715

HAL Id: tel-04730715

<https://theses.hal.science/tel-04730715v1>

Submitted on 10 Oct 2024

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

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

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

En Génie des procédés

École doctorale GAIA

Unité de recherche UMR ITAP-IRSTEA

Détection précoce d'une maladie fongique « La tavelure du pommier » par imagerie hyperspectrale

Présentée par Maroua NOURI

Le 25 Juin 2018

Sous la direction de Jean-Michel ROGER

Devant le jury composé de

Cristelle GÉE, Professeur, AgroSup Dijon

Jawad AARROUF, Maître de conférences-HDR, Université d'Avignon

Christian GERMAIN, Professeur, Bordeaux Science Agro

Jean-Michel ROGER, Ingénieur de recherche, Irstea

Nathalie GORRETTA, Ingénieur de recherche, Irstea

Pierre VAYSSE, Ingénieur, CTIFL

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

Directeur de thèse

Invité

Invité



UNIVERSITÉ
DE MONTPELLIER

RÉSUMÉ

La tavelure (ascomycète *Venturia inaequalis*) est la principale maladie touchant les vergers des pommiers dans le monde. La lutte contre cette maladie représente des coûts importants tant au niveau de l'utilisation des fongicides que du temps alloué à la gestion de la maladie. Ainsi, la détection précoce de cette infection s'est avérée primordiale. La détection des symptômes de cette maladie avant qu'ils soient visibles à l'oeil nu constitue une avancée dans le monde agricole permettant à la fois la réduction des coûts de gestion et la protection de l'environnement.

L'objectif de cette thèse est d'explorer le potentiel de l'imagerie hyperspectrale pour détecter précocement la tavelure sur les feuilles du pommier. En se basant sur l'étude de changement des propriétés optiques de la plante du au stress, il est possible d'obtenir de manière indirecte une information pertinente sur le statut physiologique de la plante et ses carences éventuelles. De plus, la haute résolution spatiale et spectrale de l'imagerie hyperspectrale augmente son potentiel de détection précoce des petites taches des maladies des plantes.

Des images hyperspectrales de feuilles saines et inoculées ont été acquises quotidiennement du deuxième jour D02 après l'inoculation jusqu'au jour au D11, moment de l'apparition des taches de la tavelure. Les images ont été acquises dans des conditions de laboratoire dans deux gammes spectrales VNIR (400 - 1000 nm) et SWIR (1000 - 2500 nm) en utilisant deux caméras pushbroom de la marque NEO (Norsk Elektro Optikk, Norvège). Une approche de classification chimiométrique, l'analyse discriminante des moindres carrés partiels PLS-DA, a été testée pour discriminer les zones infectées de la feuille malade. Le modèle de classification PLS-DA a été établi à un stade avancé de l'infection D11. Il a été testé sur les images hyperspectrales des feuilles infectées et saines acquises à différents stades de l'infection.

L'étude a montré que de bons résultats de prédiction peuvent être obtenus en discriminant les zones infectées sur les images hyperspectrales par la méthode PLS-DA. Les résultats suggèrent que le modèle PLS-DA établi dans le domaine spectral SWIR (1000 - 2500 nm) est le plus adapté pour une détection précoce de la tavelure. Il a permis de détecter les petites taches de la tavelure à partir de D02 après l'infection. À un stade précoce, la bande d'absorption d'eau à 1940 nm avait l'effet discriminatoire majeur. Ainsi, à un stade précoce, la tavelure affecte la teneur et l'état de l'eau des feuilles infectées. La spécificité de ce modèle à la tavelure et sa sensibilité à un autre type du stress ont été évaluées et une approche d'amélioration de sa robustesse a été proposée. Enfin, notre étude prouve que l'imagerie hyperspectrale offre un potentiel intéressant pour la détection des maladies des plantes.

Mots-clés : Imagerie hyperspectrale, tavelure, détection précoce, PLS-DA, spectres

ABSTRACT

Apple scab (ascomycete *Venturia inaequalis*) causes the most important stress and losses in apple orchards in the world. Its management is most often based on repeated fungicide applications that result in high costs in terms of money and scab management time. Therefore, it is crucial to optimize apple scab management while maintaining a high level of crop quality. Early accurate and non-destructive detection of apple scab infection is thus an efficient solution.

This thesis aims at exploring the potential of hyperspectral imaging for the early detection of apple scab disease in leaves. Based on the study of the changes of the plant optical properties, it is possible to obtain interesting information about the plant physiological status and its eventual deficiencies. In addition, the high spatial and spectral resolution of the hyperspectral imaging increases its potential of the early detection of small scab disease.

Hyperspectral images of inoculated and healthy apple tree leaves are acquired daily, from two days after inoculation D02 until the appearance of visible infection spots D11. Images were acquired in two spectral ranges VNIR (400 - 1000 nm) and SWIR (1000 - 2500 nm) under laboratory conditions using two pushbroom cameras of the brand NEO (Norsk Elektro Optikk, Norway). A chemometric classification approach, partial least squares discriminant analysis PLS-DA, was tested to discriminate infected areas of the infected leaf. PLS-DA classification model was established at advanced infection stage D11 and it has been applied on hyperspectral images of infected and healthy leaves acquired at different infection stages.

The study showed that good prediction results can be obtained by discriminating the infected areas on the hyperspectral images using the PLS-DA method. Results suggest that the PLS-DA model established in the SWIR spectral range (1000 - 2500 nm) is the most suitable for the early detection of apple scab disease. It has the potential to detect small scab spots from two days D02 after infection. At early infection stage, the water absorption band at 1940 nm had the major discriminatory effect. Thus, at early stage, apple scab affects the content and the state of infected leaves water. The specificity of the PLS-DA model to the apple scab and its sensitivity to another type of stress were evaluated. Finally, our study proves that hyperspectral imaging offers an interesting potential for the early detection of plant diseases.

Keywords : Hyperspectral imaging, apple scab, early detection, PLS-DA, spectra

Table des matières

Introduction générale	9
1 Détection des maladies des plantes : Outils et Principes	11
1.1 Les méthodes de la détection des maladies des plantes	12
1.1.1 Les méthodes directes du diagnostic des maladies	12
1.1.1.1 Les méthodes visuelles	12
1.1.1.2 Les méthodes sérologiques	12
1.1.1.3 Les méthodes de détection moléculaires	13
1.1.2 Les méthodes indirectes	14
1.1.2.1 Analyse de composés volatiles : Biomarqueurs	14
1.1.2.2 Thermographie	15
1.1.2.3 Les méthodes optiques de la détection des maladies	15
1.2 L'optique pour la détection des maladies des plantes	16
1.2.1 Propriétés optiques de la végétation	16
1.2.1.1 Spectre de réflectance de végétation	18
1.2.1.2 Propriétés optiques des feuilles : indicateurs des maladies	18
1.2.2 Les capteurs optiques pour la détection des maladies des plantes	19
1.2.2.1 Capteurs optiques non-imageurs	20
1.2.2.2 Capteurs optiques imageurs	20
1.3 Conclusion du chapitre	23
2 La tavelure	25
2.1 Cycle de vie du champignon	26
2.2 Symptômes	27
2.3 Conditions favorables d'apparition	29
2.4 Moyens de lutte	29
2.5 Niveau de sensibilité des variétés	30
2.6 Détection précoce de la tavelure	31
2.6.1 Spectroscopie ponctuelle	31
2.6.2 Thermographie	31
2.7 Conclusion du chapitre	32
Objectifs et Questions scientifiques de la thèse	33
3 Matériels et Méthodes	35
3.1 Protocole expérimental d'incubation	36
3.1.1 Matériel végétal	36
3.1.2 Inoculation des pommiers	36
3.1.3 Conditions d'incubation	37

3.1.4	Suivi visuel de la maladie	38
3.2	Protocole expérimental d'acquisition des images	38
3.3	Récapitulatif des campagnes de prise d'images	39
3.4	Traitement chimiométrique des données	43
3.4.1	Analyse de données	43
3.4.2	Méthode de classification PLS-DA	43
3.4.2.1	Base d'étalonnage et de test du modèle PLS-DA	44
3.5	Post-traitement des images	44
3.6	Conclusion du chapitre	45
4	Exploration de la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm)	47
4.1	Analyse des spectres dans la gamme spectrale SWIR	48
4.2	Modèle PLS-DA	48
4.3	Test du modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales	51
4.3.1	Approche statistique : Anova	55
4.4	Approche spectroscopique	57
4.5	Conclusion	57
5	Exploration de la gamme spectrale VNIR (400 - 1000 nm)	59
5.1	Analyse spectrale	60
5.2	Modèle PLS-DA	61
5.3	Test du modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales	63
5.4	Conclusion	67
6	Étude de la robustesse du modèle SWIR	69
6.1	Évaluation de la robustesse du modèle PLS-DA SWIR	71
6.1.1	Matériel végétal	71
6.1.2	Acquisition et analyse des images hyperspectrales	71
6.1.3	Test du modèle PLS-DA SWIR sur les images hyperspectrales des feuilles nécrosées	72
6.2	Modèle PLS-DA à trois classes : Tavelure, Sain, Nécrose	75
6.2.1	La base d'étalonnage et de test du modèle	75
6.2.2	Modèle discriminant PLS-DA	76
6.2.3	Test du modèle sur les images hyperspectrales	76
6.2.4	Analyse spectrale	78
6.3	Méthode SIMCA	80
6.3.1	Test de la méthode SIMCA	81
6.3.2	Modèle de La classe 1 : Tavelure	82
6.3.3	Choix du nombre de composantes principales	82
6.3.4	Résultats du modèle	82
6.3.5	Modèle de la classe 2 : Sain	83
6.3.6	Modèle de la classe 3 : Nécrose	84
6.3.7	Test du modèle SIMCA sur les images hyperspectrales	85
6.4	Conclusion	90
7	Conclusion et Perspectives : Du labo au champ	91
7.1	Sélection des variables	93
7.2	Image à une seule longueur d'onde	95
7.3	Indice 1450/1940	95
7.4	Décalage du pic	99

Introduction

Le monde est à la veille d'une nouvelle ère agricole où l'augmentation des rendements et la réduction des pertes de récolte seront essentielles pour nourrir les populations croissantes. La cause majeure de perte de la récolte est la propagation des maladies et des ravageurs (APAN et al., 2005) (SANKARAN et al., 2013). De nouvelles maladies émergent régulièrement, à cause des mutations des agents pathogènes ou encore de leur adaptation à de nouveaux environnements.

Les maladies des plantes sont causées essentiellement par des agents à la fois infectieux (champignons, virus..), dites des maladies biotiques et non-infectieux (carences en minéraux, stress hydrique..), dites des maladies abiotiques (FANG et al., 2014). L'agent pathogène responsable des maladies abiotiques est un agent non-vivant alors que l'agent pathogène responsable des maladies biotiques est un organisme vivant qui obtient sa nutrition de son hôte, la plante qu'il infecte. Un environnement favorable a une importance cruciale pour le développement de toute maladie.

Les principaux agents pathogènes affectant les plantes sont les champignons, les virus et les bactéries. Les champignons représentent environ 85% des maladies des plantes, suivis par les virus, les bactéries et les nématodes. Ces agents causent d'importantes pertes de qualité et de rendement, sur les productions vivrières, fruitières, légumières et ornementales. Ce sont parfois des récoltes, voire des filières tout entières, qui peuvent être anéanties. On estime que ces maladies sont responsables d'environ 18% de pertes à travers le monde, soit environ 1000 milliards de dollars US par an (OERKE et DEHNE, 2004).

La filière pomme est parmi les filières les plus touchées par l'agent pathogène champignon. La tavelure, la maladie du pommier la plus répandue dans le monde, est causée par un champignon ascomycète : *Venturia inaequalis*. Cette maladie est présente chaque année et entraîne des pertes importantes directes puisque les fruits infectés ne sont pas vendables, et des pertes indirectes car les arbres atteints s'affaiblissent d'une année sur l'autre.

Depuis le début du 20^{ème} siècle, la lutte contre les maladies des plantes et la protection des cultures reposent essentiellement sur l'application répétitive des pesticides, à titre d'exemple ce sont de grosses quantités de fongicides utilisées dans le monde. La majorité des fongicides appliqués en grandes cultures appartiennent aux familles des strobilurines, des triazolinthiones et des carboxamides (HENRY et al., 2011). Ces fongicides agissent sur les champignons en bloquant la synthèse d'éléments vitaux de ces derniers.

Les fongicides ont des impacts négatifs lorsqu'ils sont appliqués sans raison, avec des quantités non programmées ou au mauvais moment (HERSHMAN et al., 2011). De plus, l'application d'une dose réduite de fongicides peut développer la résistance des agents pathogènes comme les champignons et les

rendent moins sensibles. L'application des fongicides de manière préventive peut tuer les champignons qui s'attaquent aux insectes et donc provoquer l'accroissement des populations d'insectes ravageurs (HERSHMAN et al., 2011). D'où la nécessité d'appliquer un autre traitement d'insecticide, ce qui engendre des coûts additionnels (KOCH et al., 2010). En plus des impacts négatifs et des coûts financiers énormes (BELZILE, 2016), la toxicité des fongicides utilisés menace l'environnement et la santé humaine.

Compte tenu des coûts, de la toxicité des produits chimiques et de la demande sociétale qui impose actuellement d'interdire certains traitements phytosanitaires (Plan Ecophyto 2018), les filières arboricoles telles que la filière pomme, se trouvent face à la nécessité de diminuer les coûts et de maintenir la qualité des produits. Ainsi, il est crucial de se tourner vers des outils écologiques permettant le suivi, l'identification et la détection précoce des maladies des plantes.

La spectroscopie infrarouge a démontré, ces dernières années, qu'elle possédait des potentialités très intéressantes pour la détection précoce des maladies des plantes (MAHLEIN et al., 2012a). En se basant sur l'étude de changement des propriétés optiques de la plante vis à vis du stress, il est possible d'obtenir de manière indirecte une information sur le statut physiologique de la plante et ses carences éventuelles. Ainsi, la spectroscopie s'est avérée une technique précise, peu coûteuse et non destructives de détection des maladies (ZHANG et al., 2003) (SMITH, 2006). La dynamique de progrès de cette technique a évolué parallèlement à l'imagerie numérique aboutissant ainsi à la fusion de ces deux technologies. Cette fusion a donné lieu à un nouveau outil de mesure : L'imagerie hyperspectrale (THOMAS et al., 2017). La haute résolution spatiale et spectrale de l'imagerie hyperspectrale augmente son potentiel de détection précoce des maladies des plantes (MAHLEIN, 2016) (ORDONEZ et al., 2013).

Le Centre Technique Interprofessionnel des Fruits et Légumes CTIFL, acteur de progrès de la filière fruits et légumes est investi dans le domaine de la lutte contre les maladies et ravageurs des arbres fruitiers et dans les outils de prévision des risques. Le CTIFL propose en partenariat avec l'Institut National de Recherche en Sciences et Technologies pour l'Environnement et l'Agriculture IRSTEA de financer une thèse afin d'explorer les potentialités de l'imagerie hyperspectrale pour détecter précocement la tavelure du pommier. Cette thèse est connectée à un projet CASDAR réalisé de manière synchrone par les différents partenaires (CTIFL, IMS, IRSTEA, ANPP et AOPn Dynamic noix).

Le manuscrit de la thèse reposera sur l'articulation suivante : Dans une première partie, nous nous intéresserons à présenter les différentes méthodes de détection des maladies des plantes, leur principes, leurs avantages et leurs limites en insistant sur le potentiel des capteurs optiques et spécifiquement l'imagerie hyperspectrale. Dans une deuxième partie, nous nous intéresserons à la tavelure du pommier, en présentant le cycle de vie de son agent pathogène, ses symptômes spécifiques, les conditions favorables à son développement, les moyens préventifs et la stratégie de lutte. Ensuite, nous nous introduirons la problématique de la thèse. Pour répondre aux différentes questions scientifiques soulevées, nous avons choisi une approche expérimentale et une méthode d'analyse, dont l'aspect matériel et méthodes seront déclinés dans le quatrième chapitre. Dans les deux chapitres qui suivent, nous explorons le potentiel de l'imagerie hyperspectrale pour la détection précoce de la tavelure successivement dans les deux gammes spectrales SWIR et VNIR. Puis, la robustesse du modèle le plus adapté à la détection précoce sera étudiée dans le chapitre suivant. Enfin, une conclusion et des perspectives proposant des pistes de recherche complémentaires permettant le transfert de notre approche du laboratoire au champ seront détaillées.

Chapitre 1

Détection des maladies des plantes : Outils et Principes

Il existe différentes méthodes de diagnostic et de détection des maladies des plantes. Ces méthodes évoluent au cours du temps grâce à l'intégration de nouvelles technologies permettant ainsi d'améliorer la sensibilité et la précision des résultats.

Les méthodes de détection se divisent en méthodes de détection directes et indirectes. Les premières sont globalement des méthodes de diagnostic traditionnelles permettant une identification directe de l'agent pathogène responsable de la maladie (bactéries, champignons et virus). Les secondes permettant une identification indirecte de l'agent pathogène grâce à l'étude de la réaction physiologique et biochimiques des plantes vis à vis du stress (BOCK et al., 2010) (FANG et RAMASAMY, 2015).

Dans cette partie, nous allons décrire en premier lieu, les principes des différentes méthodes directes de diagnostic des maladies des plantes. En deuxième lieu, nous allons nous intéresser aux différentes méthodes indirectes en insistant sur les méthodes optiques. Les avantages et les limites de chaque méthode seront intégralement décrits. Enfin, une conclusion récapitulera les points importants.

Sommaire

1.1	Les méthodes de la détection des maladies des plantes	12
1.1.1	Les méthodes directes du diagnostic des maladies	12
1.1.1.1	Les méthodes visuelles	12
1.1.1.2	Les méthodes sérologiques	12
1.1.1.3	Les méthodes de détection moléculaires	13
1.1.2	Les méthodes indirectes	14
1.1.2.1	Analyse de composés volatiles : Biomarqueurs	14
1.1.2.2	Thermographie	15
1.1.2.3	Les méthodes optiques de la détection des maladies	15
1.2	L'optique pour la détection des maladies des plantes	16
1.2.1	Propriétés optiques de la végétation	16
1.2.1.1	Spectre de réflectance de végétation	18
1.2.1.2	Propriétés optiques des feuilles : indicateurs des maladies	18
1.2.2	Les capteurs optiques pour la détection des maladies des plantes	19
1.2.2.1	Capteurs optiques non-imageurs	20
1.2.2.2	Capteurs optiques imageurs	20
1.3	Conclusion du chapitre	23

1.1 Les méthodes de la détection des maladies des plantes

1.1.1 Les méthodes directes du diagnostic des maladies

Les méthodes traditionnelles directes utilisées pour l'identification et le diagnostic des maladies se basent sur l'étude visuelle des symptômes. Grâce au progrès technologique, l'étude visuelle est après renforcée par des outils sophistiqués permettant l'observation microscopique directe de la maladie et la réalisation des études *in vitro* (MARTINELLI et al., 2015). L'introduction de la réaction moléculaire chaîne par polymérase PCR et de la technologie sérologique ont eu un grand impact sur le domaine du diagnostic des maladies. Elles ont permis une validation précise et spécifique des résultats de l'approche visuelle.

1.1.1.1 Les méthodes visuelles

Le diagnostic visuel se base sur l'analyse des pré-symptômes des plantes infectées (malformations, lésions, décolorations, ...) ou sur l'identification des pathogènes et leurs traces (insectes, œufs, exsudats, galeries, ...).

L'identification de l'agent responsable des symptômes observés nécessite une étude approfondie du cycle de développement de pathogène et de son impact spécifique sur le végétal. L'analyse de ces informations débouche sur la formulation d'hypothèses concernant l'identité de l'agent en cause. Cette approche visuelle a l'avantage d'être simple et peu coûteuse mais elle n'est pas précise, elle nécessite des examens en laboratoire pour valider les hypothèses proposées et surtout, elle ne permet pas une détection précoce de la maladie.

1.1.1.2 Les méthodes sérologiques

Plus d'un millier de pathogènes, bactéries et champignons peuvent être détectés à l'aide des méthodes de détection sérologiques (CARUSO et al., 2002)(ALARCON et al., 1990).

Les molécules de l'agent pathogène peuvent agir comme antigène en induisant la formation d'anticorps. La réaction sérologique de fixation des anticorps peut être observée *in vitro* en mettant une suspension contenant les antigènes de l'agent pathogène et l'antiserum. Les réactions anticorps-antigène est un outil performant pour le diagnostic des maladies des plantes. Elle est largement répandu en phytopathologie grâce à sa spécificité vis à vis d'un seul déterminant antigénique. (MARTINELLI et al., 2015).

Les principales techniques sérologiques sont : <http://www.agriculture-biodiversite-oi.org/Science-recherche/Nouvelles-des-labos> :

- **ELISA :**

Elisa est une méthode qui a révolutionné le domaine du diagnostic des maladies des plantes dans le monde. Elle est utilisé pour la première fois pendant les années 1970. Son principe consiste à détecter l'interaction anticorps-antigène par le marquage des immunoglobulines à l'aide des enzymes provoquant une réaction colorée. Cette technique a l'avantage d'être peu coûteuse. Mais, sa sensibilité dépend fortement de l'organisme et de l'état de l'échantillon(MARTINELLI et al., 2015). De plus, elle n'est pas sensible à une large gamme des pathogènes (FANG et RAMASAMY, 2015).

- **Immunoprécipitation :**

L'immunoprécipitation est une technique rapide de diagnostic des maladies. Elle est basée sur la formation d'agrégats pathogène/anticorps que l'on peut observer lorsque l'on mélange un

extrait végétal infecté avec un antisérum spécifique. Ces agrégats sont insolubles et visibles à l'oeil nu ou en microscopie. Les limites de cette méthode sont liées essentiellement au manque de la sensibilité.

- **Immunofluorescence IF :**

L'immunofluorescence est une méthode qui combine la microscopie et l'immunologie. C'est une méthode très utilisée en bactériologie. Les techniques d'immunofluorescence consistent à coupler à l'anticorps choisi un produit fluorescent qui permettra de localiser le site de la réaction antigène-anticorps en observant ces coupes en microscopie optique à rayons ultraviolets <https://www.universalis.fr/encyclopedie/immunofluorescence/>.

IF a été déjà utilisé pour détecter une infection touchant la culture d'oignon causée par un champignon *Botrytis cinerea* (DEWEY et MARSHALL, 1996). IF a également été combiné avec d'autres techniques telles que FISH (Fluorescence In Situ Hybridization) pour la détection de la pourriture des pommes de terre (WULLINGS et al., 1998). Cette méthode est sensible et spécifique mais relativement longue et pas toujours facile à interpréter.

1.1.1.3 Les méthodes de détection moléculaires

Parmi les méthodes favorites actuellement de diagnostic des maladies des plantes, la biologie moléculaire est incontournable (LÓPEZ et al., 2003). Cette technique est basée sur l'analyse des acides nucléiques des plantes infectées par électrophorèse en gel de polyacrylamide, ou sur la caractérisation d'acides nucléiques par hybridation moléculaire.

Les différentes méthodes indirectes sont :

- **PCR :**

La PCR est basée sur la détection de séquences spécifique d'acide nucléiques par amplification moléculaire. Le recours à cette technique a permis d'améliorer la sensibilité des techniques de diagnostic moléculaires. Des plateformes de PCR en temps réel ont été utilisées pour le diagnostic rapide des maladies des plantes basées sur les acides nucléiques bactériens, fongiques et viraux (LIEVENS et al., 2006) (SCHAAD et FREDERICK, 2002). Plusieurs types de PCR peuvent être utilisés :

Nested-PCR (N-PCR) : Cette technique vise à améliorer la précision des résultats et augmenter la sensibilité en procédant à une deuxième amplification moléculaire.

Multiplex PCR : Cette technique consiste à mettre plusieurs paires d'amorces dans le milieu réactionnel pour détecter plusieurs pathogènes au même temps.

PCR quantitative : Cette technique consiste à détecter et quantifier en temps réel l'ADN d'un pathogène donné. Elle est utile pour un diagnostic à grande échelle.

La technique PCR présente une sensibilité et une spécificité élevée. Mais, elle dépend fortement de l'efficacité de la technique de l'extraction de l'ADN (SCHAAD et FREDERICK, 2002). En plus, l'application du PCR pour la détection de pathogènes nécessite la conception d'une amorce pour initier la réplication de l'ADN, ce qui pourrait limiter son application pratique. (FANG et RAMASAMY, 2015).

- **Fluorescence in situ hybridization FISH**

La fluorescence in situ hybridization (FISH) est une autre technique de détection moléculaire. Elle est appliquée pour la détection bactérienne en combinaison avec la microscopie (KEMPF et al., 2000). La reconnaissance de séquences ribosomes ARN spécifiques aux pathogènes permet à cette technique de détecter les infections des plantes. En plus des pathogènes bactériens, FISH peut également détecter les champignons et les virus qui infectent la plante (KLIOT et al., 2014). Cette technique est caractérisée par une précision élevée. Cependant, sa précision dépend fortement de réglage de la sonde nucléotidique ce qui constitue une limite à son utilisation. Une pénétration insuffisante de la sonde, une structure d'ordre supérieur de la cible ou de la sonde, une faible teneur d'ARN peuvent affecter la précision des résultats de détection. (MOTER et GÖBEL, 2000) (DELONG et al., 1989).

Les méthodes directes présentent un potentiel intéressant pour le diagnostic et l'identification des maladies des plantes. Elles sont des outils de validation précis et spécifiques (MARTINELLI et al., 2015). Ces méthodes sont complémentaires.

Toutefois, la plupart de ces techniques sont destructives, coûteuses, et pas toujours faciles à appliquer ce qui limite leur utilisation. De plus, elles permettent une détection post-symptomatique du stress et ne peuvent être appliquées que sur un nombre limité de plantes.

Ainsi, d'autres méthodes innovantes, visant à une détection précoce, indirecte et non destructives des maladies des plantes pourraient jouer un rôle incontournable dans le monde de la détection des maladies.

1.1.2 Les méthodes indirectes

Les méthodes de détection indirectes sont essentiellement des méthodes de détection optiques basées sur la spectroscopie, des méthodes thermiques et des méthodes d'analyse des composés volatiles produits par les plantes malades. Ces méthodes ont montré un grand potentiel pour la détection précoce des maladies plantes (ZHANG et al., 2003)(FANG et RAMASAMY, 2015). Comme dit en introduction, on s'intéresse ici aux effets induits par le pathogène sur la structure physique, chimique et le fonctionnement de la plante.

1.1.2.1 Analyse de composés volatiles : Biomarqueurs

Cette méthode se base sur l'étude de la signature chimique volatile des plantes infectées. Les maladies pathogènes affectant les plantes entraînent la libération de composés volatils spécifiques (COVs) indicateurs du stress subi par la plante (FANG et RAMASAMY, 2015)(FANG et al., 2014).

Une infection fongique causée par l'agent pathogène *Phytophthora cactorum* responsable de la pourriture des fraises entraîne la libération p-éthylguaïacol et de p-éthylphénol, des composés volatiles libérés par la partie infectée de la plante (ELLIS et GROVE, 1982). Des COVs spécifiques sont également libérés suite à un stress mécanique subi par les plantes vertes. Par exemple, le cis-3-hexénol, l'acétate de cis-hexényle et l'acétate d'hexyle sont des composés volatiles produits par les feuilles vertes agressées mécaniquement par des herbivores (UMASANKAR et al., 2012). Ainsi, l'étude de ces composantes COV permet de détecter et d'identifier la nature du stress.

La signature volatile des plantes est obtenue par la technique de la chromatographie en phase gazeuse. Son analyse permet de détecter la présence des COV spécifiques, indicateurs d'une maladie particulière (JANSEN et al., 2009).

Cette technique est spécifique et précise. Elle permet une détection et une identification précoce du stress. Cependant, elle est destructive. De plus, cette technique récente est en cours de développement. Ainsi, son application pratique n'est pas encore optimisée. Elle nécessite par ailleurs un long travail d'échantillonnage des COV collectés ce qui limite considérablement son application.

1.1.2.2 Thermographie

Les radiations infrarouges dans la gamme spectrale thermique infrarouge entre 8 et 12 μm peuvent être détectées par des caméras thermographiques et illustrées par des images où chaque pixel contient la valeur de la température de l'objet mesuré (MAHLEIN, 2016) (CHAERLE et VAN DER STRAETEN, 2000). Ainsi, elles nous offrent un moyen quantifiable permettant la description d'une substance, d'un objet, de l'environnement dans lequel un objet est placé où de l'environnement dans lequel un objet est distribué.

Pour les phytopathologistes, la thermographie permet d'évaluer la température de la plante qui est négativement corrélée à son état hydrique et sa transpiration. Certains pathogènes comme le *Candidatus liberibacter* ou encore le *Puccinia kuehni* responsable respectivement de la maladie du dragon jaune et celle de la rouille orange provoquent des lésions au niveau des feuilles induisant une sortie d'eau de la plante affectant ainsi leur teneur en eau, leur structure interne et leur température locale. Ce changement local de la température due à la maladie a été détecté par la thermographie infrarouge IRT (APAN et al., 2004). (SANKARAN et al., 2013) a détecté la maladie dragon jaune affectant les citronniers en utilisant une caméra thermique. L'étude a montré que la température moyenne des arbres malades est plus élevée que les arbres sains (SANKARAN et al., 2013). (OERKE et al., 2011) a utilisé la thermographie infrarouge pour détecter et quantifier la tavelure causée par le champignon *Venturia inaequalis*. Une autre étude réalisée par (OERKE et DEHNE, 2004) a prouvé l'utilité de la thermographie infrarouge pour la détection de mildiou affectant les concombres et causée par l'agent pathogène *Pseudoperonospora cubensis*. La détection est basée sur la différence de la température entre les feuilles saines et malades (OERKE et DEHNE, 2004). L'étude de (CHAERLE et VAN DER STRAETEN, 2001) a permis de détecter l'agent pathogène responsable de la cercosporiose de la betterave *Cercospora beticola* par une diminution de la température locale des zones infectées.

La thermographie offre un potentiel de détection intéressant. C'est une méthode non destructive et peu coûteuse. Par contre, cette technique est très sensible aux conditions environnementales, comme par exemple, la température ambiante, les rayonnements solaires, le vent, la pluie. D'où la nécessité de l'utiliser sous des conditions contrôlées comme dans les serres et les laboratoires.

1.1.2.3 Les méthodes optiques de la détection des maladies

Les méthodes optiques de détection des maladies se basent essentiellement sur la spectroscopie et la fluorescence pour obtenir des informations sans contact direct sur le végétal cible. En mesurant l'énergie électromagnétique réfléchie, transmise ou émise sur la plante, ces techniques permettent d'étudier les propriétés optiques des plantes. Une feuille malade réagit optiquement de manière différente qu'une feuille saine.

Ainsi, les capteurs optiques se sont avérés des outils performants non destructifs permettant de suivre et d'interpréter de manière précoce, nombreux stress biotiques affectant le végétal (LIAGHAT et al., 2012) (SANKARAN et al., 2010). (GITELSON et MERZLYAK, 1994).

La partie qui suit détaillera les propriétés optiques de la feuille et les différents capteurs optiques utilisés pour la détection des maladies des plantes.

1.2 L'optique pour la détection des maladies des plantes

1.2.1 Propriétés optiques de la végétation

La capacité de la feuille à absorber, réfléchir ou transmettre la lumière est caractérisée par ses propriétés optiques 1.1. Les propriétés optiques de la feuille sont liées à des caractéristiques biochimiques (teneur en pigments, structure cellulaire, teneur en eau) et des facteurs anatomiques (état de surface, structure cellulaire) (VIGNEAU, 2010). Elles varient selon l'espèce, le stade de développement de la feuille, et l'état physiologique de la plante (JACQUEMOUD et al., 2009).

On distingue trois éléments principaux qui influencent les propriétés optiques des feuilles (DEVINEAU, 1990) :

- la teneur en pigments
- la structure cellulaire
- la teneur en eau

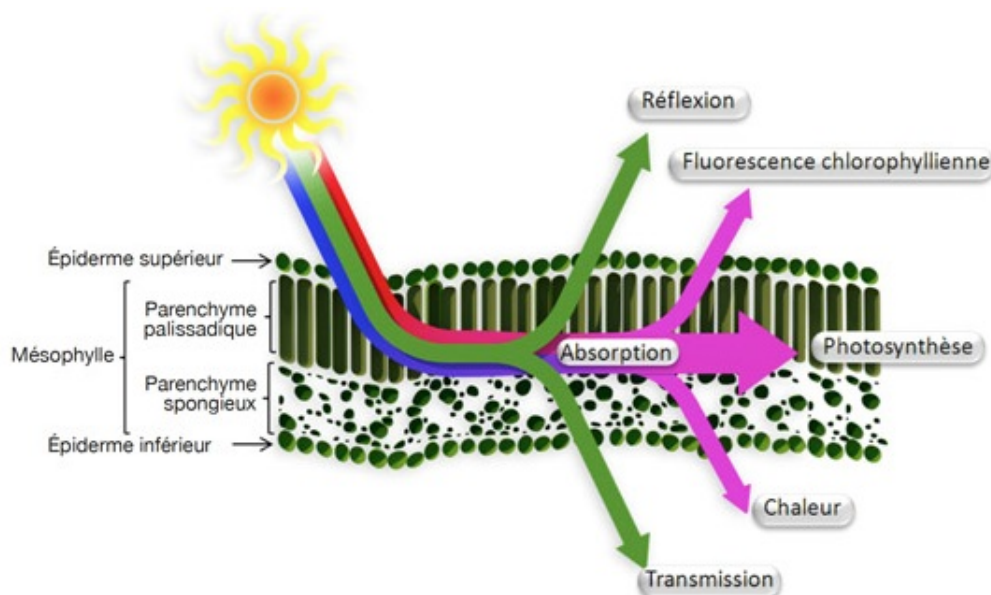


FIGURE 1.1: La répartition de la lumière solaire incidente impactant la surface d'une feuille dicotylédone (source Abdallah (2016))

Ces éléments correspondent aux grands domaines spectraux du visible, du proche infrarouge et de l'infrarouge moyen.

Les pigments foliaires : Les végétaux renferment des pigments différents : chlorophylles (pigments verts), carotènes (pigment orangés) et anthocyanes (pigments rouges). Les chlorophylles sont les plus abondants. Ils possèdent deux bandes d'absorption dans le bleu (450 nm) et dans le rouge (660 nm) donnant leur couleur verte aux feuilles. En automne, les feuilles perdent leur chlorophylle, on ne voit donc plus que l'effet des anthocyanes et des caroténoïdes, d'où les couleurs rouge-orangé. La présence des pigments foliaires dans les végétaux est donc responsable de la forte absorption du rayonnement visible, avec un maximum relatif de réflectance autour du vert (550 nm).

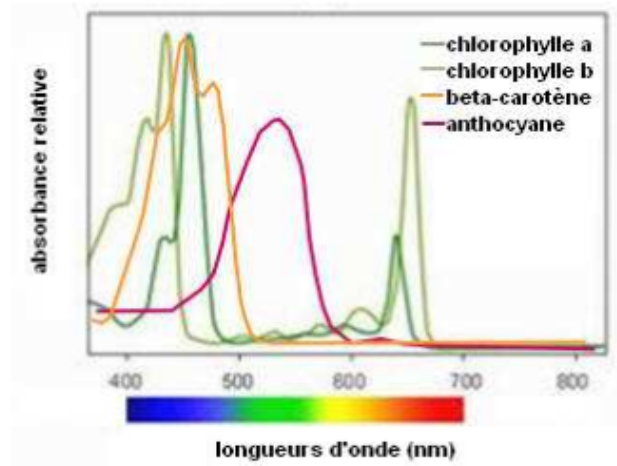


FIGURE 1.2: Spectre d'absorption des différents pigments (source : Vigneau (2010))

La structure cellulaire des feuilles : La structure anatomique des feuilles a un effet important sur la signature spectrale de la végétation. Elle détermine la répartition de la partie non absorbée de la lumière entre la réflectance diffuse et la transmittance. L'espace intercellulaire assurant la circulation des gaz de la photosynthèse est responsable de la diffusion de la lumière au sein de la feuille. C'est au niveau de cette couche, lieu d'échange entre l'oxygène et le dioxyde de carbone, que le rayonnement proche infrarouge est fortement réfléchi. Plus la couche est bien développée plus le rayonnement est réfléchi. (VIGNEAU, 2010).

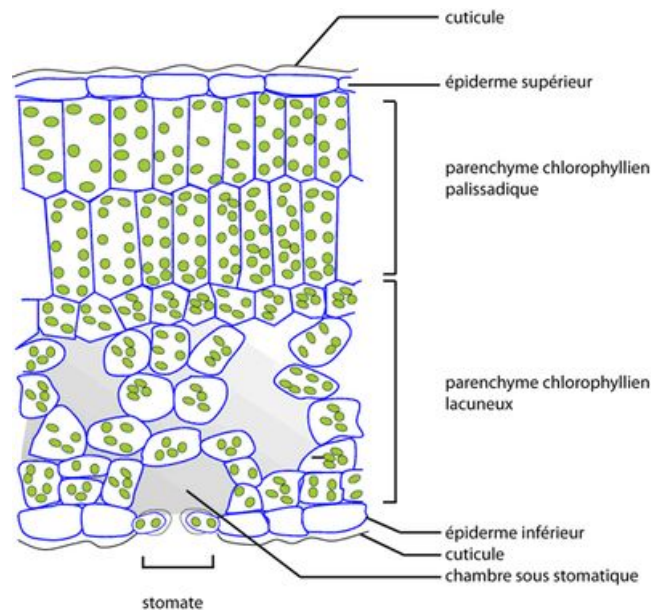


FIGURE 1.3: La structure cellulaire de la feuille

La teneur en eau : La teneur en eau des feuilles influence fortement la signature spectrale de la végétation, dans les longueurs d'onde de l'infrarouge moyen. L'eau absorbe de façon négligeable dans le visible, moyennement dans le proche infra-rouge et forte dans le moyen infra-rouge. En augmentant la teneur en eau, la réflectance de la végétation diminue en particulier aux longueurs d'onde 950, 1450 et 1940 nm qui correspondent aux bandes d'absorption de l'eau.

1.2.1.1 Spectre de réflectance de végétation

La figure 1.4 présente le spectre de réflectance d'une feuille de dicotylédone. Ce spectre est représentatif des propriétés optiques d'une feuille.

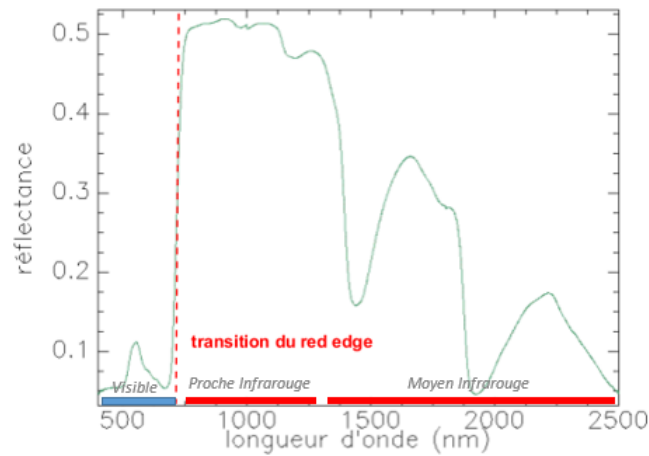


FIGURE 1.4: Spectre de réflectance d'une feuille dicotylédone (Source : <https://gennomade.wordpress.com/2015/04/09/comment-on-se-sert-du-ndvi-pour-suivre-la-sénescence-du-blé-dur-explications-et-réponses-a-la-question/>)

On y distingue trois grands domaines (JACQUEMOUD et al., 2009) :

- **Le visible (400-800 nm)** : Ce domaine est caractérisé par une forte absorption et une faible réflectance. Les pigments foliaires (chlorophylles a et b, caroténoïdes et anthocyanes) absorbent la majorité du rayonnement.

- **Le proche infra-rouge (800-1000 nm)** : Dans ce domaine, l'absorption est très faible, on observe un plateau dont le niveau dépend de la structure anatomique des feuilles.

- **Le moyen infra-rouge (1000-2500 nm)** : Ce domaine est caractérisé par les pics d'absorption de l'eau (950, 1450, 1940 nm). Lorsque la feuille se dessèche, ce sont les protéines, la cellulose et la lignine présentes dans la paroi cellulaire qui affectent les propriétés optiques dans cette gamme de longueurs d'ondes.

La bande qualifiée de « Red-edge » correspond à une portion du proche infrarouge (680-750nm) pour laquelle on observe un rapide changement de réflectance. Le red edge est utilisé dans la construction de nombreux indices de végétation car sa valeur est caractéristique de la quantité de surface végétale et de son activité (VINCOURT, 2016). Ainsi, il caractérise l'état physiologique de la plante et est couramment utilisé pour détecter le stress éventuel de la végétation.

1.2.1.2 Propriétés optiques des feuilles : indicateurs des maladies

Les propriétés optiques de la feuille sont des indicateurs pertinents des changements physiologiques et biophysiques de la plante malade.

Dans la gamme du visible, la réflectance du végétal est faible due à une forte absorption des pigments. Certaines infections provoquent l'apparition des chloroses (réduction de la teneur des pigments), des nécroses (lésions cellulaires) affectant ainsi la réponse spectrale du végétal (LELONG et al., 2010). Une réduction de la teneur des pigments provoque une augmentation de la réflectance dans la gamme du visible (APAN et al., 2005) (SHAFRI et al., 2009) (SHAFRI et ANUAR, 2008).

Dans la gamme proche infrarouge, la forte réflexion spectrale du végétal est essentiellement liée à la structure foliaire (SHAFRI et al., 2009). Une plante malade peut subir des changements structurels interne provoquant une diminution de sa réflectance dans cette gamme spectrale. Une étude conduite par (APAN et al., 2005) a permis d'examiner la possibilité de détecter la présence d'*Alternaria solani* responsable de l'alternariose chez la tomate et une maladie de l'aubergine due au ravageur (*Epilachna vigintioctopunctata*) en comparant les spectres de réflectance des feuilles saines et infectées. Ces deux maladies affectent la structure des feuilles contaminées et se manifestent ainsi, essentiellement dans le proche infrarouge et au niveau du « Red-edge » qui est la position de transition rouge/proche infrarouge du spectre des feuilles. Une autre étude conduite par (ZHANG et al., 2003) a prouvé que le proche infrarouge permet de détecter la présence du (*Phytophthora infestans*), qui est responsable du Mildiou sur les feuilles des tomates.

Dans la gamme spectrale SWIR, la réponse spectrale du végétal est majoritairement influencée par l'absorption de l'eau. La diminution de la teneur en eau dans les feuilles ou dans la canopée augmente la réflexion dans cette région spectrale. (APAN et al., 2005) ont étudié la détection de la maladie "rouille orange" des cannes à sucre (APAN et al., 2004). Cette maladie provoque des lésions à l'intérieur de la feuille favorisant la sortie d'eau. Les résultats prouvent que la région SWIR permet une discrimination significative entre les plantes saines et infectées. Une équipe conduite par (DELALIEUX et al., 2007) ont montré que la tavelure, infection affectant les pommiers, a une influence spécifique sur les spectres de réflectance des feuilles infectées dans la région de SWIR entre 1300 nm-1700 nm à un stade précoce de l'infection.

Différents types de capteurs optiques ont été développés et testés pour détecter précocement les maladies des plantes en se basant sur la variation des propriétés optiques des feuilles vis à vis du stress (BRAVO et al., 2004)(MOSHOU et al., 2005).

1.2.2 Les capteurs optiques pour la détection des maladies des plantes

Les capteurs optiques constituent les techniques les plus prometteuses pour la détection des maladies des plantes (MAHLEIN et al., 2012a). Combinées à des méthodes d'analyse des données robustes, elles constituent une révolution dans le monde de l'agriculture de précision.

Les capteurs optiques pourraient être classifiés selon : leur échelle de mesure (Proxidétection / Télédétection), leur plage de mesure dans le spectre électromagnétique (Visible / Proche-infrarouge NIR / Infrarouge court SWIR), leur nombre de bandes spectrales (Multispectral / Hyperspectral), la nature de capteur : capteur passifs (il mesurent la radiance solaire ou la radiance caractéristique d'un objet) et capteurs actifs (il captent la modification de la radiance après son interaction avec l'objet : Mesures de réflectance, Radar, Fluorescence) et pourraient être aussi différenciés en capteurs-imageurs et capteurs non-imageurs. C'est ce dernier critère que nous avons choisi pour présenter les différents capteurs optiques ci-dessous.

1.2.2.1 Capteurs optiques non-imageurs

Spectromètres ponctuels

Pour mesurer le spectre global de réflectance ou de transmittance d'une feuille au laboratoire, ou sur le terrain, on utilise habituellement la méthode de la spectroscopie ponctuelle. Cette méthode consiste à utiliser un spectromètre équipé d'une sphère intégrante avec un éclairage contrôlé. Il moyenne le flux lumineux réfléchi ou transmis dans toutes les directions de l'hémisphère (JACQUEMOUD et al., 2009). Le spectromètre est en contact direct avec la feuille d'où le mot ponctuel. La feuille n'étant éclairée que par la source lumineuse propre au spectromètre.

Le spectromètre est généralement équipée d'une pince à feuille permettant à la fibre optique d'être au contact de la feuille. Ainsi, la pince assure le contrôle de l'éclairage en empêchant les perturbations lumineuses extérieures. La pince dispose de deux fonds de mesure. L'un blanc sert à mesurer la transmittance, l'autre noir sert à mesurer la réflectance (VIGNEAU, 2010).



FIGURE 1.5: Un spectromètre de terrain (FieldSpec R, Analytical Spectral Devices, Inc.(ASD), Boulder, Colorado, USA)

Par leur sensibilité à l'état anatomique et physiologiques de la plante, les mesures spectroscopiques se sont avérées un outil performant pour suivre et interpréter de manière précoce, nombreux stress biotiques affectant l'état de santé du végétal (LIAGHAT et al., 2012) (SANKARAN et al., 2010) (GITELSON et MERZLYAK, 1994).

Ainsi, diverses études ont été menées pour la détection et l'identification des stress et des maladies des plantes en utilisant l'analyse des mesures spectroscopiques, comme exemples : la canne à sucre (APAN et al., 2004), le stress hydrique (KIM et al., 2010), Le Mildiou (APAN et al., 2005) (ZHANG et al., 2003)(XIE et al., 2015) (WANG et al., 2008), la maladie de Huanglobing (SANKARAN et al., 2013)(SANKARAN et al., 2010), la sénescence (GITELSON et MERZLYAK, 1994), l'application d'herbicides (CARTER et MILLER, 1994), l'appauvrissement du sol en oxygène (SMITH, 2006), la maladie de Ganoderma(SHAFRI et ANUAR, 2008), la maladie de la tavelure des pommiers (DELALIEUX et al., 2007) et la sclérotiniose du soja (VIGIER et al., 2004).

1.2.2.2 Capteurs optiques imageurs

Imagerie hyperspectrale

La spectroscopie a évolué parallèlement à l'imagerie numérique. La fusion de ces deux technologies a donné lieu à un nouveau outil de mesure : L'imagerie hyperspectrale (VIGNEAU, 2010). L'imagerie hyperspectrale est une technique permettant l'acquisition d'une image suivant un grand nombre de bandes spectrales, étroites (≤ 10 nm) et contiguës. Ainsi, ce que l'on appelle image hyperspectrale est en réalité toute une série d'images de la même scène, mais prises dans plusieurs dizaines de longueurs d'onde qui correspondent à autant de « couleurs ». Une telle mesure fournit des informations riches sur les propriétés physiques des objets observés.

Les images hyperspectrales sont présentées sous forme d'un cube hyperspectral contenant toute l'information spatiale et spectrale d'un échantillon.

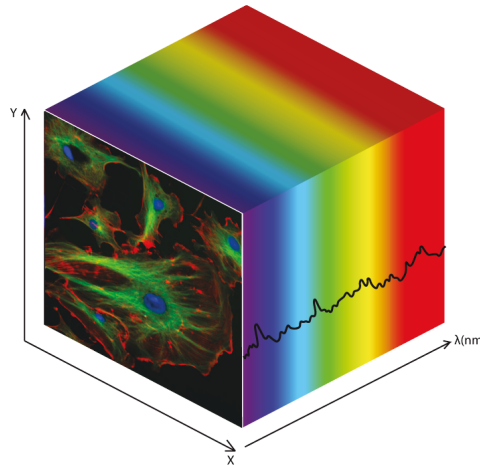


FIGURE 1.6: Image hyperspectrale sous forme d'un cube

Les dimensions de ce cube sont celle de l'espace axes x et y permettant une meilleure représentativité de la mesure et la troisième est la dimension spectrale (z), correspondant à l'intensité lumineuse en fonction de la longueur d'onde permettant d'avoir une information fine sur les caractéristiques de l'objet étudié. La spécificité des instruments dits « spectromètres imageurs » est l'acquisition d'un spectre continu dans une gamme de longueurs d'onde donnée, généralement correspondant aux domaines du visible et du proche-infrarouge (400 à 2500 nm), (SOLOMON et ROCK, 1985). C'est cette notion de spectre continu qui permet d'exploiter au mieux l'information et identifier des objets en surface en analysant leurs caractéristiques spectrales fines (ZHANG et al., 2003) (FAUVEL et al., 2007). La richesse des données offertes par l'imagerie hyperspectrale justifie l'intérêt qu'elle suscite à une large palette de thématiques confrontées à la complexité des surfaces (DOUTÉ, 1998) (SHAFRI et al., 2009).

- *Techniques d'acquisition*

Il existe trois grandes méthodes d'acquisition des images hyperspectrales :

- **Whiskbroom system** : Il consiste à acquérir l'ensemble des longueurs d'onde mais pour un pixel seulement à chaque fois. Un capteur whiskbroom utilise une barrette CCD où chaque élément de la ligne acquiert une longueur d'onde différente. L'acquisition d'une ligne complète se fait par un système de miroir mobile pour balayer l'ensemble de la fauchée à différents instants. L'acquisition des différentes lignes se fait par déplacement du capteur (FAUVEL et al., 2007).

- **Pushbroom system** : Il consiste à acquérir une série d'images lignes. Pour chaque pixel d'une ligne, un spectre complet est mesuré. Un capteur pushbroom possède une matrice CCD. Il existe deux méthodes d'acquisition des différentes lignes : soit par le déplacement de l'objet lui-même (tapis roulant en laboratoire...), soit par déplacement du capteur (télé-détection) (FAUVEL et al., 2007).

- **Staring system** : Il consiste à acquérir une série d'images 2D à différentes longueurs d'onde. Il

utilise des filtres variables (Acousto Optical Tunable Filter ou Liquid Crystal Tunable Filter) placés devant une caméra matricielle. L'emploi de ce système est uniquement en laboratoire (FAUVEL et al., 2007).

Les applications de l'imagerie hyperspectrale concernent essentiellement le domaine de contrôle de la qualité des fruits, l'estimation de la biomasse et l'estimation de la biodiversité. Elle est un domaine de recherche récemment utilisée en pathologie végétale (SANKARAN et al., 2013) (SHAFRI et al., 2009). Grâce à la richesse des informations spectrales offertes, l'imagerie hyperspectrale s'est avérée un outil performant pour détecter les changements de la vigueur des plantes, ainsi que les modifications biochimiques et biophysiques (MAHLEIN et al., 2012a)(BOCK et al., 2010). Une étude conduite par (ORDONEZ et al., 2013) a réussi à caractériser la composition des feuilles vertes et à déterminer le contenu en azote, phosphore, potassium, fer et eau en utilisant l'imagerie hyperspectrale. Une infection affectant le riz, *Magnaporthe grisea*, et une infection affectant les tomates, *Phytophthora infestans*, ont été détectées en utilisant l'imagerie hyperspectrale (KOBAYASHI et al., 2001) (ZHANG et al., 2003). Une étude de laboratoire menée par (BAURIEGEL et al., 2011) a permis de détecter précocement l'infection de *Fusarium* sur les épis de blé par imagerie hyperspectrale. Plusieurs infections affectant la betterave sucrière la *Cercospora*, l'oïdium et la rouille ont été détectées par imagerie hyperspectrale (Mahlein2012a) (MAHLEIN et al., 2013) (MAHLEIN et al., 2012b).

Imagerie de fluorescence

La fluorescence est une émission lumineuse provoquée par l'excitation d'une molécule, généralement par absorption d'un photon. Lorsqu'une molécule fluorescente, un fluorophore, absorbe un photon, un électron est transféré vers une orbitale moléculaire d'énergie supérieure. La molécule passe de l'état fondamental à l'état excité, instable, d'énergie supérieure. L'énergie accumulée est libérée lors du retour à l'état fondamental de la molécule (CEPPI, 2009). La fluorescence est une des trois voies de libération de cette énergie (Fluorescence, Dégagement de chaleur, Transmission). Toute molécule fluorescente est caractérisée par un spectre d'excitation et un spectre d'émission.

Le spectre d'excitation représente l'efficacité de certaines longueurs d'onde d'excitation à provoquer la fluorescence. Il est généralement similaire au spectre d'absorption de la molécule.

Le spectre d'émission représente les photons émis après excitation à une longueur d'onde. Ces spectres varient en fonction de la structure chimique des molécules fluorescentes et leurs conditions environnementales.

Pour le végétal, la composante fluorescente est la chlorophylle. D'où la nomination : La fluorescence chlorophyllienne. Elle résulte de la fluorescence rouge (630-800nm) émise par la chlorophylle des feuilles (CEPPI, 2009). Les paramètres de la fluorescence chlorophyllienne sont directement liées aux changements physiologiques de la plante malade (LICHTENTHALER et MIEHÉ, 1997). Ainsi, l'imagerie de fluorescence est une méthode très utilisée pour étudier l'activité photosynthétique des végétaux. Elle a l'avantage d'être précise, non destructive.

Combinée à l'imagerie, la fluorescence chlorophyllienne permet d'enregistrer les signatures spectrales de la fluorescence réémises par tout les pixels d'une surface d'une feuille malade (LICHTENTHALER et MIEHÉ, 1997). Par sa sensibilité à l'état métabolique des plantes, l'imagerie la fluorescence permet de suivre et d'interpréter de manière précoce, nombreux stress biotiques affectant l'état de santé du végétal (OMASA et TAKAYAMA, 2003),(TAKAYAMA et al., 2011) (NEDBAL et WHITMARSH, 2004). Elle a été utilisée, comme exemple, pour la détection précoce de la rouille des feuilles et de l'oïdium dans les feuilles de blé (KUCKENBERG et al., 2009). L'étude de (CSÉFALVAY et al., 2009) prouve que l'imagerie de la fluorescence chlorophyllienne peut être utilisée pour détecter précocement l'infection *Plasmopara*

viticola affectant les vignes. Elle est également utilisée pour détecter le stress hydrique affectant les plantes (LICHTENTHALER et MIEHÉ, 1997).

1.3 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes directes et indirectes de détection des maladies des plantes. Le choix d'une méthode dépend de plusieurs facteurs : le type de l'instrument, le coût de la technique, la sensibilité et la précision des résultats, l'échelle de l'acquisition des données et le stade de la détection des symptômes (pré-symptomatique, post-symptomatique).

La détection précoce des maladies reste un défi ambitieux actuellement dans le monde de la phytopathologie. Elle permet de prévoir la diffusion de la maladie, de mieux combattre les bioagresseurs et ainsi de limiter l'utilisation des pesticides. Les capteurs optiques se sont avérés les outils les plus pertinents pour la détection précoce des maladies des plantes. Ils sont des techniques précises, non destructives et peu coûteuses.

Parmi les différents types de capteurs optiques, l'imagerie hyperspectrale a un potentiel intéressant pour la détection précoce des maladies des plantes, le suivi de l'évolution de la maladie et l'étude de l'interaction hôte-pathogène. De plus, contrairement aux autres capteurs optiques (la thermographie et la fluorescence chlorophyllienne), l'imagerie hyperspectrale est capable d'identifier l'agent pathogène responsable de la maladie (BRAVO et al., 2004) (THOMAS et al., 2017) (HILLNHÜTTER et al., 2011). Cependant, cette technique est assez récente et elle est peu utilisée dans le domaine de la phytopathologie. Ainsi, son exploration constitue une voie de recherche.

Chapitre 2

La tavelure

La tavelure est la principale maladie du pommier dans le monde (CARISSE et BERNIER, 2002). Elle peut aussi infecter d'autres arbres fruitiers, notamment le poirier (CHEVALIER et al., 1991). Elle est une maladie fongique qui affecte tous les organes de la plante mais principalement l'épiderme des feuilles et des fruits. L'agent pathogène est un champignon dont le nom scientifique est *Venturia inaequalis* (Cooke) Wint (DELALIEUX et al., 2007). Elle provoque des taches sur les feuilles qui peuvent conduire à la défoliation des pommiers et rend leurs fruits non acceptés à la commercialisation par les normes internationales. En général, 10 à 20 traitements fongicides par an sont nécessaires pour contrôler cette maladie (GYGAX et al., 2004). Sans traitement, la tavelure peut causer 100% de perte de récolte pour les variétés sensibles.

Dans ce chapitre, nous décrivons en premier lieu le cycle de vie de l'agent pathogène responsable de la tavelure, le champignon *Venturia inaequalis*. Nous présenterons en deuxième lieu les symptômes spécifiques à cette maladie. Nous expliciterons ensuite les conditions favorables au développement du champignon. Un récapitulatif des moyens préventifs et de la stratégie de lutte contre cette maladie sera décrit dans les deux sections suivantes. Nous présenterons en dernier lieu les méthodes optiques déjà utilisées pour détecter précocement la tavelure. Enfin, une conclusion récapitulera les points importants et présentera le chapitre suivant.

Sommaire

2.1	Cycle de vie du champignon	26
2.2	Symptômes	27
2.3	Conditions favorables d'apparition	29
2.4	Moyens de lutte	29
2.5	Niveau de sensibilité des variétés	30
2.6	Détection précoce de la tavelure	31
2.6.1	Spectroscopie ponctuelle	31
2.6.2	Thermographie	31
2.7	Conclusion du chapitre	32

2.1 Cycle de vie du champignon

L'agent pathogène *Venturia inaequalis* est un champignon de l'embranchement des ascomycètes (GYGAX et al., 2004). Cet embranchement est caractérisé par une structure de reproduction en forme de sac appelée asque. Les asques contiennent des spores appelées ascospores.

Le champignon hiverne sur les feuilles qui tombent des arbres atteints, sous la forme de pseudothèces. Au printemps, au moment du débourrement des bourgeons, les périthèces se remplissent d'ascospores. Les ascospores sont éjectées dans l'air du verger lors des journées humides et atteignent les arbres grâce au vent. La maturation des ascospores à l'intérieur des feuilles mortes coïncide en général avec la fin de dormance des pommiers. Les ascospores matures sont libérées des pseudothèces par l'effet de la pluie. Grâce aux déplacements d'air, les ascospores libérées peuvent atteindre les tissus verts (DELALIEUX et al., 2007). Lorsque les ascospores atteignent le feuillage et que les feuilles sont mouillées pendant un certain temps, elles germent et pénètrent dans les feuilles : c'est l'infection primaire (SANDSKÄR, 2003). Selon les conditions d'humidité et de température, la tavelure devient visible à l'oeil nu en deux à trois semaines. Des taches olive foncées ou brunes d'environ 5 mm apparaissent sur les feuilles et peuvent éventuellement couvrir toute la feuille. L'infection des fruits se reconnaît d'abord par des taches grises au niveau de la tige.

Suite à l'infection primaire, les taches formées sur les feuilles produisent des conidies qui sont une autre forme de structure reproductrice. La germination des conidies est favorisée par le jeu combiné de la température et de l'humectation au niveau des feuilles (VAILLANCOURT et HARTMAN, 2000). Suite aux éclaboussures liées au vent et à la pluie, les conidies sont disséminées depuis les lésions primaires provoquant ainsi de nouvelles infections dites " secondaires ". Ces infections se produisent généralement sur le même arbre ou à une distance du site de l'infection primaire, sur les arbres voisins. Il peut y avoir de multiples infections secondaires au cours d'une même saison de croissance. Quand les précipitations sont fréquentes, il devient très difficile de maîtriser l'infection.

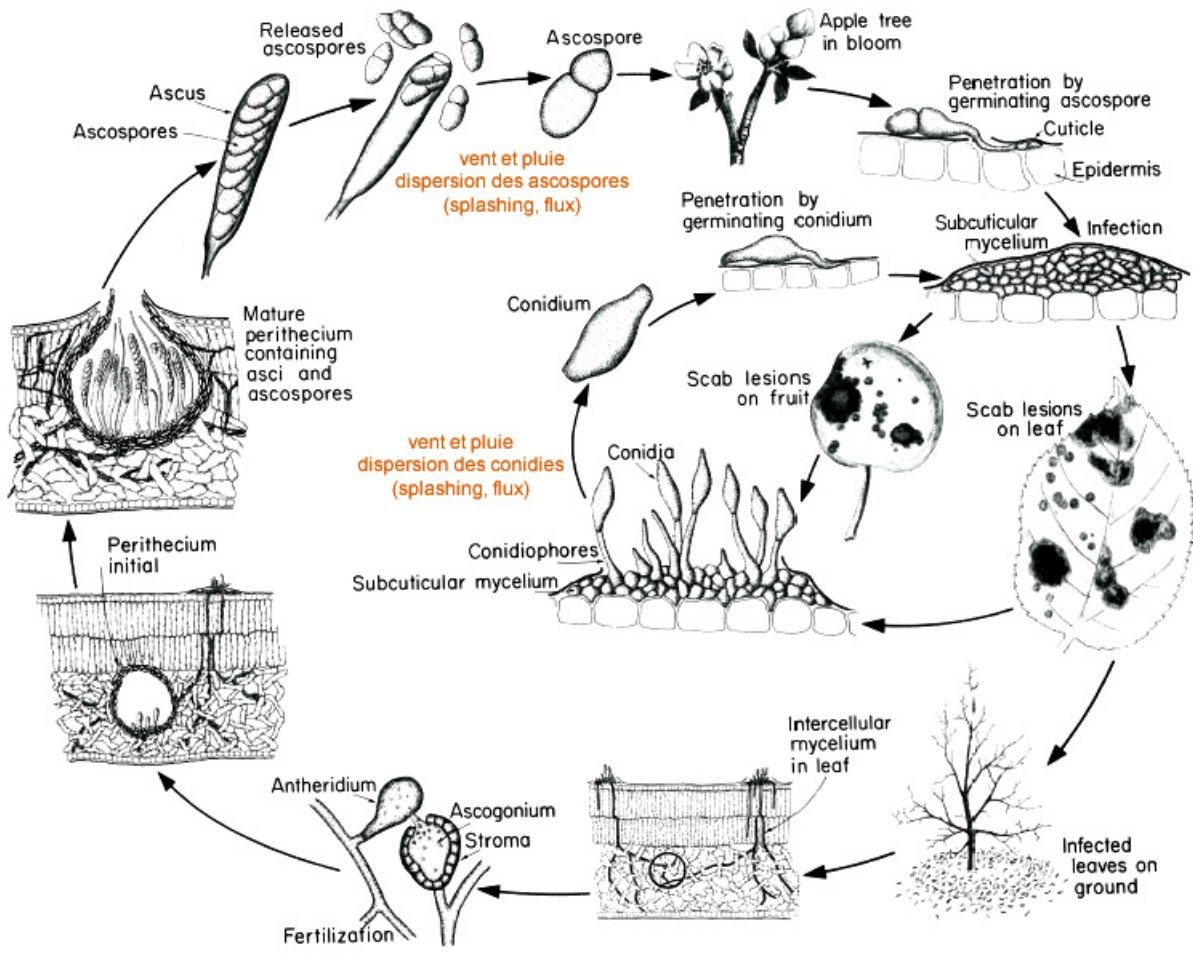


FIGURE 2.1: Cycle de vie du champignon *Venturia inaequalis*, Plant pathology, GN Agrios

2.2 Symptômes

La tavelure touche l'épiderme des feuilles et l'aspect extérieur des fruits en produisant des taches brunes (DANIËLS, 2013). Les feuilles sont plus sensibles lorsqu'elles sont jeunes et en période de croissance. La maladie peut entraîner aussi la chute prématurée des fruits, la chute des feuilles et donc l'affaiblissement de l'arbre (PROCTOR et al., 1983).

Feuilles : Au verger, les feuilles sont les premiers organes touchés. Les jeunes taches sont translucides puis elles prennent une couleur brun olivâtre avec un aspect velouté. Elles sont situées principalement sur la face supérieure et souvent étendues le long des nervures (BELETE et BOYRAZ, 2017). Les premières taches apparaissent début avril sur les feuilles de rosette et fin avril à mi-mai sur les feuilles des jeunes pousses. En vieillissant les taches prennent une forme circulaire mieux définie, une teinte olivâtre. À un stade avancé de l'infection, les taches deviennent noires et sèches, le limbe se cloque et en cas d'attaque grave, les feuilles peuvent se déformer et tomber (AYLOR, 1998).



FIGURE 2.2: Feuilles du pommier tavelée

Fruits : Les fruits infectés présentent des taches noirâtres en relief puis craquelées, provoquant un arrêt de croissance de l'épiderme. Les taches sur le fruit sont semblables à celles sur le feuillage mais en vieillissant, elles évoluent en crevasses. Une infection tôt en saison peut causer la chute ou la déformation des jeunes fruits en croissance. Un fruit gravement attaqué devient difforme et fissuré s'il a été infecté avant d'être parvenu à maturité. Les infections des fruits qui se produisent vers la fin de l'été peuvent passer inaperçues au moment de la cueillette et les taches ne seront visibles que durant l'entreposage.



FIGURE 2.3: Lésions de la tavelure sur le fruit

2.3 Conditions favorables d'apparition

L'humidité est le facteur d'apparition le plus important. Associée à une certaine chaleur, le risque est encore plus important. Les conditions favorables pour le développement du champignon *Venturia inaequalis* sont des températures comprises entre 10 et 25°C avec un optimum à 18°C et un taux d'humidité entre 70% et 90%. C'est souvent à la fin du printemps, à l'été et à l'automne qu'apparaît les symptômes responsables de la tavelure.

Une contamination n'est effective que si :

- Des ascospores ont été projetées par une pluie contaminatrice sur les organes verts.
- La végétation est humectée suffisamment longtemps pour permettre la germination des spores.

2.4 Moyens de lutte

La tavelure étant une maladie très répandue et responsable des pertes énormes, il est fortement recommandé de suivre une stratégie de lutte pertinente et d'effectuer des traitements sur les arbres du pommier afin d'obtenir une récolte saine (TRUMBLE, 1998)(SCHUMANN et D'ARCY, 2006) :

- **La prophylaxie :**

La prophylaxie a comme objectif de réduire l'inoculum primaire contenu dans les feuilles au sol. Elle consiste à :

- Broyer les feuilles dès leur chute au sol à l'aide de machines adaptées. Un broyage complémentaire au printemps est également recommandé avec celui des bois de taille.
- Appliquer de l'urée à 5% sur la frondaison pendant la chute des feuilles favorise la dégradation des feuilles par la microflore et les vers de terre, et inhibe la formation des pseudothèces.
- Maîtriser la croissance des arbres en évitant un excès de fumure et en assurant une taille aérée limitant la croissance des pousses végétatives.

- **la protection fongicide raisonnée :**

La protection fongicide raisonnée a comme objectif de bloquer les contaminations primaires (ROSENBERGER, 1990). Son principe consiste à ne traiter qu'en cas de risque d'infection (VAILLANCOURT et HARTMAN, 2000). La détermination des périodes d'infection nécessite l'utilisation de données climatiques : durée d'humectation, température, pluviométrie, hygrométrie. Ainsi, il existe des modèles permettant de prédire les risques à partir de données météo prévisionnelles. L'absence de la maladie en fin de contaminations primaires permet d'arrêter la protection contre la tavelure. En cas de présence de taches, la protection devra être poursuivie durant l'été en respectant les délais avant récolte.

Il existe différents types d'intervention possibles :

- Intervention préventive : Elle consiste à appliquer un fongicide de contact multisite ou certains unisites appartenant aux familles des anilinyrimidines, des strobilurines, des inhibiteurs de la succinate déshydrogénase SDHi avant la contamination. L'application se répète

selon le développement végétatif et la fréquence des précipitations (BECKERMAN, 2006).

- Intervention « stop » : C'est intervenir dès que le risque est atteint, avec un fongicide de contact dans un délai de 24 à 48 heures selon le produit, après le début de la pluie contaminatrice (CHAPMAN et al., 2011). Pour que ce genre de pulvérisation soit efficace, il est nécessaire de posséder un pulvérisateur bien calibré qui recouvre complètement les feuilles et les fruits sous de mauvaises conditions météorologiques.
- Intervention curative : Elle consiste à appliquer un fongicide de la famille des IBS (Inhibiteurs de la Biosynthèse des Stéroïdes), 3 à 4 jours après le début de la pluie contaminatrice selon le produit (VAILLANCOURT et HARTMAN, 2000).

2.5 Niveau de sensibilité des variétés

La lutte fongicide doit être adaptée en fonction du niveau de sensibilité des variétés. Ainsi, différents niveaux de risques ont été définis selon la sensibilité variétale (SORIANO et al., 2009).

- **Variétés sensibles :**

Pour les variétés sensibles, tous les risques d'infection doivent être protégés par un traitement fongicide. Lors des périodes à un fort risque d'infection, il est fortement recommandé d'appliquer un fongicide préventif positionné au plus près de la contamination et un curatif ou un stop immédiatement après.

- **Variétés peu sensibles :**

Pour les variétés peu sensibles, il est nécessaire de réaliser des traitements fongicides lors des risques majeurs d'infection. Cependant, il n'est pas indispensable de protéger les faibles risques d'infection.

- **Variétés à résistance totale :**

Pour les variétés à résistance totale, afin de limiter le risque de contournement des gènes de résistances variétales, il est recommandé de réaliser des traitements fongicides lors des risques majeurs d'infection et de surveiller attentivement le verger, pour détecter au plus vite l'apparition de contournement. Dès l'apparition du contournement, la variété est considérée comme une variété sensible.

La lutte contre la tavelure du pommier représente des coûts importants tant au niveau de l'utilisation répétitive des fongicides que du temps alloué à la gestion de la maladie. De plus, les souches de tavelure présentent des résistances à plusieurs familles chimiques de fongicides, et sont alors de plus en plus agressives, ce qui entraîne des échecs de la protection (GIRAUD et ORTS, 2006).

La demande sociétale imposant de réduire les traitements phytosanitaires, le développement de la résistance aux fongicides et la perte d'efficacité de certains d'entre eux rendent plus crucial l'amélioration des méthodes de lutte. Ainsi, la mise au point de nouveaux outils permettant de détecter précocement l'apparition de l'infection et de mieux visualiser la cinétique de son développement pourrait être la solution.

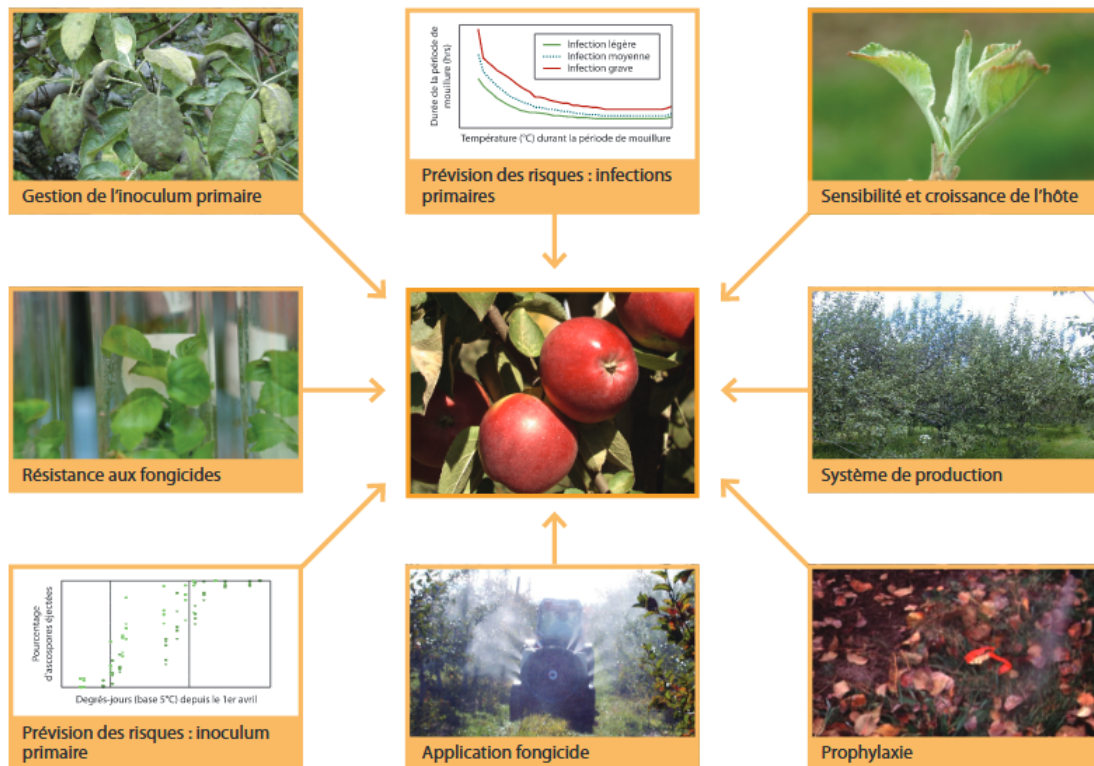


FIGURE 2.4: Les éléments de la gestion de la tavelure, Agriculture et Agroalimentaire Canada

2.6 Détection précoce de la tavelure

Deux méthodes ont été déjà testées pour détecter précocement la tavelure : La spectroscopie ponctuelle et la thermographie.

2.6.1 Spectroscopie ponctuelle

Une étude complète conduite par S. Delalieux a été réalisée pour la détection précoce de la tavelure sur les pommiers en utilisant des mesures spectroscopiques (DELALIEUX et al., 2007)(DELALIEUX et al., 2009). Deux variétés ont été utilisées : Braeburn une variété sensible et Rewena une variété résistante : 10 plantes infectées et 10 plantes de contrôle. Les mesures ont été faites par un spectromètre ASDI FieldSpec Pro JR entre 350 et 2500 nm. Les mesures ont commencé 10 jours après l'inoculation et répétées jusqu'à l'apparition de la tavelure sur les feuilles au 31 jours après l'infection. Les résultats montrent que l'infection a une influence distincte sur les spectres de réflectance des feuilles malades entre 1300 - 1700 nm à partir de 10 jours après l'inoculation. Cette zone spectrale porte des informations sur la teneur en eau et sur les membranes des cellules. À un stade avancé de l'infection, lorsque l'infection devient visible, les longueurs d'onde dans la gamme spectrale visible 550-750 nm deviennent discriminatoires à cause de la modification de concentration des pigments chlorophylliens des zones infectées (DELALIEUX et al., 2007).

2.6.2 Thermographie

Une étude conduite par (OERKE et al., 2011) a mis l'accent sur la détection précoce de la tavelure sur les pommiers à l'aide de mesures d'imagerie par thermographie. Les mesures ont été effectuées

sur des semis du pommier entre 4 et 11 jours après l'inoculation en utilisant une caméra à balayage infrarouge. Des mesures de la température minimale, maximale et moyenne et le calcul de la déviation standard de la température ont été effectués sur des polygones déterminés sur chaque feuille. Les résultats ont montré que les feuilles inoculées montrent des taches concentriques caractérisées par des faibles températures à partir du 9ème jour après l'inoculation (OERKE et al., 2011).

2.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différents aspects liés à la tavelure, son cycle de vie, ses symptômes, les moyens de prévention et la stratégie de lutte. Nous avons conclu que la lutte contre cette maladie représente des coûts importants imposant le recours à des méthodes innovantes permettant la détection précoce de la tavelure.

La spectroscopie a montré un potentiel intéressant pour la détection précoce de la tavelure (DE-LALIEUX et al., 2007) et l'imagerie par thermographie (OERKE et al., 2011) a prouvé que la tavelure se développe sous forme de taches. Ainsi, afin d'améliorer les résultats de détection précoce, il serait crucial de tester un autre capteur qui combine la spectroscopie et l'imagerie, tel que : l'imagerie hyperspectrale. Ainsi, l'exploration de l'imagerie hyperspectrale pour détecter précocement la tavelure constitue l'objectif de la thèse. Cet objectif et les questions scientifiques qui en découlent seront détaillés dans la partie suivante.

Objectif et Questions scientifiques de la thèse

La détection précoce de la tavelure permet d'optimiser les moyens de lutte contre cette infection au verger, d'apporter des informations pertinentes pour une bonne gestion de la maladie et de limiter les intrants phytosanitaires. Détecter l'agent pathogène sur les cultures avant l'apparition des symptômes, permet de dépister le plus en amont et le plus rapidement possible les plantes porteuses de la maladie.

A ce jour, aucun outil ne permet de réaliser une détection précoce non destructive de la tavelure du pommier. Ainsi, l'objectif de la thèse consiste à explorer les potentialités de l'imagerie hyperspectrale pour détecter précocement la tavelure sur les feuilles du pommier.

Pour être le plus efficace possible, la détection de la tavelure par imagerie hyperspectrale doit être faite aux premiers moments de l'infection (idéalement deux ou trois jours après l'infection). Il s'agit donc de détecter des signaux très faibles noyés au milieu d'une variabilité très importante (structure, composition chimique, rugosité, géométrie). De plus, le système de la défense de la plante et sa réaction physiologique sont similaires vis à vis plusieurs types de stress. Le défi est donc de réussir à discriminer des signaux spécifiques à la tavelure. Ainsi, les questions scientifiques de la thèse sont :

- Est-il possible de détecter précocement la tavelure par imagerie hyperspectrale ? À partir de quel moment après l'infection ?
- Quelle est la gamme spectrale adaptée pour une détection précoce de la tavelure ?
- Le modèle adapté à la détection précoce est-il robuste ? Peut-on discriminer les signaux spécifiques à la tavelure des signaux d'autres types de stress ?
- Comment améliorer la robustesse du modèle ?

Chapitre 3

Matériels et Méthodes

Dans ce chapitre, nous allons détailler l’aspect matériels et méthodes de la démarche expérimentale développée pour répondre aux questions scientifiques de cette thèse. Cette partie a fait l’objet d’un article paru dans le journal data in brief ELSEVIER (NOURI et al., 2017a).

Nous décrirons en premier lieu le protocole expérimental utilisé pour l’inoculation et l’incubation des pommiers. Nous présenterons en deuxième lieu le protocole d’acquisition des images hyperspectrales et les différents éléments qui le constituent. Nous expliciterons en troisième lieu un récapitulatif des campagnes de prise des images. Nous présenterons ensuite le traitement chimiométrique et la méthode utilisée pour la classification des données. L’approche morphologique appliquée sera détaillée dans la partie suivante. Enfin, une conclusion récapitulera les points importants et présentera le chapitre qui suivra.

Sommaire

3.1	Protocole expérimental d’incubation	36
3.1.1	Matériel végétal	36
3.1.2	Inoculation des pommiers	36
3.1.3	Conditions d’incubation	37
3.1.4	Suivi visuel de la maladie	38
3.2	Protocole expérimental d’acquisition des images	38
3.3	Récapitulatif des campagnes de prise d’images	39
3.4	Traitement chimiométrique des données	43
3.4.1	Analyse de données	43
3.4.2	Méthode de classification PLS-DA	43
3.4.2.1	Base d’étalonnage et de test du modèle PLS-DA	44
3.5	Post-traitement des images	44
3.6	Conclusion du chapitre	45

Acronymes :

VNIR : Visible and Near Infra-Red

SWIR : Short Wave-Infrared

CTIFL : Centre Technique Interprofessionnel des Fruits et Légumes

INRA : Institut National de la Recherche Agronomique

NEO : Norsk Elektro Optik

ACP : Analyse en Composantes Principales

PLS : Régression des moindres carrés partiels

DA : Analyse Discriminante

3.1 Protocole expérimental d'incubation

3.1.1 Matériel végétal

Dix semis de pommiers ont été sélectionnés et cultivés en pots. Les pommiers appartenaient à la variété Golden Delicious, variété moyennement sensible à la tavelure. Parmi ces pots, huit ont été inoculés et deux pots ont été gardés sains.

Les pots ont été numérotés et la feuille prise en image a été baguée.



FIGURE 3.1: Semis de pommiers marqués et numérotés

3.1.2 Inoculation des pommiers

La suspension sporale a été obtenue en rinçant des feuilles tavelées. Ces dernières étaient des feuilles tavelées congelées à -20°C issues de prélèvements en verger des années antérieures. Les feuilles

ont été récoltées dans une parcelle n'ayant reçu aucun traitement fongicide (ceux-ci pénalisent le taux de germination des spores) au printemps. Ensuite, elles ont été coupées en trois et les pédoncules ont été enlevés pour diminuer le volume. Pour récupérer les spores, les feuilles ont été lavées dans un flacon contenant de l'eau. Puis, le flacon a subi une agitation énergique courte afin de freiner la germination des spores. La suspension agitée a été filtrée sur une grille et mise en bouteille pour le stockage. La concentration sporale a été mesurée sur cellule de Malassez.

L'inoculation est effectuée dès le stade 4 feuilles par pulvérisation de la suspension sporale calibrée entre $1,5 \cdot 10^5$ et $5 \cdot 10^5$ spores/ml. La suspension a été vaporisée de façon homogène sur l'ensemble des plants à infecter en utilisant un pulvérisateur commercial à main. Les plants sains ont été pulvérisés avec de l'eau.

Le protocole d'inoculation est éprouvé et maîtrisé par le CTIFL (protocole d'origine INRA).



FIGURE 3.2: Inoculation des plantes des pommiers

3.1.3 Conditions d'incubation

Immédiatement après l'inoculation, les plantes inoculées et saines ont été couvertes par une bâche noire pendant 48 heures afin de maintenir une obscurité totale. L'obscurité sert à stimuler la germination des spores.

Pendant ce laps de temps, les plantes ont été placées dans une serre contrôlée de manière automatique. Une humidité saturante autour de 90% a été maintenue en vaporisant régulièrement de l'eau en utilisant des humidificateurs professionnels. Une température autour de 18°C a été maintenue en chauffant à l'aide de radiateurs.

Les plantes ont été également irriguées et fertilisées régulièrement. Le temps global d'incubation est de 2 à 3 semaines, il correspond au temps qu'il faut pour voir apparaître les premières taches de tavelure (MACHARDY, 1996).



FIGURE 3.3: Serre couverte par une bâche noire

3.1.4 Suivi visuel de la maladie

Un suivi visuel des plantes inoculées a été effectué quotidiennement par un expert afin de détecter l'apparition des taches de la tavelure. Le dernier jour de l'expérience, les feuilles inoculées et baguées ont été détachées de la plante. Ensuite, elles ont été examinées sous la loupe afin d'identifier avec précision les positions des taches.

3.2 Protocole expérimental d'acquisition des images

Des images hyperspectrales des feuilles saines et inoculées ont été acquises quotidiennement du deuxième jour D02 après l'inoculation jusqu'au jour D11, jour de l'apparition des taches de la tavelure. L'acquisition a été arrêtée entre D06 et D09 à cause du week-end. Les images ont été acquises au laboratoire dans deux gammes spectrales VNIR (400 - 1000 nm) et SWIR (1000 - 2500 nm) en utilisant deux caméras pushbroom de la marque norvégienne NEO 3.4 :

- Caméra HySpex SWIR-320m-e : La caméra SWIR acquiert des lignes successives de 320 pixels avec un intervalle de 0,287 mm et 256 bandes spectrales allant de 960 à 2490 nm avec un intervalle d'échantillonnage spectral de 6 nm.
- Caméra HySpex VNIR-1600 : La caméra HySpex VNIR-1600 acquiert des lignes successives de 1600 pixels avec un intervalle de 0.11 mm et 160 bandes spectrales allant de 415 à 994 nm avec un intervalle d'échantillonnage spectral de 3.7 nm.

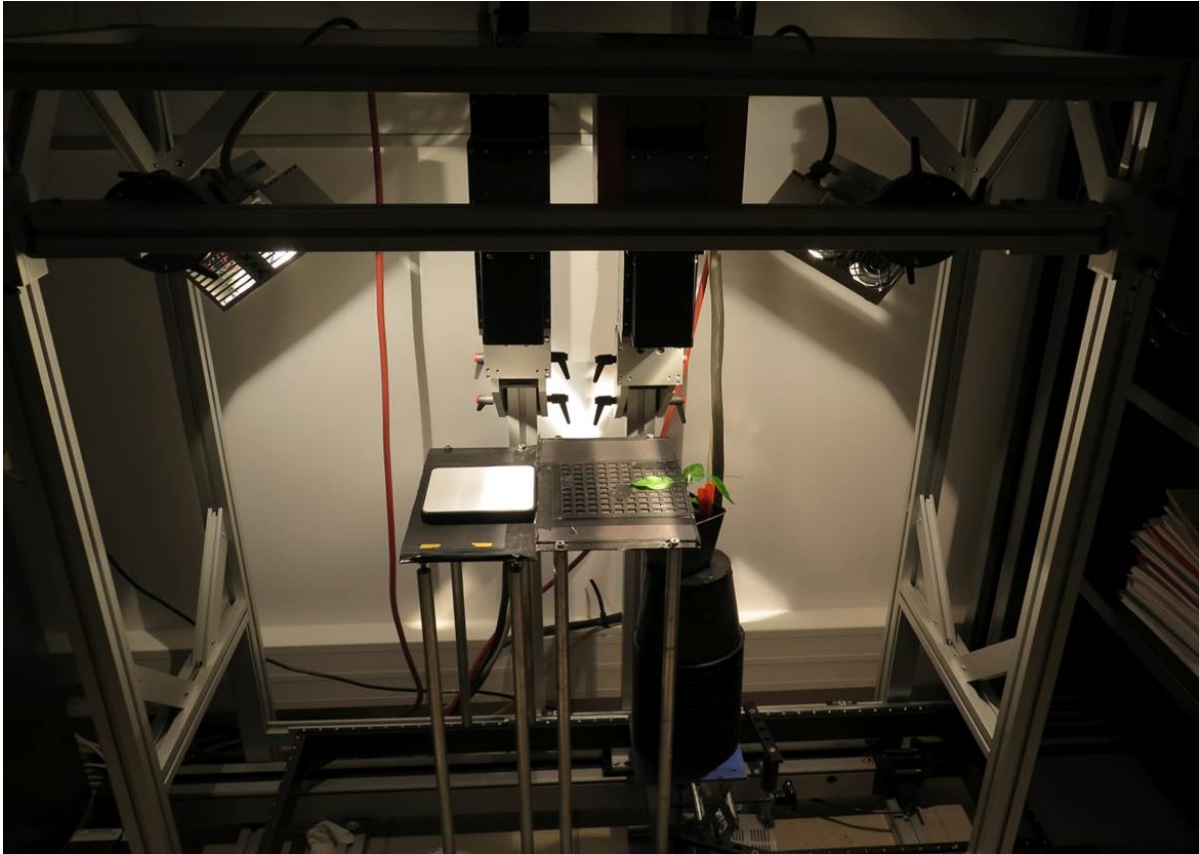


FIGURE 3.4: Dispositif d'acquisition des images hyperspectrales

Le temps d'intégration, c'est-à-dire, le temps pendant lequel le capteur va emmagasiner l'énergie lumineuse, a été réglé manuellement en fonction des conditions d'éclairage de manière à avoir un signal suffisamment fort pour être exploité sans saturer les pixels (VIGNEAU, 2010). Cela a donné environ un temps d'intégration équivalent à $12000 \mu\text{s}$ pour la caméra SWIR et $40000 \mu\text{s}$ pour la caméra VNIR. L'éclairage nécessaire pour chacune des caméras a été assuré par deux lampes halogènes. L'irradiance halogène reçue a été estimée ligne par ligne en utilisant une surface de réflexion diffuse à 99% (Spectralon®, Labsphere) placé horizontalement à côté de la scène acquise et utilisée pour corriger les images en réflectance. Un support adapté a été utilisé pour maintenir les pots sur le banc d'acquisition mobile. Les acquisitions ont été faites sur des feuilles intactes, attachées à la plante. La feuille prise en image, a été étalée sur une plaque aimantée et fixée à l'aide de fines barres de fer.

3.3 Récapitulatif des campagnes de prise d'images

La figure 3.5 récapitule les campagnes de prise d'images réalisées durant la thèse : la date de l'inoculation de chaque campagne, le nombre de pots inoculés et sains et le nombre des feuilles baguées qui ont développé la maladie à la fin de l'expérience.

Durant les deux premières années, six campagnes ont été réalisées sur le site de l'IRSTEA à Montpellier. Le matériel végétal utilisé durant ces campagnes était du pommier greffé. Ils étaient incubés dans une serre de jardin équipée d'un climatiseur bi-split, un humidificateur et 6 lampes de croissance afin d'assurer les conditions favorables au développement du champignon. Chaque campagne a duré 21 jours, la période nécessaire pour l'apparition de la tavelure. Le nombre des feuilles développant la

	Date de l'inoculation		Nombre de pots	Bilan feuilles tavelées
IRSTEA	06-05-2015		6 inoculés 2 sains	1 feuilles
	24-06-2015		8 inoculés 2 sains	3 feuilles
	06-10-2015		5 inoculés 2 sains	0 feuilles
	12-04-2016		5 inoculés 2 sains	0 feuille
	09-06-2016		10 inoculés 2 sains	1 feuille
	30-07-2016		7 inoculés 2 sains	0 feuilles
CTIFL	02-12-2016		8 inoculés 2 sains	8 feuilles
	12-12-2016		5 inoculés 2 sains	1 feuille

FIGURE 3.5: Récapitulatif des campagnes de prise des images

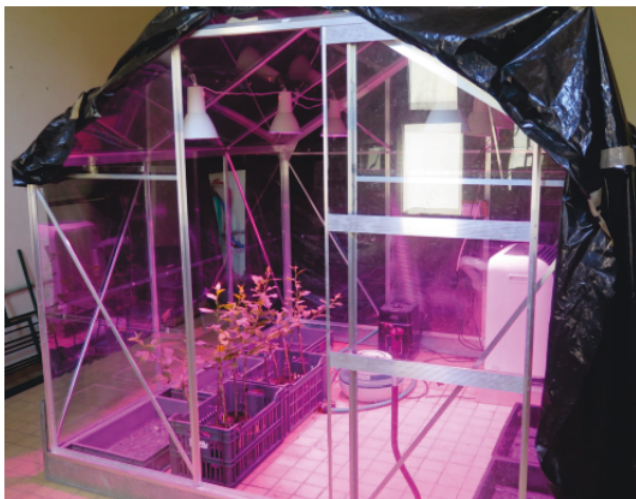
maladie à la fin de chaque campagne était très limitée. De plus, les feuilles étaient abîmées et couvertes de nécroses. Pour expliquer ce résultat, nous avons émis plusieurs hypothèses :

- les conditions d'incubation à l'intérieur de la serre IRSTEA n'étaient pas maîtrisées.
- la forte chaleur dégagée par les lampes d'éclairage halogènes pourrait endommager les spores de champignon ou freiner leur développement.
- la méthode de fixation de la feuille sous les caméras a affecté la feuille et pourrait provoquer l'apparition des nécroses. Nous avons testé plusieurs méthodes de fixation. Nous avons utilisé tout d'abord des petits bouts d'adhésifs. Ensuite, nous avons testé une table aspirante équipée d'un petit ventilateur. Ces méthodes ont abîmées les feuilles.
- les plants greffés sont rigides et résistant au stress.

Ainsi, afin d'améliorer les conditions d'incubation et d'acquisition des images, nous avons pris les décisions suivantes :

- effectuer les campagnes de prise des images sur le site de CTIFL en utilisant des serres professionnelles adaptées pour répondre aux conditions d'incubation optimales.

- minimiser au maximum l'exposition de la feuille à la chaleur en couvrant les lampes halogènes par un tissu noir aux moments hors acquisition.
- fixer les feuilles sur une table aimantée par des fines barres de fer. Cette méthode de fixation s'est avérée efficace.
- remplacer les plants greffés des pommiers par des semis.



Serre d'incubation à l'IRSTEA



Serre d'incubation au CTIFL



Greffés de pommiers



Semis de pommiers



Table aspirante



Plaque aimantée

FIGURE 3.6: Les paramètres testés du protocole expérimental

La campagne de prise des images réalisée sur le site CTIFL en décembre 2016 a abouti à un nombre maximal de feuilles tavelées. Les feuilles étaient en très bon état et ne présentaient pas de nécroses. Sur ces feuilles, la tavelure s'est développée au bout de 11 jours après l'inoculation. Ainsi, les images hyperspectrales résultant de cette campagne de mesure ont été la base de données de notre travail d'analyse.

3.4 Traitement chimiométrique des données

3.4.1 Analyse de données

Le signal obtenu après la prise d'image est un signal de luminance. La luminance énergétique L d'une source est définie comme le flux de rayonnement par unité d'angle solide qui quitte la source dans une direction donnée (VIGNEAU, 2010). Ce signal est encore dépendant de l'éclairement reçu par la cible lors de l'acquisition. Ainsi, pour obtenir une information pertinente sur la scène observée, il est nécessaire d'obtenir la réflectance des objets qui, elle, est une caractéristique intrinsèque de l'objet. Dans le cas de notre scène comprenant des lampes halogènes fixes, l'éclairement est le même sur tout le plan horizontal correspondant. Ainsi, pour corriger les images en réflectance, nous avons utilisé une référence, le spectralon (LabSphere), qui est un diffuseur parfait. Le spectralon a été mis dans la scène au même endroit de la feuille prise en image et permettant ainsi de retrouver l'éclairement incident. La procédure de la correction en réflectance a été effectuée ligne par ligne en appliquant cette équation :

$$R_{feuille} = \frac{L_{feuille}}{L_{spec}} R_{spec} \quad (3.1)$$

Avec :

$R_{feuille}$ et R_{spec} : représentent successivement la réflectance de la feuille et du spectralon.

$L_{feuille}$ et L_{spec} : représentent successivement la luminance de la feuille et du spectralon.

Après la correction en réflectance, un masque a été appliqué sur chaque image pour enlever le fond et la bordure de la feuille.

3.4.2 Méthode de classification PLS-DA

La discrimination des classes à partir des spectres en utilisant une analyse discriminante classique DA, pose deux problèmes généraux. Le premier lié à la dimensionnalité, est dû au fait que l'ensemble d'étalonnage contient généralement plus de variables (longueurs d'onde) que des individus (spectres). Le second est dû à la grande inter-corrélation des variables. Ces deux problèmes sont généralement résolus en utilisant l'analyse en composantes principales ACP ou la régression par les moindres carrés partiels PLS. Ces deux méthodes permettent la réduction de la dimensionnalité en construisant des nouvelles variables qui sont une combinaison linéaires des variables initiales, appelées variables latentes, peu ou non corrélées. Ainsi, l'analyse discriminante DA est généralement précédée par l'une de ces méthodes (BARKER et RAYENS, 2003). DA s'applique sur les variables latentes fournies soit par une ACP (PCA-DA), ou par une PLS entre les spectres et leur degrés d'appartenance à une classe (PLS-DA). La PLS est généralement plus puissante que l'ACP puisque contrairement à l'ACP, pour construire les variables latentes, PLS prend en compte la corrélation entre les variables explicatives X et les réponses y (ROGER, 2005).

3.4.2.1 Base d'étalonnage et de test du modèle PLS-DA

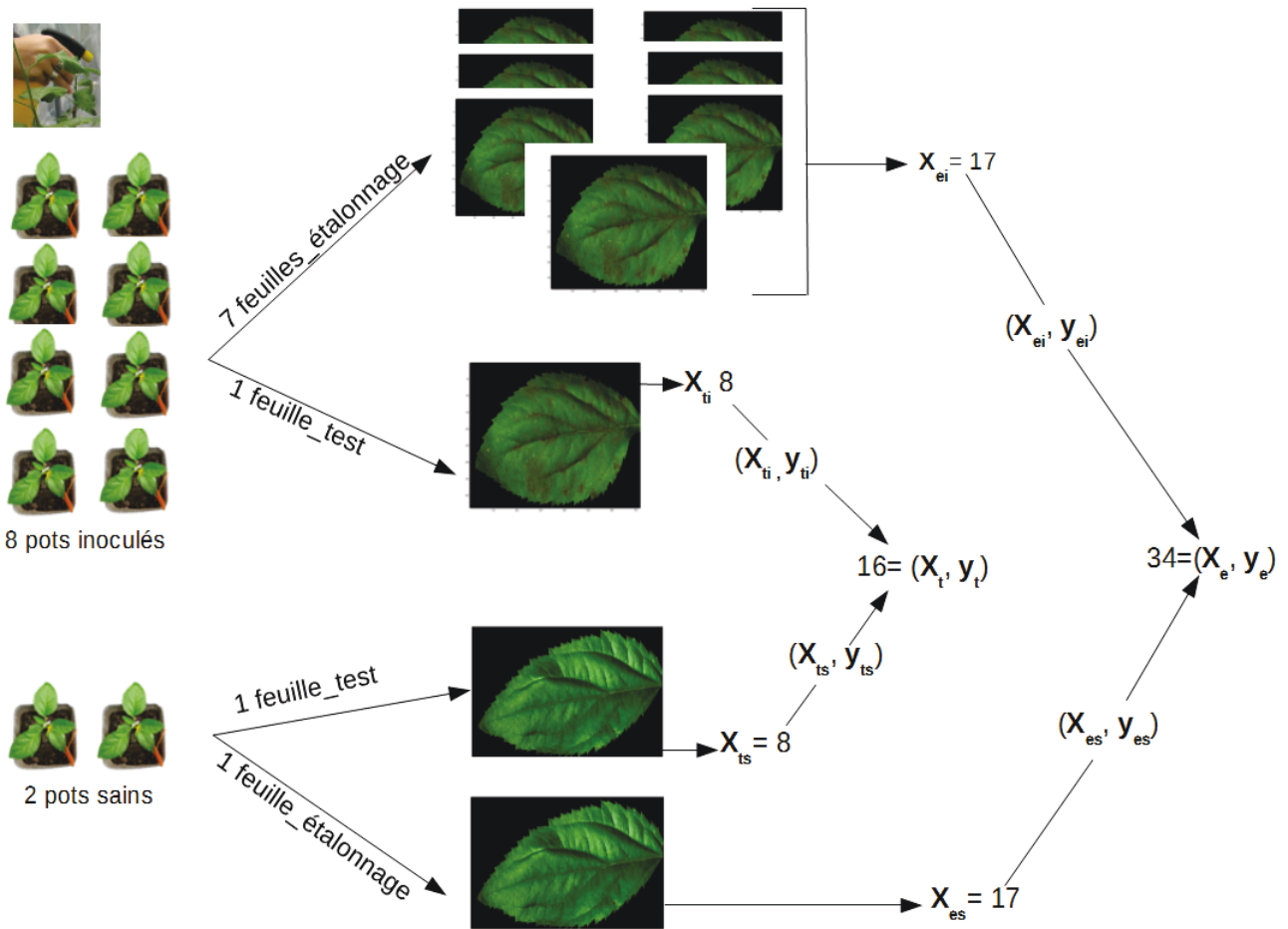


FIGURE 3.7: Construction de la base d'étalonnage et de test

Comme le montre la figure 3.7, parmi les huit feuilles infectées, sept ont été utilisées pour construire la base d'étalonnage infectée et une a été utilisée pour construire l'ensemble infecté test. Parmi les deux feuilles saines, une a été utilisée pour construire la base d'étalonnage et l'autre pour l'ensemble test. Pour chaque feuille, à un état avancé de l'infection D11, les zones des taches ont été extraites. Le spectre moyen de tous les pixels de chaque tache a été calculé. Pour les feuilles infectées, les taches ont été choisies en correspondance avec les taches de la tavelure identifiées par l'expert. Pour les feuilles saines, les taches ont été choisies aléatoirement.

Cette procédure a permis de produire un ensemble d'étalonnage (X_e, y_e) avec $X_e = 34$ échantillons et un ensemble de test (X_t, y_t) avec $X_t = 16$ échantillons.

Le prétraitement des spectres a été réalisé en appliquant le logarithme. Les analyses ont été effectuées en utilisant Matlab R2017ab (MathWorks Inc., Natick, MA).

3.5 Post-traitement des images

Les images de scores issues du test de modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales ont été traitées en appliquant une combinaison de deux opérateurs morphologiques : une érosion suivie d'une

dilatation avec un élément structurant Disk (rayon = 1). Ce traitement, basé sur l'analyse de la forme des objets, avait comme objectif de nettoyer les images et d'enlever les petites zones qui ne correspondent pas aux taches de la tavelure. Ces deux opérateurs ont des effets opposés sur l'image. L'érosion est utilisée pour séparer deux objets joints ou pour rétrécir un objet en se basant sur un élément structurant d'une forme et une taille données. Par contre, la dilatation est utilisée pour compléter ou élargir un objet. Le nombre de pixels ajoutés ou supprimés des objets dans une image dépend de la taille et de la forme de l'élément structurant utilisé pour traiter l'image (TAMBE et al., 2013) (SOILLE, 2013).

3.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons vu le protocole expérimental d'incubation et d'acquisition des images hyperspectrales. Nous avons également détaillé le récapitulatif des campagnes de prise des images. Nous avons ensuite explicité la procédure de traitement et d'analyse chimiométrique des données en présentant la méthode PLS-DA et la procédure de la constitution du modèle de classification. Le modèle PLS-DA a été établi dans les deux gammes spectrales VNIR (400 - 1000 nm) et SWIR (1000 - 2500 nm) et a été testé sur les séries des images hyperspectrales test de la feuille tavelée et saine. Les principaux résultats seront présentés dans les chapitres suivants.

Chapitre 4

Exploration de la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm)

L'objectif de ce chapitre est d'explorer la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) pour la détection précoce de la tavelure.

La réponse spectrale du végétal dans cette gamme est majoritairement influencée par l'absorption de l'eau. La réduction de la teneur en eau dans les feuilles ou les canopées augmente la réflexion dans la région spectrale entre 1000 et 2500 nm. Ainsi, plusieurs études ont prouvé le potentiel de cette gamme pour la détection précoce des maladies des plantes (ZHANG et al., 2003) (APAN et al., 2004) (MAHLEIN et al., 2012a). L'étude de (DELALIEUX et al., 2007) a déjà montré la performance de la gamme spectrale entre 1350 - 1750 nm pour détecter précocement la tavelure des pommiers.

Dans ce chapitre, nous analyserons en premier lieu les spectres des deux classes Tavelure et Sain, extraits des images hyperspectrales des feuilles tavelées et saines acquises dans la gamme spectrale SWIR. Nous présenterons ensuite le modèle de classification PLS-DA. Nous détaillerons en deuxième lieu les résultats du test de modèle sur les images hyperspectrales de la feuille tavelée et saine acquises entre 2 jours et 11 jours après l'inoculation. Enfin, une conclusion récapitulera les points importants et présentera le chapitre qui suivra.

Sommaire

4.1	Analyse des spectres dans la gamme spectrale SWIR	48
4.2	Modèle PLS-DA	48
4.3	Test du modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales	51
4.3.1	Approche statistique : Anova	55
4.4	Approche spectroscopique	57
4.5	Conclusion	57

4.1 Analyse des spectres dans la gamme spectrale SWIR

La figure 4.1 montre les spectres de la classe saine (en vert) et les spectres de la classe infectée (en rouge) extraits des images hyperspectrales des feuilles tavelées et sains acquises dans la gamme spectrale SWIR.

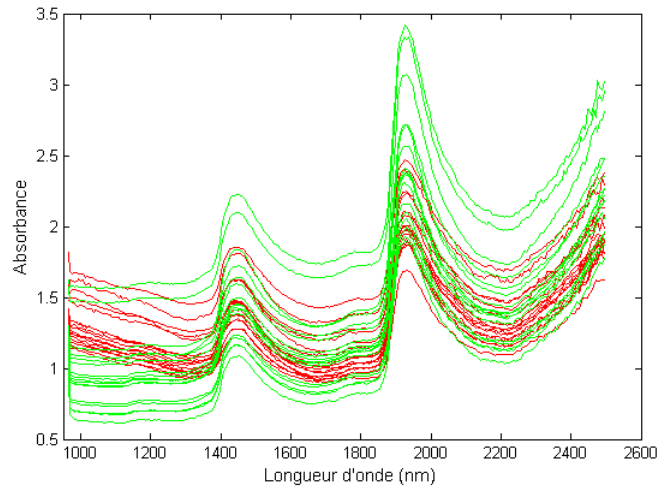


FIGURE 4.1: Spectres d'absorbance des deux classes : Tavelure (en rouge) et Sain (en vert)

Les spectres des deux classes présentent une forme globale similaire 4.1. Ils montrent un premier pic à 1450 nm et un deuxième pic à 1950 nm. Ces deux pics sont caractéristiques des régions d'absorption de l'eau (LUCK, 1974). On peut également noter que les spectres présentent une pente entre 1400 et 2500 nm. Cette pente est caractéristique de spectre NIR de végétation (ADAMS et al., 1999).

Cependant, les spectres de la classe Sain présentent un niveau plus variable que les spectres de la classe Tavelure. La variation du niveau moyen des spectres infrarouges exprimés en absorbance, souvent appelé ligne de base, traduit une variation de la quantité de signal reçu par le capteur (WILLIAMS et NORRIS, 1987). Ceci est dû à une variabilité de la réflectance causée par les rugosités de la surface réfléchissante (BOUSQUET et al., 2005) (COMAR et al., 2012).

Il semble donc que les tissus sains présentent une plus grande variabilité de réflectance que les tissus tavelés. Une explication peut tenir à la différence d'état de surface des tissus sains et tavelés. Les tissus sains sont lisses. Les tissus tavelés sont rugueux à cause de la présence du champignon. Les tissus sains provoquent donc des réflexions simples contrairement aux tissus tavelés qui provoquent de la diffusion. Les petites variations d'angles de la surface des feuilles ont donc plus d'incidence sur le signal réfléchi pour les tissus sains que pour les tissus tavelés.

4.2 Modèle PLS-DA

Le modèle PLS-DA a été testé avec 2 variables latentes. Le test du modèle sur l'ensemble de test a donné une bonne prédiction avec 0% d'erreur. Ainsi, une bonne prédictibilité peut être obtenue en utilisant un modèle de classification simple avec peu de variables latentes. Les résultats confirment le potentiel de la spectroscopie NIR comme un outil de détection des maladies de plantes (APAN et al., 2005) (HUANG et APAN, 2006).

La figure 4.2 présente les spectres moyens des deux classes.

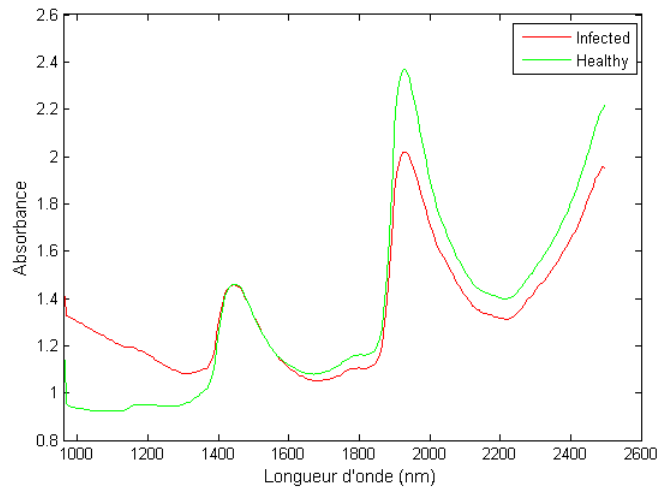


FIGURE 4.2: Les spectres d'absorbance moyen des deux classes : Tavelure (en rouge) et Sain (en vert)

Les deux spectres moyens ont une allure globale similaire. Cependant, entre 1000 et 1400 nm, le spectre de la classe Sain présente une pente fortement plus positive que le spectre de la classe Tavelure. Entre 1400 et 2500 nm, le spectre de la classe Sain présente une pente plus positive que le spectre de la classe Tavelure. De plus, il présente un pic d'absorbance plus fort que le spectre de la classe Tavelure à 1940 nm.

Ces facteurs discriminants sont également clairement illustrés par le vecteur discriminant PLS-DA 4.3. Il présente une première pente entre 1000 - 1400 nm, une deuxième pente entre 1400 - 2500 nm et un creux à 1940 nm.

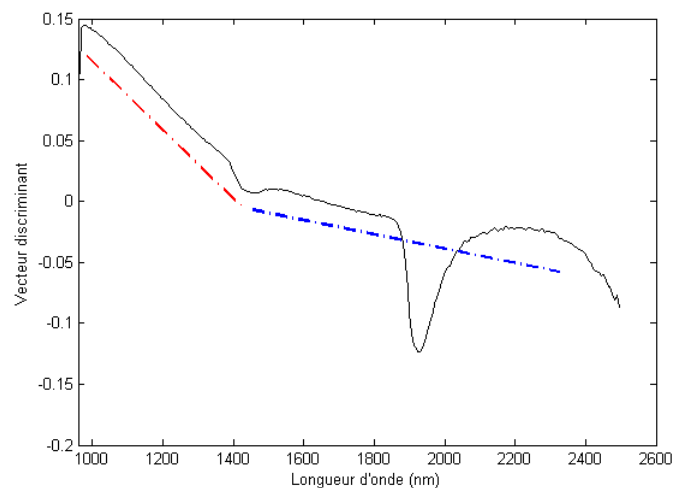


FIGURE 4.3: Le vecteur discriminant du modèle PLS-DA : La première pente (en ligne pointillée rouge), la deuxième pente (en ligne pointillée bleu)

Ces facteurs discriminants peuvent être liés à des modifications physiques et chimiques :

- Une pente est liée à la structure physique du constituant (granulométrie, indice de réfraction, rugosité) (XIE et al., 2015)(ADAMS et al., 1999). Ainsi, on peut supposer que les différences de pentes observées sont liées à une différence de structure physique entre les cellules des zones tavelées et saines. La pénétration des spores du champignon provoque une désorganisation de la structure interne de la feuille en formant un mycélium plat entre la cuticule et la paroi des cellules épidermiques. Ensuite, le champignon sporule en produisant des conidiophores. Ces dernières perforent la cuticule afin de libérer les conidies dans l'air. La pénétration du champignon, la formation de son mycélium dans l'espace sub-cuticulaire et sa sporulation altèrent la structure physique interne de la feuille et provoquent une désorganisation irréversible des cellules pariétales(MACHARDY, 1996)(DELALIEUX et al., 2009).
- Un pic est lié à la chimie du constituant. La bande spectrale 1940 nm est connue en tant qu'une bande d'absorption de l'eau. Par conséquent, on peut supposer que la teneur en eau des tissus tavelés est différente des tissus sains. Ce résultat corrobore les conclusions de (DELALIEUX et al., 2007) et (MACHARDY, 1996). (DELALIEUX et al., 2007) a montré que les tissus tavelés ont une teneur en eau plus faible que les tissus sains et que la gamme spectrale 1350 - 1750 nm est discriminatoire des zones infectées. Elle a conclu donc que la tavelure a un impact important sur l'état hydrique des feuilles DELALIEUX et al. (2007). (MACHARDY, 1996) a expliqué l'effet de la tavelure sur la distribution de l'eau par une perte d'eau au niveau des lésions de la cuticule. En effet, les conidiophores émergent durant l'infection secondaire et perforent la cuticule pour libérer les conidies en vue d'une plus grande dispersion du pathogène et provoquent ainsi une augmentation de la perte d'eau par les lésions de la cuticule endommagée MACHARDY (1996).

En comparant les deux pics d'eau à 1450 et 1940 nm, on peut remarquer que la bande spectrale 1940 nm a l'effet discriminant majeur entre les spectres des deux classes Tavelure et Sain 4.3. Ce résultat est un peu surprenant puisque les deux pics sont liés à l'eau. Deux hypothèses peuvent être mises en place :

- Luck (1974) attribue le maximum principal de l'absorption de l'eau à 1940 nm à la combinaison de la bande d'étirement OH et la bande de torsion $OH_2(\nu_{1.3} + \nu_2)$ tandis que le maximum à 1450 nm est uniquement dû à la première harmonique de la bande d'étirement OH ($2\nu_{1.3}$) (LUCK, 1974). (VENZ et DICKENS, 1991) considère la bande 1940 nm comme la plus forte zone d'absorption de l'eau dans la région NIR. Il a montré qu'il est possible en utilisant cette bande de détecter l'eau même en très petites quantités (VENZ et DICKENS, 1991). Ce pic sera donc préférentiellement utilisé par le modèle.
- Les intensités des bandes NIR dues à l'absorption de l'eau varient en fonction de la nature et de la force des liaisons hydrogène (BÜNING-PFAUE, 2003). Ainsi, les deux pics ne sont pas alors seulement liés à la teneur en eau, mais aussi à l'état des liaisons de l'eau. Par conséquent, on peut supposer que la présence du champignon induit de subtiles modifications chimiques qui modifient l'état de l'eau.

La figure 4.4 représente les scores des deux classes Tavelure et Sain.

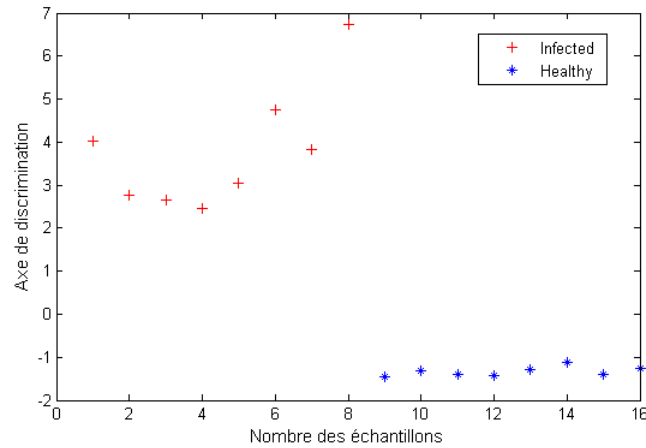


FIGURE 4.4: Les scores du modèle PLS-DA : Tavelure (en rouge), Sain (en bleu)

On peut noter que les scores PLS-DA des deux classes Tavelure et Sain sont clairement séparés 4.4 ce qui prouve la bonne sensibilité du modèle PLS-DA. De plus, on remarque que les scores de la classe Tavelure sont plus élevés que les scores de la classe Sain. Un score résulte de la multiplication entre le spectre et le vecteur discriminant du modèle. Comme c'est déjà détaillé ci-dessus, le vecteur discriminant présente 3 facteurs discriminants : une première pente entre 1000 - 1400 nm, une deuxième pente entre 1400 - 2500 nm et un creux à 1940 nm. Les deux pentes du vecteur discriminant sont négatives. Par conséquent, plus la pente du spectre est négative et raide entre 1000 et 1400 nm, plus les scores sont élevés. Au contraire, moins la pente du spectre est raide et positive entre 1400 et 2500 nm, plus les scores sont élevés. Plus le pic du spectre à 1940 nm est faible, plus les scores sont élevés. Ainsi, les zones tavelées sont caractérisées par une pente fortement négative entre 1000 et 1400 nm, une faible pente positive entre 1400 et 2500 nm et un faible pic d'absorption à 1940 nm. De plus, on peut remarquer que les scores de la classe Sain varient peu par rapport aux scores de la classe Tavelure. Cela montre que le modèle n'est pas sensible à la variation observée à la figure 4.4. La variabilité de scores de la classe Tavelure peut s'expliquer par le fait que les taches présentent différents degrés d'infection.

4.3 Test du modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales

Le modèle PLS-DA a été appliqué sur les images hyperspectrales de la feuille infectée test acquises à partir de 2 jours après l'inoculation D02 au D11. Les images ont été recalées pour correspondre à l'image acquise au sixième jour après l'inoculation. Ce recalage a été réalisé à l'aide d'une application d'estimation de recalage implémentée dans le logiciel commercial (Matlab R2017a, MathWorks Inc., Natick, MA).

La figure 4.5 présente les images des scores prédites par le modèle PLS-DA. La figure 4.6 présente les images de scores traitées par les opérateurs morphologiques.

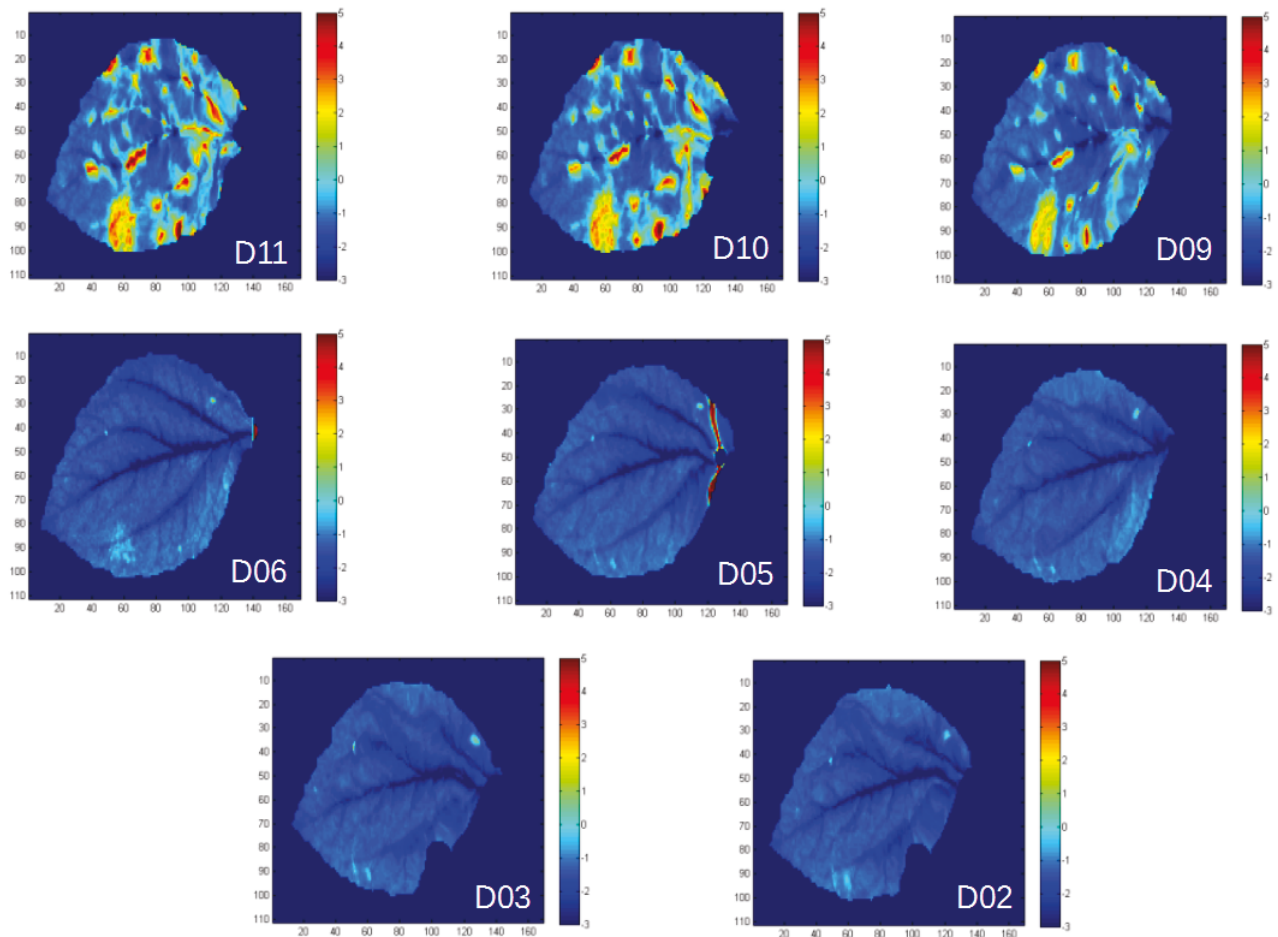


FIGURE 4.5: les images de scores de la feuille infectée test de D02 au D11

Sur la figure 4.5, en particulier l'image du jour 11, on peut noter des taches nettes à l'intérieur de la feuille. Les positions des taches produites par le modèle correspondent aux positions des taches de la tavelure identifiées par l'expert à un stade avancé de l'infection, le jour D11 après l'inoculation. On peut ainsi déduire que les taches présentes sur l'image D11 correspondent aux taches de la tavelure. Sur la même image, on peut également noter d'autres taches qui n'étaient pas identifiées par l'expert. On peut donc supposer que le modèle est capable de détecter des taches qui ne pourraient pas être identifiées à l'œil nu. De plus, en fonction de la différence de niveau de scores, on peut déterminer différents degrés d'infestation au sein d'une même tache et entre des taches différentes. Cela confirme la bonne sélectivité du modèle de classification. On peut remarquer que l'infection semble être plus intense au centre de la tache (zone rouge foncé) qu'aux extrémités (zones rouge jaunâtre). Cela est en accord avec les constatations (OERKE et al., 2011) qui indique que les centres des taches de tavelure sont les sites de la production initiale de conidies mélanisées par les conidiophores. Les conidiophores perforent la cuticule pour libérer les conidies dans l'air ce qui les rendent visible à l'œil nu. Il est à noter également que les taches sévèrement infectées sont reliées les unes aux autres par des taches moyennement infectées. Cela pourrait s'expliquer par le fait que les taches sévèrement infectées sont entourées par des zones où le champignon a également pénétré dans la cuticule mais qui produit des conidies mélanisées à faible densité (OERKE et al., 2011).

La figure 4.5 permet de distinguer deux phases de développement : une première phase entre D02 et D06 et une deuxième phase entre D09 et D11. On peut remarquer que les taches de la ta-

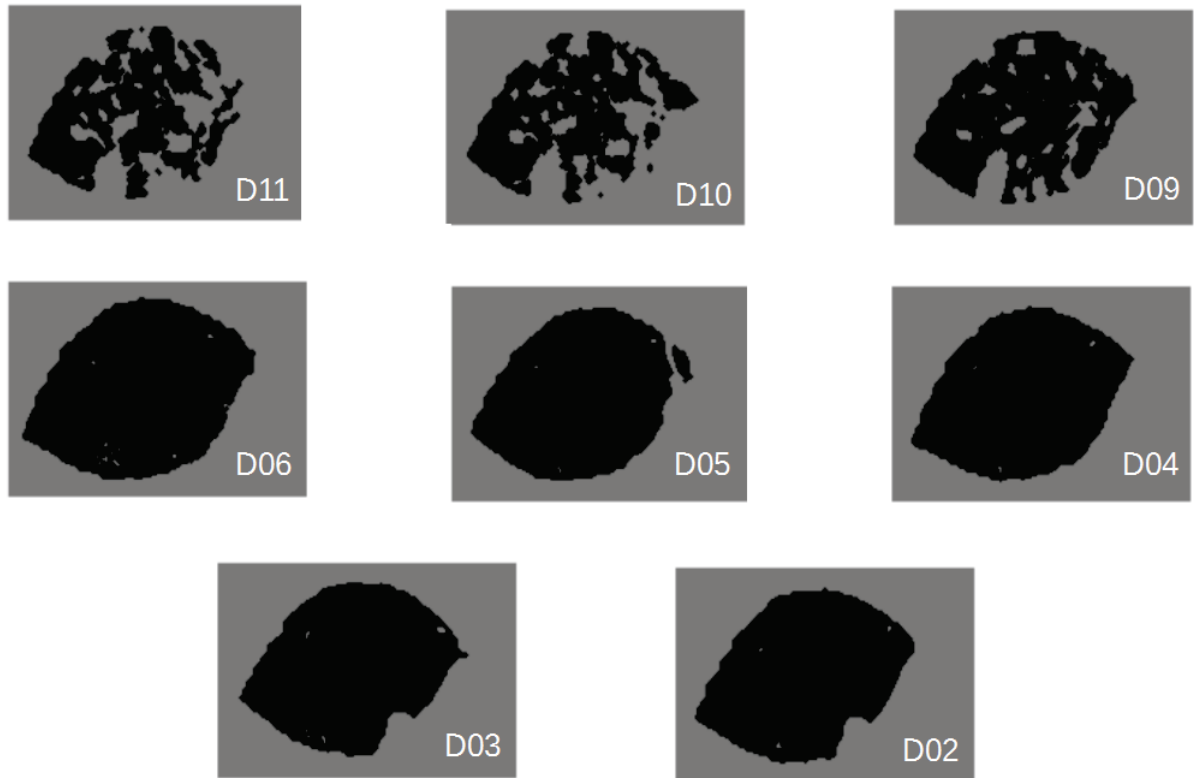


FIGURE 4.6: les images de scores de la feuille infectée test traitées par les opérateurs morphologiques de D02 au D11

velure apparaissent brusquement durant la deuxième phase de développement alors que seulement quelques petites taches sont visibles durant la première phase. De plus, les taches de la première phase n'augmentent pas en taille au cours du temps. Ainsi, on peut supposer que la tavelure n'évolue pas progressivement au cours du temps. Elle apparaît brusquement sur les images à partir du jour D09. À ce jour, les taches de la tavelure deviennent visibles à l'œil nu. Cette constatation est également illustrée par le résultat de test des opérateurs morphologiques 4.5. Ce résultat pourrait s'expliquer par le cycle de développement du champignon. La première phase correspond à l'infection primaire. On sait que pendant cette phase, le champignon est invisible à l'œil nu. Il se développe sous la cuticule sans tuer les cellules hôtes jusqu'à la sporulation. La sporulation déclenche la deuxième phase de l'infection, s'appelle l'infection secondaire. On sait que durant l'infection secondaire, les taches de la maladie deviennent visibles à l'œil nu grâce aux conidiophores produites.

Le modèle PLS-DA a été appliqué sur les images hyperspectrales de la feuille saine test acquises à partir de 2 jours après l'inoculation D02 au D11. La figure 4.7 présente les images de scores prédites par le modèle PLS-DA. La figure 4.8 présente les images de scores traitées par les opérateurs morphologiques.

La figure 4.7, en particulier l'image du jour 11, ne montre pas des taches de la tavelure sur la feuille saine. Aucune tache n'apparaît également sur la figure 4.8 ce qui confirme la bonne prédictibilité du

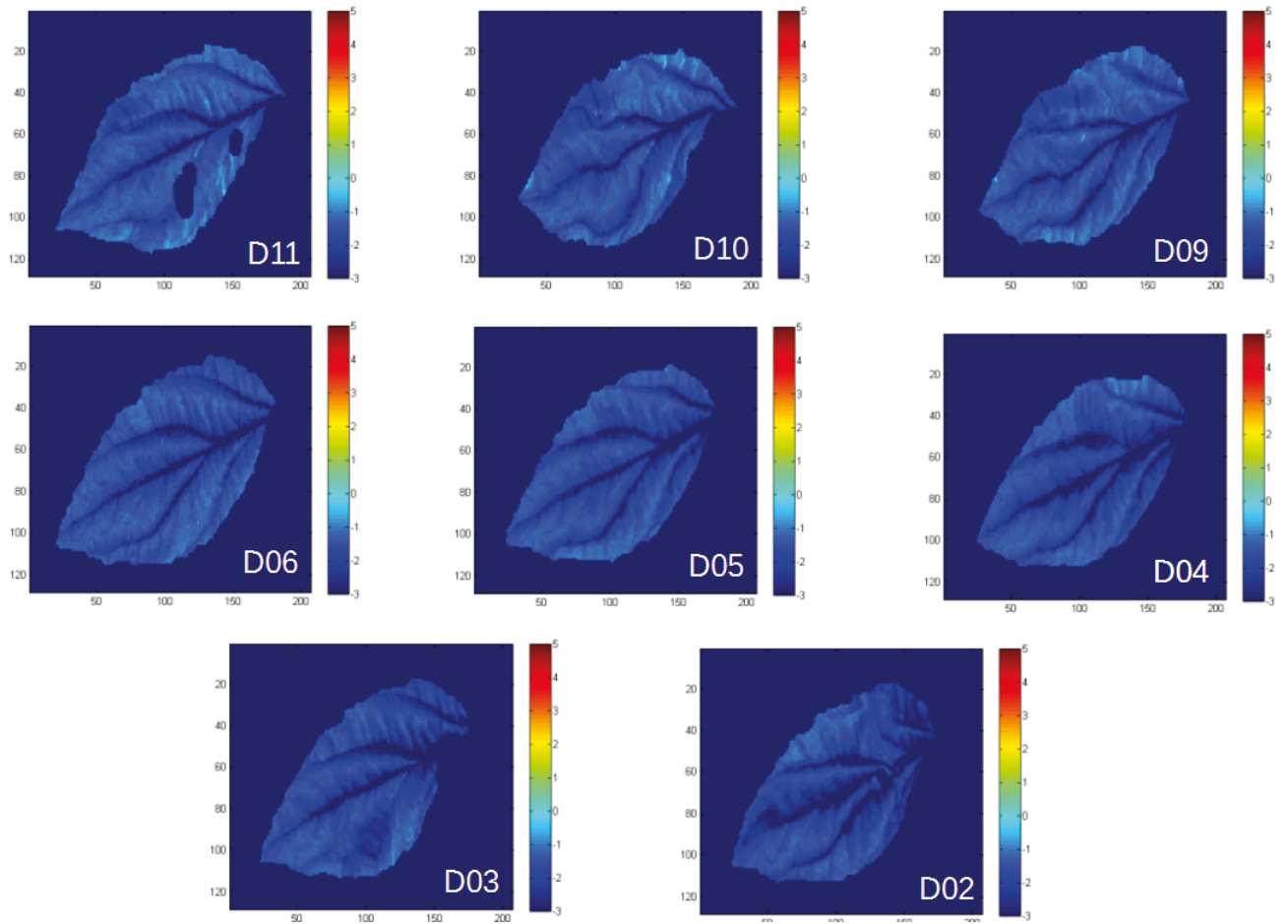


FIGURE 4.7: les images de scores de la feuille saine test de D02 au D11

modèle.

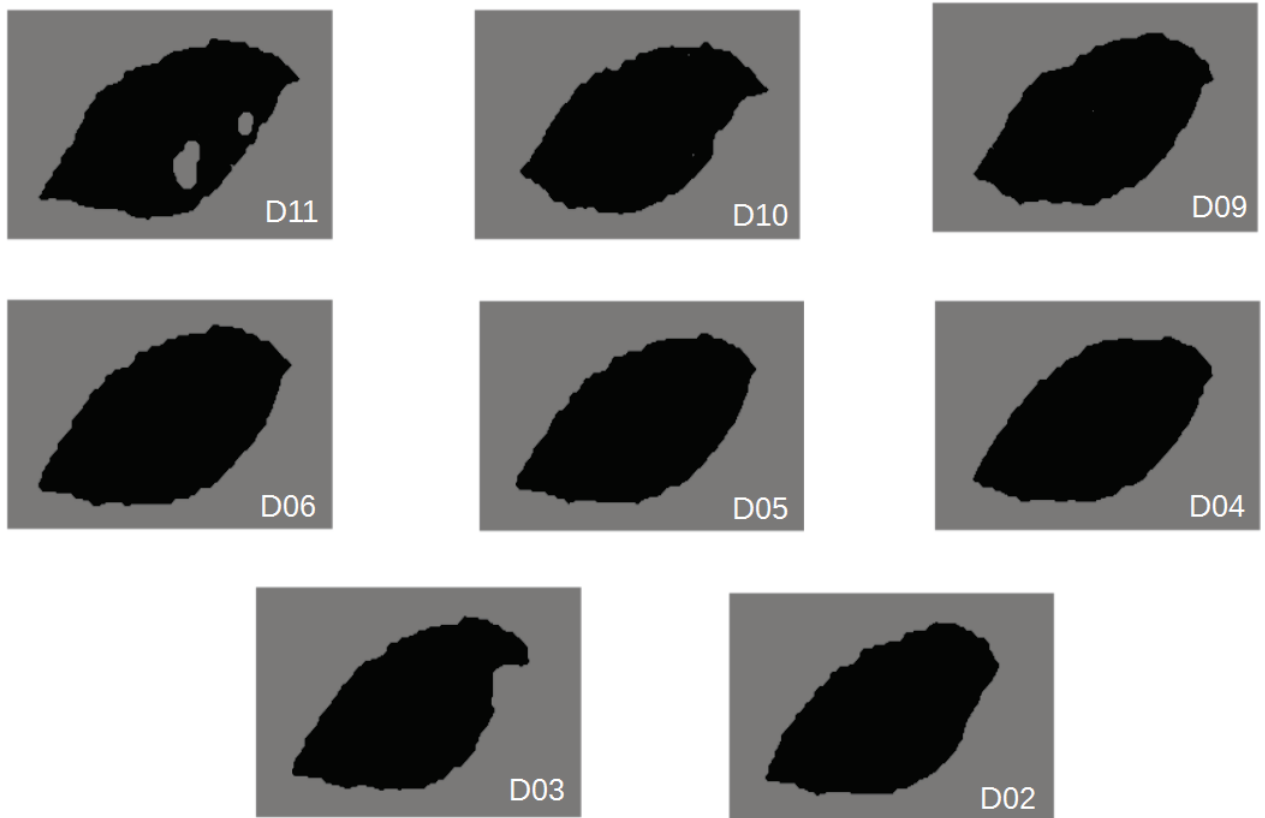


FIGURE 4.8: les images de scores de la feuille saine test traitées par les opérateurs morphologiques de D02 au D11

Les résultats montrent qu'un modèle étalonné sur un stade avancé de l'infection D11 (Les taches de la tavelure sont visibles sur les feuilles) donne des résultats probants sur des stades précoces (D02 à D06). Ce résultat est un peu surprenant. Comme déjà montré ci-dessus, la discrimination entre les deux classes Sain et Tavelure est basée principalement sur trois facteurs : la pente entre 1000 - 1400 nm, la pente entre 1400 - 2500 nm et le pic à 1940 nm. Afin de mieux comprendre le fonctionnement du modèle sur les stades précoces et savoir lequel de ces trois facteurs discriminants a permis cette détection précoce, une approche statistique ANOVA a été calculée pour chacun des trois facteurs.

4.3.1 Approche statistique : Anova

Les spectres moyens des taches ont été extraits des images des feuilles saines et infectées de l'ensemble de test de D02 à D11. Pour les feuilles infectées, les pixels de toutes les taches prédites par le modèle et déterminés par le traitement de la morphologie mathématique ont été extraits et moyennés. Pour les feuilles saines, le même nombre de taches a été extrait et moyenné.

Pour chaque spectre, 3 paramètres ont été calculés : La pente entre (1000 nm - 1400 nm), la pente entre (1400 nm - 2500 nm), et la hauteur de pic à 1940 nm.

Les pentes ont été calculées en appliquant une régression linéaire entre les spectres et les longueurs d'onde. La hauteur du pic a été mesurée par la valeur de la dérivée seconde des spectres, calculée en appliquant l'algorithme de Savitsky et Golay (SAVITZKY et GOLAY, 1964). Pour chaque jour, une

ANOVA a été calculée sur chaque paramètre indépendamment.

Le tableau 4.1 ci-dessous présente les résultats de l'ANOVA calculée pour les trois facteurs discriminants chaque jour.

	Pente 1000 - 1400 nm	Pente 1400 - 2500 nm	Hauteur de pic 1940 nm
D11	$8.0475 \cdot 10^{-06}$	$5.90 \cdot 10^{-3}$	$8.25 \cdot 10^{-5}$
D10	0.0183	0.0293	$3.10 \cdot 10^{-5}$
D09	$2.99 \cdot 10^{-05}$	$3.26 \cdot 10^{-8}$	$1.17 \cdot 10^{-7}$
D06	0.6466	0.0135	$0.7 \cdot 10^{-3}$
D05	$2.10 \cdot 10^{-4}$	$0.8 \cdot 10^{-3}$	$0.3 \cdot 10^{-3}$
D04	$0.9 \cdot 10^{-3}$	0.6364	10^{-4}
D03	$5.99 \cdot 10^{-6}$	$1.80 \cdot 10^{-4}$	$1.50 \cdot 10^{-4}$
D02	0.2564	$1.1 \cdot 10^{-4}$	10^{-4}

TABLE 4.1: Les résultats de l'ANOVA calculée pour les trois facteurs discriminants

- Pente entre 1000 - 1400 nm :

Pour chaque jour de stade avancé de l'infection (D09 au D11), la différence de pente entre les spectres de la classe Sain et les spectres de la classe Tavelure dans le domaine spectral 1000 - 1400 nm est significative ($P_{value} \leq 0.05$). Pour le stade précoce de l'infection (D02 au D06), ce paramètre est également significatif sauf pour le jour D06 et D02.

- Pente entre 1400 - 2500 nm :

Pour chaque jour de stade avancé de l'infection (D09 au D11), la différence de pente entre les spectres de la classe Sain et les spectres de la classe Tavelure dans le domaine spectral 1400-2500 nm est significative ($P_{value} \leq 0.05$). Pour le stade précoce de l'infection (D02 to D06), ce paramètre est également significatif sauf pour le jour D04.

- Hauteur de pic :

Pour chaque jour de stade avancé et précoce de l'infection (D02 au D11), la différence de la hauteur du pic entre les spectres de la classe Sain et les spectres de la classe Tavelure à 1940 nm est significative ($P_{value} \leq 0.05$).

Selon les résultats de l'ANOVA présentés par le tableau 4.1, pour chaque jour de stade avancé de l'infection (D09 au D11), les différences de pente et les différences de la hauteur de pic entre les spectres de la classe Sain et les spectres de la classe Sain sont significatives. Pour le stade précoce de l'infection (D02 au D06), seule la différence de la hauteur de pic à 1940 nm est toujours significative. Comme précédemment expliqué, cette différence peut être attribuée à la teneur en eau, ou à l'état de l'eau confirmant les résultats de (DELALIEUX et al., 2007)(OERKE et al., 2011). La différence de pente entre les spectres des deux classes Tavelure et Sain n'est pas toujours significative. Une pente reflète la variation de la diffusion de la lumière en fonction des longueurs d'onde (XIE et al., 2015). La diffusion de la lumière est sensible à certains paramètres (angle d'acquisition, géométrie de surface, etc.). Cela provoque une variabilité des valeurs de pente au cours du temps ce qui peut expliquer le critère non

significatif de ce facteur discriminant pour certains jours de stade précoce.

Les résultats des tests statistiques prouvent qu'aux premiers jours de l'infection, la tavelure affecte l'eau au niveau des tissus infectés. Cet effet est détecté sur l'image hyperspectrale sous la forme de petites taches. Ce résultat prouve le potentiel de l'imagerie hyperspectrale. Ainsi, grâce à sa haute résolution spectrale et spatiale, l'imagerie hyperspectrale offre la capacité de détecter les petites taches de la tavelure à un stade très précoce.

4.4 Approche spectroscopique

Afin d'étudier l'avantage de l'imagerie hyperspectrale par rapport à la spectroscopie ponctuelle pour une détection précoce de la tavelure, nous avons choisi de tester le modèle PLS-DA sur des spectres moyens des zones extraites chaque jour de la feuille infectée.

Pour chaque jour de D02 au D11, 10 zones circulaires de 10 mm de diamètre ont été extraites aléatoirement de l'image hyperspectrale de la feuille infectée test. Le spectre moyen de tous les pixels de chaque zone a été calculé. Une classe y a été attribuée au hasard pour chaque spectre moyen. Cette procédure a abouti à un ensemble de test $(X_{test}, y)_{test.set}$ avec $X_{test} = 10$ échantillons pour chaque jour. Le pourcentage des spectres prédits comme infectés a été calculé pour chaque jour.

Le tableau 4.2 ci-dessous présente les résultats de l'approche spectroscopique.

	Pourcentage des pixels prédits infectés (%)
D11	50
D10	40
D09	20
D06	0
D05	0
D04	0
D03	0
D02	0

TABLE 4.2: Les résultats de prédiction de l'approche spectroscopique

Les résultats de l'approche spectroscopique 4.2 montrent qu'au jour D11 après l'inoculation, 50% des pixels sont prédits comme tavelés. Le pourcentage des pixels prédits comme tavelés diminue durant la première phase de l'infection jusqu'à ce qu'elle atteigne 20% au D09 après l'inoculation. A partir du D06, aucun pixel n'est prédit comme infecté. Ainsi, à un stade avancé de la maladie, et précisément quand les taches deviennent visibles à l'oeil nu, le modèle est capable de détecter des pixels infectés. Par contre, à un stade précoce, le modèle n'est pas capable de les détecter. Les résultats prouvent le potentiel de l'imagerie hyperspectrale qui offre la possibilité de détecter les petites taches de la maladie grâce à sa haute résolution spectrale. De plus, les pixels malades peuvent être clairement identifiés dans l'image hyperspectrale permettant ainsi des mesures spectrales précises et localisées.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré le potentiel des images hyperspectrales acquises dans la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) pour la détection précoce de la tavelure.

Des images hyperspectrales des feuilles saines et inoculées ont été quotidiennement acquises dans des conditions laboratoire de D02 à D11 après l'inoculation. Un modèle de classification PLS-DA établi à un stade avancé de l'infection (D11) a été appliqué sur les séries des images hyperspectrales des feuilles inoculées et saine test.

Les résultats suggèrent qu'une bonne prédictibilité peut être obtenue en utilisant un modèle de classification PLS-DA simple. De plus, les résultats prouvent que la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) est adaptée pour une détection précoce de la tavelure. À un stade avancé de l'infection, la tavelure affecte la structure physique et la teneur en eau des tissus infectés. À un stade précoce, l'infection affecte la teneur en eau des tissus infectés. La bande spectrale à 1940 nm a l'effet majeur de discrimination des taches de la tavelure à partir de D02 après l'inoculation. Ce résultat est considéré différent des conclusions d'autres études qui suggèrent qu'à un stade précoce, la bande spectrale à 1450 nm a un effet discriminant de la tavelure (DELALIEUX et al., 2007) OERKE et al. (2011). Par conséquent, on peut supposer que l'état de l'eau joue un rôle important dans la discrimination précoce de la tavelure.

L'imagerie hyperspectrale a montré un potentiel intéressant pour la détection des taches de tavelure à un stade précoce de l'infection. Le modèle PLS-DA SWIR a donné de bons résultats de prédiction et s'est avéré adapté pour une détection précoce de la tavelure. Ainsi, le chapitre suivant aura comme objectif d'explorer une autre gamme spectrale, la gamme VNIR (400 - 1000 nm) pour une détection précoce de la tavelure.

Chapitre 5

Exploration de la gamme spectrale VNIR (400 - 1000 nm)

L'objectif de ce chapitre est d'explorer la gamme spectrale VNIR (400 - 1000 nm) pour la détection précoce de la tavelure.

La réflectance du végétal dans cette gamme est faible due à une forte absorption des pigments. Certaines infections provoquent la réduction de la teneur des pigments (chloroses) et l'apparition des lésions cellulaires sous formes de nécroses affectant ainsi la réponse spectrale du végétal (LELONG et al., 2010). Par conséquent, plusieurs études ont prouvé le potentiel de cette gamme spectrale pour la détection des maladies des plantes (SANKARAN et al., 2013) (GITELSON et MERZLYAK, 1994) (VIGIER et al., 2004) (SHAFRI et al., 2009) (SHAFRI et ANUAR, 2008).

Dans ce chapitre, nous décrirons en premier lieu les spectres des deux classes Tavelure et Sain, extraits des images hyperspectrales des feuilles tavelées et saines acquises dans la gamme spectrale VNIR. Nous présenterons en deuxième lieu le modèle de classification PLS-DA. Nous analyserons ensuite les résultats du test de modèle sur les images hyperspectrales de la feuille tavelée et saine acquises à partir de 2 jours après l'inoculation D02 jusqu'au D11. Enfin, une conclusion récapitulera les points importants et présentera le chapitre qui suivra.

Sommaire

5.1	Analyse spectrale	60
5.2	Modèle PLS-DA	61
5.3	Test du modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales	63
5.4	Conclusion	67

5.1 Analyse spectrale

La figure 5.1 montre les spectres de la classe Tavelure (en rouge) et les spectres de la classe Sain (en vert).

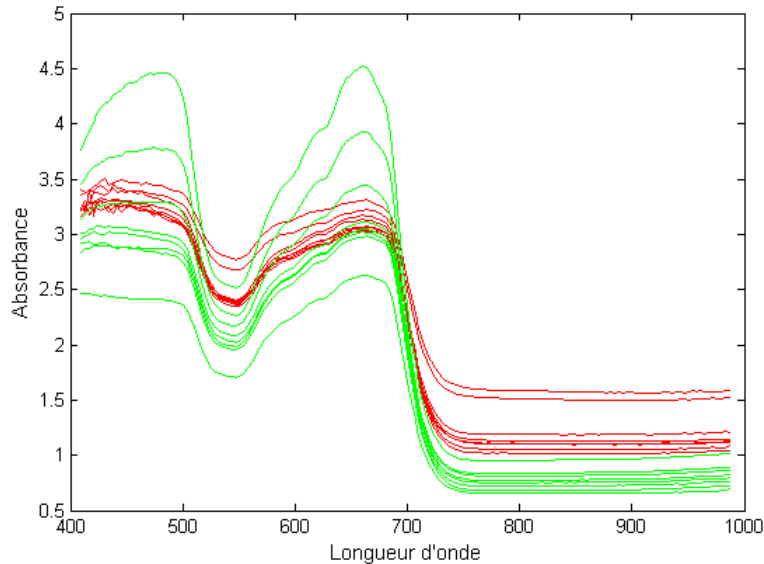


FIGURE 5.1: Les spectres d'absorbance des deux classes : Tavelure (en rouge) et Sain (en vert)

Les spectres des deux classes présentent une forme globale similaire. Ils se caractérisent par un pic d'absorption au niveau de la bande spectrale 670 nm et un plateau entre 730 et 1000 nm. Cette forme caractérise le spectre de végétation dans la gamme spectrale VNIR (ADAMS et al., 1999) (CHEN et al., 2007). Le pic à 670 nm correspond au pic d'absorption de la chlorophylle (MOSS et LOOMIS, 1952). Le plateau entre 730 et 1000 nm est une zone connue par une absorption très faible. Les pigments foliaires absorbent la plupart de la lumière dans la partie visible du spectre, mais réfléchissent fortement dans les longueurs d'onde supérieures à 700 nm (JACQUEMOUD et al., 2009). Le plateau marque la fin de la zone de Red-edge (680 - 730 nm), région de changement rapide de réflectance (VINCOURT, 2016).

Cependant, le spectre de la classe Sain présente un pic à 490 nm qui n'apparaît pas dans le spectre de la classe Tavelure. Ce pic est une caractéristique de spectre de végétation VNIR. Il correspond au pic d'absorption des pigments caroténoïdes (GITELSON et al., 2003). Ainsi, on peut supposer que la tavelure affecte les pigments caroténoïdes des tissus infectés. De plus, on peut noter que les spectres de la classe Sain présentent un niveau plus variable que les spectres de la classe Tavelure dans la gamme spectrale entre 400 et 730 nm. Comme c'est déjà expliqué dans le chapitre précédent, la variation du niveau moyen des spectres infrarouges exprimés en absorbance, souvent appelé ligne de base, traduit une variation de la quantité de signal reçu par le capteur (WILLIAMS et NORRIS, 1987). Ceci est dû à une variabilité de la réflectance causée par les rugosités de la surface réfléchissante (BOUSQUET et al., 2005) (COMAR et al., 2012).

Il semble donc que les tissus sains présentent une plus grande variabilité de réflectance que les tissus tavelés. Une explication peut tenir à la différence d'état de surface des tissus sains et tavelés. Les tissus sains sont lisses. Les tissus tavelés sont rugueux à cause de la présence du champignon. Les tissus sains provoquent donc des réflexions simples contrairement aux tissus tavelés qui provoquent de la diffusion. Les petites variations d'angles de la surface des feuilles ont donc plus d'incidence sur le signal réfléchi pour les tissus sains que pour les tissus tavelés.

5.2 Modèle PLS-DA

Le modèle PLS-DA a été testé avec 2 variables latentes. Le test du modèle sur l'ensemble de test a donné une bonne prédiction avec 0% d'erreur. Ainsi, une bonne prédictibilité peut être obtenue en utilisant un modèle de classification simple avec peu de variables latentes. Les résultats confirment le potentiel de la spectroscopie VNIR comme un outil de détection des maladies de plantes (GITELSON et MERZLYAK, 1994) (LELONG et al., 2010) (SANKARAN et al., 2013).

La figure 5.2 présente les spectres moyens des deux classes.

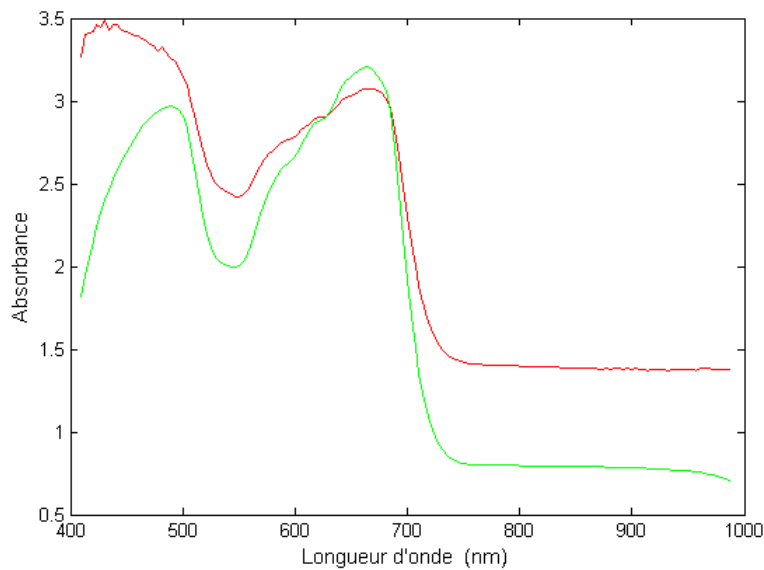


FIGURE 5.2: Les spectres d'absorbance moyens des deux classes : Tavelure (en rouge) et Sain (en rouge)

Les deux spectres moyens ont une allure globale similaire. Cependant, le spectre moyen de la classe Tavelure présente une pente négative par rapport au spectre moyen de la classe Sain entre 400 et 500 nm. Cette différence de pente est due à l'absence de pic d'absorbance de caroténoïdes au niveau de spectre moyen de la classe Tavelure. De plus, le spectre moyen de la classe Tavelure présente un pic d'absorbance plus faible que le spectre moyen de la classe Sain à 670 nm. Il présente également un niveau d'absorbance plus fort au niveau du plateau entre 730 et 1000 nm.

Ces facteurs discriminants sont également clairement illustrés par le vecteur discriminant du modèle PLS-DA. Le vecteur discriminant présente un pic à 490 nm, un pic à 670 nm et un plateau entre 700 et 1000 nm.

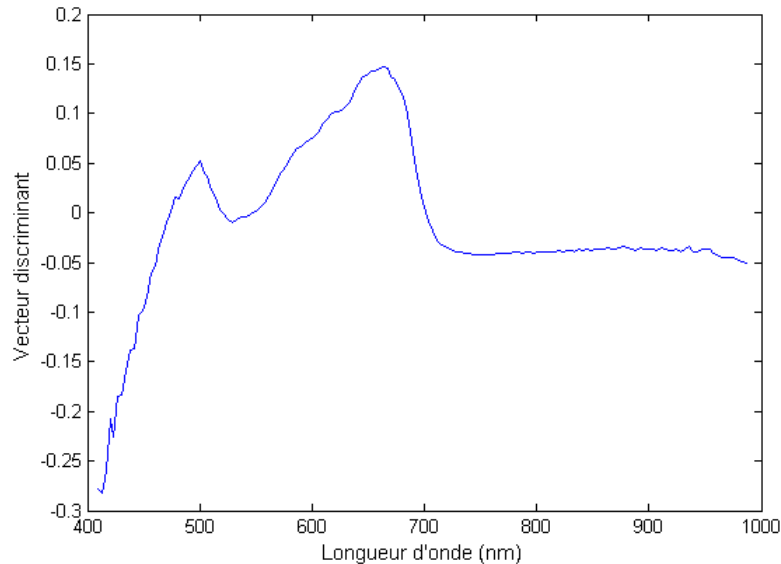


FIGURE 5.3: Le vecteur discriminant du modèle PLSDA VNIR

Ces facteurs peuvent être liés à des modifications physiques et chimiques :

- le plateau entre 730 et 1000 nm est lié à la structure anatomique du constituant (XIE et al., 2015)(ADAMS et al., 1999)(SIMS et GAMON, 2002). La forte réflexion spectrale du végétal dans cette gamme est essentiellement liée à la structure foliaire interne (SHAFRI et al., 2009). Ainsi, on peut supposer que la différence du niveau de plateau entre 730 et 1000 nm sont liées à une différence de structure physique entre les tissus infectés et sains. En effet, la pénétration des spores du champignon affecte la structure interne de la feuille et provoque une désorganisation cellulaire. Ce résultat corrobore les conclusions de (DELALIEUX et al., 2007) qui a montré qu'à un stade développé de la tavelure, la gamme spectrale visible est discriminatoire des zones tavelées due à un changement structurel d'anatomie interne de la feuille infectée et une désorganisation irréversible des cellules pigmentaires.
- Un pic est lié à la chimie du constituant. La bande spectrale 660 nm est connue en tant qu'une bande d'absorption des pigments chlorophylliens (SIMS et GAMON, 2002). Par conséquent, on peut supposer que la teneur en chlorophylle des tissus infectés est plus faible que les tissus sains. La bande spectrale 490 nm, comme c'est déjà mentionné, est connue en tant qu'une bande d'absorption des pigments caroténoïdes (SIMS et GAMON, 2002). Par conséquent, l'absence de ce pic au niveau de spectre moyen de la classe Tavelure peut s'expliquer par une absence des pigments caroténoïdes dans les tissus infectés. En effet, l'installation du mycélium du champignon provoque l'effondrement des chloroplastes et des cellules pigmentaires. Ce résultat corrobore les conclusions de Delalieux (2007). DELALIEUX et al. (2007) a trouvé qu'à stade avancé de la maladie, les bandes spectrales au autour de 500 et 660 nm sont discriminantes de la tavelure. Elle a ainsi conclu que la tavelure provoque une réduction des concentrations des pigments chlorophylliens et caroténoïdes. La tavelure affecte indirectement l'appareil photosynthétique de la feuille infectée. (BOONE et KEITT, 1952) a conclu que la tavelure provoque une inhibition générale du métabolisme due à une suppression de la fixation photosynthétique du CO₂ et une réduction de l'activité de chlorophylle et de caroténoïdes.

La figure 5.4 présente les scores des deux classes Tavelure et Sain.

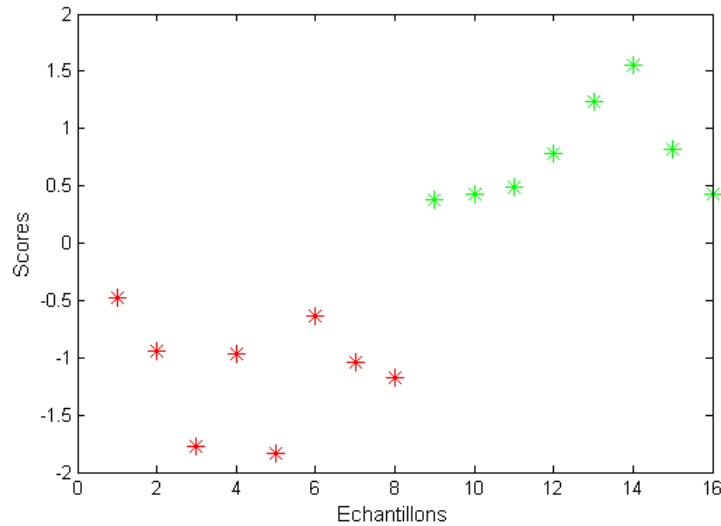


FIGURE 5.4: Les scores du modèle PLS-DA : Tavelure (en rouge), Sain (en vert)

Comme le montre la figure 5.4, les scores PLS-DA des deux classes sont clairement séparés. Cela prouve la bonne sensibilité du modèle PLS-DA. On peut également noter que les scores de la classe Sain sont plus élevés que les scores de la classe Tavelure. Un score résulte de la multiplication entre le spectre et le vecteur discriminant du modèle. Comme expliqué ci-dessus, le vecteur discriminant présente 3 facteurs discriminants : un premier pic à 490 nm, un deuxième pic à 660 nm et un plateau négatif entre 700 et 1000 nm. Par conséquent, plus l'intensité du pic du spectre à 490 nm est forte, plus les scores sont élevés. Plus l'intensité du pic du spectre à 660 nm est forte, plus les scores sont élevés et au contraire, plus le niveau du plateau du spectre entre 700 et 1000 nm est faible, plus les scores sont élevés. En résumé, les zones infectées sont caractérisées par un faible pic d'absorption à 490 nm, un faible pic à 660 nm et un plateau élevé entre 700 et 1000 nm.

De plus, on peut remarquer que les scores de la classe Sain varient peu par rapport aux scores de la classe Tavelure. La variabilité des scores de la classe Tavelure peut s'expliquer par le fait que les taches présentent différents degrés d'infestation.

5.3 Test du modèle PLS-DA sur les images hyperspectrales

Le modèle PLS-DA a été testé sur les images hyperspectrales de la feuille tavelée test acquises de D02 jours après l'inoculation au D11. La figure 5.5 présente les images de scores prédites par le modèle PLS-DA. La figure 5.6 présente les images de scores traitées par les opérateurs morphologiques.

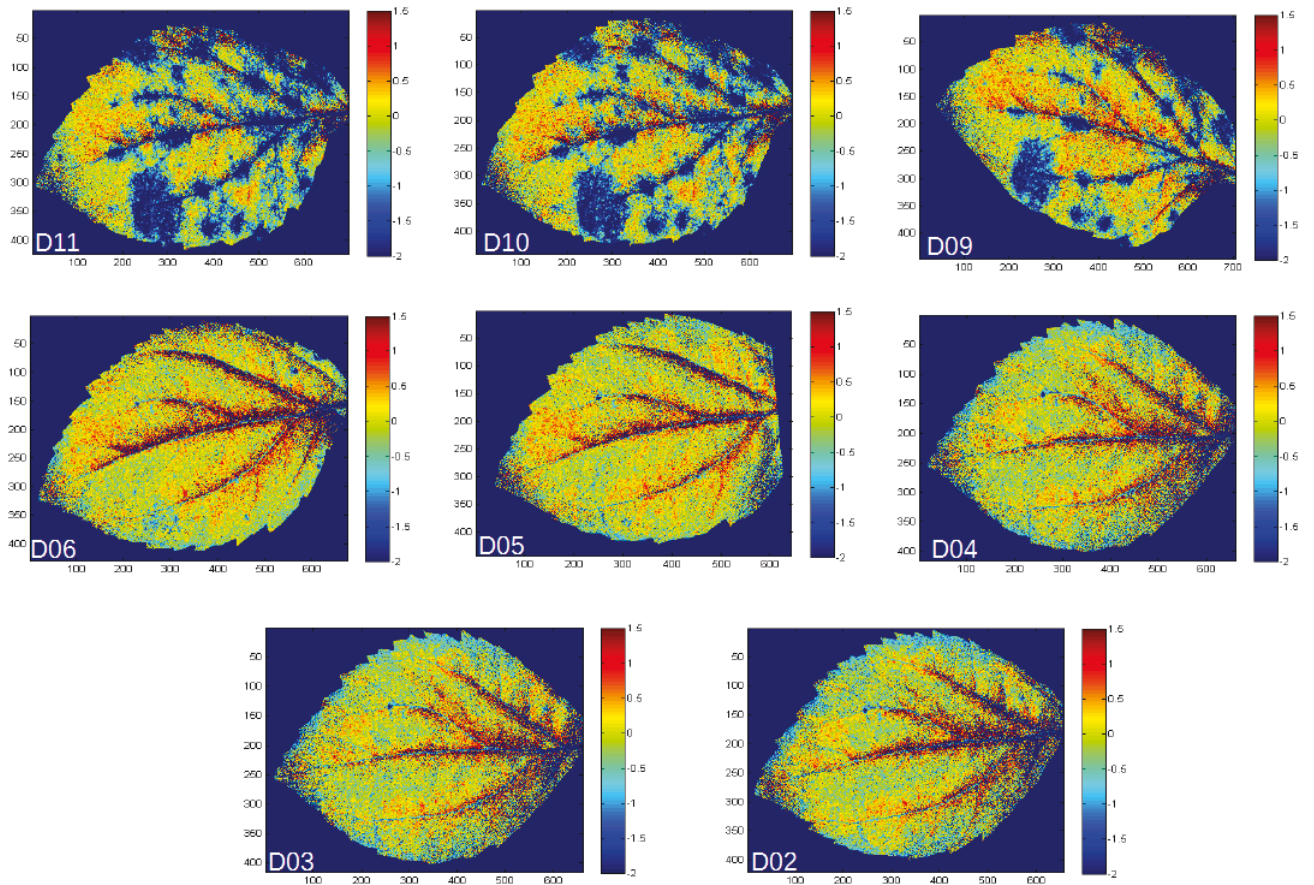


FIGURE 5.5: Les images de scores de la feuille tavelée prédites par le modèle PLS-DA de D11 au D02

Sur la figure 5.5, en particulier l'image du jour 11, on peut noter des taches à l'intérieur de la feuille. Les positions des taches produites par le modèle correspondent aux positions des taches de la tavelure identifiées par l'expert le jour D11 après l'inoculation. On peut ainsi déduire que les taches présentes sur l'image D11 correspondent aux taches de la tavelure. On peut également remarquer qu'il n'y a pas une différence de niveau de scores à l'intérieur d'une même tache ou entre des taches différentes. Ainsi, contrairement au modèle PLS-DA, le modèle n'a pas une bonne sélectivité. Il ne permet pas de déterminer la différence de degrés d'infestation au sein d'une même tache et entre les différentes taches. De plus, il est à noter sur cette image l'apparition des petites taches prédites comme des taches de tavelure éparpillées sur toute la surface de la feuille et essentiellement concentrées tout le long des nervures. Ces taches ne correspondent pas aux taches de la tavelure identifiées. Les nervures de la feuille sont des zones connues par des faibles teneurs en pigments ce qui peut expliquer la prédiction des taches tout le long des nervures. Par conséquent, on peut déduire que le modèle est sensible à la tavelure mais il n'est pas sélectif.

La figure 5.5 permet de distinguer deux phases de développement : une première phase entre D02 et D06 et une deuxième phase entre D09 et D11. On peut remarquer que les taches de la tavelure apparaissent brusquement durant la deuxième phase de développement alors que les images de la première phase ne montrent pas les taches de tavelure prédites, sauf l'image du jour D06 qui présente une zone très claire correspondante à la position d'une tache de tavelure. Ainsi, on peut déduire que,

contrairement au modèle PLS-DA SWIR, le modèle PLS-DA VNIR n'est pas capable de prédire les taches de la tavelure à un stade aussi précoce de l'infection. Ces constatations sont également illustrées sur les images traitées par les opérateurs morphologiques 5.6.

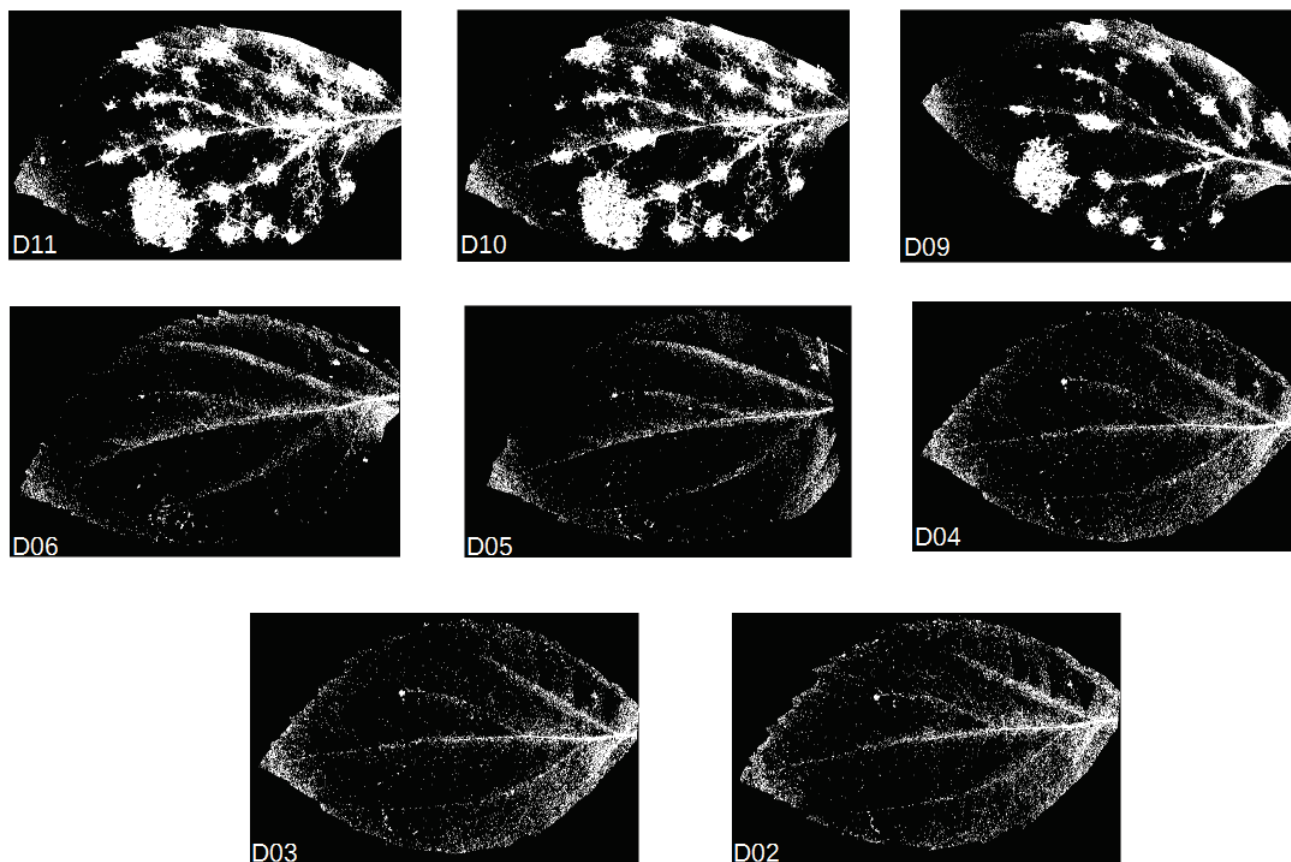


FIGURE 5.6: les images de scores de la feuille tavelée test traitées par les opérateurs morphologiques de D02 au D11

Le modèle PLS-DA a été appliqué sur les images hyperspectrales de la feuille saine test acquises de D02 jours après l'inoculation au D11. La figure 5.7 présente les images de scores prédites par la PLS-DA. La figure 5.8 présente les images de scores traitées par les opérateurs morphologiques.

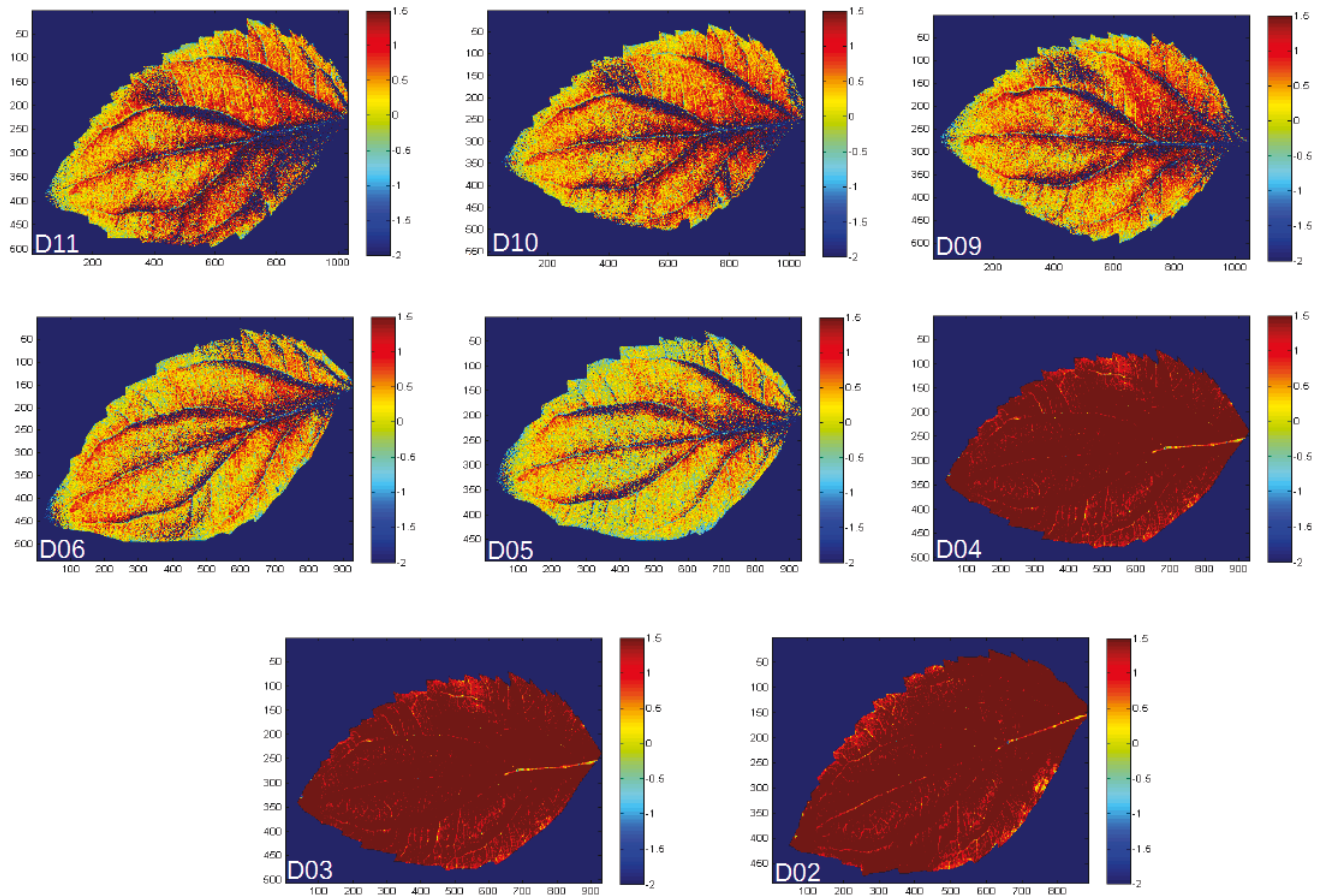


FIGURE 5.7: Les images de scores de la feuille tavelée prédites par le modèle PLS-DA de D11 au D02

La figure 5.7, en particulier l'image du jour 11, montre des taches éparpillées sur la surface de la feuille saine. Ces taches sont essentiellement concentrées tout le long des nervures. Ces taches apparaissent également sur les images de scores de D10 au D05 ce qui confirme la mauvaise sélectivité du modèle PLS-DA VNIR.

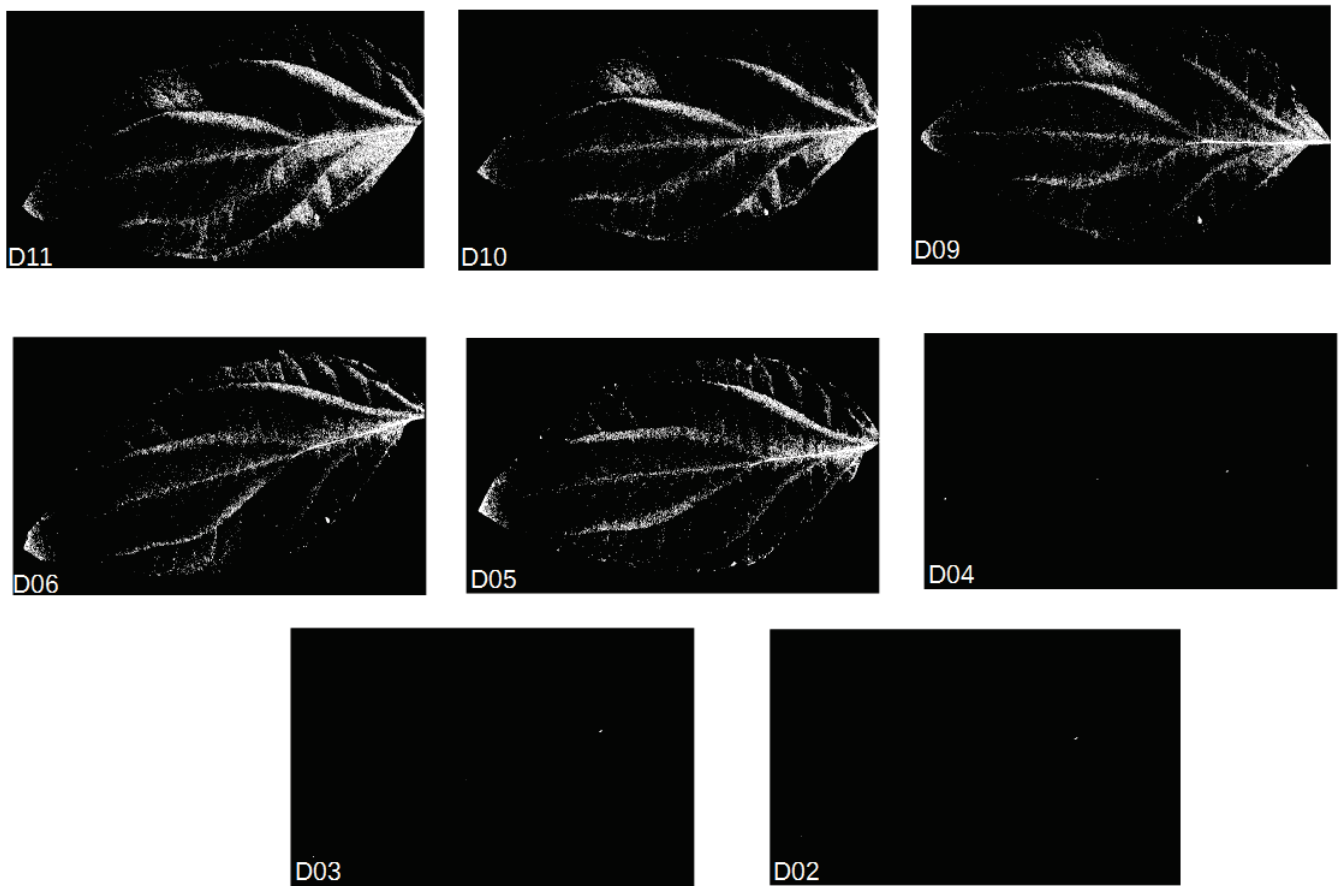


FIGURE 5.8: les images de scores de la feuille saine test traitées par les opérateurs morphologiques de D11 au D02

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré la gamme spectrale VNIR (400 - 1000 nm) pour la détection précoce de la tavelure.

Des images hyperspectrales des feuilles saines et infectées ont été quotidiennement acquises dans des conditions laboratoire de D02 à D11 après l'inoculation. Un modèle de classification PLS-DA établi à un stade avancé de la maladie D11 a été appliqué sur les séries des images des feuilles infectée et saine test.

Les résultats suggèrent que le modèle PLS-DA établi dans la gamme spectrale VNIR est sensible aux taches de la tavelure à un stade avancé de l'infection mais il n'est pas sélectif. De plus, contrairement au modèle PLS-DA SWIR, il ne permet pas de prédire les taches de la tavelure à un stade précoce de l'infection.

La gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) s'est avérée la plus adaptée pour une détection précoce de la tavelure. Le modèle PLS-DA SWIR a réussi à discriminer les zones infectées des zones saines de la feuille dans les différents stades de l'infection. Ainsi, le chapitre suivant aura comme objectif d'étudier la robustesse de ce modèle et de tester sa spécificité à la tavelure en l'appliquant sur des

images des feuilles ayant subi un autre type du stress.

Chapitre 6

Étude de la robustesse du modèle SWIR

La robustesse d'un modèle traduit la stabilité de sa capacité prédictive au regard de perturbations au voisinage des conditions standard et des perturbations externes (ROGER, 2005). Elle suppose de s'interroger sur les limites de la prédiction (risque d'erreurs). En statistique, la robustesse va au-delà de la validité d'un résultat et elle se définit par la capacité de généraliser les conclusions d'une analyse. Ainsi, un modèle est robuste lorsqu'il permet un prolongement des résultats et garantit leur validité pour une très grande collection de données sans pour autant être les meilleurs pour une en particulier. Quelques règles générales devront être respectées pour assurer une bonne robustesse d'un modèle :

- Les données : La robustesse d'un modèle nécessite des données nombreuses et d'une bonne qualité. Pour établir des modèles robustes, il faut une quantité suffisante de données. La quantité ne suffit pas, il faut également avoir la bonne qualité. Réaliser des études sur des données bruitées, non fiables et pas précises conduit à des décisions coûteuses et des résultats imprécis. Il convient par exemple d'éliminer certaines observations aberrantes (comme les outliers) (TUFFERY, 2005).
- Le modèle : La concision est l'ami de la robustesse. Intégrer trop de variables ou retenir trop de clusters d'une classification induit une diminution de la robustesse du modèle. Ainsi, l'architecture du modèle est un critère important pour assurer une bonne robustesse. Trop sophistiqué, le modèle conduit au sur-paramétrage (ROGER, 2005). Un des aspects de la robustesse est donc le compromis biais-variance. Si le nombre de paramètres est trop faible, le modèle est biaisé et on se trouve dans une situation de sous-paramétrage. Mais, à l'inverse, l'accroissement de leur nombre entraîne une augmentation de la variance, donc de l'incertitude.

Un modèle performant n'est pas forcément robuste. Par exemple, un modèle de classification est performant s'il assure une bonne sensibilité et spécificité sur un ensemble de données. L'étude de la sensibilité (aussi appelée Fraction de Vrais Positifs), d'une façon générale, permet d'évaluer à quel point le modèle est performant lorsqu'il est utilisé sur des individus positifs. L'étude de la spécificité (aussi appelée Fraction de Vrais Négatifs) permet d'évaluer à quel point le modèle est performant lorsqu'il est utilisé sur des individus négatifs. Il est par contre robuste que s'il garde cette performance en le testant sur des nouvelles collections de données.

Nous avons déjà prouvé la bonne performance du modèle SWIR pour la discrimination entre les parties tavelées (individus positifs) et saine de la feuille du pommier (individus négatifs). Dans ce

chapitre, nous allons évaluer la robustesse de ce modèle en l’appliquant sur des des individus d’une nouvelle classe. Ainsi, l’étude consiste à tester le modèle sur des images des feuilles ayant subi un autre type du stress. Comme exemple, nous avons choisi de le tester sur des feuilles du pommier développant des nécroses dues à un stress thermique.

Les résultats de l’évaluation de la robustesse du modèle PLS-DA SWIR seront détaillés dans la section 1. La section 2 présentera la première approche testée pour améliorer la robustesse du modèle ”le modèle PLS-DA à 3 classes” et les résultats qui en découlent. La section suivante détaillera la deuxième approche proposée ”La méthode SIMCA” et les résultats qui en découlent. Enfin, la conclusion du chapitre sera exposée à la dernière section.

Sommaire

6.1	Évaluation de la robustesse du modèle PLS-DA SWIR	71
6.1.1	Matériel végétal	71
6.1.2	Acquisition et analyse des images hyperspectrales	71
6.1.3	Test du modèle PLS-DA SWIR sur les images hyperspectrales des feuilles nécrosées	72
6.2	Modèle PLS-DA à trois classes : Tavelure, Sain, Nécrose	75
6.2.1	La base d’étalonnage et de test du modèle	75
6.2.2	Modèle discriminant PLS-DA	76
6.2.3	Test du modèle sur les images hyperspectrales	76
6.2.4	Analyse spectrale	78
6.3	Méthode SIMCA	80
6.3.1	Test de la méthode SIMCA	81
6.3.2	Modèle de La classe 1 : Tavelure	82
6.3.3	Choix du nombre de composantes principales	82
6.3.4	Résultats du modèle	82
6.3.5	Modèle de la classe 2 : Sain	83
6.3.6	Modèle de la classe 3 : Nécrose	84
6.3.7	Test du modèle SIMCA sur les images hyperspectrales	85
6.4	Conclusion	90

6.1 Évaluation de la robustesse du modèle PLS-DA SWIR

6.1.1 Matériel végétal

Un semis du pommier sain issu de la dernière campagne de prise d'images a subi un stress thermique en le transférant quotidiennement, pendant 11 jours, d'un milieu à basse température (15°C) avec une forte humidité (90%) à un milieu sec à haute température (28°C) durant 4 heures par jour. Suite à ce stress, quatre feuilles de cette plante ont développé des nécroses 6.1.

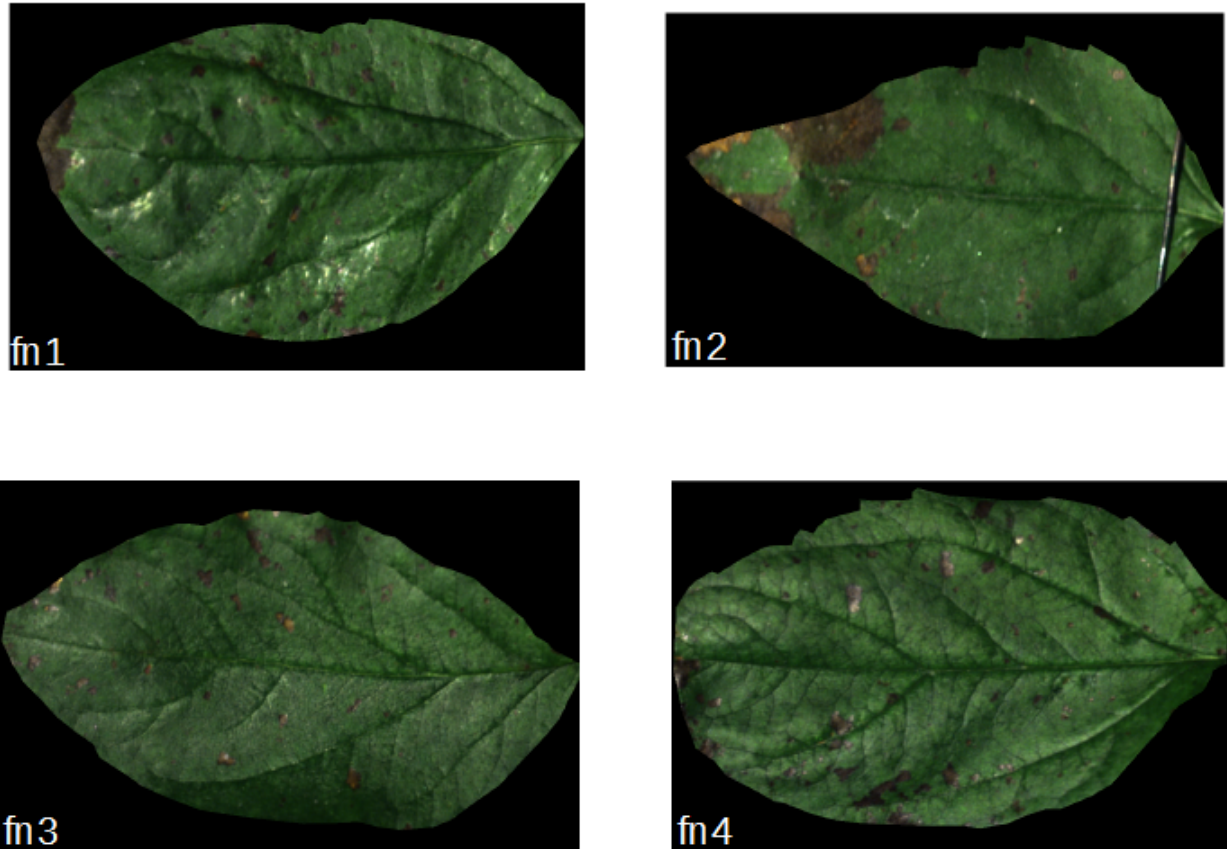


FIGURE 6.1: Les feuilles du pommier nécrosées

Comme le montre la figure 6.1, les feuilles stressées présentent des nécroses noirâtres de différentes tailles réparties partout à l'intérieur des feuilles. Elles se caractérisent par une décoloration intense et un brunissement. Ces nécroses ont une allure similaire à une tache de tavelure.

6.1.2 Acquisition et analyse des images hyperspectrales

Des images hyperspectrales des 4 feuilles nécrosées (fn1, fn2, fn3, fn4) ont été acquises dans la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) en utilisant le même dispositif d'acquisition décrit dans le chapitre 4 (section 2). L'acquisition a été effectuée un seul jour à un stade avancé de développement des nécroses "D11". Les images ont été tout d'abord corrigées en réflectance. Ensuite, un masque a été appliqué sur chaque image pour enlever le fond et le bord de la feuille. Les positions des nécroses sur chaque feuille ont été identifiées.

6.1.3 Test du modèle PLS-DA SWIR sur les images hyperspectrales des feuilles nécrosées

Le modèle PLS-DA SWIR a été testé sur les images hyperspectrales des feuilles nécrosées. La figure 6.2 montre les images de scores prédites par le modèle PLS-DA SWIR. La figure 6.3 présente les images de scores traitées par les opérateurs morphologiques.

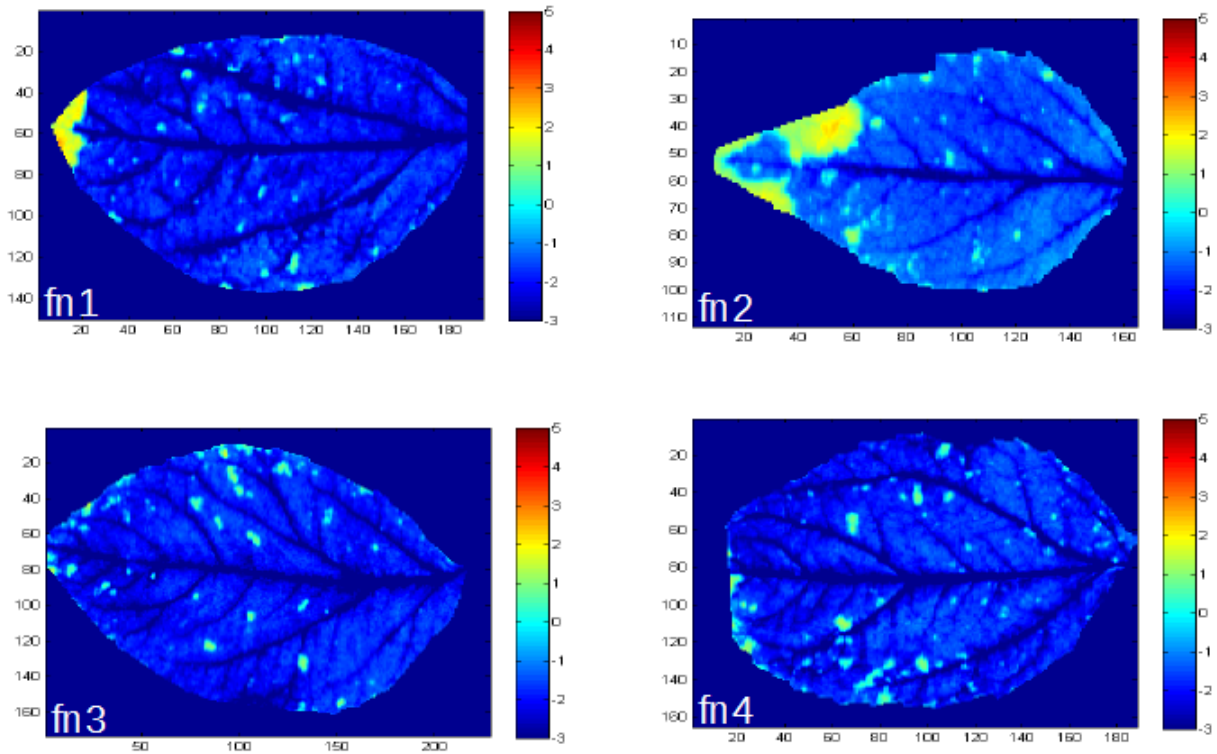


FIGURE 6.2: Les images de scores des feuilles nécrosées prédites par le modèle PLS-DA SWIR

Sur les images de scores des 4 feuilles nécrosées, on peut noter des taches nettes à l'intérieur de chaque feuille. Les positions des taches prédites par le modèle correspondent aux positions des nécroses identifiées. Les taches apparaissent également sur la figure 6.3 des images traitées par les opérateurs morphologiques. Ainsi, le modèle PLS-DA SWIR prédit les nécroses comme des taches de tavelure.

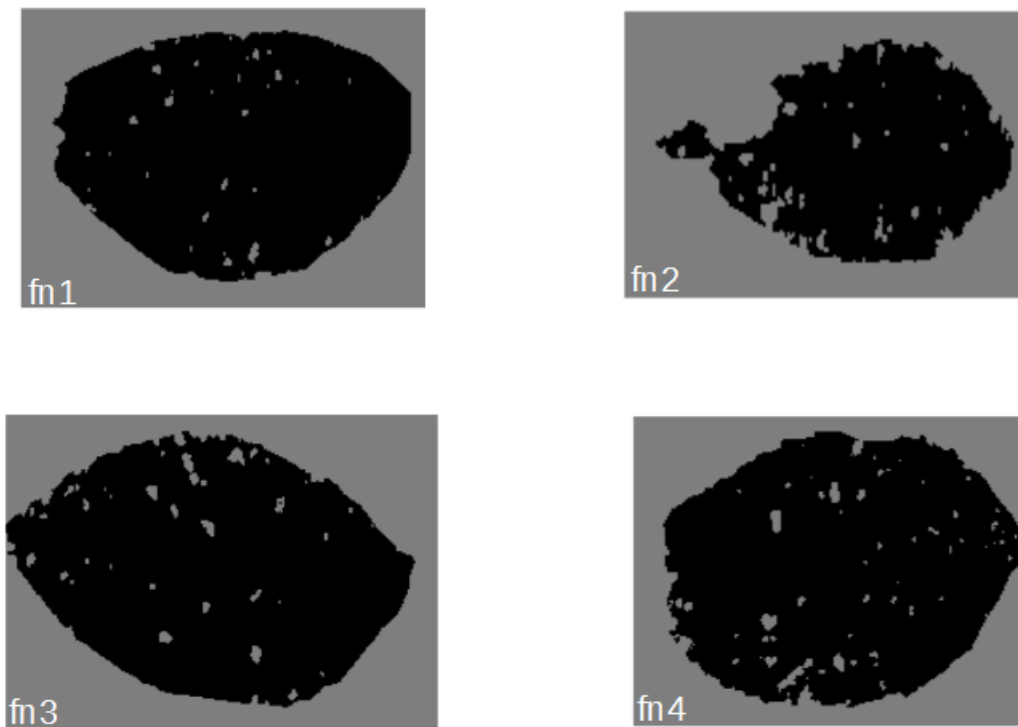


FIGURE 6.3: Les images de scores des feuilles nécrosées traitées par les opérateurs morphologiques

En comparant les images de scores des feuilles nécrosées à l'image de score de la feuille tavelée test à D11 6.4, on peut noter que les zones des taches présentent une différence de niveau de scores.

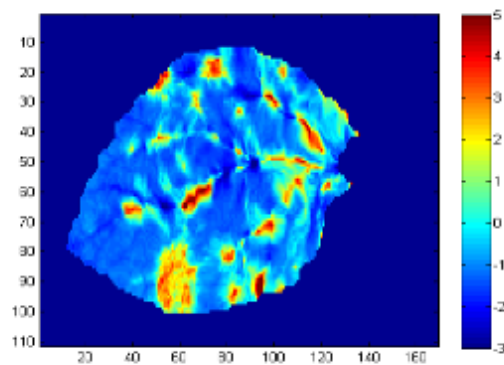


FIGURE 6.4: L'image de score de la feuille tavelée test à D11

Les nécroses présentent des valeurs de scores plus faibles que les valeurs de scores des taches de la tavelure. Le modèle prédit les nécroses comme des taches de tavelure modérées.

Le modèle PLS-DA SWIR a prédit des individus d'une nouvelle classe Nécrose comme des individus de la classe Tavelure. Par conséquent, on peut déduire que le modèle SWIR n'est pas robuste.

Il existe différentes causes de non robustesse d'un modèle prédictif, comme exemples :

- La dimension du modèle : Prenons l'exemple d'un modèle d'étalonnage par la méthode factorielle PLS-DA, ce type de modèle nécessite de choisir un nombre K de variables latentes, qui définit la dimension de l'espace dans lequel on projette les spectres. Le choix de ce paramètre influence fortement la qualité du modèle. Avoir une forte valeur de K augmente le risque d'inclure dans le modèle des variables latentes non significatives et basées sur du bruit. C'est le phénomène de sur-apprentissage. Ce phénomène provoque une augmentation de l'erreur de prédiction et constitue alors une source de non robustesse (ROGER, 2005).
- Le nombre de variables : Un très grand nombre de variables prises en compte dans un modèle peut affecter la robustesse du modèle. En effet, un grand nombre de variables augmente la probabilité de capter des perturbations et provoque l'augmentation du nombre de variables latentes ce qui complexifie le modèle et diminue sa robustesse (TUFFERY, 2005).
- La corrélation entre les perturbations et le modèle : Un modèle ne sera parfaitement robuste que si les dimensions de l'espace contenant les perturbations sont orthogonales au modèle. C'est à dire que le modèle l'a bien identifié comme un bruit. Les perturbations auront d'autant plus d'effet qu'elles seront colinéaires au modèle.
- Présence de grandeurs d'influence : Le terme grandeur d'influence désigne toute grandeur qui, appliquée de l'extérieur, est susceptible de modifier les caractéristiques de la mesure. Toute grandeur physique ou chimique qui ajoute une perturbation au spectre va donc altérer la robustesse du modèle d'étalonnage prédictif.

Les causes de non robustesse d'un modèle sont, dans la majorité des cas, difficiles à être totalement éliminées. Ainsi, plusieurs voies de recherche ont été développées afin de minimiser leur influences et améliorer au maximum la robustesse. Parmi ces voies, on peut citer :

- La correction du modèle d'étalonnage : Différentes stratégies de correction du modèle, indépendantes de la possibilité de mesurer la grandeur d'influence responsable du problème de robustesse ou non, sont envisageables. Parmi ces méthodes, on peut citer L'EPO (pour External Parameter Orthogonalisation)(ROGER et al., 2003)(NOURI et al., 2017b) et le DOP (pour Dynamic Orthogonal Projection)(ZEAITER et al., 2006). Ces méthodes permettent d'éliminer l'espace de mesure influencé par les perturbations causées par la grandeur d'influence en appliquant une projection orthogonale.
- Le choix de la technique de la modélisation : Les performances d'un modèle dépendent souvent du choix de la technique de modélisation. Les techniques simples et classiques, qui fournissent l'essentiel si ce n'est la totalité de la performance des modèles, et permettent en outre de limiter les risques de sur-apprentissage qui sont souvent privilégiées (TUFFERY, 2005).
- La partition de modèles : Cette méthode consiste à faire précéder la modélisation d'une classification par la construction d'un modèle différent pour chacune des classes, avant d'en faire la synthèse (TUFFERY, 2005). Il est intéressant de partitionner la population avant de la modéliser, afin de pouvoir travailler sur des groupes homogènes, nécessitant moins de variables pour les décrire. Il existe plusieurs façons de procéder à cette classification de la population. Parmi ces méthodes, on peut citer la méthode SIMCA (WOLD et SJÖSTRÖM, 1977).
- La discrétisation des variables continues : La qualité de la préparation de données est un point

essentiel dans la robustesse d'un modèle. Quand la méthode de modélisation prend en compte des variables explicatives catégorielles (PLS-DA, régression logistique), la discrétisation des variables devient une opération intéressante (TUFFERY, 2005). Cette méthode consiste à découper en plusieurs tranches les valeurs d'une variable continue. Cette découpe permet de prendre en compte des valeurs manquantes, de la non-linéarité, des variables qualitatives et quantitatives à la fois et de neutraliser les outliers, etc. Les méthodes de discrétisation peuvent être classées selon plusieurs critères tel que le critère supervisée ou non-supervisée de la méthode (DOUGHERTY et al., 1995).

- Le diagnostic à partir des spectres : L'étude approfondie des mesures spectrales permet d'évaluer la qualité de la mesure, détecter les mesures aberrantes, classifier les spectres selon les objets, etc. L'application des pré-traitements, comme le moyennage et la normalisation des données, est une méthode très utilisée pour améliorer la qualité des spectres et enlever les bruits (XU et al., 2008).

Afin d'améliorer la robustesse du modèle PLS-DA SWIR, nous proposons deux approches ayant deux principes de modélisation différents :

1. La première approche consiste à améliorer le modèle PLS-DA en enrichissant la base d'étalonnage par des données des nouvelles classes. L'idée globalement consiste à établir un modèle qui discrimine tous les types du stress. C'est-à-dire apprendre un modèle spectroscopique permettant de reconnaître différentes classes (zones saines, taches de tavelure, piqûres des insectes, nécroses du stress thermique, nécroses du stress hydrique, etc..). Pour tester cette approche, nous avons pris comme exemple l'ajout du stress thermique. Ainsi, nous avons établi un modèle PLS-DA à trois classes : Tavelure, Sain, Nécrose dues au stress thermique.
2. La deuxième approche consiste à tester une méthode de partition du modèle. Ainsi, au lieu de discriminer toutes les classes, on établit un modèle qui modélise chaque classe ce qui permet de travailler avec des groupes homogènes pour reconnaître la classe tavelure parmi toutes les autres classes. Pour tester cette approche, nous avons utilisé la fonction SIMCA (WOLD et SJÖSTRÖM, 1977).

6.2 Modèle PLS-DA à trois classes : Tavelure, Sain, Nécrose

6.2.1 La base d'étalonnage et de test du modèle

Parmi les 4 feuilles nécrosées, trois ont été utilisées pour construire la base d'étalonnage de la classe Nécrose et une a été utilisée pour construire l'ensemble Nécrose test. Pour chaque feuille, les zones des nécroses ont été extraites. Le spectre moyen de tous les pixels de chaque zone a été calculé. La base d'étalonnage et de test des deux classes Tavelure et Sain sont les mêmes bases utilisées pour établir le modèle PLS-DA SWIR.

Cette procédure a permis de produire un ensemble d'étalonnage (X_e, y_e) avec $X_e = 51$ échantillons renfermant 17 spectres moyens de chaque classe et un ensemble de test (X_t, y_t) avec $X_t = 24$ échantillons renfermant 8 spectres moyens de chaque classe.

6.2.2 Modèle discriminant PLS-DA

Le modèle PLS-DA à trois classes a été testé avec 6 variables latentes. Un nombre important de variables latentes peut expliquer qu'il y a une faible différences entre certaines classes et que le modèle a besoin d'un espace de grande dimension pour pouvoir les discriminer. La figure 6.5 présente les axes discriminants du modèle PLS-DA.

La figure 6.5 présente les scores des 3 classes du modèle PLS-DA.

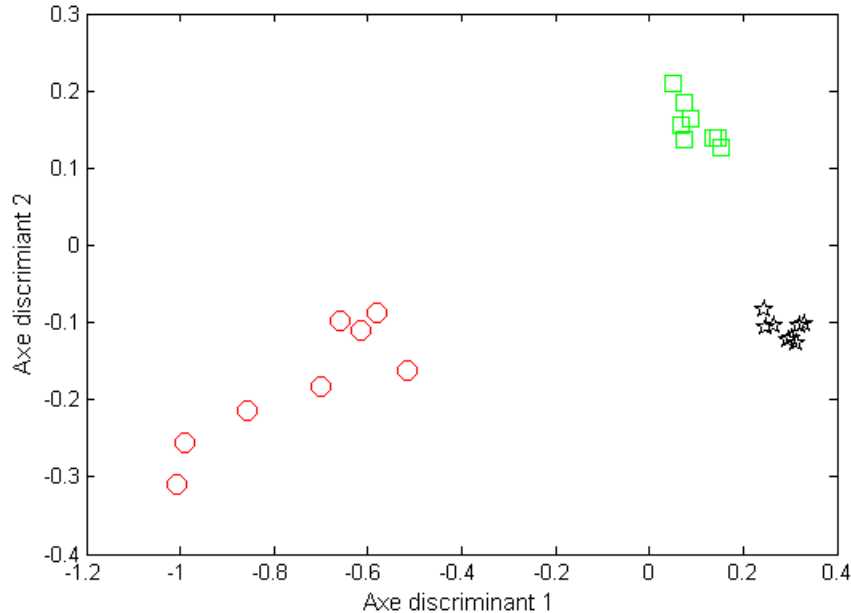


FIGURE 6.5: Les scores des 3 classes : tavelure (en rouge), sain (en vert) et nécrose (en noir)

On observe sur la figure 6.5 que les scores des trois classes sont clairement séparés. Cela prouve qu'en testant le modèle sur l'ensemble test des spectres, le modèle assure une bonne prédiction. On peut également noter que le premier axe discriminant Axe 1 (axe des abscisses) permet de discriminer la classe Tavelure des deux autres classes. Par contre, le deuxième axe discriminant Axe 2 (axe des ordonnées) permet de séparer la classe sain des deux classes Tavelure et Nécrose.

6.2.3 Test du modèle sur les images hyperspectrales

Le modèle a été appliqué sur l'image hyperspectrale de la feuille tavelure test acquise de D11 au D02.

La figure 6.6 présente les images de degrés d'appartenance aux différentes classes de la feuille tavelée test prédites par le modèle PLS-DA pour les trois jours D11, D10 et D09.

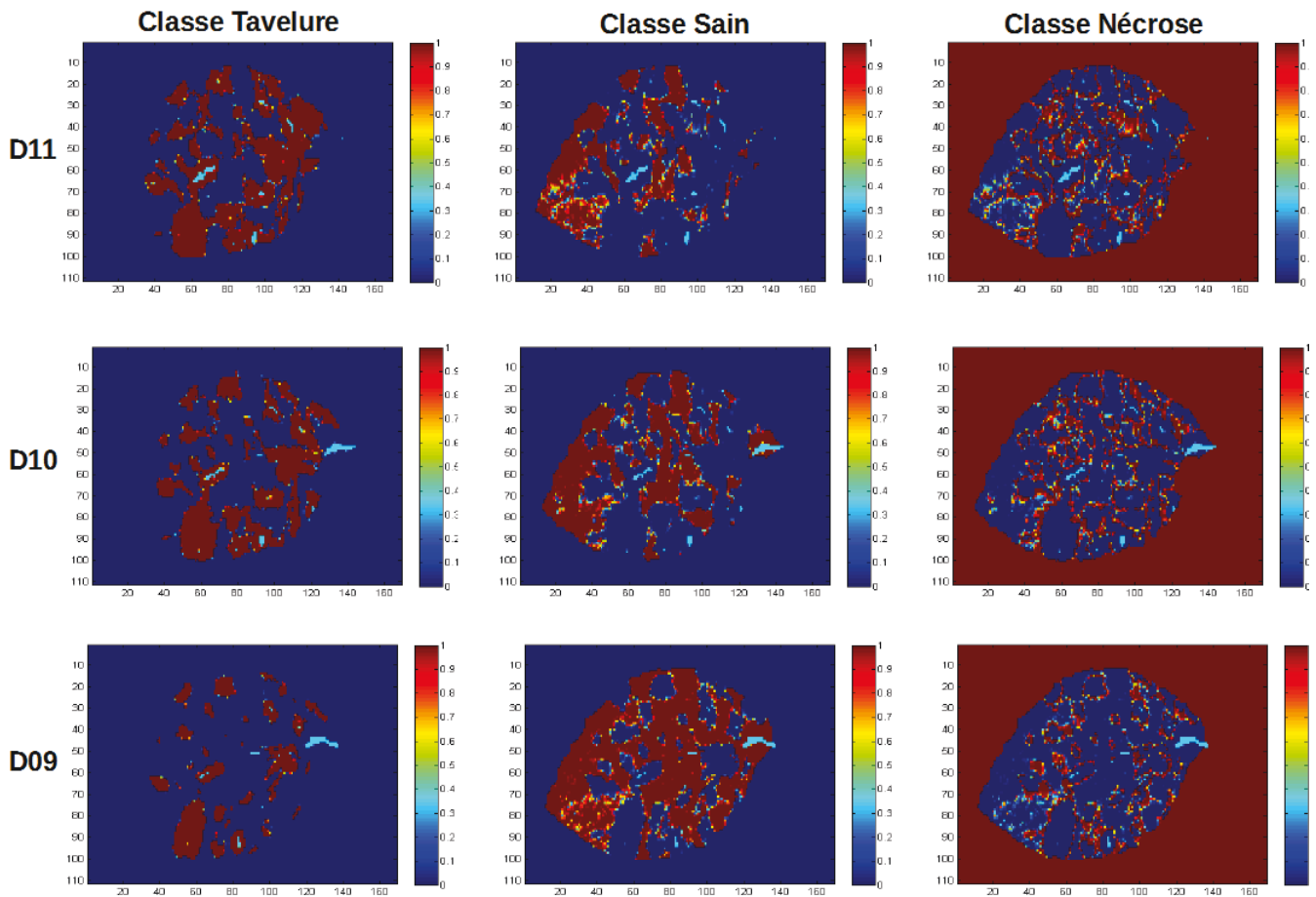


FIGURE 6.6: Les images de degrés d'appartenance aux classes de la feuille tavelée test prédites par le modèle PLS-DA de D11 au D09

Sur la figure 6.6, en particulier sur les images de degrés d'appartenance à la classe Tavelure, on peut noter des taches rouges très nettes appartenant à cette classe (degrés d'appartenance = 1) à l'intérieur de la feuille. Les positions des taches produites correspondent aux positions des taches de la tavelure identifiées au D11 par l'expert. On peut ainsi déduire que les taches présentes sur les images de ces trois jours correspondent aux taches de la tavelure ce qui confirme la bonne sensibilité du modèle. De plus, les positions des zones bleues ayant des degrés d'appartenance faible correspondent aux positions des zones saines de la feuille. Pour la classe Sain, on peut noter également sur les images de degrés d'appartenance à cette classe des zones rouges avec un degré d'appartenance égale 1. Les positions de ces zones correspondent aux positions des parties saines identifiées de la feuille. Cependant, comme on peut le voir sur la figure, les images de degrés d'appartenance à la classe Nécrose présentent des zones rouges appartenant à cette classe. Ainsi, le modèle prédit de nombreux faux positifs ce qui prouve le manque de spécificité du modèle. De plus, les positions des zones de nécroses prédites correspondent aux positions des bordures des taches de tavelure. Par conséquent, le modèle n'a pas pu discriminer les deux classes Nécrose et Sain ce qui confirme la mauvaise performance du modèle.

Le modèle PLS-DA à trois classes a donné de bons résultats de prédiction en l'appliquant sur les spectres. Les scores ont montré une bonne classification entre les 3 classes. Cependant en le testant

sur les images hyperspectrales, le modèle a prédit plusieurs faux positifs et il n'a pas pu discriminer entre les deux classes Tavelure et Nécrose. Par conséquent, le modèle PLS-DA à trois classes s'est avéré d'une faible performance et il n'est pas adapté pour améliorer la robustesse.

En regardant les axes discriminants du modèle PLS-DA présentés par la figure 6.7, on peut déduire qu'ils sont très bruités ce qui prouve la complexité du modèle et la nécessité d'un grand nombre de variables latentes pour pouvoir les discriminer. Un grand nombre de variables latentes peut s'expliquer par une grande similitude entre les classes. Afin d'étudier les facteurs de similitude, une analyse spectrale a été réalisée.

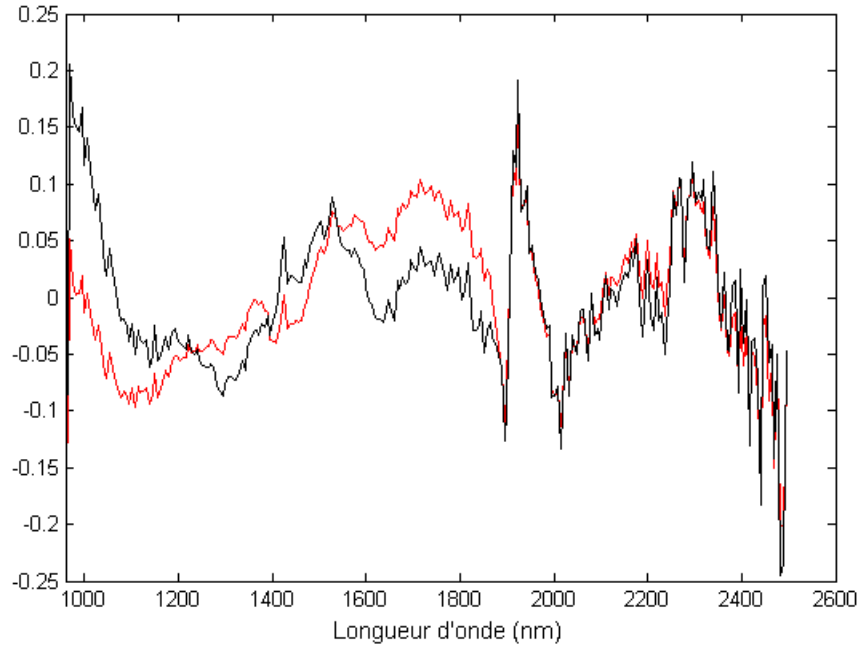


FIGURE 6.7: Les axes discriminants du modèle PLS-DA à trois classes : Axe 1 (en rouge), Axe 2 (en noir)

6.2.4 Analyse spectrale

La figure 6.8 montre les spectres moyens des trois classes.

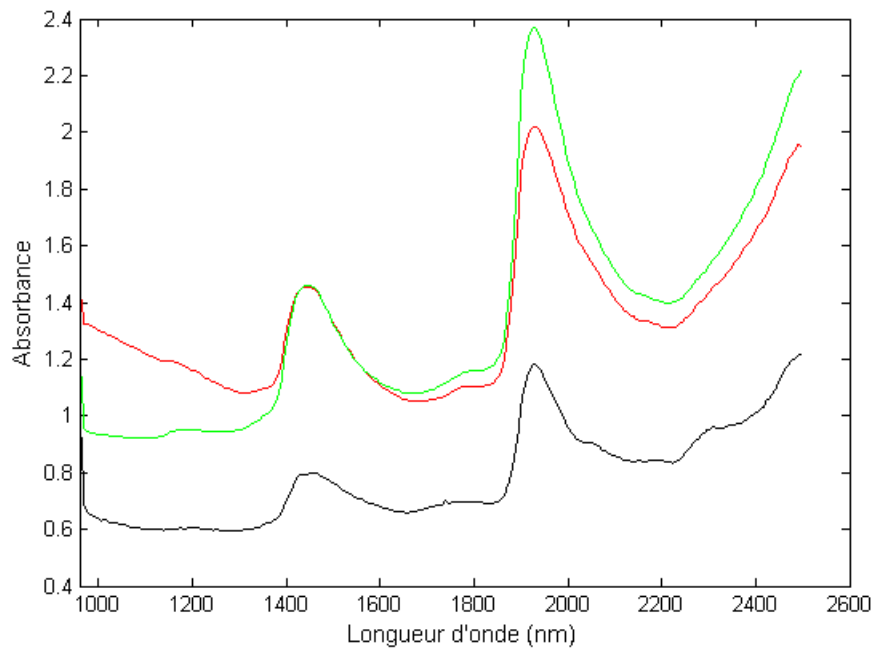


FIGURE 6.8: Les spectres moyens d'absorbance des trois classes : Tavelure (en rouge), Sain (en vert) et Nécrose (en noir)

La figure 6.8 présente les spectres de la classe Tavelure (en rouge), les spectres de la classe Sain (en vert) et les spectres de la classe Nécrose (en noir). On peut remarquer que les spectres des trois classes présentent une forme globale similaire. Ils montrent les trois un premier pic au niveau de 1450 nm et un deuxième pic à 1940 nm. Ces deux pics sont caractéristiques des régions d'absorption de l'eau (LUCK, 1974). Ils présentent également une pente entre 1400 et 2500 nm, caractéristique du spectre NIR de végétation (ADAMS et al., 1999). Cependant, le spectre moyen de la classe Nécrose présente un niveau d'absorbance plus faible. De plus, par rapport au spectre moyen de la classe Sain, il présente une première pente légèrement plus négative entre 1000 - 1400 nm, une deuxième pente moins positive entre 1400 - 2500 nm et un pic d'absorbance plus faible au niveau des deux bandes spectrales 1450 et 1940 nm. Par rapport au spectre moyen de la classe Tavelure, le spectre moyen de la classe Nécrose présente une première pente fortement moins négative entre 1000 - 1400 nm, une deuxième pente moins positive entre 1400 - 2500 nm et un pic d'absorbance plus faible au niveau des deux bandes spectrales 1450 nm et 1940 nm.

- Un niveau d'absorbance faible est lié à la structure physique du constituant. Ainsi, on peut supposer que la grande différence du niveau d'absorbance entre le spectre moyen de la classe Nécrose et le spectre moyen des deux autres classes est lié à une différence de structure physique (OUKARROUM, 2007). Ainsi, cette différence permet de supposer que les nécroses dues à un choc thermique affecte la structure physique des tissus stressés. De plus, le niveau d'absorbance plus faible par rapport au spectre moyen Tavelure permet d'émettre l'hypothèse que le choc thermique a un effet plus accentué sur la structure physique interne de la feuille qu'une tache de tavelure.
- Une pente, comme déjà expliqué dans le chapitre précédent, est liée également à la structure physique du constituant. Ainsi, on peut supposer que les différences de pentes observées entre le spectre moyen Nécrose et le spectre moyen des deux classes sur les deux gammes spectrales 1000 - 1400 nm et 1400 - 2500 nm sont liées à une différence de structure physique (OUKARROUM,

2007). Par conséquent, cette constatation nous permet également d'émettre l'hypothèse que le choc thermique affecte la structure de la feuille. De plus, la différence de pente détectée par rapport au spectre moyen Tavelure permet de supposer que chaque stress agit d'une manière spécifique sur la structure.

- Un pic est lié à la chimie du constituant. Les zones spectrales 1450 nm et 1940 nm sont connues en tant que bandes d'absorption de l'eau. Par conséquent, on peut supposer que les différences du niveau de pic observées est due à une différence de la teneur et l'état de l'eau. On peut également noter que le spectre moyen Nécrose présente un pic plus faible que le spectre moyen Sain au niveau des deux bandes spectrales 1450 nm et 1940 nm alors que le spectre moyen Tavelure présente un niveau plus faible qu'au niveau de la bande spectrale 1940 nm. Ainsi, on peut supposer que la tavelure agit différemment sur la teneur et l'état de l'eau des tissus infectés par rapport à une nécrose d'un choc thermique.

Pour résumer, à partir de cette analyse spectrale, on peut déduire que les spectres des différentes classes ont une allure globale similaire. De plus, on peut supposer qu'à un stade avancé, la tavelure et le stress thermique ont un effet similaire sur la feuille. Les deux stress affectent les mêmes composantes : la structure physique et la teneur en eau de la feuille. Cette similitude peut expliquer la nécessité d'un modèle de grande dimension pour pouvoir discriminer les classes. Cependant, la différence spectrale observée entre les deux classes Tavelure et Nécrose permet de supposer que chaque stress agit de manière différente et spécifique sur chaque composante. Plus précisément, on peut émettre l'hypothèse que le stress thermique a un effet plus accentué sur la structure physique de la feuille (un niveau d'absorbance fortement plus faible) et la teneur en eau (des pics d'absorbance plus faibles au niveau des deux bandes spectrales 1450 nm et 1940 nm) des feuilles stressées par rapport à la tavelure.

6.3 Méthode SIMCA

La méthode SIMCA (Soft Independent Modelling of Class Analogy) est une méthode statistique descriptive supervisée de classement de données développée par (WOLD et SJÖSTRÖM, 1977). SIMCA permet d'établir des modèles locaux pour les différents groupes possibles et prévoir une appartenance probable à une catégorie pour les nouveaux individus en se basant sur une collection d'ACP. SIMCA génère autant de modèles différents qu'il y a de classes (WOLD et SJÖSTRÖM, 1977) (HEUDE, 2015). L'hypothèse de base de cette méthode est, que la principale variabilité systématique caractérisant les échantillons d'une classe, peut être capturée par un modèle construit à l'aide d'une ou plusieurs composantes principales. La dimensionnalité du modèle est déterminée par validation croisée sur le jeu de données de formation en se basant sur l'erreur de prédiction résiduel PRESS (Predicted Residual Sum of Squares) (BOULESTEIX, 2004). Le modèle optimal (et donc le nombre de composantes optimal) est défini comme celui ayant obtenu le minimum d'erreur.

$$PRESS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{e_i}{1 - h_i} \right)^2$$

avec $e_i = y_i - \hat{y}_i$ et \hat{y}_i est la prévision de y_i .

La fonction SIMCA estime la variance expliquée par le modèle de chaque classe, appelée variance

modélisée T^2 , et le bruit qui est décrit par la variance non prise en compte par le modèle, appelée variance résiduelle Q .

T^2 est une distance en termes de scores. Comme illustré dans la figure 6.9, T^2 représente la distance entre la projection de l'individu dans le sous espace S du modèle et le centroïde de ce sous espace. Elle représente le carré de la distance de Mahalanobis et introduite par :

$$T_{K,A}^2 = T_{K,A}^T A_A^{-1} T_{K,A} \quad (6.1)$$

Où $T_{K,A}$ est le vecteur colonne rassemblant les scores du $K^{\text{ème}}$ individu sur les composantes principales du modèle de la classe A. A_A est une matrice diagonale possédant autant d'éléments que de valeurs propres des C composantes principales et $T_{K,A}^2$ est la valeur de T^2 pour le $K^{\text{ème}}$ individu par rapport au modèle de la classe A.

Q , la somme carrée résiduelle, représente la distance orthogonale entre un individu dans un espace N et sa projection dans le sous espace S :

$$Q_{K,A} = \sum_{j=1}^v e_{kj,A}^T \quad (6.2)$$

Où $Q_{K,A}$ est la valeur Q pour le $K^{\text{ème}}$ individu par rapport au modèle de la classe A.

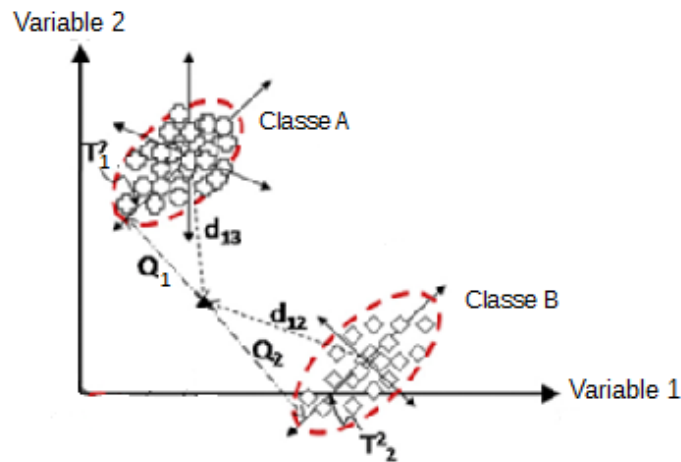


FIGURE 6.9: Une représentation géométrique de T^2 et Q dans un espace à deux variables

En comparant la variance résiduelle d'un inconnu à la variance résiduelle moyenne des individus qui composent la classe, il est possible d'obtenir une mesure directe de la similarité de l'inconnu avec la classe.

6.3.1 Test de la méthode SIMCA

La méthode SIMCA a été testée sur le même ensemble d'étalonnage du modèle PLS-DA à 3 classes $(X_{\text{étal}}, y)_{\text{étal.set}}$ avec $X_{\text{étal}} = 51$ échantillons renfermant 17 spectres moyens de chaque classe.

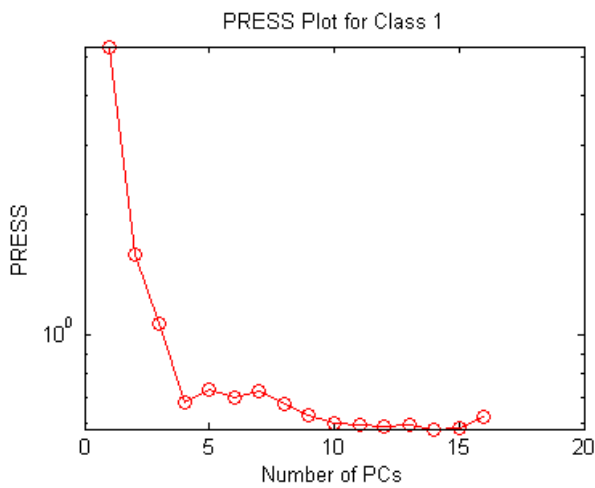


FIGURE 6.10: La variation du PRESS en fonction du PCs

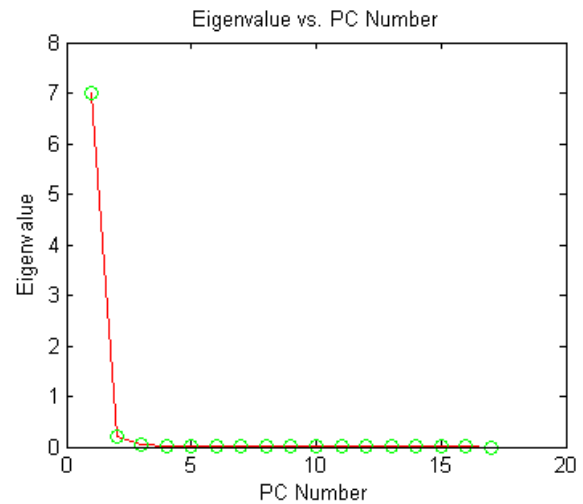


FIGURE 6.11: La variation de la valeur propre en fonction de PCs

6.3.2 Modèle de La classe 1 : Tavelure

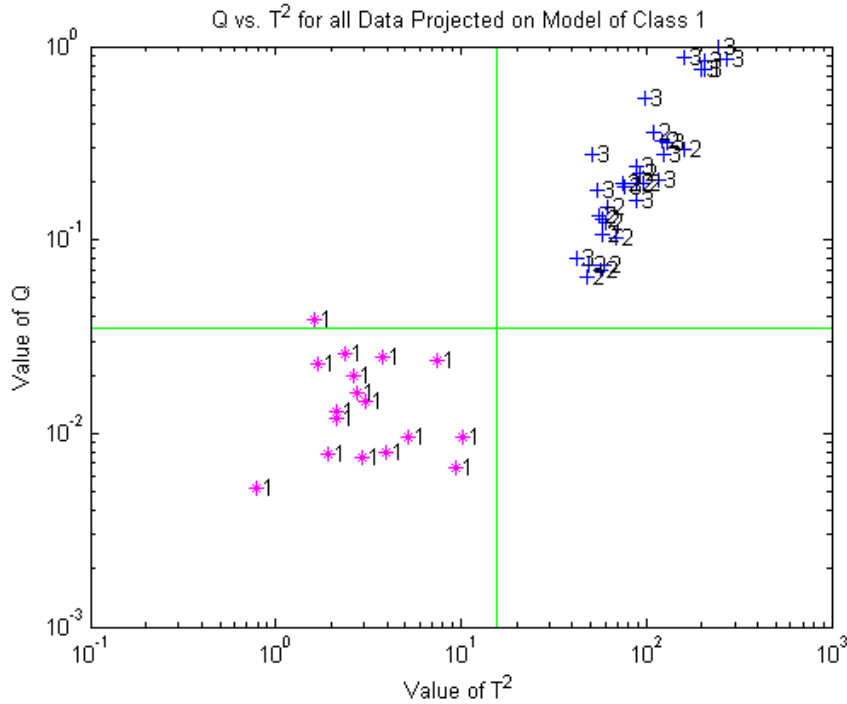
6.3.3 Choix du nombre de composantes principales

La figure 6.10 représente la variation du PRESS issue de la validation croisée en fonction du nombre de composantes principales PCs. La figure 6.11 représente la variation de la valeur propre de la matrice de covariance de données de formation en fonction du nombre de composantes principales. La valeur propre est une estimation de la variance de données le long de l'axe de composante.

Selon la figure 6.10, on peut déduire que 4 composantes est un minimum local. Selon le principe de minimalité de la dimension du modèle, dit principe de parcimonie, il vaut mieux prendre ce minimum local que le minimum global qui est supérieur de 10 composantes principales. De plus, comme le montre la figure 6.11, 4 composantes permet d'expliquer la majorité de la variance de données. Ainsi, nous avons choisi 4 composantes pour établir le modèle de la première classe Tavelure.

6.3.4 Résultats du modèle

Le modèle de la première classe Tavelure a été établi avec 4 composantes principales. La figure 6.12 présente les valeurs de Q de tous les individus projetés dans l'espace du modèle en fonction de T^2 . En rose les individus utilisés pour construire le modèle (la classe Tavelure) et en bleu ceux utilisés pour le classement des individus inconnus (les deux classes Nécrose et Sain). Les limites du modèle sont délimitées par les deux axes verts.

FIGURE 6.12: Les valeurs de Q en fonction de T^2

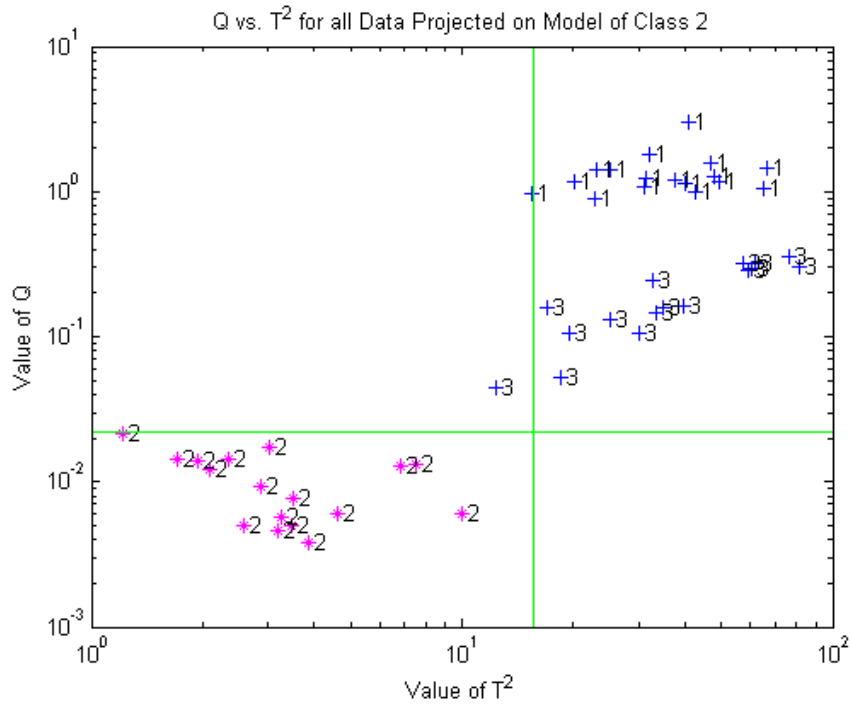
Comme nous pouvons le voir, la figure 6.12 présente une séparation claire entre la classe Tavelure et les deux autres classes Nécrose et Sain. Ces derniers ont des valeurs de Q supérieures et ils dépassent les limites du modèle. Ainsi, ils sont bien classifiés et le modèle a bien discriminé la classe Tavelure. On peut également remarquer l'absence des faux positifs (individus de la classe Nécrose ou Sain prédit classifié dans la classe Tavelure) ou des faux négatifs (individus de la classe Tavelure classifié dans les deux autres classes) ce qui prouve respectivement la bonne sensibilité et spécificité du modèle.

6.3.5 Modèle de la classe 2 : Sain

En se basant sur le même principe de choix du nombre de composantes principales, le modèle de la classe Sain a été établi avec 4 composantes principales.

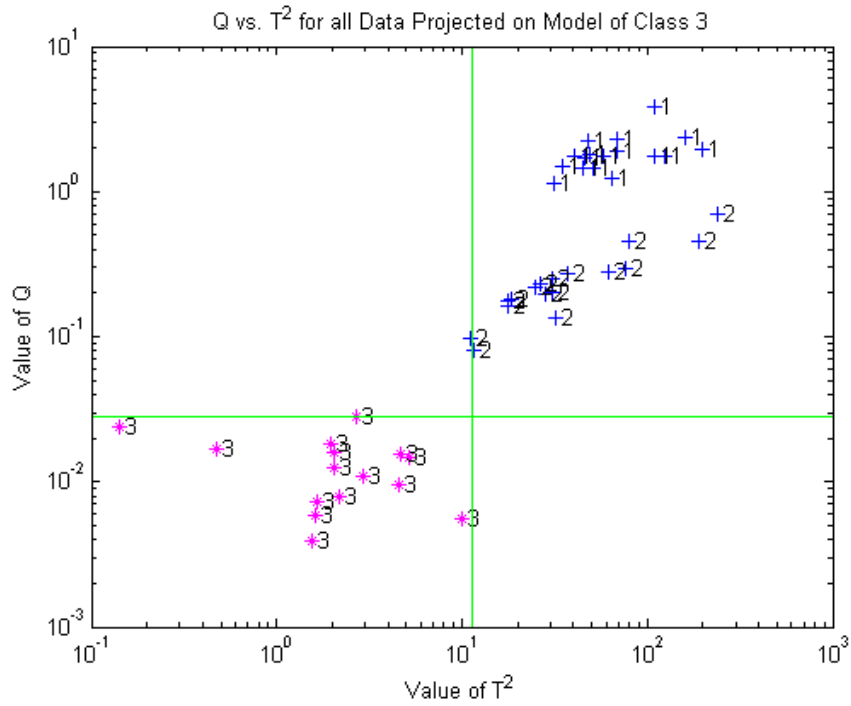
La figure 6.13 présente les valeurs de Q de tous les individus projetés dans l'espace du modèle en fonction de T^2 . En rose les individus utilisés pour construire le modèle (la classe Sain) et en bleu ceux utilisés pour le classement des individus inconnus (les deux classes Tavelure et Nécrose). Les limites du modèle sont délimitées par les deux axes verts.

On remarque sur la figure 6.13 que les individus de la deuxième classe Sain sont clairement séparés des individus des deux classes Tavelure et Nécrose. Ces derniers ont des valeurs de Q supérieures et ils dépassent les limites du modèle. Ainsi, le modèle assure une bonne discrimination de la classe Sain. On peut également remarquer l'absence des faux positifs (individus de la classe Tavelure ou Nécrose classifié dans la classe Sain) ou des faux négatifs (individus de la classe Sain classifié dans les deux autres classes) ce qui prouve respectivement la bonne sensibilité et spécificité du modèle.

FIGURE 6.13: Les valeurs de Q en fonction de T^2

6.3.6 Modèle de la classe 3 : Nécrose

Le modèle de la deuxième classe Nécrose a été établi avec 3 composantes principales. La figure 6.14 présente les valeurs de Q de tous les individus projetés dans l'espace du modèle en fonction de T^2 . En rose les individus utilisés pour construire le modèle (la classe Nécrose) et en bleu ceux utilisés pour le classement des individus inconnus (les deux classes Tavelure et Sain). Les limites du modèle sont délimitées par les deux axes verts.

FIGURE 6.14: Les valeurs de Q en fonction de T^2

Comme le montre la figure 6.14, tous les individus de la classe Tavelure et Sain sont situés au-delà des limites du modèle de la classe Nécrose. De plus, aucun individu de la classe Nécrose ne dépasse les limites du modèle. On peut alors déduire la bonne sensibilité et spécificité du modèle.

6.3.7 Test du modèle SIMCA sur les images hyperspectrales

Le modèle SIMCA a été appliqué sur l'image hyperspectrale de la feuille nécrosée et les images de la feuille tavelée et saine acquises de D11 au D02.

La figure 6.15 présente les images de degrés d'appartenance aux différentes classes de la feuille tavelée de D11 au D02 prédites par le modèle SIMCA.

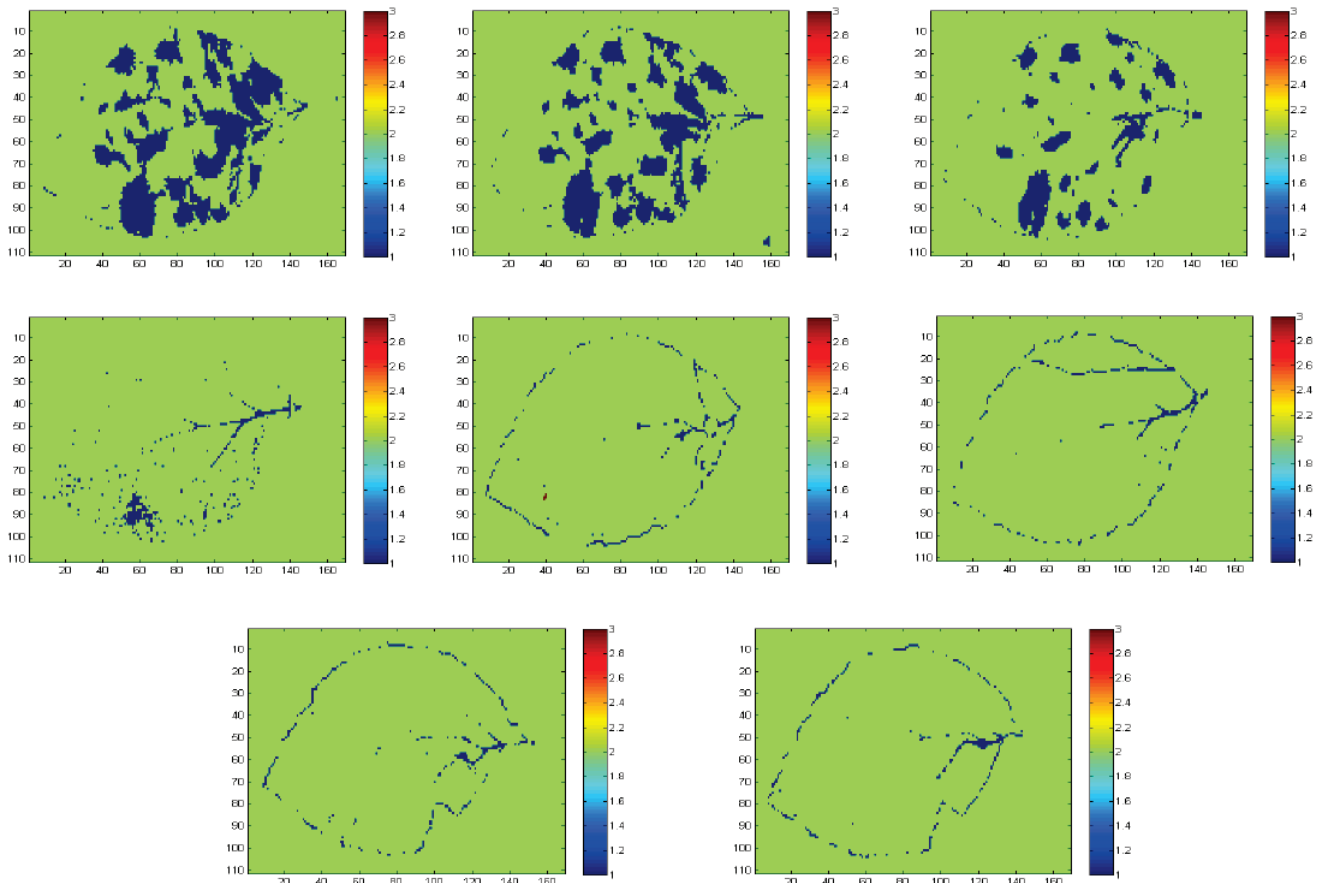


FIGURE 6.15: Les images de degrés d'appartenance de la feuille tavelée de D11 au D02

Sur la figure 6.15, en particulier l'image du jour D11, on peut noter des taches en bleu très nettes à l'intérieur de la feuille. Ces taches appartiennent à la première classe Tavelure. Les positions des taches produites correspondent aux positions des taches de la tavelure identifiées au D11 par l'expert. On peut ainsi déduire la bonne sensibilité du modèle. On remarque également qu'aucun pixel n'appartient à la classe Nécrose ce qui prouve la bonne spécificité du modèle. Sur cette figure, on peut distinguer deux phases : une phase correspondant au stade précoce de l'infection de D02 à D06 et une phase correspondant au stade avancé de l'infection de D09 à D11. On remarque que toutes les taches de la tavelure apparaissent sur les images de scores de stade avancé. Quelques taches apparaissent également au stade précoce. L'image du jour D06 montre une tache très claire qui correspond à la position d'une tache de tavelure. Ainsi, le modèle est capable de prédire des taches de tavelure à un stade précoce. Les taches détectées le long de la bordure de la feuille et les nervures peuvent s'expliquer par un effet spéculaire sur les angles de la feuille. Comme le montre la figure 6.16, la majorité de ces taches sont enlevées par le traitement morphologique.

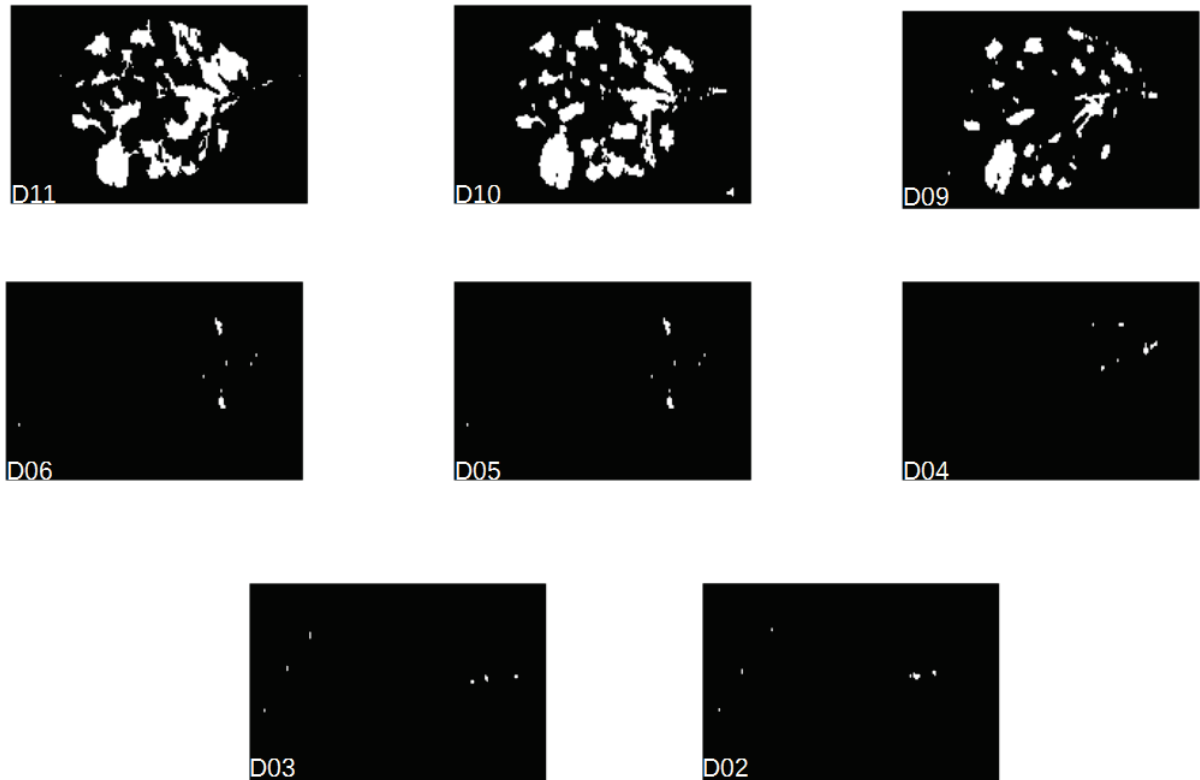


FIGURE 6.16: Les images de degrés d'appartenance de la feuille tavelée de D11 au D02 traitées par les opérateurs morphologiques

La figure 6.17 présente les images de degrés d'appartenance aux différentes classes de la feuille saine de D11 à D02 prédites par le modèle SIMCA.

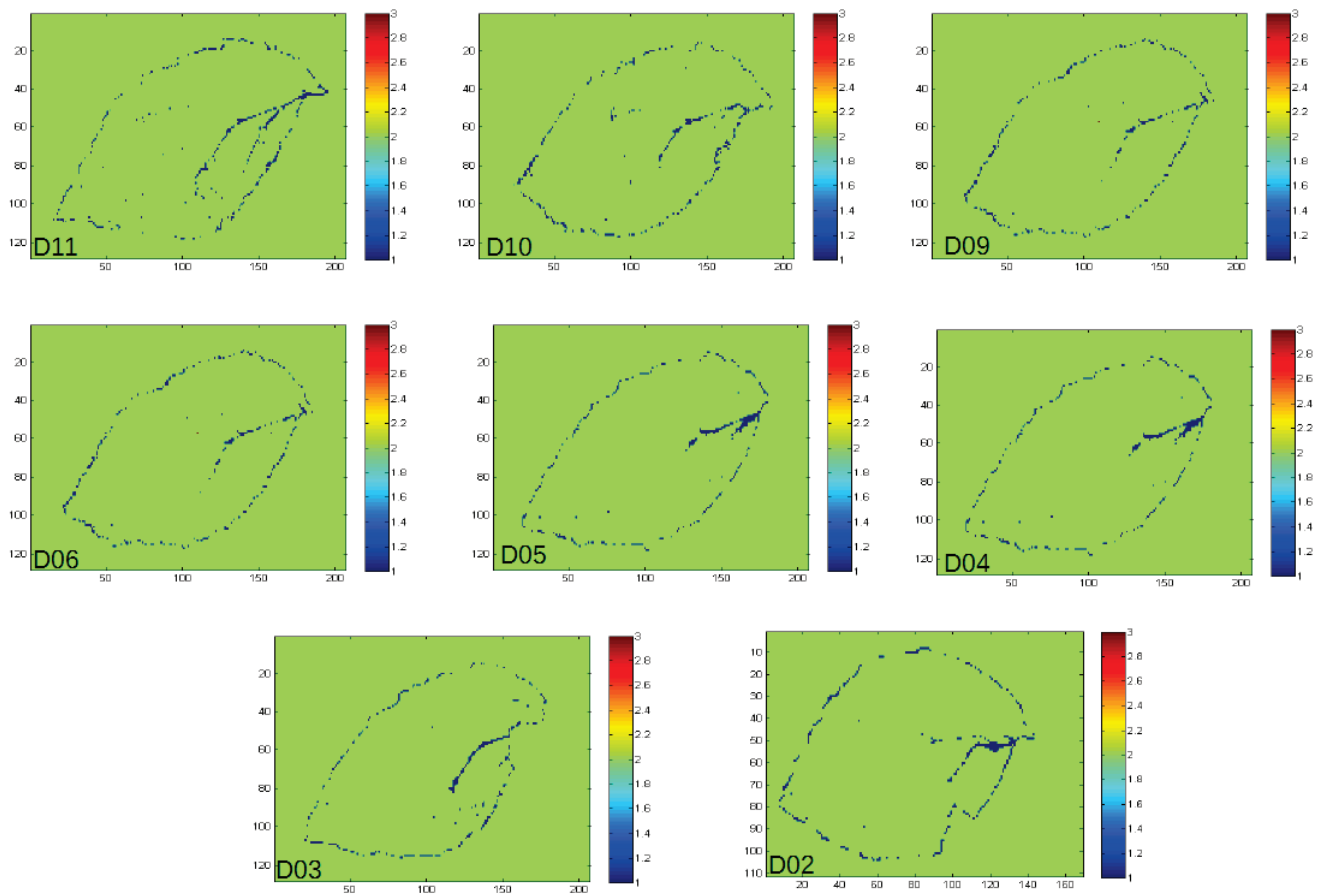


FIGURE 6.17: Les images de degrés d'appartenance de la feuille saine de D11 au D02

Comme nous pouvons le voir sur la figure 6.17, l'intérieur de la feuille est prédit comme sain. Aucun pixel n'est classifié comme nécrose ce qui prouve la bonne performance du modèle. Les taches qui apparaissent à la bordure de la feuille et le long des nervures, comme déjà expliqué, sont probablement liées à un effet spéculaire sur la feuille et comme le montre la figure 6.18, ces taches peuvent être enlevées par le traitement morphologique.

La figure 6.19 présente en (a) l'image de degrés d'appartenance aux différentes classes de la feuille nécrose prédite par le modèle SIMCA et en (b) le résultat de traitement morphologique.

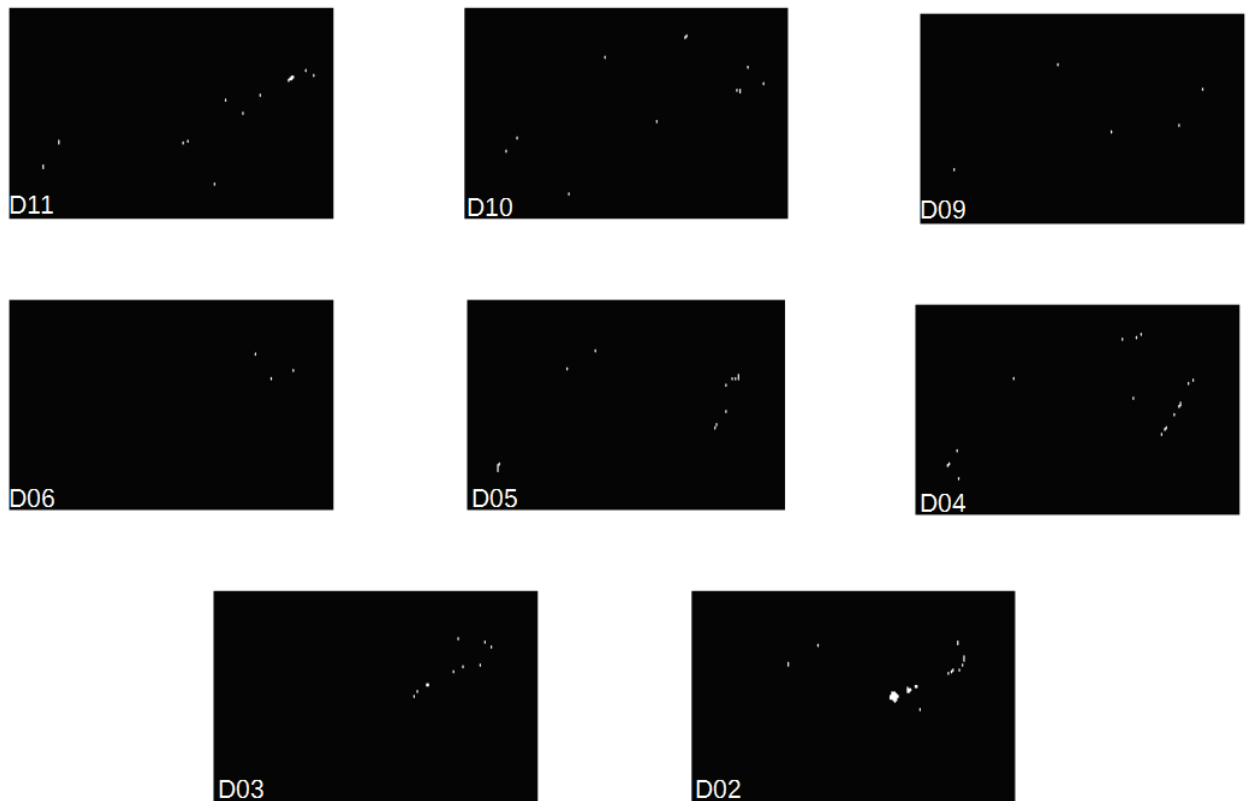


FIGURE 6.18: Les images de degrés d'appartenance de la feuille saine de D11 au D02 traitées par les opérateurs morphologiques

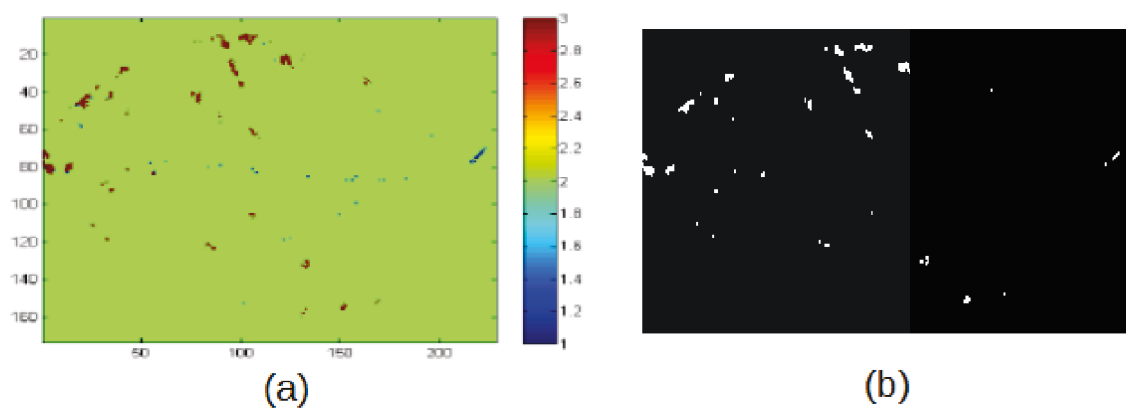


FIGURE 6.19: (a) : l'image de degrés d'appartenance de la feuille nécrosée, (b) : l'image traitée par les opérateurs morphologiques

On peut noter sur la figure 6.19 des taches rouges appartenant à la classe Nécrose. Les positions de ces taches correspondent aux positions des taches de nécrose dues au stress thermique identifiées ce qui prouve la bonne sensibilité du modèle. Les zones saines de la feuille sont classifiées dans la

bonne classe Sain et pas de taches prédites comme Tavelure. Ainsi, le modèle a assuré une bonne discrimination entre les différentes classes.

Selon l'analyse de ces différents résultats, on peut déduire que le modèle SIMCA est performant. Il a permis la discrimination entre les différentes classes avec une bonne sensibilité et spécificité. Par conséquent, l'idée d'établir un modèle différent pour chacune des classes avant d'en faire la synthèse permet d'améliorer notablement la robustesse.

6.4 Conclusion

Le modèle PLS-DA SWIR, établi pour la discrimination des deux classes Tavelure et Sain, a prédit des zones de nécrose issues d'un nouveau type du stress "le stress thermique" comme des taches de tavelure. Ce résultat a ainsi remis en question la robustesse du modèle.

Afin d'améliorer la robustesse, nous avons testé deux approches ayant deux principes différentes : La première approche consistait à établir un modèle qui discrimine un maximum nombre de classes en modélisant la différence qui existe entre eux. Nous avons choisi de simplifier le test de cette approche en ajoutant une seule nouvelle classe le stress thermique. Ainsi, nous avons établi un modèle PLS-DA à trois classes. Les résultats montrent que ce modèle nécessite une grande dimensionnalité pour pouvoir discriminer les différentes classes ce qui prouve leur fortes similitudes. Avoir un grand nombre de variables latentes augmente le risque d'inclure dans le modèle des composantes non significatives basées sur du bruit et cela généralement détériore les performances du modèle. Cette dégradation s'est essentiellement avérée lors du test de ce modèle sur les images hyperspectrales des feuilles par de nombreux faux positifs. De plus, le modèle n'a pas pu clairement discriminer entre les deux classes Tavelure et Sain. L'ajout d'une seule nouvelle classe a complexifié la discrimination et a nécessité un espace d'étalonnage de dimension importante. Par conséquent, apprendre un modèle pour reconnaître un nombre plus élevé de classes, va nécessiter un nombre plus important de variables latentes. Un nombre important des variables latentes va alors détériorer encore les performances du modèle ce qui rend cette méthode n'est pas adaptée à l'amélioration de la robustesse.

La deuxième approche consistait à modéliser chaque classe afin de travailler avec des groupes homogènes nécessitant moins de variables pour les décrire et permettant ainsi de reconnaître une classe parmi les autres. Le test de cette approche par la méthode SIMCA a amélioré notablement les résultats de classification. Le modèle a montré une bonne discrimination entre les classes et une bonne sensibilité et spécificité en le testant sur les images hyperspectrales des feuilles. Cette méthode s'est avérée adaptée pour améliorer la robustesse d'un modèle prédictif. Cependant, elle atteint évidemment ses limites lorsque le volume de données est faible et ne permet pas d'avoir dans chaque classe suffisamment d'individus de chaque catégorie à prédire.

Chapitre 7

Conclusion et Perspectives : Du labo au champ

La lutte contre la tavelure du pommier représente des coûts importants tant au niveau de l'utilisation répétitive des fongicides que du temps alloué à la gestion de la maladie. De plus, la réduction des intrants est incluse actuellement dans un vaste programme environnemental mondial ce qui rend crucial l'amélioration des méthodes de lutte. Par conséquent, en plus de la bonne gestion, du bon choix du moment et du positionnement des traitements, la détection précoce des maladies à traiter s'est avérée primordiale. La détection et le suivi de l'apparition des symptômes des maladies avant qu'elles ne soient visibles à l'oeil nu permettent à la fois la réduction des coûts de gestion et la protection de l'environnement ce qui constitue une avancée dans le monde agricole.

Les méthodes de détection des maladies directes (méthodes visuelles, sérologiques, moléculaires) présentent un potentiel intéressant pour le diagnostic et l'identification des maladies des plantes. Toutefois, la plupart de ces techniques sont destructives, coûteuses, et parfois difficiles à appliquer ce qui limite leur utilisation. De plus, elles permettent une détection post-symptomatique du stress et ne peuvent être appliquées que sur un nombre limité de plantes. Ainsi, d'autres méthodes innovantes, visant à une détection précoce, indirecte et non destructives des maladies du végétal pourraient jouer un rôle majeur dans le monde de la détection des maladies.

Les méthodes de détection indirectes, plus précisément, les capteurs optiques (spectromètres ponctuels, imagerie de fluorescence, imagerie hyperspectrale) se sont avérés les outils de détection précoce les plus pertinents. Ils sont précis, non destructifs et peu coûteux. Parmi les différents types de capteurs optiques, l'imagerie hyperspectrale a un potentiel très intéressant. Grâce à la richesse des informations spectrales et spatiales offertes par cette technologie, elle constitue un outil performant pour détecter et suivre l'évolution des maladies des plantes.

Cette thèse a porté sur l'exploration du potentiel de l'imagerie hyperspectrale comme un outil de détection précoce de la tavelure du pommier. Nous avons adopté une démarche expérimentale pour répondre à un certain nombre de questions scientifiques :

- Est-il possible de détecter précocement la tavelure par imagerie hyperspectrale ? À partir de quel moment après l'infection ?
- Quelle est la gamme spectrale adaptée pour une détection précoce de la tavelure ?

- Le modèle adapté à la détection précoce est-il robuste ? Peut-on discriminer les signaux spécifiques à la tavelure des signaux d'autres types du stress ?
- Comment améliorer la robustesse du modèle ?

Tout d'abord, nous avons vu le protocole expérimental mis en place pour construire une base des images hyperspectrales adaptées pour répondre à ces questions scientifiques. Des images hyperspectrales des feuilles saines et inoculées ont été quotidiennement acquises dans des conditions laboratoire du jour DO2 au jour D11 après l'inoculation. Un modèle de classification PLS-DA établi à un stade avancé de l'infection dans deux gammes spectrales SWIR et VNIR a été appliqué sur les séries des images hyperspectrales des feuilles inoculées et saines.

Nous avons étudié dans un premier temps le potentiel de la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) pour la détection précoce de la tavelure. Les résultats ont suggéré que des bonnes prédictions peuvent être obtenues par le test du modèle PLS-DA SWIR et ils ont ainsi prouvé que la gamme spectrale SWIR (1000 - 2500 nm) est adaptée pour une détection précoce de la tavelure. Les taches de la tavelure ont été détectées sur les images hyperspectrales acquises dans cette gamme à partir de deux jours D02 après l'inoculation. Nous avons également montré qu'à un stade précoce, la bande spectrale autour du 1940 nm est la plus discriminante des taches de la tavelure. Ainsi, nous avons déduit que l'infection affecte la teneur en eau des tissus infectés dès les premiers jours de l'infection.

Nous avons étudié dans un deuxième temps le potentiel de la gamme spectrale VNIR (400 - 1000 nm). Les résultats ont montré que le modèle PLS-DA VNIR est sensible aux taches de la tavelure qu'à un stade avancé de l'infection. De plus, le modèle se caractérise par une mauvaise sélectivité. Il a prédit plusieurs faux positifs. Ainsi, contrairement au modèle établi dans la gamme SWIR, le modèle PLS-DA VNIR n'est pas adapté pour une détection précoce des taches de la tavelure.

La robustesse du modèle PLS-DA SWIR a été ensuite évaluée dans le chapitre suivant. Nous avons vu que ce modèle a prédit des taches de nécrose issues d'un autre type de stress comme des taches de tavelure ce qui a remis en question sa robustesse. Afin d'améliorer la robustesse, nous avons testé deux approches différentes. La première approche consistait à établir un modèle qui discrimine un maximum nombre de classes en modélisant la différence qui existe entre eux. Le test de cette approche a été simplifié en ajoutant une seule nouvelle classe les nécroses dues au stress thermique. Ainsi, nous avons établi un modèle PLS-DA à trois classes. Les résultats ont montré que ce modèle nécessite une grande dimensionnalité pour pouvoir discriminer les différentes classes ce qui a prouvé leur fortes similitudes. La deuxième approche consistait à modéliser chaque classe afin de travailler avec des groupes homogènes nécessitant moins de variables pour les décrire. Le test de cette approche par la méthode SIMCA a amélioré notablement les résultats de classification. Le modèle a montré une bonne discrimination entre les classes et une bonne sensibilité et spécificité en le testant sur les images hyperspectrales des feuilles. Ainsi, la méthode SIMCA s'est avérée adaptée pour améliorer la robustesse d'un modèle prédictif.

Notre étude a prouvé le potentiel de l'imagerie hyperspectrale acquise dans la gamme spectrale SWIR pour la détection précoce de la tavelure. Cependant, toutes les mesures expérimentales de notre étude ont été réalisées dans des conditions laboratoires optimales : Les deux caméras étaient fixes sur le banc d'acquisition. L'éclairage a été assuré par deux lampes halogènes convenables à chaque caméra. L'angle et la position de la feuille ont été maîtrisées. La feuille a été bien étalée et horizontalement fixée sous la caméra lors de l'acquisition de l'image grâce à l'utilisation d'une plaque de fixation aimantée. Le dispositif d'acquisition a été installé de manière permanente dans une salle noire fermée limitant ainsi l'influence des facteurs externes. Par conséquent, notre dispositif expérimental de laboratoire n'est pas adapté pour des mesures extérieures dans des conditions naturelles.

En extérieur, contrairement aux conditions laboratoires maîtrisées, l'acquisition des images sera perturbée par plusieurs facteurs optiques notamment liés à l'effet de l'éclairage, à la géométrie de prise de vue et également à l'instrument lui-même. La caméra Hyperspectral utilisée au laboratoire est chère, volumineuse et lourde. Il est alors compliqué de l'adapter à des conditions d'acquisition en plein champ. Ainsi, il est crucial de simplifier l'instrument de mesure en passant de l'hyperspectral au multispectral par la mise en place d'un petit capteur avec un nombre limité de bandes spectrales spécifiques à la détection de la maladie.

Dans cette partie de perspectives, nous proposons quelques approches permettant d'initier des voies de recherche pour l'élaboration d'un instrument de terrain adapté à la détection précoce de la tavelure avec seulement quelques bandes spectrales.

7.1 Sélection des variables

Pour réduire le nombre de bandes utilisées pour l'instrument terrain, nous avons testé une méthode de sélection de variable, la méthode CovSel (ROGER et al., 2011). Cette méthode sélectionne les variables en se basant sur le maximum de la covariance entre X et y.

CovSel a été testée sur la base d'étalonnage extraite des différents stades de l'infection D11, D03 et D02. La figure 7.1 présente les spectres moyens des deux classes Tavelure et Sain. Les variables sélectionnées par CovSel sont présentées sur la figure par les lignes bleues.

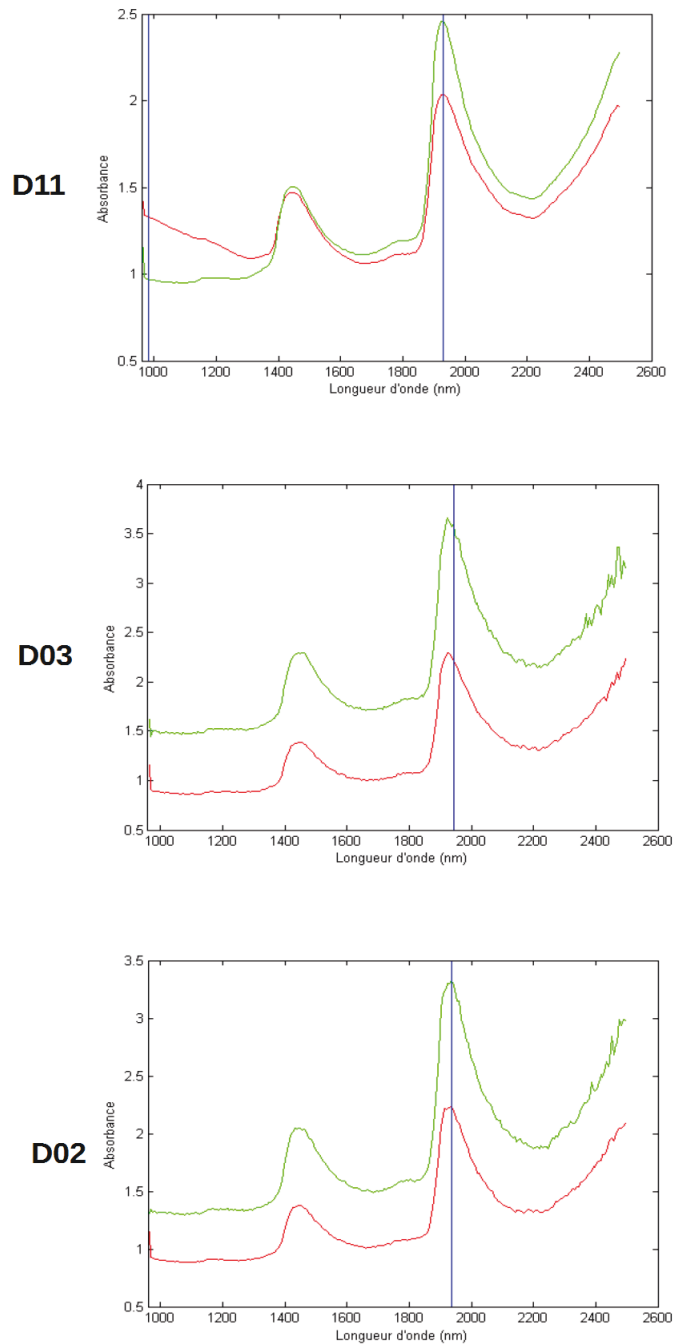


FIGURE 7.1: Les spectres moyens des deux classes : Classe Tavelure (en rouge), classe Sain (en vert). Les variables sélectionnées présentées par des lignes bleues

Les résultats montrent qu'à un stade avancé D11, deux variables sont sélectionnées. La première à 980 nm et la deuxième à 1936 nm. Ces deux variables, ensemble, permettent à la fois de mesurer la différence de pente et la différence de hauteur de pic, qui sont deux caractéristiques discriminantes qui ont été mises en évidence dans le chapitre 4.3. Pour un stade précoce de l'infection présenté par

les résultats des jours D03 et D02, une seule variable 1936 nm, autour de la bande d'absorption de l'eau à été sélectionnée.

CovSel a donné de bons résultats de réduction de nombre variables. Cependant, les variables sélectionnées et leur nombre ne sont pas constants. Ils dépendent du stade de l'évolution de l'infection ce qui met en cause la pertinence du choix des variables utilisées. Par contre, à partir des résultats de cette méthode, nous pouvons dégager certaines déductions intéressantes : Premièrement, la bande spectrale 1936 nm, spécifique à l'absorption de l'eau, a un effet discriminatoire majeur à différents stades de l'infection. Deuxièmement, l'utilisation de deux bandes spectrales peut suffire pour détecter la tavelure à un stade avancé. Troisièmement, une seule variable 1936 nm a été sélectionnée pour discriminer la tavelure à un stade précoce.

Ainsi, en se basant sur ces résultats, nous proposons trois autres approches (détaillées plus-bas) ayant des principes différents permettant de simplifier l'instrument de terrain. La première consiste à acquérir une image en une seule longueur d'onde. La deuxième consiste à établir un indice spectral en utilisant deux longueurs d'onde spécifiques. La dernière approche consiste à étudier de près la différence existante entre les spectres des différentes classes au niveau de la bande ayant l'effet discriminatoire majeur, par exemple, détecter un décalage spectral au niveau de la bande discriminante.

7.2 Image à une seule longueur d'onde

En spectroscopie, connaître la luminance d'un objet en une seule longueur d'onde ne suffit pas pour étudier sa réponse spectrale. Il est toujours indispensable de se référer à des mesures acquises dans des longueurs d'onde voisines pour s'affranchir des effets multiplicatifs, dus aux différences de géométrie, de la source lumineuse et de réponse du capteur. Donc, soit nous mesurons d'autres longueurs d'onde et nous établissons des ratios, qui éliminent les effets multiplicatifs, soit nous mesurons une image à une seule longueur d'onde et nous travaillons sur les différences entre les pixels par des outils de traitement d'image. Ainsi, en se basant sur les résultats de CovSel, nous proposons d'acquérir une image d'une feuille du pommier infectée à 1936 nm qui est la variable la plus adaptée à une détection précoce de la tavelure.

La figure 7.2 montre l'image de la feuille tavelée à 1936 nm pour les deux jours D11 et D05.

Comme nous pouvons le voir sur l'image de la feuille tavelée à D11, des zones de différentes couleurs peuvent être différenciées. Les positions des zones rouges-jaunâtres sur l'image correspondent aux positions des zones tavelées sur la feuille. À un stade précoce D05, nous pouvons différencier sur l'image de la feuille des petites taches de couleur claire (entourées par des cercles rouges). Les positions de ces zones correspondent aux taches de la tavelure. Ainsi, en se basant dans un premier temps sur la différence du contraste et des intensités, nous sommes capables de différencier des zones sur l'image acquise en une seule longueur d'onde 1936 nm. Cependant, l'application des outils de traitement d'image est crucial pour pouvoir établir une solide discrimination entre les zones différenciées.

7.3 Indice 1450/1940

Un grand nombre d'indices spectraux ont été développés afin de caractériser et analyser le couvert végétal. Ils ont été créés pour éliminer les effets multiplicatifs, restreindre le nombre de bandes spectrales utilisées et simplifier la mesure (BARTHOLOME, 1988) (KAUFMAN et TANRE, 1992). Le principe de la méthode consiste à relier entre-elles certaines caractéristiques de la végétation et les valeurs de

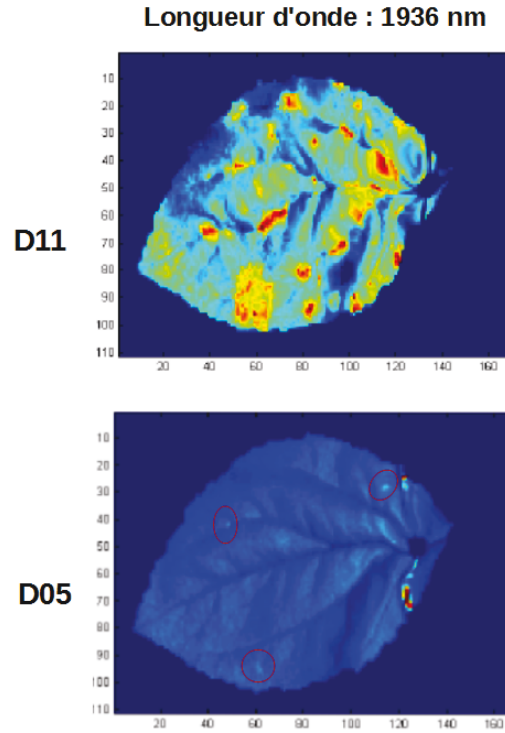


FIGURE 7.2: L'image de la feuille tavelée à 1936 nm acquise à D11 et D05

réflectance acquises dans deux ou plusieurs bandes spectrales d'un capteur (BARET et GUYOT, 1991) (RICHARDSON et WIEGAND, 1977). Ils ont l'avantage d'être rapides et faciles à mettre en oeuvre. Ils prennent la forme soit d'expressions très basiques (simple différence ou simple ratio), soit de formules beaucoup plus complexes (PEÑUELAS et al., 1993). Ainsi, nous proposons un indice reliant les valeurs de réflectance acquises dans les deux longueurs d'onde spécifiques à l'absorption de l'eau 1450 nm et 1940 nm. L'eau, comme nous avons déjà montré est le facteur discriminant majeur de détection de la tavelure à un stade précoce. l'indice I_{tav} a l'équation suivante :

$$I_{tav} = \frac{R_{1450} - R_{1940}}{R_{1450} + R_{1940}} \quad (7.1)$$

La figure 7.3 montre les résultats du test de cet indice sur la base d'étalonnage extraite des différents stades de l'infection D11, D05, D03, D02.

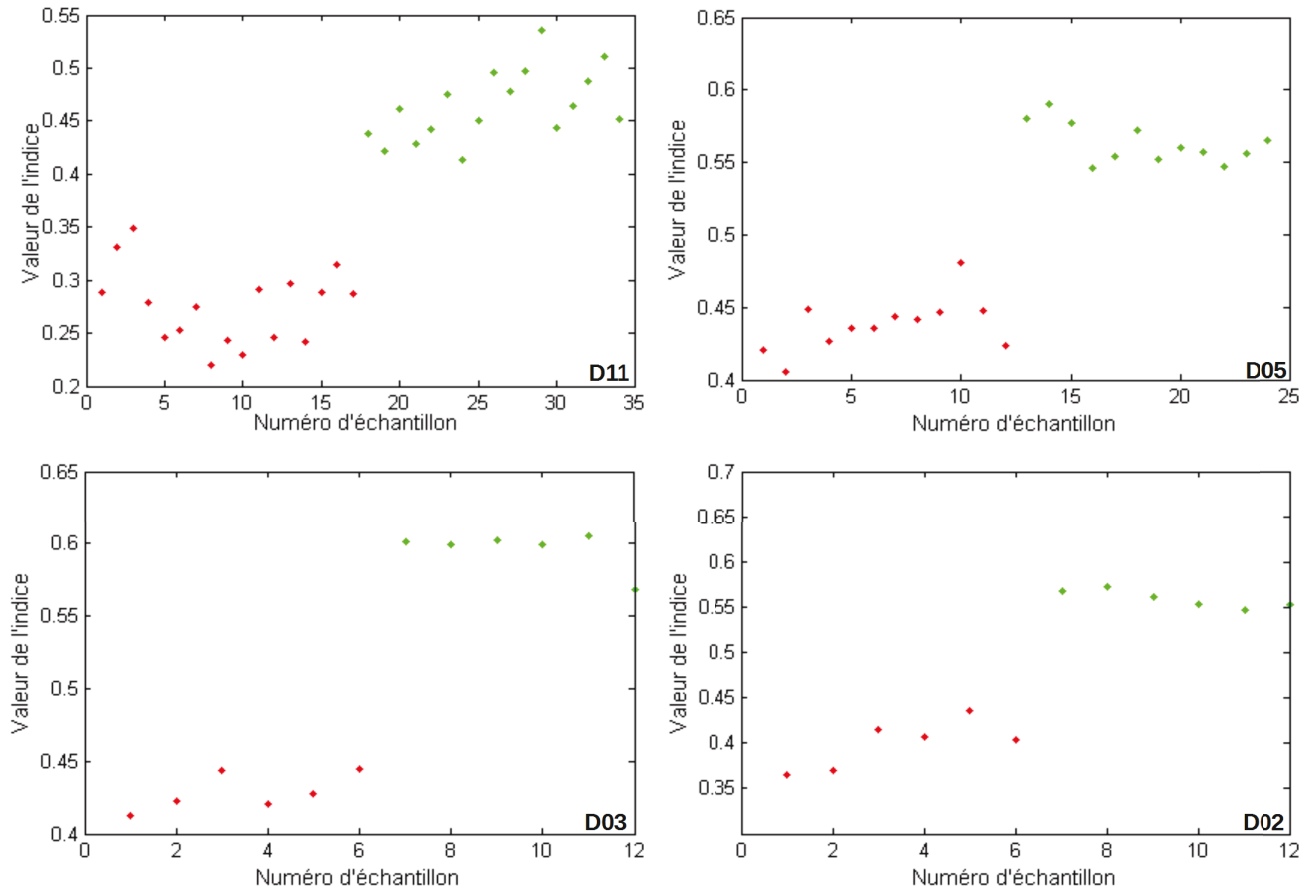


FIGURE 7.3: Test de l'indice I_{tav} sur l'ensemble d'étalonnage de D11, D05, D03 et D02, classe Sain (en vert), classe Tavelure (en rouge)

Comme nous pouvons le voir sur l'image D11, les spectres des deux classes Sain et Tavelure sont bien classifiés ce qui prouve la bonne performance de notre indice. Cette performance apparaît également à stade très précoce de l'infection. L'indice est capable de discriminer les spectres de la classe Tavelure à partir de D02 de l'infection.

Nous avons testé cet indice sur les images hyperspectrales de la feuille tavelée.

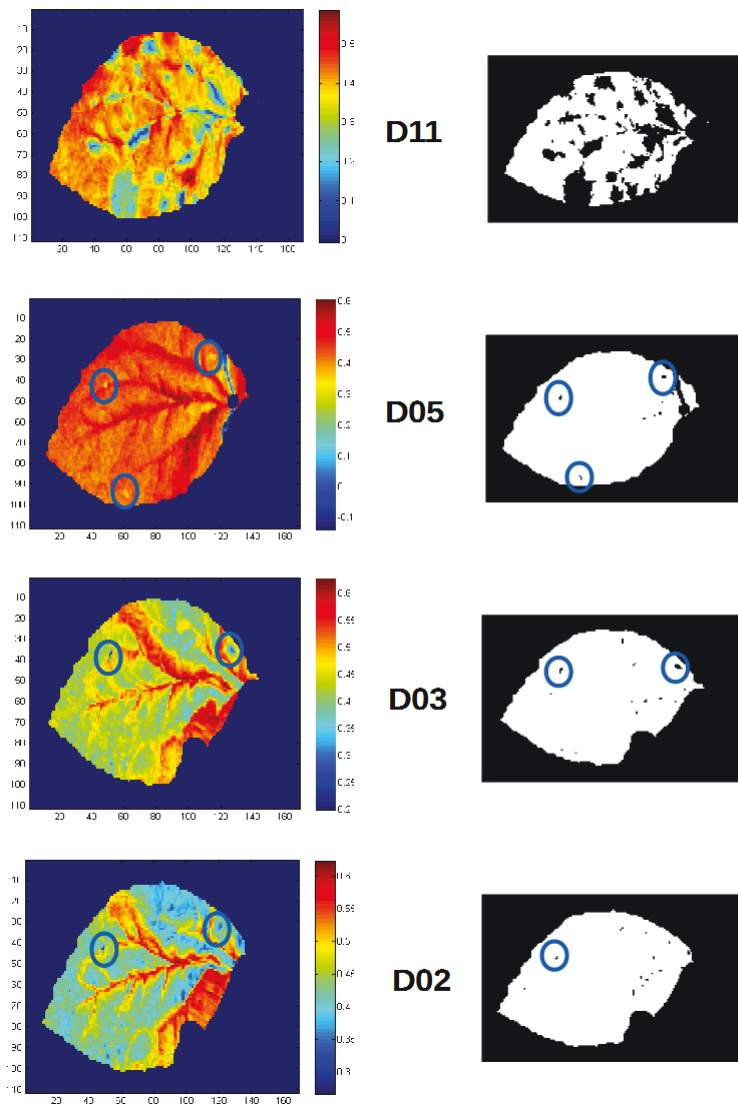


FIGURE 7.4: Test de l'indice I_{tav} sur les images hyperspectrales des jours D11, D05, D03 et D02

À un stade avancé, l'image D11 sur la figure 7.4 montre des taches bleues. Les positions de ces taches correspondent aux positions des taches de la tavelure identifiées ce qui prouve la bonne sensibilité de notre indice. Ces taches apparaissent clairement sur le résultat des traitements morphologiques. À un stade précoce, les images des jour D05, D03 et D02 montrent des petites taches correspondant aux taches de la tavelure ce qui prouve la bonne performance de notre indice. Cependant, les résultats des traitements morphologiques montrent quelques petites taches qui ne correspondent pas à des taches de tavelure.

L'indice I_{tav} a montré une bonne sensibilité à la tavelure à différents stades de l'infection. Cependant, la spécificité de cet indice sur les images reste à améliorer par exemple par des méthodes de pré-traitements et des outils de traitement d'images.

7.4 Décalage du pic

La figure 7.5 présente les deux spectres moyens des deux classes Sain et Tavelure à D11. Nous avons détecté un décalage du pic d'absorption de l'eau autour de 1940 nm entre les spectres moyens des deux classes Tavelure et Sain. Comme nous pouvons voir sur la figure, les deux spectres moyens présentent un décalage au niveau du pic de l'eau. Le pic d'absorption de l'eau du spectre moyen de la classe Tavelure tend à se décaler vers les grandes longueurs d'onde ce qui peut s'expliquer par une perte d'énergie au niveau des liaisons des molécules de l'eau. Cette constatation renforce l'hypothèse de la différence de l'état de l'eau entre les feuilles saines et infectées mise en évidence dans le chapitre 4.3.

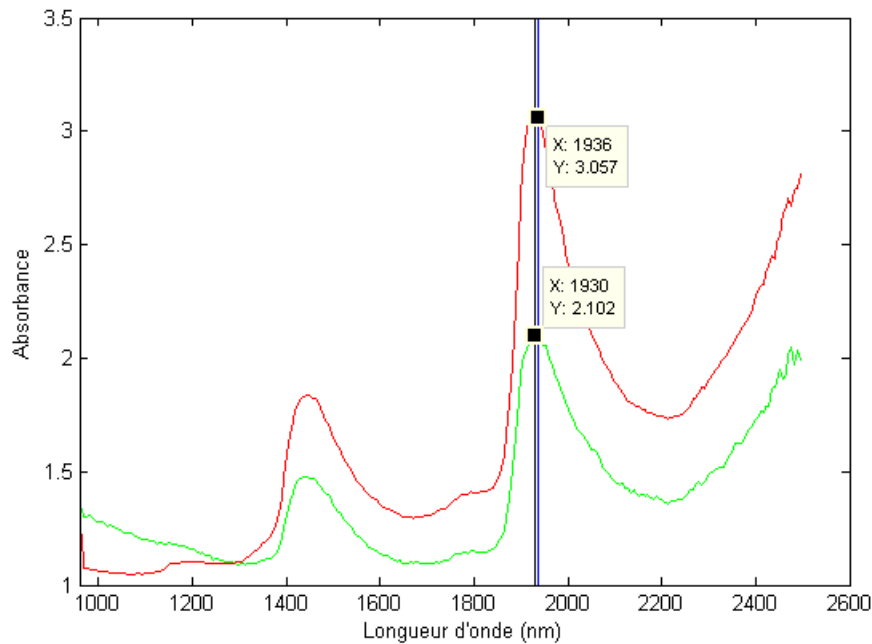


FIGURE 7.5: Les spectres moyens des deux classes Tavelure (rouge) et Sain (vert), les deux lignes présentent la position du pic de l'eau

La figure 7.6 montre la dérivée troisième des spectres moyens de deux classes. L'application de la dérivée troisième sur les spectres permet d'enlever les lignes de base et d'éliminer les pics en le mettant à zéro. Ainsi, pour étudier le décalage du pic, nous avons choisi de calculer la dérivée 3 des spectres et de mesurer la position de l'annulation du spectre dérivé autour de 1940 nm.

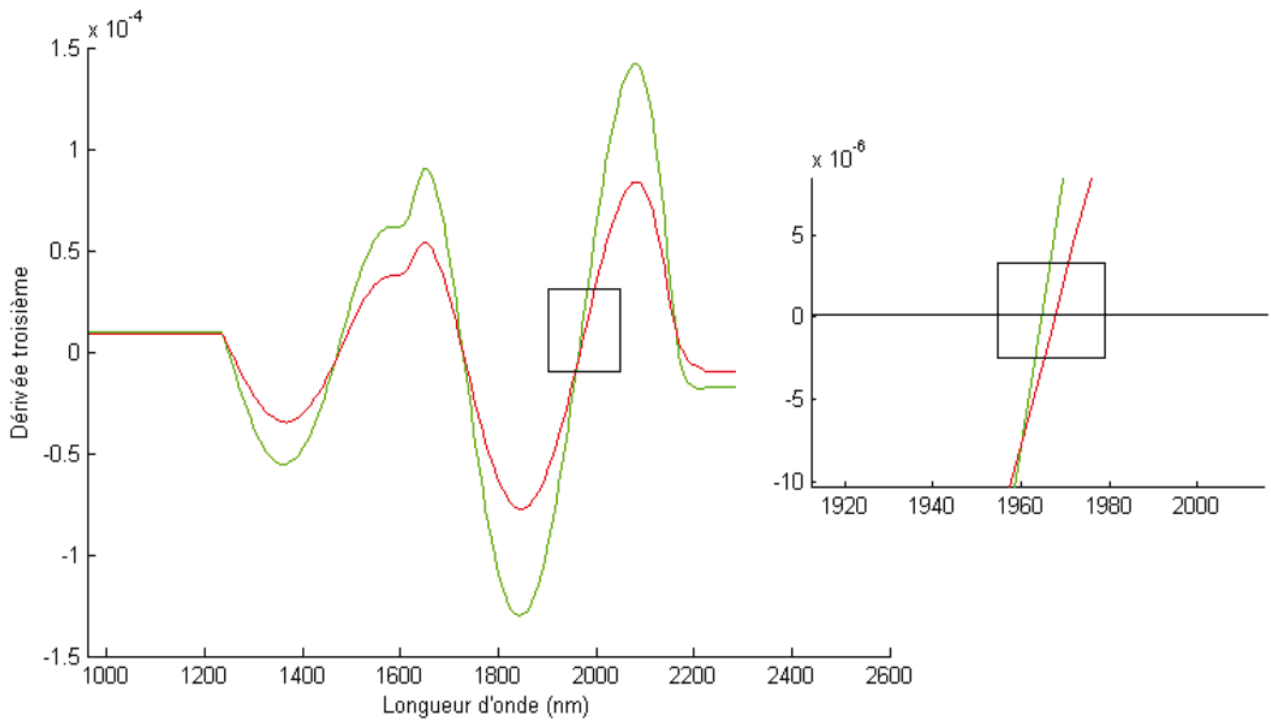


FIGURE 7.6: La dérivé 3 des spectres moyens des deux classes Tavelure (rouge) et Sain (vert)

Nous avons calculé la position de l'annulation du spectre dérivé autour de 1940 nm pour chaque spectre de l'ensemble d'étalonnage de la classe Tavelure et Sain pour les deux stades avancé D11 et précoce D02. Les résultats sont présentés par la figure ??.

Les résultats montrent clairement le décalage de la position du pic de l'eau entre les spectres Tavelure et Sain pour les deux stades avancé D11 et précoce de l'infection D02. Cependant, on remarque que le sens de décalage diffère entre le stade avancé et précoce. À un stade précoce, les pics de l'absorption de l'eau des spectres de la classe Tavelure sont décalés vers les longueurs d'onde inférieures alors qu'à un stade précoce, ils sont décalés vers les grandes longueurs d'onde. Ce résultat prouve l'effet de la tavelure sur l'état de l'eau et spécifiquement sur l'énergie des liaisons des molécules de l'eau. Cet effet est différent selon le stade de l'infection. De plus, on remarque que les positions du pic des spectres de la classe Tavelure sont très variable par rapport aux spectres Sain. Cela peut s'expliquer par la différence de degré d'infestation au niveau des taches.

Nous avons testé ce décalage du pic de l'eau autour de 1940 nm sur les images hyperspectrales de la feuille tavelée pour les deux jours D11 et D02.

L'image du jour D11 de la figure 7.8 montre des taches claires à l'intérieur de la feuille. Ces taches correspondent aux taches de la tavelure ce qui prouve la bonne sensibilité de cette méthode à la tavelure. À un stade précoce, l'image du jour D02 montre également des petites taches. Les positions

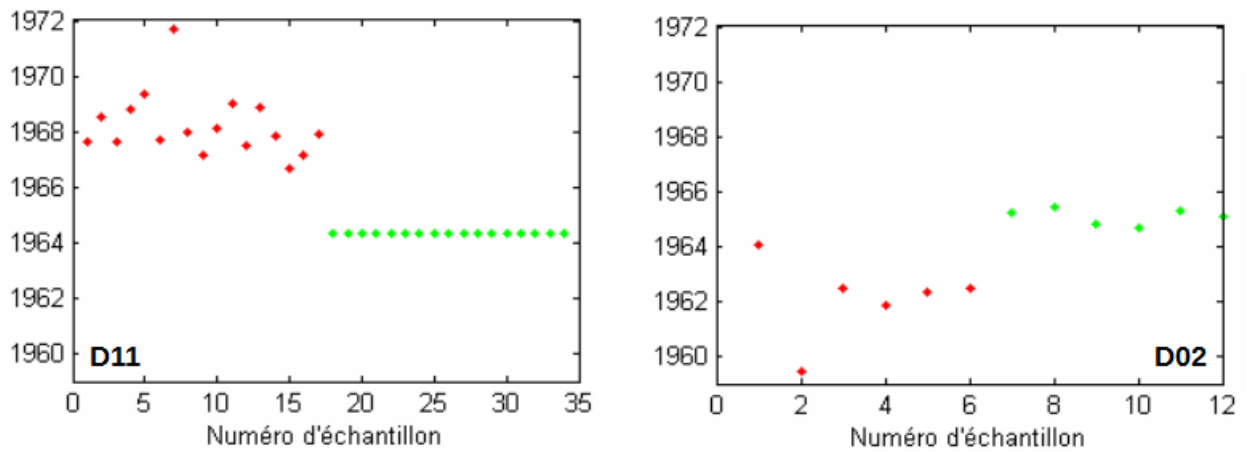


FIGURE 7.7: La position d'annulation du spectre dérivé de l'ensemble d'étalonnage des jours D11 et D02 autour de 1940 nm
Classe Tavelure (rouge), classe Sain (vert)

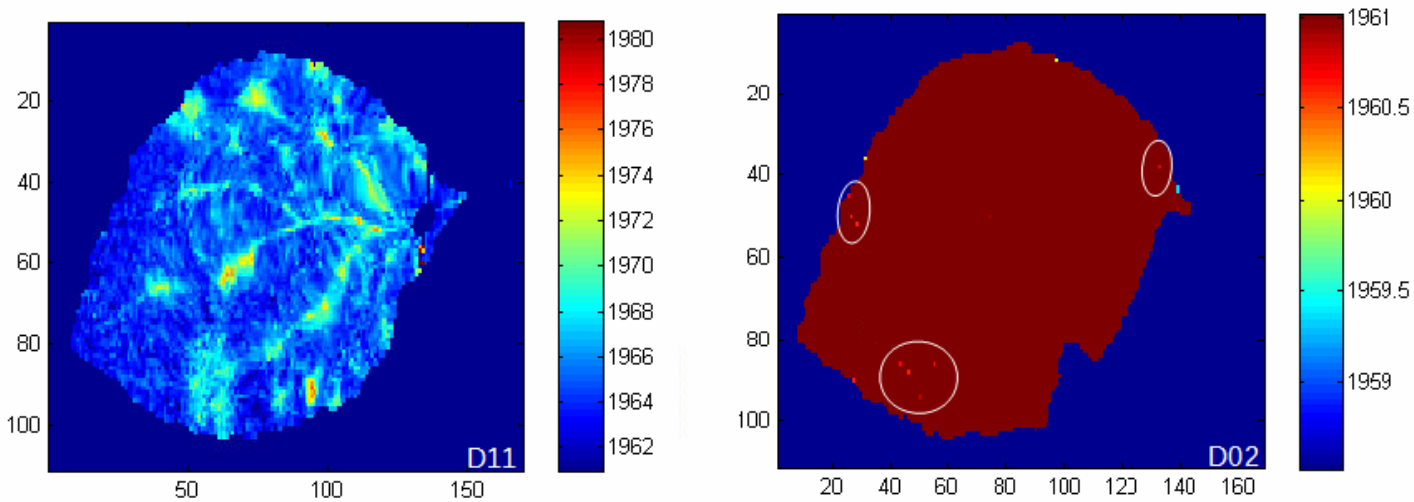


FIGURE 7.8: Test de décalage du pic d'absorption de l'eau sur les images hyperspectrales de la feuille tavelée pour D11, D05 et D02

de ces taches correspondent aux taches de tavelure identifiées.

Le test de décalage du pic sur les spectres a donné de bons résultats de discrimination à différents stades de l'infection. Cependant, une optimisation de méthode du calcul et des études plus approfondies sont nécessaires pour réussir à implémenter cette approche dans un instrument terrain.

En conclusion, notre étude a montré le potentiel de l'imagerie hyperspectrale comme outil de détection précoce d'une maladie fongique d'un arbre fruitier, la tavelure du pommier. L'exploration de cette technologie résulte de la convergence de plusieurs disciplines : chimiométrie, traitement du signal, traitement d'image, etc. Toutefois, l'adaptation de cette étude aux conditions de l'extérieur induit des questions scientifiques nombreuses et complexes. Ainsi, chaque méthode proposée pour simplifier l'implémentation de cette étude dans un instrument de terrain ouvre un pan de recherche scientifique complet, qui reste à prospecter.

Bibliographie

- ADAMS, M. L., W. D. PHILPOT et W. A. NORVELL (1999). “Yellowness index : an application of spectral second derivatives to estimate chlorosis of leaves in stressed vegetation”. In : *International Journal of Remote Sensing* 20.18, p. 3663–3675.
- ALARCON, B et al. (1990). “Differentiation of *Erwinia carotovora* subsp. *carotovora* and *Erwinia carotovora* subsp. *atroseptica* isolated from potato by Western blot and subsequent indirect ELISA”. In : *Journal of Applied Microbiology* 69.1, p. 17–24.
- APAN, A. et al. (2004). “Detecting sugarcane ‘orange rust’ disease using EO-1 Hyperion hyperspectral imagery”. In : *International journal of remote sensing* 25.2, p. 489–498.
- APAN, A., B DATT et R. KELLY (2005). “Detection of pests and diseases in vegetable crops using hyperspectral sensing : a comparison of reflectance data for different sets of symptoms”. In : *Proceedings of the 2005 Spatial Sciences Institute Biennial Conference 2005 : Spatial Intelligence, Innovation and Praxis (SSC2005)*. Spatial Sciences Institute, p. 10–18.
- AYLOR, D. E. (1998). “The aerobiology of apple scab”. In : *Plant Disease* 82.8, p. 838–849.
- BARET, F. et G. GUYOT (1991). “Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment”. In : *Remote sensing of environment* 35.2-3, p. 161–173.
- BARKER, M. et W. RAYENS (2003). “Partial least squares for discrimination”. In : *Journal of chemometrics* 17.3, p. 166–173.
- BARTHOLOME, E. (1988). “Radiometric measurements and crop yield forecasting Some observations over millet and sorghum experimental plots in Mali”. In : *International journal of remote sensing* 9.10-11, p. 1539–1552.
- BAURIEGEL, E et al. (2011). “Early detection of *Fusarium* infection in wheat using hyper-spectral imaging”. In : *Computers and Electronics in Agriculture* 75.2, p. 304–312.
- BECKERMAN, J. (2006). “Apple scab on tree fruit in the home orchard”. In :
- BELETE, T et N BOYRAZ (2017). “Critical Review on Apple Scab (*Venturia inaequalis*) Biology, Epidemiology, Economic Importance, Management and Defense Mechanisms to the Causal Agent”. In : *J Plant Physiol Pathol* 5 2, p. 2.
- BELZILE, L. (2016). “Utilisation des fongicides foliaires en grandes cultures (volet économique)”. In : *Rapport final. IRDA*.
- BOCK, C. et al. (2010). “Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging”. In : *Critical Reviews in Plant Sciences* 29.2, p. 59–107.
- BOONE, D. et G. KEITT (1952). “Induced biochemical mutants in *Venturia inaequalis*”. In : *Phytopathology* 42, p. 479.
- BOULESTEIX, A.-L. (2004). “PLS dimension reduction for classification with microarray data”. In : *Statistical applications in genetics and molecular biology* 3.1, p. 1–30.
- BOUSQUET, L. et al. (2005). “Leaf BRDF measurements and model for specular and diffuse components differentiation”. In : *Remote Sensing of Environment* 98.2, p. 201–211.
- BRAVO, C. et al. (2004). “Foliar disease detection in the field using optical sensor fusion”. In : *E-JOURNAL-CIGR* 6, p. 1–14.

- BÜNING-PFAUE, H. (2003). “Analysis of water in food by near infrared spectroscopy”. In : *Food Chemistry* 82.1, p. 107–115.
- CARISSE, O. et J. BERNIER (2002). “Effect of environmental factors on growth, pycnidial production and spore germination of *Microspphaeropsis* isolates with biocontrol potential against apple scab”. In : *Mycological Research* 106.12, p. 1455–1462.
- CARTER, G. A. et R. L. MILLER (1994). “Early detection of plant stress by digital imaging within narrow stress-sensitive wavebands”. In : *Remote sensing of environment* 50.3, p. 295–302.
- CARUSO, P. et al. (2002). “Enrichment double-antibody sandwich indirect enzyme-linked immunosorbent assay that uses a specific monoclonal antibody for sensitive detection of *Ralstonia solanacearum* in asymptomatic potato tubers”. In : *Applied and Environmental Microbiology* 68.7, p. 3634–3638.
- CEPPI, M. G. (2009). “Paramètres photosynthétiques affectant le transport d’électrons à travers le pool de plastoquinone : la densité des photosystèmes I, le contenu de chlorophylle et l’activité d’une plastoquinol-oxydase”. Thèse de doct. University of Geneva.
- CHAERLE, L. et D. VAN DER STRAETEN (2000). “Imaging techniques and the early detection of plant stress”. In : *Trends in plant science* 5.11, p. 495–501.
- (2001). “Seeing is believing : imaging techniques to monitor plant health”. In : *Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Gene Structure and Expression* 1519.3, p. 153–166.
- CHAPMAN, K. S., G. W. SUNDIN et J. L. BECKERMAN (2011). “Identification of resistance to multiple fungicides in field populations of *Venturia inaequalis*”. In : *Plant disease* 95.8, p. 921–926.
- CHEN, J.-C. et al. (2007). “Leaf chlorophyll content and surface spectral reflectance of tree species along a terrain gradient in Taiwan’s Kenting National Park”. In : *Bot Stud* 48, p. 71–77.
- CHEVALIER, M, Y LESPINASSE et S RENAUDIN (1991). “A microscopic study of the different classes of symptoms coded by the Vf gene in apple for resistance to scab (*Venturia inaequalis*)”. In : *Plant Pathology* 40.2, p. 249–256.
- COMAR, A. et al. (2012). “Wheat leaf bidirectional reflectance measurements : Description and quantification of the volume, specular and hot-spot scattering features”. In : *Remote Sensing of Environment* 121, p. 26–35.
- CSÉFALVAY, L. et al. (2009). “Pre-symptomatic detection of *Plasmopara viticola* infection in grapevine leaves using chlorophyll fluorescence imaging”. In : *European journal of plant pathology* 125.2, p. 291–302.
- DANIËLS, B. (2013). “Response of apple (*Malus x domestica*) to *Venturia inaequalis*, the causal agent of apple scab : a real-time PCR and proteomics study”. In :
- DELALIEUX, S. et al. (2007). “Detection of biotic stress (*Venturia inaequalis*) in apple trees using hyperspectral data : Non-parametric statistical approaches and physiological implications”. In : *European Journal of Agronomy* 27.1, p. 130–143.
- DELALIEUX, S. et al. (2009). “Hyperspectral indices to diagnose leaf biotic stress of apple plants, considering leaf phenology”. In : *International Journal of Remote Sensing* 30.8, p. 1887–1912.
- DELONG, E. F., G. S. WICKHAM et N. R. PACE (1989). “Phylogenetic stains : ribosomal RNA-based probes for the identification of single cells”. In : *Science* 243.4896, p. 1360–1363.
- DEVINEAU, J. L. (1990). “Propriétés spectrales de la végétation”. In : *Communication, Journées Télédétection de Bondy*.
- DEWEY, F. et G MARSHALL (1996). “Production and use of monoclonal antibodies for the detection of fungi”. In : *British Crop Protection Council Symposium Proceedings. 1996*.
- DOUGHERTY, J., R. KOHAVI et M. SAHAMI (1995). “Supervised and unsupervised discretization of continuous features”. In : *Machine Learning Proceedings 1995*. Elsevier, p. 194–202.
- DOUTÉ, S. (1998). “Modélisation numérique de la réflectance spectrale des surfaces glacées du Système Solaire. Application à l’analyse de spectres de Triton et Pluton et au traitement d’images hyperspectrales NIMS de Io”. Thèse de doct.

- ELLIS, M. et G. GROVE (1982). "Fruit rots cause losses in Ohio strawberries [Botrytis cinerea, Phytophthora cactorum]". In : *Ohio report on research and development in agriculture, home economics, and natural resources-Ohio Agricultural Research and Development Center (USA)*.
- FANG, Y. et R. P. RAMASAMY (2015). "Current and prospective methods for plant disease detection". In : *Biosensors* 5.3, p. 537–561.
- FANG, Y., Y. UMASANKAR et R. P. RAMASAMY (2014). "Electrochemical detection of p-ethylguaiacol, a fungi infected fruit volatile using metal oxide nanoparticles". In : *Analyst* 139.15, p. 3804–3810.
- FAUVEL, M., J. CHANUSSOT et J. A. BENEDIKTSSON (2007). "Classification en imagerie hyperspectrale haute résolution : utilisation conjointe de l'information spatiale et spectrale". In : *21 Colloque GRETSI, Troyes, FRA, 11-14 septembre 2007*. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images.
- GIRAUD, M et R ORTS (2006). "Tavelure du pommier Enquête nationale sur l'épisode 2004". In : *Infos CTIFL* 218, p. 31–35.
- GITELSON, A. et M. N. MERZLYAK (1994). "Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of Aesculus hippocastanum L. and Acer platanoides L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation". In : *Journal of Plant Physiology* 143.3, p. 286–292.
- GITELSON, A. A., Y. GRITZ et M. N. MERZLYAK (2003). "Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves". In : *Journal of plant physiology* 160.3, p. 271–282.
- GYGAX, M et al. (2004). "Molecular markers linked to the apple scab resistance gene Vbj derived from Malus baccata jackii". In : *Theoretical and Applied Genetics* 109.8, p. 1702–1709.
- HENRY, R. S., W. G. JOHNSON et K. A. WISE (2011). "The impact of a fungicide and an insecticide on soybean growth, yield, and profitability". In : *Crop Protection* 30.12, p. 1629–1634.
- HERSHMAN, D., P VINCELLI et C. KAISER (2011). "Foliar fungicide use in corn and soybeans". In : *Plant pathology fact sheet PFFS-MISC-05, UK Cooperative extension service, University of Kentucky, College of Agriculture*.
- HEUDE, C. (2015). "Développement de nouvelles méthodes analytiques dans l'agroalimentaire par RMN". Thèse de doct. Strasbourg.
- HILLNHÜTTER, C et al. (2011). "Remote sensing to detect plant stress induced by Heterodera schachtii and Rhizoctonia solani in sugar beet fields". In : *Field Crops Research* 122.1, p. 70–77.
- HUANG, J.-F. et A. APAN (2006). "Detection of sclerotinia rot disease on celery using hyperspectral data and partial least squares regression". In : *Journal of Spatial Science* 51.2, p. 129–142.
- JACQUEMOUD, S., J.-B. FÉRET et S. L. USTIN (2009). "Compréhension et modélisation de la couleur des feuilles. In". In : *Ecole thématique interdisciplinaire du CNRS*.
- JANSEN, R. M. et al. (2009). "Induced plant volatiles allow sensitive monitoring of plant health status in greenhouses". In : *Plant signaling & behavior* 4.9, p. 824–829.
- KAUFMAN, Y. J. et D. TANRE (1992). "Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS". In : *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30.2, p. 261–270.
- KEMPF, V. A., K. TREBESIU et I. B. AUTENRIETH (2000). "Fluorescent in situ hybridization allows rapid identification of microorganisms in blood cultures". In : *Journal of clinical microbiology* 38.2, p. 830–838.
- KIM, Y. et al. (2010). "Hyperspectral image analysis for plant stress detection". In : *2010 Pittsburgh, Pennsylvania, June 20-June 23, 2010*. American Society of Agricultural et Biological Engineers, p. 1.
- KLIOT, A. et al. (2014). "Fluorescence in situ hybridizations (FISH) for the localization of viruses and endosymbiotic bacteria in plant and insect tissues". In : *Journal of visualized experiments : JoVE* 84.
- KOBAYASHI, T et al. (2001). "Detection of rice panicle blast with multispectral radiometer and the potential of using airborne multispectral scanners". In : *Phytopathology* 91.3, p. 316–323.

- KOCH, K. A., B. D. POTTER et D. W. RAGSDALE (2010). “Non-target impacts of soybean rust fungicides on the fungal entomopathogens of soybean aphid”. In : *Journal of invertebrate pathology* 103.3, p. 156–164.
- KUCKENBERG, J., I. TARTACHNYK et G. NOGA (2009). “Temporal and spatial changes of chlorophyll fluorescence as a basis for early and precise detection of leaf rust and powdery mildew infections in wheat leaves”. In : *Precision Agriculture* 10.1, p. 34–44.
- LELONG, C. C. et al. (2010). “Evaluation of oil-palm fungal disease infestation with canopy hyperspectral reflectance data”. In : *Sensors* 10.1, p. 734–747.
- LIAGHAT, S et al. (2012). “Early Detection of Oil Palm Fungal Disease Infestation Using a Mid-Infrared Spectroscopy Technique”. In : *International Conference on Precision Agriculture, Indianapolis, Indiana, USA*.
- LICHTENTHALER, H. K. et J. A. MIEHÉ (1997). “Fluorescence imaging as a diagnostic tool for plant stress”. In : *Trends in Plant Science* 2.8, p. 316–320.
- LIEVENS, B. et al. (2006). “Real-time PCR for detection and quantification of fungal and oomycete tomato pathogens in plant and soil samples”. In : *Plant Science* 171.1, p. 155–165.
- LÓPEZ, M. M. et al. (2003). “Innovative tools for detection of plant pathogenic viruses and bacteria”. In : *International Microbiology* 6.4, p. 233–243.
- LUCK, W. A. (1974). *Structure of water and aqueous solutions*. Verlag Chemie.
- MACHARDY, W. E. et al. (1996). *Apple scab : biology, epidemiology, and management*. American Phytopathological Society (APS Press).
- MAHLEIN, A.-K. et al. (2013). “Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases”. In : *Remote Sensing of Environment* 128, p. 21–30.
- MAHLEIN, A.-K. (2016). “Plant disease detection by imaging sensors—parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping”. In : *Plant Disease* 100.2, p. 241–251.
- MAHLEIN, A.-K. et al. (2012a). “Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection”. In : *European Journal of Plant Pathology* 133.1, p. 197–209.
- (2012b). “Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection”. In : *European Journal of Plant Pathology* 133.1, p. 197–209.
- MARTINELLI, F. et al. (2015). “Advanced methods of plant disease detection. A review”. In : *Agronomy for Sustainable Development* 35.1, p. 1–25.
- MOSHOU, D. et al. (2005). “Plant disease detection based on data fusion of hyper-spectral and multi-spectral fluorescence imaging using Kohonen maps”. In : *Real-Time Imaging* 11.2, p. 75–83.
- MOSS, R. et W. LOOMIS (1952). “Absorption spectra of leaves. I. The visible spectrum”. In : *Plant Physiology* 27.2, p. 370.
- MOTER, A. et U. B. GÖBEL (2000). *Fluorescence in situ hybridization (FISH) for direct visualization of microorganisms*.
- NEDBAL, L. et J. WHITMARSH (2004). “Chlorophyll fluorescence imaging of leaves and fruits”. In : *Chlorophyll a Fluorescence*. Springer, p. 389–407.
- NOURI, M. et al. (2017a). “Near infrared hyperspectral dataset of healthy and infected apple tree leaves images for the early detection of apple scab disease”. In : *Data in brief*.
- (2017b). “Near infrared hyperspectral dataset of healthy and infected apple tree leaves images for the early detection of apple scab disease”. In : *Data in brief*.
- OERKE, E.-C. et H.-W. DEHNE (2004). “Safeguarding production—losses in major crops and the role of crop protection”. In : *Crop protection* 23.4, p. 275–285.
- OERKE, E.-C., P. FRÖHLING et U. STEINER (2011). “Thermographic assessment of scab disease on apple leaves”. In : *Precision Agriculture* 12.5, p. 699–715.
- OMASA, K. et K. TAKAYAMA (2003). “Simultaneous measurement of stomatal conductance, non-photochemical quenching, and photochemical yield of photosystem II in intact leaves by thermal and chlorophyll fluorescence imaging”. In : *Plant and Cell Physiology* 44.12, p. 1290–1300.

- ORDONEZ, C. et al. (2013). "Using hyperspectral spectrometry and functional models to characterize vine-leaf composition". In : *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 51.5, p. 2610–2618.
- OUKARROUM, A. (2007). "Vitalité des plantes d'orge (" *Hordeum vulgare*" L.) en conditions de stress hydrique et thermique analysée par la fluorescence chlorophyllienne". Thèse de doct. University of Geneva.
- PEÑUELAS, J et al. (1993). "The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status". In : *International journal of remote sensing* 14.10, p. 1887–1905.
- PROCTOR, J. et al. (1983). "Prediction of apple scab. Reduction of spraying". In : *Highlights of agricultural research in Ontario*.
- RICHARDSON, A. J. et C. WIEGAND (1977). "Distinguishing vegetation from soil background information". In : *Photogrammetric engineering and remote sensing* 43.12, p. 1541–1552.
- ROGER, J.-M. (2005). "Développements chimiométriques pour améliorer la robustesse des mesures spectrométriques appliquées aux agro-procédés". Habilitation à diriger des recherches. Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc.
- ROGER, J.-M., F. CHAUCHARD et V. BELLON-MAUREL (2003). "EPO-PLS external parameter orthogonalisation of PLS application to temperature-independent measurement of sugar content of intact fruits". In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 66.2, p. 191–204.
- ROGER, J. et al. (2011). "CovSel : variable selection for highly multivariate and multi-response calibration : application to IR spectroscopy". In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 106.2, p. 216–223.
- ROSENBERGER, D. (1990). "Apple disease management". In : *Management guide for low-input sustainable apple production. USDA Sustainable agriculture apple production project* 33-49, p. 40–45.
- SANDSKÄR, B. (2003). *Apple scab (Venturia inaequalis) and pests in organic orchards*. T. 378.
- SANKARAN, S., R. EHSANI et E. ETXEBERRIA (2010). "Mid-infrared spectroscopy for detection of Huanglongbing (greening) in citrus leaves". In : *Talanta* 83.2, p. 574–581.
- SANKARAN, S. et al. (2013). "Huanglongbing (citrus greening) detection using visible, near infrared and thermal imaging techniques". In : *Sensors* 13.2, p. 2117–2130.
- SAVITZKY, A. et M. J. GOLAY (1964). "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures." In : *Analytical chemistry* 36.8, p. 1627–1639.
- SCHAAD, N. W. et R. D. FREDERICK (2002). "Real-time PCR and its application for rapid plant disease diagnostics". In : *Canadian journal of plant pathology* 24.3, p. 250–258.
- SCHUMANN, G. L., C. J. D'ARCY et al. (2006). *Essential plant pathology*. American Phytopathological Society (APS Press).
- SHAFRI, H. Z., M. I. ANUAR et M. I. SARIPAN (2009). "Modified vegetation indices for Ganoderma disease detection in oil palm from field spectroradiometer data". In : *Journal of Applied Remote Sensing* 3.1, p. 033556–033556.
- SHAFRI, H. Z. M. et M. I. ANUAR (2008). "Hyperspectral signal analysis for detecting disease infection in oil palms". In : *Computer and Electrical Engineering, 2008. ICCEE 2008. International Conference on*. IEEE, p. 312–316.
- SIMS, D. A. et J. A. GAMON (2002). "Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages". In : *Remote sensing of environment* 81.2-3, p. 337–354.
- SMITH, R. B. (2006). "Introduction to hyperspectral imaging". In : *Microimages*. Retrieved on June 30, p. 2008.
- SOILLE, P. (2013). *Morphological image analysis : principles and applications*. Springer Science & Business Media.

- SOLOMON, J et B ROCK (1985). "Imaging spectrometry for earth remote sensing". In : *Science* 228.4704, p. 1147–1152.
- SORIANO, J. et al. (2009). "Identification and mapping of the novel apple scab resistance gene Vd3". In : *Tree Genetics & Genomes* 5.3, p. 475–482.
- TAKAYAMA, K. et al. (2011). "Early Detection of Drought Stress in Tomato Plants with Chlorophyll Fluorescence Imaging practical Application of the Speaking Plant Approach in a Greenhouse". In : *World Congress*. T. 18. 1, p. 1785–1790.
- TAMBE, S. B. et al. (2013). "Image Processing (IP) Through Erosion and Dilation Methods". In : THOMAS, S. et al. (2017). "Benefits of hyperspectral imaging for plant disease detection and plant protection : A technical perspective". In : *Journal of Plant Diseases and Protection*, p. 1–16.
- TRUMBLE, J. T. (1998). "IPM : overcoming conflicts in adoption". In : *Integrated Pest Management Reviews* 3.4, p. 195–207.
- TUFFERY, S. (2005). "Améliorer les performances d'un modèle prédictif : perspectives et réalité." In : *DMAS*, p. 45–72.
- UMASANKAR, Y., G. C. RAINS et R. P. RAMASAMY (2012). "Electroanalytical studies on green leaf volatiles for potential sensor development". In : *Analyst* 137.13, p. 3138–3145.
- VAILLANCOURT, L. et J. HARTMAN (2000). "Apple scab". In : *The Plant Health Instructor*.
- VENZ, S et B DICKENS (1991). "NIR-spectroscopic investigation of water sorption characteristics of dental resins and composites". In : *Journal of Biomedical Materials Research Part A* 25.10, p. 1231–1248.
- VIGIER, B. J., E. PATTEY et I. B. STRACHAN (2004). "Narrowband vegetation indexes and detection of disease damage in soybeans". In : *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 1.4, p. 255–259.
- VIGNEAU, N. (2010). "Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage : application à la concentration en azote du blé". Thèse de doct. Montpellier, SupAgro.
- VINCOURT, S. (2016). "Mémoire Master 2". In : *Mars*.
- WANG, X et al. (2008). "Spectral prediction of *Phytophthora infestans* infection on tomatoes using artificial neural network (ANN)". In : *International Journal of Remote Sensing* 29.6, p. 1693–1706.
- WILLIAMS, P., K. NORRIS et al. (1987). *Near-infrared technology in the agricultural and food industries*. American Association of Cereal Chemists, Inc.
- WOLD, S. et M. SJÖSTRÖM (1977). "SIMCA : a method for analyzing chemical data in terms of similarity and analogy". In : ACS Publications.
- WULLINGS, B. et al. (1998). "Detection of *Ralstonia solanacearum*, which causes brown rot of potato, by fluorescent in situ hybridization with 23S rRNA-targeted probes". In : *Applied and environmental microbiology* 64.11, p. 4546–4554.
- XIE, C. et al. (2015). "Detection of early blight and late blight diseases on tomato leaves using hyperspectral imaging". In : *Scientific reports* 5, p. 16564.
- XU, L. et al. (2008). "Ensemble preprocessing of near-infrared (NIR) spectra for multivariate calibration". In : *Analytica chimica acta* 616.2, p. 138–143.
- ZEAITER, M, J. ROGER et V BELLON-MAUREL (2006). "Dynamic orthogonal projection. A new method to maintain the on-line robustness of multivariate calibrations. Application to NIR-based monitoring of wine fermentations". In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 80.2, p. 227–235.
- ZHANG, M. et al. (2003). "Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing". In : *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 4.4, p. 295–310.