UNIVERSITE DE BOURGOGNE

INRA de Dijon, UMR 1347 AGROECOLOGIE, Pôle ECOLDUR,
Equipe « Agriculture de Précision »

**THÈSE**
*Pour obtenir le grade de*
Docteur de l'Université de Bourgogne
*Discipline : Instrumentation et Informatique de l'Image*

Soutenue publiquement le *30 Octobre 2015* par

**Marie-Aure Bourgeon**

# Conception et évaluation d'un dispositif d'imagerie multi-spectrale de proxidétection embarqué pour caractériser le feuillage de la vigne.

Jury :

| | |
|---|---|
| Pr. Marie-France DESTAIN, Professeur (Université de Liège, Belgique) | **Rapporteur** |
| Pr. Gilbert GRENIER, Professeur (Université de Bordeaux, France) | **Rapporteur** |
| Pr. Bruno TISSEYRE, Professeur (Université de Montpelier) | **Président de Jury** |
| Dr. Jean-Baptiste VIOIX, Maître de Conférences, Université de Bourgogne | **Examinateur** |
| Pr. Christelle GEE, Professeur, Université de Bourgogne | **Directrice de Thèse** |
| Dr. Jean-Noël PAOLI, Maître de Conférences, Université de Bourgogne | **Co-encadrant** |
| Corinne TRARIEUX, Coordinatrice technique BIVB | **Invitée** |
| Olivier GARCIA, Chef de Projet Viticulture CIVC | **Invité** |

*A mes Parents,*

*A ma sœur et à mes frères,*

*A ma famille et amis :*

*A mes grands-pères,*

*A ma tante,*

*A ma nièce Laurine…*

*« Il est souvent nécessaire d'entreprendre pour espérer*

*et de persévérer pour réussir. »*

*Gilbert Cesbron*

# Résumé

En Viticulture de Précision, l'imagerie multi-spectrale est principalement utilisée pour des dispositifs de télédétection. Ce manuscrit s'intéresse à son utilisation en proxidétection, pour la caractérisation du feuillage. Il présente un dispositif expérimental terrestre mobile composé d'un GPS, d'une caméra multi-spectrale acquérant des images visible et proche infrarouge, et d'un Greenseeker RT-100 mesurant l'indice Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Ce système observe le feuillage de la vigne dans le plan de palissage, en lumière naturelle. La parcelle étudiée comporte trois cépages (Pinot Noir, Chardonnay et Meunier) plantés en carré latin. En 2013, six jeux de données ont été acquis à différents stades phénologiques.

Pour accéder aux propriétés spectrales de la végétation, il est nécessaire de calibrer les images en réflectance. Cela requiert l'utilisation d'une mire de MacBeth comme référence radiométrique. Lorsque la mire est cachée par les feuilles, les paramètres de calibration sont estimés par une interpolation linéaire en fonction des images les plus proches sur lesquelles la mire est visible. La cohérence de la méthode d'estimation employée est vérifiée par une validation croisée (LOOCV).

La comparaison du NDVI fournie par le Greenseeker avec celui déterminé via les images corrigées permet de valider les données générées par le dispositif. La polyvalence du système est évaluée via les images où plusieurs indices de végétation sont déterminés. Ils permettant des suivis de croissance de la végétation originaux offrant des potentialités de phénotypage ou une caractérisation de l'état sanitaire de la végétation illustrant la polyvalence et le gain en précision de cette technique.

**Mots-clefs** : viticulture de précision ; imagerie multi-spectrale ; proxidétection ; Greenseeker ; NDVI ; feuillage ; zone des grappes ; suivi de croissance ; état sanitaire ; phénotypage au champ.

# Abstract

Mutispectral imaging systems are widely used in remote sensing for Precision Viticulture. In this work, this technique was applied in the proximal sensing context to characterize vine foliage. A mobile terrestrial experimental system is presented, composed of a GPS receiver, a multi-spectral camera acquiring visible and near infrared images, and a Greenseeker RT-100 which measures the Normalized Difference Vegetative Index (NDVI). This optical system observes vine foliage in the trellis plan, in natural sunlight. The experimental field is planted with Chardonnay, Pinot Noir and Meunier cultivars in a latin squared pattern. In 2013, six datasets were acquired at various phenological stages.

Spectral properties of the vegetation are accessible on images when they are calibrated in reflectance. This step requires the use of a MacBeth colorchart as a radiometric reference. When the chart is hidden by leaves, the calibration parameters are estimated by simple linear interpolation using the results from resembling images, which have a visible chart. The performance of this method is verified with a cross-validation technique (LOOCV).

To validate the data provided by the experimental system, the NDVI given by the Greenseeker was compared to those computed from the calibrated images. The assessment of the versatility of the system is done with the images where several indices were determined. It allows an innovative follow-up of the vegetative growth, and offering phenotyping applications. Moreover, the characterization of the sanitary state of the foliage prove that this technique is versatile and accurate.

**Keywords** : Precision viticulture ; multi-spectral imaging system ; proximal sensing ; Greenseeker ; NDVI ; vine foliage ; grapes area ; growing follow-up ; sanitary state ; in-field phenotyping.

# Remerciements

Il est bien connu que la thèse de doctorat est une épreuve difficile, autant intellectuellement que physiquement. Beaucoup de personnes m'ont encadré, soutenu, encouragé (…) durant ces trois années difficiles. Le défi est de n'oublier personne dans les remerciements adressés. Si malgré tout il y a des manqués, je m'en excuse très sincèrement.

Tout d'abord, je remercie mes encadrants : *Christelle Gée,* directrice de thèse et *Jean-Noël Paoli* co-encadrant, qui m'auront guidé dans cette thèse. Je les remercie pour leur implication dans ce projet et pour m'avoir permis de participer à plusieurs conférences internationales.

Je remercie les financeurs qui ont permis la réalisation de ce projet de thèse : le Conseil Régional de Bourgogne, le Bureau des Vins de Bourgogne (BIVB) et le Comité Interprofessionnel des Vins de Champagne (CIVC), pour l'investissement financier et la confiance qu'ils ont placé dans ce sujet de thèse.

Ma réflexion et l'avancée de mes travaux a également été possible grâce à l'implication d'autres scientifiques qui sont les membres de mon comité de thèse. Je remercie sincèrement l'implication de *Bruno Tisseyre, Marielle Adrian* et *Marie-Claire Heloir,* pour leur avis, leurs conseils et leur soutien dans mes travaux de recherche. Merci à *Xavier Daire* pour son implication dans la définition des principaux axes de recherche de mon sujet de thèse.

Je tiens à remercier les membres du jury, notamment *Marie-France Destain* et *Gilbert Grenier* d'avoir accepté d'être rapporteurs de mon travail de thèse. Merci pour votre disponibilité et pour votre implication dans l'évaluation de mon travail. Je remercie les autres membres du jury, *Bruno Tisseyre, Jean-Baptiste Vioix, Corine Trarieux* et *Olivier Garcia* pour avoir honoré mon travail par l'examination et la discussion autour de mes recherches.

Je remercie les membres de l'équipe de recherche, *Sylvain Villette* et *Gawain Jones* pour m'avoir soutenu et aidé dans des corrections de travaux. J'adresse également une grande pensée à *Richard Martin*. Je remercie également les membres du CIVC : *Manon Morlet, Sébastien Debuisson, Olivier Garcia, Marie-Laure Panon, Dominique Moncomble, Jean-Paul Dhune* et *Fernand Costa* pour le temps qu'ils m'ont tous accordé pour me conseiller et

m'encourager. Je les remercie également pour leur amitié. A ces remerciements, j'associe *Laurent Panigai*.

Je remercie *Odile Meurgues* et *Corinne Trarieux*, membres du BIVB, pour leur accompagnement dans ce projet auxquels j'associe également *Franck Brossaud*. Merci à *Pierre Petitot* de la Chambre d'Agriculture de Côte d'Or pour sa disponibilité afin de m'avoir apporté son aide sur les expérimentations qui se sont déroulées en Bourgogne. Je remercie donc le *Château de Chassage-Montrachet* et le *Château de la Velle* à Meursault et *Sylvain Burgeon* du lycée viticole de Beaune pour m'avoir mis à disposition des parcelles de vigne.

Certaines des personnes citées ci-avant m'ont, en plus de leur contribution professionnelle, apporté un soutien moral et amical particulier. Merci à elles, qui se reconnaîtront j'en suis sûre ! Parmi ces personnes clefs, je ne peux ne pas citer *Christine Fant* ! Merci, merci et merci pour ta disponibilité, pour le temps que tu m'as consacré dans l'analyse statistique de mes données et m'avoir apporté du réconfort et du partage de photos de chats !

Au sein de l'UB (Université de Bourgogne), je remercie les membres de la mission doctorale et de l'Expérimentarium comme *Patrick Dutartre, Franck Dubois, Lionel Maillot, Elise Cellier-Holzem* et *Coralie Biguzzi* qui m'ont guidé dans mon épanouissement professionnel et m'ont permis de participer à des expériences de valorisation de ma recherche. Merci pour les grands moments partagés, que ce soit aux journées de l'Expé avec les enfants, les moins enfants, les grands enfants et les vieux enfants ! J'aurais bien glissé une contrepèterie dans cette phrase, mais mon côté de jeune docteure sérieuse en tous points implore son droit de véto !! Je me permets aussi de faire une illusion au concours MT180, et à sa préparation ! Merci à tous (Mylène, Angélique, Franck et Coralie) !

Durant la thèse, j'ai trouvé de nombreux exutoires. Parmi ceux-là, l'une des activités n'aurait pu être initiée par la rencontre de *Jonathan Groff*, président fondateur de PIKTODO ('Monsieur le président ^^). Merci à toi, pour m'avoir apporté du savoir-être professionnel, du savoir-vivre « thésardesque » et un nouvel axe de savoir-faire : celui de la consultance. Merci, un grand merci pour les perspectives professionnelles enrichissantes que tu m'as offert, pour les horizons professionnels que tu m'as montré et pour la confiance que tu m'as accordé. En partie grâce à toi, j'ai trouvé la voie professionnelle dans laquelle je m'épanouie et où mon doctorat est une force, un diplôme de compétences multi-disciplinaires que j'exploite. Dans cette même optique, je remercie *Vincent Pétré* qui m'a donné l'opportunité de m'initier au consulting aux entreprises innovantes découvertes par l'accélérateur de talents 33entrepreuneurs.

Pour rester dans la lancée « start-up et jeunes talents », je m'adresse à présent à *Marie Fiers* pour ses conseils, son écoute et son soutien particulièrement important dans cette dernière année de thèse. Tu t'es montré toujours disponible et attentionnée. Merci pour tes conseils qui m'ont servi pour diverses occasions : la préparation de MT 180, l'organisation du manuscrit de thèse, la première répétition de ma présentation de soutenance, mes idées de projets de création d'entreprise… Merci de m'avoir accompagné, et merci à Bill, Belle et Bulle d'avoir supporté ma présence dans les locaux !

En parlant de poissons… : passons à la tanche !!!! Merci *Marine Louargant,* ma collègue « thésarde », mon p'tit, ma poto, la copine de mon copain motard, la bretonne, la mouette…bref : Marine ! Nous avons partagé de grands moments avec beaucoup de complicité (souvent) durant mes trois années de thèse (notamment lors de ton arrivée où je n'étais pas là !!!) : le choix de Luke et de son prénom, l'arrivée, le baptême, la naissance et le décès de mes phasmes (et leur changement de litière^^), la décoration de Noël, les pauses café et les pauses dessins sur nos tableaux « de réflexion » (ou tableau blanc, mais réflexion, ça fait plus sérieux !). Merci pour les moments passé durant la conférence ECPA en Israël, notamment lors du bain dans la Mer Morte, pour m'avoir aidé à étalé la boue ! Et merci pour les blagues, j'en aurais appris quelques une grâce à toi !

Après avoir remercié mes amis de thèse ou associé de près à mes travaux, je souhaite remercier mes amis « d'ailleurs » : de moto, d'école d'ing', de stage ou d'ailleurs.

Je pense d'abord à mes Topains, qui ont pu supporter mes plaintes et mes longues phrases durant nos journées/soirées retrouvailles : *Raphaëlle Poissonnet, Morgane Stoyanov, Julia Maetz, Guillaume Heinrich, Thomas Danet et Johanna Tribut, Loic Deplaude, Honorine Adam, Guillaume Bertrandy, Pauline Bellay, Tévaï Chapas, Vérane Pagani et Lina El-Guezal.* Merci d'avoir toujours été là, par mail, par sms, par téléphone, par télépathie et que sais-je encore. Nous avons partagé de grands moments en école d'ing', puis lors de nos soirées. Mais vous avez partagé mes moments difficiles, comme si je vous passionnais avec mes histoires ! Merci à vous d'être vous… Il manque un topain dans l'histoire : *François Cochet.* Bien évidemment, tu m'as apporté le même soutien, le même appuie que les autres topains. Tu as cependant été plus impliqué qu'eux puisque nos villes de résidence (et non d'origine !!!!!) nous permettaient de nous voir fréquemment. Tu as donc dû supporter en plus ma cuisine, mes blagues et mes pantoufles dans ton placard. Je m'excuse aussi de m'être accaparé le petit chat peluche à la lavande, mais c'était pour la bonne cause !! Merci d'avoir été là pour moi, pour traverser cette épreuve et ces moments.

En élargissant le champ des possibles lorsque j'ai dû trouver un nouvel air et de nouveaux horizons, l'Aveyron m'a ouvert ses bras. *Laura Andrieu* m'a apporté un nouvel angle de vision du monde et des gens. Merci d'avoir été LA personne sur qui on peut compter (même si on n'a pas de réponse aux textos !) et qui de plus cuisine à merveille la soupe au pain. « La joie de vivre et du jambon, il n'y a pas 36 recettes du bonheur » comme le dit Karadoc dans Kaamelott (Merci Alexandre Astier soit dit en passant !). Merci à toi, *Richard Sabathier* avec qui j'appris qu'il était possible de faire de la moto en hivers lorsque la neige réside encore sur les bas-côtés, sans pour autant finir congelé (quoi qu'on a bien faillit !!). Je pense que je ne te remercierais jamais assez pour m'avoir initié au Marcillac (avec lequel je suis enfin réconciliée !), et à une autre culture du vin, entre autre.

Et à Dijon ? Merci à *Alessandra Kirsch* avec qui j'aurais partagé des galères de thèse mais aussi mes tartes aux citrons. Merci pour ton soutien et tes encouragements ; merci pour ta complicité et nos échanges constructifs.

Je me suis investie dans les associations de doctorants : EDIFICE, le réseau BT, les représentants des doctorants de l'école doctorale environnement santé de Dijon et de Besançon ainsi que les organisateurs des FJC 2013 et 2015. Merci à tous les copains et amis que j'aurais rencontré et pour les bons moments (formels et informels !) passés ensemble. J'ai d'ailleurs rencontré quelques personnes avec qui j'ai créé des affinités et que je remercie plus particulièrement :

Merci à Véro, la dame rousse ; Déborah qui m'aura permis de découvrir les mauricettes !, Matthieu le minet (avec qui j'ai trop parlé pour pouvoir faire un résumé de deux mots), Pauline avec qui on aura eu un combat commun pour les FJC, Vianney avec qui j'ai co-présidé EDIFICE, Alexandra qui a été une confidente et une collègue de squats … sans parler d'Alexandrine. Ma poulette, on en a bravé des épreuves ensemble : CX-mojitos, des rpm, un Univers, un gros nounours et des pattes de canaaard. Je ne sais pas si j'aurais pu venir à bout de cette troisième année, de ce manuscrit et de tout le reste sans nos « heures » de sport, de bavardages… Merci pour ta complicité et tous les fous rires bienfaisants que nous avons partagés.

Outre les bons moments ou les mauvais, il y en a eu des particuliers : les phases de corrections de thèse **agréables !!!** Merci, un grand merci particulier *Angélique Nahal-Touzot* et sa famille pour sa compréhension, sa complicité lors du concours MT 180, sa disponibilité, et devrais-je dire son « enthousiasme » lors des corrections « précédentes » du manuscrit. Merci à Vincent pour ses vieilles croutes que j'aime explorer des yeux, et pour ses histoires sur l'Histoire qui

me passionnent. Merci à Aristide et Théodore de m'avoir accepté comme baby-sitter (te ne pas m'avoir fait de bêtises !). Merci pour vos dessins les p'tits loups !!!!

XJ6, CBR, SV-650, MT-09 Tracer puis MT-09 tout court ! Merci à ma moto, qui m'a oxygéné l'esprit et reposé les nerfs… Et quand on est motard, on ne peut que compatir aux remerciements que j'adresse à mon destrier. Mais ce pan de moi-même a été révélé par des amis que je n'aurais pu citer ici, car ils m'ont tant apporté : des conseils de motards, de l'amitié de motards, des sorties de motards, du circuit de motards et des motos !!!! Merci à *Benoît Leclerc*, qui a été un fidèle ami et confident… et qui a été le seul à piloter ma moto ! Merci pour toutes les soirées que nous avons passé avec Michel et les pizzas, et pour le week-end au Mans !!! J'espère que nous pourrons continuer nos virées de motard même si la thèse ne sera plus là pour alimenter nos conversations !

Dans la famille des motards et des voisins en or, je remercie *Jacky*, pour avoir été là pour moi quand je suis arrivée à Longvic, quand j'y résidais, quand j'en suis partie et qui continue à être présent. Merci d'avoir été là pour veiller sur moi et sur ma moto. Merci pour ta présence qui m'a bien rendue service et qui m'a soutenu dans ces années difficiles.

Et merci à *Dédé* pour ses bons conseils !

Je voudrais remercier mes anciens professeurs tels *qu'Armand Forgeat, Chantal Lenoble, Catherine Tourte, Agnès Salasca, Patrick Meunier,* pour avoir inculqué aux élèves comme moi des connaissances et des valeurs.

Merci à mes anciens de maîtres de stage qui m'ont apporté des savoirs vivre, être et faire. Merci à *Jean-Noël Morin, Eléonore Sauvageot, Patrice Joseph, Marie-Laure Panon* et *Sébastien Debuisson.*

Je voudrais également remercier *Etienne Pétré* pour son soutien durant les dernières semaines de rédaction. Merci pour ta patience et pour le temps passé avec moi aux vignes.

Merci aussi à *Corentin Tassin* et sa famille pour son amitié, ses blagues, les soirées et pour partager sa passion pour la viticulture et l'œnologie.

Enfin, après ces quelques phrases qui essaient de témoigner la reconnaissance que j'exprime à tous ceux qui m'ont aidé, je voudrais conclure ces remerciements par une dédicace de travail à ma famille :

Merci à *Vador,* le petit chat blanc, le petit chat-bajour, mon fidèle compagnon qui m'aura soutenu tout au long de la thèse. Merci d'avoir été là de jour comme de nuit, d'avoir été un réveil si parfait et un si bon ami.

Merci à mes frères et sœur *: Pierre, Jean-Baptiste et Anaïs* d'avoir été là, d'avoir pris soin de moi à votre façon. Merci de m'avoir fait partagé vos points de vues, vos expériences, vos avis. Merci pour votre présence et votre confiance en moi malgré mes doutes… Merci à mon beau-frère *Steve* : merci de me faire progresser en anglais et d'avoir eu des mots réconfortant sur mon PhD. Merci à ma belle-sœur *Mélanie*, avec qui j'ai partagé des rires et des moments difficiles, mais qui a été là pour s'occuper de moi, et de mes cheveux en particulier !

Je suis particulièrement reconnaissante envers mes parents qui m'auront encouragés et permis d'entreprendre et de réussir mes études. **A travers cette petite phrase, je leur adresse beaucoup de gratitude.**

A vous, mes frères et sœurs, parents, je vous dédicace mon travail et l'honneur qui y a été associé.

Merci

Et merci… à toi qui lira ce manuscrit ! (si tu es en thèse, je te souhaite du courage)

# Sommaire

**Sommaire** ..... **1**

**Liste des figures** ..... **5**

**Liste des tableaux** ..... **8**

**Introduction** ..... **10**

**Partie I : Présentation du contexte : les fondements de la Viticulture de Précision et l'optimisation de la production viticole** ..... **14**

**I. Les fondements communs de la Viticulture et de l'Agriculture de Précision** **15**

1. Présentation des concepts ..... 15

2. Application du concept de Viticulture de Précision aux vignobles de Bourgogne et de Champagne ..... 19

**II. La vigne** ..... **20**

1. Physiologie générale ..... 20

2. Croissance végétative ..... 21

**III. La caractérisation de la végétation et son état sanitaire** ..... **22**

1. Caractérisation de la croissance de la végétation et prévention sanitaire ..... 22

2. Caractéristiques spectrales de la végétation et état sanitaire du feuillage ..... 24

**IV. Positionnement de la problématique** ..... **24**

**Partie II : Etat de l'art des outils et méthodes pour la caractérisation spectrale de la végétation de la vigne à la parcelle** ..... **27**

**I. Prérequis pour la caractérisation spectrale des plantes** ..... **28**

1. Généralités sur les capteurs ..... 28

2. Caractérisation spectrale des feuilles ..... 29

**II. Outils et méthodes de caractérisation de la végétation de la vigne** ..... **31**

1. Les capteurs embarqués ..... 32

2. Les capteurs « piétons » : une caractérisation de proximité ..... 38

**III. Synthèse des outils et méthodes de caractérisation de proximité du feuillage de la vigne ..... 42**

**IV. Démarche scientifique ..... 44**

**Partie III : Matériel d'acquisition des données à la parcelle et méthodes d'optimisation de la qualité des images ..... 47**

**I. Présentation de la parcelle expérimentale ..... 49**

**II. Le dispositif expérimental d'acquisition de données ..... 54**

1. Présentation générale du système de mesure ..... 54

2. La caméra multi-spectrale et éléments associés ..... 57

**Partie IV : Méthode de calibration radiométrique des images et validation via l'indice NDVI ..... 71**

**Chapitre 1 : Développement d'un protocole pour la calibration et la correction radiométrique des images ..... 73**

**I. Principe général de calibration et de correction radiométrique utilisant la mire de Macbeth ..... 74**

**II. Méthode de calibration des images expérimentales ..... 77**

1. Calibration des images « avec référence » : détermination des coefficients de correction des images ..... 77

2. Calibration des images « sans référence » à partir d'une méthode d'estimation spatiale des coefficients de correction des images ..... 82

**Chapitre 2 : Performance de la méthode de calibration des images ..... 85**

**I. Evaluation et optimisation de l'estimation des paramètres de calibration radiométrique des images par validation croisée ..... 85**

1. Evaluation de la méthode d'estimation spatiale par validation-croisée ..... 85

2. Optimisation du modèle de calibration des images : détermination du nombre optimal de patchs ..... 86

**II. Correction des images du jeu de données à partir des estimations des coefficients de ($a$I,$b$I) ..... 94**

1. Analyse de la performance de la méthode d'estimation des coefficients ($a$IWR,$b$IWR).....94

2. Vérification de la cohérence des estimations des coefficients de correction de toutes les images du jeu de données .....97

**Chapitre 3 : Validation de la méthode d'imagerie multi-spectrale pour caractériser le feuillage de la vigne via l'indice NDVI.....101**

**I. Méthode de détermination des indices de végétation NDVI.....101**

1. Méthodes de traitement des images .....101

2. Calcul des indices à partir des images.....106

3. Calcul de l'indice NDVI fourni par le Greenseeker.....106

4. Méthode de représentation spatiale des indices .....107

**II. Analyse de réflectance et comparaison des indices fournis par les techniques du Greenseeker et de l'imagerie multi-spectrale.....108**

1. Etude de la variation de la réflectance (effet rang) sur un jeu de données..108

2. Etude comparative des moyennes des indices NDVI sur la parcelle .....111

**Partie V : Etude des apports et des potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la végétation de la vigne à la parcelle .....121**

**Chapitre 1 : Présentation et particularités des indices de végétation.....124**

**I. Rappel sur l'indice de végétation NDVI fournit par le Greenseeker.....124**

**II. Indices de végétation déterminés à partir des images.....124**

1. Caractérisation combinée de la végétation.....124

2. Les indices spécifiques pour la caractérisation de la végétation.....125

**Chapitre 2 : Les apports de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection : plus de précision et de polyvalence.....129**

**I. Etude des cinétiques de développement de la végétation.....129**

1. Cinétique de croissance globale de la végétation sur la parcelle .....129

2. Evolution temporelle des indices de végétation calculés à partir des images et positionnement de l'indice $NDVI_{GS}$ selon la zone d'observation.....132

**II. Une caractérisation plus précise et polyvalente de la végétation via l'imagerie multi-spectrale pour une application à la sensibilité de la végétation aux maladies ..... 140**

1. Caractérisation des cépages, variabilité intra-parcellaire : introduction au phénotypage ..... 140

2. Prévention au risque de développement de maladies cryptogamiques : étude comparative de l'évolution de la végétation dans la zone des grappes à celle du gabarit de la vigne ..... 147

3. Etude spatio-temporelle de la variation de l'état physiologique de la végétation : vers une meilleure compréhension de l'interaction plante - sol ..... 151

**Discussion générale ..... 157**

**I. Quel bilan sur le dispositif d'acquisition d'images à la parcelle ? ..... 158**

**II. Réflexions sur la méthodologie de calibration des images ..... 160**

1. Positionnement de la mire ..... 160

2. Contrôle de la lumière ..... 161

3. Modèle de régression et d'interpolation ..... 161

**III. Discussion sur la caractérisation de la végétation de la vigne via les différents indices agronomiques ..... 162**

**IV. Potentialités de caractérisation de la végétation et perspectives de phénotypage au champ ..... 164**

**Conclusion et perspectives ..... 167**

**Références bibliographiques ..... 170**

# Liste des figures

Figure 1: Illustration de l'approche cyclique du concept d'AP et de VP, d'après (Mathews, 2013) ..... 17
Figure 2 : Spectre de réflectance d'une feuille de vigne de cépage Chardonnay acquis au spectroradiomètre FieldSpec 3 ..... 30
Figure 3: Parcelle expérimentale « Terroir », constituée de 9 blocs organisés en carré latin. ..... 50
Figure 4: Système d'acquisition de données utilisé sur le site expérimental de Champagne ..... 54
Figure 5 : Vue schématique du matériel expérimental champenois ..... 56
Figure 6 : Organisation du filtre de Bayer ..... 59
Figure 7: Sensibilité des CCD visible et proche infrarouge en fonction de la longueur d'onde ..... 60
Figure 8 : Présentation du système optique de déviation et de réfraction des rayons lumineux selon leur longueur d'onde ..... 61
Figure 9 : Présentation de la prise vue du système optique et observation du feuillage de la vigne sur les images ..... 63
Figure 10 : Photographies du damier (référence géométrique) issue de la caméra multi-spectrale, avec déformations (gauche) et avec déformations corrigées (droite) ..... 64
Figure 11 : Etape de positionnement des points de repère sur les carrés ; exemple sur une image ..... 65
Figure 12 : Position des points de repères sur les carrés et détermination du coefficient de déformation de l'image testée ..... 66
Figure 13 : Présentation du contraste entre le fond noir et la végétation pour une image RGB (gauche) et une image NIR (droite) ..... 69
Figure 14 : Charte colorimétrique de MacBeth et présentation des six patchs neutres .. 74
Figure 15 : Spectres de réflectance moyen des six patchs neutres de la charte colorimétrique de Macbeth obtenus avec le spectroradiomètre FieldSpec 3. ..... 75
Figure 16 : Régressions linéaires construites à partir des valeurs expérimentales de chaque patch de la mire pour chaque canal spectral, pour le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013. ..... 79

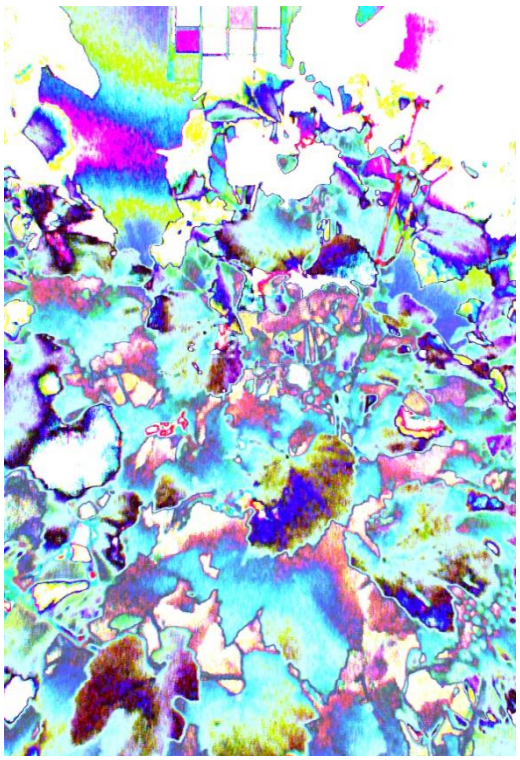
Figure 17 : Représentation de la méthode d'interpolation linéaire des coefficients (a$IWOR$,b$IWOR$) en fonction de la distance d'une image sans référence à partir des deux images « avec référence » les plus proches de l'inconnue considérée ..... 83
Figure 18 : Dispersion des valeurs de chaque patch lues sur les images « avec référence » ..... 87
Figure 19 : Evolution des indicateurs statistiques RSCE (◆) et NAE (■) en fonction du nombre de patchs considérés dans le cas des quatre jeux de données acquis en 2013... 90
Figure 20 : Cartographies des erreurs absolues dans l'estimation des paramètres ($a$I$WR$,$b$I$WR$), calculées pour la modalité 5 patchs, pour chaque canal spectral du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013 ..... 95
Figure 21 : Représentations spatiales des coefficients ($a$I,$b$I) estimés pour toutes les images du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013 ..... 98
Figure 22 : Images monochromatiques rouge (image de gauche) et proche infrarouge (image de droite) calibrées et redimensionnées, issues du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013 ..... 102
Figure 23 : Histogramme d'une image proche infrarouge ..... 103
Figure 24 : Image proche infrarouge seuillée (gauche) et image binaire (droite) ..... 104
Figure 25 : Image NDVI (droite) et image RGB calibrée en réflectance (gauche) présentant des symptômes de maladie ..... 105
Figure 26 : Schéma des fréquences de mesure du Greenseeker et moyennes successives ..... 107
Figure 27 : Exemple de la position des points de mesures « image » sur les blocs de la parcelle « Terroir » ..... 108
Figure 28 : Cartographies des indices NDVI fournis par le Greenseeker (a) et estimés à partir des images calibrées en réflectance (b) et non calibrées en réflectance (c), pour le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013..... 113
Figure 29 : Cinétique de croissance de la végétation sur la parcelle Terroir, étudiée via $NDVI_{GS,}$ « occupation du feuillage » et $NDVI_{im}$ ..... 130
Figure 30 : Image NDVI et repères de végétation visibles sur les images ..... 133
Figure 31 : Comparaison des indices spécifiques (occupation du feuillage et $NDVI_{veg}$) et combinés ($NDVI_{GS}$ et $NDVI_{im}$) pour les cépages Chardonnay, Meunier et Pinot Noir. ..... 135

Figure 32 : Suivi de la croissance de la végétation pour les cépages Chardonnay, Meunier et Pinot Noir aux niveaux « haut », « milieu », « bas » via les indices NDVIGS et occupation de la végétation ..... 141
Figure 33 : Photographies du profil d'un rang de vigne taillé selon la méthode de Chablis (image de gauche) et selon la méthode du cordon de Royat (image de droite)147
Figure 34 : Courbes d'évolution de l'indice « occupation de la végétation » déterminé sur l'image (gabarit) et dans la zone des grappes en fonction du mode de taille pour les cépages Meunier, Pinot Noir et Chardonnay..... 149
Figure 35 : Evolution spatio-temporelle de la variation de l'écart à la moyenne l'indice $NDVI_{veg}$ sur la parcelle « Terroir ». Les hachures correspondent aux zones où les données sont manquantes. ..... 153
Figure 36 : Cartographies de la réserve utile en eau de la parcelle Terroir..... 154

# Liste des tableaux

Tableau 1 : Synthèse des capteurs principalement utilisés en Viticulture de Précision pour caractériser le feuillage de la vigne ..... 43
Tableau 2 : Description des quatre jeux de données acquis durant l'année 2013 ..... 53
Tableau 3 : Synthèse des erreurs dans l'estimation de la surface des carreaux blancs .. 66
Tableau 4 : Synthèse des valeurs de réflectance RGB/NIR des patchs déterminées pour chaque canal spectral ..... 77
Tableau 5: Présentation du nombre d'images « avec référence » $I_{WR}$ et « sans référence » $I_{WOR}$ pour les quatre jeux de données ..... 81
Tableau 6 : Classement des modalités en fonction des erreurs d'estimation comptabilisées. ..... 93
Tableau 7 : Pourcentage des valeurs ($aIWR$,$bIWR$) estimées satisfaisantes au seuil de risque fixé à 10% ..... 97
Tableau 8 : Résultats du classement des valeurs de $NDVI_{veg}$ par rangs selon le test de Newman and Keuls ..... 109
Tableau 9 : Moyennes des indices NDVI calculées pour chaque rang des neuf blocs à partir d'images calibrées en réflectance et du Greenseeker pour le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013. ..... 116
Tableau 10 : Résultats de l'ANOVA à deux facteurs sans répétition réalisée à partir des données présentées dans le Tableau 9 ..... 118
Tableau 11 : Valeurs des indices de végétation $NDVI_{GS}$, « occupation végétation » et « $NDVI_{im}$ » déterminés respectivement par Greenseeker et imagerie, sur toute la parcelle à différentes dates. ..... 129
Tableau 12 : Classement des cépages et niveaux de la parcelle en fonction des valeurs de réflectance $NDVI_{veg}$ de la végétation selon le test de Newman and Keuls ..... 145

# Introduction



# Introduction

L'agriculture et la viticulture cherchent à réduire l'utilisation des intrants afin de répondre aux exigences politiques et inscrire les pratiques agricoles dans une démarche de durabilité pour la protection de l'environnement (Aubertot et al., 2005). Afin de ne pas impacter la qualité et la quantité des récoltes, il s'agit d'optimiser l'application de ces produits (Robert, 2002). Cette démarche requiert entre autre, l'usage de nouvelles techniques permettant la caractérisation précise des parcelles afin d'adapter au mieux les pratiques agricoles aux caractéristiques des plantes. Ainsi, les concepts d'Agriculture puis de Viticulture de Précision ont été définis (Pierce & Nowak, 1999; Whelan et al., 1996), visant à coordonner la caractérisation des plants et la modulation des pratiques culturales (Bramley & Proffitt, 1999). L'évolution continue du contexte de production exige une caractérisation des cultures de plus en plus précise et polyvalente à travers des indices de végétation qui permettent de mettre en avant des différences de comportement des plantes (Morlat, 2010) que nous pouvons associer à la variabilité intra-parcellaire (Pierce & Nowak, 1999). Ces indices peuvent traduire un état quantitatif et/ou qualitatif des plantes observées (Hall et al., 2002). Ces indicateurs permettent de moduler les intrants en fonction de la quantité de végétaux ou, dans le cas de la viticulture, de détecter des plants malades lors de mesures prophylactiques (détection de plants atteints de Flavescence dorée). Dans la plupart des cas, les indices de végétation sont déterminés à partir d'images multi-spectrales ou hyper-spectrales aériennes, où les caméras sont embarquées dans des satellites, avions ou drones. On parle de détection éloignée ou télédétection (Girard & Girard, 2010). Ces méthodes présentent l'avantage d'observer les parcelles de vigne à grande échelle. Néanmoins, des limites techniques perdurent comme les conditions climatiques lors de l'acquisition des images ou la résolution des images dans certains cas (Mulla, 2013), même si cette dernière s'est considérablement améliorée avec l'arrivée des drones (Taylor, 2014).

Or, pour accéder à une caractérisation plus précise de la vigne, la littérature (Bramley, 2001) présente le développement de nouvelles techniques de caractérisation de proximité ou dites de proxidétection. C'est pourquoi dès le début des années 2000 ((Bramley, 2001; Bramley & Lamb, 2003), de plus en plus de capteurs de proxidétection sont proposés. Le gain en précision est notamment privilégié par l'angle

d'observation de la vigne dans le plan de palissage, où le feuillage se développe principalement. Cependant, les capteurs proposés pour caractériser la canopée sont généralement peu polyvalents, avec une zone d'observation restreinte, difficilement embarquables et peu de systèmes commercialisés ont recourut à l'imagerie multi-spectrale pour étudier le feuillage de la vigne. Néanmoins, plusieurs travaux de recherche ont mis en évidence la capacité et quelques potentialités d'utilisation de cette technique pour caractériser la vigne à la parcelle. Nous pouvons référencer des travaux portant sur la quantification du feuillage (Diago et al., 2012), sur l'étude sanitaire de la végétation (Lloret et al., 2011) ou encore sur la reconnaissance d'organes (Fuentes et al., 2014; Whalley & Shanmuganathan, 2013). D'autres études ont montré l'importance de caractériser le feuillage de la vigne ou de maîtriser sa vigueur dans une démarche préventive de risques sanitaires de certaines maladies cryptogamiques comme le botrytis ou l'oïdium (Valdes-Gomez, 2007).

Ainsi, pour faire face à cette exigence de caractérisation de la végétation de la vigne, nous avons souhaité tester et évaluer les potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection embarquée, pour répondre à ces besoins. En ce sens, nous procéderons dans un premier temps à une présentation du contexte de l'étude afin de cibler les besoins. Dans un second temps, nous effectuerons un état des lieux des capteurs qui permettent de caractériser le feuillage de la vigne à la parcelle et de dégager les principaux manques technologiques avant de formuler une problématique scientifique. Dans une troisième partie, nous présenterons le matériel utilisé et les méthodes d'optimisation associées pour tenter de répondre à la question scientifique formulée. La partie IV présentera le protocole de calibration des images multi-spectrales ainsi que les différentes étapes d'optimisation, de tests et de validation du système. La cinquième partie sera dédiée aux applications agronomiques testées pour illustrer la polyvalence du dispositif. Dans une dernière partie, nous discuterons autour des conclusions partielles avancées tout au long du manuscrit afin de mettre en évidence les apports du système d'imagerie multi-spectrale testé et les perspectives d'améliorations ou d'applications envisageables pour caractériser un état sanitaire, une expression végétative ou pour du phénotypage au champ.

Le schéma ci-après synthétise les différentes parties et chapitres constituant ce manuscrit de thèse.

Schéma synthétisant la structure du manuscrit de thèse :

**Introduction**

**Partie I :**
Présentation du contexte : les fondements de la Viticulture de Précision et l'optimisation de la production viticole

**Partie II :**
Etat de l'art des outils et méthodes pour la caractérisation spectrale de la végétation de la vigne à la parcelle

**Partie III :**
Matériel d'acquisition de données à la parcelle et méthodes d'optimisation de la qualité des images

**Partie IV :**
Méthode de calibration radiométrique des images et validation via l'indice NDVI

- Chapitre 1 : Développement d'un protocole pour la calibration et la correction radiométrique des images
- Chapitre 2 : Performance de la méthode de calibration des images
- Chapitre 3 : Validation de la méthode d'imagerie multi-spectrale pour caractériser le feuillage de la vigne via l'indice NDVI

**Partie V :**
Etude des apports et des potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la végétation de la vigne à la parcelle

- Chapitre 1 : Présentation et particularités des indices de végétation
- Chapitre 2 : Les apports de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection : plus de précision et de polyvalence

**Discussion générale**

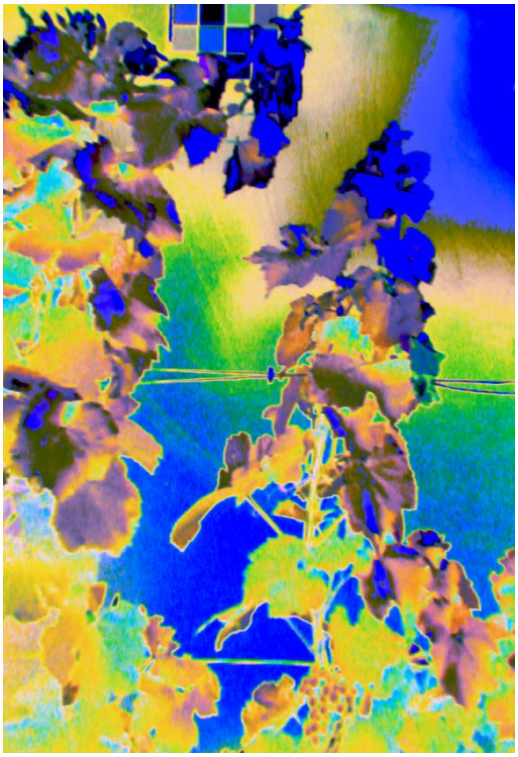
**Conclusion et perspectives**

# Partie I :

## Présentation du contexte :

## les fondements de la Viticulture de Précision

## et l'optimisation de la production viticole



# Partie I : Présentation du contexte : les fondements de la Viticulture de Précision et l'optimisation de la production viticole

**I. Les fondements communs de la Viticulture et de l'Agriculture de Précision15**

1. Présentation des concepts.....15

2. Application du concept de Viticulture de Précision aux vignobles de Bourgogne et de Champagne.....19

**II. La vigne .....20**

1. Physiologie générale .....20

2. Croissance végétative.....21

**III. La caractérisation de la végétation et son état sanitaire .....22**

1. Caractérisation de la croissance de la végétation et prévention sanitaire .....22

2. Caractéristiques spectrales de la végétation et état sanitaire du feuillage.....24

**IV. Positionnement de la problématique .....24**

# Partie I : Présentation du contexte : les fondements de la Viticulture de Précision et l'optimisation de la production viticole

## I. Les fondements communs de la Viticulture et de l'Agriculture de Précision

### 1. Présentation des concepts

Le concept de Viticulture de Précision (VP) a été fondé sur celui de l'Agriculture de Précision (Whelan et al., 1996). La viticulture de précision est une déclinaison de l'Agriculture de Précision appliquée au contexte viticole. Ces deux concepts visent à optimiser la production en se basant sur la gestion modulée des apports sur les parcelles agricoles (Sudduth, 1999).

Il apparait dans les cultures, des motifs qui traduisent l'hétérogénéité du développement des plantes et qui peut être expliquée par de multiples facteurs environnementaux (Pierce & Nowak, 1999; Bramley, 2001) : c'est la variabilité intra-parcellaire. Cette dernière évolue dans une dimension spatiale et temporelle, mais les motifs constatés restent relativement constants d'une année sur l'autre (Stafford, 2000; Bramley & Hamilton, 2004; Bramley & Lamb, 2003).

Le concept général d'Agriculture de Précision (AP) (Whelan et al., 1996; Cook & Bramley, 1998; Pierce & Nowak, 1999) défini comme étant un ensemble de méthodes basées sur l'information, destiné à optimiser la triple performance d'une exploitation agricole (Tisseyre, 2012; Stafford, 2000) :

- Technique : elle vise à adapter les pratiques culturales en fonction des particularités agronomiques internes à la parcelle, correspondant à la variabilité intra-parcellaire. Par cette voie, l'AP cherche à optimiser les rendements et/ou la qualité des récoltes (Tisseyre, 2012; Stoorvogel & Bouma, 2005) à l'aide de techniques innovantes comme les capteurs, devenant des outils d'aide à la décision lorsqu'ils sont associés à des règles de décision pour la gestion des cultures ;

- Economique : pour pérenniser l'entreprise agricole, il est nécessaire de garantir la rentabilité économique de la production. Il s'agit alors de diminuer les coûts de production en minimisant l'utilisation d'intrants (Tisseyre, 2012; Bachmaier & Gandorfer, 2008) tout en garantissant la qualité (en fonction de son utilité future) et le rendement de la culture;

- Environnementale : la protection de l'environnement est un enjeu fondamental. En effet, la santé publique comme le respect des écosystèmes sont des facteurs déterminants pour pérenniser l'agriculture. Ainsi, les réglementations orientent les pratiques agricoles pour limiter les risques d'érosion des sols, le lessivage des nitrates, etc. (Tisseyre, 2012; Bongiovanni & Lowenberg-Deboer, 2004; Stoorvogel & Bouma, 2005)

Ainsi, nous en déduisons que l'évolution de l'Agriculture de Précision est étroitement liée aux politiques agricoles ; nous pouvons citer le plan Ecophyto par exemple, qui demande la réduction de l'utilisation des intrants dans la production agricole. De même, nous constatons qu'elle nécessite une approche pluridisciplinaire qui demande l'implication de scientifiques de différents domaines (sciences et techniques, modélisation, sciences sociales, économie, etc.) afin d'adopter une approche complémentaire dans l'innovation, satisfaisant les 3 piliers présenté ci-avant.

L'AP et la VP sont décrites comme étant un concept cyclique en perpétuelle évolution (Bramley, 2001; Bramley & Hamilton, 2004) où quatre étapes successives et continues vont reconsidérer l'hétérogénéité spatiale, comme présentées dans la Figure 1 ci-après.

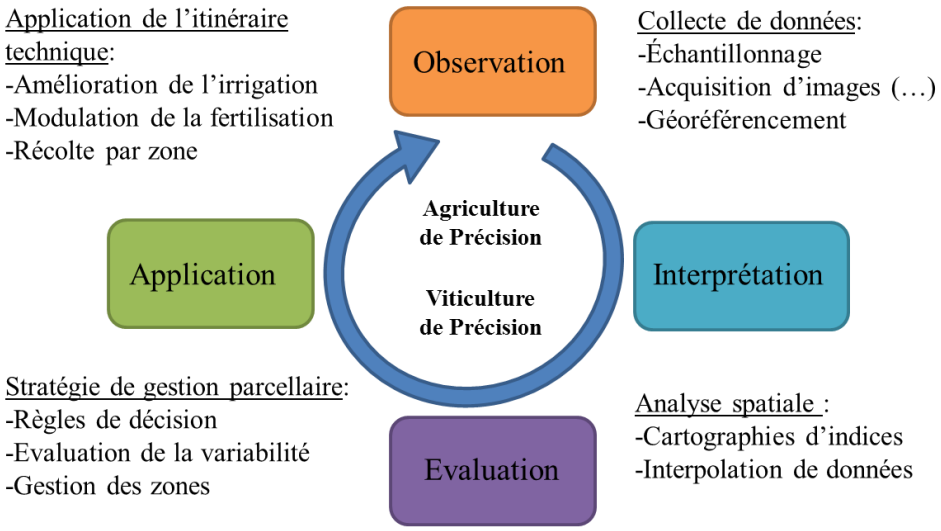



Figure 1: Illustration de l'approche cyclique du concept d'AP et de VP, d'après (Mathews, 2013)

Ainsi, dans le cas du développement de nouvelles technologies de caractérisation des plantes, la recherche dans notre domaine (Instrumentation et Informatique de l'Image) intervient dans les étapes d'observation et d'interprétation alors que les deux suivantes concernent essentiellement le conseil et les pratiques culturales. En effet, l'étape d'observation requiert l'utilisation de méthodes d'étude de plus en plus précises et polyvalentes permettant d'acquérir des données à la parcelle. Toutes ces informations sont géoréférencées. Autrement dit, chaque point de mesure est associé à des coordonnées géographiques. Cette étape repose sur l'utilisation d'un système de positionnement géographique (antenne GPS) qui communique des informations telles que la latitude, la longitude, l'altitude, la qualité du signal, l'heure, (...). Ces indications spatio-temporelles sont principalement utilisées pour le traitement spatial des variables. Le géoréférencement des données est notamment décrit comme étant un « Processus central » par Tisseyre et al. (2007). En effet, il rend possible leur représentation spatiale dans la phase de caractérisation. Il existe des outils et des méthodes de traitement de l'information spatiale comme les Systèmes d'Information Géographique (SIG), les géostatistiques, (etc.) qui permettent notamment de créer des cartographies. C'est ainsi que l'échelle colorimétrique des représentations réalisées nous permet d'observer la variabilité intra-parcellaire de la variable étudiée. Cette variabilité caractérise l'hétérogénéité du développement, de l'état sanitaire (…) de la culture à l'échelle de la parcelle voire du vignoble. Puis, durant la phase d'interprétation, l'analyse de

l'hétérogénéité spatiale va permettre la définition de zones dans lesquelles les paramètres caractérisant les plantes sont considérés comme ayant un comportement similaire. Ainsi, selon les zones identifiées, les pratiques agricoles pourront être modulées et adaptées en fonction des particularités agronomiques de la parcelle.

Le contexte de production viticole a justifié la spécificité du concept de Viticulture de Précision. En effet, les particularités culturales comme la pérennité de la culture, des inter-rangs importants ou l'intégration de la qualité des vins[1] dans cette démarche de gestion confortent l'évolution de l'Agriculture de Précision en un contexte adapté aux problématiques viticoles. L'émergence de la VP résulterait de la commercialisation de technologies destinées à la gestion de la vendange (Bramley & Lamb, 2003). En effet, toujours vérifiées aujourd'hui, les premières applications d'intérêts qui ont motivé le développement de la VP s'axaient autour de la gestion des récoltes (quantité (ou rendement) et qualité) (Bramley and Proffitt, 1999 ; Bramley, 2001). Pourtant, lorsque nous reconsidérons le principe de base de l'AP qui est d'optimiser la gestion de la variabilité intra-parcellaire, la VP exprime un important besoin. En effet, la littérature met en évidence la très forte variabilité intra-parcellaire dans les parcelles de vignes, même celles de petite taille, pouvant contenir plusieurs zones significativement différentes (Bramley & Hamilton, 2004; Taylor et al., 2005). Ce travail se concentre sur les vignobles champenois et bourguignons. Ceux-là sont principalement caractérisés par des vignes situées en coteaux. Dans ces conditions de production, nous pouvons également considérer que l'hétérogénéité parcellaire[2] peut également être favorisée par la pente, engendrant par exemple des gradients hydriques, eux même dus au ruissellement des eaux en pente (Garcia et al., 2009).

A présent d'autres variables d'intérêt sont considérées pour optimiser la production viticole, comme l'estimation de la vigueur de la vigne, étroitement liée à la qualité de la vendange (Jackson & Lombard, 1993) et aux risques de développement de maladies (Valdes-Gomez, 2007).

[1] « Intégration de la qualité des vins » : l'état sanitaire, la croissance de la vigne (…) conditionne la qualité des vins (Cortell, 2008; Jackson & Lombard, 1993)

[2] « Hétérogénéité parcellaire » : notons qu'elle est fortement induite par l'hétérogénéité pédologique des sols, du climat (exposition parcelles…) ou des apports de fertilisants par exemple (Zwaenepoel, 2000).

## 2. Application du concept de Viticulture de Précision aux vignobles de Bourgogne et de Champagne

Dans le cas des vignobles Bourguignon et Champenois qui ont été considérés dans ce projet (voir Annexe III), la vigne est cultivée pour sa production de raisins. Ces derniers sont destinés à être transformés en vin justifiant certaines opérations de conduite de la vigne (rognage, effeuillage, etc.) qui optimiseront la qualité des fruits et donc du produit fini.

Les vignobles de Bourgogne et de Champagne présentent plusieurs similarités. Tout d'abord, la haute densité de plantation des vignes est supérieure à 8 000 pieds/ha (décret n° 2010-1441 du 22 novembre 2010 relatif à l'Appellation « Champagne » et décret n°2013-83 du 24 janvier 2013 pour l'Appellation « Bourgogne »). Dans ces vignobles, les pieds de vigne sont plantés en rang espacés les uns des autres d'une distance variant de 90 cm à 110 cm, ainsi dites « en vigne étroite ». Lorsque la canopée est développée, nous remarquons que les rangs de vigne forment des haies semblables à des parallélépipèdes de 140 cm de haut environ dans le cas de la Champagne ou 130 cm dans celui de la Bourgogne. La hauteur du feuillage de la haie est d'environ 90 cm de haut pour environ 30 cm de large. Le gabarit parallélépipédique de la vigne est garanti par une opération d'entretien du feuillage de la vigne appelée le rognage.

Ensuite, nous pouvons noter que les deux appellations exploitent majoritairement les cépages Chardonnay et Pinot Noir. De ce fait, même si la tendance climatique de la Champagne est plutôt décrite comme étant une zone de transition entre le climat océanique et le climat semi-continental alors que celui de la Bourgogne est défini comme semi-continental (Joly et al., 2010), les maladies de la vigne constituent une problématique commune. Ces mêmes risques sanitaires sont les maladies cryptogamiques telles que le Mildiou (*Plasmopara viticola*), l'Oïdium (*Erysiphe necator*), et le Botrytis (*Botrytis cinerea*) qui sont nuisibles à la production. Précisons que le Botrytis est particulièrement néfaste aux grappes de raisin, ce qui nécessite un suivi particulier (traitements phytosanitaires adaptés, densité foliaire) pour limiter les risques de développement de cette maladie. Ainsi, ces similitudes de production expliquent la similarité des pratiques techniques.

Ainsi, pour assurer une vendange optimale (quantité et qualité), le vigneron encourage le maintien d'un bon état sanitaire des vignes à travers des pratiques viticoles souvent traditionnelles, de maîtrise (le rognage), d'agencement (le palissage), de protection (les pratiques phytosanitaires) de la végétation de la vigne. Le but est d'optimiser le développement des organes végétatifs (feuilles, rameaux, bois) et reproducteurs de la vigne (grappes) pour assurer la récolte. Ainsi, il est logique de constater que le matériel viticole et les pratiques des vignerons sont proches dans ces deux vignobles.

## II. La vigne

### 1. Physiologie générale

La vigne est une culture pérenne. Dans les vignobles de Bourgogne et de Champagne, la durée d'exploitation d'une parcelle de vigne peut généralement varier entre 30 et 80 ans voire plus, selon le vignoble, le cépage, les contraintes de production et les traditions du viticulteur. L'évolution de la vigne est rythmée par un cycle annuel de croissance et de production interrompue par une phase de repos hivernal (Reynier, 2011). Aujourd'hui, la description cyclique de ce modèle, communément retrouvée dans les ouvrages, évoluerait sous un concept de « trajectoire de la vigne ». Il se définirait par l'enchaînement successif des trois phases qui caractérisent la croissance de la vigne : végétative, reproductive et de repos hivernal. La trajectoire intègrerait une dimension évolutive de l'état du cep considéré lié à son environnement, ainsi qu'une notion de dépendance conditionnelle entre les années de production.

Les étapes de croissance des organes végétatifs et reproducteurs de la vigne sont précisément caractérisées par des stades phénologiques correspondant eux-mêmes à des stades de développement (Meier, 2001). Différentes échelles de description existent comme celle de Meier (2001) qui sera utilisée par la suite pour préciser la phénologie des parcelles caractérisées dans cette étude.

2. Croissance végétative

La croissance végétative d'une vigne dépend de plusieurs facteurs. Citons le cépage, qui présente des particularités physiologiques qui lui sont propres comme la précocité ou la sensibilité aux maladies par exemple, ou des caractéristiques phénotypiques spécifiques telles que la ramification, la répartition des surfaces foliaires, la longueur des entre-nœuds, etc. Notons également que la croissance végétative est influencée par le mode de conduite et la vigueur intrinsèque ou conférée du porte-greffe qui interagit avec d'autres effets environnementaux comme le sol ou le climat (Reynier, 2011). Cependant, reprécisons que la croissance des parties aériennes de la vigne dépend des conditions climatiques.

La croissance de la vigne est associée à trois notions fondamentales : la capacité de croissance, l'expression végétative et la vigueur.

- La capacité de croissance reflète l'aptitude de la vigne à la pérennité, avant le départ de la végétation. Cette potentialité de croissance résulte des propriétés génétiques et des conséquences des cycles végétatifs antérieurs. Les souches épuisées suite à des attaques parasitaires ou autres n'ont pas une grande capacité de croissance (Winkler, 1932; Champagnol, 1984).

- L'expression végétative est une donnée quantifiable qui est le résultat principal des multiples activités métaboliques de la vigne. Elle s'exprime à travers l'édification du végétal (sarments, feuilles, fruits et par l'accroissement annuel des racines et du tronc) et l'accumulation des glucides (solubles et insolubles) (Champagnol, 1984).

- La vigueur est également une notion importante car elle témoigne de l'activité métabolique des organes en croissance. Elle se traduit par l'intensité de la respiration, de la protéosynthèse, du fonctionnement des méristèmes ou de la vitesse de croissance (Champagnol, 1984). Les souches vigoureuses se rencontrent lorsque les conditions du milieu et les conditions internes à la plante sont optimales. Le potentiel de croissance de la souche s'exprime alors par le nombre d'apex (Branas et al., 1946).

Nous avons pu constater que ces facteurs permettaient d'apprécier la croissance de la végétation de la vigne. Des opérations de gestion de la végétation de la vigne sont menées car la production de feuilles est étroitement liée à la qualité de la vendange et à son état sanitaire. C'est pourquoi il semble intéressant de s'intéresser aux méthodes qui permettent de caractériser la croissance végétative de la vigne.

## III. La caractérisation de la végétation et son état sanitaire

### 1. Caractérisation de la croissance de la végétation et prévention sanitaire

La croissance de la vigne est, dans la littérature, plus généralement caractérisée par la croissance des rameaux (et particulièrement leur longueur) (Bouard, 1966; Champagnol, 1984; Huglin, 1986; Branas et al., 1946). Guillon (1904) et Dufrenoy (1932) ont montré que la croissance journalière de la vigne était en relation avec la température extérieure moyenne. Ces travaux ont été confirmés en 1946 par Branas et al.. Ces derniers ont alors formulé l'expression de la croissance par rapport au produit héliothermique quotidien cumulé. Notons qu'il est également possible d'apprécier la vigueur de la vigne à travers l'étude de ses bois de taille (Strever, 2012).

En ce qui concerne la croissance unitaire des feuilles, peu d'études ont été menées. Ainsi, la caractérisation de la croissance du feuillage de la vigne s'effectue essentiellement au niveau de la biomasse aérienne. Sa description considère des variables d'ensemble comme la Surface Foliaire Totale (SFT) ou la Surface Foliaire Exposée par exemple. Les méthodes de détermination de ces différents indices consistent à étudier une à une plusieurs feuilles prélevées aléatoirement ou selon un protocole normalisé sur la parcelle de vigne à caractériser. Il existe plusieurs méthodes d'estimation de la surface foliaire utilisant des corrélations à partir de la surface d'une feuille et de la somme des longueurs des nervures latérales supérieures (Carbonneau, 1976), ou en mesurant la surface de toutes les feuilles prélevées par planimétrie (Tregoat et al., 2001). Mais ces techniques, dites « destructives » sont longues à mettre en place et très chronophages (Tregoat et al., 2001). Cependant, elles permettent de caractériser précisément le développement foliaire de la vigne. Ainsi, il a pu être mis en évidence, que dans le cas des souches vigoureuses et rognées, les feuilles issues des

rameaux secondaires ou des entre-nœuds peuvent représenter de 25 à 50% de la superficie foliaire totale (Huglin, 1986). Cette végétation secondaire est notamment responsable du remplissage du gabarit parallélépipédique de la vigne, induisant la diminution de la porosité, qui correspond à la place non occupée par de la végétation dans la haie foliaire. Le long du rang, dans la partie inférieure du plan vertical du palissage de la vigne, nous distinguons la zone de développement des grappes qui est particulière sensible à cette augmentation de densité de végétation. En effet, un microclimat va être créé par l'accumulation de la végétation au niveau des grappes et favoriser au développement de maladies cryptogamiques néfastes à la récolte (Valdes-Gomez, 2007; Calonnec & Cartolaro, 2006). Ainsi, la zone de développement des grappes constitue une zone d'intérêt particulier. De plus, nous constatons que le feuillage de la vigne constitue un facteur influençant le développement de ces maladies.

Le feuillage, à travers les notions de structure, d'architecture, de répartition constitue un levier d'action et/ou de prévention pour assurer une vendange de qualité. Par l'intermédiaire des opérations de culture, il est possible d'agir pour modifier le développement de la canopée et donc des populations d'organismes colonisant la plante (Valdes-Gomez, 2007). C'est pourquoi il est important de pouvoir caractériser la croissance de la végétation de la vigne pour optimiser les opérations de conduite et anticiper les risques sanitaires. De façon générale, les feuilles de la canopée constituent la cible de ces maladies cryptogamiques, mais également un témoin d'état sanitaire de la plante notamment à travers sa capacité d'expression de symptômes.

Ainsi, des méthodes alternatives (non-destructives), indirectes, reposant sur les propriétés spectrales des objets ont été étudiées afin d'estimer plus rapidement et facilement la Surface Foliaire de la vigne. En ce sens, Tregoat et al., (2001) ont testé l'imagerie visible pour caractériser la surface foliaire dans la vigne dans son plan de palissage. Ce plan d'observation permet de caractériser la végétation dans l'axe principal du développement foliaire de la vigne et notamment d'accéder à la zone d'intérêt où les grappes de raisin se développent. Cependant, la performance de ce système de vision pour la caractérisation de la végétation s'est révélée limitante. En effet, le matériel utilisé dans l'étude ne s'intéressait qu'à la partie visible du spectre lumineux et n'intégrait alors pas certaines propriétés spectrales caractéristiques des végétaux dans le proche infrarouge (Gitelson et al., 1998).

2. Caractéristiques spectrales de la végétation et état sanitaire du feuillage

Les rayons lumineux interagissent avec la matière : ils sont transmis, absorbés ou réfléchis. L'étude de ces phénomènes lumineux permet de la caractériser. L'interaction rayonnement-matière varie en fonction de la longueur d'onde de la lumière et conduit à l'obtention d'un spectre. Le comportement spectral, aussi appelé « signature spectrale » est caractéristique à un objet (Gitelson et al., 1998). Ce comportement spectral lui est propre mais il dépend de plusieurs facteurs et notamment du moment et de l'endroit de l'acquisition de la donnée ; à savoir sa position géographique, l'angle de vue, le rayonnement, etc. (Girard & Girard, 2010). En ce qui concerne les plantes dites chlorophylliennes lorsqu'elles sont capables d'activité photosynthétique, la littérature montre que leurs propriétés optiques dépendent de plusieurs facteurs : leur nature (espèce, variété), l'arrangement spatial, le stade phénologique et l'état physiologique. Ainsi, selon le domaine spectral utilisé pour la caractérisation du végétal, trois types d'informations liés à l'état du feuillage de la plante vont être accessibles (Girard & Girard, 2010; Gitelson et al., 2003) :

- Le domaine du visible est associé aux pigments chlorophylliens ;
- les longueurs d'onde du proche infrarouge relatent la structure interne des tissus ;
- le domaine de l'infrarouge moyen traduit la teneur en eau.

Dans le contexte de production bourguignon et champenois, les conditions climatiques n'impliquent pas de stress hydrique drastique aux vignes (Garcia et al., 2013). C'est pourquoi l'étude se concentrera sur l'utilisation du rayonnement visible et proche infrarouge. La combinaison de ces deux domaines spectraux est la base de l'imagerie multi-spectrale qui est utilisée en AP pour caractériser les couverts végétaux (Mulla, 2013).

## IV. Positionnement de la problématique

Nous avons pu constater qu'étudier la croissance de la vigne à travers la vigueur ou l'expression végétative présentait un intérêt dans la prévention des maladies de la vigne,

notamment à travers les notions de porosité, de densité, de répartition voire d'architecture du feuillage. De plus, les feuilles de la vigne expriment également l'état sanitaire de la vigne (symptômes de maladies ou de carences). Dans le but de caractériser la croissance de la vigne pour anticiper le développement des maladies cryptogamiques (microclimat généré par les feuilles) ou pour étudier l'état sanitaire de la vigne, il paraît plus bénéfique de s'intéresser au feuillage qu'aux bois de taille ou sarments. De plus, en période végétative, l'observation des sarments sur la vigne semble plus difficile lorsqu'il s'agit de ne pas altérer la végétation.

Nous avons également pris connaissance de l'intérêt de l'utilisation de l'imagerie pour observer la vigne dans son plan de palissage. De même, la caractérisation multi-spectrale du feuillage de la vigne semble constituer une approche pertinente pour l'étude de son état sanitaire. Ainsi, on peut s'interroger sur les types de méthodes utilisées en VP pour caractériser la végétation de la vigne ou plus spécifiquement son feuillage dans l'axe vertical du plan de palissage.
En ce sens, on peut établir le questionnement suivant :

- Quelle place l'imagerie multi-spectrale occupe-t-elle en viticulture de précision ?
- Quelles sont les techniques existantes, et leurs principes de fonctionnement respectifs ?
- Quels sont les protocoles mis en œuvre et les applications agronomiques qui leurs sont associées ?
- Quels outils et méthodes pourraient être développés pour améliorer la caractérisation du feuillage de la vigne ?

De façon générale, nous pouvons nous demander quelles sont les potentialités de l'imagerie multi-spectrale embarquée sur engin terrestre pour la caractérisation et un suivi plus détaillé de la végétation. Dans un contexte de proxidétection, quelles seraient les applications agronomiques possibles à partir des données collectées ?

# Partie II :

## Etat de l'art

## des outils et méthodes pour la caractérisation spectrale

## de la végétation de la vigne à la parcelle



# Partie II : Etat de l'art des outils et méthodes pour la caractérisation spectrale de la végétation de la vigne à la parcelle

**I. Prérequis pour la caractérisation spectrale des plantes ..... 28**

1. Généralités sur les capteurs ..... 28

2. Caractérisation spectrale des feuilles ..... 29

**II. Outils et méthodes de caractérisation de la végétation de la vigne ..... 31**

1. Les capteurs embarqués ..... 32

*i. Caractérisation aérienne de la végétation : la télédétection* ..... 32

*ii. Caractérisation de proximité de la végétation : la proxidétection* ..... 35

a) Caractérisation des feuilles de vigne par fluorescence ..... 35

b) Estimation de la surface foliaire ou de la vigueur de la vigne par réflectance ..... 36

2. Les capteurs « piétons » : une caractérisation de proximité ..... 38

*i. Des capteurs actifs pour une caractérisation moléculaire : utilisation de la transmittance pour quantifier la chlorophylle dans les feuilles de vigne* ..... 38

*ii. Les capteurs passifs : caractérisation du couvert végétal* ..... 39

a) L'extinction lumineuse pour l'estimation de la surface foliaire ..... 39

b) L'imagerie pour la caractérisation du feuillage de la vigne ..... 40

**III. Synthèse des outils et méthodes de caractérisation de proximité du feuillage de la vigne ..... 42**

**IV. Démarche scientifique ..... 44**

# Partie II : Etat de l'art des outils et méthodes pour la caractérisation spectrale de la végétation de la vigne à la parcelle

En Agriculture et en Viticulture de Précision, nous avons vu que l'étude des couverts végétaux repose aujourd'hui sur des outils et méthodes indirectes qui sont non destructives et plus rapides que les méthodes de référence (Tregoat et al., 2001). Ces avantages encouragent leur développement. Ces techniques indirectes utilisent des capteurs qui sont des outils de mesure d'un mesurande, c'est-à-dire d'une grandeur basée sur des principes de fonctionnement physique, chimique, ou optique (Girard & Girard, 2010). Différentes échelles de caractérisation des plantes peuvent être considérées selon le principe de fonctionnement.

La littérature présente des travaux de caractérisation de la vigne sur une large gamme spatiale : de l'échelle moléculaire (Porro et al., 1995; Tremblay et al., 2011; Chong et al., 2009; Cerovic et al., 1999; Poutaraud et al., 2007) à l'échelle de la parcelle, du vignoble (Collet, 2001; Lamb et al., 2001; Johnson et al., 2003). Certains capteurs sont utilisés en « piétons » pour caractériser les feuilles de la vigne tandis que d'autres peuvent être embarqués sur des matériels mobiles basés au sol (tracteur, enjambeur, chenillard, quad) ou en altitude (satellite, avion, drone) couplant différentes échelles spatiales et angles d'observation.

## I. Prérequis pour la caractérisation spectrale des plantes

### 1. Généralités sur les capteurs

Les capteurs sont des outils permettant l'acquisition des données. Il en existe deux types: les capteurs actifs et les capteurs passifs. Les capteurs actifs émettent leur propre source d'énergie et réceptionnent ensuite la fraction de lumière renvoyée par les objets observés (Girard & Girard, 2010). Plusieurs techniques existent, comme les RaDAR (Radio Detection And Raging), les LiDAR (Light Detection And Ranging), les LASER (Light Amplification by Simulated Emitted Radiation), les fluoromètres, les spectroradiomètres tandis que les capteurs passifs n'émettent pas d'énergie. Ils sont, le

plus souvent, des photorécepteurs de rayonnements émis ou réfléchis par les objets. Dans le cas de l'étude des propriétés de réflectance des végétaux, le soleil est généralement utilisé comme source lumineuse.

En AP et en VP, les spectroradiomètres sont notamment utilisés pour caractériser les réponses spectrales des plantes. Ces méthodes permettent de quantifier certaines molécules d'intérêt comme la chlorophylle ou les anthocyanes par exemple, présentes dans les feuilles (Drissi et al., 2009; Calcante et al., 2012; Porro et al., 2001). Plus rarement, les LiDAR peuvent également être utilisés pour caractériser le couvert végétal de la vigne (Arnó et al., 2012; Mathews & Jensen, 2013). Des caméras sont également utilisées pour la caractérisation des couverts végétaux (Lamb et al., 2001; Lloret et al., 2011; Tirelli et al., 2012). Soulignons que ces caméras correspondent à des capteurs passifs qui reposent elles aussi sur les propriétés spectrales de la végétation.

## 2. Caractérisation spectrale des feuilles

En règle générale, sur une feuille, les rayons lumineux incidents (flux, Φ) subissent trois phénomènes : une partie d'entre eux est réfléchie (réflectance (ρ)), une autre traverse l'organe végétal (transmittance (τ)) et une dernière est absorbée par des composés présents dans les feuilles (absorbance (A)) (Girard & Girard, 2010).

En agronomie, la réflectance est très fréquemment utilisée pour caractériser un couvert végétal (Lamb et al., 2001; Johnson et al., 2003; Mulla, 2013).
La réflectance (ρ) correspond au signal réfléchi par l'objet étudié (ici, il s'agit des feuilles de vigne), corrigé de l'éclairement. Ainsi, elle correspond au ratio du flux de lumière réfléchi ($\Phi_r$) par les feuilles de vigne (ou l'objet) sur le signal incident déduit d'une surface parfaitement diffuse (dite Lambertienne) (Meyonnette & Lépine, 2003) :

$$(\%)\rho = \frac{\Phi\ réfléchi\ par\ l'objet}{\Phi\ Lambertien} \qquad (1)$$

La Figure 2 ci-après présente un spectre de réflectance d'une feuille de vigne de cépage Chardonnay.

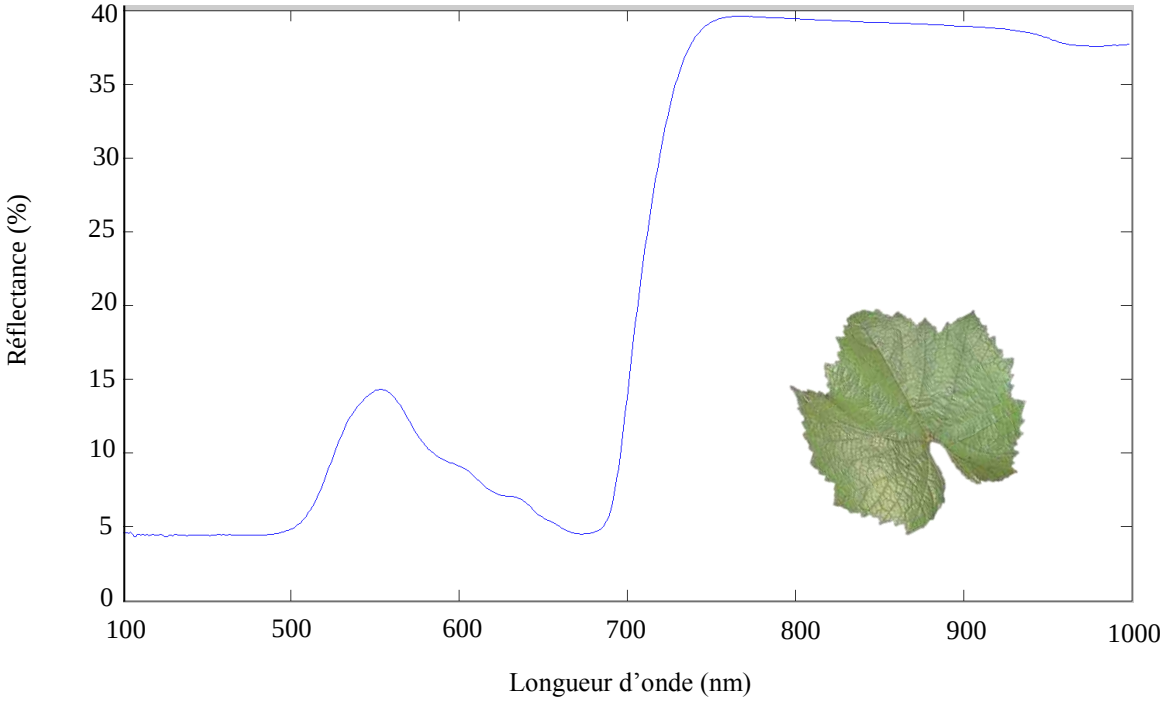



Figure 2 : Spectre de réflectance d'une feuille de vigne[3] de cépage Chardonnay acquis au spectroradiomètre FieldSpec 3

Les propriétés de réflectance des végétaux sont plutôt faibles dans le domaine du visible. Nous pouvons remarquer une variation de réflectance à 550 nm résultant des propriétés d'absorption des chlorophylles a et b dans le domaine spectral du « bleu » (450 nm) et du « rouge » (660 nm). Par contre, dans le proche infrarouge, le réflectance est élevée. Dans ce domaine, les propriétés spectrales des végétaux renseignent sur la structure interne des tissus. Ce signal varie selon l'épaisseur de la cuticule, par la présence ou non d'un parenchyme palissadique par exemple. Par ailleurs, nous notons que pour une plante sénescente, la réflectance est plus faible dans le vert-jaune et l'orangé (Girard & Girard, 2010).

D'autres propriétés spectrales sont utilisées en AP ou VP pour caractériser la végétation. Il existe notamment certaines molécules comme la chlorophylle ou les stilbènes[4] qui possèdent des propriétés de fluorescence. Plusieurs types de fluorescence sont identifiés et sont spécifiques à des molécules. Par exemple, la fluorescence violet-bleu (VBF) correspond à celle des stilbènes dans les feuilles de vigne (Hillis & Ishikura, 1968). D'autres fluorescences peuvent être étudiées sur les feuilles de vigne comme la

[3] Source : http://chateaudemauves.fr/Le-Chardonnay.htm
[4] Stilbènes : molécules intervenant dans la résistance des plantes aux pathogènes (Chong et al., 2009)

fluorescence rouge qui est caractéristique de la chlorophylle (ChlF) (Pfündel et al., 2006; Cerovic et al., 1999). L'intensité de la fluorescence émise est liée à la quantité de ces molécules : c'est une méthode spécifique et quantitative (Poutaraud et al., 2007).

La collecte d'informations avec ces différents types de capteurs peut s'effectuer à deux niveaux : soit l'observation est réalisée à une distance éloignée (< 1m), soit elle est effectuée à une faible distance (Multiplex (Force A, Orsay), Greenseeker (Trimble, Allemagne) voire même nécessite un contact physique entre le végétal et le capteur (N-Tester (Yara, Norvège), SPAD-502 (Konica Minolta Europe, Japon), Dualex (Force A, France). En fonction du principe de fonctionnement du capteur, différents paramètres de la vigne la caractérisant à différentes échelles seront renseignés.

## II. Outils et méthodes de caractérisation de la végétation de la vigne

Comme nous venons de le voir, les capteurs utilisés en viticulture utilisent différentes technologies qui permettent de caractériser la vigne de son milieu de production (vignoble, parcelles) à sa physiologie interne.

A travers ces outils, nous pouvons observer :

- l'état physiologique : l'extinction lumineuse engendrée par la végétation permet d'apprécier la vigueur de la vigne (Tregoat et al., 2001) ; ou par transmittance, en utilisant des longueurs d'onde rouge et proche infrarouge pour estimer le taux de chlorophylle étroitement lié à la vigueur de la vigne (Brunetto, 2012). La technique de fluorescence permet également d'étudier ce paramètre (Bellow et al., 2013) ;

- l'état sanitaire : caractérisable à travers des indices spectraux traduisant l'activité physiologique de la végétation observée (Calcante et al., 2012) ou par l'utilisation des propriétés de fluorescence des stilbènes (Bellow et al., 2013) qui sont des molécules témoins d'infection ou de stress dans la feuille (Adrian et al., 1997).

Nous constatons que l'utilisation de ces capteurs « de terrain » permet d'obtenir rapidement et facilement une information fiable et à différentes échelles de l'état de santé de la vigne.

Rappelons que la croissance de la vigne peut être appréciée à travers l'étude des bois (rameaux) ou des feuilles de la vigne, mais que les méthodes directes sont longues et fastidieuses à mettre en œuvre. Ainsi, des méthodes indirectes et plus rapides pour caractériser ces paramètres physiologiques de la vigne ont été développées. L'une des premières méthodes utilisées pour estimer la vigueur de la vigne à travers la caractérisation de son couvert végétal est l'imagerie multi-spectrale (Mulla, 2013). Elle représente un véritable héritage des applications de l'Agriculture de Précision pour étudier les couverts végétaux des cultures.

1. Les capteurs embarqués

*i. Caractérisation aérienne de la végétation : la télédétection*

Initialement, la télédétection regroupe les activités de mesure de paramètres à distance (Lamb et al., 2001). Avec l'essor de nouveaux vecteurs et des nouvelles technologies, un abus de langage est apparu en France où la télédétection est le plus souvent associée aux vecteurs aériens. Elle utilise des satellites, des avions et des drones pour embarquer des technologies fournissant, à travers des vues aériennes, des informations abondantes et précises sur l'occupation des sols (Collet, 2001).

En AP, la caractérisation des parcelles par télédétection utilise largement l'imagerie multi-spectrale (Senay et al., 1998; Mulla, 2013) depuis plusieurs décennies. C'est en Juillet 1972 que les premières données multi-spectrales ont été obtenues à l'aide du satellite LANDSAT de la NASA (Campbell & Wynne, 2011), mais ce n'est qu'à partir des années 1980 que l'Agriculture de Précision a pu mûrir l'intérêt agronomique de cet appui technologique (Mulla, 2013).

Ainsi, de nombreuses études ont été menées pour étudier des méthodes de caractérisation de la vigne à travers des indices et en tirer les avantages pour optimiser

les pratiques agricoles. Nous pouvons citer par exemple les travaux de Bramley & Lamb (2003), Johnson (2003), Bramley & Lamb (2003), Lamb et al. (2001), Lacar et al. (2001a) qui ont notamment étudié l'intérêt de la variabilité intra-parcellaire dans la gestion des parcelles à travers la caractérisation du couvert végétal. De la même façon, des applications destinées à étudier l'état sanitaire des plantes (Sudduth, 1999; Frazier et al., 1997) ou des symptômes de carences (Smart et al., 2007) sont répertoriés. D'autres applications visant à différencier les cépages sont également répertoriées (Lacar et al., 2001b; Cemin & Ducati, 2011). Par la suite, les techniques d'imagerie ont été embarquées dans des avions puis des drones.

Dans ce contexte d'étude utilisant l'imagerie multi-spectrale, la littérature nous apprend que des indices spectraux communs à l'AP et à la VP sont utilisés pour caractériser les cultures. Nous répertorions notamment l'indice de Surface Foliaire ou Leaf Area Index (LAI) ou l'indice de végétation normalisé ou Normalized Difference Vegetation Index (NDVI).

Le LAI peut être défini comme exprimant la surface foliaire de la canopée en m² de surface foliaire par $m^2$ de surface au sol (Johnson et al., 2003). L'estimation du LAI permet d'étudier l'hétérogénéité de développement de la canopée sur la parcelle (Bréda, 2003).

Le deuxième indice le plus couramment utilisé en AP et VP est le NDVI. C'est un indice de végétation normalisé qui est calculé à partir de données en réflectance (ρ) issues des régions spectrales dans le rouge et le proche infrarouge selon la formule suivante (Rouse et al., 1973) :

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\rho(\mathrm{NIR}) - \rho(\mathrm{R})}{\rho(\mathrm{NIR}) + \rho(\mathrm{R})} \qquad (2)$$

Le NDVI a une valeur variant de -1 pour l'eau à 1 pour une végétation dense. Les valeurs proches de zéro indiquent un sol nu ou une zone végétale physiologiquement inactive. En revanche, en présence de végétation, l'indice varie dans le domaine [0 ; 1] (végétation clairsemée) à 0,9 (végétation verte et dense). Cet indice traduit également l'état physiologique de la plante (Gamon et al., 1995; Peñuelas & Filella, 1998)

puisqu'il prend en compte les informations de deux régions spectrales capables de traduire un état de sénescence ou de stress (Mazzetto et al., 2010).

Ainsi, via ces indices, l'imagerie multi-spectrale de télédétection s'utilise en viticulture comme un outil d'aide à la décision pour la gestion de la vigueur de la vigne (Lamb et al., 2001; Primicerio et al., 2012).

A partir de cette présentation, nous pouvons conclure que la télédétection est une technique d'étude indirecte des cultures qui permet une caractérisation à large échelle puisqu'elle observe une parcelle dans son intégralité. Cependant, l'acquisition de données à l'échelle de la parcelle offre une précision dans la limite de la résolution du matériel. D'après les synthèses bibliographiques présentées par Mulla (2013) et Moran et al. (1997), d'autres limites à cette technique ont été énumérées. Notamment, nous remarquons que les conditions d'acquisition d'images sont restreintes car dépendantes des conditions météorologiques. En effet, la présence de nuages altère la qualité des images. De même, cette dernière dépend de l'éclairement qui doit être relativement stable. De plus, la diffusion de la lumière dans les différentes couches de l'atmosphère (brouillard, particules) constitue une limite qui engendre une perte d'informations. Des travaux de recherche sont actuellement en cours pour atténuer ces contraintes (El-Khoury et al., 2014).

Dans une autre mesure, la résolution spatiale a également été une limite dans l'efficacité et la précision de la caractérisation des rangs de vigne, notamment pour différencier les plantes du sol (Arkun et al., 2001). Or, les équipements actuels ont évolués et ils permettent des résolutions spatiales satisfaisantes pouvant être de l'ordre de 0,1 m voir moins dans le cas des drones (Taylor, 2014; Primicerio et al., 2012). Néanmoins, l'angle de vue des images aériennes ou satellitales permet principalement une observation du dessus du rang de vigne, correspondant au plan horizontal du plan de palissage de la vigne, alors que le feuillage se développe principalement dans l'axe vertical. De plus, c'est dans ce même plan que les grappes vont être le plus visibles.

Ces principales contraintes de caractérisation ont motivé le développement de méthodes de caractérisation de proximité du couvert végétal de la vigne par des outils de proximité basés au sol, observant la végétation dans l'axe vertical du plan de palissage de la vigne (Bramley, 2001).

### *ii. Caractérisation de proximité de la végétation : la proxidétection*

#### a) Caractérisation des feuilles de vigne par fluorescence

Les propriétés de fluorescence de certaines molécules permettent de caractériser l'état sanitaire de la vigne. Le Multiplex 3 (Force A) est un outil muni de plusieurs diodes émettrices de lumière et de récepteurs à filtre qui lui confère l'avantage d'être polyvalent et de pouvoir travailler en conditions extérieures (Ben Ghozlen et al., 2010). Le diamètre de la zone de mesure sur la feuille est de 6 cm.

Le Multiplex 3 est un capteur capable de mettre en avant des modifications de la teneur en chlorophylle dans les feuilles, de la teneur en flavonols [5] et de la fluorescence jaune à travers le suivi de 5 indices (Tremblay et al., 2011; Bellow et al., 2013) :

- SFR-R qui est lié à la teneur en chlorophylle ;
- R-590 ou YF-G, relatif aux variations de teneur en chlorophylle dans la feuille ;
- FER-RG, normalement lié à la teneur en anthocyanes[6] dans les fruits, mais qui est dans le cas des feuilles, inversement corrélé à la teneur en chlorophylle dans les feuilles dépourvues d'anthocyanes ;
- FLAV qui mesure la teneur en flavonols dans l'épiderme ;
- YF-UV, la fluorescence jaune des feuilles.

L'étude menée par Bellow et al., (2013) montre qu'en cas d'infection à *Plasmopara viticola* (ou Mildiou), le Multiplex 3 communique des indices (SFR-R, R-590 et FER-RG) qui mettent en évidence la diminution de la teneur en chlorophylle dans les feuilles. De plus, les indices FLAV et YF-UV montreraient une évolution croissante pour les feuilles de vignes infectées par le pathogène. Cette étude prouve la capacité de la méthode à caractériser l'état sanitaire de la végétation.

[5] Flavonol : pigments végétaux de couleur jaune (sous-groupe des flavonoïdes). Les flavonols sont présents dans la peau du raisin

[6] Anthocyane : pigments mauves ou rouges situés dans la pellicule des raisins et qui se retrouvent dans les moûts. Ce sont eux qui donnent leur couleur aux vins rouges

### b) Estimation de la surface foliaire ou de la vigueur de la vigne par réflectance

Il existe plusieurs types de capteurs pour caractériser le feuillage de la vigne à travers ses propriétés de réflectance. Comme en télédétection, l'indice le plus souvent utilisé et rencontré dans la littérature est l'indice de végétation normalisé (Normalized Difference Vegetation Index : NDVI). Notons que cet indice se décline, selon les longueurs d'onde utilisées en NDVIa, NDVIr ou NDVIre par exemple. Respectivement, les longueurs d'onde utilisées pour calculer ces indices sont ambre (≈590 nm) , red (≈650 nm) , red-edge (≈730 nm) (Taskos et al., 2014). Ces particularités de détermination qualifient l'indice NDVI comme relatif et non absolu.

Un des capteurs le plus étudié dans la littérature est le Greenseeker RT-100 (Trimble, Allemagne). De ce fait, les caractéristiques de ce capteur sont connues et bien référencées. Nous citons par exemple l'acquisition des données (fréquences, surface d'échantillonnage, protocoles, etc.), les corrélations existant pour l'interprétation de l'indice (Drissi et al., 2009; Goutouly & Cerovic, 2008) ou les avantages et limites et les tests de robustesse au champ (Kim et al., 2012). Il existe un autre capteur basé sur le même principe de fonctionnement qui est le Crop-Circle (Holland Scientific, Lincoln, USA).

Le Greenseeker est un capteur actif composé de deux types de diodes émettant des rayons lumineux rouges (656 nm) et proche infrarouges (774 nm) de forte intensité à une fréquence de 100 Hz. Un photorécepteur capte la fraction de rayons lumineux réfléchis par la végétation à une fréquence de 50 Hz. A partir des informations réceptionnées, le Greenseeker détermine deux indices : un indice de végétation correspondant au ratio NIR/R et l'indice de végétation normalisé NDVI qui est principalement utilisé dans les ouvrages.

L'AP se sert du Greenseeker pour caractériser les couverts végétaux. C'est un outil d'aide à la décision notamment utilisé pour optimiser la fertilisation azotée. En VP, il a pu être embarqué sur des engins motorisés se déplaçant dans les rangs de vigne et ainsi observer le feuillage sur la hauteur du palissage. L'indice NDVI fournit par ce capteur est corrélé à la surface foliaire de la vigne (Debuisson et al., 2009) permettant ainsi d'en apprécier sa vigueur (Drissi et al., 2009). Par ailleurs, pour l'étude de la surface foliaire dans un plan vertical, un indice a notamment été proposé, plus adapté à l'angle

d'observation de la vigne. Il s'agit du VLAI : Vertical Leaf Area Index qui est définit comme étant la surface foliaire par unité verticale du palissage (Drissi et al., 2009). Il correspond à une adaptation du LAI au plan vertical de la vigne.

Une étude menée par Kim et al., (2012) a testé la robustesse des données fournies par le Greenseeker, en fonction des conditions d'acquisition (température, intensité lumineuse), lorsqu'il est utilisé à l'extérieur. Cependant, plusieurs limites de caractérisation ont été communiquées, notamment sur la précision des résultats qui dépend de la position de la cible par rapport à la tête de mesure du Greenseeker. En effet, lorsque l'objet à caractériser s'excentre de plus de 15 cm de la tête de mesure, la précision de la mesure se dégrade et n'est plus considérée comme acceptable. De plus, le Greenseeker ne peut caractériser de manière satisfaisante la canopée que lorsqu'elle est entre 20% et 80% du remplissage du gabarit de la haie foliaire. En effet, les valeurs de NDVI semblent saturer pour une porosité inférieure à 20 % alors que lorsque cet indice est supérieur à 80%, le Greenseeker n'est pas assez sensible (Drissi et al., 2009). Cependant, malgré ces limites de caractérisation, dans les zones de fiabilité définies en fonction des limites précédemment présentée, le Greenseeker est un outil capable de caractériser la vigueur de la vigne à travers l'indice NDVI qui est fortement corrélé au VLAI et à la porosité de la vigne. De même, le Greenseeker a été testé par l'équipe du Comité Interprofessionnel du Vin de Champagne (CIVC) pour évaluer sa capacité à suivre la croissance foliaire de la vigne (Debuisson et al., 2009; Debuisson et al., 2010) pour les cépages Chardonnay, Pinot Noir et Meunier. L'étude a été conduite sur la parcelle « Terroir » de leur site expérimental, qui est également utilisée dans cette étude.

Dans une autre mesure, Mazzetto et al., (2010) ont testé le Greenseeker pour évaluer la sensibilité de l'indice NDVI fournit en fonction de l'état sanitaire des feuilles de vigne. En effet, le NDVI est un indicateur de l'activité physiologique de la vigne, comme indiqué précédemment. Les résultats de cette étude ont montré que ce capteur montrait une réponse favorable à la détection de perturbations physiologiques.

Les capteurs et indices présentés jusqu'ici ont mis en évidence les possibilités de caractérisation du feuillage de la vigne à différentes échelles physiologiques et spatiales. Comme dit précédemment, il existe des capteurs qui permettent une caractérisation de proximité, portés par un opérateur car non embarquables sur engin. Ils sont capables de

caractériser la végétation à l'échelle moléculaire comme à celle de la plante, à travers des capteurs actifs ou passifs.

2. Les capteurs « piétons » : une caractérisation de proximité

*i. Des capteurs actifs pour une caractérisation moléculaire : utilisation de la transmittance pour quantifier la chlorophylle dans les feuilles de vigne*

Les capteurs qui utilisent la transmittance pour caractériser une plante sont des capteurs actifs qui ne peuvent pas être embarqués sur un engin car ils nécessitent un contact avec la plante pour effectuer ses mesures. Cette particularité justifie leur utilisation portative. Ainsi ces capteurs se présentent sous forme d'une pince qui renferme les composants de la source lumineuse et de mesure dans chaque partie. L'un des deux doigts de la pince porte la tête émettrice d'énergie alors que dans l'autre se trouve le récepteur. La feuille à caractériser doit être placée entre les deux têtes de la pince, avant d'exercer une pression pour rapprocher les deux parties et entrer en contact avec la feuille. Les rayons lumineux émis vont en partie traverser les tissus de la feuille et la transmittance va être mesurée par les récepteurs.

Les capteurs de ce type peuvent être utilisés pour mesurer la teneur en chlorophylle d'une plante comme la vigne (Porro et al., 2001; Steele et al., 2008; Helias, 2013). Nous pouvons citer le SPAD-502 (Konica Minolta Europe), le N-tester (Yara), ou encore le Dualex (Force A) à titre d'exemples. Ces capteurs utilisent deux diodes comme source lumineuse, émettant des rayons lumineux dans le rouge et le proche infrarouge. Pour la détermination du taux de chlorophylle lié à la teneur en azote, la part de lumière transmise varie selon le vert de la feuille. Dans le cas du SPAD-502, le ratio de lumière transmise pour les deux régions spectrales va déterminer la valeur de l'indice fournit par le capteur (Swiader & Moore, 2002). Cet indice est lié à la teneur en chlorophylle de la feuille (Fanizza et al., 1991; Spring, 1999). Précisons que le Dualex utilise également la fluorimétrie pour quantifier d'autres molécules dans les végétaux comme les flavonols et les anthocyanes (Cerovic et al., 2012).

En vigne, la littérature avance qu'il existe une très bonne corrélation entre le statut azoté de la vigne et sa vigueur (Taskos et al., 2014). Cependant, elle indique également que

les résultats obtenus par certains capteurs (SPAD-502 et N-Tester) pour estimer la teneur azotée de la vigne sont variables et peu reproductibles (Porro et al., 1995; Brunetto, 2012). Notons qu'ils montrent tout de même une réelle capacité à pouvoir différencier le statut azoté de vignes situées dans différentes parcelles de même cépage, au même moment, et d'effectuer un diagnostic précoce des teneurs en azote avec des résultats immédiatement accessibles contrairement aux méthodes classiques (dosages sur moûts). Par ailleurs, le principal défaut de cette méthode est que les valeurs de l'indice mesuré par le N-Tester sont très dépendantes de la coloration de la feuille. En effet, lorsque la feuille présente des symptômes colorimétriques (chloroses, maladies à virus…), l'indice varie indépendamment du statut azoté de la vigne. D'autre part, les essais conduits pour l'estimation de rendement ont montré que la méthode n'était pas adaptée.

Le contact nécessaire entre la feuille et le capteur empêche l'utilisation de la transmittance dans des systèmes embarqués pour caractériser une culture à plus grande échelle.

### *ii. Les capteurs passifs : caractérisation du couvert végétal*

#### a) L'extinction lumineuse pour l'estimation de la surface foliaire

Dans une culture, le peuplement végétal intercepte des rayons lumineux et implique une diminution de la luminosité au niveau du sol. Le pourcentage de l'extinction de la lumière est fonction de la densité de la végétation et il est corrélé à la surface foliaire par m² au sol (Tregoat et al., 2001).

Le principe de mesure de l'extinction lumineuse repose sur l'appréciation du pourcentage d'extinction de la lumière au sol induite par le peuplement végétal. Un des capteurs qui permet de mesurer l'extinction lumineuse est le LAI 2000 (Lincoln) (Tregoat et al., 2001). Il s'agit donc d'un capteur passif. L'indice foliaire qu'il estime est corrélé à la surface foliaire par m² au sol.

Cet outil utilise un capteur de rayonnement relié à un ordinateur portable qui centralise et traite les données (calcul de l'indice foliaire). La prise de mesure s'effectue en deux

temps : tout d'abord, elle consiste à placer la tête de mesure au-dessus de la végétation pour mesurer les rayonnements incidents. Dans un deuxième temps, des mesures de rayonnement au sol sont effectuées dans l'inter-rang et de part et d'autre du cep.

Pour fiabiliser les mesures, le protocole et le matériel ont été adaptés : les acquisitions se font face au rang de vigne et un masque limitant l'angle de vue à 45° est associé à la tête de mesure pour limiter les erreurs induites par le rayonnement réfléchi. De plus, les mesures doivent être prises en l'absence de rayonnements directs. Les mesures sont donc effectuées au cours des vingt minutes suivant le coucher du soleil et par temps clair.

Ainsi, nous constatons que la lumière constitue un facteur limitant dans l'utilisation de cette technique, qu'en est-il pour l'imagerie multi spectrale ?

### b) L'imagerie pour la caractérisation du feuillage de la vigne

L'imagerie multi-spectrale est largement utilisée pour la caractérisation de la surface foliaire de la vigne, par imagerie aérienne ou satellitaire. Plus récemment, de nouvelles applications de l'imagerie multi-spectrale utilisée en proxidétection ont été présentées dans l'article de revue de Whalley & Shanmuganathan (2013). Elles concernent des estimations de rendements, la qualité des grappes (Chamelat et al., 2006; Dunn & Martin, 2008; Murillo-Bracamontes et al., 2012), la détection de maladies (Li et al., 2012; Peressotti et al., 2011) ou encore la phénologie (Rodríguez-Pulido et al., 2012; Diago et al., 2014). Cependant, la littérature montre que l'imagerie de proximité a majoritairement été testée pour estimer la surface foliaire de la vigne (Tregoat et al., 2001; Diago et al., 2012) ou pour des applications sanitaires comme des suivis d'apparition de symptômes (Lloret et al., 2011). Pour apprécier la vigueur de la vigne, l'étude précise de la surface foliaire est judicieuse mais difficile d'accès.

Tregoat et al., (2001) ont évalué l'imagerie numérique noir et blanc pour estimer la surface foliaire de la vigne en comparant leurs résultats à ceux obtenus par méthode de planimétrie. La technique d'imagerie numérique en noir et blanc testée a été effectuée avec un appareil photo numérique (CANON ION RC560) pour observer la canopée d'un cep de vigne. Son principe d'estimation de la surface foliaire repose sur le calcul

du pourcentage de la surface occupée par le feuillage dans le gabarit de la végétation du cep. La corrélation entre les deux types de résultats est médiocre : $R^2$=0,44, mais plusieurs raisons ont pu justifier ceci. La prise d'images à la parcelle a été réalisée sur douze ceps. Un fond blanc mesurant 120 cm (L) x 110 cm (l) a été disposé derrière le cep permettant ainsi de mettre en évidence le cep par rapport au fond sur les images. Lors du traitement informatique, l'image numérique est découpée selon les limites du fond blanc ce qui a pour conséquence d'exclure les feuilles se trouvant à son extérieur. Pour discriminer le fond des feuilles, on utilise une méthode de seuillage qui permettra d'obtenir une image binaire. La méthode de seuillage utilisée est un compromis entre les ombres présentes sur le fond blanc et les feuilles trop claires. Dans une autre mesure, la superposition des feuilles n'est pas prise en compte, ce qui fausse l'estimation de la surface foliaire. La méthode d'imagerie numérique testée demande plusieurs améliorations avant de pouvoir être réévaluée en tant qu'outils d'estimation de la surface foliaire. Ainsi la discrimination des feuilles et du fond ne s'effectue qu'à travers une seule image monochrome qui de plus, ne prend pas en compte les propriétés spectrales des feuilles. D'autres limites à l'imagerie visible de proximité ont été énoncées par Diago et al., (2012), notamment en ce qui concerne les contraintes d'éclairement du feuillage qui engendre des phénomènes de saturation de pixels et d'hétérogénéité lumineuse sur les images. De même, les problèmes de discrimination entre les feuilles et le fond sont également constatés. Lloret et al., (2011) ont également testé l'imagerie visible à la parcelle, révélant sa capacité à détecter des symptômes de maladies sur la vigne à la parcelle, à travers un réseau de caméras. Puis des travaux introduisant les caractéristiques spectrales de la végétation dans le proche infrarouge pour quantifier la végétation de la vigne ont montré des résultats satisfaisants (Sáiz-Rubio & Rovira-Más, 2012). Depuis peu, des applications smartphone pour la caractérisation du feuillage de la vigne apparaissent, ce qui montre l'engouement pour le développement de cette technique (Fuentes et al., 2014; De Bei et al., 2015). Enfin, les travaux de Tirelli et al., (2012) ont présenté un système d'imagerie mobile composé de caméras dont une multi-spectrale, embarquées sur un chariot. Les premiers résultats présentent un algorithme de détection automatique de maladies (oïdium et mildiou) sur les feuilles de vigne mais ne présentent pas d'autres applications. Puis, des travaux plus aboutis ont permis de tester des algorithmes de détection de maladies sur les feuilles dans l'axe vertical du plan de palissage de la vigne, mais en laboratoire (Oberti et al., 2014). Cependant, le protocole de traitement des images est peu développé,

mentionnant l'utilisation de la réflectance mais ne précisant pas les étapes de calibration des images. La polyvalence du système n'est pas non plus énoncée. Ainsi, nous remarquons que la littérature ne présente pas de méthodes de caractérisation polyvalente de la vigne embarquée sur engin basé au sol qui permettrait d'étudier la vigne à l'échelle de la parcelle.

## III. Synthèse des outils et méthodes de caractérisation de proximité du feuillage de la vigne

Les capteurs présentés permettent de caractériser le feuillage de la vigne de différentes façons. Peu de capteurs permettent une caractérisation polyvalente du feuillage de la vigne à travers différents indices spectraux relatifs à des paramètres physiologiques de la vigne (état de santé, vigueur), comme le Multiplex par exemple. La plupart des autres systèmes permettent une caractérisation spécifique de la vigne, à travers l'étude d'un seul paramètre. Les différentes études menées autour de l'imagerie multi-spectrale (en télédétection comme en proxidétection) pour caractériser le feuillage de la vigne montrent une plus grande polyvalence de caractérisation au niveau sanitaire comme physiologique comme le montre le tableau de synthèse ci-après.

Tableau 1 : Synthèse des capteurs principalement utilisés en Viticulture de Précision pour caractériser le feuillage de la vigne

| Principe de fonctionnement | Echelle de caractérisation | Capteur | Indice(s) | Paramètre(s) agronomique(s) | Limites |
|---|---|---|---|---|---|
| Extinction lumineuse | Proximité | L.A.I. 2000 | Indice foliaire | Surface foliaire totale | Eclairement |
| Signal réfléchis<br>(capteur passif, imagerie) | Proximité | Imagerie numérique NB | Pourcentage occupation foliaire | Surface foliaire totale | Discrimination feuilles/fond<br>Observation du gabarit de la vigne sur toute l'image |
| | Proximité | Imagerie RGB | | Surface foliaire<br>Suivi apparition symptômes | Saturation pixels feuilles supérieures<br>Ombre portée sur le fond |
| | Télédétection | Imagerie multi-spectrale | LAI, NDVI, détection de symptômes… | Surface foliaire, état sanitaire | Conditions météorologiques, résolution et échelle de caractérisation |
| Transmittance<br>Rouge et Infrarouge | Proximité | SPAD 502, N-Tester, Dualex… | Teneur en chlorophylle | Azote total,<br>Alimentation azotée | Peu stable dans le temps<br>Tributaire de la coloration de la feuille |
| Réflectance (capteur actif) | Proximité | Crop Circle, Greenseeker | NDVI | Vigueur, expression végétative, état sanitaire, corrélation avec porosité et surface foliaire | Perte de sensibilité du capteur avec la distance, Approximation pour la caractérisation sanitaire |
| Fluorescence | Proximité | Multiplex 3 | Teneur en chlorophylle<br>Variation teneur en chlorophylle | Alimentation azotée<br>Stress biotique ou abiotique | Zone de mesure sur la végétation |

Cet état de l'art réalisé nous permet de constater que quel que soit le principe de fonctionnement du capteur étudié, toutes les techniques cherchent à caractériser de façon fiable, rapide et simple, un ou plusieurs paramètres de la vigne au champ.

Nous avons pu remarquer que le principal avantage de ces techniques concerne le protocole d'acquisition de ces données spectrales qui est plus rapide et plus simple que celui des méthodes dites « de référence ». Ainsi, elles permettent de considérer un échantillonnage plus important pour le même temps attribué à la collecte de données. Ces avantages permettent l'observation répétée dans le temps d'un plus grand nombre de ceps dans une parcelle, permettant ainsi l'accès à une meilleure prise en compte dans le temps et dans l'espace de la variabilité entre individus dans la même parcelle.

Cependant, à ces méthodes de caractérisation sont associées des limites qui dépendent des technologies et des principes physiques utilisés. Nous avons pu constater que certaines techniques alternatives ne dispensent pas de l'utilisation des techniques de référence car elles montrent moins de spécificité dans la caractérisation de paramètres et moins de précision. De plus, des limites techniques comme la gestion de lumière pour les capteurs passifs constituent des contraintes d'utilisation limitant leur utilisation.

## IV. Démarche scientifique

L'état de l'art présenté dans cette partie nous a permis de dresser un inventaire des principales méthodes qui étaient utilisées en VP pour caractériser le développement, l'architecture et l'état sanitaire du feuillage de la vigne. Nous avons constaté la faible polyvalence des capteurs. Seuls le Multiplex et l'imagerie multi-spectrale permettaient de caractériser de manière plus polyvalente la canopée. Néanmoins, le Multiplex caractérise la physiologie interne des organes étudiés alors que la caractérisation de la végétation de la vigne par imagerie multi-spectrale de télédétection s'effectue selon une vue aérienne, ne permettant pas une description optimale et limitant ainsi la polyvalence du système. Il n'existe donc pas de systèmes capables de caractériser plus finement et de façon polyvalente le feuillage de la vigne dans sa structure et dans son état sanitaire.

L'état de l'art a montré que les systèmes embarqués sur des engins terrestres, capables d'acquérir des données à la parcelle dans l'axe vertical du plan de palissage de la vigne, suscitait un fort intérêt. En effet, comme nous l'avons vu, l'imagerie visible est une méthode qui peut être utilisée pour de la détection de symptôme ou de la quantification de végétation qui peut s'apparenter à une analyse visuelle performante et objective. De

plus, la combinaison de l'imagerie visible avec celle du proche infrarouge permet la combinaison d'indices caractérisant un état sanitaire de la végétation, comme l'indice NDVI par exemple, permettant d'affiner l'étude. Cependant, nous avons également constaté dans cette synthèse que la gestion de la source de lumière est la principale limite des capteurs passifs qui sont utilisés à la parcelle.

A travers cette étude bibliographique, nous avons pu constater que les méthodes actuellement disponibles ou présentées dans la littérature ne s'étaient pas spécifiquement intéressées à la caractérisation de proximité de la végétation de la vigne par imagerie multi-spectrale embarquée.

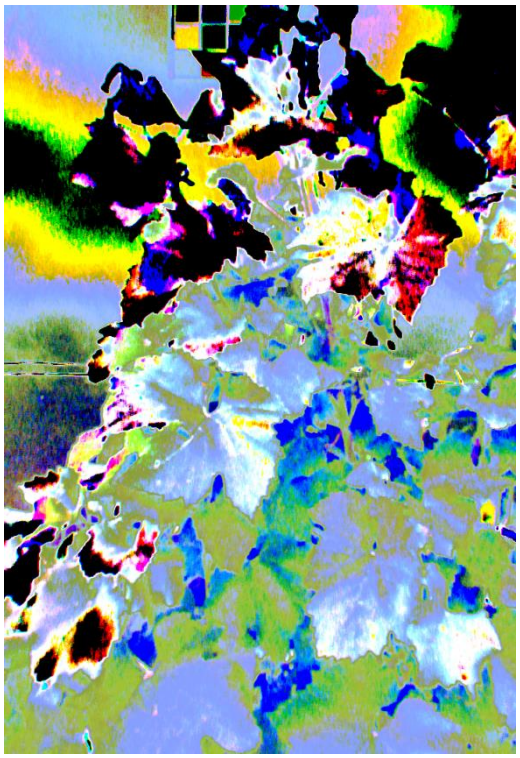
Cette thèse consistera à tester l'imagerie multi-spectrale embarquée pour caractériser la croissance de la vigne à la parcelle. Pour cela, nous adapterons dans un premier temps une caméra multi-spectrale sur un engin viticole basé au sol. Afin de vérifier la validité des indices obtenus à partir des images, nous utiliserons un outil de comparaison fréquemment utilisé en viticulture pour caractériser la végétation : le Greenseeker.

Comme ce capteur fournit un indice de végétation NDVI basé sur un ratio de réflectance, nous présenterons la méthode de calibration des images en réflectance pour permettre une comparaison relative des indices estimés par les deux méthodes.

Enfin, au-delà de l'indice NDVI, pour illustrer la polyvalence de la technique d'imagerie multi-spectrale, nous présenterons des applications et des perspectives agronomiques permettant la caractérisation du feuillage de la vigne.

# Partie III :

## Matériel d'acquisition de données à la parcelle et méthodes d'optimisation de la qualité des images



# Partie III : Matériel d'acquisition des données à la parcelle et méthodes d'optimisation de la qualité des images

**Partie III : Matériel d'acquisition des données à la parcelle et méthodes d'optimisation de la qualité des images ..... 47**

**I. Présentation de la parcelle expérimentale ..... 49**

*i. Présentation générale de la parcelle « Terroir »* ..... 49

*ii. Présentation des cépages Pinot Noir, Chardonnay et Meunier* ..... 51

*iii. Protocole d'échantillonnage* ..... 51

*iv. Les jeux de données acquis à la parcelle en 2013* ..... 52

**II. Le dispositif expérimental d'acquisition de données ..... 54**

1. Présentation générale du système de mesure ..... 54

*i. Le système de mesure embarqué sur véhicule motorisé terrestre* ..... 54

*ii. Schéma du dispositif expérimental pour l'acquisition des données* ..... 55

2. La caméra multi-spectrale et éléments associés ..... 57

*i. Les dispositifs à transfert de charge (CCD)* ..... 58

*ii. Les prismes séparateurs* ..... 61

*iii. Une focale permettant d'observer la hauteur du feuillage de la vigne* ..... 62

*a) L'objectif grand angle* ..... 62

*b) Calibration et correction géométrique des images* ..... 63

*iv. Adaptations et paramétrage de la caméra pour l'acquisition des images à la parcelle* ..... 67

*a. Gestion de l'éclairement* ..... 67

*b. Prédispositions techniques pour faciliter le traitement d'image* ..... 68

# Partie III : Matériel d'acquisition de données à la parcelle et méthodes d'optimisation de la qualité des images

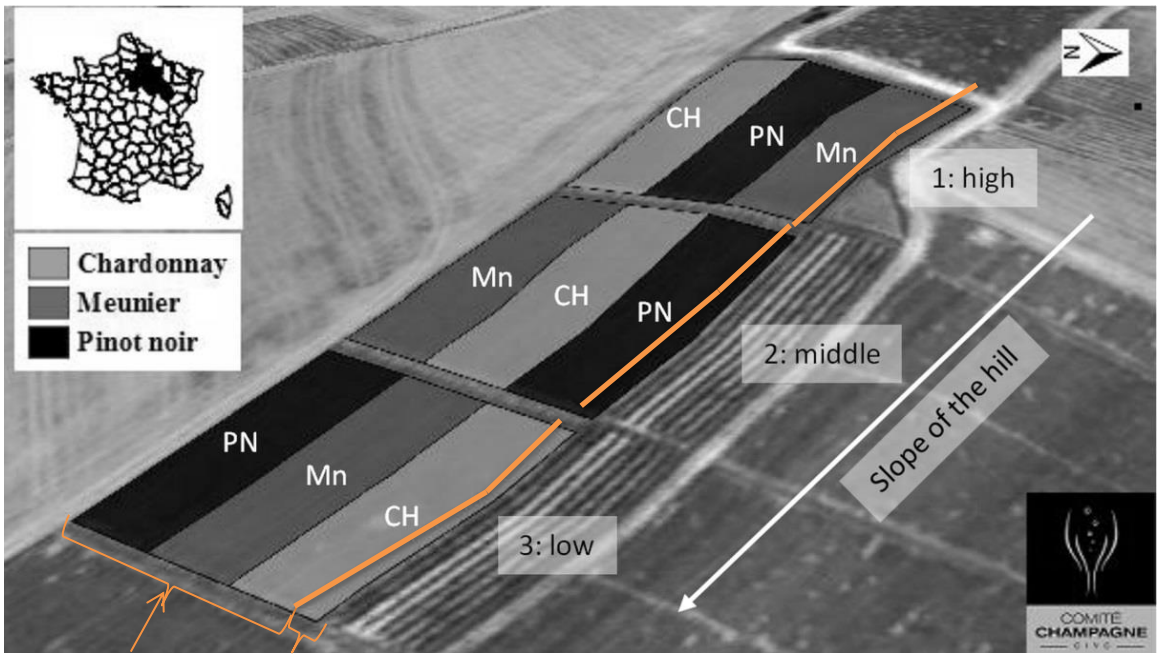
L'étude a pour objectif d'évaluer le dispositif d'acquisition d'images multi-spectrales embarqué sur un chenillard, de tester sa performance et son intérêt pour caractériser en proximité la végétation de la vigne. Cette approche propose une observation de la canopée à la parcelle, dans le rang et dans l'axe vertical du plan de palissage. Grâce au système embarqué, l'étude de la végétation à l'échelle de la parcelle s'effectue à travers un échantillonnage important (environ 8000 points de mesure /ha). Le système optique embarqué sera évalué dans les vignobles bourguignons et champenois, dits de « haute densité de plantation » car les inter-rangs sont de courte distance (environ 1 m) avec une hauteur moyenne de la haie d'environ 1,40 m : ceci nécessitera une adaptation technique du matériel afin de pouvoir observer toute la hauteur du plan de palissage de la vigne. Pour valider la cohérence de cette méthode, les données extraites de ce dispositif d'imagerie multi-spectrale seront comparées à celles du Greenseeker RT-100. Reprécisons qu'il s'agit d'un capteur actif couramment utilisé en viticulture pour estimer la vigueur de la vigne. Avant de détailler la description du système expérimental, nous allons présenter les parcelles expérimentales sur lesquelles ont été réalisés les essais.

Précisons dès maintenant que le manuscrit se focalisera sur le traitement et l'analyse des données acquises sur la parcelle champenoise. Le cas des expérimentations conduites en Bourgogne est présenté en Annexe III et correspondent au transfert des méthodes développées via les expérimentations conduites en Champagne. Néanmoins, peu de jeux de données ont été acquis et à un stade très jeune ce qui conclut à des résultats peu probants vis-à-vis de l'étude du feuillage. Cependant, ils illustrent la réussite de transfert du système expérimental et des algorithmes de traitement des images.

## I. Présentation de la parcelle expérimentale

### *i. Présentation générale de la parcelle « Terroir »*

Les expérimentations se sont essentiellement déroulées sur le site expérimental du Comité Interprofessionnel du Vin de Champagne (CIVC) situé à Chouilly près d'Epernay dans la Marne (51). La parcelle « Terroir » a une surface de 0,72 ha. Elle est constituée de quarante-cinq rangs de vigne de trois cépages différents. Les ceps sont taillés selon la méthode « Chablis à deux charpentes et un lancement » sauf les cinq rangs les plus à l'Est de la parcelle, qui sont taillés selon la méthode de cordon de Royat (Veron, 2011). Une faible pente et un léger dévers non réguliers, caractérisent cette parcelle, impliquant un léger gradient de vigueur de la vigne, orienté du haut vers le bas de la parcelle. Les rangs de vigne sont orientés dans le sens de la pente. Ainsi, trois niveaux topographiques sont distingués : Haut, Milieu, Bas. Chaque niveau est constitué de trois cépages différents dans des blocs composés de quinze rangs de vigne. Il s'agit des trois cépages majoritairement rencontrés dans le vignoble champenois : le Pinot Noir (PN), le Chardonnay (CH) et le Meunier (Mn). Les trois cépages ont été plantés en 1996. A l'échelle de la parcelle, le motif général forme un carré latin. En agronomie, les cultures plantées en carré latin sont fréquemment utilisées. En effet, ce plan expérimental est défini comme étant « un double réseau de blocs complets, perpendiculaires les uns aux autres et conduisant à un double contrôle de l'hétérogénéité du matériel expérimental » (Dagnelie, 2003). Ainsi, il est possible de caractériser différents comportements variétaux (Vilain, 2012).




Taille Chablis Taille cordon de Royat

Figure 3: Parcelle expérimentale « Terroir », constituée de 9 blocs organisés en carré latin.

La parcelle étudiée est la parcelle nommée « Terroir », que l'institut technique caractérise depuis 2007 à travers l'utilisation de différents capteurs (Greenseeker (Trimble, Allemagne), Multiplex (Force A, France), Physiocap (CIVC, France)) et sondes (« Chambre à pression » pour la mesure des potentiels hydriques, sondes météo). D'autres données concernant la pédologie de la parcelle sont également disponibles et présentées en Annexe II. Les résultats obtenus via ces capteurs permettent de caractériser plus particulièrement la vigueur de la vigne à travers ces différents outils et indices qu'ils fournissent (Debuisson et al., 2010). De même, les résultats agronomiques récoltés permettent de caractériser la parcelle donc l'environnement dans lequel les pieds de vigne de cette parcelle évoluent. Les résultats sont régulièrement publiés dans une revue technique (Le Vigneron Champenois). Cet historique comporte des informations agronomiques, climatiques, physiologiques, des indices de végétation (NDVI) et des études des bois de taille. Il constitue une base de données conséquente permettant étudier le comportement de chaque cépage (interactions, évolutions temporelles et spatiales, etc.).

### *ii. Présentation des cépages Pinot Noir, Chardonnay et Meunier*

Le Pinot Noir, le Chardonnay et le Meunier sont les trois principaux cépages plantés dans le vignoble champenois. Les deux premiers sont également les deux principaux cépages cultivés en Bourgogne. L'étude généalogique des cépages nous apprend que le Chardonnay et le Meunier sont dérivés du Pinot Noir : alors que le Chardonnay est issu d'un croisement naturel entre le Gouais blanc et le Pinot Noir, le Meunier est apparu par sélection clonale (This et al., 2006).

Le Pinot Noir est un cépage noir à jus blanc caractérisé par un débourrement précoce. Il est très sensible au mildiou, mais généralement peu au botrytis (Reynier, 2011). Concernant le Meunier qui est également un cépage noir à jus blanc, celui-ci est reconnaissable par ses feuilles cotonneuses. C'est un cépage à débourrement plus tardif et moins sensible au développement du mildiou et l'oïdium mais relativement sensible à celui du botrytis. Le chardonnay est un cépage blanc, au développement précoce. Il est présenté dans la littérature comme étant sensible au mildiou et à l'oïdium.

En nous appuyant sur les travaux de recherche expérimentale menés sur la parcelle Terroir, nous apprenons que la vigueur ou l'expression végétative de ces trois cépages diffère, notamment pour le Meunier qui est décrit comme étant un cépage à faible vigueur (Debuisson et al., 2009; Debuisson et al., 2010).

### *iii. Protocole d'échantillonnage*

Considérant l'organisation de la parcelle en trois blocs de quinze rangs, chaque bloc a été historiquement subdivisé en trois fois cinq rangs pour fixer le protocole d'échantillonnage. Ainsi, un rang sur deux est observé. Ceci correspond à la caractérisation de six rangs par blocs, soit dix-huit rangs sur quarante-cinq rangs à l'échelle de la parcelle. L'acquisition de données dans les rangs se fait en continue, de haut en bas de la parcelle pour le sens descendant (aller) puis de bas en haut pour le retour. L'échantillonnage commence au niveau du bloc CH haut et termine par le bloc Meunier Haut.

### *iv. Les jeux de données acquis à la parcelle en 2013*

Durant l'année 2013, six jeux de données ont été acquis à la parcelle à six dates différentes. Les jeux de données géoréférencés sont composés d'images visibles (RGB) et proche infrarouges (NIR) et de mesures NDVI effectuées via le Greenseeker (Tableau 1). Les dates d'observation correspondent à différents stades de développement de la vigne, s'étalant ainsi de la formation des baies à la fin de la maturation (Meier, 2001; voir Annexe I).

Tableau 2 : Description des quatre jeux de données acquis durant l'année 2013

| Date | 02/07/2013 | 17/07/2013 | 01/08/2013 | 13/08/2013 | 27/08/2013 | 24/09/2013 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Stade phénologique | Stade floraison (stade 68, Meier 2001) | Stade développement des fruits (stade 71) | Stade Nouaison (stade 71) | Stade grain de pois (stade 75) | Stade début véraison (stade 81) | Stade fin de maturation des baies (Stade 85) |
| Heure (UMT/GMT) | 16h-17h | 9h15 - 10h15 | 16h20- | 12h- 13h | 13h15 - 14h15 | 12h - 13h |
| Nombre d'images par canal spectral (RGB ou NIR) | 5 479 | 5 356 | 4 907 | 6 556 | 6 280 | 6 336 |
| Nombre de points de mesure Greenseeker | 143 896 | 86 363 | 95 774 | 102 581 | 53 581 | 89 911 |
| Nombre de coordonnées GPS | 32 269 | 36 691 | 35 749 | 35 806 | 19 594 | 32 865 |

Le nombre d'images acquises sur ces six jeux de données est relativement homogène comparé aux données issues des autres outils. Le nombre d'images varie selon la vitesse d'avancement du chenillard. Lors de l'acquisition du premier jeu de données, la canopée de la vigne était peu développée et le travail du sol n'avait pas encore été réalisé, ce qui a facilité le passage dans les rangs de vigne pour la prise des images. En revanche, pour les trois autres jeux de données, la canopée était plus développée ce qui a réduit l'espace de circulation entre les rangs. De plus, le sol a été travaillé à plusieurs reprises dans les inter-rangs de la parcelle, ce qui obligeait à réduire la vitesse d'avancement pour garantir la stabilité du chenillard. Puis, pour les deux derniers jeux de données, nous avons rencontré des problèmes techniques qui ont limité l'acquisition de données sur toute la parcelle. Dans le cas du jeu de données acquis le 27/08/2013, le signal GPS fut inexploitable pour la moitié de la parcelle et en ce qui concerne le jeu de données acquis le 24/09/2013, le dernier tiers de la parcelle, les données concernant les blocs Mn haut, PN milieu et CH bas, ont été mal enregistrées (moitié d'un jeu). Par la suite, ces zones de parcelle sans données seront hachurées en noir lors des représentations spatiales (cartographies).

## II. Le dispositif expérimental d'acquisition de données

### 1. Présentation générale du système de mesure

#### *i. Le système de mesure embarqué sur véhicule motorisé terrestre*

Le dispositif expérimental d'acquisition de données a été installé sur un chenillard, ce qui lui permet de circuler dans les inter-rangs des vignes. Ainsi, la prise de mesures est facilitée à l'échelle de la parcelle et permet d'optimiser l'échantillonnage. Rappelons que le système expérimental Bourguignon est présenté en Annexe III. En Champagne (comme en Bourgogne), les rangs des parcelles étudiées sont espacés de 110 cm. En pleine végétation, l'espace libre disponible à la conduite de ces engins est réduit à 70 cm environ ; l'envergure des engins est de 65 cm.

Sur le site expérimental du CIVC, nous avons eu accès à un chenillard muni d'un châssis sur lequel ont été fixés les capteurs ainsi qu'un récepteur GPS (Trimble) de correction centimétrique RTK (Real Time Kinetic). Sa vitesse d'avancement lors de la prise de mesures varie entre 2 km/h et 4 km/h, selon les conditions du terrain : travail du sol réalisé, glissements, pente, dévers, etc. Le chenillard est manœuvré par un opérateur qui est positionné à l'arrière, sur un marchepied. Les photographies ci-après présentent le système embarqué.




Figure 4: Système d'acquisition de données utilisé sur le site expérimental de Champagne

### *ii. Schéma du dispositif expérimental pour l'acquisition des données*

Le système d'acquisition de données est composé de trois entités fondamentales qui sont : une caméra multi-spectrale bi-CCD (JAI, Japon), un système de positionnement (GPS, Global Positioning System) de correction centimétrique (Real Time Kinetic (RTK)) et un ordinateur portable. Un Greenseeker RT-100 (Trimble, Allemagne) a été associé au dispositif expérimental afin d'obtenir des données qui seront comparées à celles obtenues avec la caméra pour vérifier leur cohérence tels, certains travaux présentés dans la littérature (Stamatiadis et al., 2009). Ce capteur est constitué de deux photodiodes émettant des longueurs d'onde dans le rouge (R=656 nm) et dans le proche infrarouge (NIR= 774nm) et d'un photorécepteur. Plusieurs travaux de recherche ont étudié les particularités de caractérisation de la canopée via ce capteur (Drissi et al., 2009), sa sensibilité selon le statut physiologique et l'état sanitaire du feuillage (Calcante et al., 2012) ainsi que ses caractéristiques de fiabilité de mesure en conditions extérieures (Kim et al., 2012). Ainsi, les avantages et les limites de cet outil ont pu être mis en avant permettant de considérer l'indice fournit par le Greenseeker comme un repère agronomique. De plus, l'étude menée par le CIVC a permis de valider le Greenseeker comme outil de caractérisation de la vigueur de la vigne pour les cépages Chardonnay, Pinot Noir et Meunier dans les mêmes conditions que celles de notre étude.

Lorsque le véhicule se déplace à des vitesses comprises entre 1 km/h et 4 km/h, 0,3 m à 1,10 m de rang de vigne sont caractérisés par seconde par le Greenseeker pour une fréquence de mesure à 50 Hz. Commandée par l'ordinateur, la caméra acquiert et enregistre les images à une fréquence de 3 Hz. Selon la vitesse d'avancement, ce paramétrage permet d'observer entre 0,8 m et 1,1 m de végétation par seconde sur le rang, ce qui correspond approximativement à un pied de vigne. Quant au GPS, sa fréquence d'acquisition est fixée à 10 Hz.

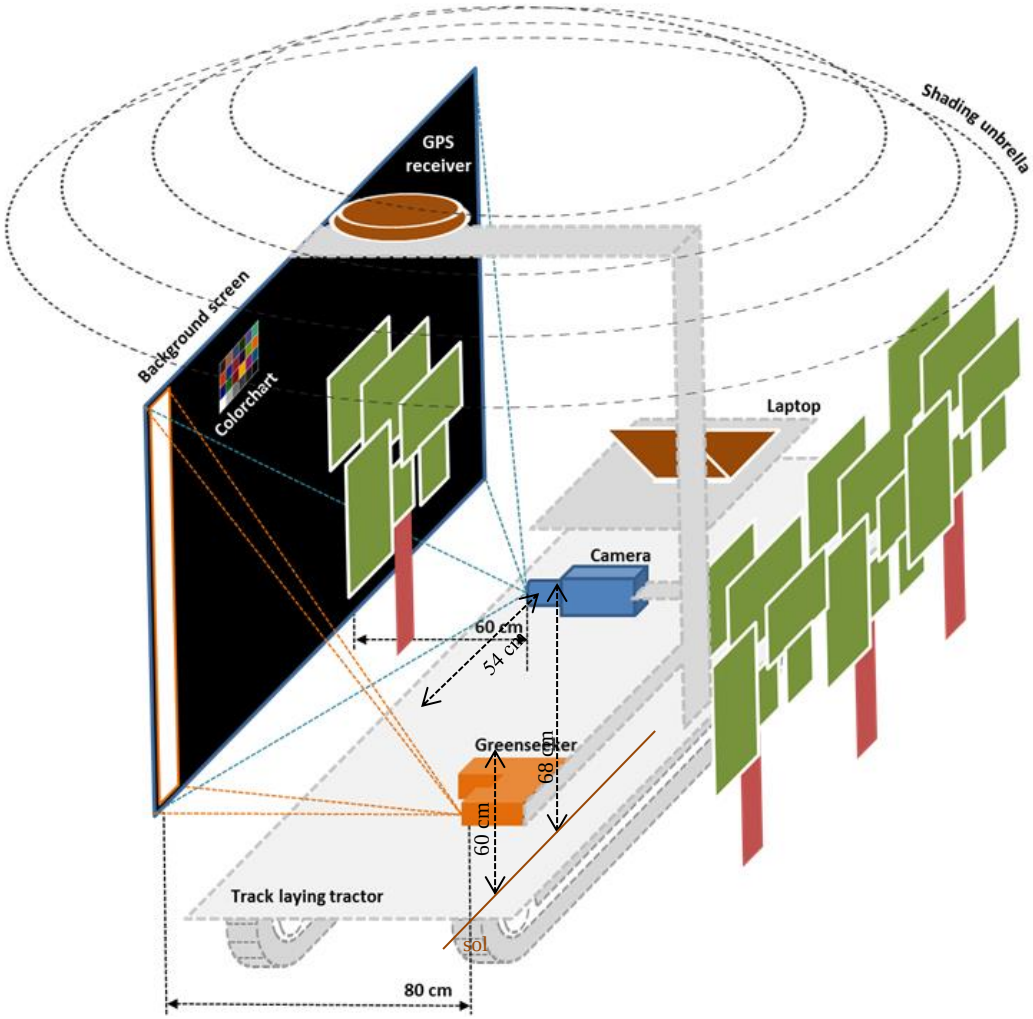



Figure 5 : Vue schématique du matériel expérimental champenois

La figure 5 présente un schéma du dispositif expérimental utilisé pour collecter les données à la parcelle champenoise. Cette figure présente le positionnement des différents outils de mesures par rapport à la vigne. La caméra est située à 60 cm de l'axe du rang de la vigne et est positionnée à 68 cm du sol ; quant au Greenseeker, il est installé à 80 cm du centre de la haie foliaire. En pleine végétation la distance séparant les feuilles de l'appareil est environ de 60 cm. Ce capteur est élevé de 60 cm par rapport au sol. La distance séparant sa tête de mesure à l'objectif de la caméra est de 54 cm. Ces paramètres d'installation impliquent une zone de mesure de 2 cm de large sur environ 70 cm de haut pour le Greenseeker. Dans la littérature, nous apprenons que la zone de mesure peut être différente : Drissi et al., (2009) constatent des dimensions de 1 cm de large sur 61 cm de haut. Cependant, le positionnement des deux capteurs optiques par

rapport à la vigne leur permet d'avoir un champ de mesure comparable d'environ 70 cm de hauteur qui est centré sur la zone des grappes.

La caméra est un capteur passif, c'est-à-dire qu'elle ne génère pas sa propre source lumineuse pour caractériser sa cible. La source lumineuse utilisée dans nos expérimentations est la lumière du soleil. L'intensité lumineuse varie en fonction des conditions météorologiques au moment des prises d'images qui peuvent altérer la qualité de ces dernières. Ainsi, nous avons adapté des techniques de gestion de la lumière en pré-acquisition des images pour éviter la saturation des capteurs qui rend difficile l'exploitation des images. Afin de limiter certaines contraintes techniques notamment soulignées par Diago et al., (2012), nous avons installé un parasol pour favoriser la gestion de la lumière. Il a été positionné au niveau du champ de vision de la caméra au-dessus du rang de vigne. La lumière est ainsi « tamisée » au niveau de la zone de mesure. Egalement, nous avons essayé de collecter les données lorsque le soleil était au zénith pour éviter les effets d'ombre portées. Ainsi, ce dispositif permet de limiter les « flairs » ou la saturation des pixels sur l'image au niveau des feuilles supérieures du gabarit de la vigne (Diago et al., 2012). Enfin, un écran opaque en arrière-plan de l'image permet de focaliser l'observation sur le rang observé.

## 2. La caméra multi-spectrale et éléments associés

La caméra multi-spectrale est l'élément central du système expérimental puisque ce projet de thèse vise à tester sa capacité à caractériser le feuillage de la vigne. Le matériel utilisé est référencée « AD-130GE » par le constructeur JAI (Japon). Il s'agit d'une caméra commerciale disposant d'un seul objectif mais permettant l'acquisition simultanée de deux types d'images observant la même scène : l'une dans le domaine spectral visible, fournissant des images dites « visible » ou « RGB (Red, Green, Blue) » ; l'autre dans la région spectrale proche infra-rouge créant des images dites « NIR (Near Infra Red) ». Cette particularité technologique est possible grâce à la présence, dans la caméra, de :

- deux dispositifs à transferts de charges (CCD, Charge Couple Device), permettant la capture des deux types d'images : il s'agit d'une caméra bi-CCD;

- un système optique composé de prismes dichroïques orientant les rayons selon leur longueur d'onde (visible ou NIR), et permettant l'observation simultanée de la même scène dans les deux domaines spectraux étudiés ;
- un objectif « grand angle » permettant l'observation de la majeure partie de la hauteur du feuillage de la vigne.

De plus, le dispositif expérimental requiert l'utilisation d'équipements de gestion de la lumière pour assurer la qualité des images qui sont acquises à la parcelle.

### *i. Les dispositifs à transfert de charge (CCD)*

La caméra utilisée est un système optique bi-CCD qui est donc doté de deux dispositifs à transferts de charges (CCD) identiques : IT CCD ICX447. Expérimentalement, nous avons constaté que le CCD pour le domaine spectral visible était caractérisé par 1296 x 966 pixels tandis que celui du proche infrarouge est de 1294 x 966 pixels. La taille réelle d'un pixel est de 3,75 µm x 3,75 µm.

Ces capteurs sont associés à des filtres qui sélectionnent les rayons lumineux à transmettre en fonction de leur longueur d'onde pour constituer une image représentative d'une région spectrale. Dans notre cas, deux systèmes sont distingués : l'un est destiné à réceptionner les rayons lumineux du domaine spectral visible fournissant les images « visibles », et l'autre capture les rayons du proche infrarouge créant les images « infrarouges ».

Les images visibles sont obtenues par la combinaison de trois canaux spectraux : rouge (R, Red), vert (G, Green) et bleu (B, Bleu). Plusieurs méthodes existent pour obtenir une image visible (Cloquet, 2012; Lathuilière et al., 2006). La caméra testée utilise une méthode qui se base sur l'utilisation d'un CCD associé à un filtre trichromatique : il est composé de trois filtres sélectionneurs de longueurs d'onde correspondant au bleu, au vert et au rouge, organisés en matrice dite de « Bayer ».

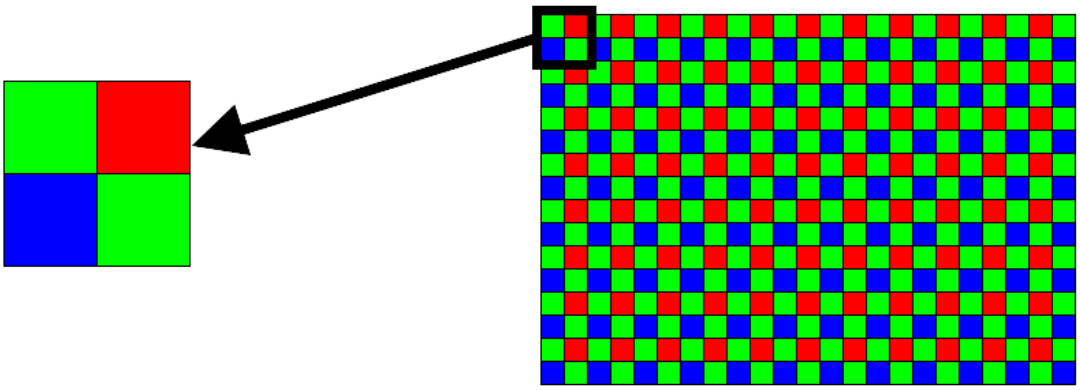


Figure 6 : Organisation du filtre de Bayer
(Source : http://www.avex-asso.org/dossiers/wordpress/wp-content/uploads/2010/03/matrice-de-bayer.gif)

Le filtre de Bayer est un filtre alternant un filtre rouge, un filtre bleu et deux filtres verts disposés en quinconce sur chaque cellule de captation ou pixel. L'organisation générale du filtre est une répétition de ce motif. Chaque type de filtre fournit une image représentative du domaine spectrale sélectionné (bleu, vert, rouge). Pour reconstituer une image visible polychromatique, il suffit de combiner les trois images monochromes rouge, verte et bleue.

Concernant l'acquisition d'images représentatives de la région spectrale proche infrarouge, le CCD est associé à un filtre monochrome.

Les CCD sont associés à des filtres permettant de sélectionner les photons en fonction de leur longueur d'onde. Le graphique ci-dessous présente la réponse spectrale de la caméra pour chacun des domaines spectraux R, G, B et NIR.

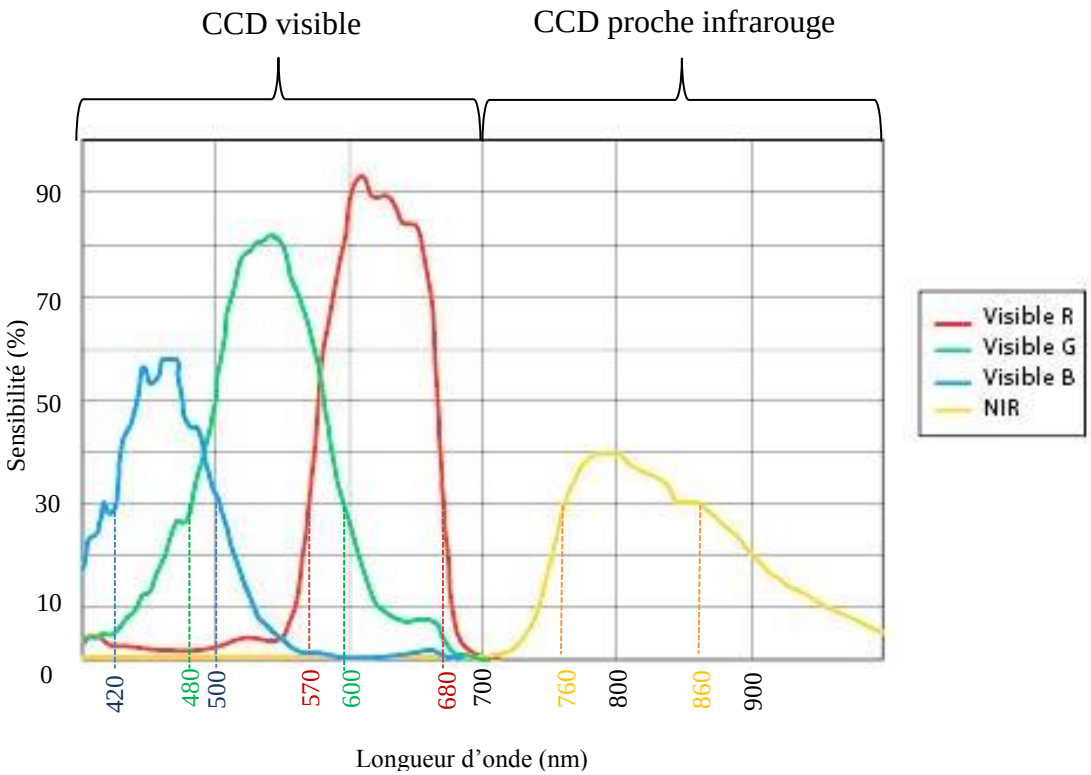



Figure 7: Sensibilité des CCD visible et proche infrarouge en fonction de la longueur d'onde (Source : Stremmer_imaging, Allemagne)

La Figure 7 présente les quatre courbes associées aux quatre canaux spectraux. Nous remarquons que la sensibilité maximale varie selon le canal spectral et que l'allure de la courbe du canal spectral proche infrarouge est plus dissymétrique que les courbes des canaux spectraux du domaine spectral visible.

Nous constatons que le capteur visible permet de capter séparément les rayons lumineux bleus, verts et rouges. On considère généralement que la réponse du capteur est satisfaisante à partir de 30 % de sensibilité. Ainsi, les plages de sensibilité et donc de fonctionnement du capteur sont :

- de 420 nm à 500 nm pour le canal spectral bleu ;
- de 480 nm à 600 nm pour le vert ;
- de 570 nm à 680 nm pour le rouge ;
- de 760 nm à 860 nm pour le proche infrarouge.

Nous constatons dès à présent que chaque canal spectral possède des caractéristiques spectrales qui leur sont propres. Ceci laisse à supposer que des différences de comportements spectraux pourront être constatées dans l'analyse des résultats.

### *ii. Les prismes séparateurs*

Ce bloc de prismes séparateurs dévie les rayons lumineux en fonction de leur longueur d'onde pour les diriger vers les capteurs CCD visible ou CCD proche infrarouge. La Figure 8 présente le principe de fonctionnement du système de séparation de la lumière dans la caméra.

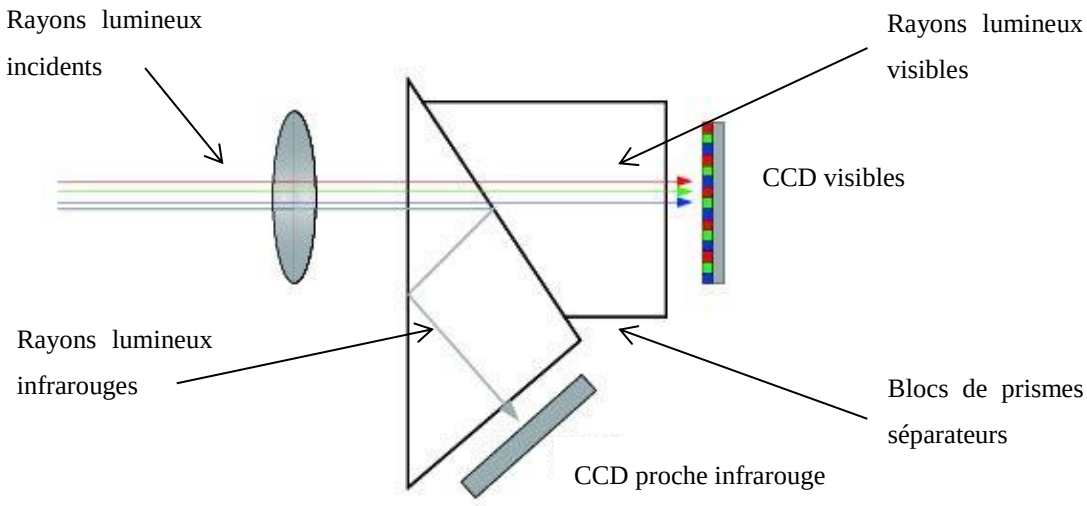



Figure 8 : Présentation du système optique de déviation et de réfraction des rayons lumineux selon leur longueur d'onde
(Source : Stremmer_imaging, Allemagne)

Cette figure illustre le trajet des rayons lumineux en fonction de leur longueur d'onde, de leur entrée dans le système par l'objectif jusqu'à leur réception au niveau des CCD. Ce dispositif optique de sélection et de déviation de la lumière relève d'une association de deux prismes traités de couches dichroïques. Les couches dichroïques séparent les rayons incidents selon leur longueur d'onde. En effet, chaque couche possède des

propriétés de réflexion et de transmittance sélective ou totale qui leur confère cette capacité de séparation des rayons des lumineux (Cloquet, 2012).

Cependant, les conditions expérimentales requièrent l'utilisation d'un objectif d'une focale suffisante pour observer le feuillage de la vigne sur toute la hauteur du plan de palissage (environ 90 cm) avec à peine 60 cm de recul.

### *iii. Une focale permettant d'observer la hauteur du feuillage de la vigne*

#### *a) L'objectif grand angle*

L'acquisition des images se fait dans les conditions expérimentales fixées par les contraintes de la conduite d'une vigne : la faible distance inter-rang implique une faible distance caméra/feuillage (60 cm). Comme le but est d'observer les feuilles de vigne sur la hauteur de la haie foliaire dans le plan de palissage, nous avons associé à la caméra un objectif grand angle, de faible focale, soit de 2,8 mm, permettant un angle de prise de vue de (89°08' x 69°20'). Appliquée à l'observation de la haie foliaire de la vigne, cette adaptation technique permet d'obtenir des images mesurant 90 cm de hauteur sur 67 cm de large. Comme le montre la Figure 9, la majeure partie de la hauteur du feuillage de la vigne est visible sur les images :

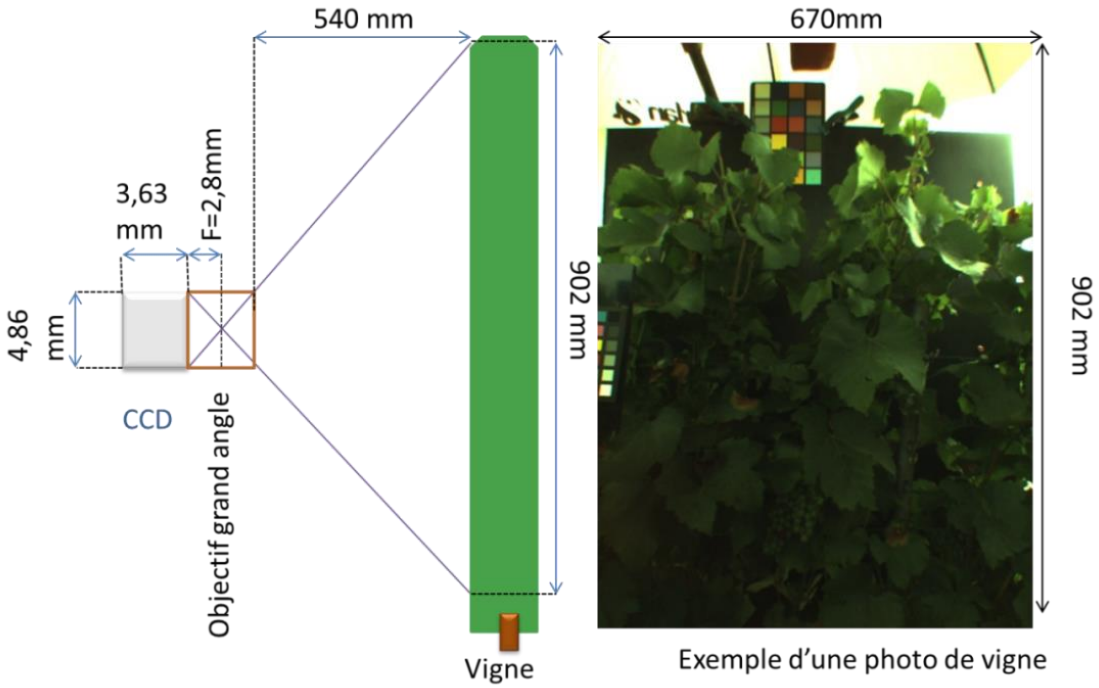



Figure 9 : Présentation de la prise vue du système optique et observation du feuillage de la vigne sur les images

L'utilisation de ce type d'objectif, suppléé par le système optique de déviation des rayons engendre des déformations importantes de forme et de surface. Il est donc nécessaire de les corriger pour étudier les paramètres morphométriques du feuillage de la vigne sur les images.

### b) *Calibration et correction géométrique des images*

Chaque entité du système optique présentée auparavant cumule des déformations sur les images. Théoriquement, les déformations engendrées par l'objectif grand angle sont les mêmes pour les rayons lumineux du domaine spectral du visible et de l'infrarouge. C'est au niveau du dispositif de déviation (bloc de prismes) des rayons visibles et proche infrarouges que les déformations engendrées par celui-ci seront différentes.

Il existe plusieurs types de déformations géométriques qui peuvent être constatées sur les images (Girard & Girard, 2010). On différencie les déformations en barillet, en coussinet ou en moustache dont leur dénomination réfère au type de distorsions engendrées sur les images (Taillet et al., 2009). Pour constater ces déformations,

l’utilisation d’une référence géométrique est indispensable. Dans notre cas, la référence utilisée est un damier présentant cent quatre-vingt-seize carrés blancs et noirs alternés. Chaque carré unitaire mesure 4 cm de côté. Un côté du damier est constitué de quatorze carrés. Comme le montre la Figure 10 (photographie gauche), les déformations engendrées sur les images par le système optique s’apparentent aux déformations en barillet car on peut constater que les points de la partie périphérique apparaissent plus proches du centre tandis que les côtés du damier s’en éloigneraient. Ainsi, les lignes droites du damier apparaissent incurvées vers l'extérieur. Les déformations en barillet sont un défaut caractéristique des objectifs « grand angle ».

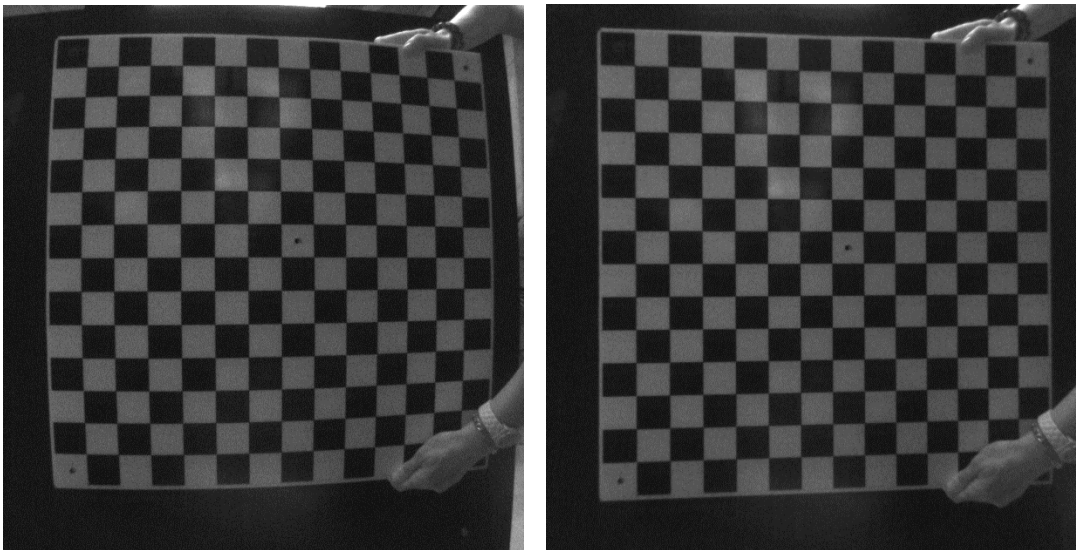


Figure 10 : Photographies du damier (référence géométrique) issue de la caméra multi-spectrale, avec déformations (gauche) et avec déformations corrigées (droite)

Les déformations observables sur le damier varient selon l’orientation et/ou l’inclinaison de celui-ci. L’algorithme de Bouguet (Bouguet, 2007), basé sur les travaux de Zhang (2000) permet de calculer les paramètres intrinsèques et extrinsèques à la caméra pour calibrer la déformation des images. L’algorithme est utilisé indépendamment pour calibrer les deux systèmes optiques.

Sous MATLAB (Mathworks, v.10), et à partir de treize images du damier orienté et incliné différemment, l’algorithme de Bouguet calcule les paramètres associés aux déformations constatées sur les images dans leur contexte.

La première étape de la calibration géométrique consiste à extraire les coins des carrés. Successivement, sur chacune des treize images, il s'agit d'indiquer les coins des carrés les plus extérieurs au damier.

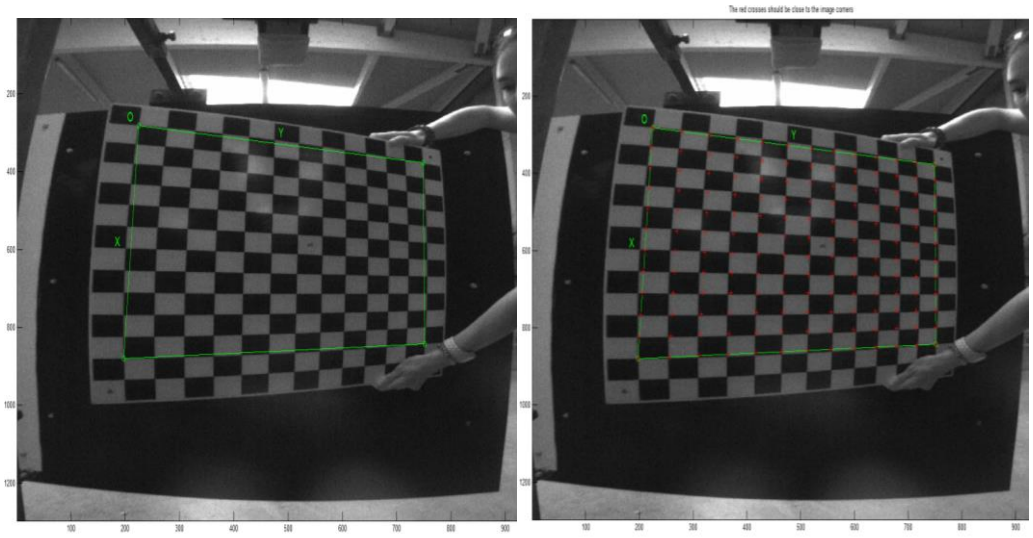



Figure 11 : Etape de positionnement des points de repère sur les carrés ; exemple sur une image

Les coefficients relatifs aux déformations constatées sur les images sont déterminés de manière empirique par un coefficient d'ajustement. L'évaluation de la conformité du positionnement des repères sur les images est manuelle. Le coefficient de déformation associé à l'image testée lui est attribué lorsque l'opérateur considère que le positionnement des repères est convenable.

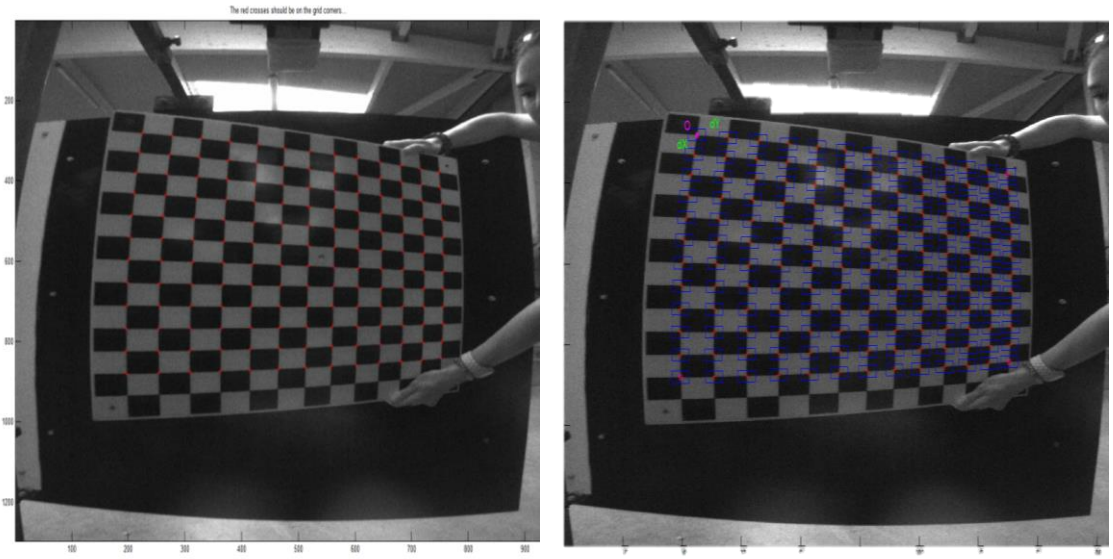


Figure 12 : Position des points de repères sur les carrés et détermination du coefficient de déformation de l'image testée

Cette procédure de calibration des distorsions géométriques est réalisée séparément pour les images visibles et les images proches infrarouges du fait de la différence de trajet des rayons lumineux. Pour évaluer l'impact des déformations géométriques sur l'analyse morphométrique, nous avons calculé la surface des carreaux blancs présents sur les images non corrigées et corrigées puis nous avons comparé la différence afin de calculer le pourcentage d'erreurs. Les résultats sont répertoriés dans le Tableau 3 ci-après.

Tableau 3 : Synthèse des erreurs dans l'estimation de la surface des carreaux blancs

| N° de l'image | Erreur sur image RGB (%) | Erreur sur image NIR (%) |
|---|---|---|
| 1 | 0,7 | 1 |
| 2 | 6 | 7,3 |
| 3 | 4,8 | 4,8 |
| 4 | 4,6 | 4,8 |
| 5 | 1,5 | 1,2 |
| 6 | 3 | 3,1 |
| 7 | 5,2 | 5,0 |
| 8 | 6,2 | 6,3 |
| 9 | 8 | 7,8 |
| 10 | 13 | 13,7 |
| 11 | 28,2 | 28,7 |
| 12 | 3,1 | 3,9 |
| 13 | 4,4 | 5,3 |
| 14 | 4,0 | 4,8 |
| 15 | 4,7 | 5,5 |

Ce tableau nous permet de constater que les erreurs de déformation de surface sur les images RGB et NIR sont proches quelle que soit la perspective de l'objet étudié. Nous constatons que les erreurs peuvent être faibles (≈1 %) lorsque le damier est présenté dans un seul plan, sans perspective, ou plus importantes de 28.7 % lorsque le damier est positionné dans plusieurs plans correspondant à un effet de perspective prononcé. L'importance de l'erreur varie en fonction du cas présenté par l'image étudiée : plus l'objet s'intègre dans une perspective complexe, plus l'erreur est forte. Ces résultats montrent que l'étape de calibration géométrique est nécessaire pour étudier les paramètres morphométriques d'objets situés dans différents plans de perspective d'une image. Notons que les feuilles de vigne se positionnent dans différents plans de l'image, selon leur implantation dans la haie foliaire. D'autre part, nous constatons des différences entre les erreurs calculées pour les images visibles et infrarouges. Ces différences justifient la correction indépendante et propre à chaque canal pour garantir par la suite, la superposition des images visibles et proches infrarouges pour la détermination de l'indice NDVI.

Tous les jeux de données ont été corrigés selon les paramètres calculés par cette méthode pour chaque image visible et proche infrarouge.

### *iv. Adaptations et paramétrage de la caméra pour l'acquisition des images à la parcelle*

#### *a. Gestion de l'éclairement*

Nous avons vu que des éléments techniques de gestion lumineuse (parasol, écran) avaient été adaptés sur le dispositif expérimental pour garantir la qualité des images malgré les rayons du soleil. Un second procédé d'optimisation a été considéré afin d'éviter la saturation des pixels sur les images référé dans la littérature, et minimiser l'impact des variations lumineuses sur les images. Ainsi, au niveau de la caméra, nous avons ajusté deux paramètres de réglage :

- Un premier est effectué manuellement au niveau de l'objectif, par ajustement de l'ouverture du diaphragme qui détermine fortement l'éclairement des CCD et donc la qualité des images (saturation ou manque de sensibilité) ;

- Le second réglage est plus minutieux et s'effectue à partir d'une interface informatique permettant d'ajuster la sensibilité du capteur à la luminosité (gain). Pendant l'acquisition des images à la parcelle, le gain s'ajuste de façon automatique en fonction des variations lumineuses modérées constatées par le programme, dans une zone définie de l'image (set-point). Ce procédé permet d'éviter de grandes différences d'éclairement entre les images.

Un réglage du temps d'exposition est également possible, puisqu'il entre également dans la gestion de l'éclairement des CCD. Cependant, la valeur renseignée en début d'acquisition des images restera fixe car elle permet d'assurer la netteté des images malgré les vibrations (associées au chenillard) durant l'acquisition des images. La valeur fixée est donc la plus faible possible, résultant d'une appréciation visuelle de l'éclairement des images.

*b. Prédispositions techniques pour faciliter le traitement d'image*

Pour mieux visualiser le feuillage de la vigne, nous avons installé un panneau opaque derrière le rang de vigne observé. Cette installation permet de focaliser l'information contenue dans les images sur le rang de vigne observé. La matière et la couleur du fond utilisées sont un compromis entre le contraste feuille/fond observé sur les images visibles et proches infrarouges. Comme nous l'observons sur les photographies présentées ci-dessous, ce contraste est meilleur sur les images infrarouges que sur les images visibles.

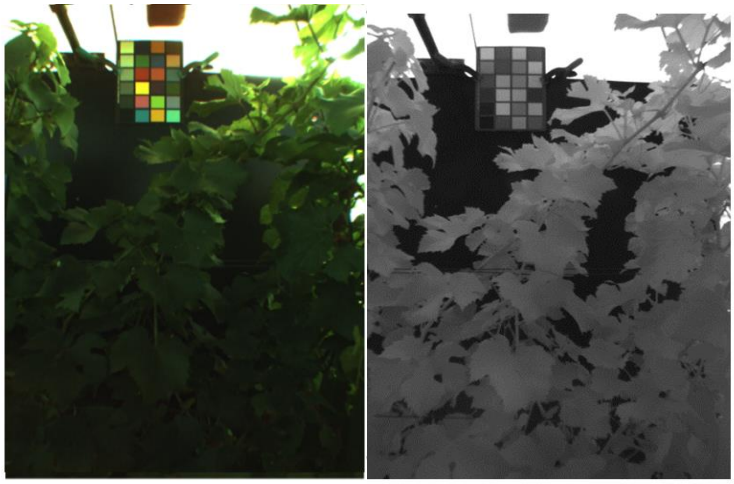


Figure 13 : Présentation du contraste entre le fond noir et la végétation pour une image RGB (gauche) et une image NIR (droite)

Ces jeux de données ont été acquis dans différentes conditions (jours et heures d'acquisition) qui ne sont donc pas reproductibles. Ceci ne nous permet pas de comparer directement les images brutes dans l'espace et le temps. De plus, comme nous l'avons présenté dans la partie II, la validation de la technique d'imagerie multi-spectrale embarquée de proxidétection sera effectuée au moyen d'une comparaison d'indices NDVI estimés à partir de cette méthode test et de ceux obtenus par le système pris en référence qui est le Greenseeker. Le NDVI est un indice calculé à partir de la réflectance des objets dans le rouge et le proche infrarouge. De ce fait, nous devons corriger les images en réflectance. Sur ces images, nous visualisons la référence radiométrique (mire de MacBeth), positionnée en arrière-plan de l'image, qui sera utilisée pour effectuer la correction (cf partie IV). Cette étape normalisera l'information contenue dans les images et nous permettra d'exploiter les caractéristiques spectrales de la végétation (réflectance et calcul de l'indice NDVI) par une étude spatio-temporelle de ces données.

# Partie IV :

## Méthode de calibration radiométrique des images et validation via l'indice NDVI



# Partie IV : Méthode de calibration radiométrique des images et validation via l'indice NDVI

**Chapitre 1 : Développement d'un protocole pour la calibration et la correction radiométrique des images .....73**

**I. Principe général de calibration et de correction radiométrique utilisant la mire de Macbeth .....74**

**II. Méthode de calibration des images expérimentales .....77**

1. Calibration des images « avec référence » : détermination des coefficients de correction des images .....77

*i. Généralités sur le modèle de calibration des images* .....77

*ii. Application de la régression linéaire : exemple d'une image du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013*.....79

2. Calibration des images « sans référence » à partir d'une méthode d'estimation spatiale des coefficients de correction des images .....82

**Chapitre 2 : Performance de la méthode de calibration des images.....85**

**I. Evaluation et optimisation de l'estimation des paramètres de calibration radiométrique des images par validation croisée .....85**

1. Evaluation de la méthode d'estimation spatiale par validation-croisée .....85

2. Optimisation du modèle de calibration des images : détermination du nombre optimal de patchs.....86

*a) Evaluation de la performance d'estimation des paramètres (a,b)*.....86

*b) Détermination du nombre optimal de patchs par ANOVA à deux facteurs sans répétition* .....91

**II. Correction des images du jeu de données à partir des estimations des coefficients de ($\boldsymbol{a}$I,$\boldsymbol{b}$I).....94**

1. Analyse de la performance de la méthode d'estimation des coefficients ($a\mathrm{I}WR$,$b\mathrm{I}WR$).....94

2. Vérification de la cohérence des estimations des coefficients de correction de toutes les images du jeu de données .....97

**Chapitre 3 : Validation de la méthode d'imagerie multi-spectrale pour caractériser le feuillage de la vigne via l'indice NDVI.....101**

**I. Méthode de détermination des indices de végétation NDVI.....101**

1. Méthodes de traitement des images .....101

2. Calcul des indices à partir des images.....106

3. Calcul de l'indice NDVI fournit par le Greenseeker.....106

4. Méthode de représentation spatiale des indices .....107

**II. Analyse de réflectance et comparaison des indices fournis par les techniques du Greenseeker et de l'imagerie multi-spectrale.....108**

1. Etude de la variation de la réflectance (effet rang) sur un jeu de données..108

2. Etude comparative des moyennes des indices NDVI sur la parcelle .....111

i. Etude comparative de la variabilité spatiale des indices NDVI et importance de la calibration radiométrique dans la cohérence des résultats.....111

ii. Détermination de la similarité des indices NDVI déterminés via les deux techniques.....115

# Partie IV : Méthode de calibration radiométrique des images et validation via l'indice NDVI

## Chapitre 1 : Développement d'un protocole pour la calibration et la correction radiométrique des images

Rappelons que l'acquisition des images se déroule à la parcelle et que la source lumineuse utilisée est le soleil. L'intensité de l'éclairement dans les différentes longueurs d'onde et les ombres par exemple, sont des paramètres qui sont difficilement maîtrisables, d'autant plus qu'ils ne sont pas stables dans le temps. C'est pourquoi différents éléments ont été adaptés sur le dispositif expérimental pour limiter les variations et supprimer les ombres. Cependant, comme l'éclairement n'est pas constant sur toute la durée des acquisitions d'images, la luminance de chaque objet éclairé et visible sur chaque image varie. De ce fait, les images au sein d'un même jeu de données ne sont pas comparables, et *a fortiori* d'un jeu de données à l'autre. Ainsi, les informations contenues dans toutes les images ne sont ni comparables dans l'espace lorsque l'on souhaite caractériser la parcelle, ni dans le temps si l'on souhaite étudier l'évolution d'un paramètre.

Pour permettre la comparaison des images, nous avons effectué une correction radiométrique. Sur les images, la valeur d'un pixel traduit la quantité de lumière réfléchie par l'objet observé ; notre correction permet d'obtenir une réflectance (ρ). Rappelons qu'elle est le plus souvent exprimée en pourcentage. La correction radiométrique permettant la conversion des images en réflectance est réalisée en post-acquisition. L'utilisation de cette grandeur physique permet d'accéder à la signature spectrale propre à chaque objet présent dans la scène observée. Dans le cas des végétaux, ceci permet d'extraire des images des informations agronomiques caractérisant l'état physiologique des plantes.

Notre méthode de calibration s'inspire des travaux de Mansouri, Marzani, & Gouton (2005). La réflectance calculée pour chaque pixel d'une image traduit le flux de lumière réfléchi par les objets observés (feuilles, bois, panneau) par rapport au flux réfléchi par

la référence radiométrique : la charte colorimétrique (ou mire) GretagMacbeth (ColorCheker®).

## I. Principe général de calibration et de correction radiométrique utilisant la mire de Macbeth

La charte colorimétrique de Macbeth est constituée de vingt-quatre patchs de couleur (Figure 14), numérotés de 1 à 24. Nous avons choisi comme référence les six patchs neutres ; à savoir le blanc, les quatre nuances de gris et le noir, correspondant respectivement au numéro 19 à 24 (Mansouri et al., 2005).



Figure 14 : Charte colorimétrique de MacBeth et présentation des six patchs neutres

Une valeur de réflectance de chaque patch est fournie par le fabricant pour les canaux spectraux rouge, vert et bleu du domaine spectral visible (400 nm à 700 nm). Les valeurs exprimées sont comprises entre 0 et 255 dans le référentiel colorimétrique RGB. Néanmoins ces valeurs évoluent avec le vieillissement de la mire. De surcroit, la mire doit servir de référence dans le domaine spectral proche infrarouge. C'est pourquoi nous avons décidé de mesurer les caractéristiques spectrales de la mire dans les quatre régions spectrales (R, G, B, NIR).

Pour ce faire, en laboratoire, avec un spectroradiomètre FieldSpec3 (ASD Inc), nous avons mesuré la réflectance des patchs pour des longueurs d'onde comprises entre 400 nm et 1000 nm. Pour chaque patch, la mesure fut répétée cinq fois pour être ensuite moyennée. Ainsi, une valeur de réflectance est associée à chaque patch pour chaque

longueur d'onde testée. Le graphique de la Figure 15 présente le spectre de réflectance des six patchs neutres de la mire.

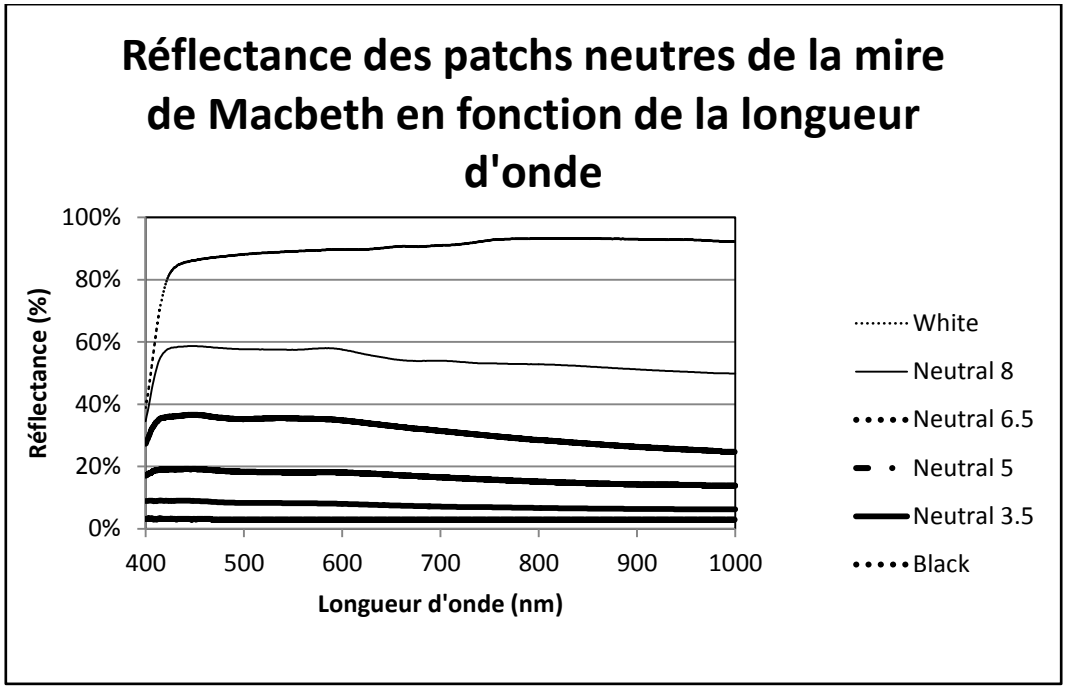



Figure 15 : Spectres de réflectance moyen des six patchs neutres de la charte colorimétrique de Macbeth obtenus avec le spectroradiomètre FieldSpec 3.

La figure ci-dessus montre que le signal de réflectance mesuré pour chaque patch est relativement constant quelle que soit la longueur d'onde testée de 450 nm à 1000 nm. Ainsi, nous considérons que la charte colorimétrique peut être utilisée comme référence radiométrique dans les domaines spectraux du visible et de l'infrarouge pour calibrer les images acquises à la vigne. Cependant, les différents spectres présentent de légères variations de réflectance. Ainsi, nous avons sélectionné une valeur de réflectance pour chaque canal spectral de la caméra : Rouge (R), Vert (G), Bleu (B), Proche Infrarouge (NIR). La longueur d'onde choisie est la longueur d'onde de sensibilité maximale du capteur, déterminée manuellement à partir de la courbe de sensibilité des photorécepteurs correspondant à chaque canal spectral (Figure 7, partie III). Ainsi, les longueurs d'onde retenues pour chaque canal spectral sont : Rouge (R, 600 nm), Vert (G, 550 nm), Bleu (B, 450 nm) et proche infrarouge (NIR, 800 nm). En ce sens, une valeur de réflectance est considérée pour chaque patch et pour chaque canal spectral.

Les valeurs des patchs lues sur les images [0 ; 255] dépendent de la réflectance (ρ) des patchs et de la lumière ambiante. Si le patch reflète 100 % de la lumière reçue, sa valeur doit être égale à 255. La relation qui lie les valeurs de réflectance théoriques des patchs et la valeur des pixels est définie par (3) :

$$\begin{aligned} R^{theoretical} &= 255.\rho_R \\ G^{theoretical} &= 255.\rho_G \\ B^{theoretical} &= 255.\rho_B \\ NIR^{theoretical} &= 255.\rho_{NIR} \end{aligned} \qquad (3)$$

Où :

- $R^{theoretical}$, $G^{theoretical}$, $B^{theoretical}$, $NIR^{theoretical}$ sont les valeurs théoriques des pixels des canaux spectraux R, G, B, NIR dans le référentiel RGB ;
- $\rho_R, \rho_G, \rho_B, \rho_{NIR}$ sont les valeurs de réflectance des pixels.

Ainsi, à partir des valeurs de réflectance ($\rho_R, \rho_G, \rho_B, \rho_{NIR}$), il est possible d'exprimer la réflectance des patchs dans l'espace colorimétrique RGB. Ces valeurs seront considérées comme étant les valeurs théoriques des patchs pour effectuer la calibration radiométrique des images. Elles sont synthétisées dans le Tableau 4 ci-après.

Tableau 4 : Synthèse des valeurs de réflectance RGB/NIR des patchs déterminées pour chaque canal spectral

| **Tableau (8 bit)** | **ρ spectro (%)** | | | | **ρ spectro → RGB** | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **ColorChecker 2005** | | | | | **ρ *255 avec 0 < ρ < 1** | | | |
| **Couleur du patch (N°)** | **450nm** | **550nm** | **600nm** | **800nm** | **R** | **G** | **B** | **NIR** |
| **blanc 9.5 (N°19)** | 86.3 | 89.1 | 89.7 | 93.3 | 229 | 227 | 220 | 238 |
| **neutre 8 (N°20)** | 58.7 | 57.5 | 57.6 | 52.8 | 147 | 147 | 150 | 135 |
| **neutre 6.5 (N°21)** | 36.6 | 35.4 | 34.8 | 28.5 | 89 | 90 | 93 | 73 |
| **neutre 5 (N°22)** | 19.2 | 18.1 | 18.1 | 15.1 | 46 | 46 | 49 | 39 |
| **neutre 3.5 (N°23)** | 8.9 | 8.2 | 8 | 6.6 | 20 | 21 | 23 | 17 |
| **noir 2 (N°24)** | 3.10 | 2.9 | 2.9 | 2.9 | 7 | 7 | 8 | 7 |

## II. Méthode de calibration des images expérimentales

1. Calibration des images « avec référence » : détermination des coefficients de correction des images

### *i. Généralités sur le modèle de calibration des images*

Quand la lumière est homogène pour tous les pixels d'une image, il existe une relation linéaire entre les valeurs de luminance mesurées sur les images et les valeurs de réflectance théoriques des objets observés pour chaque canal spectral (Healey & Kondepudy, 1994; Harris & Yu-Ming Chiang, 1999; Mansouri et al., 2005). Ainsi, en considérant l'hypothèse de l'homogénéité de l'illumination dans une image, on peut calibrer les images en réflectance en s'appuyant sur le modèle général de régression linéaire. Les paramètres ($a_I$) et ($b_I$) dépendent des conditions d'éclairement. Dans le cas d'une image « avec référence », ces dernières sont renseignées par les valeurs de luminance mesurées sur les patchs de la charte colorimétrique placée en arrière-plan de l'image sur le panneau opaque noir (Figure 5, Figure 13).

En considérant p un pixel d'une image « avec référence » notée ($I_{WR}$), on associe respectivement $R_p$, $G_p$, $B_p$ et $NIR_p$ comme étant les valeurs de réflectance des pixels des canaux spectraux rouge (R), vert (G), bleu (B) et proche infrarouge (NIR). $R_p^c$, $G_p^c$, $B_p^c$ et $NIR_p^c$ sont les matrices des valeurs calibrées en réflectance des pixels des images des quatre canaux spectraux étudiés. Ainsi, pour chaque canal spectral, les modèles de régression de calibration radiométrique des images peuvent s'écrire (4) :

$$\begin{aligned} \mathrm{R_p^c} &= \mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{R}}.\,\mathrm{R_p} + \mathrm{b}_{I_{WR}}^{\mathrm{R}} \\ \mathrm{G_p^c} &= \mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{G}}.\,\mathrm{G_p} + \mathrm{b}_{I_{WR}}^{\mathrm{G}} \\ \mathrm{B_p^c} &= \mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{B}}.\,\mathrm{B_p} + \mathrm{b}_{I_{WR}}^{\mathrm{B}} \end{aligned} \qquad (4)$$

$$\mathrm{NIR_p^c} = \mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{NIR}}.\,\mathrm{NIR_p} + \mathrm{b}_{I_{WR}}^{\mathrm{NIR}}$$

Où :

- $\mathrm{R_p^c}$, $\mathrm{G_p^c}$, $\mathrm{B_p^c}$, $\mathrm{NIR_p^c}$ sont les valeurs théoriques de chaque patch (p) sur l'image pour chaque canal spectral (c) ;
- $\mathrm{R_p}$, $\mathrm{G_p}$, $\mathrm{B_p}$, $\mathrm{NIR_p}$ sont les valeurs expérimentales d'un pixel (p) représentant chaque patch lu sur les images monochromes du canal spectral considéré ;
- $\mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{R}}$, $\mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{G}}$, $\mathrm{a}_{I_{WR}}^{\mathrm{B}}$, $\mathrm{a}_{I_{WR}}^{NIR}$ sont les coefficients directeurs de la droite de régression pour la calibration d'une image « avec référence » ($I_{WR}$) pour un canal spectral donné ;
- $\mathrm{b}_{I_{WR}}^{\mathrm{R}}$, $b_{I_{WR}}^{\mathrm{G}}$, $\mathrm{b}_{I_{WR}}^{\mathrm{B}}$, $\mathrm{b}_{I_{WR}}^{NIR}$ sont les ordonnées à l'origine de la droite de régression pour la calibration d'une image « avec référence » ($I_{WR}$) pour un canal spectral donné.

*ii. Application de la régression linéaire : exemple d'une image du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013*

Afin de vérifier l'application du modèle de régression linéaire à notre situation, nous devons tester la validité du modèle sur les images. Nous nous appuierons sur le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013. Les régressions linéaires sont construites à partir des valeurs théoriques et expérimentales de chaque patch. Les valeurs expérimentales ont été déterminées à partir des zones sur l'image correspondant à chaque patch qui ont été moyennées. Ainsi, une valeur expérimentale (RGB_exp ; NIR_exp) de réflectance moyenne est associée à chaque patch pour chaque canal spectral. Celle-ci est corrélée à la valeur théorique (RGB_theo ; NIR_theo) correspondant afin d'étudier la régression de calibration moyenne sur le jeu de données. Les droites de régression obtenues sont présentées dans la Figure 16.

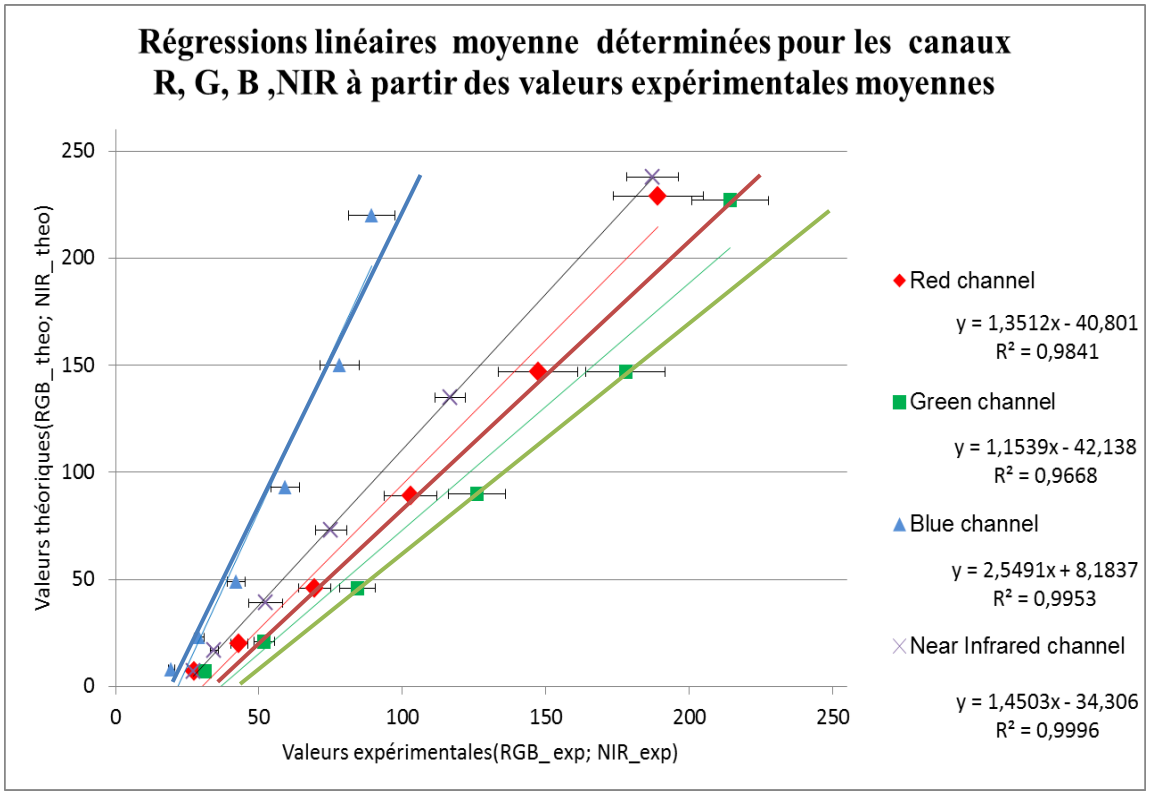



Figure 16 : Régressions linéaires construites à partir des valeurs expérimentales de chaque patch de la mire pour chaque canal spectral, pour le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013.

La figure ci-dessus présente les droites de régressions moyennes tracées pour chaque canal spectral. L'étude des coefficients de détermination calculés pour chaque droite montrent des valeurs supérieures à 0,96 quel que soit le canal spectral. Les coefficients de détermination $R^2$ calculés pour chaque canal spectral sont supérieurs à 0,98, ce qui témoigne de la dépendance entre les deux variables. Ainsi, on constate que le modèle linéaire est conservé malgré les conditions d'acquisition des images qui sont non répétables. Cependant, notons qu'en laboratoire où l'acquisition des images est réalisée en lumière contrôlée, les régressions de calibration utilisent des modèles polynomiaux qui intègrent les « bruits » et les artéfacts engendrés par les composants internes à la caméra (Mansouri et al., 2005), apportant plus de précision que les modèles linéaires. Du fait des conditions d'acquisition contrôlées et répétables, il est possible de considérer un modèle générique pour calibrer toutes les images d'un jeu de données. Dans notre cas et comme le présente la Figure 16, nous constatons que des barres d'erreurs sont associées aux points de construction des droites. Elles représentent l'écart-type de la valeur expérimentale moyenne calculée pour chaque patch et chaque canal sur l'ensemble du jeu de données. Ces barres d'erreurs traduisent l'amplitude de la variation des paramètres ($a_I$,$b_I$) de la régression de calibration des images « avec référence » sur l'ensemble du jeu de données analysé (soit environ 5500 images).

Ceci nous permet de conclure qu'un modèle général applicable à tout le jeu de données ne peut pas être considéré pour la calibration radiométrique des images. Par ailleurs, nous remarquons que les points de mesures correspondant au patch blanc ne s'alignent pas correctement sur le modèle linéaire calculé, sauf pour le canal spectral bleu. Ainsi, nous étudierons ultérieurement l'influence de la présence ou non du patch blanc dans la construction du modèle de régression linéaire pour la calibration des images. En ce sens, l'étude de la dispersion des valeurs dues aux variations de l'intensité d'éclairement sur un jeu de données et leur impact sur la méthode calibration des images permet d'envisager des méthodes d'optimisation de la calibration radiométrique. Pour conclure, pour chaque canal spectral il nous faut construire un modèle de régression (soit quatre régressions linéaires).

Considérons une image pour laquelle nous construisons une régression linéaire. Nous associons les coefficients ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$) comme paramètres de correction pour la calibration et la correction des images. A partir des équations (3) et (4), il est possible de corriger en réflectance tous les pixels de l'image. Cependant, sur le dispositif

expérimental, la charte colorimétrique a été installée en arrière-plan de l'image. Cette position résulte d'un compromis entre la visibilité de la mire sur les images et sa capacité à représenter l'illumination de la scène observée. Toutefois, avec ce positionnement, plus de la moitié des images des jeux de données ne présentent pas la mire. En effet, les feuilles de vigne masquent cette dernière. Ainsi, il n'est pas possible de construire un modèle de calibration pour ces images « sans référence », qui ne présentent pas la mire et donc pas de valeurs expérimentales. Ceci complexifiera la méthode de correction radiométrique des images. De plus, parmi les six jeux de données acquis en 2013, deux ne présentent pas de référence colorimétrique (la mire) sur les images. Ils ne pourront donc pas être calibrés en réflectance selon le protocole que nous proposerons dans cette étude. Quatre jeux de données sur six seront concernés par cette étape de calibration radiométrique.

Le Tableau 5 présente la constitution des quatre jeux de données qui pourront être calibrés en réflectance. Soit $I_{WOR}$ (without reference) l'ensemble des images ne présentant pas la mire et $I_{WR}$ (with reference) l'ensemble des images où la mire est visible.

Tableau 5: Présentation du nombre d'images « avec référence » $I_{WR}$ et « sans référence » $I_{WOR}$ pour les quatre jeux de données

| Date d'acquisition | Images « avec référence » $I_{WR}$ | Images « sans référence » $I_{WOR}$ |
|---|---|---|
| 17/07/2013 | 2041 | 3315 |
| 13/08/2013 | 2961 | 3593 |
| 27/08/2013 | 3636 | 2644 |
| 24/09/2013 | 6157 | 179 |

En nous basant sur la méthode précédemment décrite, ces images « sans référence » ne peuvent pas être corrigées en réflectance, à l'inverse des images « avec référence ». Cependant, ne pas utiliser l'information contenue sur ces dernières réduirait considérablement la taille de la population d'images utilisée pour caractériser la parcelle. C'est pourquoi, nous avons développé une méthode de calibration des images « sans référence ». La méthode développée se base sur la position de ces images « sans référence » et de celle des images « avec référence » disposant de paramètres de correction. A partir de celles-ci, nous estimerons les coefficients ($\hat{a}_{I_{WOR}}$,$\hat{b}_{I_{WOR}}$) des

images « sans référence » pour pouvoir calibrer ces images. Notons que le jeu de données acquis le 24/09/2013 contient peu d'images « sans référence » car la hauteur de la haie foliaire de la vigne a été fortement diminuée par une opération de rognage drastique. Nous réaliserons une estimation (spatiale) des paramètres de correction des images « sans référence » à partir des paramètres de correction des images « avec référence » les plus proches sur le rang.

## 2. Calibration des images « sans référence » à partir d'une méthode d'estimation spatiale des coefficients de correction des images

Le contexte de travail considère que chaque image a été acquise dans des conditions lumineuses qui lui sont propres. La mire nous permet de connaître ces caractéristiques d'éclairement pour appliquer une correction radiométrique adaptée. Les images « sans référence » ne permettent pas d'accéder à ces informations. C'est pourquoi, nous devons nous reposer sur des hypothèses pour estimer les conditions d'éclairement dans lesquelles ces images ont été acquises. Le but est de leur associer les paramètres de correction radiométrique les plus adaptés. Ainsi, pour optimiser la prise en compte des conditions lumineuses, nous nous sommes intéressés à une méthode d'estimation spatiale des coefficients $(\hat{a}_{I_{WOR}}, \hat{b}_{I_{WOR}})$ de correction des images « sans référence », prenant en compte la proximité temporelle et spatiale des images. Ceci est possible grâce au géoréférencement des images.

Il existe plusieurs méthodes d'estimation spatiale : les méthodes déterministes ou stochastiques. De nombreuses méthodes déterministes sont utilisées pour des estimations locales, comme dans notre cas. Elles sont moins précises que les méthodes stochastiques (ou géostatistiques) qui se basent sur une notion de variable aléatoire régionalisée (Atkinson & Lloyd, 2010).

La méthode d'estimation considérée intègre l'hypothèse de l'évolution progressive des conditions d'éclairement des images dans le court espace-temps séparant les trois images acquises le long du rang. Ici, l'acquisition des images dans le rang structure considérablement l'échantillonnage, favorisant le comportement de la variable (évolution de l'éclairement) dans le sens d'acquisition. On parle de variable à

comportement anisotrope (Arnaud M., 2000). La méthode d'estimation utilisée est une interpolation linéaire qui se base sur la position des images « avec référence », auxquelles sont associées des coefficients de régression ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$). Pour estimer les coefficients ($\hat{a}_{I_{WOR}}$,$\hat{b}_{I_{WOR}}$) des images « sans référence » traduisant les conditions d'éclairement de l'image, nous avons considéré les coefficients ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$) des deux images « avec référence » les plus proches de l'image « sans référence ». Plus précisément, l'estimation des coefficients est une interpolation linéaire se basant sur les première et dernière images « avec référence » acquises autour de l'image « sans référence » étudiée. Le schéma de la Figure 17 présente le principe d'estimation des coefficients par interpolation linéaire.

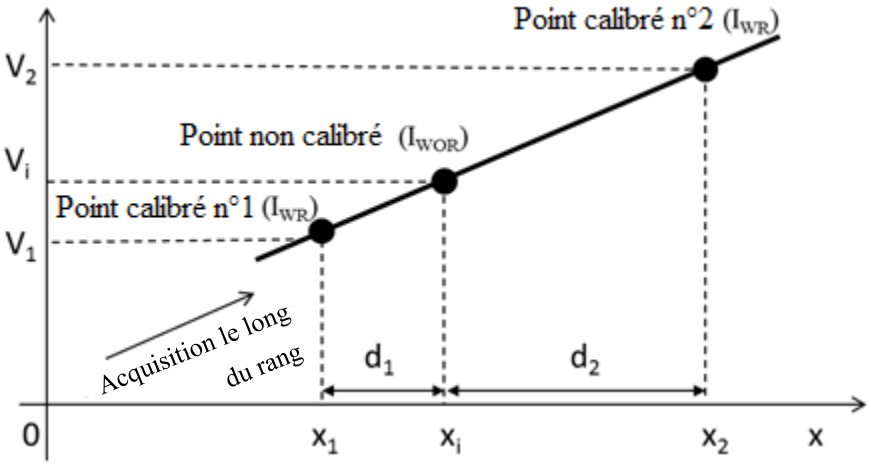



Figure 17 : Représentation de la méthode d'interpolation linéaire des coefficients ($\hat{a}_{I_{WOR}}$,$\hat{b}_{I_{WOR}}$) en fonction de la distance d'une image sans référence à partir des deux images « avec référence » les plus proches de l'inconnue considérée

L'estimation est localisée et ne considère dans l'espace que les caractéristiques des deux images « avec référence » entourant l'image « sans référence ». La méthode d'interpolation linéaire utilisée consiste à attribuer à chaque point de référence un poids inversement proportionnel à la distance entre le site du point référent et celui du point à estimer (Arnaud M., 2000; Lu & Wong, 2008). L'estimation des coefficients ne se base que sur deux points de référence pour estimer les coefficients ($\hat{a}_{I_{WOR}}$,$\hat{b}_{I_{WOR}}$) des images « sans référence ». L'équation de l'interpolation linéaire simple est définit par la formule (5) présentée ci-après.

$$V_j = V_1 + \frac{(V_2 - V_1)}{(d_1 + d_2)} \times d_1 \qquad (5)$$

Où :

- $V_j$ est la valeur interpolée du coefficient $\hat{a}_{I_{WOR}}$ ou du coefficient $\hat{b}_{I_{WOR}}$ de l'image « sans référence » $I_{WOR}$ étudiée ;
- $V_1$ , $V_2$ est la valeur du coefficient $a_{I_{WR}}$ ou du coefficient $b_{I_{WR}}$ d'une image « avec référence » proche de l'image « sans référence » testée ;
- $d_1$, $d_2$ est la distance entre le point de référence et le point à estimer. Ceci permet de pondérer l'influence des points de référence dans l'estimation.

Ainsi, grâce à cette méthode d'estimation des paramètres de calibration des images « sans référence », les images « avec référence » et « sans référence » des jeux de données peuvent être corrigées en réflectance.

# Chapitre 2 : Performance de la méthode de calibration des images

Les conditions d'acquisition des images ne sont pas répétables. Nous avons présenté une méthode de calibration pour les images « avec référence » et « sans référence » des jeux de données. Celle-ci tient compte des variations d'éclairement entre les images d'un jeu de données. Afin de tester et optimiser le protocole de calibration présenté dans le Chapitre 1, nous étudierons dans un premier temps l'influence du nombre de patchs considérés pour la construction du modèle de régression linéaire sur l'estimation des paramètres ($a_I$,$b_I$) qui seront utilisés pour la correction radiométrique des images. Dans un second temps, nous vérifierons la pertinence de la méthode d'interpolation et de correction considérée en utilisant une méthode de validation croisée. Celle-ci nous permettra d'étudier les caractéristiques des estimations sur le jeu de données considéré pour évaluer les impacts de la méthode proposée sur le modèle de calibration radiométrique des images.

## I. Evaluation et optimisation de l'estimation des paramètres de calibration radiométrique des images par validation croisée

### 1. Evaluation de la méthode d'estimation spatiale par validation-croisée

Nous avons vu que nous devions estimer les paramètres ($\hat{a}_{I_{WOR}}$,$\hat{b}_{I_{WOR}}$) des images « sans référence ». Afin de nous assurer de la qualité de notre méthode de calibration, nous testerons la pertinence des résultats en utilisant la méthode de validation-croisée sur l'ensemble des images « avec référence ».

La validation croisée est un outil statistique qui permet de tester la précision des prédictions d'un modèle. Ainsi elle permet d'évaluer la pertinence des estimations fournies par une méthode recalculant des valeurs connues et en quantifiant le nombre et l'importance des erreurs. Elle nous permet de tester la fiabilité du protocole d'estimation des coefficients ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$) avant l'utilisation de la méthode d'estimation aux images « sans référence ».

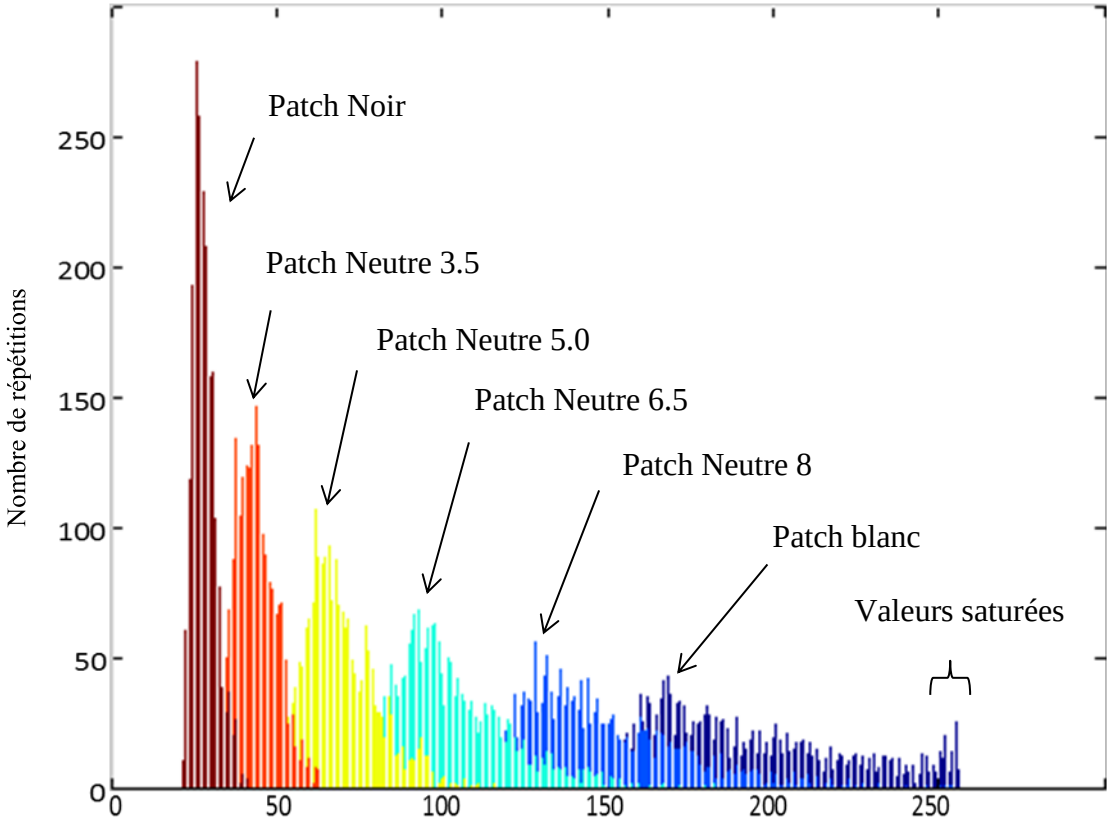
Il existe plusieurs types de validations-croisées qui correspondent à différentes manières de diviser le jeu de données pour le tester. Nous avons choisi celle du « Leave-one out cross-validation » (LOOCV) (Picard & Cook, 1984) car elle ne nécessite pas la division de l'échantillon test contrairement aux méthodes du « Holdout » ou du « k-fold cross validation » (Liu & Özsu, 2009). Dans notre cas, la part de valeurs inconnues est supérieure à 50 % de la population totale d'images. En effet, seules les images « avec référence » sont considérées et constituent l'échantillon « test » pour évaluer la méthode. Ainsi, il est préférable de ne pas diviser à nouveau l'échantillon « test » pour optimiser l'évaluation de la méthode d'estimation spatiale.

L'étude des erreurs nous contraint à déterminer deux indicateurs statistiques pour caractériser les erreurs d'estimation des coefficients ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$) : le nombre de valeurs aberrantes (NAE : Number of Aberrant Estimation) et la racine de la somme des carrés et écarts (RSCE : Racine de la Somme des Carrés des Ecarts). Ces deux indicateurs quantifient les écarts calculés entre les valeurs estimées par interpolation spatiale et les valeurs réelles ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$). La RSCE et le NAE augmentent si l'estimation linéaire de ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$) définis par l'équation (5) est incorrecte ou si l'interpolation sur le rang est fausse. A partir de ces indicateurs, nous avons testé l'évolution de ces erreurs lors de l'estimation des coefficients ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$) selon différentes modalités. Ces scenarii sont caractérisés par le nombre de patchs considérés dans la construction du modèle de régression linéaire afin de déterminer la modalité optimisant l'estimation des coefficients correcteurs.

## 2. Optimisation du modèle de calibration des images : détermination du nombre optimal de patchs

### *a) Evaluation de la performance d'estimation des paramètres (a,b)*

L'acquisition des images à la parcelle dure environ une heure. Ainsi, à travers les patchs de la mire, on constate des variations d'éclairement entre les images d'un même jeu de données. La Figure 18 présente le diagramme de dispersion des valeurs obtenu à partir du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013. La valeur d'intensité lumineuse de chaque patch de la mire a été mesurée sur chaque image « avec référence ».




Valeurs de luminance des patchs lues pour sur les images monochromes non calibrées du canal spectral R du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013

Figure 18 : Dispersion des valeurs de chaque patch lues sur les images « avec référence »

La figure présente les histogrammes des valeurs des patchs de la mire lues sur les images monochrome R non calibrées. Ce graphique nous permet d'observer la dispersion des valeurs de chaque patch relatant l'intensité lumineuse. Nous constatons tout d'abord que plus le patch est clair, plus l'intensité des pixels est forte (valeur). La dispersion des valeurs des pixels semblent suivre une distribution gaussienne. Nous remarquons que plus le patch est clair, plus la dispersion des valeurs est importante. A l'inverse, plus le patch est foncé, plus la distribution est étroite. Pour expliquer ce phénomène, nous avons considéré une hypothèse principale qui se fonde sur le rapport signal à bruit (Burns, 1997). En effet, la caméra enregistre un signal parasité par des bruits. Ces bruits ont une origine interne au système (Mansouri et al., 2005) et externe principalement associée aux conditions dans lesquelles sont effectuées les acquisitions, notamment lorsque la transmission du signal s'effectue en milieu extérieur comme dans notre cas (Burns & Berns, 1998). Plus les patchs sont clairs (où le signal est fort), plus

les effets de l'environnement sont significatifs et s'observent au niveau des terminaisons des courbes. En effet, les patchs clairs sont plus sensibles à la variation de l'illuminant et donc aux perturbations externes (bruits). Notons que les effets de l'environnement sont principalement expliqués par les variations lumineuses (nuages, ombres portées) et par le métamérisme[7].

Notons que le patch blanc présente des valeurs supérieures à 250. Nous considérons ces valeurs comme saturées et donc inexploitables car ne traduisant plus les conditions d'éclairement. Ce constat nous permet de formuler deux hypothèses :

- plus nous considérons de patchs clairs dans la construction des régressions, plus nous favorisons la variabilité des droites d'une image à l'autre ;
- plus nous augmentons le nombre de points (patchs considérés), plus le modèle de calibration sera robuste.

Ainsi, nous nous interrogeons sur la possibilité d'optimiser le modèle de calibration des images en fiabilisant l'estimation des paramètres de corrections. Pour ce faire, nous avons étudié les différences entre valeurs réelles et estimées lors de la LOOCV en fonction du nombre de patchs considérés dans la construction du modèle de régression linéaire.

L'étude a été réalisée sur les quatre jeux de données acquis en 2013, afin de pouvoir déterminer une méthodologie de calibration générale. Quatre modalités faisant varier le nombre de patchs clairs considérés ont été testées :

- modalité « 6 patchs » : les 6 patchs neutres sont pris en compte dans la régression de calibration ;
- modalité « 5 patchs » : le patch blanc est exclu. Les patchs de différentes nuances de gris et noir sont considérés ;
- modalité « 4 patchs » : le patch blanc et neutral 8 sont exclus ;
- modalité « 3 patchs » : les patchs blanc, neutral 8 et neutral 6,5 sont évincés.

[7] Métamérisme : « phénomène par lequel des objets de propriétés spectrales différentes peuvent produire la même sensation colorée. » (Girard & Girard 2010)

Nous précisons que quel que soit le nombre de patchs considérés dans la détermination des coefficients ($a_{I_{WR}}$,$b_{I_{WR}}$), les valeurs des patchs saturés (valeurs brutes des pixels très proches ou égales à 255) ont été évincées.

Les quatre modalités ont été testées selon la méthode de validation-croisée LOOCV. Pour chaque cas, les erreurs d'estimation des paramètres ($\hat{a}_{I_{WR}}$,$\hat{b}_{I_{WR}}$) ont été déterminées en comparant « test » (réelles) et « apprentissage » (estimées). Comme présentés plus tôt, deux indicateurs statistiques ont été déterminés pour évaluer la performance de ces modalités. Pour chaque coefficient les graphiques de la Figure 19 présentent la variation des erreurs d'estimation en fonction des modalités testées.

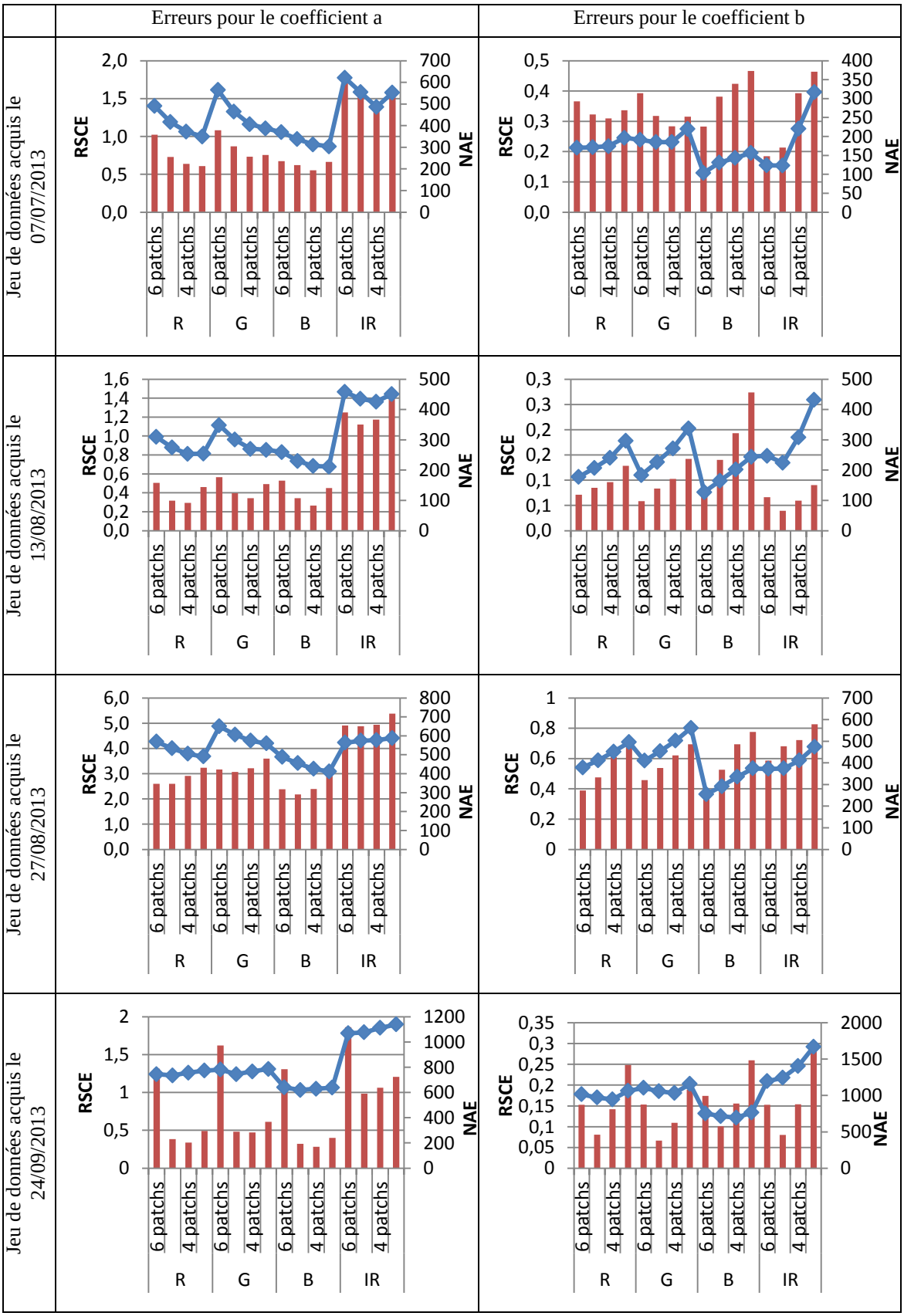



Figure 19 : Evolution des indicateurs statistiques RSCE (◆) et NAE (■) en fonction du nombre de patchs considérés dans le cas des quatre jeux de données acquis en 2013

Les graphiques ci-dessus présentent, pour les quatre jeux de données acquis en 2013, l'évolution des erreurs (via RSCE et NAE) en fonction du nombre de patchs inclus dans la construction du modèle de calibration. Pour chaque canal spectral, nous remarquons une tendance inverse de l'évolution des erreurs pour les paramètres ($a_I$,$b_I$) en fonction du nombre de patchs considérés. Ainsi, le choix du nombre optimal de patchs à inclure dans la construction du modèle de régression minimisant les erreurs d'estimation de ($\hat{a}_{I_{WR}}$,$\hat{b}_{I_{WR}}$) est difficile. C'est pourquoi une analyse de variance (ANOVA : Analyse Of Variance) (Scheffé, 1999) a été menée sur les indicateurs statistiques afin de déterminer objectivement la modalité optimisant l'estimation des paramètres ($\hat{a}_{I_{WR}}$,$\hat{b}_{I_{WR}}$).

*b) Détermination du nombre optimal de patchs par ANOVA à deux facteurs sans répétition*

Pour chaque jeu de données, deux facteurs ou « variables indépendantes » ont été identifiés. On définit, pour chaque paramètre testé (a ou b) : le facteur « canal spectral » et le facteur « modalité testée » c'est-à-dire le nombre de patchs choisis. L'analyse des variances est faite à partir des indicateurs statistiques précédemment calculés (RSCE) et le (NAE). Ainsi, quatre ANOVA à deux facteurs sans répétition (car les jeux de données ne sont pas acquis dans des conditions répétables, ils sont indépendants) sont effectuées par jeu de données, testant un coefficient (a ou b) et un indicateur statistique (RSCE ou NAE). Les calculs ont été réalisés avec le logiciel R.

Quatorze ANOVA sur les seize réalisées affirment qu'au moins deux modalités conduiraient à une estimation significativement différente d'un paramètre a ou b. Cela signifie qu'au moins deux modalités parmi les quatre possibles comptabilisent significativement moins d'erreurs que les autres. Afin de pouvoir étudier plus finement les différences entre les modalités et déterminer la plus pertinente, nous avons analysé les résidus de l'ANOVA via le test de Newman & Keuls. Il permet de classer par ordre décroissant de pertinence les modalités et de les grouper en fonction de la significativité des différences. Les modalités comptabilisant le moins d'erreurs sont classées avec la lettre la plus grande. Les deux ANOVA non significatives sont notées (NS) et ne présentent pas de classement puisque les modalités ne sont pas déterminées comme

différentes par l'ANOVA. Les classifications des groupes pour chaque jeu de données sont synthétisées dans le Tableau 6 présenté ci-après.

Tableau 6 : Classement des modalités en fonction des erreurs d'estimation comptabilisées.

| Jeu de données | | 17 Juillet 2013 | | 13 Août 2013 | | 27 Août 2013 | | 24 septembre 2013 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | **Groupe** | **Modalité** | **Groupe** | **Modalité** | **Groupe** | **Modalité** | **Groupe** | **Modalité** |
| **Coefficient a** | RSCE | A | 6 patchs | A | 6 patchs | A | 6 patchs | A | 3 patchs |
| | | B | 5 patchs | B | 5 patchs, 4 patchs et 3 patchs | AB | 5 patchs | AB | 4 patchs et 6 patchs |
| | | C | 4 patchs et 3 patchs | | | B | 4 patchs et 3 patchs | B | 5 patchs |
| | Points aberrants | A | 6 patchs | A | 6 patchs et 3 patchs | A | 3 patchs | A | 6 patchs |
| | | B | 5 patchs, 4 patchs et 3 patchs | B | 5 patchs | B | 4 patchs | B | 3 patchs |
| | | | | | | BC | 6 patchs | C | 5 patchs et 4 patchs |
| | | | | | | C | 5 patchs | | |
| **Coefficient b** | RSCE | A* | 3 patchs | A | 3 patchs | A | 3 patchs | NS | |
| | | AB* | 4 patchs | B | 4 patchs | B | 4 patchs | | |
| | | B* | 5 patchs et 6 patchs | C | 5 patchs et 6 patchs | C | 5 patchs | | |
| | | | | | | D | 6 patchs | | |
| | Points aberrants | NS* | | A | 3 patchs | A | 3 patchs | A | 3 patchs |
| | | | | AB | 4 patchs | B | 4 patchs | B | 4 patchs et 6 patchs |
| | | | | B | 5 patchs et 6 patchs | C | 5 patchs | C | 5 patchs |
| | | | | | | D | 6 patchs | | |

* : Différences non significatives au seuil de risque fixé à 5%. Ainsi nous avons testé s'il existait une différence au seuil de risque fixé à 10%

Le tableau présente le résultat du classement décroissant des modalités optimisant l'estimation du coefficient. En effet, le groupe A associe la ou les modalités maximisant les erreurs d'estimation. Les modalités peuvent être regroupées lorsqu'elles sont statistiquement non significativement différentes.

Nous observons à nouveau que le classement des modalités est inversé pour les deux coefficients. Cependant, nous remarquons que les modalités « 3 patchs » et « 6 patchs » sont opposées : dans un cas, elles optimisent l'estimation d'un des deux paramètres pour la défavoriser dans l'autre. Nous remarquons que la modalité « 5 patchs » se positionne le plus souvent comme la modalité optimale comparée à la modalité « 4 patchs ».

Ainsi, nous concluons que la modalité de calcul des paramètres $(\hat{a}_{\mathrm{I}_{WR}},\hat{b}_{\mathrm{I}_{WR}})$ qui minimise les erreurs d'estimation est celle qui considère 5 patchs dans la construction du modèle de régression linéaire. Notons que ces résultats sont en adéquation avec les remarques formulées auparavant concernant le positionnement des points de mesure du patch blanc par rapport à la trajectoire linéaire des régressions de calibration.

## II. Correction des images du jeu de données à partir des estimations des coefficients de $(\hat{a}_{\mathrm{I}},\hat{b}_{\mathrm{I}})$

### 1. Analyse de la performance de la méthode d'estimation des coefficients $(\hat{a}_{\mathrm{I}_{WR}},\hat{b}_{\mathrm{I}_{WR}})$

Après avoir étudié plus précisément l'importance des erreurs quantifiées, des cartographies ont été réalisées pour analyser leur dispersion. Ces représentations ont été réalisées avec le logiciel Arcmap® (ESRI, Redlands, Etats-Unis) qui permet la représentation spatiale de variables via l'utilisation des géostatistiques. Celles-ci comprennent l'étude de la variable régionalisée au moyen de divers outils dont le variogramme ainsi que l'estimation linéaire pondérée (ou krigeage). Les poids des différents points de mesure sont fixés en fonction du variogramme (Arnaud M., 2000). A travers les cartographies présentées dans la Figure 20, nous pouvons observer l'importance de la déviation des erreurs d'estimation et leur répartition sur la parcelle.

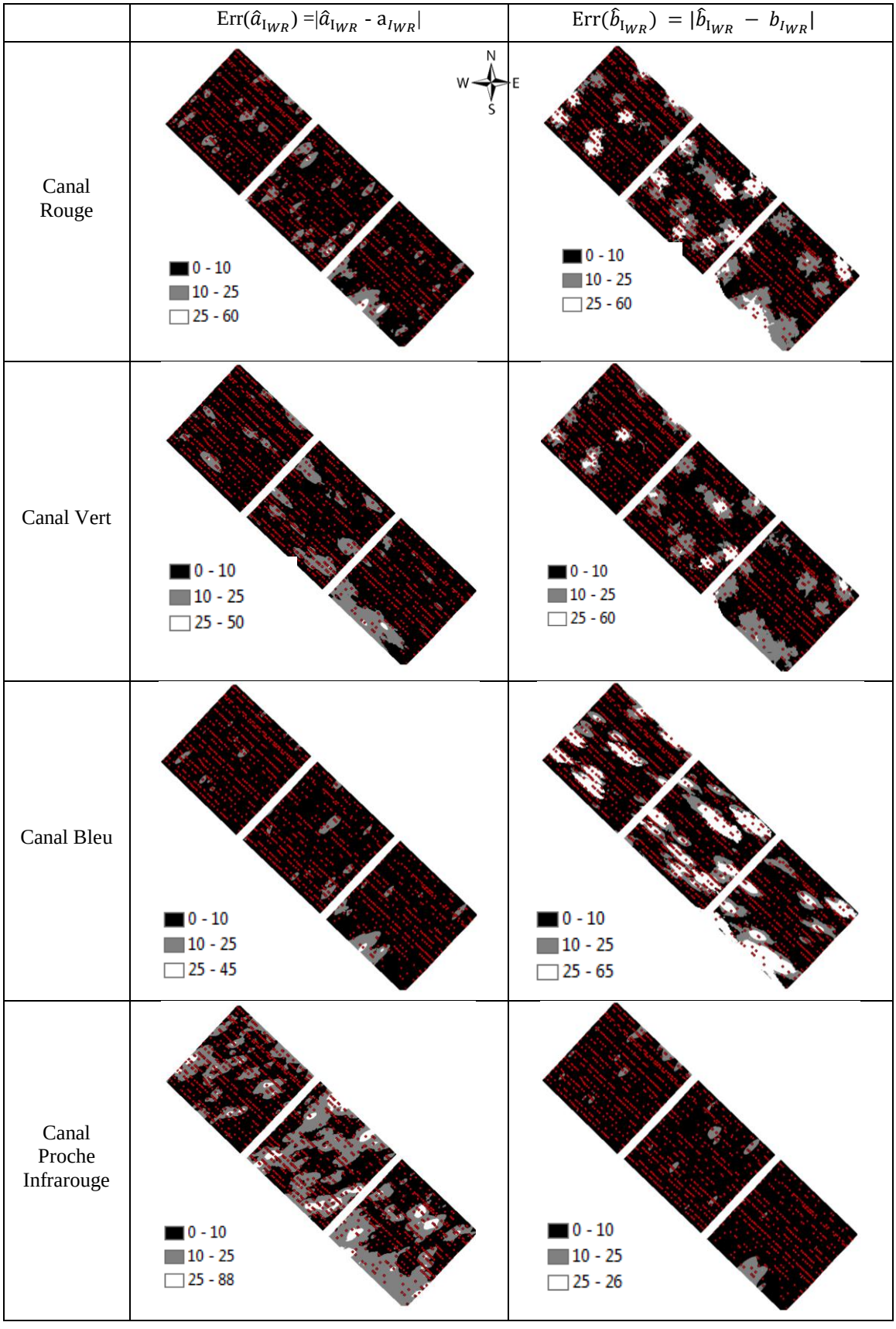



Figure 20 : Cartographies des erreurs absolues dans l'estimation des paramètres ($\hat{a}_{I_{WR}}$,$\hat{b}_{I_{WR}}$), calculées pour la modalité 5 patchs, pour chaque canal spectral du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013

La figure 20 comporte huit représentations spatiales des erreurs d'estimation absolues des coefficients ($\hat{a}_{\mathrm{I}_{WR}}$,$\hat{b}_{\mathrm{I}_{WR}}$) pour les images « avec référence » acquises le 17 Juillet 2013. Les erreurs d'estimation ont été divisées en trois groupes d'acceptabilité de l'erreur. Le premier groupe concerne les erreurs inférieures à 10% que nous considérons satisfaisantes, référant aux conditions fixées auparavant dans la méthode de validation-croisée. La seconde classe regroupe les erreurs supérieures à 10% et inférieures à 25%, jugées statistiquement acceptables (Morgenthaler, 2007). Les erreurs supérieures à 25% de la valeur réelle sont en troisième classe et correspondent aux erreurs non acceptables.

Nous notons que ces huit cartographies sont hétérogènes : certaines présentent plus de motifs et/ou de classes d'erreurs (couleurs). Une première analyse visuelle nous permet de remarquer que les cartographies des canaux spectraux visibles sont relativement semblables entre elles. Nous constatons alors que les erreurs d'estimation sont faibles pour le coefficient ($\hat{a}_{\mathrm{I}_{WR}}$) tandis qu'elles peuvent être fréquemment supérieures à 25% dans le cas de l'estimation du coefficient ($\hat{b}_{\mathrm{I}_{WR}}$). A l'inverse, lorsque nous étudions les cartographies du canal spectral proche infrarouge, nous constatons que la tendance inverse s'observe : très peu d'erreurs sont constatées pour l'estimation du coefficient ($\hat{b}_{\mathrm{I}_{WR}}$) tandis que la cartographie des erreurs d'estimation du coefficient ($\hat{a}_{\mathrm{I}_{WR}}$) présente beaucoup d'erreurs qui sont majoritairement inférieures à 25%. La comparaison globale de ces huit cartographies nous permet de constater que les erreurs représentées se situent principalement dans les mêmes zones. Ces dernières sont caractérisées par un faible nombre de points de mesure. Nous déduisons que ce facteur expliquerait la difficulté à pouvoir estimer « justement » les coefficients dans ces zones. Nous remarquons que selon les canaux, les motifs représentants les erreurs ne sont pas similaires. Nous avons vu précédemment que chaque canal spectral présentait ses propres caractéristiques qui pourraient justifier en partie ces différences.

A partir des valeurs estimées jugées satisfaisantes au seuil de risque fixé à 10%, nous calculons un pourcentage de valeurs acceptables présentées dans le Tableau 7. L'analyse de ces chiffres nous apprend que dans sept cas sur huit, plus de 85% des erreurs estimées sont satisfaisantes vis-à-vis des critères fixés. Ceci prouve que la méthode d'estimation est relativement performante.

Tableau 7 : Pourcentage des valeurs ($\hat{a}_{I_{WR}}$,$\hat{b}_{I_{WR}}$) estimées satisfaisantes au seuil de risque fixé à 10%

| | $\Delta(\hat{a}_{I_{WR}}) < 10\%$ ($a_{I_{WR}}$) | $\Delta(\hat{b}_{I_{WR}}) < 10\%$ ($b_{I_{WR}}$) |
|---|---|---|
| Canal rouge | 87,5% | 87,4% |
| Canal vert | 85,1% | 87,6% |
| Canal bleu | 89,3% | 85,1% |
| Canal proche infrarouge | 73,2% | 91,6% |

Ce tableau nous permet de remarquer que les résultats des canaux bleu et proche infrarouge ont des comportements inverses pour les deux coefficients. Tandis que le canal bleu présente une valeur du pourcentage de valeurs de ($\hat{a}_{I_{WR}}$) satisfaisantes c'est-à-dire le plus élevé des quatre canaux testés, celui du canal proche infrarouge est le plus faible. Dans le cas du coefficient ($\hat{b}_{I_{WR}}$), le canal proche infrarouge a la valeur la plus élevée tandis que le canal bleu avance le plus faible résultat. Ces résultats sont en cohérence avec les cartes présentées dans la Figure 20.

Pour conclure, nous avons pu évaluer la pertinence de la méthode d'estimation des coefficients ($\hat{a}_{I_{WR}}$,$\hat{b}_{I_{WR}}$) par interpolation, via la méthode de la validation-croisée LOOCV. Dans cette étape de validation de la méthode d'estimation des paramètres de correction ($\hat{a}_I$,$\hat{b}_I$), nous n'avons considéré que les images « avec référence ». Il s'agit à présent d'étendre le protocole d'estimation aux images « sans référence ».

2. <u>Vérification de la cohérence des estimations des coefficients de correction de toutes les images du jeu de données</u>

Toutes les images du jeu de données sont à présent associées à des paramètres de calibration ($\hat{a}_I$,$\hat{b}_I$). La Figure 21 présente la variation des coefficients de calibration ($\hat{a}_I$,$\hat{b}_I$) estimés sur le jeu de données pour chaque image, pour chaque canal spectral.

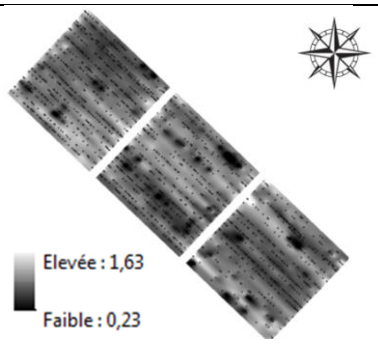
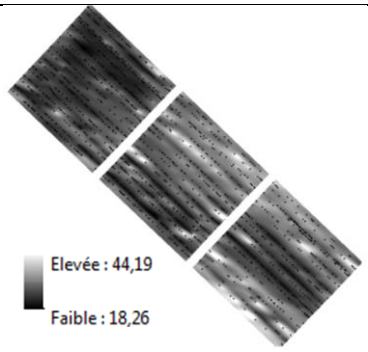
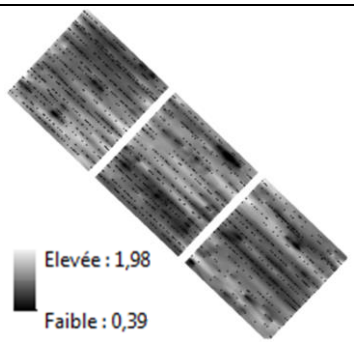
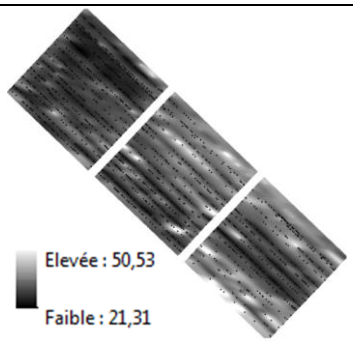
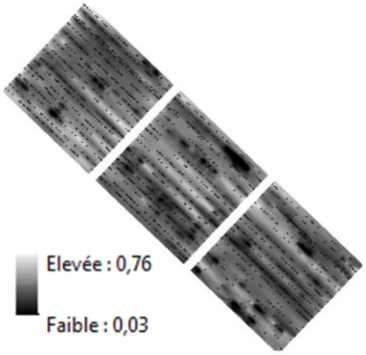
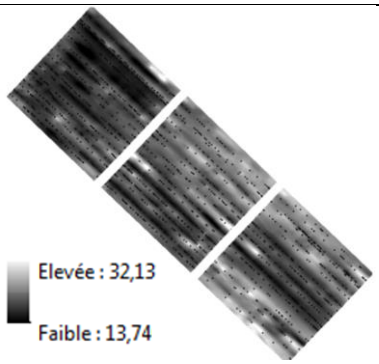
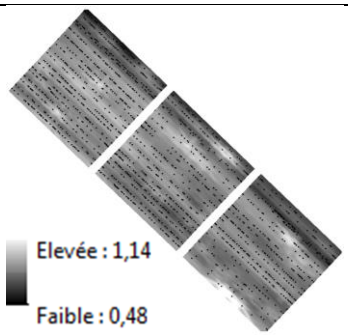
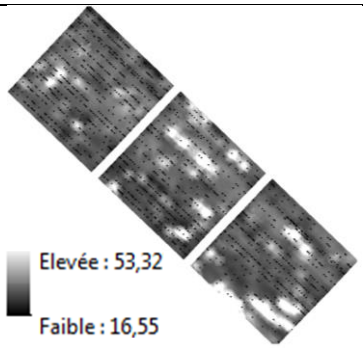
| | Coefficient $\hat{a}_I$ | Coefficient $\hat{b}_I$ |
|---|---|---|
| Canal Rouge |   |   |
| Canal Vert |   |   |
| Canal Bleu |   |   |
| Canal Proche Infrarouge |   |   |

Figure 21 : Représentations spatiales des coefficients ($\hat{a}_I$ ,$\hat{b}_I$) estimés pour toutes les images du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013

La figure ci-dessus contient huit cartographies présentant la variation des coefficients ($\hat{a}_I$,$\hat{b}_I$) estimés. Sur ces dernières, nous observons des motifs rectilignes qui prouvent que les coefficients estimés pour la correction radiométrique des images prennent en

compte la variation lumineuse particulièrement influencée par le sens d'acquisition[8] des images à la parcelle. Nous pouvons également supposer que « l'effet rang » ainsi observé pourrait être associé aux ombres portées des feuilles sur la référence colorimétrique. D'autre part, nous remarquons que les cartographies diffèrent d'un domaine spectral (visible) à l'autre (proche infrarouge). En effet, nous constatons que les représentations des canaux spectraux visibles contiennent des motifs de variation dessinant des blocs. Ce constat est visible sur les six représentations de ce domaine spectral. Notons que ces variations « en bloc » sont plus prononcées dans le cas du coefficient $\hat{b}_{\mathrm{I}_R}$. Nous pouvons supposer que ces variations de coefficients sont associées aux changements de l'intensité lumineuse et elles pourraient être induites par des caractéristiques de la végétation de la vigne se répercutant sur la mire. Comme nous le verrons ultérieurement, les zones où nous observons les valeurs des coefficients les plus faibles (valeurs foncées) correspondent aux blocs où la végétation de la vigne est moins importante. Ainsi, nous déduisons un effet de la végétation sur l'éclairement renseigné par la mire. Nous pouvons supposer un phénomène d'extinction lumineuse ou d'ombres portées sur la référence.

Les cartographies des coefficients du canal proche infrarouge présentent moins de motifs de variation, notamment pour le coefficient $\hat{a}_{\mathrm{I}}$. Cependant, nous remarquons un changement de la valeur du coefficient au niveau des rangs les plus extérieurs, à l'Est de la parcelle. Dans cette zone, la conduite de la vigne diffère par le mode de taille, comme nous l'avons vu en Partie III. Celle-ci impacte l'architecture de la végétation (voir Partie V). En revanche, au niveau de la représentation du coefficient $\hat{b}_{\mathrm{I}}$, nous ne notons pas de zones particulières mais des variations ponctuelles extrêmes traduites par des taches blanches. Nous pouvons noter que ces variations s'observent aux mêmes endroits sur toutes les autres représentations : elles apparaissent en noir dans le cas du coefficient $\hat{a}_{\mathrm{I}}$ pour les canaux spectraux du visible et en blanc pour le canal proche infrarouge et le coefficient $\hat{b}_{\mathrm{I}}$. Ces observations pourraient être associées à des variations lumineuses brusques comme un nuage masquant ponctuellement le soleil. Cependant, nous remarquons que ces observations se situent là où nous avions précédemment localisé les erreurs d'estimations des coefficients ($\hat{a}_{\mathrm{I}_{WR}}$,$\hat{b}_{\mathrm{I}_{WR}}$). En ce sens, nous favorisons

[8] Sens d'acquisition des images à la parcelle : Précisons que l'acquisition des images alterne le sens montant ou descendant des rangs de vigne, créant dans un cas un contexte d'éclairement direct et dans l'autre un contre-jour.

l'hypothèse expliquant que ces variations peuvent correspondre à des erreurs d'estimation associées à une diminution du nombre de données pour l'estimation, ou à une erreur dans la construction de la régression de calibration d'une image « avec référence ». De même, nous pouvons supposer une erreur d'identification de l'image « avec référence » qui pourraient être « sans référence ».

Pour conclure, ces représentations nous ont permis de vérifier la cohérence générale des coefficients estimés. Elles mettent en évidence la prise en compte de motifs de variation lumineuse dus à la méthode d'échantillonnage et aux caractéristiques de la végétation observée.

Finalement, la méthode développée nous a permis de calibrer en réflectance toutes les images (avec ou sans mire) d'un jeu de données. Ceci nous permet le calcul de l'indice de végétation NDVI à partir de ces dernières. Nous pourrons comparer les résultats obtenus par imagerie aux valeurs fournies par le Greenseeker. Nous pourrons ainsi conclure quant à la capacité de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection à caractériser la vigueur de la vigne via l'indice NDVI. Nous avons prouvé la nécessité et la pertinence de la méthode de calibration radiométrique développée pour les images visibles et proche-infrarouges.

# Chapitre 3 : Validation de la méthode d'imagerie multi-spectrale pour caractériser le feuillage de la vigne via l'indice NDVI

Rappelons que ce travail de thèse consiste en partie à évaluer le dispositif d'imagerie multi-spectrale embarquée pour caractériser en proximité la végétation de la vigne. C'est pourquoi nous devons comparer les résultats obtenus avec la technique d'imagerie (capteur passif avec calibration des images en réflectance) à ceux fournis par une méthode existante et déjà validée pour caractériser la vigne. Nous utiliserons un capteur actif : le Greenseeker (Debuisson et al., 2010; Drissi et al., 2009). Ce dernier est couramment utilisé pour caractériser la vigueur de la vigne à partir de l'indice NDVI. Ainsi, nous comparerons les valeurs des indices NDVI déterminés à partir des images non calibrées et calibrées en réflectance à ceux du Greenseeker. Ceci nous permettra de valider dans une autre mesure la calibration radiométrique (nécessité et pertinence) des images ainsi que le système testé pour caractériser la vigueur de la vigne.

## I. Méthode de détermination des indices de végétation NDVI

### 1. Méthodes de traitement des images

L'ensemble des étapes de traitement des images est réalisé en post-acquisition sous le logiciel MATLAB. Pour calculer l'indice NDVI, nous devons considérer les images monochromes rouge et proche infrarouge calibrées en réflectance. A ce niveau, les deux types d'images (RGB et NIR) sont redimensionnés en fonction de la visibilité du panneau noir situé en arrière-plan pour faciliter le seuillage des images. Les images des deux domaines spectraux sont alors de même dimension (1095 px x 800 px) soit de 77 cm de hauteur par 45 cm de large. La Figure 22 présente les deux types d'images visible et proche infrarouge redimensionnés.



Figure 22 : Images monochromatiques rouge (image de gauche) et proche infrarouge (image de droite) calibrées et redimensionnées, issues du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013

Dans le but de nous concentrer sur l'étude de la végétation, nous devons discriminer le fond (écran noir) des feuilles. Notons que, par rapport à l'image du canal rouge (gauche) l'image proche infrarouge (droite) présente un meilleur contraste entre la végétation qui est en nuance de gris clair et le fond qui apparait en noir ou en gris très foncé. A partir des images proche infrarouges, nous avons étudié plusieurs histogrammes de dispersion des valeurs des pixels qui ont révélé deux populations bien distinctes : celle correspondant au fond et celle à la végétation, comme le montre l'histogramme ci-après.

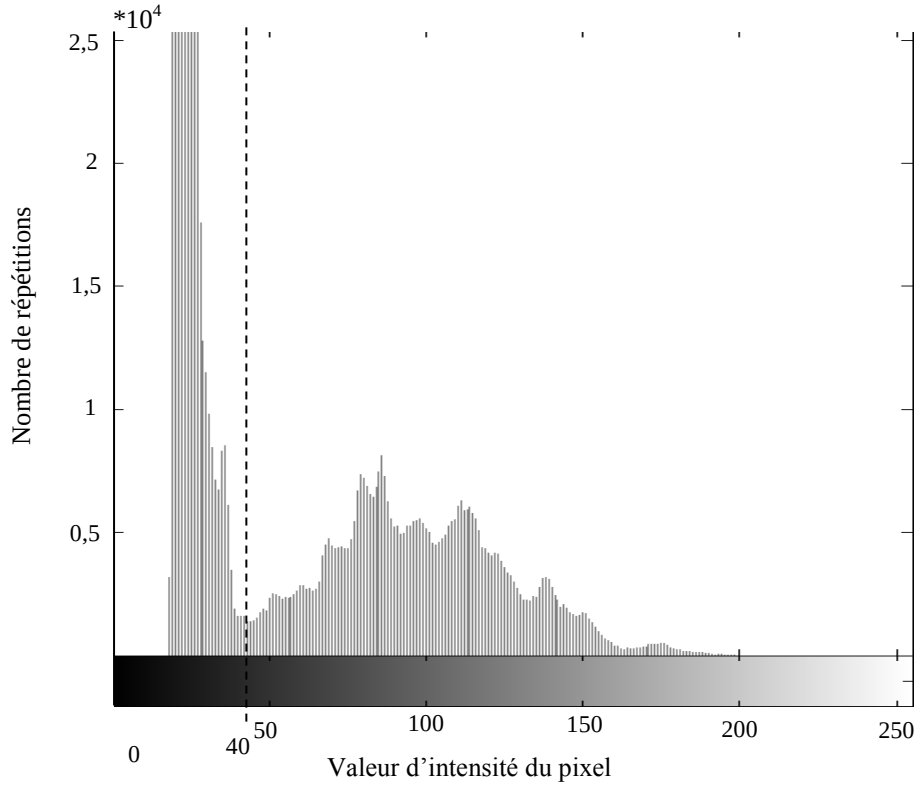



Figure 23 : Histogramme d'une image proche infrarouge

La Figure 23 présente un histogramme sur lequel apparaissent deux populations. Elle démontre la possibilité de fixer une valeur seuil de discrimination de la végétation par rapport au fond. L'étude de plusieurs histogrammes nous a permis de constater que le seuil de discrimination est stable sur un jeu de données, notamment grâce aux propriétés spectrales des végétaux (réflectance élevée dans l'infrarouge) qui permettent de discriminer de façon fiable la végétation du fond. Ainsi, nous attribuons une valeur de seuil fixe pour toutes les images acquises le même jour. Cependant, cette valeur varie entre 35 et 45 selon le jeu de données. Pour celui obtenu le 17 Juillet 2013, la valeur seuil s'élève à 40.

Lorsque le seuillage est réalisé, une image binaire est obtenue :

- La valeur « 0 » est attribuée aux pixels identifiés comme appartenant à la classe représentant le fond (valeur de pixel < 40). Ils apparaissent alors en noir ;
- La valeur « 1 » est associée aux pixels dont la valeur est supérieure à 40. Ils sont considérés comme étant de la végétation et apparaissent en blanc sur l'image.

L’image binaire constitue un masque qui va être appliqué aux images monochromes rouge et proche infrarouge calibrées en réflectance. Ainsi, une valeur nulle est attribuée aux pixels représentant le fond, tandis que la valeur de réflectance de chaque pixel correspondant à la végétation est conservée. La Figure 24 présente une image proche infrarouge seuillée en niveaux de gris (fond = 0) ainsi que l’image binaire ayant servi de masque pour la discrimination « fond / végétation ».

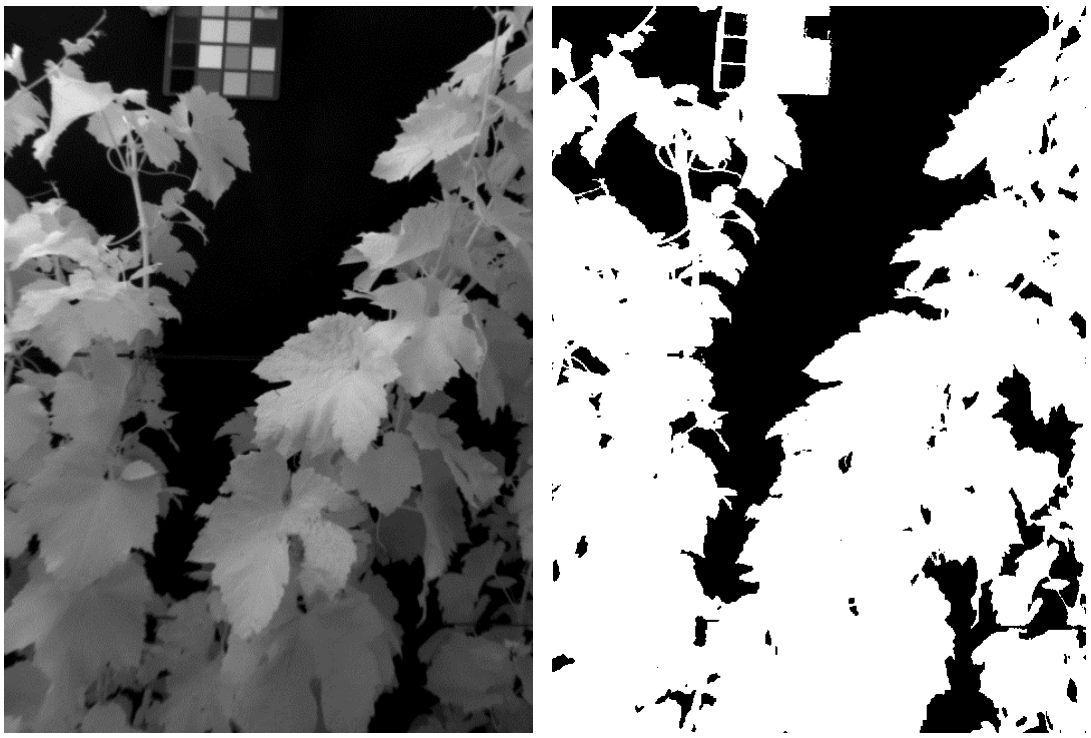


Figure 24 : Image proche infrarouge seuillée (gauche) et image binaire (droite)

A partir de ces images seuillées et calibrées en réflectance, nous pouvons calculer l’indice NDVI selon la formule de Rouse et al. (1973) présentée par l’équation (2). Précisons que chaque pixel des deux images décrit la même scène dans les deux domaines spectraux. Il est ainsi possible de calculer l’indice NDVI sur chaque pixel de l’image pour caractériser la végétation de la vigne observée. L’image de droite de la Figure 25 présente une « image NDVI ».

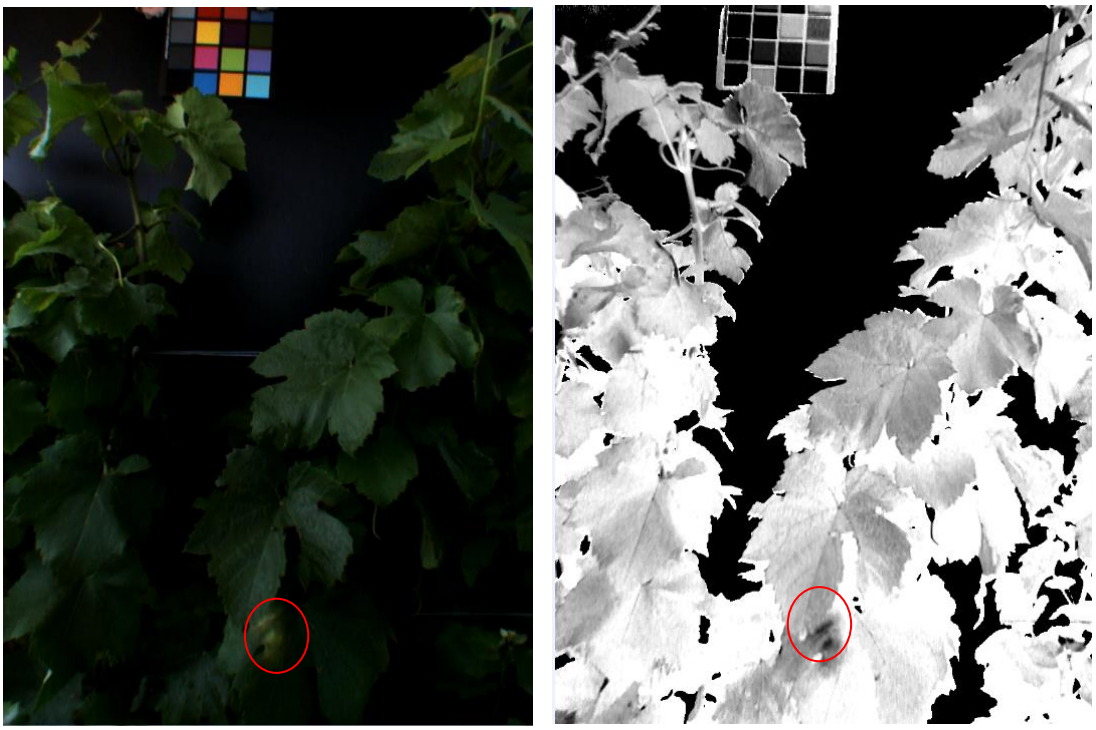


Figure 25 : Image NDVI (droite) et image RGB calibrée en réflectance (gauche) présentant des symptômes de maladie

La figure ci-dessus est composée d'une image visible calibrée en réflectance (image de gauche) et d'une image NDVI (droite) exprimant la variation des valeurs de NDVI sur la végétation observée. Nous observons des variations de la valeur de l'indice (nuances de gris) selon l'organe végétal observé (nervure, limbe). De même, il semble que la position des feuilles (exposition, orientation) engendre des variations de valeurs de NDVI pouvant être expliquées par l'angle de réflexion de la lumière impactant la réflectance mesurée. Deux tâches noires apparaissent sur la végétation sur une feuille située dans le bas au centre de l'image NDVI. Elles semblent correspondre à des zones physiologiquement inactives (Peñuelas & Filella, 1998). Notons que sur l'image visible associée, nous observons à cet endroit des symptômes de maladies que nous pouvons supposer être ceux induits par le Mildiou (*Plasmopara viticola)*[9].

[9] Supposition de symptômes de Mildiou : notons que les relevés techniques effectués sur cette parcelle révèlent la présence de plusieurs maladies (Mildiou, Oïdium, Botrytis, Esca/BDA, enroulement…). Seuls les symptômes induits par le Mildiou seraient similaires à ceux observés sur les images de la Figure 25.

2. Calcul des indices à partir des images

A partir d'une image NDVI, nous pouvons déterminer une valeur moyenne de cet indice sur l'image. Nous noterons cet indice $NDVI_{im}$ et il est calculé selon l'équation (6) :

$$NDVI_{im} = \frac{\sum_{p=1}^{n} I(p)}{n} \qquad (6)$$

Où :

- I est l'image NDVI considérée ;
- p est un pixel de I ;
- n est le nombre total de pixels de l'image I.

Pour chaque image NDVI créée, une moyenne de l'indice NDVI peut être calculée. L'indice est noté $NDVI_{im}$. Sa détermination intègre la valeur des pixels caractérisant la végétation et la valeur nulle des pixels représentant le fond selon la même logique que le Greenseeker (Drissi et al. 2009).

3. Calcul de l'indice NDVI fourni par le Greenseeker

Reprécisons que la caméra capture trois images par seconde. Cette fréquence d'acquisition est bien inférieure à celle du GPS qui est de 10 Hz. Ainsi, chaque image est associée à une position. Quant au Greenseeker, il acquiert des données à une fréquence de 50 Hz : il fournit donc cinq fois plus d'informations que le récepteur GPS. Nous rappelons que l'indice communiqué par le Greenseeker correspond à une valeur de NDVI résultant d'une moyenne effectuée sur la zone de mesure. Cette zone de mesure est représentée sur la Figure 26. De plus, en nous référant aux fréquences des deux systèmes, nous constatons qu'une information de position GPS est associée à cinq valeurs de NDVI issues du Greenseeker. Ainsi, nous devons moyenner ces cinq données Greenseeker pour associer à une coordonnée géographique, une valeur moyenne de NDVI déterminée via le Greenseeker, notée $NDVI_{GS}$.

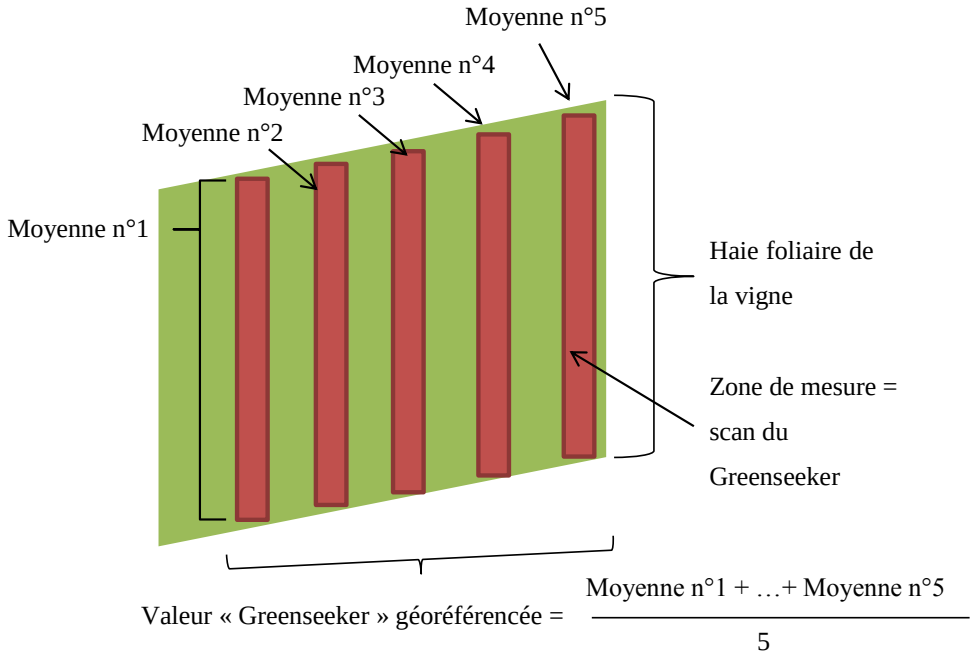



Figure 26 : Schéma des fréquences de mesure du Greenseeker et moyennes successives

Rappelons que les longueurs d'onde considérées pour la détermination de $NDVI_{im}$ vont de 570 nm à 680 nm pour le canal rouge et de 760 nm à 860 nm pour celui du proche infrarouge. Quant au Greenseeker, il émet des rayons rouge à 656 nm et proche infrarouge à 774 nm. Comme le montrent les Figure 2 et Figure 15, les valeurs de réflectance de la feuille de vigne et des patchs de la mire sont assez constantes pour ces deux bandes spectrales étudiées, ce qui rendra par la suite une comparaison cohérente des indices $NDVI_{im}$ et $NDVI_{GS.}$

## 4. Méthode de représentation spatiale des indices

Nous avons vu que le géoréférencement des données consiste à associer chaque donnée acquise à la parcelle à des coordonnées de position. La parcelle expérimentale et les blocs délimités sont également géolocalisés. Ainsi, en utilisant le logiciel de représentation spatiale des données ArcMap® v.10 (ESRI, USA), il est possible de spatialiser les informations collectées sur la parcelle. La Figure 27 illustre la position des points de mesure image dans les blocs de la parcelle.

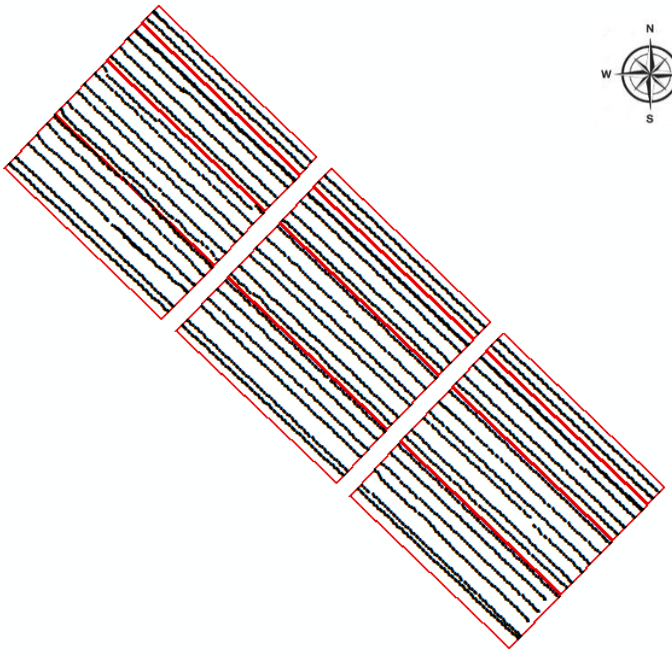



Figure 27 : Exemple de la position des points de mesures « image » sur les blocs de la parcelle « Terroir »

Le logiciel Arcmap® permet l'utilisation des géostatistiques et leur application pour créer des cartes représentant le comportement intra-parcellaire des variables étudiées. Rappelons que le comportement de ces dernières est anisotrope et que l'acquisition des données qui se fait le long du rang n'est pas régulière puisque la vitesse d'avancement n'est pas constante. Pour ces raisons, nous avons également utilisé le logiciel pour déterminer les valeurs moyennes des indices agronomiques considérés (NDVI par exemple) pour chaque zone de la parcelle. Précisons qu'une zone peut être définie comme étant un rang, un bloc ou un cépage.

## II. Analyse de réflectance et comparaison des indices fournis par les techniques du Greenseeker et de l'imagerie multi-spectrale

### 1. Etude de la variation de la réflectance (effet rang) sur un jeu de données

Nous avons vu que les cartographies des coefficients ($\hat{a}_I$,$\hat{b}_I$) utilisés pour calibrer les images en réflectance (Figure 21) présentaient des motifs rectilignes. Ceux-ci

témoignent que la calibration prend en compte une variation lumineuse que nous nommerons « effet-rang ». Il peut être expliqué par le sens d'acquisition des images. En ce sens, il nous semble intéressant de tester dans quelle mesure « l'effet rang » est maîtrisé par l'étape de correction des images.

A partir des images NDVI, nous avons étudié le comportement de la valeur de l'indice $NDVI_{im}$ calculé à partir des images calibrées entre les rangs. Rappelons que chaque valeur de $NDVI_{im}$ est géoréférencée : il est donc associé un numéro de rang à chaque donnée. Nous avons procédé à une analyse statistique ANOVA simple ne considérant qu'un facteur : le rang. L'ANOVA est un test statistique d'analyse de variance considérant une (ANOVA simple) ou plusieurs (ANOVA multifactorielle) variables explicatives pouvant influencer la distribution de la variable étudiée. Ce test permet de vérifier l'appartenance des variables testées à la même population, renseigné par la valeur de la probabilité. Dans le cas testé, l'ANOVA indique une probabilité inférieure à $p<0.001$, ce qui signifie qu'au moins deux rangs sont significativement différents. Nous avons réalisé un test de Newman and Keuls pour classer les rangs de la parcelle en groupe afin de visualiser leurs différences. Le classement réalisé est décroissant, c'est-à-dire que les rangs regroupés dans le groupe A cumulent les valeurs les plus fortes tandis que le groupe G présente les valeurs testées les plus faibles. Les résultats du classement sont présentés dans le Tableau 8 ci-dessous :

Tableau 8 : Résultats du classement des valeurs de $NDVI_{veg}$ [10]par rangs selon le test de Newman and Keuls

| Groupes Significativement différents | A | B | C | D | E | F | G |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Numéro du rang | 9, 3 | 15, 5, 17 | 7, 18, 13 | 11 ,1 | 14 | 2, 12, 16, 4, 10, 6 | 8 |

Ces résultats mettent en évidence un classement divisant les rangs pairs des rangs impairs : les rangs pairs présentent des valeurs de réflectance plus importantes que celles des rangs impairs. Ceci nous permet de formuler deux hypothèses explicatives vis-à-vis de « l'effet-rang » souligné :

[10] $NDVI_{veg}$ : Partie V, Chapitre 1 page 125

- la méthode de calibration radiométrique montre une limite dans la prise en compte de la variation lumineuse en fonction du sens d'acquisition ;
- l' « effet-rang » constaté est induit par la calibration radiométrique. En ce sens, nous pouvons supposer que la position de la mire sur le dispositif par rapport à la végétation conduirait à un effet d'ombre porté ou d'extinction lumineuse sur la référence, faussant l'appréciation de la réflectance via la mire. Ainsi, l' « effet-rang » serait amplifié.

Dans cette démarche explicative de « l'effet-rang », nous avons également formulé une hypothèse agronomique. Nous avons supposé qu'une face de la haie foliaire de la vigne pourrait se développer préférentiellement en fonction de l'exposition au soleil. C'est pourquoi, nous avons testé l'hypothèse de « l'effet-rang » sur les données fournies par le Greenseeker. Ainsi, nous avons réalisé une ANOVA en nous basant sur la même démarche statistique que celle utilisée pour les images NDVI. De façon surprenante, l'analyse statistique a également démontré un « effet-rang ». Cependant, le classement des rangs effectué par le test de Newman and Keuls est beaucoup moins structuré que dans le cas précédent, mêlant rangs pairs et impairs au sein des mêmes groupes. Ces résultats diffèrent de ceux extraits des images. Ainsi, pour interpréter ces résultats, nous pouvons supposer que la variabilité mise en évidence serait essentiellement liée au facteur agronomique (variabilité intra-parcellaire, variabilité entre rang) que par la variation de la lumière liée au protocole d'échantillonnage (comme mis en avant pour l'imagerie). C'est pourquoi nous ne nous attarderons pas sur ces données. D'autres part, l'ANOVA informe que la variance mesurée sur la variable $NDVI_{GS}$ issue du Greenseeker entre les rangs n'est expliquée que par 11 % du facteur « rang » considéré ce qui renforce l'hypothèse du facteur agronomique dans l'interprétation de l'effet-rang constaté sur ces données. Dans le cas de l'imagerie, le facteur « rang » expliquait 17 % de la variabilité de la mesure, ce qui reste faible mais suffisant pour témoigner de « l'effet-rang » qui serait principalement associé à la variation lumineuse impactée par le plan d'échantillonnage, et visible sur les cartographies de la Figure 21.

Pour conclure, la mise en évidence de cet « effet-rang » nous invite à nous interroger sur la capacité du système multi-spectral à caractériser la végétation de la vigne de manière concordante à celle du Greenseeker. C'est pourquoi nous allons procéder à une analyse comparative des indices NDVI estimés à partir des deux techniques.

## 2. Etude comparative des moyennes des indices NDVI sur la parcelle

Les données géoréférencées issues du Greenseeker et les valeurs de NDVI déterminées à partir des images ont été acquises aux mêmes endroits (même parcelle, mêmes rangs) et au même moment (acquisition simultanée). Rappelons que la parcelle de vigne étudiée contient trois cépages : le Chardonnay (CH), le Pinot Noir (PN) et le Meunier (Mn) plantés selon trois niveaux de pente (haut, milieu, bas). Ainsi, les deux techniques testent trois cépages, évoluant dans trois environnements aux caractéristiques différentes. Dans un premier temps, nous étudierons la variation spatiale des indices NDVI déterminés par le Greenseeker et à partir d'images non calibrées et calibrées en réflectance à travers des cartographies. Ceci nous permettra de constater l'importance de l'étape de calibration radiométrique des images sur les valeurs des indices ainsi que la similarité de l'évolution spatiale de ces derniers sur la parcelle. Dans un second temps, nous déterminerons les moyennes de NDVI pour chaque cépage sur la parcelle ainsi que pour chaque bloc et chaque rang. A partir de celles-ci, nous procéderons à une analyse ANOVA affinant la comparaison des méthodes d'estimation de l'indice par rang de chaque bloc de la parcelle. Malgré « l'effet-rang » constaté, cette analyse vérifiera la similarité statistique des indices $NDVI_{im}$ et $NDVI_{GS}$. Reprécisons qu'il s'agit d'une comparaison de valeurs relatives du fait de la différence des régions spectrales explorées par les deux capteurs.

### *i. Etude comparative de la variabilité spatiale des indices NDVI et importance de la calibration radiométrique dans la cohérence des résultats*

Le géoréférencement des données et l'utilisation des géostatiques rendent possible la représentation des deux variables étudiées sous forme de cartographie. Ceci nous permet de comparer visuellement la distribution et les valeurs des indices NDVI estimés par les techniques de l'imagerie multi-spectrale et du Greenseeker pour vérifier leur cohérence, pour le même jeu de données et sur la même parcelle. Par cette voie, nous comparerons

les données issues des images calibrées et non calibrées en réflectance aux données provenant du Greenseeker.

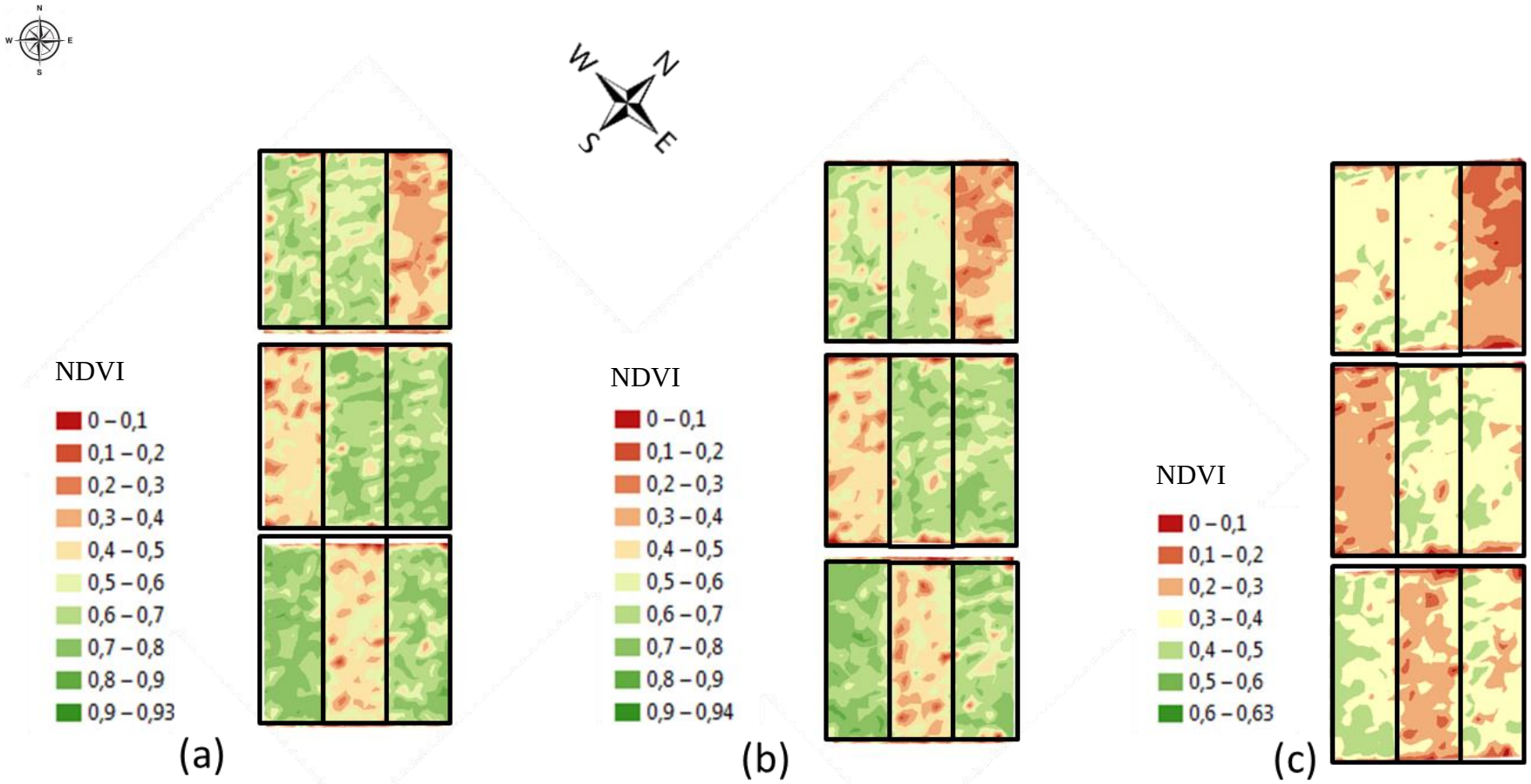



Figure 28 : Cartographies des indices NDVI fournis par le Greenseeker (a) et estimés à partir des images calibrées en réflectance (b) et non calibrées en réflectance (c), pour le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013

La Figure 28 présente les cartographies des indices NDVI estimés à partir des deux techniques testées : Greenseeker et imagerie multi-spectrale. Pour la méthode d'imagerie, nous avons déterminé la valeur de l'indice NDVI à partir d'images non calibrées et calibrées en réflectance. Nous souhaitons comparer leurs cartographies à celles du Greenseeker afin de constater l'impact de la calibration radiométrique. Précisons que la même légende colorimétrique est utilisée pour exprimer les valeurs de NDVI. Nous visualisons dans un premier temps que la cartographie des valeurs de NDVI déterminées à partir des images non calibrées en réflectance présente des motifs de variations concordant avec ceux observables dans les représentations des valeurs issues du Greenseeker et des images calibrées en réflectance. Cependant, les couleurs des représentations reflétant l'intensité de l'indice NDVI sont différentes de celles présentées par les deux autres cartes : elles sont beaucoup plus faibles. Lorsque l'on calcule respectivement les valeurs de l'indice NDVI pour les cépages Chardonnay, Pinot Noir et Meunier de la parcelle, nous constatons que celles issues des images non calibrées sont égales à 0,33/0,32/0,21 alors qu'elles s'élèvent à 0,62/0,63/0,40 pour les images calibrées en réflectance. Ces différentes valeurs sont présentées dans le Tableau 9.

En ce qui concerne les cartographies des valeurs NDVI issues du Greenseeker et des images calibrées en réflectance, nous constatons qu'elles sont similaires. Ceci est en adéquation avec les résultats présentés dans le Tableau 9 présenté ci-après. Tout d'abord, les mêmes motifs dessinant les blocs (comme ceux présentés dans la Figure 27) sont observés. Puis, les couleurs exprimant la valeur des indices NDVI sont également très proches. Notons que « l'effet rang » est visible sur la cartographie de l'indice NDVI déterminé à partir des images. Plus discrètement, nous pouvons aussi repérer cet effet sur la cartographie de l'indice NVDI fourni par le Greenseeker ($NDVI_{GS}$), notamment au niveau des blocs où l'indice et donc la vigueur sont faibles. Ce constat nous permet de supposer que la méthode d'imagerie multi-spectrale estime des valeurs de NDVI proches et cohérentes des résultats fournis par le Greenseeker. Cependant, « l'effet rang » mis en évidence ci-avant nous incite à se questionner sur la similitude des résultats sur les rangs de chaque bloc de la parcelle. C'est pourquoi procéderons à une comparaison des résultats par une analyse statistique ANOVA.

### *ii. Détermination de la similarité des indices NDVI déterminés via les deux techniques*

La parcelle étudiée nous permet de comparer les indices $NDVI_{im}$ et $NDVI_{GS}$ dans les neuf blocs. Ainsi, neuf modalités sont étudiées, à savoir les trois cépages situés sur les trois niveaux de la parcelle. Nous considérerons les blocs comme indépendants.

Au sein de chaque bloc, nous avons calculé une moyenne des indices NDVI pour chacun des six rangs. Une valeur de $NDVI_{GS}$ correspond à une moyenne d'environ 2500 données issues du Greenseeker alors qu'une valeur moyenne $NDVI_{im}$ relate environ 150 images. Pour tester la cohérence des valeurs moyennes déterminées à partir des deux techniques, nous avons réalisé une ANOVA à deux facteurs sans répétitions considérant les facteurs « technique » et « rang de vigne » sans répétition. Le paramétrage de cette analyse est en adéquation avec le protocole d'échantillonnage (le rang de vigne n'a été observé qu'une fois) et les conclusions précédentes (effet rang mis en évidence). L'analyse a été réalisée sous le logiciel statique R (R Development Core Team, 2013). Les résultats sont présentés dans le Tableau 10.

Dans une autre mesure, à travers cette étude, nous caractériserons les différents cépages dans les différents blocs. Une moyenne de l'indice est également calculée pour chaque bloc ; elle est notée <NDVI> dans le Tableau 9. Ce dernier présente les moyennes des indices calculées. Au-delà de l'analyse simple des moyennes, nous proposons une ANOVA à deux facteurs considérant les deux techniques utilisées comme facteur explicatif de la variation. Elle démontre que les résultats fournis par les deux techniques pour caractériser les différents cépages selon le bloc sont similaires.

Tableau 9 : Moyennes des indices NDVI calculées pour chaque rang des neuf blocs à partir d'images calibrées en réflectance et du Greenseeker pour le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013.

| | | **Imagerie multi-spectrale** | | | | | | | | **Greenseeker** | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | **Rang <$NDVI_{im}$>** | | | | | | **Bloc <NDVI>** | **Cépage <NDVI>** | **Rang <$NDVI_{GS}$>** | | | | | | **Bloc <NDVI>** | **Cépage <NDVI>** |
| **CH** | **Haut** | 0,64 | 0,64 | 0,65 | 0,63 | 0,61 | 0,59 | 0,63 | 0,64 | 0,57 | 0,62 | 0,67 | 0,64 | 0,56 | 0,60 | 0,61 | 0,62 |
| | **Milieu** | 0,73 | 0,64 | 0,75 | 0,34 | 0,62 | 0,62 | 0,62 | | 0,61 | 0,66 | 0,69 | 0,29 | 0,61 | 0,66 | 0,59 | |
| | **Bas** | 0,73 | 0,66 | 0,74 | 0,61 | 0,68 | 0,69 | 0,69 | | 0,65 | 0,66 | 0,69 | 0,62 | 0,61 | 0,69 | 0,65 | |
| **PN** | **Haut** | 0,63 | 0,58 | 0,69 | 0,59 | 0,60 | 0,63 | 0,62 | 0,66 | 0,62 | 0,59 | 0,63 | 0,63 | 0,58 | 0,63 | 0,61 | 0,65 |
| | **Milieu** | 0,65 | 0,64 | 0,67 | 0,67 | 0,64 | 0,69 | 0,66 | | 0,63 | 0,70 | 0,62 | 0,64 | 0,62 | 0,67 | 0,65 | |
| | **Bas** | 0,72 | 0,75 | 0,68 | 0,70 | 0,74 | 0,68 | 0,71 | | 0,70 | 0,71 | 0,68 | 0,72 | 0,67 | 0,71 | 0,70 | |
| **Mn** | **Haut** | 0,39 | 0,39 | 0,35 | 0,35 | 0,45 | 0,47 | 0,40 | 0,45 | 0,39 | 0,43 | 0,35 | 0,32 | 0,43 | 0,47 | 0,40 | 0,43 |
| | **Milieu** | 0,44 | 0,48 | 0,48 | 0,42 | 0,54 | 0,40 | 0,46 | | 0,39 | 0,46 | 0,46 | 0,42 | 0,48 | 0,40 | 0,44 | |
| | **Bas** | 0,51 | 0,37 | 0,58 | 0,47 | 0,48 | 0,51 | 0,49 | | 0,45 | 0,42 | 0,48 | 0,46 | 0,45 | 0,51 | 0,46 | |

Nous avions constaté la cohérence entre les valeurs déterminées à partir des images calibrées et celles fournies par le Greenseeker à travers les cartographies de la Figure 28. Rappelons que d'après Drissi et al. (2009), plus la valeur de l'indice NDVI tend vers 1, plus la vigueur de la vigne est importante. Pour les cépages Chardonnay, Pinot Noir et Meunier étudiés, un rapide calcul nous apprend que les valeurs d'indice pour chaque niveau de pente sont de 0.62/0.63/0.40 par imagerie et de 0.64/0.65/0.42 par Greenseeker (Tableau 9). Nous constatons que les valeurs des indices sont similaires et nous permettent de mettre en avant que le Meunier a une vigueur inférieure à celle du Pinot Noir et du Chardonnay, qui par ailleurs ont une vigueur proche. Ceci est en adéquation avec les conclusions de Debuisson et al. (2010). Au niveau des valeurs moyennes déterminées pour chaque rang de bloc, nous constatons quelques différences entre les techniques, notamment pour certains niveaux de rangs impairs (tous les niveaux du rang 5, niveau médian du rang 7, niveau bas du rang 13) reflétant l'impact de « l'effet-rang » sur ces indices. Ces conclusions et de celles de l'étude comparative des cartographies nous invitent à analyser plus précisément la similarité des indices NDVI déterminés par ces deux méthodes. C'est pourquoi nous avons procédé à une analyse de variance ANOVA sur les valeurs moyennes des NDVI estimées par ces deux techniques déterminées pour chaque rang de chaque bloc. Les résultats de cette analyse sont présentés dans le Tableau 10.

Tableau 10 : Résultats de l'ANOVA à deux facteurs sans répétition réalisée à partir des données présentées dans le Tableau 9

| | | **Facteur "technique"** | | | **Facteur "Rang de vigne"** | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | **F** | **p-value** | **$F_{critical}$ (α=5%)** | **F** | **p-value** | **$F_{critical}$ (α=5%)** |
| **CH** | **Haut** | 1.237 | 0.316 | 6.61 | 2,366 | 0,183 | 5.05 |
| | **Milieu** | 1.569 | 0.265 | | 24,379 | 0,001 | |
| | **Bas** | 3.810 | 0.108 | | 3,334 | 0,106 | |
| **PN** | **Haut** | 0.240 | 0.644 | | 2,807 | 0,140 | |
| | **Milieu** | 0.747 | 0.426 | | 1 | 0,5 | |
| | **Bas** | 0.747 | 0.426 | | 0,785 | 0,601 | |
| **Mn** | **Haut** | 0.028 | 0.871 | | 18,618 | 0,003 | |
| | **Milieu** | 5.952 | 0.058 | | 11,412 | 0,009 | |
| | **Bas** | 1.404 | 0.289 | | 3,257 | 0,110 | |

L'interprétation des résultats de l'ANOVA présentés dans le Tableau 10 considère une hypothèse supposant la similarité des valeurs de NDVI comparées. Elle est l'hypothèse nulle, $H_0$.

Une hypothèse nulle est considérée pour chaque facteur. Dans le cas du facteur « technique », cette hypothèse est acceptée. Cela signifie que l'analyse ne met en évidence de différences significatives entre les valeurs de NDVI calculées à partir des images ou du Greenseeker. En effet, tant que p-value > 0,05 = α (ou F = 1,4044 < 6,6078 = Fcrit), nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle pour un niveau de confiance de 95%. Ainsi, nous pouvons conclure qu'il n'existe pas de différence significative entre les valeurs <NDVI> calculées par les deux techniques.

Pour le facteur « rang », l'hypothèse nulle est également acceptée, à trois exceptions près. Il n'y a donc pas différence significative entre les valeurs déterminées par les deux techniques au niveau du rang. Lorsque la p-value > 0,05 = α (ou F = 3,257 < 5,0507 = Fcrit), l'hypothèse nulle est validée, et nous pouvons conclure au risque de 5% qu'il

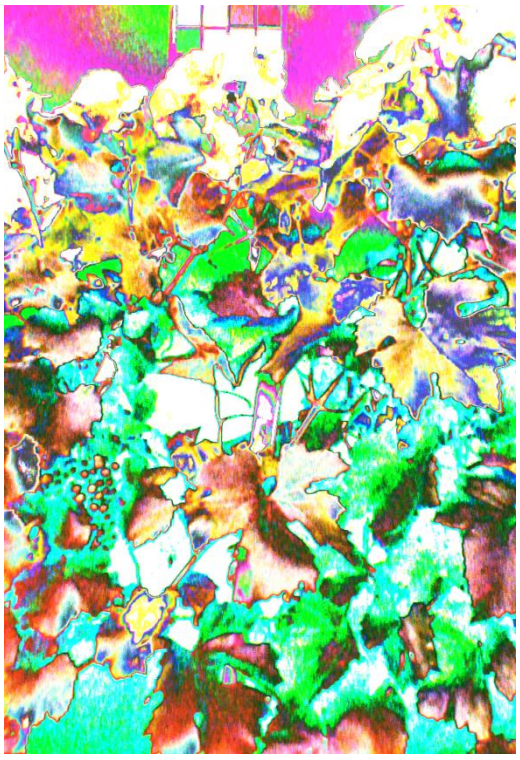
n’existe pas de différence significative entre les valeurs déterminées par les deux techniques sur chaque rang.

Pour conclure, malgré la comparaison des valeurs relatives de NDVI, nous montrons que la méthode d’imagerie multi-spectrale permet une estimation du NDVI cohérente et proche des résultats fournis par le Greenseeker, et ce, malgré les « effets-rang » mis en évidence. Ces résultats prouvent la capacité du système à caractériser la vigueur de la vigne pour un stade jeune de la végétation, via l’indice NDVI au regard des résultats fournis par le Greenseeker (Drissi et al. 2009). Dans une autre mesure, cette application agronomique utilisant cet indice spectral nous aura permis de valider indirectement la pertinence de la méthode développée pour la calibration radiométrique des images.

La partie suivante présentera les valeurs des indices NDVI calculées à partir des autres jeux de données calibrés en réflectance, notamment à travers des suivis d’évolution temporelle de l’indice NDVI. De même, nous proposerons des applications agronomiques à travers différents indices de végétations calculés à partir des jeux de données calibrés et non calibrés en réflectance.

# Partie V :

## Etude des apports et des potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la végétation de la vigne à la parcelle



# Partie V : Etude des apports et des potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la végétation de la vigne à la parcelle

**Partie V : Etude des apports et des potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la végétation de la vigne à la parcelle .....121**

**Chapitre 1 : Présentation et particularités des indices de végétation.....124**

**I. Rappel sur l'indice de végétation NDVI fournit par le Greenseeker.....124**

**II. Indices de végétation déterminés à partir des images .....124**

1. Caractérisation combinée de la végétation.....124

2. Les indices spécifiques pour la caractérisation de la végétation.....125

i. Etude qualitative via l'indice NDVI Végétation .....125

ii. Etude quantitative de la végétation de la vigne.....126

iii. Détermination des indices de réflectance de la végétation .....128

**Chapitre 2 : Les apports de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection : plus de précision et de polyvalence.....129**

**I. Etude des cinétiques de développement de la végétation.....129**

1. Cinétique de croissance globale de la végétation sur la parcelle .....129

2. Evolution temporelle des indices de végétation calculés à partir des images et positionnement de l'indice $NDVI_{GS}$ selon la zone d'observation.....132

**II. Une caractérisation plus précise et polyvalente de la végétation via l'imagerie multi-spectrale pour une application à la sensibilité de la végétation aux maladies.....140**

1. Caractérisation des cépages, variabilité intra-parcellaire : introduction au phénotypage.....140

i. Cinétiques de croissance des cépages en fonction de leur position sur la parcelle.....140

ii. Caractéristiques spectrales des cépages et variabilité spatio-temporelle ....143

a) Réflectance rouge et proche infrarouge .....143

b) Evolution de l'indice $NDVI_{veg}$ .....145

2. Prévention au risque de développement de maladies cryptogamiques : étude comparative de l'évolution de la végétation dans la zone des grappes à celle du gabarit de la vigne 147

3. Etude spatio-temporelle de la variation de l'état physiologique de la végétation : vers une meilleure compréhension de l'interaction plante - sol .....151

1. Positionnement de la mire .....160

2. Contrôle de la lumière .....161

3. Modèle de régression et d'interpolation .....161

**III. Discussion sur la caractérisation de la végétation de la vigne via les différents indices agronomiques .....162**

**IV. Potentialités de caractérisation de la végétation et perspectives de phénotypage au champ .....164**

**Conclusion et perspectives .....167**

**Références bibliographiques .....170**

# Partie V : Etude des apports et des potentialités de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la végétation de la vigne à la parcelle

Après avoir validé la calibration en réflectance de notre système d'imagerie (Partie IV) et montré la fiabilité des résultats NDVI obtenus via les images en les comparant à celles du Greenseeker au stade 71 (formation des baies), nous allons étudier dans cette nouvelle partie les apports de la technique d'imagerie multi-spectrale par rapport à celle du Greenseeker. Rappelons que la parcelle expérimentale est composée de trois cépages plantés selon trois niveaux de pente, organisés en carré latin (Figure 3). Nous pouvons étudier les caractéristiques de chaque cépage en considérant leur évolution dans trois environnements différents ou en s'affranchissant des facteurs de variations induits par leur positionnement sur la parcelle grâce au carré latin (Vilain, 2010). La culture est caractérisée par quarante-cinq rangs[11] de vigne : quarante d'entre eux sont taillés selon la méthode de Chablis et les cinq derniers selon celle du cordon de Royat. Nous avons collecté six jeux de données en 2013. Reprécisons que quatre d'entre eux ont pu être calibrés en réflectance selon le protocole développé en Partie *IV*. Nous montrerons qu'il est possible d'utiliser les jeux de données non calibrés en réflectance pour quantifier la végétation de la vigne à partir des images. Nous comparerons les résultats obtenus à ceux fournis par le Greenseeker afin d'affiner l'interprétation de son indice NDVI. D'autres applications agronomiques seront proposées, notamment sur la prévention des risques des maladies cryptogamiques ou pour des applications de phénotypage à la parcelle ou encore d'étude de l'interaction plante-sol. Celles-ci illustreront l'apport de précision et la polyvalence du dispositif.

[11] Notons que chaque rang est segmenté en trois parties équivalentes dans lesquels chaque cépage est représenté

# Chapitre 1 : Présentation et particularités des indices de végétation

## I. Rappel sur l'indice de végétation NDVI fournit par le Greenseeker

Le Greenseeker est un capteur actif qui fournit un indice NDVI fortement corrélé au Vertical Leaf Area Index (VLAI) et à la porosité du feuillage dans le gabarit de la vigne (Drissi et al, 2009). L'indice NDVI exprime également l'état sanitaire de la vigne à travers l'étude de l'activité photosynthétique de la végétation (Peñuelas & Filella, 1998; Calcante et al., 2012). L'indice fournit par le Greenseeker traduit alors une information combinée, caractérisant l'aspect quantitatif et qualitatif de la végétation de la zone observée sur la vigne.

## II. Indices de végétation déterminés à partir des images

Les images NDVI sont créées à partir des images monochromes rouge et proche infrarouge. A partir des images NDVI nous avons pu calculer un indice de végétation $NDVI_{im}$ qui a été comparé à l'indice $NDVI_{GS}$. Nous avons vu plus tôt que les images proche infrarouge, nous permettaient d'identifier la végétation en la différenciant du fond à partir des images binaires (Figure 24). En traitement d'images, l'utilisation d'un masque nous permet de considérer cette population de pixels correspondant à de la végétation. Ceci nous permet de focaliser l'étude sur la végétation et de déterminer des indices spécifiques de caractérisation du feuillage ($NDVI_{veg}$ et « occupation de la végétation »). En ce sens, nous pouvons caractériser spécifiquement la quantité ou l'état sanitaire de la vigne. Au final, trois indices seront calculés et étudiés à partir des images.

### 1. Caractérisation combinée de la végétation

A partir des images calibrées en réflectance, nous avons calculé un indice NDVI qui se base sur la même logique de fonctionnement que celle du Greenseeker : le calcul considère la valeur NDVI de la végétation (relatif à l'état physiologique) et la valeur

nulle du fond (relatant la porosité). Puis, un indice NDVI moyen sur les images a été déterminé ($NDVI_{im}$ ; équation (6)). Nous avons également vu que le traitement d'images nous offrait la possibilité de discriminer la végétation du fond. Ainsi, il est possible de « décomposer » l'information agronomique contenue dans l'indice NDVI précédemment calculé, en deux indices spécifiques : le NDVI de la végétation seule ($NDVI_{veg}$) et l'occupation de la végétation dans les images (« occupation végétation »).

## 2. Les indices spécifiques pour la caractérisation de la végétation

### *i. Etude qualitative via l'indice NDVI Végétation*

L'indice « NDVI Végétation », noté $NDVI_{veg}$ est déterminé à partir des images NDVI. Cependant, son calcul s'appuie sur les images binaires (Figure 24) pour identifier spécifiquement les pixels correspondant à la végétation. En traitement d'images, le masque appliqué nous permet de reconnaître sur l'image NDVI les pixels correspondant à la végétation. Ainsi, nous pouvons étudier spécifiquement la valeur NDVI du végétal caractérisé référant à son activité physiologique liée à son activité chlorophyllienne (Peñuelas & Filella, 1998), soit l'aspect qualitatif du feuillage. Pour chaque image NDVI, une moyenne de valeur $NDVI_{veg}$ spécifique à la qualité de la végétation est réalisée (7) :

$$\begin{cases} \forall\, B(p) \neq 0 \\ NDVIveg = \frac{\sum_{p=1}^{n} NDVI(p)}{n} \end{cases} \qquad (7)$$

Où :

- B est une image binaire ;
- NDVI est une image NDVI ;
- p est un pixel de l'image NDVI ;
- n est le nombre de pixels $\neq 0$ dans l'image binaire B.

L'indice $NDVI_{veg}$ calculé réfère spécifiquement à l'état physiologique de la vigne.

*ii. Etude quantitative de la végétation de la vigne*

La détermination de l'indice quantitatif nommé « occupation de la végétation » se base sur les images binaires crées à partir des images proche infrarouge. L'indice est calculé à partir de la somme des pixels correspondant à la végétation (B(p)=1) qui est ensuite divisée par le nombre total de pixels contenus dans l'image (8) :

$$Occupation\ végétation = \frac{\sum_{p=1}^{n} B(p)}{n} = \text{mean (B(p))} \qquad (8)$$

Où :

- B est une image binaire (0= fond noir et 1= végétation) ;
- p est un pixel de B ;
- n est le nombre de pixels total dans l'image.

L'indice « occupation de la végétation » est un indicateur quantitatif compris entre 0 et 1 qui permet de quantifier spécifiquement la végétation dans la zone observée, celle correspondant au gabarit de la vigne. En se tenant à sa définition, l'indice « occupation végétation » est certainement relié à un indice utilisé dans la littérature, à savoir l'indice « porosité » (Drissi et al., 2009) : porosité = 1- « occupation végétation ». Cependant, dans un souci de cohérence, nous avons utilisé notre indice « occupation de la végétation » qui traduit l'augmentation de la végétation, comme les indices NDVI étudiés. A l'inverse, la porosité est une valeur décroissante.

Rappelons que nous avons acquis en 2013, six jeux de données. Quatre jeux ont pu être calibrés en réflectance. Par ailleurs, la caractérisation de la végétation par l'indice « occupation de la végétation » n'implique pas l'aspect qualitatif de la végétation. C'est pourquoi nous supposons qu'il n'est pas nécessaire de recourir à l'utilisation d'images calibrées en réflectance, permettant ainsi l'exploitation des six jeux de données acquis en 2013. Pour utiliser l'information quantitative contenue dans les deux jeux de données non calibrés en réflectance acquis le 02 Juillet 2013 et le 01 Août 2013, nous avons testé

la possibilité de discriminer le fond de la végétation à partir des images non calibrées en réflectance.

De nouveau, à partir du jeu de données acquis le 17 Juillet 2013, nous avons mené une étude comparative considérant les images calibrées et non calibrées en réflectance afin de montrer la similarité des deux méthodes de calcul. Ainsi, dans le cas des images calibrées en réflectance, le protocole utilisé consiste à créer une image binaire basée sur la discrimination du fond des feuilles et d'en calculer la part de végétation. Pour les deux jeux de données non calibrées en réflectance, le protocole suivi comporte les mêmes étapes de traitement d'image exceptées celles de la calibration radiométrique. Il se décompose alors en :

- une étude de l'histogramme de l'image proche infrarouge non calibrée ;
- une détermination de la valeur seuil de discrimination du fond de la végétation ;
- une binarisation de l'image ;
- un calcul de l'indice « occupation de la végétation ».

Le protocole est appliqué à toutes les images du jeu de données.

Afin de vérifier la cohérence de cette méthode contournant l'étape de calibration radiométrique des images, nous avons comparé les valeurs obtenues par cette méthode à celles obtenues à partir d'un jeu de données calibré en réflectance. Une fois de plus, nous avons utilisé le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013. Les valeurs « occupation végétation » calculé à partir des images du même jeu de données non calibré en réflectance sont comparées une à une à celles obtenues à partir des images calibrées. Puis pour déterminer si les résultats obtenus concernant l'indice « occupation de la végétation » par ces deux méthodes sont différents ou non, nous avons procédé à une analyse ANOVA à un facteur qui indique que les résultats sont semblables. Ainsi, nous pouvons exploiter les images des jeux de données non calibrés en réflectance pour calculer l'indice « occupation de la végétation », indicateur quantitatif de la végétation de la vigne.

### *iii. Détermination des indices de réflectance de la végétation*

De la même façon que celle présentée pour le calcul de l'indice spécifique $NDVI_{veg}$, nous allons déterminer la valeur de réflectance moyenne sur l'image de la végétation pour les canaux rouge et proche infrarouge. Adaptons alors l'équation (7) pour la détermination de la valeur de réflectance de la végétation (9).

$$\begin{cases} \forall\, B(p) \neq 0 \\ V_p = \dfrac{\sum_{p=1}^{n} \mathrm{I}^{R,NIR}}{n}(p) \end{cases} \quad (9)$$

Où :

- B est l'image binaire ;
- I est l'image du canal Rouge (R) ou proche infrarouge (NIR) de l'image initiale ;
- $V_\rho$ est la valeur moyenne de réflectance de la végétation sur l'image pour le canal spectral testé (R ou NIR) ;
- p est un pixel de l'image correspondant à de la végétation auquel est associé une valeur de réflectance ;
- n est le nombre de pixel $\neq 0$ dans l'image binaire;

Nous utiliserons cet indice dans le chapitre suivant pour étudier les caractéristiques spectrales des cépages et leur variabilité sur la parcelle à travers une ANOVA.

# Chapitre 2 : Les apports de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection : plus de précision et de polyvalence

## I. Etude des cinétiques de développement de la végétation

### 1. Cinétique de croissance globale de la végétation sur la parcelle

L'étude se focalise sur le suivi de croissance de la végétation sur l'ensemble de la parcelle via les techniques d'imagerie et du Greenseeker ; seul l'aspect quantitatif est considéré. D'après l'étude menée par Drissi et al., (2009), l'indice $NDVI_{GS}$ est corrélé à la porosité et peut être utilisé comme indicateur pour estimer la quantité de végétation. Le tableau ci-dessous présente les valeurs des deux indices de végétation déterminés par imagerie (« occupation végétation » et $NDVI_{im}$) et obtenus avec le Greenseeker ($NDVI_{GS}$). Puis, la Figure 29 ci-après illustre l'évolution de ces différents indices sur la parcelle, tous cépages confondus. Par la suite, nous étudierons ces indices pour chaque cépage.

Tableau 11 : Valeurs des indices de végétation $NDVI_{GS}$, « occupation végétation » et « $NDVI_{im}$ » déterminés respectivement par Greenseeker et imagerie, sur toute la parcelle à différentes dates.

| Jeu de données | N°1 | N°2 | N°3 | N°4 | N°5 | N°6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Date | 02/07/2013 | 17/07/2013 | 01/08/2013 | 13/08/2013 | 27/08/2013 | 24/09/2013 |
| Stade phénologique (Meier 2001) | 68 , Floraison | 71, Nouaison | 73, Croissance des baies | 75, Grain de pois | 81, Veraison | Une semaine avant vendanges |
| $NDVI_{GS}$ | 0,39 | 0,57 | 0,63 | 0,63 | 0,59 | 0,58 |
| « occupation végétation » | 0,46 | 0,70 | 0,84 | 0,75 | 0,75 | 0,64 |
| $NDVI_{im}$ | * | 0,55 | * | 0,56 | 0,52 | 0,35 |

* jeux de données non calibrés en réflectance : impossible de calculer l'indice $NDVI_{im}$

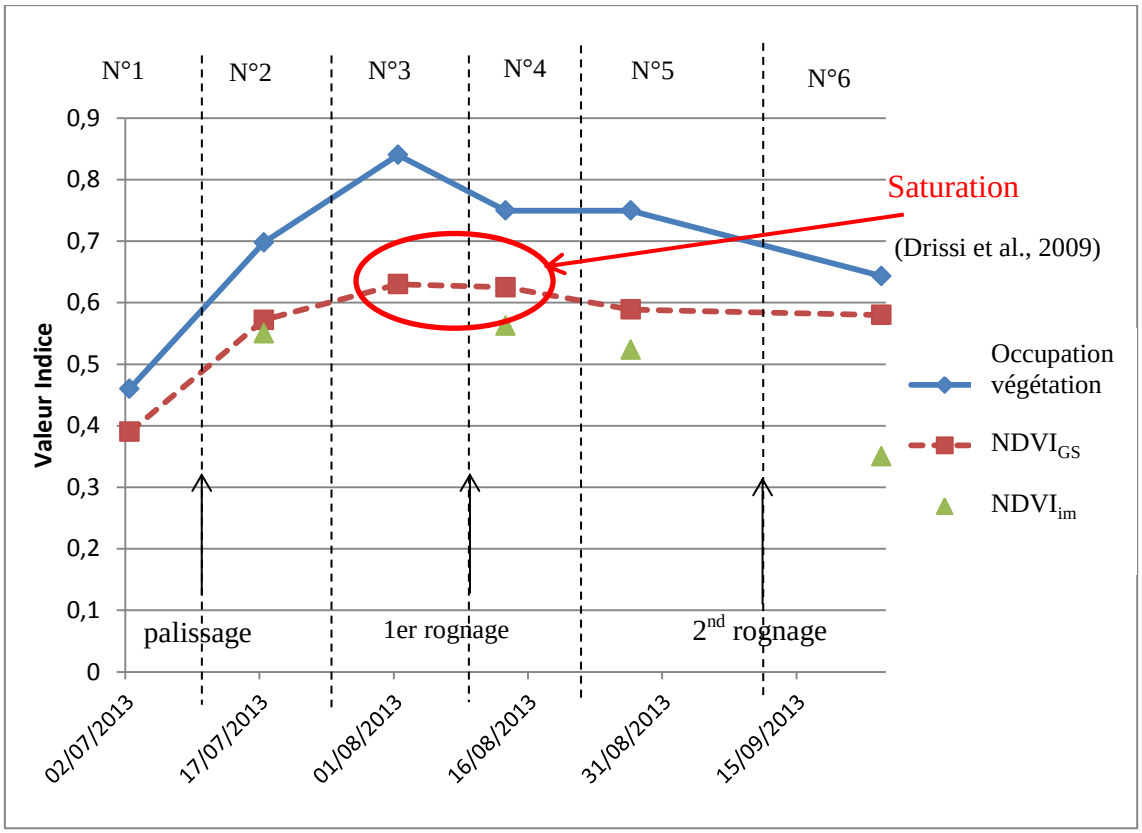



Figure 29 : Cinétique de croissance de la végétation sur la parcelle Terroir, étudiée via $NDVI_{GS}$, « occupation du feuillage » et $NDVI_{im}$

Le graphique de la Figure 29 présente les courbes de croissance de la végétation à travers les indices $NDVI_{GS}$ et « occupation de la végétation » respectivement déterminés par les techniques du Greenseeker et de l'imagerie. Nous avons également inclus dans cette figure les valeurs de $NDVI_{im}$ déterminées par imagerie afin de visualiser son positionnement par rapport aux deux autres indices. Les valeurs présentées dans les Tableau 11 et représentées dans la Figure 29 sont issues de moyennes effectuée sur l'ensemble de la parcelle, tous cépages confondus. Précisons qu'un point de mesure présenté sur le graphique pour un jeu de données correspond à une moyenne d'environ 5500 points de mesure pour la technique d'imagerie et environ 80 000 valeurs issues du Greenseeker. Les deux courbes présentent l'évolution temporelle des indices de végétation et ont une allure similaire avec une valeur maximale au 1er Août 2013 puis redescente vers un plateau a tendance décroissante.

Nous constatons une différence de valeurs des deux indices : celles de l'indice $NDVI_{GS}$ sont inférieures à celles de l'indice « occupation de la végétation ». De même, nous

remarquons que les valeurs $NDVI_{im}$ sont inférieures aux deux autres indices. Ce constat est en adéquation avec la méthode de détermination des indices. En effet, rappelons que l'indice NDVI fournit par le Greenseeker considère une information quantitative et qualitative (état sanitaire) de la végétation (Drissi et al., 2009). Le signal du Greenseeker et $NDVI_{im}$ correspondent à une information du type (porosité + indice de réflectance de la végétation). Cependant, sont associées à ce capteur plusieurs limites techniques (Kim et al., 2012) qui détériorent la précision pour la caractérisation quantitative (saturation du signal) et qualitative de la végétation (moyennes, approximation sur la zone de mesure, manque de sensibilité). Considérons de plus que la valeur de NDVI de la végétation (qualitative) varie dans le domaine [0;1] alors que l'indice « occupation de la végétation » ne considère que l'information quantitative à travers des images binaires (où la valeur de la végétation est égale à 1), ce qui justifie la différence des valeurs observées. Ainsi, $NDVI_{im} < NDVI_{GS} <$ « Occupation végétation ». Nous notons cependant un écart important entre les deux indices pour le jeu de données N°3 acquis le 1 Août 2013.

Les courbes témoignent d'une très forte augmentation de la végétation entre les jeux de données N°1 et N°2 malgré une opération de palissage qui ne semble pas perturber l'appréciation de la croissance de la végétation. L'augmentation persiste entre les jeux de données N°2 et N°3 pour les deux indices, mais nous constatons que la vitesse de croissance de la végétation exprimée à travers l'indice « occupation du feuillage » est bien supérieure à celle de l'indice $NDVI_{GS}$. Nous remarquons également que les points de mesure acquis le 1$^{er}$ Août 2013, correspondant au jeu de données N°3, ont une valeur maximale à cette date. Notons cependant que la valeur exprimée par l'indice « occupation de la végétation » traduit une plus forte augmentation de la quantité de végétation constatée par un décrochement du point de mesure qui n'est pas observé sur la courbe de cinétique de l'indice $NDVI_{GS}$. Les jeux de données acquis du 02 Juillet 2013 au 13 Août 2013, correspondent à des stades phénologiques où la croissance de la végétation est favorisée.

Par la suite, les deux jeux de données suivants restent concordants et traduisent une diminution de la quantité de végétation qui peut être justifiée par les opérations de rognage. Nous notons que la diminution de la valeur des indices est plus importante pour le $NDVI_{GS}$ entre le 4$^{ème}$ et 5$^{ème}$ jeu de données et de même amplitude que celle de $NDVI_{im}$. L'indice « occupation de la végétation » exprime une plus forte diminution

entre les jeux de données N°5 et N°6, également remarqué et semblable pour l'indice $NDVI_{im}$ où un rognage plus drastique est réalisé avant vendange. La diminution de l'indice est en adéquation avec la diminution de la quantité de végétation notée auparavant, mais elle pourrait être expliquée par l'âge des feuilles et la maturation des grappes qui diminuent l'indice NDVI (Drissi et al., 2009).

En toute rigueur, la validation des résultats obtenus pour quantifier la végétation avec l'imagerie devrait être menée par une étude comparative confrontant ces résultats à ceux obtenus avec une méthode dite de référence de quantification de la surface foliaire de la vigne, comme les méthodes de planimétrie ou de Carbonneau utilisées dans les travaux de Tregoat et al., (2001).

2. Evolution temporelle des indices de végétation calculés à partir des images et positionnement de l'indice $NDVI_{GS}$ selon la zone d'observation

La scène représentée par les images acquises à la parcelle montre la quasi-totalité de la hauteur de la végétation, comprenant la zone de développement des grappes de raisin et celle des feuilles supérieures, comme l'illustre la photo de la Figure 30.

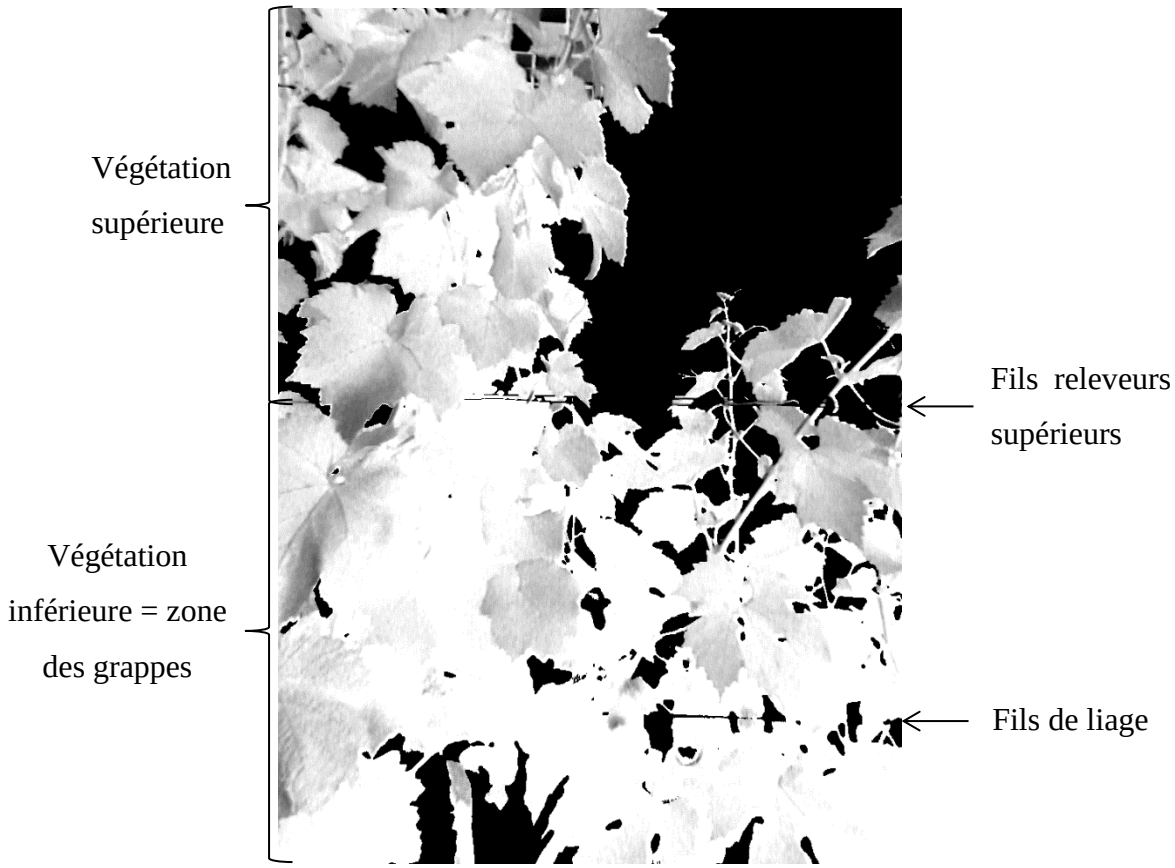



Figure 30 : Image NDVI et repères de végétation visibles sur les images

Dans les rangs de vigne de la parcelle, il existe des éléments qui nous permettent de repérer la zone des grappes sur les images : il s'agit des fils releveurs supérieurs. En ne considérant que la partie inférieure de l'image délimitée par ces fils, nous pouvons étudier l'évolution des indices présentés auparavant focalisée au niveau de la zone où les grappes se développent. Cette zone d'étude est particulièrement intéressante pour étudier la quantité de la végétation (associée à la densité) qui est un des facteurs favorisant le développement de maladies cryptogamiques comme le l'Oïdium ou le Botrytis (Valdes-Gomez, 2007). Nous étudierons plus précisément un exemple d'application pour la prévention des risques sanitaires dans la section suivante (II.2.).

A partir des jeux de données calibrés en réflectance où différents indices de végétation ont pu être calculés, nous allons étudier leur évolution temporelle. De plus, nous intégrons les valeurs fournies par le Greenseeker afin d'observer son positionnement par rapport aux indices spécifiques calculés à partir des images. La comparaison concernera l'évolution des quatres indices ($NDVI_{im}$, $NDVI_{veg}$, « Occupation de la végétation »,

$NDVI_{GS}$) dans la zone des grappes à celle du gabarit de la vigne (indices calculés sur l'image entière), pour chacun des trois cépages.

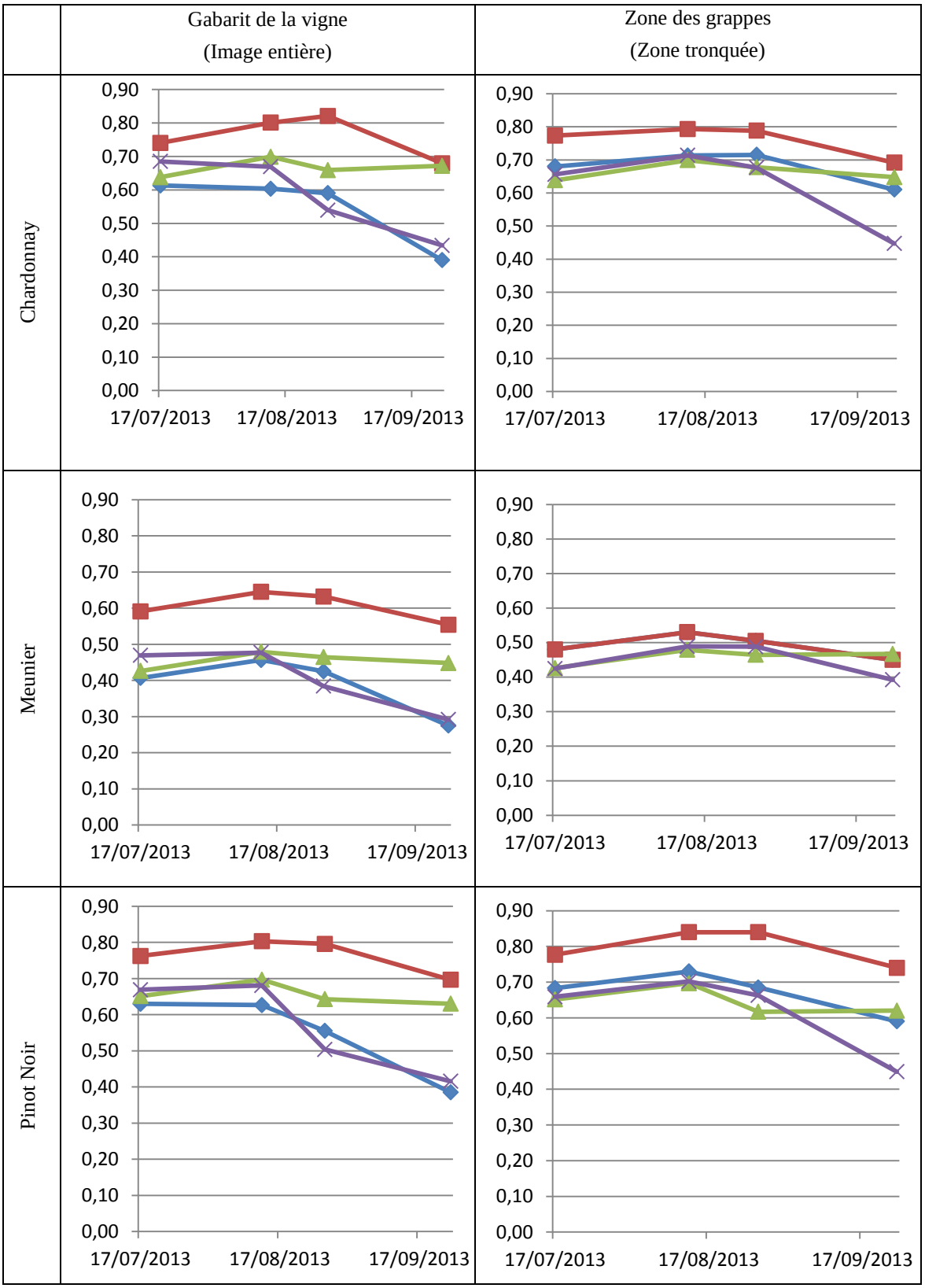



Figure 31 : Comparaison des indices spécifiques (occupation du feuillage et $NDVI_{veg}$) et combinés ($NDVI_{GS}$ et $NDVI_{im}$) pour les cépages Chardonnay, Meunier et Pinot Noir.

Les graphiques de la Figure 31 présentent les courbes générales d'évolution des différents indices de végétation pour les cépages Chardonnay, Meunier et Pinot Noir à l'échelle de la parcelle, toutes positions confondues (Haut, Milieu, Bas de la parcelle). Quatre indices de végétation sont présentés :

- « occupation de la végétation » ;
- NDVI moyen ($NDVI_{im}$) calculé pour chaque image ;
- NDVI spécifique ($NDVI_{veg}$) calculé sur la végétation contenue dans chaque image;
- $NDVI_{GS}$ fourni par le Greenseeker.

Chaque cépage est présenté à deux niveaux d'observation : celui du gabarit de la vigne correspond à un calcul de l'indice sur l'ensemble de l'image alors que l'autre niveau de caractérisation se focalise sur la zone des grappes. Ainsi, six situations sont présentées.

Notons en premier lieu que l'indice « occupation de la végétation » a une valeur (V) toujours supérieure aux autres indices, quel que soit le cépage ou la zone d'observation. Nous pouvons remarquer que le dernier point de mesure de l'observation dans la zone des grappes pour le cépage Meunier ne présente pas de fortes différences. En effet, l'indice « occupation de la végétation » caractérise spécifiquement la végétation, où la valeur d'un pixel de végétation ($V_p$) est égale à 1 et peut s'exprimer vis-à-vis de l'indice NDVI, de façon générale, par l'équation (10) :

$$\begin{aligned} & V_p\,(\text{occupation végétation}) \geq V_p(\text{NDVI}) \\ \text{donc} \quad & V(\text{occupation végétation}) \geq V(\text{NDVI}) \end{aligned} \qquad (10)$$

Où :

- $V_p$ est la valeur d'un pixel de la végétation ;
- V est la valeur de l'indice caractérisant la végétation ;
- Occupation végétation est l'indice quantitatif « occupation de la végétation » ;
- NDVI est, de façon générale, un indice de végétation NDVI.

Les trois autres indices de végétation se positionnent en dessous de la courbe de l'indice « occupation de la végétation », sans que nous puissions constater une tendance particulière.

En comparant les valeurs des différents indices pour chaque cépage, nous remarquons que l'indice « occupation de la végétation » présente des valeurs plus fortes pour les cépages Chardonnay et Pinot Noir que pour le cépage Meunier, quelle que soit la zone caractérisée sur l'image. Nous avons vu plus tôt que le cépage Meunier a une vigueur beaucoup plus faible que celle des cépages Chardonnay et Pinot Noir. Ce constat est donc cohérent avec les observations précédentes.

L'interprétation visuelle des trois autres courbes des indices NDVI est plus difficile : le comportement des indices varie selon la zone étudiée, notamment pour les derniers jeux de données acquis. Au niveau du gabarit de la vigne, nous voyons que pour les deux premiers jeux de données, les trois indices NDVI sont relativement proches et bien inférieurs à l'indice « occupation de la végétation ». En revanche, nous remarquons que les indices NDVI ($NDVI_{im}$ et $NDVI_{veg}$) évoluent différemment à partir du troisième jeu de données. Nous souhaitons repréciser tout de même que ce jeu de données, acquis le 27 Août 2013 n'est pas représentatif de la parcelle puisque l'échantillonnage diffère. En effet, nous constatons au niveau du dernier jeu de données, et ce pour les trois cépages, que l'indice $NDVI_{GS}$ est proche de l'indice « occupation de la végétation » alors que les indices $NDVI_{im}$ et $NDVI_{veg}$ sont très inférieurs aux deux autres.

Au niveau de la zone des grappes, l'évolution des indices est différente. Pour les premiers jeux de données, nous remarquons que les quatre indices de végétation sont très proches. Notons ici que l'écart entre la valeur de l'indice « occupation végétation » est bien moins important que pour l'observation réalisée sur l'image. Comme pour le gabarit de la vigne, nous pouvons remarquer un changement de comportement à partir du troisième jeu de données, traduit par une légère dispersion de valeur des indices. Notons que l'indice fournit par le Greenseeker aurait tendance à être inférieur aux autres indices, alors qu'au niveau de l'image, les indices aux valeurs les plus faibles étaient les deux indices NDVI calculés à partir des images ($NDVI_{im}$ et $NDVI_{veg}$). L'interprétation du dernier jeu de données avance des conclusions bien différentes de celles présentées pour l'observation réalisée sur le gabarit de la vigne. Tandis que précédemment, nous avions remarqué deux tendances (où l'indice $NDVI_{GS}$ était proche de l'indice

« occupation de la végétation » alors que les indices $NDVI_{im}$ et $NDVI_{veg}$ étaient proches mais bien inférieurs aux indices précédents), nous constatons que dans ce cas, l'indice NDVI fournit par le Greenseeker est très proche de l'indice $NDVI_{im}$ calculé à partir des images. Dans le cas du Meunier, l'indice « occupation de la végétation » est également très similaire. Cependant, l'indice spécifique $NDVI_{veg}$ a une valeur très inférieure aux autres indices, ce qui pourrait s'expliquer par la véraison des grappes et l'état sanitaire et physiologique de la végétation de la vigne.

Au regard de ces résultats, nous pouvons nous interroger sur la cohérence des indices obtenus. En effet, si les valeurs de $NDVI_{GS}$, $NDVI_{im}$ et "occupation de la végétation" semblent logiques, celles de $NDVI_{veg}$ soulèvent des interrogations. En théorie NDVIveg > $NDVI_{im}$ et $NDVI_{im}$ = $NDVI_{veg}$ x "occupation de la végétation". Ces indices résultent de plusieurs calculs successifs dont la validité pourra être étudiée en détails dans des travaux ultérieurs : seuillages, moyennes sur l'image, calculs de valeurs par blocs (estimations globales s'appuyant sur des études géostatistiques préalables)

Notons que même si le jeu de données acquis le 24 Septembre 2013 n'est pas rigoureusement représentatif de la parcelle, nous souhaitons tout de même avancer des hypothèses d'interprétation. Ce dernier point de mesure a été acquis une semaine avant vendange. La maturation des raisins est donc bien avancée. De plus, le feuillage de la vigne vieillit et la production de jeunes feuilles n'est plus favorisée au profit de la maturation des baies. Ces deux facteurs impliquent une diminution de l'indice NDVI (Drissi et al., 2009; Peñuelas & Filella, 1998) qui favoriserait la caractérisation physiologique de la végétation au détriment de la caractérisation quantitative, ce qui expliquerait les différentes évolutions des indices. Ainsi, l'indice $NDVI_{veg}$ traduit l'activité photosynthétique de la végétation. Cependant, nous restons prudent sur les valeurs de l'indice $NDVI_{veg,}$. En effet, nous supposons l'existence de la relation NDVI= « occupation végétation » × $NDVI_{veg}$ qu'il serait intéressant d'étudier dans le futur.

Pour conclure, l'étude de ces graphiques prouve une fois de plus la cohérence des résultats fournis par le dispositif d'imagerie multi-spectrale et nous permet également d'analyser l'indice $NDVI_{GS}$ fournit par le Greenseeker. En ce sens, nous avons pu mettre en évidence que l'indice $NDVI_{GS}$ se rapprocherait d'une caractérisation quantitative de la végétation sur le gabarit de la vigne, tandis qu'au niveau de la zone

des grappes, il semblerait essentiellement traduire une information combinée (qualité et quantité). Nous avons également pu mettre en évidence la polyvalence de l'imagerie multi-spectrale à travers l'étude des trois indices de végétation ainsi que par la possibilité de focaliser l'observation sur une zone préférentielle.

## II. Une caractérisation plus précise et polyvalente de la végétation via l'imagerie multi-spectrale pour une application à la sensibilité de la végétation aux maladies

### 1. Caractérisation des cépages, variabilité intra-parcellaire : introduction au phénotypage

#### *i. Cinétiques de croissance des cépages en fonction de leur position sur la parcelle*

La parcelle étudiée permet de caractériser trois cépages selon trois positions le long de la pente : haut, milieu, bas. A travers les indices $NDVI_{GS}$ et « occupation de la végétation » déterminés, il est possible de focaliser l'étude de la cinétique de croissance de la végétation sur trois cépages : Chardonnay, Meunier, Pinot Noir et selon les trois niveaux de pente qui influent la vigueur des vignes (Figure 32).

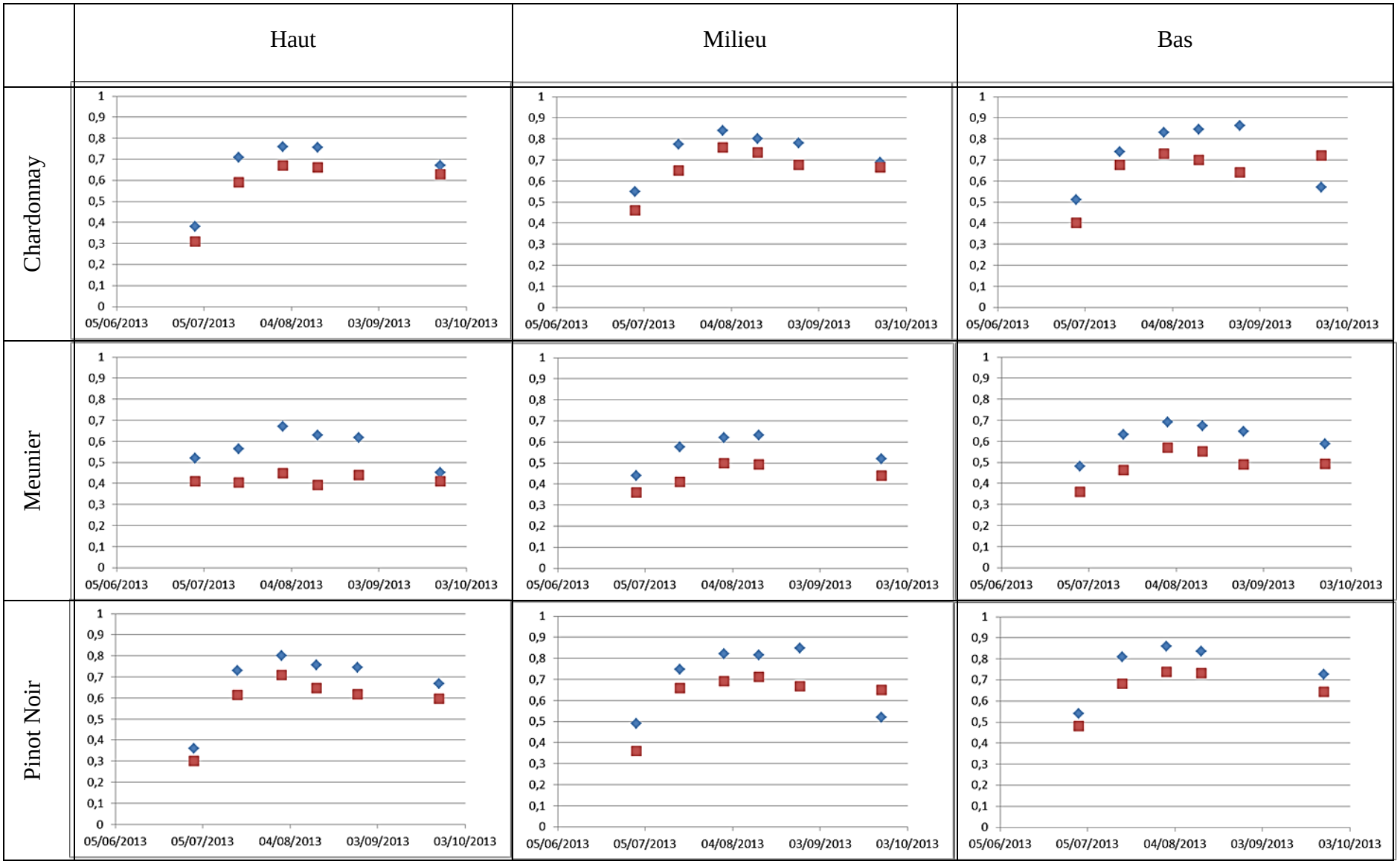



Figure 32 : Suivi de la croissance de la végétation pour les cépages Chardonnay, Meunier et Pinot Noir aux niveaux « haut », « milieu », « bas » via les indices $NDVI_{GS}$ et occupation de la végétation

Les neuf graphiques de la Figure 32 présentent la cinétique d'évolution de la végétation via les indices $NDVI_{GS}$ et « occupation de la végétation », du 02 Juillet 2013 au 24 Septembre 2013 pour les cépages Chardonnay, Meunier et Pinot Noir selon leur positionnement le long de la pente. Nous remarquons une nouvelle fois que les valeurs des points de mesure $NDVI_{GS}$ sont inférieures à celles de l'indice « occupation du feuillage ». De la même façon et de manière générale, l'allure des courbes est similaire pour toutes les modalités (i.e. cépage).

La comparaison des trois graphiques obtenus pour chaque cépage montre une tendance d'augmentation des valeurs des indices dans le sens descendant de la pente. En effet, alors que l'amplitude de variation des indices « occupation de la végétation » et $NDVI_{GS}$ pour les blocs situés en haut de la parcelle sont respectivement de (0,38-0,76 ; 0,31-0,67) pour le cépage Chardonnay, (0,41-0,45 ; 0,52-0,67) pour le cépage Meunier et (0,36-0,8 ; 0,3-0,71) pour le cépage Pinot Noir, ils s'élèvent respectivement à (0,51-0,86 ; 0,4-0,73), (0,48-0,69 ; 0,36-0,57) et (0,54-0,86 ; 0,48-0,74) pour le bas. Ainsi, la pente de la parcelle serait responsable d'un gradient de vigueur constatable par l'augmentation de la valeur des indices pour les trois cépages.

Lorsque nous comparons les valeurs maximales et minimales des indices entre cépages pour les blocs situés en haut de parcelle, nous constatons que pour le premier jeu de données acquis (02/07/2013), le Pinot Noir est le cépage qui présente des valeurs d'indices les plus faibles. Le Meunier présente les valeurs les plus fortes pour ce jeu de données. Cette remarque est surprenante puisque ce cépage est peu vigoureux comparé au Chardonnay et au Pinot Noir (Debuisson et al., 2010). Le même constat peut être effectué pour les blocs du milieu. Alors que dans le bas de la parcelle, les résultats s'inversent et retrouvent la logique de la littérature : le Meunier est le cépage aux plus faibles indices. Le jeu de données acquis le 1 er aout 2013 présente dans la plupart des cas, les valeurs maximales d'indices de végétation, ce qui est en adéquation avec le stade phénologique de la vigne (Stade nouaison) : beaucoup de feuilles ont été produites mais le gabarit de la vigne n'a pas encore été maîtrisé par l'opération de rognage. A partir de ce même jeu de données, le Meunier est le cépage qui présente constamment les plus faibles valeurs d'indices ; alors que les valeurs des cépages Chardonnay et Pinot Noir sont très proches et ne permettent pas de déterminer quel cépage a la vigueur la plus importante.

Par ailleurs, nous observons un comportement inattendu au niveau des points de mesure du dernier jeu de données pour les modalités Pinot Noir Milieu et Chardonnay Bas. Nous remarquons des valeurs de points de mesure $NDVI_{GS}$ supérieures à celles de « occupation de la végétation », ce qui semble incohérent vis-à-vis de la méthode de détermination des indices. Ces résultats, que nous interprétons comme étant incohérents, peuvent être expliqués par des problèmes techniques survenus lors de l'acquisition des images qui est incomplète sur ces blocs. Nous remarquons d'ailleurs que les points de mesures ($NDVI_{GS}$, « occupation de la végétation ») de la modalité Meunier Haut pour ce dernier jeu de données sont plus proches et ne suivent pas la même tendance que les blocs Meunier Milieu et Milieu Bas. Pour autant, l'observation n'est pas aberrante comme celle constatée pour les modalités Chardonnay Bas et Pinot Noir Milieu. De la même façon, les modalités Chardonnay Haut, Meunier Milieu et Pinot Noir Bas ne présentent pas de points de mesures pour le jeu de données acquis le 27 Août 2013 où des problèmes techniques pour l'acquisition de données avaient également été rencontrés.

Ces constatations prouvent la capacité de ce système à suivre l'évolution du feuillage de la vigne sur différents cépages évoluant dans différents environnements. Ceci nous permet d'envisager des perspectives de phénotypage[12] à la parcelle. La spécificité des indices de végétation déterminés par la technique d'imagerie multi-spectrale nous permet de caractériser la végétation de façon plus précise et polyvalente.

### *ii. Caractéristiques spectrales des cépages et variabilité spatio-temporelle*

#### a) Réflectance rouge et proche infrarouge

La littérature présente des travaux utilisant les propriétés spectrales des cépages pour les discriminer (Lacar et al., 2001b; Cemin & Ducati, 2011). Ainsi, nous avons souhaité étudier les propriétés spectrales des cépages Pinot Noir, Chardonnay et Meunier.

[12] Phénotypage : « Détermination du phénotype, qui est l'état d'un caractère observable (caractère agronomique, morphologique, moléculaire, physiologique, ou éthologique) chez un organisme vivant. » (Soussana, 2013)

En utilisant le logiciel de statistique SAS, nous avons réalisé des ANOVA à plusieurs facteurs avec répétitions. Nous avons considéré les facteurs « rang », « cépage » et « niveau de pente » correspondant au positionnement de l'image sur la parcelle (haut (H), milieu (M), bas (B)). L'analyse statistique a été réalisée de façon indépendante pour chaque canal spectral rouge et proche infrarouge, en ayant recours aux indices de réflectance définis dans l'équation (9) présentée dans le chapitre précédent. Seul le jeu de données acquis le 17 Juillet 2013 sera étudié.

L'ANOVA informe que des différences significatives sont observées sur les variables pour les trois facteurs testés, et ce pour les deux canaux spectraux. Notons que les différences significatives pour le facteur « rang » sont en adéquation avec les conclusions précédentes (effet rang). Par ailleurs, l'ANOVA révèle que des différences spectrales significatives existent entre les cépages et entre les différents niveaux sur la parcelle.

- Facteur « cépage » :

Le test de Newman and Keuls réalisé sur les cépages témoigne que le cépage Meunier à un comportement spectral significativement différent de celui des cépages Pinot Noir et Chardonnay. Il a une valeur de réflectance supérieure dans la région spectrale rouge alors qu'il a une valeur significativement inférieure dans celui du proche infrarouge. Notons que les cépages Pinot Noir et Chardonnay ne présentent pas de différence spectrale significative pour le canal rouge tandis que dans le proche infrarouge, le Chardonnay a une réflectance supérieure à celle du Pinot Noir.

Pour conclure : Rouge : $Mn > PN \approx CH$ ; Proche infrarouge : $Mn < PN < CH$.

- Facteur « niveau de pente » :

En ne considérant que le facteur « niveau de pente », nous réalisons de nouveau le test de Newman and Keuls pour constater que les résultats du classement sont différents et inversés par rapport aux résultats du facteur cépage, et ce, pour les deux régions spectrales. Le classement différencie les trois niveaux de pente : dans le domaine spectral rouge, tandis que la valeur de réflectance la plus forte est pour le niveau haut de la parcelle, le bas de la parcelle présente les valeurs de réflectance les plus faibles. Pour le domaine spectral proche infrarouge, le classement ne différencie pas de façon significative les niveaux bas et milieu. Cependant, ces derniers ont respectivement les

valeurs les plus fortes tandis que le niveau haut présente une valeur moyenne significativement plus faible.

En conclusion : Rouge : H > M > B ; Proche infrarouge : M ≈ B > H.

- Facteur « rang » :

Le classement des rangs en fonction de leur valeur de réflectance est assez proche de celui du facteur « niveau de pente ». Ces deux classements distinguent de la même façon les rangs pairs des rangs impairs, attribuant des valeurs de réflectance plus fortes aux rangs pairs.

### b) Evolution de l'indice $NDVI_{veg}$

A partir des valeurs moyennes de $NDVI_{veg}$ calculées sur la végétation visible sur les images, nous avons réalisé une ANOVA à plusieurs facteurs, comme dans le paragraphe précédent. Ainsi, nous avons analysé la variance de la variable $NDVI_{veg}$ en considérant les facteurs « cépage », « rang » et « niveau de pente ». Les résultats du classement, après avoir réalisé un test de Newman and Keuls sur les facteurs « cépages » et « niveau de pente », sont présentés dans le Tableau 12. Les résultats du classement des rangs ne seront pas présentés car ils mettent principalement en évidence le même « effet-rang » jusqu'ici présenté.

Tableau 12 : Classement des cépages et niveaux de la parcelle en fonction des valeurs de réflectance $NDVI_{veg}$ de la végétation selon le test de Newman and Keuls

| | **17/07/2013** | **13/08/2013** | **27/08/2013** | **24/09/2013** |
|---|---|---|---|---|
| **Cépages** | CH-PN > MN | CH>PN>MN | CH>PN>MN | CH>PN>MN |
| **Niveau de pente** | B > M > H | B - M> H | M > B > H | H > B > M |

Le tableau présente le classement des cépages et du niveau de la pente selon leur valeur de réflectance $NDVI_{veg}$ pour les quatre jeux de données calibrés. Reprécisons que les

deux derniers jeux de données ont des échantillonnages qui ne représentent pas toute la parcelle et que les résultats présentés pour ceux-ci sont donc hypothétiques.

En ce qui concerne les cépages, nous constatons que le classement est identique pour tous les jeux de données. Cela signifie que quel que soit le stade phénologique de la vigne, les cépages étudiés sont toujours différenciés de la même façon. Cependant, pour le premier jeu de données, le test de Newman and Keuls ne met pas en évidence de différences significatives entre les cépages Chardonnay et Pinot Noir. Néanmoins, le classement des moyennes les positionnent dans le même ordre que celui des jeux de données suivants où les différences seront significatives.

La constance des résultats du classement n'est par ailleurs pas conservée lorsque nous étudions la variation de l'indice en fonction de la position le long de la pente. En effet, pour le premier jeu de données, nous remarquons que le classement de la valeur du NDVI de la végétation concorde avec le gradient de la pente, affectant la plus forte valeur d'indice au niveau bas de la parcelle et une valeur plus significativement plus faible au niveau haut. Le classement s'inverse progressivement dans le temps pour les niveaux « milieu » et « bas ». De façon surprenante, pour le dernier jeu de données, le niveau haut présente la valeur de $NDVI_{veg}$ la plus forte alors qu'il présentait la valeur la plus faible dans le troisième jeu de données (Tableau 12). A noter que ces deux derniers jeux de données ne sont pas rigoureusement interprétables. Nous pouvons cependant supposer que des facteurs agronomiques ont impacté ce changement de comportement, tels que la véraison des raisins qui pourrait également induire des variations sur l'indice $NDVI_{veg}$ (la maturation des baies n'est peut-être pas homogène sur l'ensemble de la parcelle).

Pour conclure, cette étude spectrale de la végétation nous aura permis de constater que les propriétés de réflectance du cépage Meunier concourent à l'explication de la faible valeur du $NDVI_{GS}$ ou $NDVI_{im}$. Les études de caractérisation des cépages à travers les différents indices de végétation nous auront permis de mettre en avant que le cépage Meunier est un cépage à plus faible vigueur mais également aux propriétés de réflectance significativement différentes des cépages Pinot Noir et Chardonnay. Dans une autre mesure, nous avons pu constater que l'indice $NDVI_{veg}$ présentait une variabilité spatiale et temporelle plutôt surprenante selon le niveau de la pente.

2. Prévention au risque de développement de maladies cryptogamiques : étude comparative de l'évolution de la végétation dans la zone des grappes à celle du gabarit de la vigne

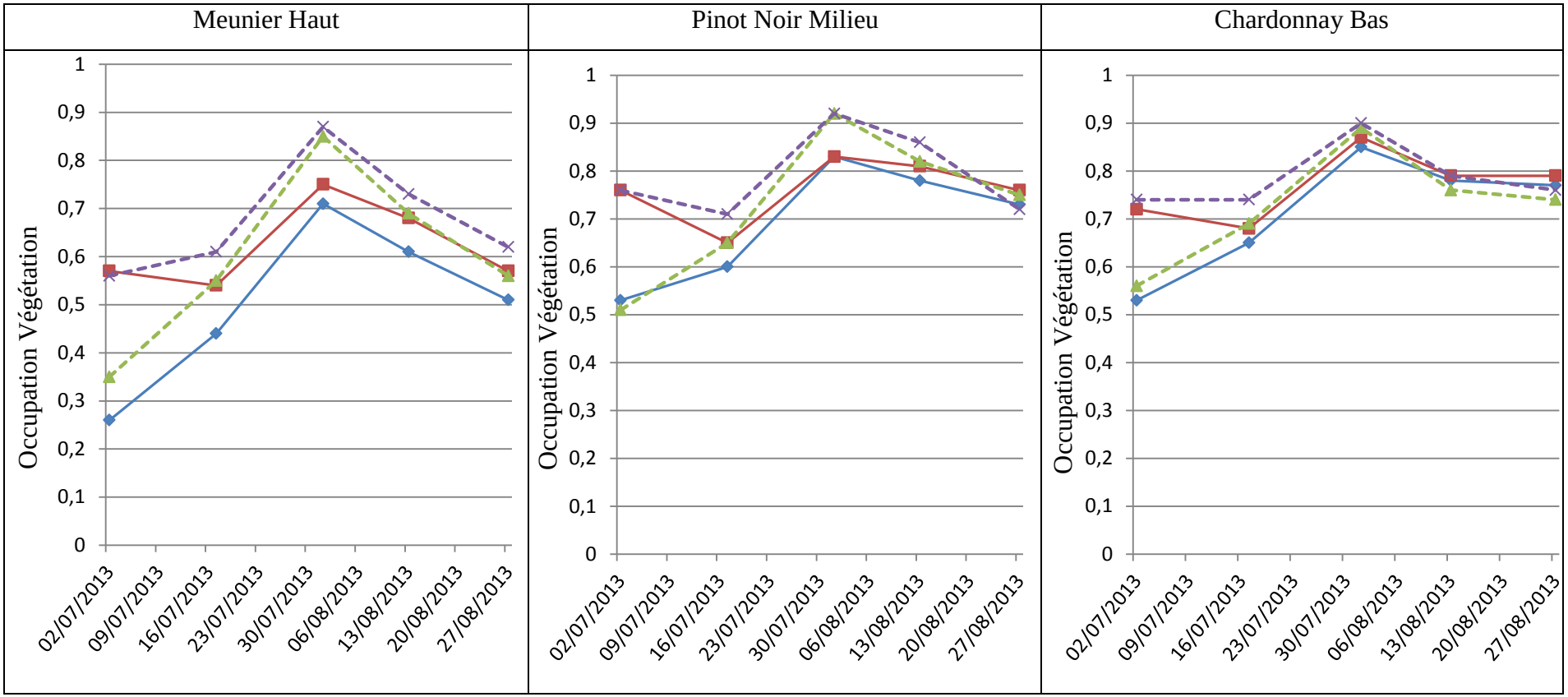
Les conditions préférentielles de développement des maladies cryptogamiques telles que l'Oïdium et le Botrytis sont influencées par le microclimat créé par la densité de feuillage dans la zone de développement des grappes (Valdes-Gomez, 2007). Ainsi, nous nous interrogeons sur les potentialités d'applications du dispositif d'imagerie multi-spectrale pour étudier la croissance de la végétation dans cette zone d'intérêt. L'étude de cette zone permettrait de conseiller le viticulteur dans ses pratiques prophylactiques vis-à-vis du positionnement de l'effeuillage par exemple.

Au niveau des blocs Meunier Haut, Pinot Noir Milieu et Chardonnay Bas (blocs les plus à l'Est de la parcelle) sont exercés deux modes de conduite de la vigne distingués par la méthode de taille des ceps. Les cinq derniers rangs sont taillés selon la méthode du cordon de Royat alors que les quarante autres rangs constituant la parcelle sont taillés selon la méthode de Chablis. Visuellement, nous pouvons remarquer que le mode de taille induit des différences au niveau de l'architecture du développement de la végétation, comme l'illustrent les photographies ci-dessous :



Figure 33 : Photographies du profil d'un rang de vigne taillé selon la méthode de Chablis (image de gauche) et selon la méthode du cordon de Royat (image de droite)

La Figure 33 présente deux photographies de l'architecture de développement de la végétation de la vigne selon la méthode de taille du cep. L'image de gauche présente celle du rang où les ceps sont taillés selon la méthode de Chablis ; l'image de droite celle où les pieds sont conduits selon la méthode du cordon de Royat. En comparant ces deux images, nous voyons que, dans le cas de la taille Chablis, le feuillage semble mieux réparti sur toute la hauteur de la haie. Pour la taille en cordon de Royat, la végétation se concentre à partir de la moitié supérieure (position du cordon de taille) de la haie d'où les sarments prennent naissance. En considérant la problématique de prévention de risque de développement des maladies cryptogamiques, nous étudierons le développement de la quantité de végétation dans la zone des grappes à celle du gabarit de la vigne à travers l'indice « occupation de la végétation ». Cette analyse comparative, basée sur l'interprétation visuelle des graphiques présentés ci-après, nous permettra de prendre connaissance de la cinétique de développement de la végétation pour chaque cépage étudié, à savoir Meunier, Pinot Noir et Chardonnay. Reprécisons que le point de données du 24 septembre est exclu car il ne présente pas le même échantillonnage sur la parcelle que les autre jeux de données. De même, celui du 28 Août 2013 est présenté à titre de repère mais n'est pas valable pour une interprétation agronomique.




Légende : - Valeur de l'indice calculée sur l'image : Taille Chablis ( ◆ ) ; Taille en Cordon ( ■ )

- Valeur de l'indice calculée dans la zone des grappes : Taille Chablis ( ▲ ) ; Taille Cordon ( ✕ )

Figure 34 : Courbes d'évolution de l'indice « occupation de la végétation » déterminé sur l'image (gabarit) et dans la zone des grappes en fonction du mode de taille pour les cépages Meunier, Pinot Noir et Chardonnay

L'allure générale des courbes présentées dans les trois graphiques de la Figure 34 est cohérente avec une cinétique de croissance de végétation comme celles de la Figure 32, et ce pour les trois cépages. Une nouvelle fois, nous pouvons constater que les valeurs de l'indice de végétation sont comparables pour les cépages Pinot Noir et Chardonnay (≈0,5 -0,9), et sont plus faibles pour le cépage Meunier (≈0,3-0,8), ce qui est cohérent avec leurs vigueurs respectives (Debuisson et al., 2010).

La comparaison visuelle des indices de végétation calculés dans la zone des grappes et ceux calculés dans l'image pour le gabarit de la vigne nous apprend que quels que soient le cépage et le mode de taille considérés, leurs valeurs sont différentes en début de végétation, puis deviennent plus proches par la suite. Notons cependant que pour tous les jeux de données, l'indice calculé dans la zone des grappes est légèrement supérieur à celui calculé pour le gabarit de la vigne. Cette remarque pourrait être expliquée par une forte densité de végétation dans cette zone, induite par la présence des grappes. Nous constatons qu'à partir du stade « grain de pois », correspondant au jeu de données acquis le 17 Juillet 2013, « l'occupation de la végétation » de la zone des grappes est quasi-représentative de celle caractérisant le gabarit de la vigne. Ainsi, à travers cette étude, il nous semble judicieux de restreindre la zone d'étude à la zone des grappes pour caractériser ce paramètre quantitatif.

Rappelons que l'étude visuelle de l'architecture de la végétation (Figure 33) avançait que le développement de la végétation autour du cordon semblait augmenter la densité de la végétation dans la zone des grappes, par rapport aux plants taillés en Chablis où la végétation se répartit de façon plus homogène. Nous pouvons remarquer que les valeurs des indices associées aux deux modes de taille présentent une différence plus ou moins importante selon la date d'observation et le cépage. Il semblerait que les rangs de vigne taillés selon la méthode du cordon de Royat aient tendance à présenter un indice de végétation supérieur à ceux taillés en Chablis. Nous constatons sur les graphiques que ces observations se visualiseraient mieux pour les cépages Meunier et Pinot Noir, notamment pour le jeu de données N°3 acquis le 1$^{er}$ Aout 2013 où la valeur de l'indice de végétation est plus élevé pour les rangs taillés en cordon de Royat. Ce constat est moins évident pour les deux derniers jeux de données qui montrent une valeur d'indice plus faible car un rognage a été pratiqué. En ce qui concerne l'étude du graphique présentant la cinétique de développement de la végétation pour le cépage Chardonnay, les écarts sont peu visibles. Ceci pourrait être expliqué par la position des rangs en bas

de pente, favorisant la croissance de ces pieds de vigne à vigueur plus forte que le Meunier comme nous l'avions noté lors dans l'étude quantitative ci-avant (Figure 32). Cette vigueur pourrait atténuer les différences.

Cette étude nous apprend que le système caractérise différemment la végétation des rangs de vigne taillés en cordon de Royat des rangs conduits en Chablis. Ainsi, nous pourrions envisager des perspectives d'utilisation de ce capteur comme un outil d'aide à la décision dans une démarche de prévention du développement de maladies cryptogamiques sensibles au microclimat créé au niveau des grappes de raisin. Cependant, dans les situations où les vignes montrent une forte vigueur, il s'agirait d'utiliser un système qui permettrait de considérer le volume foliaire de croissance et non un unique plan d'observation comme pour notre système d'imagerie et celui du Greenseeker pour caractériser plus finement les différences.

3. Etude spatio-temporelle de la variation de l'état physiologique de la végétation : vers une meilleure compréhension de l'interaction plante - sol

Nous avons vu que pour chaque image NDVI nous pouvions calculer un indice $NDVI_{veg}$ référant spécifiquement à l'état physiologique de la végétation de la vigne observée sur les images. Dans le but d'étudier la variation de l'état physiologique des vignes sur la parcelle via l'indice $NDVI_{veg}$, nous avons dans un premier temps calculé, sous le logiciel Arcmap®, la moyenne de l'indice pour chaque rang de chaque bloc. Ensuite, nous avons soustrait la valeur $NDVI_{veg}$ moyenne calculée sur un rang à chaque valeur calculée sur une image appartenant au même rang considéré, comme le formule l'équation (11).

$$\text{Ecart } (\delta) = NDVI_{Veg}{}_{Rang\ N°i} - < NDVI_{Veg} > \ Rang\ N°i \quad (11)$$

Où :

- Ecart (δ) est la différence calculée entre la valeur de l'indice déterminée sur une image et la valeur moyenne de l'indice calculée sur un rang d'un bloc ;
- $NDVI_{veg}$ : indice de végétation calculé sur une image du rang N°i ;
- $<NDVI_{veg}>$ : moyenne des indices $NDVI_{veg}$ calculée sur le rang N°i ;
- Rang est un rang de vigne appartenant à un bloc.

La délimitation des zones de calcul en rang de bloc a été fixée selon le protocole des tests précédemment réalisés (ANOVA) et conditionné par les particularités agronomiques de la parcelle (trois cépages plantés en carrés latin). De plus, le comportement de la variable est anisotrope. Ainsi, nous avons considéré l'hypothèse selon laquelle les ceps contenus dans chaque rang de chaque bloc appartiennent à la même population (mêmes caractéristiques) pour étudier la variation de l'indice physiologique des vignes sur la parcelle, indépendamment de ces caractéristiques « de groupe » et mettre en évidence le comportement individuel des ceps.

A partir du logiciel de SIG Arcmap® et dans le but d'étudier la variation sur la parcelle de l'écart à la moyenne calculé selon l'équation (11), nous élaborerons des cartographies utilisant la méthode du krigeage ordinaire. L'étude sera réalisée sur les quatre jeux de données afin d'analyser le comportement de cette variable dans le temps (Figure 35).

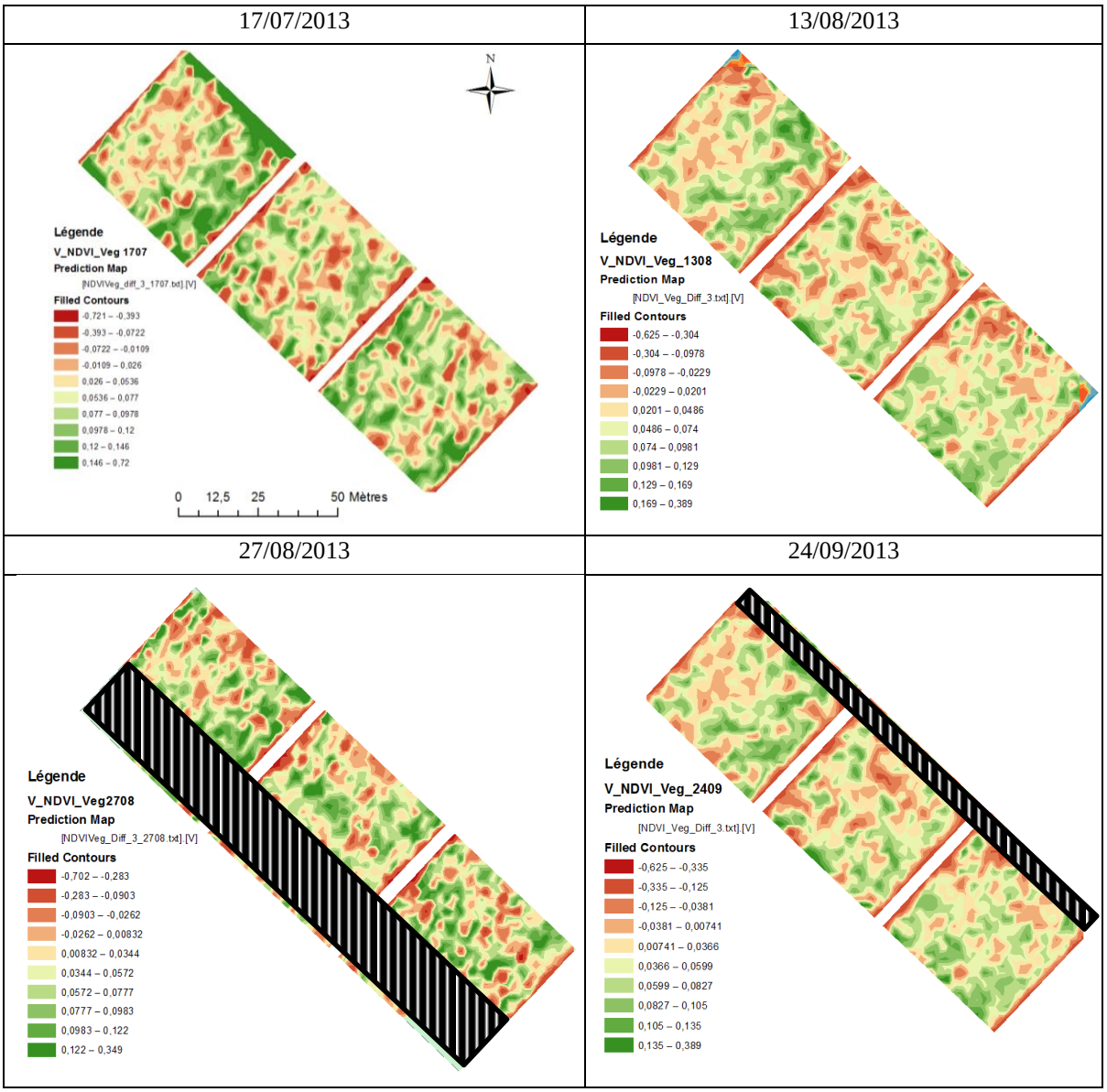



Figure 35 : Evolution spatio-temporelle de la variation de l'écart à la moyenne l'indice $NDVI_{veg}$ sur la parcelle « Terroir ». Les hachures correspondent aux zones où les données sont manquantes.

Ces quatre cartographies présentées Figure 35, nous permettent tout d'abord de constater que nous ne percevons plus les motifs représentant les neuf blocs. Ainsi, nous pouvons avancer que la variable étudiée est indépendante du cépage. L'interprétation de ces cartes nécessite la considération des paramètres agronomiques de la parcelle. Ainsi, l'analyse des cartographies sera complexe et nous formulerons principalement des hypothèses explicatives.

D'après la littérature, nous apprenons que l'indice NDVI est corrélé à des paramètres environnementaux tels que la texture du sol ou le potentiel hydrique des feuilles par

exemple (De Bei et al., 2011). Nous constatons sur les représentations que de nouveaux motifs sont visibles sur la parcelle et semblent être constants dans le temps. En effet, nous notons une zone au comportement particulier : le niveau haut de la parcelle semble être divisé en deux parties, présentant une valeur plus faible pour le haut du haut et plus forte pour le bas du haut. Rappelons que la parcelle Terroir est un site expérimental où plusieurs mesures sont réalisées. Ainsi, nous avons tenté d'interpréter ces constatations à travers d'autres données agronomiques transmises par le CIVC et présentées en Annexe II. Pour interpréter le comportement de la variable étudiée, nous avons considéré la cartographie illustrant la réserve utile en eau du sol sur la parcelle (Figure 36).

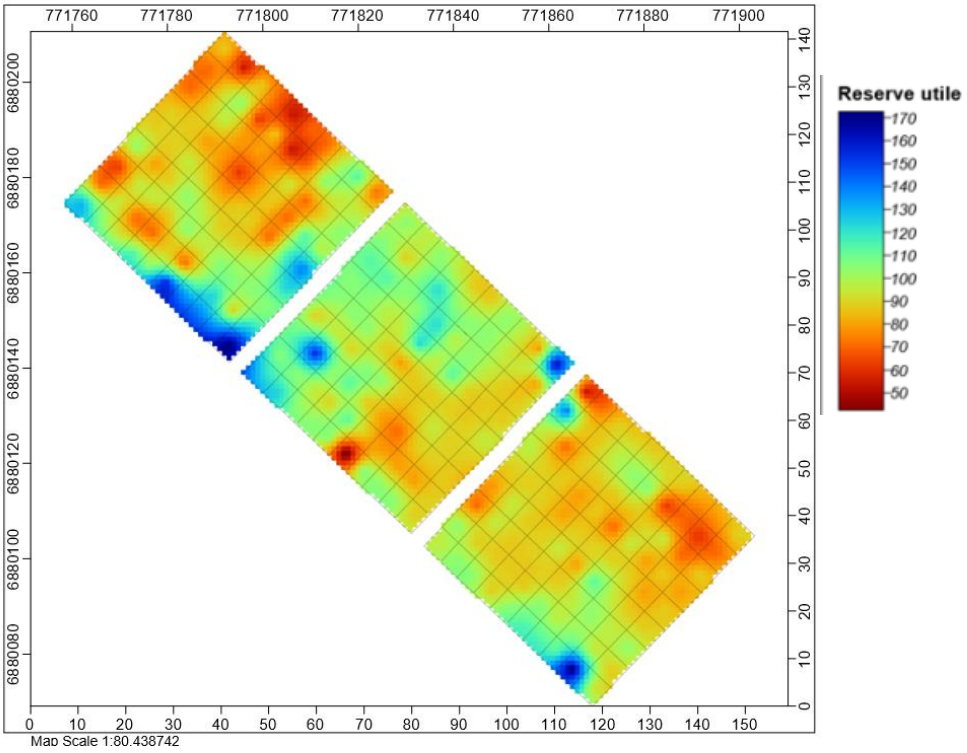


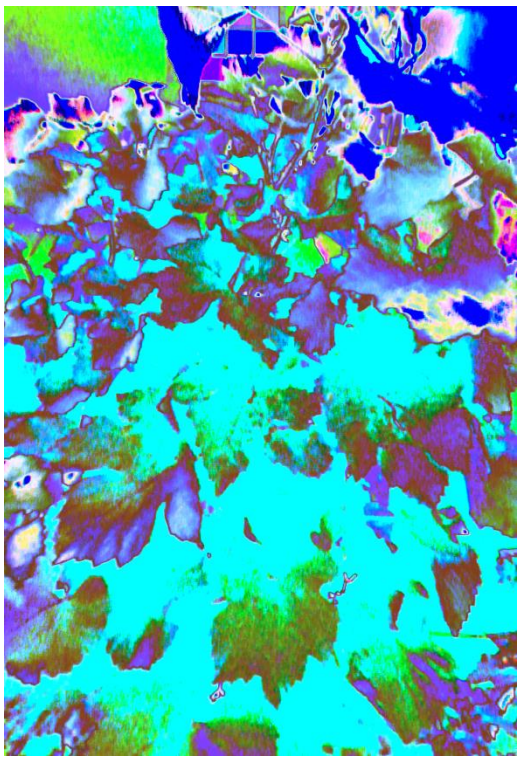

Figure 36 : Cartographies de la réserve utile en eau de la parcelle Terroir

Nous remarquons que le niveau supérieur de la parcelle présente deux comportements entre la partie supérieure et inférieure de ce niveau, ce qui concorde avec les observations des cartographies de l'indice $NDVI_{veg}$ de la Figure 35. La profondeur de la craie explique une plus grande épaisseur de sol, favorisant la disponibilité en nutriments et en eau. Ainsi, la zone supérieure du niveau haut de la parcelle qui présente une faible

profondeur de craie provoquerait chez les plants de vigne un plus haut risque de stress hydro-azoté. En effet, le manque d'eau rend la minéralisation de l'azote plus difficile (Morot-Gaudry, 1997), favorisant ce stress abiotique. Pourtant, grâce aux relevés de sondes hydriques présentes sur la parcelle, nous savons que l'année 2013 n'a pas induit de fortes contraintes hydriques sur la vigne. Nous pouvons donc supposer que pour des millésimes où la pluviométrie est faible, le comportement de l'écart à la moyenne étudié dans les Figure 35 pourrait être plus visible. Néanmoins, dans cette partie où les rendements de la vigne sont caractérisés comme moins élevés par rapport aux autres zones de la parcelle, nous pourrions également supposer que l'équilibre physiologique de la vigne soit plus fragile du fait de la différence entre la disponibilité en réserves (nutriments et eau) et des besoins de la plante (Celette & Gary, 2013).

Pour conclure, nous avons pu constater que l'interprétation des cartographies de l'écart à la moyenne de l'indice $NDVI_{veg}$ est très complexe. Cependant, elle semblerait être une variable intégratrice du fonctionnement du sol interagissant avec la plante. Ceci prouve le fort potentiel du système optique testé pour caractériser l'état de santé de la vigne, offrant des perspectives qui viseraient à mieux maitriser l'équilibre physiologique de la plante en fonction de son interaction avec le sol.

# Discussion générale



# Discussion générale

**I. Quel bilan sur le dispositif d'acquisition d'images à la parcelle ? .....158**

**II. Réflexions sur la méthodologie de calibration des images .....160**

1. Positionnement de la mire .....160

2. Contrôle de la lumière .....161

3. Modèle de régression et d'interpolation .....161

**III. Discussion sur la caractérisation de la végétation de la vigne via les différents indices agronomiques .....162**

**IV. Potentialités de caractérisation de la végétation et perspectives de phénotypage au champ .....164**

# Discussion générale

Nous avions souligné dans la partie introductive le besoin de précision au niveau des techniques de caractérisation des cultures pour faire face aux nouvelles réglementations exigeant la réduction de l'utilisation des intrants. Nous avions également constaté dans l'état de l'art, que les méthodes d'observation de proximité en viticulture pour étudier le feuillage de la vigne étaient peu polyvalentes, ne considéraient qu'une petite zone de mesure dans le protocole d'échantillonnage et qu'il n'existait pas de système d'imagerie multi-spectrale embarqué pour caractériser de façon polyvalente la végétation de la vigne. En effet, les capteurs principalement commercialisées ne fournissent généralement qu'un d'indice ne référant qu'à un paramètre de caractérisation de la végétation. Une exception peut être faite pour le capteur Multiplex® (Force A) qui permet d'accéder à plusieurs indices pour caractériser les baies de raisin et fournir des paramètres physiologiques des feuilles de vignes qui ne font pas l'objet de notre étude. Ainsi, nous avons proposé puis évalué un dispositif d'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour tester sa capacité à caractériser le développement du feuillage de la vigne à travers différents indices. Ceux-là renseignent sur la vigueur ou l'expression végétative de la vigne, l'étude de la zone des grappes pour la prévention du développement de maladies cryptogamiques comme le botrytis ou l'oïdium ou les propriétés spectrales des cépages.

## I. Quel bilan sur le dispositif d'acquisition d'images à la parcelle ?

Notre technique d'imagerie multi-spectrale est un capteur passif qui utilise le soleil comme source lumineuse. Nous avons adapté la caméra et des éléments techniques sur un véhicule mobile afin d'évaluer un système d'acquisition de données multi-spectrale embarqué. La conception de notre dispositif permet une observation de différents cépages de vigne à la parcelle tout en travaillant en lumière naturelle ; nous avons adapté notre système optique pour limiter les effets indésirables de la lumière sur les images (flairs, ombrage) en y associant un parasol. Cependant, il s'agit de rester vigilant vis-à-vis des horaires auxquelles sont menées les acquisitions pour limiter ces effets.

Travailler soit lorsque le soleil est au zénith ce qui a pour but de diminuer les effets d'ombres portées, soit de travailler en conditions nuageuses pour tamiser au mieux la lumière.

Les conditions de culture des vignobles bourguignon et champenois (vignes étroites) nous ont également amené à adapter le champ de vision de la caméra en utilisant un objectif grand angle. Ce dispositif nous permet de visualiser la quasi-totalité de la hauteur du feuillage de la vigne dans le plan de palissage, soit environ 90 cm. Grâce à cet angle de vue, nous caractérisons la vigne entière (le gabarit de la vigne) en ayant accès à plus d'informations comparées aux observations aériennes qui n'accèdent principalement qu'à la partie supérieure de la haie, soit environ 30 cm. De plus, nous visualisons la zone des grappes où ces dernières se développent, ce qui permet d'envisager des perspectives d'applications axées sur le suivi du développement des grappes comme le comptage ou le suivi de maturation des baies (Baluja et al., 2012).

Dans notre contexte d'utilisation et selon la typologie des vignobles, le dispositif d'imagerie multi-spectrale reste malgré tout un système complexe mais perfectible en évoluant vers l'utilisation de caméra 3D ou hyper-spectrale. L'approche d'un système 3D permettrait de s'affranchir du panneau opaque situé en arrière-plan de la vigne, ce qui allègerait grandement notre dispositif expérimental. Il permet une acquisition de données à haute fréquence générant de gros volumes de données (quantité : 8 000 images/canal spectral/ha) à gérer (stockage, traitements d'images lourds et longs, difficulté d'avoir une vision globale sur toutes les images des jeux de données). Cependant, ceci confère à ce dispositif tous les atouts pour appuyer la recherche agronomique dans le développement du phénotypage en parcelles expérimentales.

En revanche, dans une perspective d'adaptabilité du dispositif pour une utilisation du système pour les viticulteurs, il s'agirait d'optimiser l'informatique embarquée. En ce sens, nous pourrions proposer d'étudier l'impact de la diminution de la fréquence d'acquisition des images ou du plan d'échantillonnage sur la qualité (précision, représentativité) des résultats (Tisseyre et al., 2015).

## II. Réflexions sur la méthodologie de calibration des images

Dans le cadre des mesures de réflectance, nous avons proposé une méthode originale de calibration radiométrique des images qui nous permet de corriger les images « avec référence » mais aussi « sans référence ». Ainsi, nous avons pu utiliser l'information contenue dans plus de la moitié des images des jeux de données qui n'auraient pas pu être corrigées en réflectance.

### 1. Positionnement de la mire

Nous constatons que le positionnement de la mire a joué un rôle majeur dans le déroulement de ce projet. En effet, notre méthode de calibration radiométrique des images se base sur la mesure de la réflectance des patchs sur cette mire. La capacité de la mire à renseigner sur les conditions d'éclairement dépend principalement de son positionnement. En effet, sa position détermine sa visibilité sur les images et influe sur les valeurs de réflectance expérimentales, variant lorsque la lumière n'est pas homogène dans la scène malgré la présence du parasol. Ceci conditionne les résultats de la correction radiométrique des images. Notons également que les caractéristiques de la mire comme le nombre des patchs et la réflectance théorique associée déterminent la qualité de la correction radiométrique via les paramètres des modèles de régression construits. Ainsi, nous pourrions envisager l'utilisation d'une mire plus simple avec moins de patchs ou d'utiliser un luxmètre en nous inspirant des méthodes de calibration utilisées pour les drones (Hruska et al., 2012). Une autre voie d'amélioration consisterait à éviter que la végétation cache la mire afin de faciliter le protocole de calibration des images tout en optimisant la représentativité de l'éclairement. En effet, lors de la conclusion portant sur la méthode de calibration radiométrique des images, nous avions constaté que des effets de lumière persistaient malgré les éléments techniques utilisés (parasol, écran opaque noir). Ceux-ci ont permis de minimiser la saturation des pixels et les ombres portées.

2. Contrôle de la lumière

« L'effet-rang » mis en évidence sur les différentes analyses statistiques pouvait être expliqué par le sens d'acquisition provoquant des effets alternant des prises de vue en lumière directe puis en contre-jour, ou par un phénomène d'ombre portée ou d'extinction lumineuse sur la mire. Ces deux hypothèses sont associées à des effets de lumière, demandant l'amélioration des éléments utilisés dans la gestion de la lumière. Nous pouvons d'ores et déjà proposer l'utilisation de tissus diffusants ou diffuseur utilisé en photographie optimisant l'homogénéisation de la lumière dans la zone d'observation, ce qui pourrait limiter les effets de lumière constatés, notamment les éventuelles ombres portées sur la mire. Rappelons cependant que les résultats obtenus sont concordants avec les valeurs fournies par le capteur actif Greenseeker et que par conséquent les propositions avancées concernent la simplification du protocole de calibration.

Une autre approche, qui n'a pas été retenue dans le cadre de ce travail est l'utilisation d'une lumière contrôlée.

3. Modèle de régression et d'interpolation

Dans une autre mesure, les caractéristiques de la mire influent sur le modèle de régression utilisable pour calibrer les images. Comme nous avons pu le constater, les modèles peuvent varier en fonction du nombre de patchs pris en référence. Mais les paramètres considérés dans notre calibration radiométrique sont lourds et réduisent les potentialités d'applications en temps réel. Il s'agirait de simplifier les étapes du traitement des données : nous pourrions proposer un test de calibration avec une mire moins complexe (moins de patchs) et ainsi favoriser un modèle de régression interpolant peu de points de référence (un gris clair et le noir par exemple). Nous pourrions également proposer d'autres méthodes de calibration comme l'utilisation d'un spectroradiomètre portatif pour auto-calibrer la caméra, générant une augmentation du coût du capteur par ailleurs, mais facilitant le protocole de calibration des images. Notons enfin que pour les calculs de l'indice quantitatif « occupation de la végétation »,

il n'est pas nécessaire de corriger les images en réflectance, ce qui facilite techniquement l'utilisation de la technique au détriment de sa polyvalence. Néanmoins, pour de telles perspectives, il reste à évaluer la nécessité de calibration géométrique par une comparaison de résultats aux méthodes de références comme la planimétrie.

La méthode d'interpolation utilisée considère les deux points encadrants l'inconnue. Nous avons pu constater que ce faible nombre de référence pour l'interpolation favorise les erreurs d'estimation si le point de référence est défectueux. Ainsi, nous pourrions proposer une amélioration de la méthode d'interpolation par une étude du variogramme sur une petite zone (rang de bloc) ou par l'interpolation moyenne entre les valeurs des mires visibles des images pour la calibration de toutes les images présentent dans ces petites zones. Ainsi, on ne différencierait plus la calibration des images « avec référence » ou « sans référence ».

## III. Discussion sur la caractérisation de la végétation de la vigne via les différents indices agronomiques

A partir du dispositif d'imagerie multi-spectrale, nous avons déterminé différents indices de végétation permettant l'étude de différents paramètres du feuillage de la vigne.

Lors de la comparaison des cinétiques de croissance de la végétation obtenues avec les données issues du Greenseeker et des images proche infrarouge, nous avons pu mettre en évidence la capacité à suivre de façon plus précise cette croissance. En effet, alors que le Greenseeker sature rapidement, le système d'imagerie multi-spectrale continue à fournir des informations cohérentes pour les stades phénologiques de la vigne plus avancés. Pour confirmer cette hypothèse, il s'agirait à présent de conduire des tests comparatifs entre des mesures de surfaces foliaires déterminées par planimétrie et les valeurs de l'indice « occupation de la végétation ». En ce sens, nous pourrions reproduire les corrélations présentées dans la littérature par Drissi et al., (2009) présentant des travaux liant la valeur de l'indice $NDVI_{GS}$ au VLAI par exemple. Cela nous permettrait de quantifier à l'aide d'une méthode de référence le gain de précision apporté par l'imagerie multi-spectrale embarquée pour caractériser la quantité de végétation.

Nous avons procédé à une étude comparative des cinétiques d'évolution des trois indices de végétation déterminés par imagerie à celle de l'indice $NDVI_{GS}$. Ceci nous a permis d'améliorer l'interprétation agronomique de l'indice fourni par le Greenseeker. En effet, puisque les indices issus des images sont associés spécifiquement ou non à différents paramètre de la vigne, nous avons pu mettre en évidence, selon la date d'observation et la zone d'observation (zone des grappes ou gabarit de la vigne), quelle information traduisait principalement l'indice issu du Greenseeker. De plus, nous avons présenté de nouvelles perspectives d'utilisation de l'indice $NDVI_{veg}$ via l'étude de sa variabilité, qui mettrait en évidence les interactions de la plante avec le sol, voire l'environnement de façon plus générale. Ces résultats révèlent des potentialités intéressantes pour étudier les corrélations avec des paramètres agronomiques ou physico-chimiques de la vigne. En effet, la littérature présente différents types de corrélations testant le NDVI issu du Greenseeker ou dans un contexte plus général issu des systèmes embarqués aériens, avec les teneurs en azote, l'état physiologique, sanitaire ou hydrique des vignes, la qualité organoleptique… (Gamon et al., 1995; Hall et al., 2002; Taskos et al., 2014; Mazzetto et al., 2009; Reynolds & Brown, 2015). Notre système, fournissant des indices plus précis permettrait d'affiner ces corrélations : quel(s) lien(s) entre $NDVI_{veg}$ et qualité des grappes, ou sensibilité aux maladies ? Ces relations seraient-elles plus fortes qu'avec l'indice qualitatif « occupation de la végétation » ou l'indice combiné $NDVI_{im}$ ou avec celui du Greenseeker $NDVI_{GS}$ ? Les perspectives d'étude pour répondre à ces interrogations permettraient *in fine*, d'optimiser la gestion des cultures.

Afin de proposer des solutions d'amélioration en lien avec des travaux plus récents s'intéressant à l'architecture en trois dimensions de la canopée de la vigne (Mathews & Jensen, 2013), nous pourrions proposer une combinaison d'information provenant de deux caméras ou utiliser des algorithmes plus complexes pour obtenir des informations de ce type telle que la profondeur des champs (Lathuilière et al., 2006; Skordas, 1995).

## IV. Potentialités de caractérisation de la végétation et perspectives de phénotypage au champ

Les différents résultats présentés dans ce travail ont montré que notre dispositif d'imagerie multi-spectrale est capable de différencier les variations de vigueur intra et inter cépages, comme nous l'avons constaté lors de la comparaison avec le Greenseeker. Par la suite, nous avons étudié les cinétiques de développement de la végétation en fonction des cépages et de leur position sur la parcelle à travers un indice quantitatif « occupation de la végétation ». Nous avons ainsi évalué la capacité du système à différencier la quantité de végétation dans le temps et entre cépages. Ensuite, les images multi-spectrales corrigées en réflectance ont rendu possible l'étude des caractéristiques spectrales des cépages. Nous avons ainsi pu suivre l'évolution des propriétés de réflectance des cépages dans le temps, dans l'espace (niveau de la parcelle) et également comparer les cépages entre eux. Ainsi, ces premiers travaux ont montré l'apport de précision et de polyvalence du système d'imagerie multi-spectrale pour caractériser le feuillage de la vigne. De plus, nous avons obtenu des résultats qui permettent de proposer des perspectives de phénotypage des cépages à la parcelle.

Ainsi, grâce à la polyvalence du dispositif d'imagerie multi-spectrale et via les applications testées, nous avons pu mettre en évidence que le cépage Meunier est un cépage à plus faible capacité de production de végétation tout en ayant des propriétés de réflectance moindre. La précision (dans la détermination des indices, polyvalence de caractérisation) du système notamment via la spécificité des indices calculés a proposé des possibilités d'études pour approfondir la caractérisation des plantes. De plus, nous avons présenté des travaux d'observation de la végétation sur le gabarit de la vigne mais aussi localisés sur des zones d'intérêt : nous avons proposé la zone des grappes puisqu'elle présente un intérêt dans la production, mais également parce que la densité de feuillage est liée au risque de développement de certaines maladies cryptogamiques. En ce sens, une étude comparative de deux modes de taille (Chablis et Cordon de Royat) a été menée dans le but d'évaluer la capacité du système à détecter une différence pour des vigueurs peu élevées et permettant d'envisager des perspectives d'application pour la gestion des risques de maladies. De plus, et de façon surprenante, nous avons également mis en évidence le potentiel de cette technique en étudiant la variation de l'indice NDVI calculé spécifiquement sur la végétation ($NDVI_{veg}$). Cet

indice semblerait de plus, mettre en évidence l'interaction entre la plante avec le fonctionnement du sol, concordant avec des perspectives d'applications de phénotypage.

# Conclusion et perspectives



# Conclusion et perspectives

Ce travail de thèse a nécessité la conception d'un dispositif d'acquisition de données à la parcelle (partie III), ainsi que l'étude et le développement d'une méthode de calibration radiométrique des images présentée en partie IV. Ainsi, nous avons orienté les applications agronomiques dans une perspective visant à montrer la polyvalence du système d'imagerie multi-spectrale pour caractériser la végétation de la vigne et l'intérêt agronomique que ce système apporterait dans la gestion de cette culture.

De même, les différentes applications notamment présentées lors du congrès international GiESCO 2015 à Gruissan confirme le développement de l'imagerie multi-spectrale pour la caractérisation de la vigne. Nous nous sommes focalisés sur l'étude du feuillage de la vigne alors que d'autres travaux s'axent au niveau des grappes (De Bei et al., 2015; Tardaguila et al., 2015). De même, des corrélations testant le lien entre NDVI fourni par le Greenseeker et différents paramètres agronomiques ont montré un intérêt pour la gestion de la vigne (Reynolds & Brown, 2015). Dans cette perspective, l'indice NDVI Végétation ($NDVI_{veg}$) apporterait plus de précision dans ces études. De plus, nous constatons la volonté du développement d'un système d'imagerie multi-spectrale embarqué pour étudier la vigne (Tirelli et al., 2012; Diago & Tardaguila, 2015). Cependant, la méthodologie de calibration radiométrique des images n'est pas développée ou est alors énoncée comme un problème. Ainsi, nous avons pu proposer un système embarqué associé à une méthode de calibration radiométrique des images.

Cet apport technique et scientifique nous aura permis de proposer plusieurs applications agronomiques pour caractériser la végétation de la vigne. Les études quantitatives à travers l'indice « occupation de la végétation » s'apparentent à d'autres travaux présent dans la littérature (Sáiz-Rubio & Rovira-Más, 2012) mais celles-ci nous permettent de tester la validité des informations fournies par le système. En effet, nous pouvons vérifier la cohérence des indices déterminés et nous avons pu les comparer entre eux. En ce sens, nous avons pu étudier les cinétiques d'évolution temporelle et spatiale de chaque indice, pour chaque cépage et pour chaque bloc constituant la parcelle. A partir de ces données, en combinant différentes approches (statistiques, indices de végétation, environnement : positions dans la parcelle), nous avons obtenu des résultats présentant

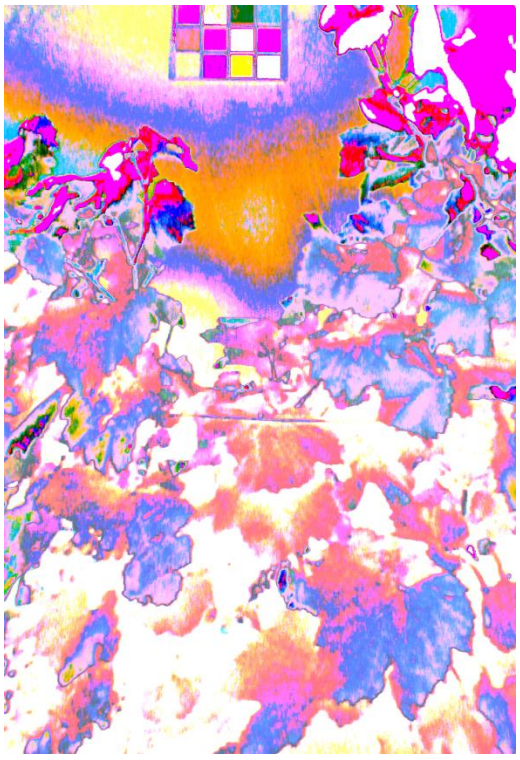
les différences inter et intra cépages et leur évolution temporelle (stabilité dans le temps, évolution) qui nous permettent d'envisager des perspectives de phénotypage. Nous avons déterminé des indices spécifiques à l'état physiologique du feuillage et étudier sa variabilité spatio-temporelle (sur la parcelle pour les quatre jeux de données calibrés) qui apportent davantage d'informations sur les interactions entre le potentiel des plantes et les facteurs du milieu. En nous inspirant des travaux de René Morlat (Morlat, 2010), ces apports montrent un fort intérêt dans la compréhension des différents comportements de la vigne que nous associons à la variabilité inter et intraparcellaire.

Pour conclure ce travail, nous avons pu constater la forte polyvalence du système et la capacité du système à caractériser un état physiologique de la végétation à travers l'indice $NDVI_{veg}$. Cependant, nous avions noté sur les images NDVI la visualisation de symptômes de maladies. En ce sens, nous pourrions envisager des travaux de reconnaissance de symptômes dans le but d'étudier leur répartition spatiale et temporelle et définir des zones de sensibilité aux maladies. Ces perspectives s'apparenteraient aux applications proposées par les dispositifs d'imagerie multi-spectrale embarqués dans les drones (Matese et al., 2013).

Considérant un dispositif embarqué capable de détecter des symptômes de maladies, nous pourrions faire évoluer les pratiques viticoles en modulant les doses de produits phytosanitaires en fonction des zones de la parcelle exprimant une sensibilité plus ou moins forte aux maladies. Dans une autre mesure, nous avons également montré la capacité du système à estimer la quantité de végétation. Nous pourrions également proposer des applications au champ visant à adapter le volume de bouillie (préparation du produit phytosanitaire pour l'épandage) appliqué en fonction de la quantité de végétation. Notons que ces perspectives d'applications à la parcelle ne nécessitent pas obligatoirement un système de caractérisation de la végétation en temps réel.

Les résultats actuels et les perspectives envisageables semblent prometteurs pour le développement de l'imagerie multi-spectrale de proxidétection pour caractériser la vigne.

# Références bibliographiques



# Références bibliographiques


Adrian, M., Jeandet, P., Veneau, J., Weston, L. A., & Bessis, R. (1997). Biological Activity of Resveratrol, a Stilbenic Compound from Grapevines, Against Botrytis cinerea, the Causal Agent for Gray Mold. Journal of Chemical Ecology, 23(7), 1689–1702. doi:10.1023/B:JOEC.0000006444.79951.75

Arkun, S., Dunk, I., & Ranson, S. (2001). Hyperspectral remote sensing for vineyard management. In The Australian Centre for Precision Agriculture Symposium on Precision Agriculture Research in Australasia (p. 23). Sydney: The regional Institute Online Publishing.

Arnaud M., E. X. (2000). Estimation et interpolation spatiale : méthodes déterministes et méthodes géostatistiques (Hermes sci.). Paris: Hermès Science Publications.

Arnó, J., Escolà, A., Vallès, J. M., Llorens, J., Sanz, R., Masip, J., … Rosell-Polo, J. R. (2012). Leaf area index estimation in vineyards using a ground-based LiDAR scanner. Precision Agriculture, 14(3), 290–306. doi:10.1007/s11119-012-9295-0

Atkinson, P. M., & Lloyd, C. D. (2010). geoENV VII – Geostatistics for environmental applications: Proceedings of the Seventh European Conference on Geostatistics for Environmental Applications. Springer Science & Business Media.

Aubertot, J. N., Barbier, J. M., Carpentier, A., Gril, J. J., Guichard, L., Lucas, P., … Turpin, N. (2005). Pesticides, agriculture et environnement : réduire l'utilisation des pesticides et en limiter les impacts environnementaux. Synthèse du rapport de l'expertise. Irstea.

Bachmaier, M., & Gandorfer, M. (2008). A conceptual framework for judging the precision agriculture hypothesis with regard to site-specific nitrogen application. Precision Agriculture, 10(2), 95–110. doi:10.1007/s11119-008-9069-x

Baluja, J., Diago, M. P., Goovaerts, P., & Tardaguila, J. (2012). Spatio-temporal dynamics of grape anthocyanin accumulation in a Tempranillo vineyard monitored by proximal sensing. Australian Journal of Grape and Wine Research, 18(2), 173–182. doi:10.1111/j.1755-0238.2012.00186.x

Bellow, S., Latouche, G., Brown, S. C., Poutaraud, A., & Cerovic, Z. G. (2013). Optical detection of downy mildew in grapevine leaves: daily kinetics of autofluorescence upon infection. Journal of Experimental Botany, 64(1), 333–41. doi:10.1093/jxb/ers338

Ben Ghozlen, N., Cerovic, Z. G., Germain, C., Toutain, S., & Latouche, G. (2010). Non-destructive optical monitoring of grape maturation by proximal sensing. Sensors (Basel, Switzerland), 10(11), 10040–68. doi:10.3390/s101110040

Bongiovanni, R., & Lowenberg-Deboer, J. (2004). Precision Agriculture and Sustainability. Precision Agriculture, 5(4), 359–387. doi:10.1023/B:PRAG.0000040806.39604.aa

Bouard, J. (1966). Recherches physiologiques sur la vigne et en particulier sur l'aoütement des sarments. Bordeaux.

Bouguet, J. Y. (2007). Camera Calibration Toolbox for Matlab. Retrieved from http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/

Bramley, R. (2001). Progress in the development of precision viticulture - variation in yield, quality and soil properties in constating australian vineyards. In L. D. Currie & P. Loganathan (Eds.), Precision tools for improving land management (L.D Currie., pp. 25–43). Fertilizer and Lime Research Centre, Massey University, Palmerston North: Occasional report N°14.

Bramley, R., & Hamilton, R. (2004). Understanding variability in winegrape production systems 1. Within vineyard variation in yield over several vintages. Australian Journal of Grape and Wine Research.

Bramley, R., & Lamb, D. (2003). Making sense of vineyard variability in Australia. In R. Ortega & A. Esser (Eds.), Proceedings of an international symposium held as part of the IX Congresso Latinoamericano de Viticultura y Enologia (pp. 35–54). Centro de Agricultura de Precision, Pontificia Universidad Catolica de Chile, Facultad de Agrononmia e Ingeneria Forestal, Santiago, Chile: Precision Viticulture.

Bramley, R., & Proffitt, A. (1999). Managing variability in viticultural production. Grapegrower and Winemaker, 492, 11–16.

Branas, J., Bernon, G., & Levadoux, L. (1946). Éléments de viticulture générale.

Bréda, N. J. J. (2003). Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. Journal of Experimental Botany, 54(392), 2403–17. doi:10.1093/jxb/erg263

Brunetto, G. (2012). Use of the SPAD-502 in Estimating Nitrogen Content in Leaves and Grape Yield in Grapevines in Soils with Different Texture. American Journal of Plant Sciences, 03(11), 1546–1561. doi:10.4236/ajps.2012.311187

Burns, D. (1997). Analysis of image noise in multispectral color acquisition. CRC Press.

Burns, P. D., & Berns, R. S. (1998). Image Noise and Colorimetric Precision in Multispectral Image Capture. In 6th Color and Imaging conference (pp. 83–85). Scottsdale, Arizona: Society for Imaging Science and Technology.

Calcante, A., Mena, A., & Mazzetto, F. (2012). Evaluation of "ground sensing" optical sensors for diagnosis of Plasmopara viticola on vines. Spanish Journal of Agricultural Research, 10(3), 619. doi:10.5424/sjar/2012103-619-11

Calonnec, A., & Cartolaro, P. (2006). Powdery mildew on grapevine: the date of primary contamination affects disease development on leaves and damage on grape. IOBC WPRS Bulletin, 29(11), 67–73.

Campbell, J. B., & Wynne, R. H. (2011). Introduction to Remote Sensing. Guilford Press.

Carbonneau, A. (1976). Analyse de la croissance des feuilles du sarment de vigne : estimation de sa surface foliaire par échantillonnage. Connaissance Vigne Vin, (10), 141–159.

Celette, F., & Gary, C. (2013). Dynamics of water and nitrogen stress along the grapevine cycle as affected by cover cropping. European Journal of Agronomy, 45, 142–152. doi:10.1016/j.eja.2012.10.001

Cemin, G., & Ducati, J. R. (2011). Spectral Discrimination of Grape Varieties and a Search for Terroir Effects Using Remote Sensing. Journal of Wine Research, 22(1), 57–78. doi:10.1080/09571264.2011.550762

Cerovic, Z. G., Masdoumier, G., Ghozlen, N. Ben, & Latouche, G. (2012). A new optical leaf-clip meter for simultaneous non-destructive assessment of leaf chlorophyll and epidermal flavonoids. Physiologia Plantarum, 146(3), 251–260. doi:10.1111/j.1399-3054.2012.01639.x

Cerovic, Z., Samson, G., & Morales, F. (1999). Ultraviolet-induced fluorescence for plant monitoring: present state and prospects. Agronomie , EDP Sciences, 19(7), 543–578.

Chamelat, R., Rosso, E., Choksuriwong, A., Rosenberger, C., Laurent, H., & Bro, P. (2006). Grape Detection By Image Processing. In IECON 2006 - 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics (pp. 3697–3702). IEEE. doi:10.1109/IECON.2006.347704

Champagnol, F. . (1984). Eléments de physiologie de la vigne et de viticulture générale. Dehan Montpellier.

Chong, J., Poutaraud, A., & Hugueney, P. (2009). Metabolism and roles of stilbenes in plants. Plant Science, 177(3), 143–155. doi:10.1016/j.plantsci.2009.05.012

Cloquet, A. (2012). Les essais caméra HD: Caméras 2/3" tri-CCD. Eyrolles.

Collet, C. (2001). Précis de Télédétection: Traitements Numériques d'Images de Télédétection. PUQ.

Cook, S. E., & Bramley, R. G. V. (1998). Precision agriculture — opportunities, benefits and pitfalls of site-specific crop management in Australia. Australian Journal of Experimental Agriculture, 38(7), 753. doi:10.1071/EA97156

Cortell, J. (2008). Influence of vine vigor on Pinot noir fruit composition, wine chemical analysis, and wine sensory attributes. American Journal of Enology and Viticulture, 59(1), 1–10.

Dagnelie, P. (2003). Principes d'expérimentation: planification des expériences et analyse de leurs résultats. Presses Agronomiques de Gembloux.

De Bei, R., Cozzolino, D., Sullivan, W., Cynkar, W., Fuentes, S., Dambergs, R., … Tyerman, S. (2011). Non-destructive measurement of grapevine water potential using near infrared spectroscopy. Australian Journal of Grape and Wine Research, 17(1), 62–71. doi:10.1111/j.1755-0238.2010.00117.x

De Bei, R., Hook, J., Fuentes, S., Gilliham, M., Tyerman, S., & Collins, C. (2015). Linking canopy architecture to grape quality using the Laicanopy APP. In 19th International Symposium GiESCO (pp. 585–588). Gruissan, France.

Debuisson, S., Germain, C., Garcia, O., Panigai, L., & Moncomble, D. (2010). Using Multiplex and Greenseeker to manage spatial variation of vine nigor in champagne. In ICPA (pp. 1–21). Denver Co, USA.

Debuisson, S., Grelier, M., & Panigai, L. (2009). Viticulture de précision :Mesure de la végétation avec un capteur NDVI embarqué. Le Vigneron champenois, 130(11).

Diago, M. P., Correa, C., Millán, B., Barreiro, P., Valero, C., & Tardaguila, J. (2012). Grapevine yield and leaf area estimation using supervised classification methodology on RGB images taken under field conditions. Sensors, 12(12), 16988–7006. doi:10.3390/s121216988

Diago, M. P., Sanz-Garcia, A., Millan, B., Blasco, J., & Tardaguila, J. (2014). Assessment of flower number per inflorescence in grapevine by image analysis under field conditions. Journal of the Science of Food and Agriculture, 94(10), 1981–1987. doi:10.1002/jsfa.6512

Diago, M., & Tardaguila, J. (2015). A new robot for vineyard monitoring. Wine & Viticulture Journal, 30(3), 38.

Drissi, R., Goutouly, J. P., Forget, D., & Gaudillere, J. P. (2009). Non-destructive measurement of grapevine leaf area by ground normalized difference vegetation index. Agronomy Journal, 101(1), 226. doi:10.2134/agronj2007.0167

Dufrenoy, J. (1932). Corrélation entre la température de l'air et la vitesse de la croissance de la vigne. C.R. Acad. Sci., (196), 639–640.

Dunn, G. M., & Martin, S. R. (2008). Yield prediction from digital image analysis: A technique with potential for vineyard assessments prior to harvest. Australian Journal of Grape and Wine Research, 10(3), 196–198. doi:10.1111/j.1755-0238.2004.tb00022.x

El-Khoury, J., Thomas, J.-B., & Mansouri, A. (2014). Does Dehazing Model Preserve Color Information? In 2014 Tenth International Conference on Signal-Image

Technology and Internet-Based Systems (pp. 606–613). doi:10.1109/SITIS.2014.78

Fanizza, G., Gatta, C. Della, & Bagnulo, C. (1991). A non-destructive determination of leaf chlorophyll in Vitis vinifera. Annals of Applied Biology, 119(1), 203–205. doi:10.1111/j.1744-7348.1991.tb04858.x

Frazier, B. E., Walters, C. S., & Perry, E. M. (1997). Role of Remote Sensing in Site-Specific Management. In The State of Site-Specific Management for Agriculture (pp. 149–160). American Society of Agronomy. doi:10.2134/1997.stateofsitespecific.c8

Fuentes, S., Poblete-Echeverría, C., Ortega-Farias, S., Tyerman, S., & De Bei, R. (2014). Automated estimation of leaf area index from grapevine canopies using cover photography, video and computational analysis methods. Australian Journal of Grape and Wine Research, 20(3), 465–473. doi:10.1111/ajgw.12098

Gamon, J., Field, C., & Goulden, M. (1995). Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. Ecological Applications, 5(1), 28–41.

Garcia, O., Grelier, M., & Panigai, L. (2009). Mesure de la contrainte hydrique sur le vignoble expérimental de Plumecoq. Le Vigneron Champenois, 3, 36–47.

Garcia, O., Panigai, L., & Moncomble, D. (2013). Réponse de la vigne à l'évolution saisonnière : de la disponibilité en eau. Le Vigneron Champenois, 1, 35–45.

Girard, M.-C., & Girard, C.-M. (2010). Traitement des données de télédétection - 2ème édition - Environnement et ressources naturelles: Environnement et ressources naturelles. Dunod.

Gitelson, A. A., Buschmann, C., & Lichtenthaler, H. K. (1998). Leaf chlorophyll fluorescence corrected for re-absorption by means of absorption and reflectance measurements. Journal of Plant Physiology, 152(2-3), 283–296. doi:10.1016/S0176-1617(98)80143-0

Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. N. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. Journal of Plant Physiology, 160(3), 271–82. doi:10.1078/0176-1617-00887

Goutouly, J. P., & Cerovic, Z. G. (2008). Capteurs optiques portables pour une viticulture de précision. Revue Des Oenologues, 129, 17 – 18.

Guillon, J. M. (1904). Sur la croissance des sarments. La Revue de Viticulture, 2(Tome XXII), 429–433.

Hall, A., Lamb, D., Holzapfel, B., & Louis, J. (2002). Optical Remote Sensing Applications in Viticulture - A Review. Australian Journal of Grape and Wine Research, 8, 36–47.

Harris, J., & Yu-Ming Chiang. (1999). Nonuniformity correction of infrared image sequences using the constant-statistics constraint. IEEE Transactions on Image Processing, 8(8), 1148–1151. doi:10.1109/83.777098

Healey, G., & Kondepudy, R. (1994). Radiometric CCD camera calibration and noise estimation. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16(3), 267–276. doi:10.1109/34.276126

Helias, R. (2013). La fertilisation azotée des grandes cultures et les outils de pilotage. Arvalis. Retrieved October 9, 2014, from http://www.tarn.chambagri.fr/fileadmin/documents_ca81/DocInternet/filieres/energie/6_11_13_La-gestion-azote-parcelle_ARVALIS.pdf

Hillis, W. E., & Ishikura, N. (1968). The chromatographic and spectral properties of stilbene derivatives. Journal of Chromatography A, 32, 323–336. doi:10.1016/S0021-9673(01)80498-2

Hruska, R., Mitchell, J., Anderson, M., & Glenn, N. F. (2012). Radiometric and Geometric Analysis of Hyperspectral Imagery Acquired from an Unmanned Aerial Vehicle. Remote Sensing, 4(12), 2736–2752. doi:10.3390/rs4092736

Huglin, P. (1986). Biologie et écologie de la vigne. Paris: Tech et Doc / Payot, Paris / Lausanne.

Jackson, D., & Lombard, P. (1993). Environmental and management practices affecting grape composition and wine quality-a review. American Journal of Enology and Viticulture, 44(4), 409–430.

Johnson, L. F. (2003). Temporal stability of an NDVI-LAI relationship in a Napa Valley vineyard. Australian Journal of Grape and Wine Research, 9, 96–101.

Johnson, L. F., Roczen, D. E., Youkhana, S. K., Nemani, R. R., & Bosch, D. F. (2003). Mapping vineyard leaf area with multispectral satellite imagery. Computers and Electronics in Agriculture, 38, 33–44.

Joly, D., Brossard, T., Cardot, H., Cavailhes, J., Hilal, M., & Wavresky, P. (2010). Les types de climats en France, une construction spatiale. Cybergeo : European Journal of Geography.

Kim, Y., Glenn, D. M., Park, J., Ngugi, H. K., & Lehman, B. L. (2012). Characteristics of active spectral sensor for plant sensing. Transactions of the ASABE, 55(1), 293–301.

Lacar, F. M., Lewis, M. M., & Grierson, I. T. (2001a). Use of hyperspectral imagery for mapping grape varieties in the Barossa Valley, South Australia. In IGARSS 2001. Scanning the Present and Resolving the Future. Proceedings. IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (Vol. 6, pp. 2875–2877). IEEE. doi:10.1109/IGARSS.2001.978191

Lacar, F. M., Lewis, M. M., & Grierson, I. T. (2001b). Use of hyperspectral reflectance for discrimination between grape varieties. In IGARSS 2001. Scanning the Present and Resolving the Future. Proceedings. IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (Cat. No.01CH37217) (Vol. 6, pp. 2878–2880). IEEE. doi:10.1109/IGARSS.2001.978192

Lamb, D., Hall, A., & Louis, J. (2001). Airborne remote sensing of vines for canopy variability and productivity. Australian Grapegrower and Winemaker, Annual Technical Edition., 449(a), 89–92.

Lathuilière, A., Mansouri, A., Voisin, Y., Marzani, F. S., & Gouton, P. (2006). Stereoscopic system for 3D reconstruction using multispectral camera and LCD projector. The Imaging Science Journal, 54(19-28).

Li, G., Ma, Z., & Wang, H. (2012). Image Recognition of Grape Downy Mildew and Grape Powdery Mildew Based on Support Vector Machine. Computer and Computing Technologies in Agriculture V, 370, 151–162. doi:10.1007/978-3-642-27275-2_17

Liu, L., & Özsu, M. T. (2009). Encyclopedia of Database Systems. Boston, MA: Springer US. doi:10.1007/978-0-387-39940-9

Lloret, J., Bosch, I., Sendra, S., & Serrano, A. (2011). A wireless sensor network for vineyard monitoring that uses image processing. Sensors, 11(6), 6165–96. doi:10.3390/s110606165

Lorenz, D. H., Eichhorn, K. W., Bleiholder, H., Klose, R., Meier, U., & Weber, E. (1995). Growth stages of the grapevine: phenological growth stages of the grapevine (Vitis vinifera L. ssp. vinifera)—Codes and descriptions according to the extended BBCH scale. Australian Journal of Grape and Wine Research, 1(2), 100–103. doi:10.1111/j.1755-0238.1995.tb00085.x

Lu, G. Y., & Wong, D. W. (2008). An adaptive inverse-distance weighting spatial interpolation technique. Computers & Geosciences, 34(9), 1044–1055. doi:10.1016/j.cageo.2007.07.010

Mansouri, A., Marzani, F. S., & Gouton, P. (2005). Development of a Protocol for CCD Calibration: Application to a Multispectral Imaging System. International Journal of Robotics and Automation, Special Issue on Color Image Processing and Analysis for Machine Vision, 20(2), 94–100. doi:10.2316/Journal.206.2005.2.206-2784

Matese, A., Primicerio, J., Di Gennaro, F., Fiorillo, E., Vaccari, F. P., & Genesio, L. (2013). Development and application of an autonomous and flexible unmanned aerial vehicle for precision viticulture. In I International Workshop on Vineyard Mechanization and Grape and Wine Quality (pp. 63–69). International Society for Horticultural Science - ISHS. doi:10.17660/ActaHortic.2013.978.5

Mathews, A. J. (2013). Applying Geospatial Tools and Techniques to Viticulture. Geography Compass, 7(1), 22–34. doi:10.1111/gec3.12018

Mathews, A., & Jensen, J. (2013). Visualizing and Quantifying Vineyard Canopy LAI Using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Collected High Density Structure from Motion Point Cloud. Remote Sensing, 5(5), 2164–2183. doi:10.3390/rs5052164

Mazzetto, F., Calcante, A., & Mena, A. (2009). Comparing commercial optical sensors for crop monitoring tasks in precision viticulture. Journal of Agricultural Engineering, 40(1), 11–18. doi:10.4081/jae.2009.67

Mazzetto, F., Calcante, A., Mena, A., & Vercesi, A. (2010). Integration of optical and analogue sensors for monitoring canopy health and vigour in precision viticulture. Precision Agriculture, 11(6), 636–649. doi:10.1007/s11119-010-9186-1

Meier, U. (2001). Growth stages of mono-and dicotyledonous plants. BBCH Monographie. (G. F. B. R. C. for A. and Forestry, Ed.) (2nd ed.). U. Meier.

Meyonnette, J. L., & Lépine, T. (2003). Base de radiometrie optique (Cépaduès.). Paris.

Moran, M. S., Inoue, Y., & Barnes, E. M. (1997). Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. Remote Sensing of Environment, 61(3), 319–346. doi:10.1016/S0034-4257(97)00045-X

Morgenthaler, S. (2007). Introduction à la statistique. PPUR presses polytechniques.

Morlat, R. (2010). Traité de viticulture de terroir: comprendre et cultiver la vigne pour produire un vin de terroir. Tec & Doc.

Morot-Gaudry, J.-F. (1997). Assimilation de l'azote chez les plantes: aspects physiologique, biochimique et moléculaire. Editions Quae.

Mulla, D. J. (2013). Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. Biosystems Engineering, 114(4), 358–371. doi:10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009

Murillo-Bracamontes, E. A., Martinez-Rosas, M. E., Miranda-Velasco, M. M., Martinez-Reyes, H. L., Martinez-Sandoval, J. R., & Cervantes-de-Avila, H. (2012). Implementation of Hough transform for fruit image segmentation. Procedia Engineering, 35, 230–239. doi:10.1016/j.proeng.2012.04.185

Oberti, R., Marchi, M., Tirelli, P., Calcante, A., Iriti, M., & Borghese, A. N. (2014). Automatic detection of powdery mildew on grapevine leaves by image analysis: Optimal view-angle range to increase the sensitivity. Computers and Electronics in Agriculture, 104, 1–8. doi:10.1016/j.compag.2014.03.001

Peñuelas, J., & Filella, I. (1998). Visible and near-infrared reflectance techniques for diagnosing plant physiological status. Trends in Plant Science, 3(4), 151–156. doi:10.1016/S1360-1385(98)01213-8

Peressotti, E., Duchêne, E., Merdinoglu, D., & Mestre, P. (2011). A semi-automatic non-destructive method to quantify grapevine downy mildew sporulation. Journal of Microbiological Methods, 84(2), 265–71. doi:10.1016/j.mimet.2010.12.009

Pfündel, E., Agati, G., & Cerovic, G. (2006). Optical properties of plant surfaces: absorption, reflection, scatteirng and protection against photodamage. In Reiderer (Ed.), Biology of the plant cuticle (pp. 216–249). Blackwell Publishing.

Picard, R. R., & Cook, R. D. (1984). Cross-validation of regression models. Journal of the American Statistical Association, 79(387), 575–583. doi:10.1080/01621459.1984.10478083

Pierce, F. J., & Nowak, P. (1999). Aspects of Precision Agriculture. Advances in Agronomy, 67, 1–85. doi:10.1016/S0065-2113(08)60513-1

Porro, D., Dorigatti, C., Stefanini, M., & Ceschini, A. (2001). Use of SPAD Meter in diagnosis of nutritional status in apple and grapevine. In IV International Symposium on Mineral Nutrition of Deciduous Fruit Crops (pp. 243–252). International Society for Horticultural Science - ISHS. doi:10.17660/ActaHortic.2001.564.28

Porro, D., Stefanini, M., Failla, O., & Stringari, G. (1995). Optimal leaf sampling time in diagnosis of grapevine nutritional status. In Mineral Nutrition of Deciduous Fruit Plants (pp. 135–142). International Society for Horticultural Science - ISHS. doi:10.17660/ActaHortic.1995.383.15

Poutaraud, A., Latouche, G., Martins, S., Meyer, S., Merdinoglu, D., & Cerovic, Z. G. (2007). Fast and local assessment of stilbene content in grapevine leaf by in vivo fluorometry. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 55(13), 4913–4920. doi:10.1021/jf070348e

Primicerio, J., Di Gennaro, S. F., Fiorillo, E., Genesio, L., Lugato, E., Matese, A., & Vaccari, F. P. (2012). A flexible unmanned aerial vehicle for precision agriculture. Precision Agriculture, 13(4), 517–523. doi:10.1007/s11119-012-9257-6

Reynier, A. (2011). Manuel de viticulture: Guide technique du viticulteur. Lavoisier.

Reynolds, A. G., & Brown, R. (2015). Utilization of proximal sensing technology (Greenseeker) to map variability in Ontario vineyards. In 19th International Symposium GiESCO (pp. 593–597). Gruissan, France.

Robert, P. C. (2002). Precision agriculture: a challenge for crop nutrition management. Plant and Soil, 247(1), 143–149. doi:10.1023/A:1021171514148

Rodríguez-Pulido, F. J., Gómez-Robledo, L., Melgosa, M., Gordillo, B., González-Miret, M. L., & Heredia, F. J. (2012). Ripeness estimation of grape berries and seeds by image analysis. Computers and Electronics in Agriculture, 82, 128–133. doi:10.1016/j.compag.2012.01.004

Rouse, J. W., Hass, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In Proceeding 3rd Earth Resources Technology Satellite (ERTS) symposium, Vol.1 (Vol. NASA/GSFC, pp. 309–317). Washington, DC, USA: NASA SP-351, NASA.

Sáiz-Rubio, V., & Rovira-Más, F. (2012). Dynamic segmentation to estimate vine vigor from ground images. Spanish Journal of Agricultural Research, 10(3), 596. doi:10.5424/sjar/2012103-508-11

Scheffé, H. (1999). The Analysis of Variance. John Wiley & Sons.

Senay, G., Ward, A., & Lyon, J. (1998). Manipulation of high spatial resolution aircraft remote sensing data for use in site-specific farming. Transactions of the ASAE, 41(2), 489–495.

Skordas, T. (1995). Une revue des derniers progrès en autocalibration de caméras CCD. Traitement Du Signal, 12(1), 31–59.

Smart, D. R. ., Whiting, M. L. ., & Stockert, C. (2007). Remote sensing of grape K deficiency symptoms using leaf level hyperspectral reflectance. In Western Nutrient Management Conference (pp. 19–24). Salt Lake City, UT.

Soussana, J.-F. (2013). S'adapter au changement climatique: Agriculture, écosystèmes et territoires. Editions Quae.

Spring, J. (1999). Indice chlorophyllien du feuillage et nutrition azotée du cépage Chasselas : premières expériences en Suisse romande. Revue Suisse de Viticulture Arboriculture Horticulture, 31(3), 141–145.

Stafford, J. V. (2000). Implementing Precision Agriculture in the 21st Century. Journal of Agricultural Engineering Research, 76(3), 267–275. doi:10.1006/jaer.2000.0577

Stamatiadis, S., Taskos, D., Tsadila, E., Christofides, C., Tsadilas, C., & Schepers, J. S. (2009). Comparison of passive and active canopy sensors for the estimation of vine biomass production. Precision Agriculture, 11(3), 306–315. doi:10.1007/s11119-009-9131-3

Steele, M. R., Gitelson, A. A., & Rundquist, D. C. (2008). A Comparison of Two Techniques for Nondestructive Measurement of Chlorophyll Content in Grapevine Leaves. Agronomy Journal, 100(3), 779. doi:10.2134/agronj2007.0254N

Stoorvogel, J., & Bouma, J. (2005). Precision agriculture: the solution to control nutrient emissions? In J. V. Stafford (Ed.), 5th European Conference on Precision Agriculture (pp. 47–55). Uppsala, Sweden.: Wageningen Academic Publishers.

Strever, A. E. (2012). Non-destructive assessment of leaf composition as related to growth of the grapevine (Vitis vinifera L. cv. Shiraz). Thèse de doctorat: Stellenbosch University.

Sudduth, K. (1999). Engineering technologies for precision farming. … Seminar on Agricultural Mechanization Technology for ….

Swiader, J. M., & Moore, A. (2002). SPAD-Chlorophyll response to nitrogen fertilization and evaluation of nitrogen status in dryland and irrigates pumpkins. Journal of Plant Nutrition, 25(5), 1089–1100. doi:10.1081/PLN-120003941

Taillet, M. R., Febvre, M. P., & Villain, M. L. (2009). Dictionnaire de physique (Vol. 2). De Boeck Supérieur.

Tardaguila, J., Diago, M. P., Millan, B., Aleixos, N., Cubero, S., & Blasco, J. (2015). Applications of machine vision for grapevine phenotyping. In 19th International Symposium GiESCO (pp. 598–601). Gruissan, France.

Taskos, D. G., Koundouras, S., Stamatiadis, S., Zioziou, E., Nikolaou, N., Karakioulakis, K., & Theodorou, N. (2014b). Using active canopy sensors and chlorophyll meters to estimate grapevine nitrogen status and productivity. Precision Agriculture, 16(1), 77–98. doi:10.1007/s11119-014-9363-8

Taylor, J. (2014). Mesure de la vigueur : principe de mesure et capteurs disponibles pour l'estimer. In Seminaire Viticulture de Précision. Du drone au satellite: l'estimation et la cartographie de la vigueur de la vigne et son utilisation pour adapter les pratiques. Montpellier.

Taylor, J., Tisseyre, B., Bramley, R., Reid, A., & Stafford, J. V. (2005). A comparison of the spatial variability of vineyard yield in European and Australian production systems. In J. V. Stafford (Ed.), Precision agriculture '05. Papers presented at the 5th European Conference on Precision Agriculture, Uppsala, Sweden. (pp. 907–914). Wageningen Academic Publishers.

This, P., Lacombe, T., & Thomas, M. (2006). Historical origins and genetic diversity of wine grapes. TRENDS in Genetics.

Tirelli, P., Marchi, M., Calcante, A., Vitalini, S., Iriti, M., Borghese, N. A., & Oberti, R. (2012). Multispectral image analysis for grapevine diseases automatic detection in field conditions. In International Conference of Agriculturel Engineering CIGR-AgEng (pp. 1 – 6).

Tisseyre, B. (2012). Peut-on appliquer le concept d'agriculture de précison a la viticulture. CNECA. Montpellier.

Tisseyre, B., Geraudie, V., & Saurin, N. (2015). How to define the size of a sampling unit to map high resolution spatial data? In Precision agriculture '15 (pp. 413–420). The Netherlands: Wageningen Academic Publishers. doi:10.3920/978-90-8686-814-8_51

Tisseyre, B., Ojeda, H., & Taylor, J. (2007). New technologies and methodologies for site-specific viticulture. Journal International Des Sciences de La Vigne et Du Vin, 41(2), 63–76.

Tregoat, O., Grenier, G., & N., O. (2001). Etude comparative de la précision et de la rapidité de mise en oeuvre de différentes méthodes d'estimation de la surface foliaire de la vigne. Journal International Des Sciences de La Vigne et Du Vin, 35(1), 31–39.

Tremblay, N., Wang, Z., & Cerovic, Z. G. (2011). Sensing crop nitrogen status with fluorescence indicators. A review. Agronomy for Sustainable Development, 32(2), 451–464. doi:10.1007/s13593-011-0041-1

Valdes-Gomez, H. (2007). Relation en etats de croissance de la vigne et maladies cryptogamiques sous différentes modalités d'entretien du sol en région méditerraméenne. Thèse de doctorat; Supagro Montpellier.

Veron, M. (2011). Lexique du vin. Collectif Photo Reims.

Vilain, M. (2012). Méthodes expérimentales en agronomie (2° Ed.) : Pratique et analyse (Tec & Doc.). Lavoisier.

Whalley, J., & Shanmuganathan, S. (2013). Applications of image processing in viticulture: A review. In 20th International Congress on Modelling and Simulation (pp. 531–537). Adelaide, Australia.

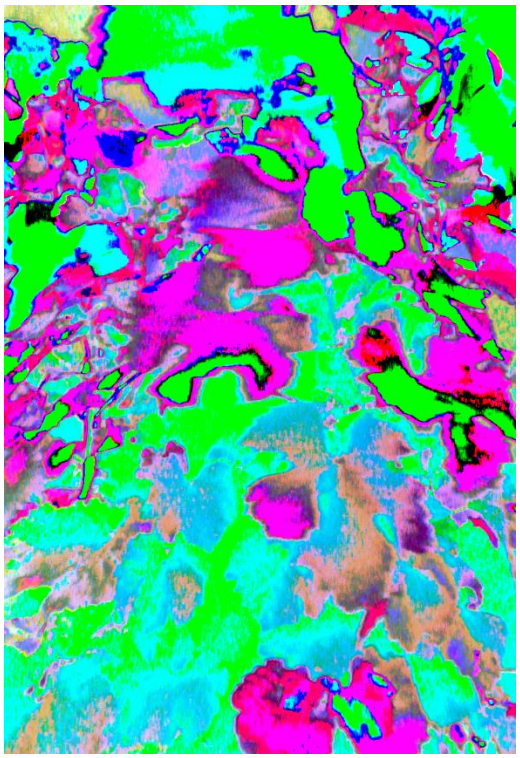
Whelan, B. M., McBratney, A. B., & Rossel, R. A. V. (1996). Spatial prediction for precision agriculture. In P. Robert, R. Rust, & W. Larson (Eds.), 3rd International Conference Precision Agriculture (pp. 331–342). Minneapolis, Minnesota, USA.

Winkler, A. J. (1932). The lateral movement of elaborated foods in the grape vine. Proceedings of the American Society for Horticultural Science, (29), 335–338.

Zhang, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(11), 1330–1334.

Zwaenepoel, P. (2000). Agriculture de précision: avancées de la recherche technologique et industrielle. Educagri Editions.

# Annexes



# Annexes

**ANNEXE I : Stades repères de la phénologie de la vigne..... III**

**ANNEXE II : Caractérisation agronomique de la parcelle expérimentale champenoise « Terroir » .....IV**

I. Pédologie de la parcelle.....IV

II. Caractéristiques hydriques de la parcelle .....VI

III. Caractérisation des bois de taille de la vigne sur la parcelle Terroir ..... VIII

i. Présentation du Physiocap® ..... VIII

ii. Evolution spatiale des paramètres caractérisant les bois de taille.....IX

**ANNEXE III : Expérimentations conduites en Bourgogne.....XI**

I. La parcelle expérimentale des « Houillères » .....XI

i. Présentation générale de la parcelle.....XI

ii. Protocole d'échantillonnage.....XII

iii. Les jeux de données acquis à la parcelle en 2014.....XII

II. Le matériel expérimental ..... XIII

III. Transfert des méthodes et caractérisation de la parcelle .....XIV

**ANNEXE I : Stades repères de la phénologie de la vigne**




**Figure I : Les stades phénologiques de la vigne**

**ANNEXE II : Caractérisation agronomique de la parcelle expérimentale champenoise « Terroir »**

La parcelle expérimentale « Terroir » est le support de nombreuses expérimentations menées par le CIVC. Ainsi, plusieurs informations de caractérisation de la parcelle sont disponibles pour permettre d'améliorer la compréhension de phénomènes agronomiques observables sur les plants.

## I. Pédologie de la parcelle

D'après les informations transmises par le CIVC, le sol de cette parcelle est principalement constitué de deux types de sols particuliers, appelés horizons. On distingue donc l'horizon 1 noté « H1 » et l'horizon 2 noté « H2 » présenté dans les Figures ci-dessous :

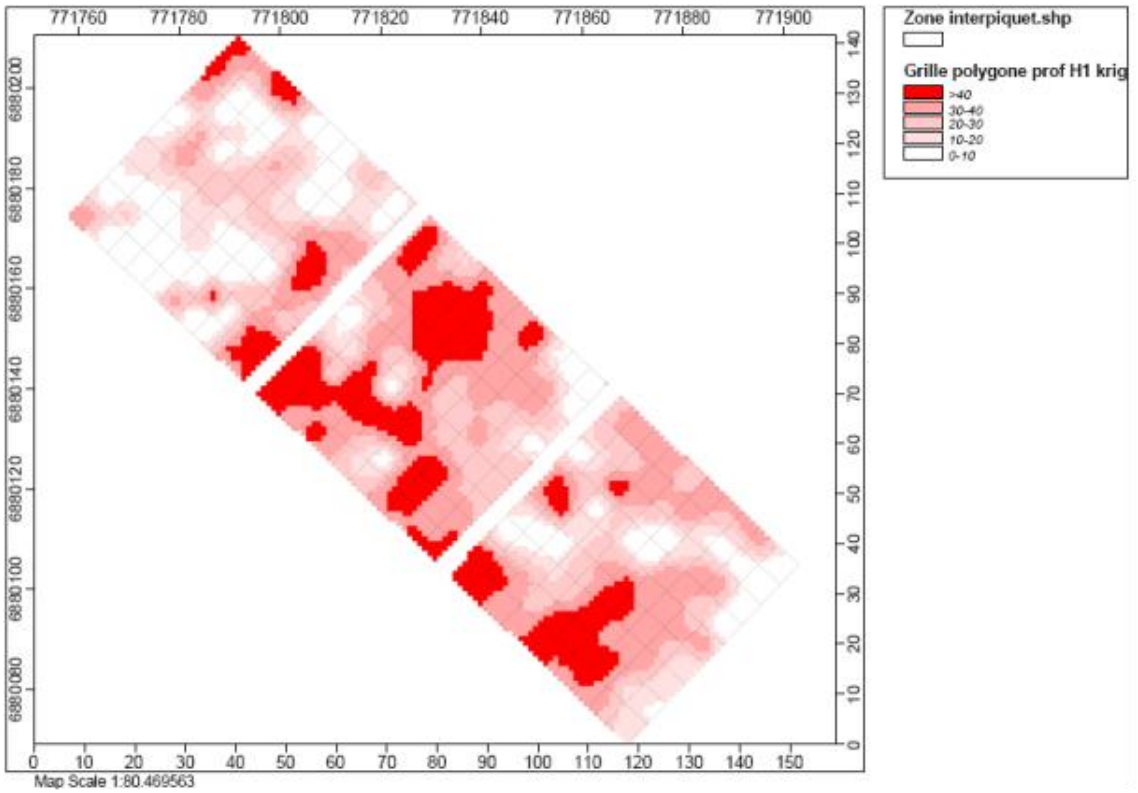



**Figure II : Profondeur de l'horizon « H1 » sur la parcelle Terroir**

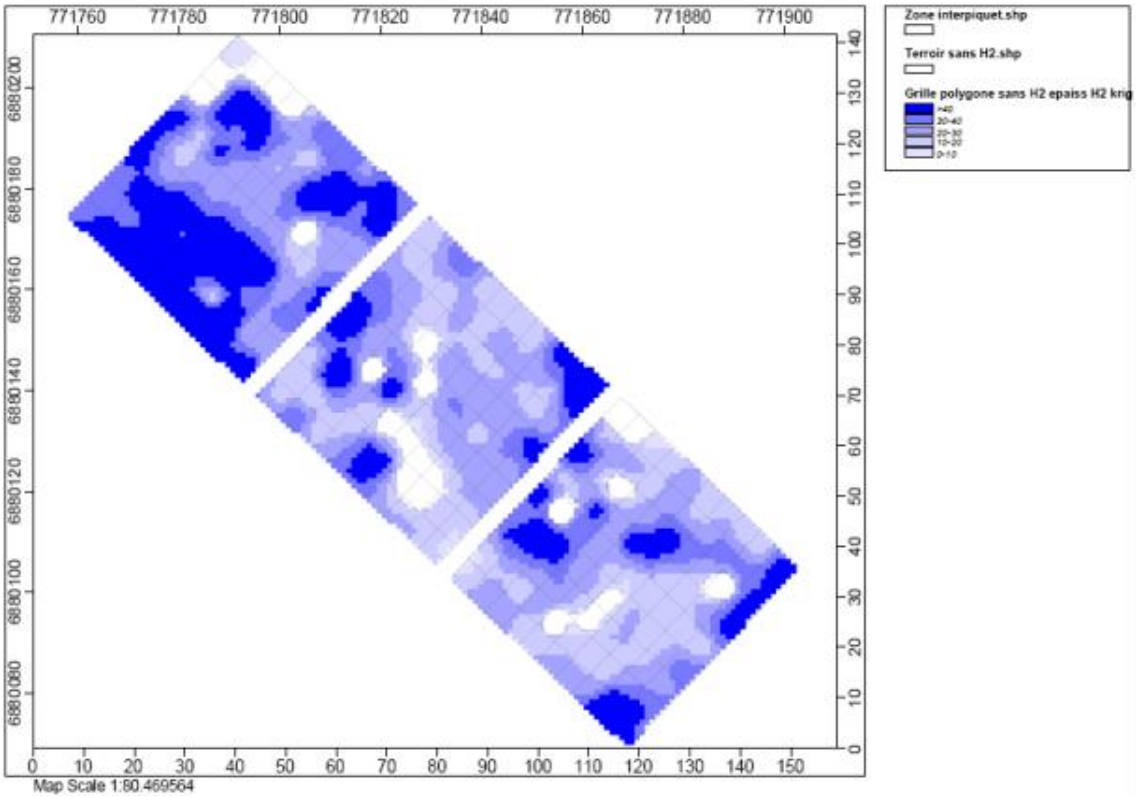



**Figure III : Profondeur de l'horizon « H2 » sur la parcelle Terroir**

Nous constatons que la profondeur de ces horizons varie et que ces cartes semblent inversement complémentaires : lorsque la profondeur de H1 est faible, H2 est plus grande et vise et versa. Ainsi, les motifs de ces deux cartes sont assez proches. Nous remarquons également que la variation de la profondeur est conditionnée par la profondeur de la craie, comme le présente la figure ci-après :

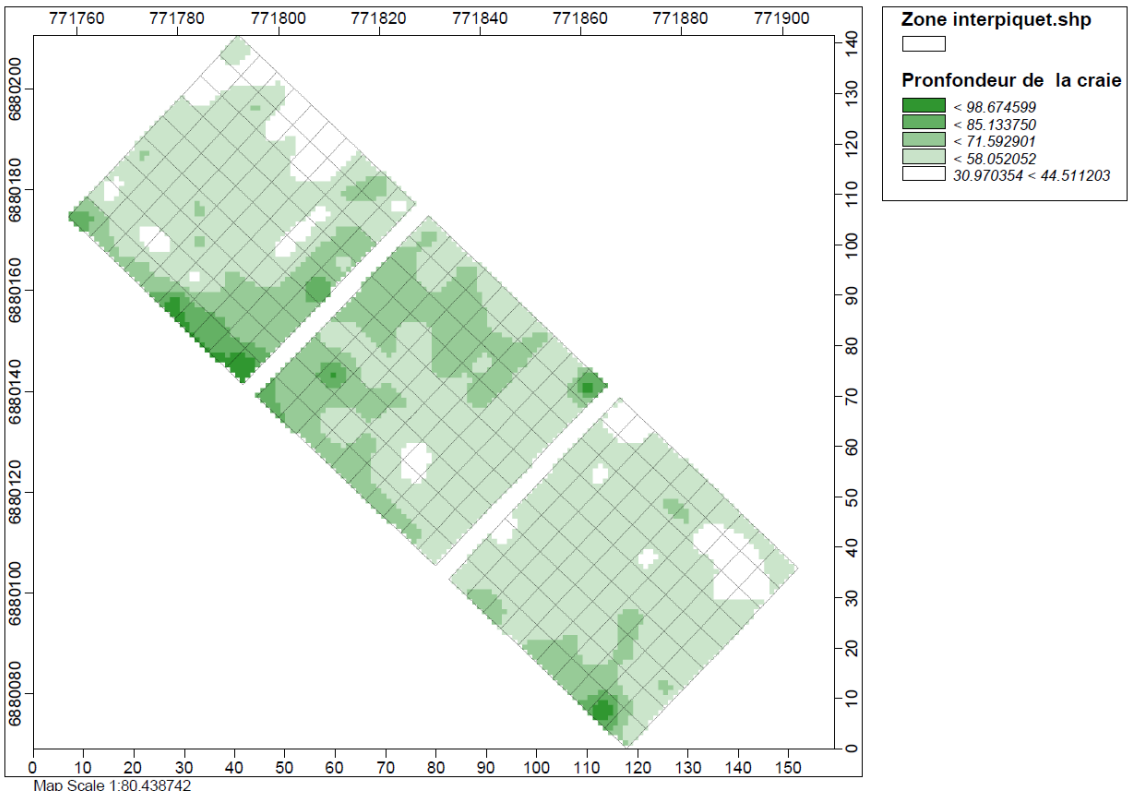



**Figure IV : Profondeur de la craie sur la parcelle Terroir**

La profondeur de la craie impacte sur la profondeur des horizons de surface. Plus la craie est profonde, plus le sol (horizons superficiels = H1 +H2) est profond. Dans le cas contraire, lorsqu'elle est plus superficielle, les horizons de sol sont moins profond ce qui va impacter entre autre les caractéristiques hydriques du sol.

## II. Caractéristiques hydriques de la parcelle

En partie III, nous avons énoncé que la parcelle expérimentale était caractérisée par une pente et un léger dévers. Ainsi, nous pouvons étudier l'écoulement des eaux pluviales à travers l'étude de l'indice d'humidité topographique (Topographic Wetness Index :TWI) sur la parcelle.

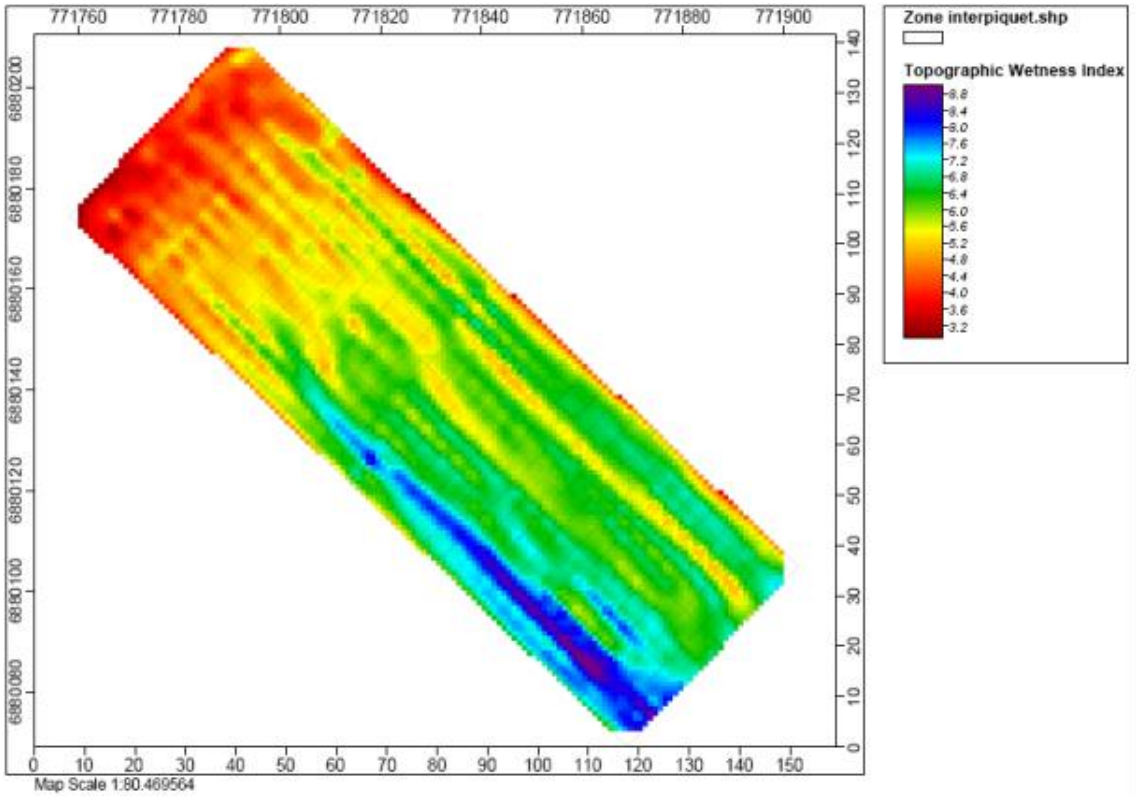



**Figure V : Carte de l'indice d'humidité topographique traduisant en partie l'écoulement des eaux sur la parcelle Terroir**

Cette cartographie présentant l'écoulement des eaux sur la parcelle illustre l'interaction de l'eau pluviale avec :

- la profondeur de la craie,
- la profondeur du sol,
- la pente,
- le dévers (écoulement privilégié au Sud-Ouest de la parcelle)

Ainsi, la zone située en bas à gauche de la parcelle est plus humide alors que le haut de la parcelle est relativement faible ce qui est en adéquation les cartes pédologiques présentées ci-avant. Notons cependant que les résultats présentés dans cette carte concordent mais ne détermine pas la réserve utile en eau présentée dans la figure suivante.

En effet, le sol est constitué de trois phases : solide, liquide et gazeuse. Cette organisation lui permet de stocker de l'eau alors disponible pour les plantes. C'est la réserve utile en eau du sol. La figure ci-après présente celle de la parcelle Terroir.

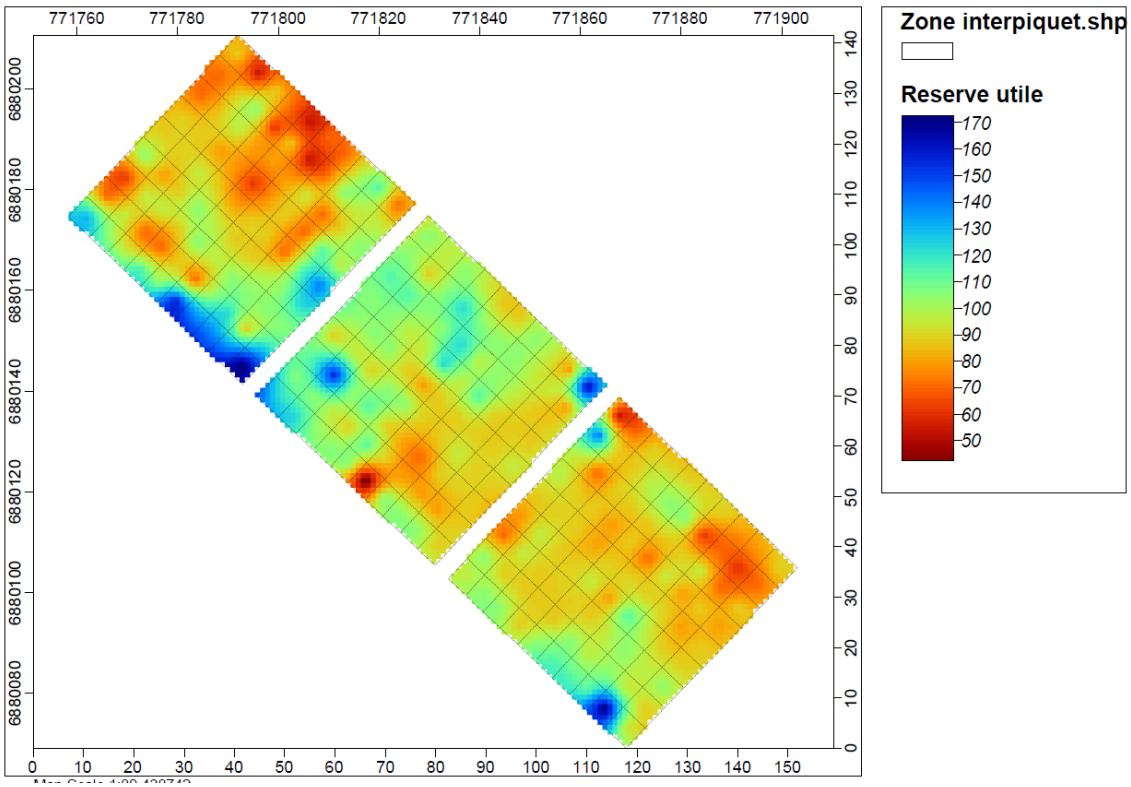



**Figure VI : Réserve utile en eau du sol de la parcelle Terroir**

Nous constatons que les motifs visibles sur cette cartographie sont très semblables à ceux présentés par la cartographie présentant la profondeur de la craie sur la parcelle. Nous devons noter que la réserve utile en eau du sol considère de nombreux facteurs agronomiques et qu'elle est en étroite lien avec le développement de la végétation.

## III. Caractérisation des bois de taille de la vigne sur la parcelle Terroir

Le CIVC caractérise la végétation de la parcelle considérée via l'utilisation de plusieurs capteur. L'un de ces capteurs est le Physiocap® (Force A, Orsay) qui permet de caractériser les bois de taille de la vigne à travers trois indicateurs : le nombre de sarments/m², le diamètre moyen (mm) des bois et la biomasse (mm²/m²).

### i. *Présentation du Physiocap®*

Le Physiocap® est un capteur actif composé d'un micromètre à laser émet un flux continu de lumière réceptionné par une cellule photo-réceptrice. Le système est associé à un GPS, géoréférençant les données. Durant l'acquisition des données à la parcelle, les

bois de taille vont circuler entre les deux entités optiques et ainsi perturber la réception du signal. La caractérisation de la perturbation du signal enregistrée par la cellule réceptrice va permettre d'étudier :

- le nombre de sarments qui associé au nombre de fois où la réception du signal lumineux sera interrompue
- et le diamètre des bois lié au temps durant lequel le signal lumineux aura été perturbé.

La biomasse est ensuite déterminée par le calcul.

### *ii. Evolution spatiale des paramètres caractérisant les bois de taille*

Grâce au géoréférencement des données, des cartographies ont été réalisées en utilisant la méthode du krigeage ordinaire pondérant les valeurs sur 10 m afin de caractériser préférentiellement la variabilité de la parcelle et non celle engendrée par l'individu, le cep. Ces cartes sont présentées dans la Figure ci-dessous. Seules les données de l'hiver 2013-2014 sont présentées dans la continuité des observations menées et présentées dans la thèse.

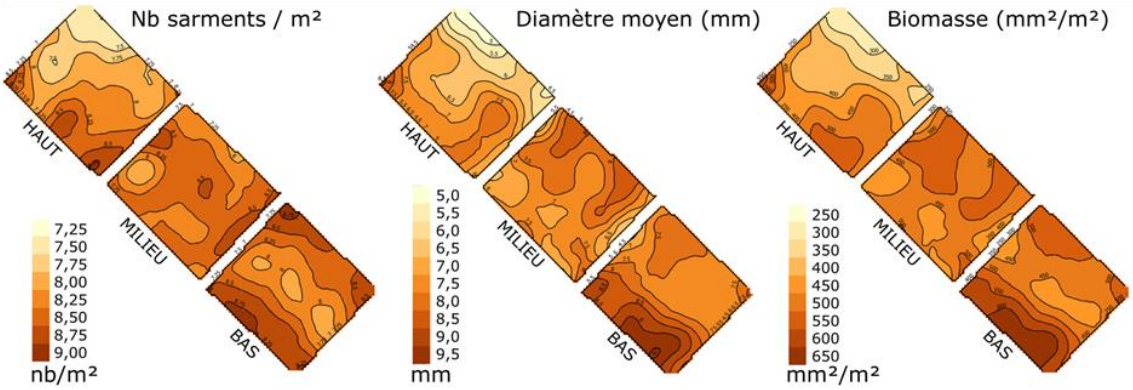



**Figure VII : Cartographies des paramètres caractérisant les bois de taille, hiver 2013-2014**

Les trois cartographies présentent des différents motifs, même si elles restent cohérentes entre elles. En effet, nous remarquons que les classes extrêmes des indices se situent dans les mêmes zones sur la parcelle. Ces résultats sont cohérents avec les caractéristiques pédologiques et hydriques présentées ci-avant. De plus, on retrouve les

motifs des blocs induits par les différentes expression végétative et vigueur des trois cépages.

Cependant, nous pouvons remarquer que la cartographie du diamètre moyen des bois de taille présente un comportement particulier au niveau du bloc haut de la parcelle. Il semblerait que nous retrouverions le découpage « haut » et « bas » de ce niveau, que nous avions constaté sur les cartes pédologiques et du comportement hydrique de la parcelle. Nous pouvons supposer que le diamètre moyen des bois de taille pourrait être favorisé par le comportement du sol plutôt que par le facteur « cépage ».

## ANNEXE III : Expérimentations conduites en Bourgogne

Durant cette thèse, nous avons mené des expérimentations sur deux sites expérimentaux : l'un situé en Champagne près d'Epernay, et l'autre en Bourgogne près de Beaune. Dans ce manuscrit, seuls les résultats des expérimentations conduites en Champagne ont été présentées. En effet, rappelons que nous avons pu acquérir des données dès la campagne viticole 2013 parce que le support technique était plus avancé. En Bourgogne, il a fallu concevoir et réaliser le dispositif expérimental. Cela a permis, l'année suivante, de tester le dispositif expérimental dans un autre contexte d'acquisition. Cependant, nous avons manqué de temps pour traiter et analyser finement les données acquises en Bourgogne. Cette annexe a pour but de présenter les résultats préliminaires des expérimentations menées en Bourgogne.

### I. La parcelle expérimentale des « Houillères »

#### *i. Présentation générale de la parcelle*

La parcelle expérimentale étudiée en Bourgogne se situe sur la commune de Chassagne-Montrachet. Elle appartient au domaine du Château de Chassagne. Cette parcelle est constituée de 23 rangs de vignes de cépage Chardonnay, taillées selon la méthode de « Guyot Simple » (Reynier, 2011; Veron, 2011)[1].

[1] Reynier, A. (2011). *Manuel de viticulture: Guide technique du viticulteur*. Lavoisier.

Veron, M. (2011). *Lexique du vin*. Collectif Photo Reims.




**Figure VIII : Parcelle expérimentale « Houillères » située à Chassagne-Montrachet**

### *ii. Protocole d'échantillonnage*

Sur les 23 rangs caractérisant la parcelle, 12 sont observés. Globalement, 1 rang sur 2 est observé. Cependant, les rangs extérieurs ne sont pas caractérisés.

### *iii. Les jeux de données acquis à la parcelle en 2014*

En Bourgogne, les jeux de données ont été acquis en 2014. Deux jeux de données ont été enregistrés sur deux semaines consécutives. Un jeu de données acquis en Bourgogne sont constitués d'images visibles et proche infrarouges qui sont géoréférencées comme le présente le tableau ci-après. Au moment de l'acquisition des données, la vigne développait son feuillage et les inflorescences commençaient à être visibles.

**Tableau I:** Description des deux jeux de données acquis durant l'année 2014

| Parcelle « Houillères » | Jeu de données n°1 | Jeu de données n°2 |
|---|---|---|
| Date | 19/05/2014 | 26/05/2014 |
| Heure (UTC/GMT) | 10h47 – 11h40 | 9h00 - 9h45 |
| Nombre d'images par canal spectral (Visible, NIR) | 3 207 | 4 246 |
| Nombre de coordonnées GPS | 1263 | 2187 |

## II. Le matériel expérimental

En Champagne comme en Bourgogne, les rangs des parcelles étudiées sont espacés de 110 cm. En pleine végétation, l'espace libre disponible à la conduite de ces engins est réduit à 70 cm environ ; l'envergure des engins est de 65 cm.

En Côte d'Or, nous avons adapté une brouette motorisée pour l'acquisition des images à la parcelle. Sa vitesse d'avancement est d'environ de 3km/h, également dépendante de l'état du sol. Le système de positionnement est un GPS différentiel (DGPS) et le signal de correction en temps réel est du type EGNOS (European Geostationary Navigation Overlay Service).



**Figure IX : Matériel expérimental bourguignon**

Dans le cas de la Bourgogne, le système expérimental ne comporte pas le capteur Greenseeker. Cependant, les deux systèmes expérimentaux présentent la même organisation générale concernant l'utilisation de la caméra multi-spectrale.

## III. Transfert des méthodes et caractérisation de la parcelle

Le dispositif expérimental bourguignon est pourvu des mêmes éléments techniques optimisant la qualité des images acquises à la parcelle et permettant leur calibration radiométrique. Selon le même protocole que celui décrit dans la partie IV, nous avons donc corrigé en réflectance toutes les images acquises sur la parcelle bourguignonne. Ainsi, nous avons pu déterminé à partir de ces images, les indices de végétations « $NDVI_{im}$ », « occupation de la végétation » et « $NDVI_{veg}$ » présentés ci-avant.

Stade phénologique : 11 feuilles étalées au (Vitiflash n°11 du 20 mai 2014) au 26 Mai 2014 :

$NDVI_{im}$ = 0,2310

« Occupation végétation » = 0,2647

$NDVI_{veg}$ = 0,2243

Ces indices sont très faibles car les mesures ont été effectuées à un stade où la vigne n'est constituée que peu de feuilles. Cependant, ces résultats montrent que la sensibilité du capteur à observer la vigne à des stades phénologiques précoces.

# Liste des publications

Ce travail de thèse a pu être valorisé à travers la publication de différents articles.

**Publication à comité de relecture**

Bourgeon, M.A., Paoli, J.N., Jones, G., Villette, S., Gée, C, 2015. Field radiometric calibration of a multispectral on-the-go sensor dedicated to the characterization of vineyard foliage. Computers and Electronics in Agriculture [accepté]

Bourgeon M.A., Gée C., Debuisson S., Villette S., Jones G., Paoli J.N. « On-the-go » multispectral imaging system to characterize the development of vineyard foliage with quantitative and qualitative vegetation indices. Precision Agriculture [submitted]

**Publications à des conférences internationales :**

Bourgeon, M.A., Paoli, J.N., Jones, G., Villette, S., Gée, C. 2014. Mapping vineyard foliage density with multispectral proxidetection imagery. In: Proceeding of the 10th International Conference on Signal Image Technology and Internet based systems, Marrakesh, Marocco. IEEE, p. 614-621

Bourgeon M.A.[1], Paoli J.N.[1], Villette S.[1,]Debuisson S.[2], Morlet M.[2], Jones G.[1], Gée C.[1] 2015. « On-the-go » multispectral imaging system to characterize the development of vineyard foliage. In: Proceedings of the 10th European Conference of Precision Agriculture. Precision Agriculture ’15. P.447-454

Bourgeon, M.A., Paoli, J.N., Jones, G., Villette, S., Gée, C 2015. An embedded multispectral imaging system to characterize vineyard foliage development and its sanitary state evolution. In: Proceedings of the 19th Groupe International d’experts en systèmes vitivinicoles pour la Coopération. PAV, [In Press].