



Modélisation expérimentale et statistique des relations entre caractéristiques morphologiques de la vigne et dépôts de pulvérisation : application à l'agriculture de précision.

Anice Cheraïet

► To cite this version:

Anice Cheraïet. Modélisation expérimentale et statistique des relations entre caractéristiques morphologiques de la vigne et dépôts de pulvérisation : application à l'agriculture de précision.. Sciences et techniques de l'agriculture. Montpellier SupAgro, 2020. Français. NNT : 2020NSAM0036 . tel-03998317

HAL Id: tel-03998317

<https://theses.hal.science/tel-03998317>

Submitted on 21 Feb 2023

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

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

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

En Génie des procédés

École doctorale École doctorale GAIA – Biodiversité, Agriculture, Alimentation, Environnement, Terre,
Eau

Portée par l'Université de Montpellier

Modélisation expérimentale et statistique des relations entre caractéristiques morphologiques de la vigne et dépôts de pulvérisation : application à l'agriculture de précision

Présentée par Anice CHERAIET
Le 18 décembre 2020

Sous la direction de James TAYLOR

Devant le jury composé de

Frédéric BARET, Directeur de Recherche, INRAE Avignon, France

Patrice REY, Professeur, Bordeaux Sciences Agro, France

Alexandre ESCOLA-AGUSTI, Professeur associé, Université de Lleida, Espagne

Benoit PALLAS, Chargé de Recherche, INRAE Montpellier, France

Christelle GEE, Professeur, AgroSup Dijon, France

James TAYLOR, Directeur de Recherche, INRAE Montpellier, France

Olivier NAUD, Ingénieur de Recherche, INRAE Montpellier, France

Sébastien CODIS, Ingénieur, IFV, France

Frédéric LEBEAU, Professeur, Gembloux Agro-Bio Tech, Belgique

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

Examineur

Présidente

Directeur de thèse

Examineur, encadrant

Examineur, encadrant

Invité



UNIVERSITÉ
DE MONTPELLIER

Remerciements

J'adresse mes sincères remerciements à mes encadrants Olivier Naud et Sébastien Codis pour leurs disponibilités aux moments opportuns et leurs patiences qui ont permis de faire de cette thèse une belle aventure. Je tiens à leur exprimer toute ma gratitude pour la confiance qu'ils m'ont accordées. J'ai conscience de la chance que j'ai eu d'avoir un encadrement premium. Encore Merci à vous deux.

Mes remerciements vont également en direction de mes directeurs de thèse qui ont dû se relayer pour me supporter ;-). Carole Sinfort, Frédéric Lebeau et James Taylor. Je tiens à remercier tout particulièrement James, sache que j'ai été ravi d'avoir travaillé en ta compagnie, car outre ton appui scientifique dans le cadre de ta spécialité, ton soutien dans les moments difficiles ainsi que tes encouragements ont également contribué à l'accomplissement de cette thèse. Merci pour tes précieux conseils même lorsque mes interrogations concernaient des domaines annexes. Je me dois aussi de remercier les membres de mon comité de thèse dont les conseils m'ont été précieux pour faire les rectifications nécessaires à tous les niveaux et dans toutes les étapes du travail.

Bien entendu, je ne manquerais pas de remercier pour leur sympathie, leur écoute mes collègues : Mathilde, Bernadette, Maude, Elodie T, Elodie M, maître Lienard, l'Américain, Xavier R (meilleur pilote !), Xavier D, Guigui, Alex, Thiphaine, Manon, Antoine, Jean-Phi, Jean-François, Sophie. Merci à cette grande famille de l'UMT de m'avoir accueilli !!

Un très grand merci à Anis, Bilal, Maxou, Max, Florent pour le soutien moral, les bons moments, les discussions, les débats partagés ET les matchs de foot du jeudi midi ;-).

Merci à l'ensemble des personnes de l'UMR ITAP : Jean-Paul, Gérard, Cyril, David, Cécile, Baptiste, Léo, Tewfik, Ryad, Daphné, Silvia, Zouhir, Éric, Augustin, Adel et Juju pour leur accueil, leur disponibilité et les très bons moments passés tout au long de cette thèse. Merci à toutes les autres personnes de l'unité dont je n'ai pas cité les noms, permanentes et non-permanentes.

Un merci à Constance et Mathieu pour leur accueil lors de mes expérimentations aux CIVC.

Merci à Zoran, Gwendal et Kamel mes anciens de maîtres de stage qui m'ont apporté des savoirs vivre, être et faire.

Mes amis (Mes cailles), sachez que votre rôle aura été prépondérant. Samy, Yoyo, Fredo, vous avoir à mes côtés a été d'un renfort inestimable. Je vous en suis infiniment reconnaissant. Vous êtes des bons !! Un petit coucou au père Manu du Causse qui m'a accueilli à bras ouverts et m'a permis de faire des rencontres et de vivre des sacrés moments de vie.

Finalement, j'adresse un grand merci à toute ma famille (depuis le plus petit jusqu'au plus grand) qui a toujours été présente lorsque j'en ai eu besoin. Je vous remercie pour votre soutien, votre confiance et vos encouragements. Mes sœurs Linda et Myriam, je vous remercie pour votre soutien, votre confiance et vos encouragements. Un coucou à mes tatas de Dréan (tata Moufida et tata Louisa) et la petite Didi et Doudou.

Mes pensées vont tout particulièrement :

À ma moitié Eva, nulle dédicace ne pourrait exprimer mes sentiments et mon profond attachement à toi. T'estimo amor i gràcies a Esther i Emilio per rebre'm amb els braços oberts.

À mon frère, comme on ne peut trouver nul part ailleurs. T'es le meilleur Tatar. Merci mon frérot.

À ma maman, source inépuisable de tendresse, d'amour, de patience et de sacrifice. Chaque ligne, de cette thèse t'exprime l'infinité de ma reconnaissance, mon grand respect et mon amour sans limite. Merci la Mamache.

À mon papa, l'ancien, qui nous a quittés avant de voir le fruit de ce travail. Je ne saurais exprimer mon grand chagrin en ton absence. Aucun mot ne pourrait décrire mes sentiments. J'aurais aimé te remercier devant tout le monde pour tous les sacrifices que tu as consentis pour notre éducation et que je partage avec toi l'un des plus beaux moments de ma vie. Que ton âme se repose en paix.

À tous, du fond du cœur, merci !

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1. Contexte général – état de l’art de la pulvérisation en viticulture	5
1.1 La vigne : physiologie et croissance	5
1.2 Usage des produits phytosanitaires en viticulture	7
1.2.1 Une filière agricole consommatrice de produits phytosanitaires en France	7
1.2.2 Une assurance pour la production, un risque pour l’environnement et la santé humaine.....	9
1.2.3 Une réglementation en pleine évolution : harmonisation de l’expression de la dose homologuée au niveau européen.....	10
1.3 Les stratégies visant à réduire l’utilisation des produits phytosanitaires.....	12
1.3.1 La sélection de variétés résistantes	12
1.3.2 Amélioration du positionnement des traitements par des modèles de prédiction épidémiologiques	13
1.3.3 Le biocontrôle	14
1.3.4 Optimisation des procédés de pulvérisation.....	15
1.4 Techniques de pulvérisation	16
1.4.1 Généralités	16
1.4.2 La diversité des typologies et des technologies de pulvérisation	16
Les technologies de pulvérisation	17
Les typologies de pulvérisateur.....	18
Les pulvérisateurs asymétriques.....	18
Les pulvérisateurs symétriques.....	20
1.4.3 L’évaluation de la performance agro-environnementale des pulvérisateurs viticoles : le banc d’essai EvaSprayViti.....	22
1.5 Inscrire l’optimisation des procédés de pulvérisation dans la démarche de viticulture de précision.....	24
1.5.1 La viticulture de précision : principes et définition	24
1.5.2 Caractérisation de la variabilité de la structure de la végétation et des dépôts de pulvérisation.....	26
Caractérisation de la structure de la végétation.....	26
Généralités et définition.....	26
Capteurs embarqués à la parcelle pour la caractériser la structure de la végétation..	28
Caractérisation des dépôts de pulvérisation dans la végétation	30
Méthodes intrusives.....	31
Méthodes non-intrusives.....	36
1.5.3 Les limites actuelles des outils d’aide à la décision pour déterminer la dose de produits phytosanitaires à appliquer au vignoble.....	36

1.6 Technologies innovantes pour l'amélioration l'application de la pulvérisation en viticulture.....	38
1.6.1 Généralités : la question de l'échelle d'application de la pulvérisation.....	38
1.6.2 La technologie automatisée à taux variable : « variable rate technologie »	38
1.6.3 L'application à taux variable : « variable rate application »	39
Map-based variable rate application.....	39
Real-time Variable Rate Application	40
1.7 Conclusion du chapitre	42
Chapitre 2. Problématique générale et questions scientifiques.....	45
2.1 Problématique générale	45
2.2 Questions et objectif scientifiques	46
Chapitre 3. Scanner LiDAR terrestre mobile (MTLS) pour une caractérisation en proxidétection de la structure de la végétation de la vigne	49
3.1 La technologie LiDAR	49
3.1.1 Définition et principe	49
3.1.2 Le LiDAR terrestre (TLS).....	52
Systèmes stationnaire terrestres	52
Systèmes mobiles terrestres (MTLS)	53
3.2 Les LiDAR terrestre mobile (MTLS)	55
3.2.1 Applications dans le secteur agricole.....	55
3.2.2 Caractérisation de la structure de la végétation en viticulture et arboriculture.....	56
Les sources d'erreurs répertoriés lors d'une acquisition avec un MTLS	56
L'assemblage des nuages de points : une étape critique pour le calcul des indicateurs végétatifs	58
Méthode d'assemblage de scans par points d'intérêt	58
Scan des deux côtés de la végétation.....	59
Scan d'un seul côté de la végétation.....	64
Complexité du traitement des nuages de points LiDAR : sélection des « points d'intérêt ».....	70
3.2.3 Conclusions.....	71
3.3 Proposition d'une méthode de traitement de nuages de points LiDAR automatisée pour estimer des attributs végétatifs primaires de dimensions et de densité la végétation ..	72
3.3.1 Abstract	75
3.3.1 Introduction.....	77
3.3.2 Materials and methods	82
Fields trials	82
Measurement system	83
Conventional manual measurement (CMM)	83
LiDAR sensor specifications	83
Vine unit local 3D point cloud construction	84
Filter algorithms and LiDAR data analysis.....	85
PROTOLIDAR methodology	85

LiDAR Bayesian point cloud classification algorithm (BPCC).....	86
Error assessment of result	92
Quantitative comparison of filter methods	92
Sensitivity study on thresholding in the clustering methodology.....	93
Comparison of derived canopy dimensions between the PROTOLIDAR - BPCC - CMM methodologies	93
3.3.3 Results and discussions.....	94
Quantitative comparison of filtering methods.....	94
Sensitivity study on thresholding in the clustering methodology	96
Classification of the intercepted points of a 3D LiDAR point cloud	100
Comparison of canopy dimensions derived from the PROTOLIDAR - BPCC - CMM methodologies	103
Future applications for dose management of PPP and precision viticulture	104
3.3.4 Conclusions.....	106
3.4 Conclusion du chapitre	108

Chapitre 4. Caractérisation de la distribution statistique des dépôts foliaires interceptés au sein de la végétation 109

4.1 Introduction	109
4.2 Matériels et méthodes	111
4.2.1 Site d'étude	111
4.2.2 Caractéristiques du pulvérisateur	112
4.2.3 Stratégie d'échantillonnage des dépôts foliaire dans la végétation	112
Collecteurs artificiels : méthode expérimentale	113
Collecteurs naturels : feuilles réelles.....	114
4.2.4 Collecte des données.....	114
Mesure du dépôt de pulvérisation	114
Collecteurs artificiels.....	114
Collecteurs naturels	115
Application du traceur	115
Mesure de la surface totale de végétation prélevée au sein des sections de végétation défoliées	116
4.2.5 Analyse statistique	116
Surface totale de végétation prélevée au sein des sections de végétation défoliées....	117
Statistiques descriptives et exploratoires des dépôts foliaires.....	117
Variabilité attributaire des dépôts interceptés sur feuilles réelles	117
Comparaison des distributions statistiques des dépôts observés sur feuilles réelles et sur collecteurs artificiels, à une échelle opérationnelle au vignoble	119
4.3 Résultats et discussions	120
4.3.1 Description des données	120
Surface totale de végétation prélevée au sein des sections de végétation défoliées....	120
Statistiques descriptives et exploratoires des dépôts foliaires.....	122
4.3.2 Variabilité attributaire des dépôts interceptés sur feuilles réelles.....	124
4.3.3 Comparaison des distributions statistiques des dépôts foliaires observées sur feuilles réelles et sur collecteurs artificiels, à une échelle opérationnelle au vignoble...	128

4.4	Conclusion du chapitre	131
-----	------------------------------	-----

Chapitre 5. Modélisation statistique pour prédire la distribution des dépôts foliaires interceptés en tenant compte de la technologie d'application et de la structure de la végétation 133

5.1	D'une modélisation empirique univarié de prédiction des dépôts moyens foliaires interceptés.....	133
5.1.1	Introduction.....	136
5.1.2	Materials and methods	138
	Site.....	138
	Measurements of average standardized spray deposition	138
	LiDAR 2D data collection.....	139
	Calculation of LiDAR indices	139
	LWApts indicator	139
	TAI indicator	140
	Calibration and validation of local model of deposition using indice.....	141
	Calibration	141
	Validation	142
5.1.3	Results and discussions.....	142
	Description of data	142
	Deposition.....	142
	LiDAR	143
	Calibration results	145
	Validation results.....	145
5.1.4	Conclusions.....	147
5.2	À une modélisation statistique multivariée de prédiction de la distribution des dépôts foliaires interceptés.....	149
5.2.1	Introduction.....	154
5.2.2	Materials and Methods.....	157
	Fields trials	157
	Sprayer characteristics.....	158
	Data collection.....	159
	Measurements of the spray deposit	159
	2D LiDAR information of canopy structure.....	161
	Data processing	163
	Calculation of the decile distribution of the spray deposit	163
	Proposed derivation of primary canopy attributes.....	164
	Modelling	167
	Classification of data	168
	Model Construction	168
	Model Calibration.....	170
	Model Validation.....	171
5.2.3	Results and discussions.....	171
	Description of the calibration data	171
	Deposition.....	171
	2D LiDAR	173

Modelling	176
Calibration and validation of univariate models.....	176
Multivariate models for prediction of decile deposition from a combination of primary canopy attributes	178
Assessment of the performance of multivariate models compared to univariate models	183
Potential uses of multivariate deposit prediction models.....	185
Dose expression.....	185
Precision spraying.....	186
5.2.4 Conclusions.....	187
5.3 Conclusion du chapitre	188
Chapitre 6. Vers un cadre d'évaluation pour identifier les scénarios technologiques les plus pertinents pour la pulvérisation viticole de demain	191
6.1 Introduction	191
6.2 Définition d'un nouveau cadre évaluation de scénarios technologiques pour la pulvérisation en viticulture	192
6.2.1 Définition des scénarios technologiques.....	193
6.2.2 Processus décisionnel simulé dans un scénario technologique.....	193
6.2.3 Processus d'évaluation comparative des scénarios technologiques.....	195
6.3 Etude exploratoire.....	196
6.3.1 Matériels et méthodes	197
Domaine expérimental de l'étude	197
Caractérisation de la végétation par un MTLs.....	198
Description des scénarios technologiques.....	198
Établissement de cartes de préconisation des doses à appliquer sous contrainte d'hypothèses de niveaux de risque de la protection phytosanitaire	200
Présentation de la règle de décision pour le calcul des préconisations de doses à appliquer	201
Cartes de préconisation des doses à appliquer.....	203
Critère d'évaluation des scénarios technologiques	204
6.3.2 Résultats et discussions.....	204
Analyse des scénarios technologiques	204
Comparaisons des scénarios technologiques.....	208
Introduction de nouveaux indicateurs pour qualifier la fragilité de la protection phytosanitaire du point de vue du décideur.....	211
6.4 Conclusion du chapitre	213
Chapitre 7. Conclusions générales et perspectives	215
7.1 Conclusions générales	215
7.1.1 Mesurer	216
7.1.2 Modéliser	218
7.1.3 Evaluer	219
7.2 Perspectives	220

Bibliographie.....	225
Annexes	243
Liste des figures	249
Listes des tables	257
Publications et participations à des conférences	261
Résumé	263
Abstract	265

Introduction générale

La bonne utilisation des produits de protection des plantes (PPP) et l'optimisation de leurs procédés d'application constituent un enjeu central du développement durable en agriculture et de la transition agro écologique. L'efficacité des procédés de protection des plantes est au cœur des problématiques de sécurité alimentaire, de sûreté sanitaire et de protection de l'environnement. Ces problématiques sont exacerbées dans le domaine viticole. L'usage des PPP y est en effet important et conduit à des questionnements sur l'exposition des opérateurs, et les pollutions ponctuelles ou diffuses de l'environnement. En zone péri-urbaine, la proximité des parcelles avec les habitations est souvent source d'inquiétudes voire de conflits.

Aujourd'hui, la protection phytosanitaire des vignobles repose principalement sur une stratégie de lutte chimique préventive résultant de raisonnements sur les conditions climatiques, les spécificités de cépages et l'historique des parcelles. À chaque événement météorologique pouvant présenter un risque pour la culture, une application de PPP par pulvérisation est effectuée. Cette application se fait la plus souvent à la dose homologuée indiquée sur l'étiquette du produit. La dose homologuée (en l ou $\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$) est une dose fixe relative à la surface cadastrale des parcelles à protéger. La densité de plantation, le stade de développement de la plante et le type de pulvérisateur utilisé pour l'application ne sont pas pris en compte. Cependant, la surface de feuilles à protéger peut varier dans un rapport de 1 à plus de 10 en fonction du stade de croissance végétative et des caractéristiques des parcelles. Pour un même stade végétatif, entre parcelles mais également au sein d'une même parcelle, de nombreuses zones du vignoble peuvent différer les unes des autres en termes de structure et de vigueur de végétation. Pour caractériser de manière objective la végétation, plusieurs technologies de capteurs utilisés en proxidtection se révèlent prometteuses, notamment la technologie LiDAR (*Light Detection And Ranging*). Cette technologie optique permet d'accéder à des informations sur la végétation de manière non intrusive et non destructive. Lorsqu'elle est associée à un vecteur mobile, elle permet avec un investissement limité de rendre compte de nombreuses propriétés agronomiques et leurs variations locales entre parcelles et au sein des parcelles.

La thématique de ce travail de thèse repose sur l'hypothèse agronomique que la dose de produit qu'il est pertinent d'appliquer sur une parcelle pourrait dépendre d'une expression de la quantité

de végétal à protéger et sur l'hypothèse technologique qu'un instrument comme un capteur LiDAR pourrait être utilisé pour caractériser le végétal et calculer des différentiels de dose à appliquer entre parcelles ou au sein des parcelles.

L'application des PPP est réalisée par l'intermédiaire des pulvérisateurs actuellement disponibles sur le marché qui présentent une grande variabilité de performances agro-environnementales, et notamment un coefficient d'interception du spray par le végétal à protéger très variable selon les appareils, le stade végétatif et les pratiques d'utilisation. On pourrait résumer la situation en disant que si un viticulteur sait ce qu'il a pulvérisé dans sa parcelle, il ne maîtrise aujourd'hui pas la dose effectivement interceptée et utile à la culture.

La mise en œuvre d'une gestion du vignoble relevant de l'agriculture de précision et spécifique au site devrait, pour toutes ces raisons, conduire à abandonner le concept d'une décision uniforme à l'échelle de l'exploitation viticole. Dans ce mémoire, on se propose d'étudier l'hypothèse de décisions de gestion à la parcelle voire en intra-parcellaire. Sans préjudice sur le choix d'échelle décisionnelle, l'objet de ce mémoire sera de proposer un cadre de mise en œuvre de la notion de pulvérisation de précision, en partant de l'hypothèse que cette notion consiste à moduler localement l'application de PPP en fonction des besoins ponctuels en protection chimique. Tant les objectifs de la politique agroenvironnementale du plan « Ecophyto II » (consistant à réduire de 50% l'usage des PPP à l'horizon 2025) que ceux de la directive européenne 2009/128/CE motivent de développer la notion de pulvérisation de précision pour en faciliter la mise en œuvre.

Se pose alors la question de comment il conviendrait d'adapter les consignes de pulvérisation (réglages de l'appareil, dose à appliquer) aux caractéristiques structurales de la végétation, selon la performance agro-environnementale du pulvérisateur utilisé. La stratégie proposée dans ce mémoire consiste à tenir compte de la répartition des dépôts de produits à différentes échelles spatiales au sein du couvert végétal en fonction des caractéristiques structurales de ce dernier. Pour établir des données de référence et prédire ces répartitions en termes de distribution statistique, une approche purement expérimentale semble a priori inefficace car il n'est pas imaginable de considérer et d'expérimenter toutes les situations (appareil x réglage x conditions extérieures x cépage x stade de développement x mode de conduite x distances de plantation x topographie).

L'objectif du travail présenté dans ce mémoire est de proposer une démarche de modélisation expérimentale en vue d'élaborer des modèles prédictifs de quantités et distributions de dépôts de pulvérisation sur la végétation en s'appuyant sur des données caractérisant la structure du végétal, telles les données issues d'un LiDAR terrestre mobile, et des échantillonnages de dépôts au sein de la végétation.

- Le chapitre 1 de ce mémoire constitue une mise en contexte des enjeux et des stratégies existantes pour réduire l'utilisation des PPP en viticulture. Un l'état de l'art portant sur les capteurs et méthodes permettant de caractériser la végétation et décrire les dépôts de pulvérisation, ainsi que les technologies innovantes de pulvérisation existantes est présenté.
- Le chapitre 2 énonce la problématique scientifique et l'ensemble des questions scientifiques abordées dans ce mémoire.
- Le chapitre 3 décrit dans un premier temps, le principe de fonctionnement et les diverses applications des LiDAR terrestre dans le secteur agricole. Dans un second temps, les principaux travaux de recherche menés avec des LiDAR terrestres mobiles pour caractériser la structure de la végétation en viticulture sont exposés. Enfin, une nouvelle méthode de traitement de nuages de points LiDAR automatisée permettant d'estimer des attributs végétatifs primaires de dimensions (hauteur, épaisseur) de végétation est présentée.
- Le chapitre 4 présente une méthode expérimentale basée sur la pose de cibles artificielles, permettant à une échelle opérationnelle au vignoble de caractériser et d'estimer la distribution statistique des dépôts foliaires interceptés au sein de la végétation et étudie à l'échelle d'un cep de vigne la distribution statistique des dépôts foliaires observée sur des feuilles réelles.
- Le chapitre 5 décrit la démarche de modélisation statistique multivariée développée pour établir les relations entre la distribution des dépôts de PPP par unité de surface au sein de la végétation, la structure du couvert végétal estimée par un LiDAR terrestre mobile et la technologie de pulvérisation utilisée.
- Le chapitre 6 présente un cadre permettant d'évaluer l'intérêt du développement de technologies de pulvérisation de précision pour la viticulture de demain. Pour cela, les modèles construits dans chapitre 5 ont été interprétés à différentes échelles spatiales de décision de la dose, selon différents scénarios technologiques afin de répondre à la

question suivante : quels gains peut-on attendre en termes de réduction des intrants phytosanitaires et selon quels prérequis technologiques ?

- Enfin le chapitre 7 présente le bilan des travaux effectués. Nous présentons aussi différentes perspectives de recherches qui permettraient de poursuivre ces travaux de recherche et de les valoriser.

Chapitre 1. Contexte général – état de l’art de la pulvérisation en viticulture

Ce chapitre présente les principales caractéristiques de la vigne en termes de physiologie et de croissance et les enjeux de l'usage des produits de protection des plantes (PPP). Il aborde ensuite les stratégies existantes pour réduire l'utilisation des PPP en viticulture avant de se focaliser sur les techniques de pulvérisation. Un l'état de l'art portant sur les capteurs et méthodes permettant de caractériser la végétation et décrire les dépôts de pulvérisation, ainsi que les technologies innovantes de pulvérisation existantes est présenté. Après cet état de l'art, la problématique de ce mémoire de thèse sera énoncée de façon détaillée au chapitre suivant.

1.1 La vigne : physiologie et croissance

La vigne est une culture pérenne et selon les vignobles, la durée d'exploitation d'une parcelle varie généralement entre 30 et 80 ans, en fonction du cépage, des contraintes de production et des 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 de ce cycle, communément retrouvée dans les ouvrages, se retrouve dans le concept de « trajectoire de la vigne » défini par l'enchaînement successif des trois phases qui caractérisent la croissance de la vigne : phases végétative, reproductive et de repos hivernal.

Les événements physiologiques marquants aux cours des cycles de développement décrivent ce que l'on appelle la phénologie. Les stades phénologiques de la vigne ont été établis pour la première fois par Baggiolini en 1952. Il définit 16 stades depuis les « bourgeons d'hiver » (structures qui protègent un embryon de rameau et une ébauche de feuille pendant l'hiver) jusqu'à la chute des feuilles. En 1994, Lorenz et al. en se basant sur le code décimal établi par Zadoks et al. (1974) complète cette échelle, notamment pour les étapes de floraison, de façon à obtenir une échelle universelle pour toutes les plantes à fleurs (Angiospermes). C'est l'échelle

d'usage dans le milieu académique comme dans la profession, appelée échelle BBCH (Biologische Bundesanstalt Bunderssortenamt and CHemical industry). Pour *Vitis vinifera*, l'échelle comprend 47 stades d'intérêts (figure 1.1).

Toutefois certains stades phénologiques sont critiques en protection des cultures, tels que le début de végétation (entre 2-3 et 7-8 feuilles étalées suivant les maladies), et la floraison (Calonnec et al., 2006 ; Caffi et al., 2010). Il est impératif de limiter l'apparition des maladies cryptogamiques dites polycycliques (e.g. mildiou, oïdium) de la vigne aux stades précoces car une fois implantée, une maladie cryptogamique va se multiplier et se propager plusieurs fois dans la saison, d'une façon qui peut être exponentielle et induire des pertes de rendement très importantes en fin de saison. La floraison est un stade physiologiquement sensible et sa perturbation cause des pertes de rendement importantes (Calonnec et al., 2005).

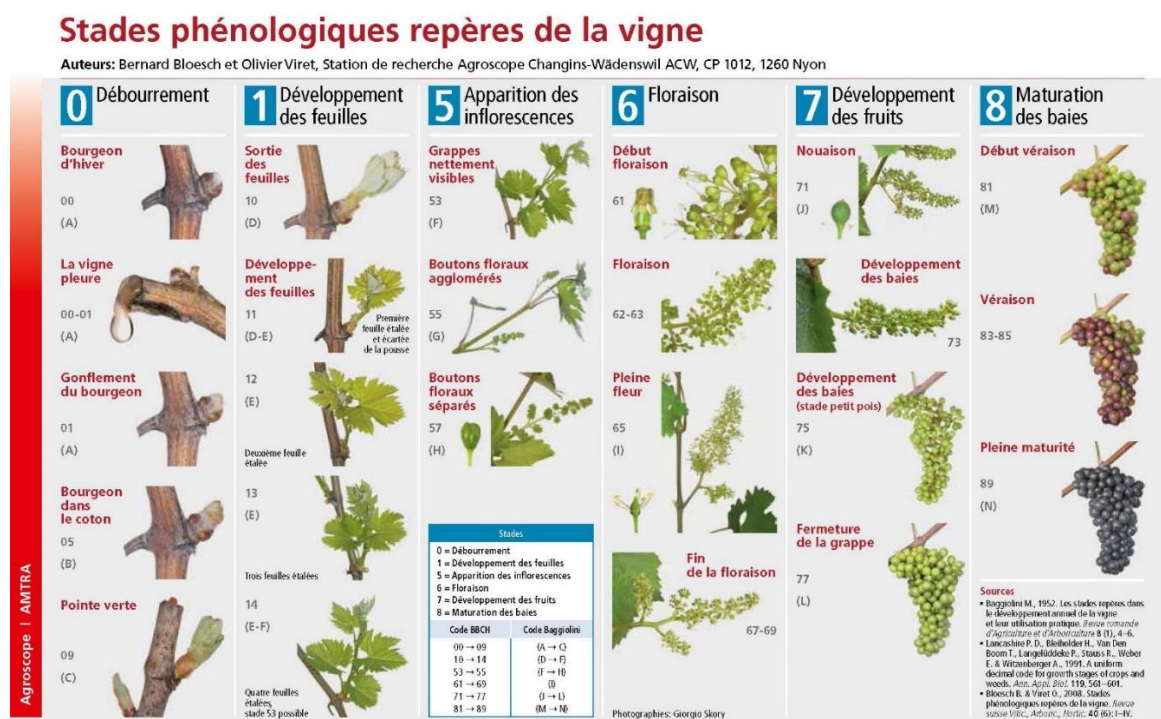


Figure 1.1. Stades phénologiques de la vigne selon les codes BBCH et Baggiolini. D'après Bloesch & Viret, (2008).

1.2 Usage des produits phytosanitaires en viticulture

1.2.1 Une filière agricole consommatrice de produits phytosanitaires en France

La viticulture est une filière incontournable de l'agriculture française. Répartis dans 66 départements, les dix bassins viticoles français s'étendent sur 790 000 ha, ce qui représente 3 % de la surface agricole utile (SSP, 2018). En 2019, 17 % du vin produit dans le monde était produit en France, faisant ainsi de la France le deuxième producteur mondial de vin (Organisation Internationale du Vin, 2019).

Toutefois, la viticulture fait partie des filières les plus intensives en termes d'utilisation de PPP (Aubertot et al., 2005 ; Urruty et al., 2016). Cette forte consommation en PPP, notamment en fongicides s'explique par deux facteurs : une pression phytosanitaire forte exercée sur les parcelles viticoles par les bio agresseurs, en particulier les maladies cryptogamiques, et une charge en PPP représentant, en valeur relative, une faible part dans le résultat économique d'une exploitation viticole. La vigne est en effet une culture à haute valeur ajoutée.

Ravageurs aériens et souterrains, maladies cryptogamiques, bactériennes ou virales, les bio agresseurs de la vigne sont nombreux et sont notamment à l'origine de pertes en termes de quantité et de qualité de la récolte (Clerjeau, 2005). Ces pertes de rendement peuvent représenter un manque à gagner important pour les viticulteurs (Zadoks & Schein, 1979). Cela se traduit par un nombre important de traitements appliqués dans les vignobles (SSP, 2019a). Pour évaluer la consommation en PPP différents indicateurs ont été mis en place, tel que l'indicateur de fréquence de traitement (IFT) (Brunet et al., 2008). Il prend en compte les traitements fongicides, insecticides et herbicides réalisés. Cet indicateur est utilisé pour réaliser un suivi territorial de niveau de l'évolution des pratiques par type de culture. En 2016, à l'échelle nationale, l'IFT moyen global intégrant tous les types de PPP (fongicides, insecticides et herbicides) était de 15,3 (SSP, 2019a). Cependant, la contribution des herbicides, insecticides et fongicides à l'IFT moyen global est différente. En 2016, l'IFT herbicide moyen était de 0,6, ne représentant que 4,5 % des IFT. Avec une valeur moyenne de 1,8, les traitements insecticides représentaient 12,7 % des IFT. L'IFT fongicide moyen était de 13, ce qui représentaient plus

de 80 % de l'IFT moyen global et 99,8 % de ces traitements ciblent principalement deux maladies, le mildiou (*Plasmopara viticola*) et l'oïdium (*Erysiphe necator*) (SSP, 2019a).

En absence de protection phytosanitaire, ces maladies conduisent à une réduction de rendement et/ou de qualité de vendange qui peut aller jusqu'à une perte totale de récolte (SSP, 2015a). Pour lutter contre ces maladies, deux stratégies de traitement sont utilisées, les préventifs et les curatifs. Les premiers forment un film protecteur sur la plante qui empêche la germination des spores du champignon. Ils ne permettent donc pas de contrôler un champignon déjà implanté sur le végétal et doivent être appliqués de façon préventive avant l'apparition de la maladie. Les seconds ont, par contre, une action sur la maladie déjà installée. Ils peuvent être systémiques, non systémiques ou translaminaires. Lorsque le fongicide est systémique, il est plus ou moins redistribué dans toutes les parties de la plante par le système vasculaire de cette dernière. Les fongicides translaminaires pénètrent dans les tissus de la plante sans être redistribués alors que les non-systèmeux demeurent à la surface des tissus. Cependant, la stratégie repose essentiellement sur une pulvérisation préventive de produits. Les produits cupriques (à base de cuivre) et soufrés (à base de soufre) sont le socle de la protection (Cabús et al., 2017) en viticulture conventionnelle ou biologique. Du fait de son effet néfaste sur l'environnement (accumulation de cuivre dans le sol) (Arena et al., 2018), l'utilisation du cuivre est maintenant limitée à 4 kg.ha⁻¹ et par an lissé sur une période de sept ans (Anon. Commission Implementing Regulation (EU), 2018/1981).

Sur le résultat d'une exploitation viticole en 2002, la charge en PPP représentait 398 euros par ha et par an en moyenne, soit 4 % du résultat brut d'exploitation, contre 9,8 % en grandes cultures (Aubertot et al., 2005). Ceci n'incite pas les viticulteurs à réduire l'utilisation de PPP, en regard du risque que cela représenterait pour leur récolte (Aubertot et al., 2005). L'utilisation de PPP est considérée comme une garantie peu coûteuse et peu risquée de la récolte et du revenu associé (Aubertot et al., 2005).

1.2.2 Une assurance pour la production, un risque pour l'environnement et la santé humaine

La réduction de l'usage des PPP est devenue une attente sociétale forte en France. L'opinion publique semble prendre conscience de la relation entre l'utilisation de PPP d'une part, et les risques pour la santé (Mostafalou & Abdollahi, 2017) et l'environnement d'autre part. En effet, de nombreuses études scientifiques soulignent clairement la présence de leurs produits de dégradation dans tous les compartiments de l'environnement, comme les eaux des bassins-versants viticoles (Mezière et al., 2009), l'air (Gil et al., 2007) et les sols (Komárek et al., 2010). Ces pollutions sont dues au transfert des substances pulvérisées sur la culture dans l'environnement, lors de la pulvérisation (figure 1.2). Lors de l'application des traitements, une partie du produit dérive et se volatilise, une partie tombe *in fine* sur le sol puis s'infiltre ou ruisselle (Van den Berg et al., 1999). Dans le cas de pulvérisateurs peu performants, seule une faible quantité de produits atteint la cible, de l'ordre de 20-30 % en début de végétation et 50-60 % en pleine végétation (Sinfort, 2008).

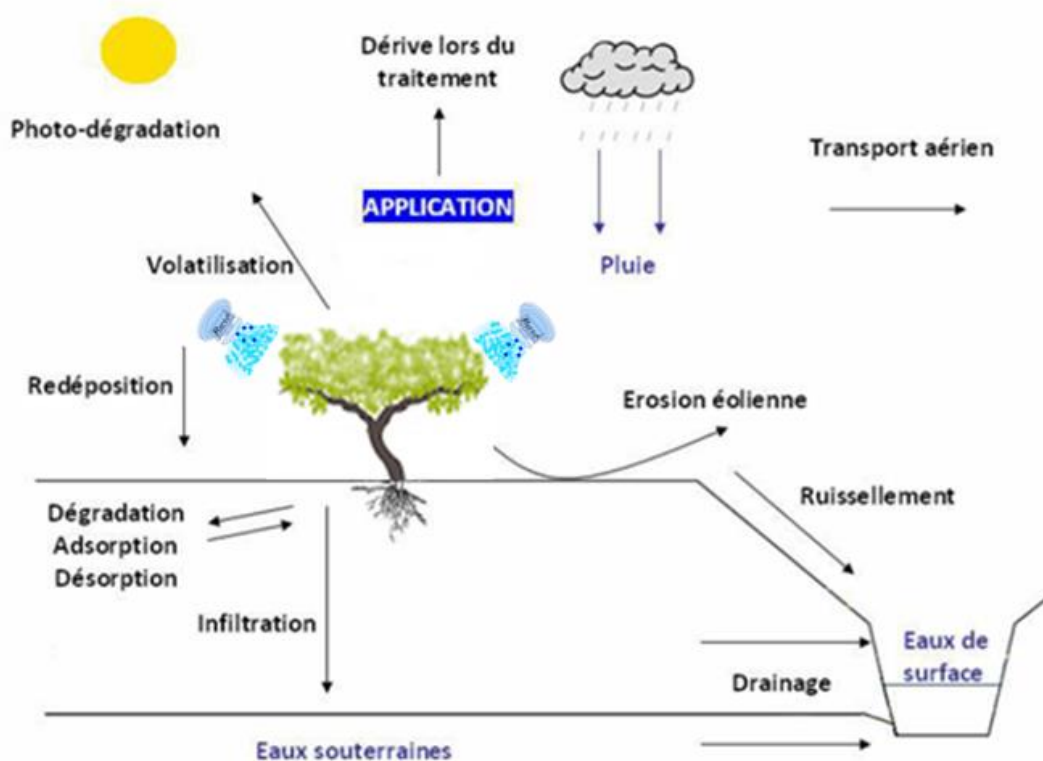


Figure 1.2. Mécanismes et modes de transfert des résidus phytosanitaires vers les différents compartiments de l'environnement. Modifié d'après Fédération Régionale de Défense contre les Organismes Nuisibles.

Les enjeux de la réduction de l'utilisation des PPP sont donc multiples et touchent aussi bien le domaine de l'environnement, la santé que de l'économie, ce qui souligne l'importance de parvenir à une diminution de la quantité de PPP utilisés.

1.2.3 Une réglementation en pleine évolution : harmonisation de l'expression de la dose homologuée au niveau européen

La demande sociétale de réduction d'usage des PPP, le contexte de la directive européenne 2009/128/CE et du plan Ecophyto II en France conduisent à reconsidérer l'ensemble des processus de protection de la vigne. Parmi les questions posées, figure le mode d'expression des doses homologuées des PPP.

La dose actuellement homologuée en cultures pérennes (viticulture, arboriculture) est une dose fixe définie par hectare cadastral et indépendante des conditions d'application (quantité de végétation à traiter, mode de conduite, etc.). Pourtant, entre les premiers traitements et le stade de pleine végétation, la surface foliaire totale à traiter (SFT en ha de feuilles par hectare cadastral) sur une même parcelle peut varier de 1 à plus de 10 (Chapuis, 2012). À un même stade végétatif, en fonction des modes de conduite et de la vigueur des parcelles, la surface à traiter peut varier dans un rapport de 1 à plus de 3 (Chapuis, 2012). Cela conduit à des quantités de produits déposés par unité de surface sur le végétal très variables entre parcelles et au sein d'une même parcelle selon les typologies de vigne (modes de taille, conduite et palissage) (Pergher & Petris, 2008a ; Codis et al., 2014 ; Codis et al., 2018). Bien que la dose homologuée par hectare soit une dose maximale, aucune indication permettant de l'adapter n'est donnée aux viticulteurs. De ce fait, elle est considérée sur le terrain comme la dose d'emploi avec comme conséquence au plan juridique, en cas de recours contre la firme ou le distributeur, la pleine et entière responsabilité du viticulteur s'il n'a pas appliqué la pleine dose figurant sur l'étiquette du produit.

Le projet de recherche CASDAR-RT Technodoseviti a pour objectif finalisé d'alimenter les réflexions conduites au niveau national sur le sujet de l'expression des doses, et plus généralement de contribuer à la réduction de la dépendance de la filière viticole aux PPP. Un des objectifs de ce projet est d'étudier les possibilités de mise en place d'abaques de

transformation des doses homologuées par hectare cadastral actuellement utilisées, en doses ajustées aux conditions de l'application. Cet abaque pourrait figurer à terme sur l'étiquette des produits. Il devrait être facile à lire et ne comporter que des paramètres d'entrée facilement mesurables au champ par le viticulteur (e.g. stade de développement végétatif, espacement entre rangs, hauteur de végétation).

Au niveau Européen, on observe une disparité des modes d'expression des doses utilisées. L'Allemagne et la Suisse disposent d'un système où les doses sont indexées sur le stade végétatif et tiennent ainsi compte, implicitement de la quantité de végétation à traiter. Les doses évoluent dans un rapport de 1 à 4 en Allemagne et de 1 à 3 en Suisse entre les premiers traitements et les applications réalisées au stade de pleine végétation (Codis et al., 2012). Par ailleurs, la comparaison des niveaux de doses homologuées pour des produits identiques entre pays voisins fait apparaître de nombreuses disparités qui se traduisent *in fine* par d'importantes variations de quantité de matière active appliquée par hectare pour un même usage en fonction des pays (Codis et al., 2016). Ainsi, comme en attestent de nombreuses publications, un système d'expression des doses de PPP harmonisé entre pays, et tenant explicitement compte de l'évolution de la structure du végétal à protéger, apparaît fortement souhaitable (Frießleben et al., 2007 ; Wohlauser, 2009 ; Walklate & Cross, 2012).

L'expression de la dose a été discutée à plusieurs occasions en Europe durant les dix dernières années. En 2016, un consensus a été trouvé entre les pays. Pour les cultures de fruits à pépins et la vigne, il a été acté que la surface de haie foliaire (*leaf wall area*, LWA) serait désormais le mode d'expression de la dose utilisé dans le cadre de l'évaluation des PPP (EPPO, 2016). Depuis le 01/01/2020, les demandes d'homologation de nouveaux PPP doivent être soutenues par des essais de bonnes pratiques effectués sur la base d'une dose pour 10 000 m² de LWA. Le concept de dose exprimée pour 10 000 m² de LWA offre la possibilité d'harmoniser les doses d'application dans les cultures de la vigne et des arbres fruitiers à pépins, en ajustant la dose à appliquer et permet de rendre les essais comparables (Toews & Friessleben, 2012). Libre ensuite à chaque pays d'utiliser ce mode d'expression sur l'étiquette du produit ou de le convertir dans le mode d'expression réglementaire en cours à l'échelle nationale. Cette décision montre combien le sujet d'une dose tenant compte de l'évolution de la végétation est d'actualité.

1.3 Les stratégies visant à réduire l'utilisation des produits phytosanitaires

Différentes stratégies peuvent être mise en œuvre pour parvenir à réduire l'usage des PPP en viticulture comme la sélection de variétés résistantes, le raisonnement pour l'amélioration du positionnement des traitements, le recours à des solutions de traitements de biocontrôle, et l'optimisation des procédés de pulvérisation (Launès et al., 2015).

1.3.1 La sélection de variétés résistantes

En France, la sélection variétale est au cœur de la recherche viticole. De nombreux travaux ont été menés dans le but de contrôler le développement des maladies de la vigne par l'introggression de gènes de résistance issus de variétés sauvages, dans les variétés élitaires cultivées sensibles (Lamichhane et al., 2015). En effet la prégnance de nombreuses maladies affectant *Vitis vinifera* résulte historiquement de transports de plants entre continents. Les premiers travaux furent menés par Bouquet (1980) sur une résistance dite « monogénique » qui fut obtenue à partir du croisement de *Vitis vinifera* et d'une vigne sauvage américaine. Suite à ces travaux, une trentaine de variétés, totalement résistantes à l'oïdium et fortement résistantes au mildiou, ont été obtenues (Montaigne et al., 2016). Au-delà des variétés issues de la recherche française, onze variétés résistantes allemandes et une variété résistante italienne sont actuellement disponibles sur le marché. Elles ont obtenu leur classement définitif en 2017 et ont été intégrées au catalogue national. Si l'utilisation des gènes de résistance est un moyen efficace pour contrôler les maladies, cette stratégie nécessite des dizaines d'années pour être mise en place. Par ailleurs, il est fréquent d'assister au cours du temps à une perte d'efficacité, plus ou moins rapide. Cette perte d'efficacité, dite également « contournement » ou « érosion » des résistances, est liée à la sélection de souches d'agents pathogènes capables d'infecter les cultivars initialement résistants. Dans le cas de la vigne, la crainte d'une adaptation des populations de mildiou et d'oïdium visée par la résistance semble justifiée. Pour le mildiou, Peressoti et al., (2010) on décrit un premier contournement de résistance sur la variété Bianca. De plus, une étude réalisée par Delmas et al. (2016) a mis en évidence l'érosion des résistances de trois variétés résistantes (Regent, Prior et Bronner) déployées en Allemagne. C'est pourquoi

plusieurs auteurs ont recommandé le développement de variété résistantes polygéniques (Zhan et al., 2002 ; Pariaud et al., 2009).

Notons qu'à l'heure actuelle, la diffusion de variétés résistantes reste très restreinte et malgré leur développement dans un futur à moyen ou long terme, il faudra quand même continuer à appliquer des PPP pour éviter des contournements précoces et l'émergence de nouvelles maladies (e.g. *black rot* qui ne fait pas partie des gènes de résistance).

1.3.2 Amélioration du positionnement des traitements par des modèles de prédiction épidémiologiques

La question du positionnement temporel des traitements peut notamment être illustrée par le raisonnement du premier traitement anti-mildiou de la saison. En effet, il a été montré que déclencher le premier traitement au plus près de la période d'infection du mildiou de la vigne permettait de réduire le nombre de traitements phytosanitaires tout en gardant un niveau de protection satisfaisant (Caffi et al., 2010 ; Chen, 2019). Le déclenchement de la lutte contre le mildiou est une étape déterminante pour la protection de la vigne ; un premier traitement trop précoce pourrait entraîner une augmentation inutile du nombre de traitements phytosanitaires, tandis qu'un démarrage trop tardif peut causer l'échec de la protection phytosanitaire. Afin d'identifier les périodes favorables au développement de la maladie (infection ou sporulation) et ainsi appliquer le traitement au meilleur moment, les viticulteurs peuvent s'appuyer pour prendre leur décision sur des modèles de prévision des risques épidémiologiques (Tran Manh Sung et al., 1990 ; Magnien et al., 1991 ; Strizyk, 1994).

Certains de ces modèles ont été utilisés pour développer des outils d'aide à la décision (OAD). Par exemple, les modèles Potentiels Systèmes (Strizyk, 1994) sont intégrés dans la plateforme Epicure-Optidose de l'Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV). Cette plateforme fournit aux viticulteurs une estimation du risque d'infection semaine après semaine à partir des prédictions du modèle, alimenté par des données et prévisions météorologiques (Raynal et al., 2012). Les modèles Potentiels Systèmes évaluent le risque potentiel de contamination à partir de l'écart entre les relevés météorologiques actuels du millésime et les conditions climatiques passées. Cette vision à moyen terme permet de réaliser les traitements en préventif, c'est à dire

avant que la contamination ne soit effective. Il a été démontré que l'utilisation de modèles épidémiologiques dans le raisonnement des traitements pouvait entraîner une réduction significative du nombre d'applications de PPP par rapport aux pratiques actuelles, tout en limitant le développement du mildiou (Caffi et al., 2010 ; Menesatti et al., 2015).

1.3.3 Le biocontrôle

Une alternative aux PPP de synthèse est l'emploi de produits de biocontrôle. Ces produits peuvent être utilisés seuls ou associés à d'autres moyens de lutte. La directive 128/2009/CE définit le biocontrôle comme le recours à « des agents et produits utilisant des mécanismes naturels dans le cadre de la lutte intégrée contre les ennemis des cultures, qui comprennent en particulier d'une part les macro-organismes et d'autre part les produits phytopharmaceutiques comprenant des micro-organismes, des médiateurs chimiques comme les phéromones et les kairomones et des substances naturelles d'origine végétale, animale ou minérale ».

En 2016, l'utilisation des produits de biocontrôle représente 12 % de l'IFT total moyen : 1,8 sur 15,3. La part de l'IFT biocontrôle dans l'IFT total moyen est très disparate entre les différents bassins viticoles : de 5 % en Charentes à 26 % dans le Cher. Elle est d'au moins 20 % dans quatre bassins viticoles (Cher, Côtes-du-Rhône Nord, Bouches-du-Rhône et Alsace). La part des produits de biocontrôle (notamment ceux à base de soufre) est plus importante dans les traitements fongicides. L'IFT biocontrôle pèse en effet pour 14 % de l'IFT fongicide (SSP, 2019a).

Dans l'avenir, de plus en plus de produits de biocontrôle seront utilisés en viticulture. Cependant, leur efficacité peut être variable ou limitée, en comparaison aux produits de synthèse (Dagostin et al., 2011). Au vu de l'efficacité relative actuelle de bon nombre de ces produits, optimiser les procédés de pulvérisation de ces produits, notamment en ciblant précisément le végétal à protéger sera un enjeu fort pour la filière viticole.

1.3.4 Optimisation des procédés de pulvérisation

D'après Deveau (2009), l'efficacité d'une pulvérisation dépend d'un ensemble de paramètres tels que : le matériel de pulvérisation, la méthode de pulvérisation, la cible (la plante) et les facteurs météorologiques ainsi que le produit utilisé (figure 1.3). Ces paramètres doivent être pris en compte pour optimiser la dose de PPP à appliquer tout en garantissant une bonne efficacité du traitement pulvérisé contre les bio agresseurs de la vigne et notamment les maladies cryptogamiques.

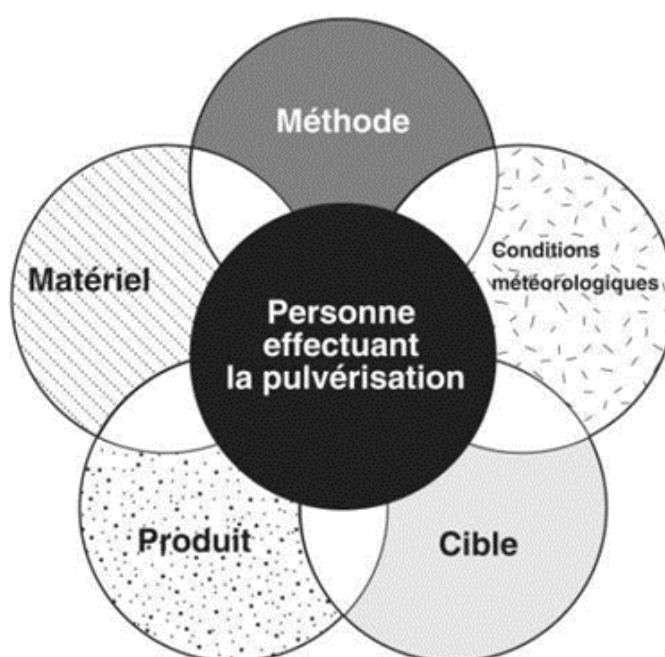


Figure 1.3. Les paramètres à prendre en compte pour une efficacité des pratiques de pulvérisation. D'après Deveau, (2009).

Pour optimiser les procédés de pulvérisation, la question de l'adaptation des consignes de pulvérisation (dont dépend la dose appliquée de PPP) aux caractéristiques structurelles de la végétation selon la performance agro-environnementale du pulvérisateur utilisé se pose. La recherche présentée dans ce mémoire s'inscrit dans cette problématique.

1.4 Techniques de pulvérisation

1.4.1 Généralités

La réduction des PPP est un enjeu stratégique pour la filière viticole. Si les efforts sont principalement consacrés à la recherche de produits alternatifs (biocontrôle) ou aux OAD pour réduire les doses de produits utilisés, la qualité de la pulvérisation reste une source importante de progrès directement mobilisable par les viticulteurs. Les différences de quantité et de répartition de PPP dans le couvert peuvent en effet être significatives selon le réglage du pulvérisateur ou le choix du matériel utilisé (Codis et al., 2014, 2018).

1.4.2 La diversité des typologies et des technologies de pulvérisation

Cette section dresse un inventaire rapide des principales typologies et technologies de pulvérisation en viticulture, des mécanismes mis en jeu et présente un bilan des avantages et inconvénients de chaque technologie ainsi que leur cadre d'utilisation (table 1.1).

Si décrire les procédés de pulvérisation existants apparaît comme indispensable pour optimiser ces techniques dans le futur, cela permet aussi dans ce mémoire de replacer le matériel sélectionné pour les expérimentations dans le contexte général. La variété des technologies et de leur performance agro-environnementale justifie également, comme cela sera montré dans le chapitre 6, la nécessité de prendre en compte le type technologique pour décider de la dose à appliquer.

Table 1.1. Tableau récapitulatif des principales technologies de pulvérisation en viticulture.

	Jet projeté	Jet porté	Pneumatique
Volumes de bouillie générés (L ha ⁻¹)	50-150	50-150	60-150
Valeur diamètre des gouttes (µm)	100-500	100-400	100-150
Avantages	Intéressant pour des traitements de début de végétation	Bonne pénétration dans le couvert végétal	Bonne pénétration dans le couvert végétal
Inconvénients	Mauvaise pénétration en pleine végétation car faible énergie de transport des gouttes	Dérive plus ou moins grande suivant les buses utilisées	Dérive accrue par le très faible diamètre des gouttes. Très mal adapté au début de végétation
Utilisation	Végétation peu dense	Tout type de vignoble	Végétation dense

Les technologies de pulvérisation

Il existe deux grandes technologies de pulvérisation, à savoir les jets pression et les jets pneumatiques. Elles se distinguent par la manière de fragmenter la bouillie :

- Dans le cas des jets pression, la bouillie est pulvérisée grâce à une buse. L'air, s'il est présent, n'est utilisé que pour transporter les gouttes formées jusqu'à la végétation. On parlera alors de jet porté (figure 1.4a). Sans assistance d'air, il s'agit de jet projeté (figure 1.4b).
- Dans le cas des jets pneumatiques, les circuits de distribution d'air et de produits sont directement connectés à l'extrémité (figure 1.4c). Ainsi, lorsque le pulvérisateur est en fonctionnement, la lame d'air vient percuter le filet de bouillie pour le fragmenter en une multitude de gouttelettes. L'autre rôle de l'air est de porter ce nuage de fines

gouttelettes jusqu'à la végétation. Les pulvérisateurs utilisant cette technologie ont tendance à créer des gouttes très fines, favorisant ainsi la dérive. De plus, cette technique de pulvérisation est très peu adaptée au stade de début de végétation. En effet, il y a très peu de feuillage à protéger, et, à cause de vitesses d'air élevées à un stade qui ne nécessite pas, les gouttelettes sont susceptibles de se disperser avant d'atteindre la cible.

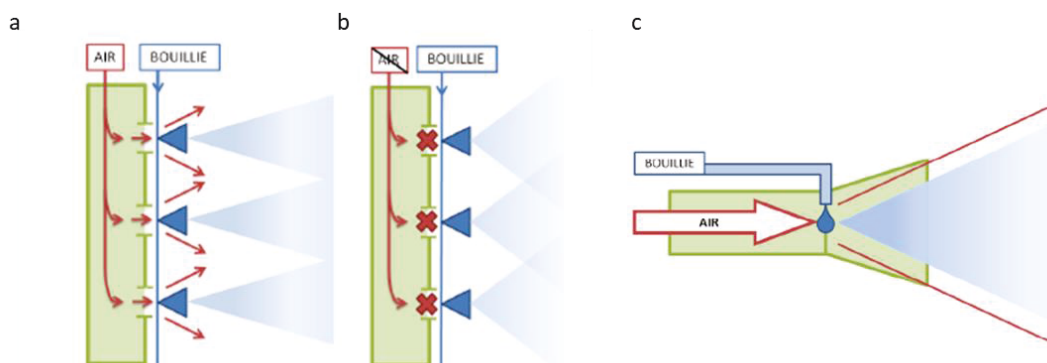


Figure 1.4. Principe du fonctionnement d'un organe de pulvérisation, a : par jet porté, b : par jet projeté, c : pneumatique.

Les typologies de pulvérisateur

Nous pouvons distinguer trois configurations de pulvérisateurs, dont deux très semblables. Les pulvérisateurs se différencient avant tout par le fait qu'ils effectuent une pulvérisation symétrique (les deux faces du rang traitées en même temps et de la même manière) ou asymétrique.

Les pulvérisateurs asymétriques

Les pulvérisateurs asymétriques sont les voûtes (figure 1.5) et les aéroconvecteurs (figure 1.6). Ils sont dits tous deux asymétriques, cependant, les voûtes peuvent – en pratique – traiter les deux faces d'un même rang de végétation. Cependant, le premier passage s'effectuera avec des mains, par le dessus et le dessous, tandis qu'au retour, le traitement sera effectué uniquement par le dessus, avec 2 canons (figure 1.5). Les aéroconvecteurs (figure 1.6) pourraient être des

appareils symétriques s'ils étaient utilisés sur tous les rangs ; cependant, en pratique, ils le sont tous les deux ou trois rangs.

Les voûtes

Sur les appareils de type voûtes, nous pouvons distinguer deux organes de diffusion différents, à savoir les mains et les canons, indiqués sur la figure 1.5. Les canons sont montés sur des bras, ce qui permet d'atteindre le rang suivant. Utilisés tous les 2 rangs, ces appareils permettent de traiter toutes les faces des rangs de vigne, mais de façon dissymétrique et non simultanément, avec les mains à l'aller et avec les canons au retour. Lorsque l'on passe tous les trois ou quatre rangs, le traitement devient asymétrique, car au moins un des rangs traités ne l'est que d'un seul côté.

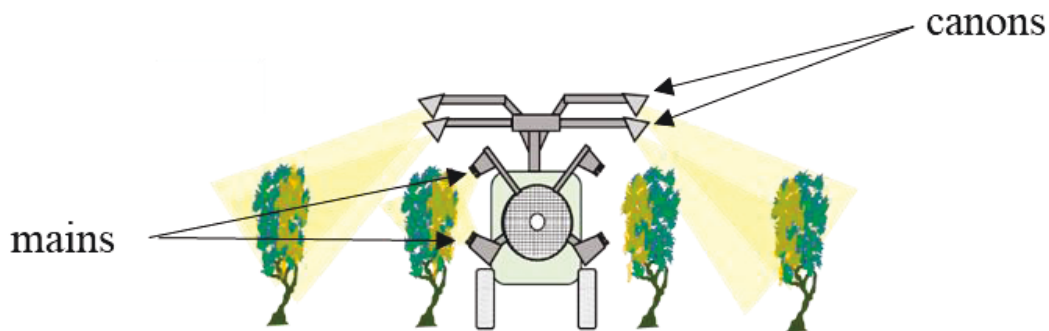


Figure 1.5. Schéma d'une vue arrière d'une voûte 4 mains 4 canons.

L'utilisation des voûtes est fortement déconseillée en début de végétation, car ces appareils ont tendance à avoir des vitesses d'air trop importantes pour la faible surface de végétation à traiter. Cependant, en milieu et pleine végétation, bien réglés et de préférence en mode un rang sur deux, ils permettent de réaliser des traitements satisfaisants.

À ces deux stades de végétation, les voûtes ont montré de bien meilleures performances agro-environnementales lorsqu'elles sont utilisées tous les deux rangs, ou tous les trois rangs mais uniquement avec une main de retour. Cet organe supplémentaire (fixé au niveau des canons mais orienté vers le pulvérisateur) permet d'homogénéiser le dépôt sur le rang adjacent au pulvérisateur lors des passages tous les trois rangs. De plus, lorsque les conditions de terrain le permettent, il est possible d'augmenter la vitesse de passage sans dégrader la qualité du dépôt.

Les aéroconvecteurs

Les aéroconvecteurs sont les machines les plus simples parmi celles que l'on peut trouver en viticulture. Ces appareils sont issus de l'arboriculture, et ont été réadaptés pour la vigne, notamment au niveau de l'ergonomie. En fonction du nombre de turbines, ils pourront être utilisés tous les deux, trois ou quatre rangs. Néanmoins, dans cette configuration, ils ne traitent qu'une seule face de végétation (celle du rang directement adjacent au passage du tracteur), comme l'illustre la figure 1.6.

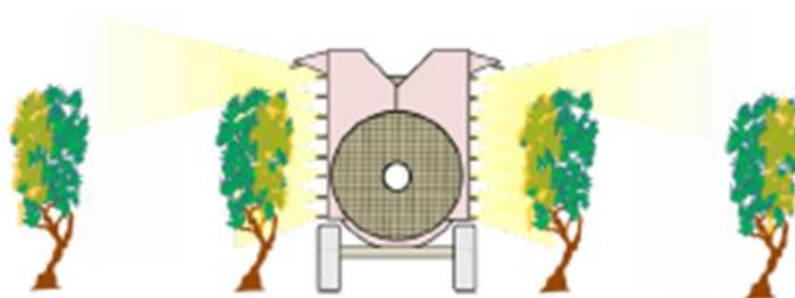


Figure 1.6. Schéma d'une vue arrière d'un aéroconvecteur tangentiel.

Quelque soit le stade de végétation sur lequel ces appareils sont étudiés, les différentes évaluations ont pu montrer que leur performance agro-environnementale était améliorée lorsque l'on utilisait des buses à fente à injection d'air, avec une vitesse d'air faible. En effet, les vitesses d'air avec ces appareils ont tendance à être bien trop élevées. Une vitesse d'air élevée, combinée avec l'utilisation de buses à turbulences classiques (gouttes très fines, très sensibles au vent), rend les pertes par dérive importantes.

Les pulvérisateurs symétriques

Les deux types de pulvérisateurs permettant d'effectuer une pulvérisation symétrique sont les appareils équipés de panneaux récupérateurs (ou panneaux de confinement) et les face-par-face. Dans les deux cas, la pulvérisation s'effectue grâce à des descentes dans le rang sur lesquelles des buses peuvent être fixées.

Les pulvérisateurs à panneaux récupérateurs

Les pulvérisateurs à panneaux récupérateurs – illustrés sur la figure 1.7 – sont parmi les machines les plus performantes sur le marché, notamment par leur capacité à confiner la pulvérisation, et donc à limiter très fortement la dérive. Ils permettent aussi de récupérer une partie de la bouillie non fixée par la végétation pour la réinjecter dans la cuve afin de limiter les pertes. Ces appareils peuvent être utilisés à des vitesses élevées (9 km.h^{-1}), uniquement lorsque les conditions de terrain le permettent, pour palier à leur incapacité de traiter plus de deux rangs en même temps.

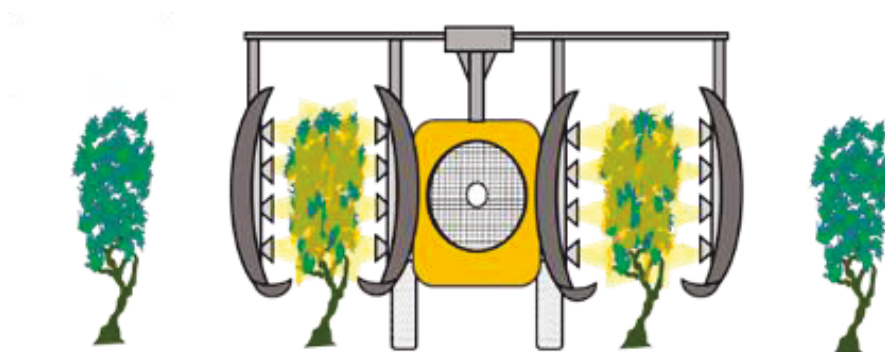


Figure 1.7. Schéma d'une vue arrière d'un pulvérisateur à panneaux récupérateurs.

Il est conseillé d'utiliser ces machines avec des buses à fente, de préférence à injection d'air, qui offrent la meilleure qualité de dépôt, et le meilleur taux de récupération. Même si l'utilisation en jet projeté est possible, il est conseillé de maintenir une assistance d'air – même faible – pour limiter les effets de dérive qui peuvent éventuellement survenir.

Néanmoins, il convient naturellement de rappeler que l'objectif premier du pulvérisateur n'est pas de récupérer de la bouillie mais de déposer la dose nécessaire en minimisant les pertes. Il faut donc maximiser le dépôt avant d'améliorer la récupération. Le critère de quantité et qualité de dépôt est donc à analyser conjointement avec la performance en récupération.

Les pulvérisateurs face par face

Les pulvérisateurs face-par-face – illustrés sur la figure 1.8 – sont, tout comme leurs homologues à panneaux récupérateurs, des machines particulièrement performantes, si équipées de buses à fente à injection d’air.

Lors des premiers traitements, ces machines montrent d’excellents résultats avec une à deux hauteurs de buses ouvertes, en condition de jet projeté (i.e. sans assistance d’air). En milieu comme en pleine végétation, il est nécessaire d’activer l’assistance d’air pour que le spray pénètre au cœur du feuillage.

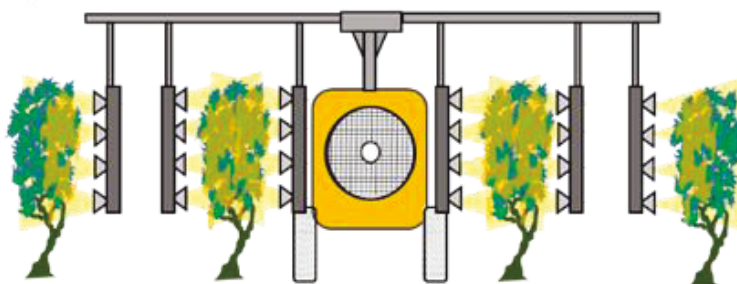


Figure 1.8. Schéma d'une vue arrière d'un pulvérisateur face-par-face.

1.4.3 L'évaluation de la performance agro-environnementale des pulvérisateurs viticoles : le banc d'essai EvaSprayViti

Le banc d'essai d'évaluation des performances agro-environnementales des pulvérisateurs viticoles EvaSprayViti a été développé par l'IFV et l'IRSTEA réunis au sein de l'Unité Mixte Technologique ECOTECH. La démarche repose sur le développement d'une instrumentation standardisée pour l'évaluation des performances agro-environnementales des techniques de pulvérisation (Codis et al., 2013) permettant d'établir des comparaisons répétables entre toutes les techniques de pulvérisation. En effet, les mesures obtenues au vignoble lors de deux campagnes distinctes sont difficilement comparables compte tenu de la variabilité naturelle du vignoble (croissance, effet millésime, etc.) (Román et al., 2020). La performance d'un matériel

de pulvérisation se caractérise par deux critères : d'une part sa capacité à maximiser la quantité de produit atteignant la cible pour une quantité émise donnée ; d'autre part l'homogénéité de répartition du dépôt à l'intérieur du couvert végétal. Ces deux critères sont très variables suivant l'architecture végétale et la technologie employée (Codis et al., 2014). Les résultats obtenus par Codis et al. (2014) ont permis de mettre en évidence une très grande disparité de performances agro-environnementales des pulvérisateurs en fonction du stade de végétation. Ainsi, comme le montre la figure 1.9, en début de végétation, un rapport de cinq existe entre les pulvérisateurs les moins performants et les meilleurs, en considérant le dépôt moyen comme critère. Ce rapport décroît en milieu et pleine végétation, jusqu'à un rapport de deux. Il apparaît comme particulièrement important d'examiner les marges de progrès possibles en début de végétation.

Globalement, pour une même quantité épanchée à l'hectare cadastral, les dépôts de pulvérisation mesurés lors de ces campagnes d'essais varient dans un rapport d'un à neuf au cours de la saison de végétation en fonction de la nature du végétale cible et de la performance du pulvérisateur mise en œuvre.

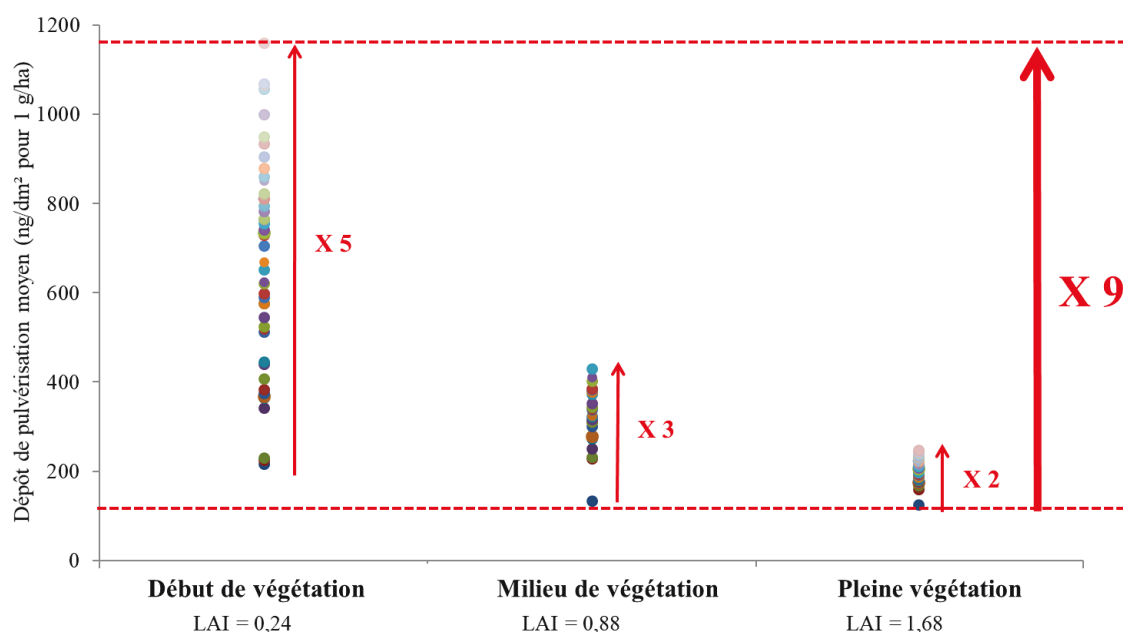


Figure 1.9. Moyennes des dépôts par unité de surface obtenues sur le banc d'essai EvaSprayViti pour les différentes typologies de pulvérisation testées en 2012 et 2013, classées selon le stade végétation. D'après Codis et al., (2014).

Avec l'émergence du concept d'agriculture de précision en viticulture qui se définit comme « une stratégie de gestion qui rassemble, traite et analyse des données temporelles, spatiales et individuelles et les combine avec d'autres informations pour soutenir les décisions de gestion en fonction de la variabilité estimée pour améliorer l'efficacité de l'utilisation des ressources, la productivité, la qualité, la rentabilité et la durabilité de la production agricole » (ISPA, 2019), et de l'adage « appliquer la bonne dose au bon endroit et au bon moment », il est devenu particulièrement important de réduire l'utilisation des PPP et de mieux gérer l'usage de ces traitements. Ceci doit passer par une bonne compréhension des liens qui relient les caractéristiques structurelles de la végétation et la distribution des dépôts de pulvérisation au sein du feuillage en tenant compte de la performance agro-environnementale du pulvérisateur utilisé.

1.5 Inscrire l'optimisation des procédés de pulvérisation dans la démarche de viticulture de précision

1.5.1 La viticulture de précision : principes et définition

Le rendement de la vigne et la qualité du raisin sont variables et dépendent de plusieurs facteurs liés aux conditions édaphiques du sol et à la végétation, de sorte que l'étude de la variabilité spatiale de ces facteurs permet aux viticulteurs d'améliorer la gestion du vignoble (Bramley & Hamilton, 2004). Dans ce contexte, la viticulture de précision (VP) est apparue ces dernières années comme une nouvelle approche de production en viticulture, qui est basée sur l'évaluation de la variabilité spatiale intra- et inter parcellaire et sur la mise en œuvre de systèmes de gestion des cultures spécifiques aux sites (e.g. taille, application d'engrais-PPP, irrigation, moment de la récolte) (Bramley & Hamilton, 2004 ; Arnó et al., 2009). Le principe de la VP est de reconnaître que les variabilités spatiales au sein des parcelles sont importantes et qu'en conséquence un itinéraire technique spatialement uniforme n'est pas le plus adapté aux besoins variables des cultures. Pour concevoir des stratégies de gestion spécifiques d'un site de production, des informations géo référencées, notamment sur la structure de la végétation et sa variabilité à l'échelle de la parcelle sont indispensables. L'objectif global de la VP est

d'optimiser la production au plan agronomique et économique en adaptant l'usage des intrants de production (e.g. produits phytosanitaires, engrais, carburant, eau, etc.) aux besoins (Tey & Brindal, 2012 ; Schieffer & Dillon, 2015), tout en réduisant au minimum les impacts et les risques environnementaux (Proffitt et al., 2006 ; Urretavizcaya et al., 2017).

La VP est décrite comme étant un concept cyclique (Bramley & Hamilton, 2004 ; Mathews, 2013) où quatre étapes successives et continues (figure 1.10) vont reconsidérer l'hétérogénéité spatiale de cycle en cycle et permettre de prendre des décisions de plus en plus précises et adaptées à chaque millésime.

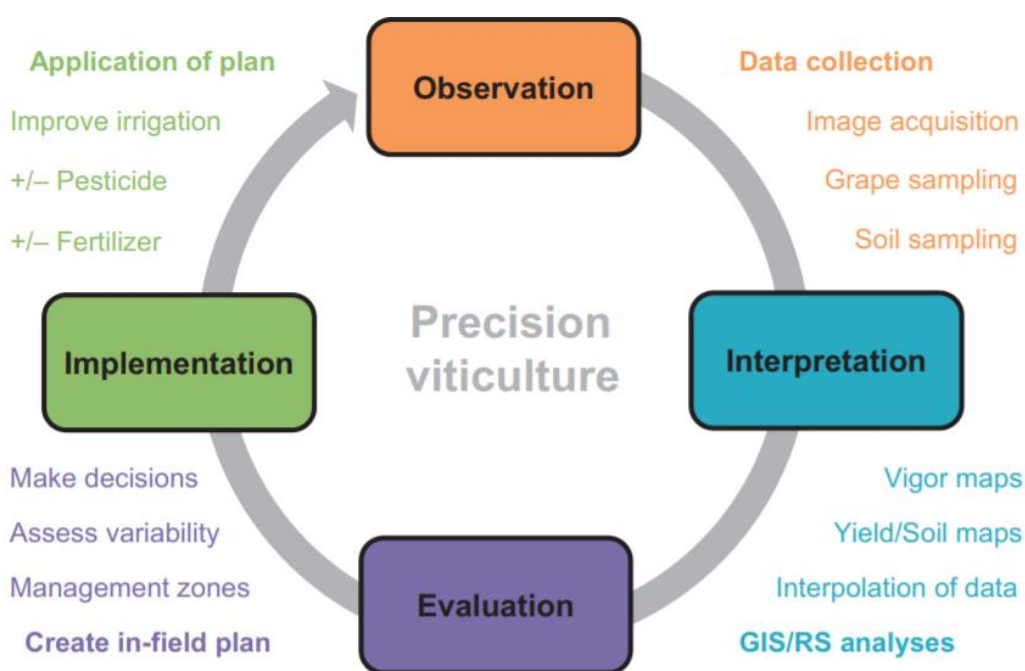


Figure 1.10. Les quatre phases qui constituent l'approche cyclique de la viticulture de précision. D'après Mathews, (2013).

L'optimisation des procédés de pulvérisation s'inscrit dans la démarche globale de VP. L'introduction de technologies permettant de faire un diagnostic quantitatif de la végétation et de prédire les dépôts de pulvérisation, ainsi qu'une approche permettant de calculer et gérer un taux d'application (une dose fonctionnelle relative à la surface de feuillage notamment) sont indispensables pour soutenir une gestion spécifique au site ou une application à taux variable (*variable rate application*). Étudions à présent plus en détail comment les variabilités inter et

intra-parcelles peuvent être caractérisées au service du développement d'une application des PPP de précision.

1.5.2 Caractérisation de la variabilité de la structure de la végétation et des dépôts de pulvérisation

Caractérisation de la structure de la végétation

Généralités et définition

Il ressort de ce qui précède que la caractérisation de la végétation est un aspect fondamental de la VP et indispensable pour définir des stratégies de gestion spécifiques au site. En particulier lorsque des informations géo référencées sur la structure et la variabilité de la végétation à l'échelle de la parcelle sont nécessaires (de Castro et al., 2018). Toutefois, cette caractérisation est une tâche complexe.

La structure de la végétation peut être caractérisée à partir :

- D'indicateurs intégratifs de la croissance et de la vigueur végétative tels que le volume de végétation, la surface de haie foliaire, l'indice de surface foliaire (*leaf area index*, LAI) (Jonckheere et al., 2004).
- D'attributs primaires tels que la hauteur du feuillage, la largeur du rang et la densité de la végétation dans le rang. Ces attributs sont qualifiés de « primaire » dans le mémoire par opposition à des indicateurs intégratifs.

Le LAI est un indicateur intégratif de la vigueur végétative. Il a été traditionnellement caractérisée à partir de cet indicateur estimé grâce à des mesures manuelles longues, coûteuses, et qui sont également destructrices (Schirrmann et al., 2015). C'est pourquoi des indicateurs,

intégratifs alternatifs plus simples à mesurer ont été développés. Ils servent à l'échelle européenne pour harmoniser l'expression des doses des PPP. On peut citer par exemple :

- La surface de haie foliaire (Koch, 1993), ou *leaf wall area* (LWA) correspond à deux fois la surface projetée de la végétation sur un plan vertical (figure 1.11a). Il s'exprime en $\text{m}^2 \cdot \text{ha}^{-1}$ de sol et est mesuré à partir de données sur la hauteur de la végétation à traiter (H en m) ainsi que la distance de l'inter-rang (Dir en m). Il s'obtient par la formule suivante :

$$\text{LWA} = \frac{2 \cdot H}{\text{Dir}} * 10000 \quad \text{Eqn. 1.1}$$

- Le volume de végétation (Buyers et al., 1971), ou *tree row volume* (TRV) est un indicateur plus complet. En effet, il intègre une dimension en plus : l'épaisseur de végétation (E en m). Le TRV correspond au volume d'un parallélépipède rectangle dans lequel s'inscrit la végétation (figure 1.11b). Il est exprimé en $\text{m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$ et se calcule par la formule suivante :

$$\text{TRV} = \frac{2 \cdot H \cdot E}{\text{Dir}} * 10000 \quad \text{Eqn. 1.2}$$

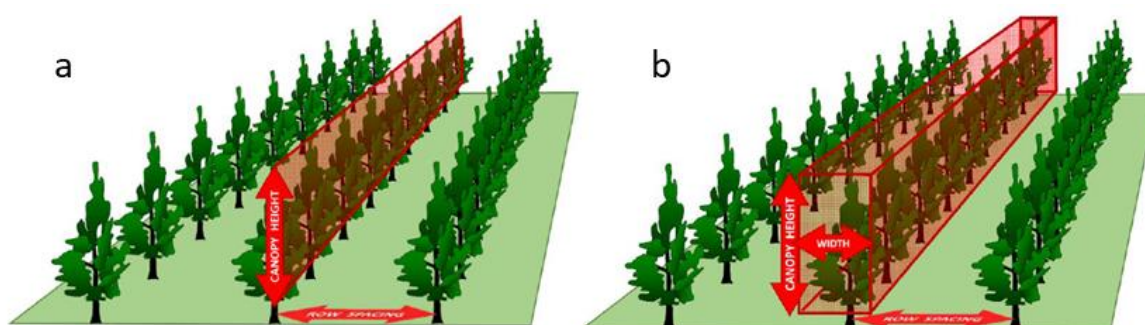


Figure 1.11. Représentation schématique des indicateurs intégratifs sur une culture palissée de la vigne, a : LWA - leaf wall area ; b : TRV - tree row volume. D'après Doruchowski, (2017).

Le TRV comme le LWA proposent des mesures simples à réaliser sur le terrain, mais leur calcul nécessite d'effectuer un échantillonnage rigoureux de la parcelle dans des zones représentatives laissées au choix de l'opérateur. La question des parcelles très hétérogènes comportant des différences de vigueur très marquées se pose donc. Ceci a pour conséquence que les mesures obtenues ne présentent pas des degrés de précision très élevés et peuvent même être très difficiles voire impossibles à réaliser dans certains vignobles comme les vignes taillées en gobelet où la végétation n'est pas intégrée dans un plan de palissage vertical. Ces limites rendent

les méthodes de mesures manuelles inappropriées pour la caractérisation d'un grand nombre de plantes dans une parcelle.

Capteurs embarqués à la parcelle pour la caractériser la structure de la végétation

L'utilisation de technologies rapides et non-destructives apparaît donc comme une alternative souhaitable aux méthodes manuelles pour une caractériser la végétation d'une parcelle d'une façon précise et répétable. Ces technologies impliquent l'utilisation de capteurs électroniques basés sur différents principes de mesure physique. Outre les systèmes basés sur les ultrasons, la plupart des capteurs sont basés sur l'utilisation du rayonnement électromagnétique et en particulier optique (notamment bandes spectrales dans le visible et l'infrarouge).

Les capteurs à ultrason (Gil et al., 2007 ; Llorens et al., 2011a ; Gamarra-Diezma et al., 2015), la photogrammétrie au sens large (Rovira-Más et al., 2008 ; Mathews & Jensen, 2013 ; de Castro et al., 2018), les capteurs multi spectraux (Campos et al., 2019 ; Campos et al., 2020) ou les capteurs LiDAR terrestre mobile (*Mobile Terrestrial LiDAR Scanner*, MTLs) (Poni et al., 1996 ; Rosell et al., 2009b ; Llorens et al., 2011b ; Arnó et al., 2013 ; Sanz et al., 2018 ; Siebers et al., 2018 ; Gené-Mola et al., 2019), sont les techniques les plus utilisées et les plus prometteuses pour caractériser la structure de la végétation en viticulture et arboriculture (Rosell & sanz, 2012 ; Zhang et al., 2018). Si, en outre, les mesures de ces capteurs sont synchronisées avec leurs coordonnées spatiales obtenues par des systèmes de géo-référencement (e.g. *Global Navigation Satellite System*, GNSS), il est possible d'obtenir des cartes des indicateurs et attributs primaires végétatifs d'intérêt sur les parcelles analysées.

Ces capteurs sont principalement et historiquement embarqués sur engin agricole terrestre, mais on les retrouve à présent de plus en plus sur des véhicules aériens sans pilote (*Unmanned Aerial Vehicle*, (UAV), drones en langage usuel) en raison de la flexibilité technique de la programmation des vols, de leur polyvalence et des prix qui ont permis à un marché de se mettre en place. Néanmoins, l'angle de vue des images de drones permet principalement une observation du dessus du rang de vigne, correspondant au plan horizontal du schéma de palissage de la vigne, alors que le feuillage se développe principalement dans l'axe vertical.

Parmi les techniques mentionnées ci-dessus, la photogrammétrie et les capteurs LiDAR se distinguent par la possibilité de fournir des modèles 3D de la végétation (Rosell & sanz, 2012).

Voyons à présent les limites de chacun de ces capteurs. La photogrammétrie fournit des modèles 3D en combinant soit deux images monoculaires prises simultanément avec une caméra stéréoscopique soit, technique très usuelle, au moyen de recoupement d'images acquises grâce à des plans de vol adaptés offrant un recoupement important des vues. Des caméras couleur à faible coût peuvent être utilisées dans ce dernier cas. Cependant, ces systèmes de photogrammétrie nécessitent des procédures de calibrage et d'enregistrement approprié. En outre, les conditions d'acquisition d'images sont restreintes car dépendantes des conditions météorologiques (luminosité, poussière, vent) (Rovira-Más et al., 2005).

Les capteurs multi spectraux génèrent des indices de végétation caractérisant la vigueur de la vigne (Primicerio et al., 2012). L'indice de végétation par différence normalisée (*Normalized Difference Vegetation Index*, NDVI) (Rouse et al., 1973), a été largement étudié et corrélé à certaines caractéristiques structurelles et physiologiques des vignes. Par exemple, le NDVI a été trouvé fortement lié au LAI dans les vignobles (Johnson, 2003). Toutefois, ce lien reste très dépendant des caractéristiques propres à chaque parcelle (mode de conduite, cépages, mode de taille, stade de croissance, couverture du sol de l'inter-rang, etc.) (Johnson et al., 2003 ; Taylor et al., 2017). La dépendance de cette relation à une échelle locale au site n'offre pas la possibilité de l'appliquer sans corrections à une échelle globale (vignobles, régions viticoles) (Taylor et al., 2017). Par ailleurs, la végétation dans les inter-rangs complique l'interprétation de données de réflectance, une perte d'efficacité est notée dans certaines conditions météorologiques (Mulla, 2013) et enfin les images aériennes offrent une observation du dessus du rang de vigne alors que le feuillage se développe dans l'axe vertical (Bramley, 2001).

Les principaux inconvénients des capteurs à ultrasons proviennent du grand-angle de divergence des faisceaux d'ondes ultrasonores qui limite la résolution et la précision des mesures. Couvrir toute la hauteur de végétation suppose de plus l'utilisation de nombreux capteurs pour couvrir la zone de mesure (Wei & Salyani, 2004 ; Stajniko et al., 2012). La distance entre le couvert et le capteur doit être au moins de 60 cm pour estimer les paramètres structurels avec précision (Escolà et al., 2011). Enfin la pénétration des ondes sonores au sein de la végétation est faible (Llorens et al., 2011a ; Escolà et al., 2011), ce qui offre des informations que sur l'enveloppe du couvert végétal.

En raison de leur grande vitesse de mesure, de leur résolution, leur précision et leur capacité à caractériser les zones internes de la végétation, les MTLs sont les capteurs les plus utilisés pour la caractérisation de la végétation en viticulture (Rosell & Sanz, 2012 ; Gil et al., 2014). Contrairement à d'autres indices répandus basés sur une mesure de réflectance à faible résolution spatiale (e.g. NDVI obtenu par drone), les indicateurs et attributs végétatifs issus des nuages de points LiDAR offrent la possibilité de faire la comparaison avec une valeur d'indication absolue d'une parcelle à l'autre, d'un cépage à l'autre, d'un mode de conduite à l'autre (Arnó et al., 2015). Le MTLs a donc été choisi dans le cadre de mon doctorat comme capteur de référence pour caractériser la structure de la végétation de la vigne. Une analyse détaillée de ce système de mesures est présentée dans le chapitre 3.

Récemment, des modèles 3D précis des cultures ont renforcé l'intérêt de la communauté scientifique pour le phénotypage physique des cultures. Les nuages de points, de grands ensembles de données de points représentant la surface de culture visible peuvent être directement fournis par la technologie LiDAR (Koenig et al., 2015 ; Bietresato et al., 2016 ; Sanz et al., 2018 ; Lowe et al., 2020) ou dérivés de l'imagerie mono ou multi spectrale par photogrammétrie et par des algorithmes de vision par ordinateur comme, par exemple, la structure à partir du mouvement (Guillen-Climent et al., 2012 ; Zarco-Tejada et al., 2014). Dans le cas d'objets complexes et irréguliers constitués d'éléments se chevauchant partiellement, comme la végétation, la qualité de la reconstruction 3D des nuages de points est un aspect important à étudier et prendre en compte. Plusieurs études ont confirmé la fiabilité et la « finesse » de l'évaluation du phénotype physique des cultures à partir de nuages de points 3D denses qui permettent d'obtenir une reconstitution de la distribution des feuilles (Jay et al., 2015), des branches (Li & Tang, 2017).

Caractérisation des dépôts de pulvérisation dans la végétation

Sous l'hypothèse que l'efficacité de la protection phytosanitaire est liée à la quantité de dépôt de PPP par unité de surface de végétal, cet indicateur apparaît pertinent pour construire un raisonnement de modulation de dose (Felber, 1997 ; Pergher & Petris, 2008a). L'étude expérimentale des dépôts de pulvérisation est donc primordiale puisqu'elle permet d'étudier la

quantité de PPP à apporter par surface de feuille et par la suite de déterminer une dose à appliquer suivant un système d'expression de dose donné (Gil & Escolà, 2009 ; Walklate & Cross, 2010 ; Gil et al., 2011).

La caractérisation de la qualité de la pulvérisation consiste à mesurer la taille, la distribution des gouttes, ainsi que la quantité et la distribution de produit intercepté. Comme nous le verrons dans le chapitre 4 de ce mémoire, la question de l'échantillonnage de ces dépôts est importante car elle a une influence sur la justesse de l'estimation des distributions des dépôts. Or, l'importance de la question de l'échantillonnage des dépôts est sous-estimée dans les études sur les dépôts de pulvérisation (Siegfried et al., 2007). Dans les sections suivantes, les différentes méthodes (intrusives et non-intrusives) de caractérisation de dépôts de PPP qui existent ou qui sont à l'étude en viticulture sont répertoriées.

Méthodes intrusives

Les essais de mesure des dépôts de pulvérisation sont généralement effectués avec de l'eau seulement ou avec une formulation (traceur + eau). La technique utilisée pour le piégeage et l'analyse des dépôts dépend en grande partie de cette formulation.

Caractérisation qualitative du dépôt de pulvérisation par papier hydro sensible

L'une des méthodes les plus courantes est basée sur l'utilisation de papier hydro sensible (*Water Sensitive Paper*, WSP) (Matthews, 1992). Les gouttelettes de pulvérisation aqueuses laissent des taches bleues sur la surface jaune du papier hydro sensible. Les échantillons de WSP peuvent être évalués visuellement (Nuyttens et al., 2004) ou par traitement d'image (Nansen et al., 2015 ; Kesterson et al., 2015). Le WSP reste l'outil le plus simple d'utilisation, il permet de décrire la pulvérisation de manière qualitative en effectuant une analyse physique de la pulvérisation : nombre d'impacts, taille des gouttes et l'uniformité de la répartition via un taux de couverture. Sa limite principale réside dans le problème d'étalement des gouttelettes dans le cas de mesures directes sur les collecteurs. En d'autres termes, l'impact mesuré par le capteur

d'images ne correspond pas à la taille réelle de la gouttelette quand elle percute le collecteur, car il y a eu un étalement lors du contact. Ainsi, l'analyse des images nécessite souvent une correction à l'aide d'un coefficient d'étalement (Stermer et al., 1988). Fox et al. (2003) ont comparé le taux de couverture obtenues à partir des méthodes basées sur une analyse visuelle et un traitement d'image sur WSP. La corrélation obtenue n'est très bonne ($R^2 > 0,9$) que pour les taux de couverture inférieurs à 20 %. Ces résultats illustrent que le WSP ne peut être utilisé que lorsque le volume d'application est suffisamment faible pour que les taches de chevauchement ne saturent pas l'ensemble du papier. Les plus petits impacts ne sont pas toujours détectables par imagerie. Or, en pratique les PPP sont appliqués avec de fort volume d'application de bouillie, ce qui limite l'utilisation des WSP dans le cas d'une estimation en condition réelle de la pulvérisation.

Caractérisation quantitative du dépôt de pulvérisation

Mesure des dépôts d'une solution à base de traceur

Des méthodes permettant d'obtenir une information quantitative sur les dépôts sont utilisées, telles que la spectrofluorimétrie (Pergher & Gubiani, 1995 ; Pergher, 2001 ; García-Santos et al., 2011) ou la spectrocolumétrie (Codis et al., 2018). L'un des avantages de la spectrofluorimétrie est son niveau de sensibilité élevé par rapport à la spectrocolumétrie. Toutefois, dans un contexte opérationnel, plusieurs travaux soulignent la complexité de l'utilisation des traceurs fluorescents, du fait notamment de dégradation du traceur fluorescent, à la lumière et à la température. Cai & Stark (1997) ont comparé les performances de différents traceurs fluorescents dont la Brillant Sulfo Flavine, la conclusion de cette étude classe ce traceur comme le meilleur traceur, avec un taux de dégradation de 11 % après 8 h d'exposition à la lumière et à la chaleur du soleil.

On s'attardera dès lors plus particulièrement sur les méthodes basées sur le principe de la spectrocolumétrie. La spectrocolumétrie est une méthode basée sur la mesure de la densité optique d'une solution colorée pulvérisée sur des collecteurs qu'on rince pour analyser la solution récupérée avec un spectrocolumètre. Elle se caractérise par un faible niveau de

sensibilité dans l'évaluation de la concentration du traceur qui ne dépasse pas dans le meilleur des cas 0,01 mg L⁻¹.

Pour caractériser et quantifier la distribution des dépôts foliaires de pulvérisation en vigne réelle, une méthode expérimentale basée sur la norme l'ISO 22522 : 2007 « Mesurage au champ de la répartition de la pulvérisation pour arbres et arbustes fruitiers » a été développée (Codis et al., 2018). Elle utilise des cibles artificielles qui sont des collecteurs plastiques en polychlorure de vinyle (PVC) opaques blanc, de dimensions 5 x 4 cm, qui permettent d'échantillonner, en les pliant, à la fois le dessus et le dessous des feuilles de vigne. Ces collecteurs sont positionnés sur les feuilles à l'intérieur de la canopée (figure 1.12a) selon un profil perpendiculaire au rang dans une grille de cellules de 0,4 m de haut et 0,1 m de large (figure 1.12b). Cette méthode expérimentale permet une mise en œuvre rapide, un faible risque de contamination des collecteurs, une extraction facile du produit recueilli sur les collecteurs, la possibilité de séparer les quantités reçues au niveau des faces abaxiale et adaxiale ainsi que la parfaite similitude de la surface et des dimensions des échantillons recueillis.

Une méthode expérimentale se basant sur la méthode proposée par Codis et al. (2018) a été développée pour caractériser les quantités et profils de dépôts de pulvérisation à une échelle spatiale fine au sein de la végétation. Elle est détaillée dans le chapitre 4 de ce manuscrit.

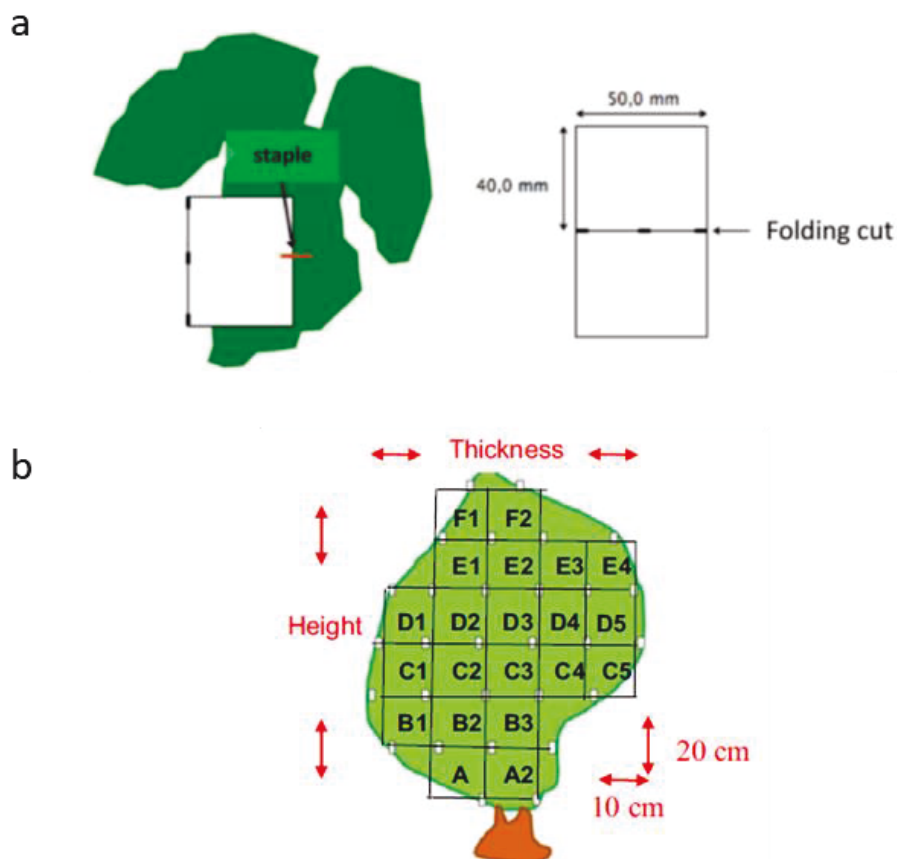


Figure 1.12. a : forme et dimension des collecteurs PVC utilisés sur au champ pour mesurer la pulvérisation et le dépôt, b : grille utilisée pour la mesure des dépôts et le prélèvement des collecteurs PVC. D'après Codis et al., (2018).

Plusieurs travaux ont démontré qu'à partir d'une même dose de produit épanchée à l'hectare, les quantités finalement déposées sur le feuillage et entrant réellement en jeu dans la protection du vignoble sont extrêmement variables en fonction des paramètres du pulvérisateur (e.g. la position, l'orientation, le type et la taille de la buse, la vitesse de l'air ou encore la direction du flux d'air) (Cross et al., 2001 ; Zhu et al., 2006 ; Pergher & Petris, 2008b) et des caractéristiques du végétal (stade phénologique, structure, mode de conduite) (Hébrard et al., 2012 ; Codis et al., 2018). Les travaux de Codis et al. (2018) ont démontré que les quantités moyennes déposées dans les différentes zones de la végétation sont variables à l'échelle d'un cep de vigne et diminuent avec le développement de la végétation (figure 1.13).

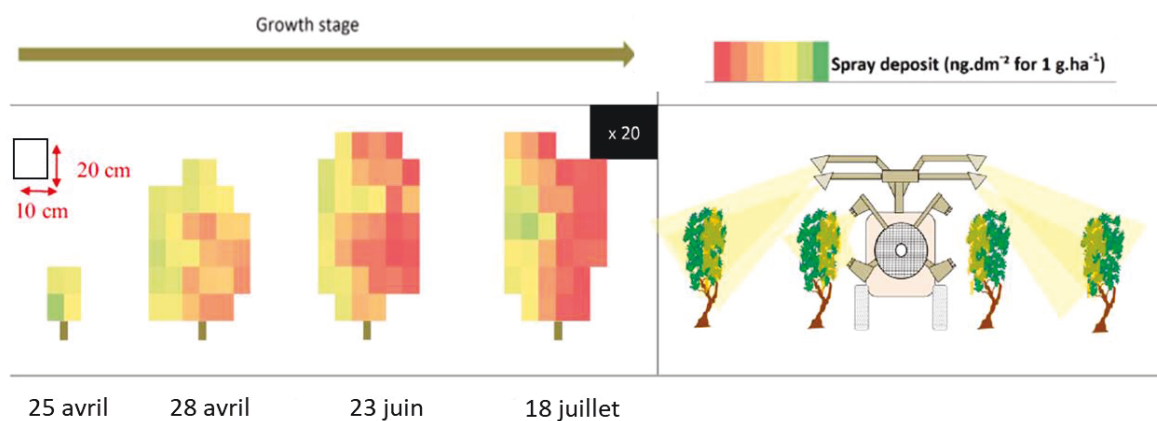


Figure 1.13. Illustration de la variabilité temporelle des dépôts de pulvérisation. Vue de profil de la matrice des dépôts moyens de pulvérisation interceptée à l'échelle d'un cep de vigne à quatre stades de croissance (28 avril, 25 avril, 23 juin et 18 juillet) obtenue avec un pulvérisateur de type voûte pneumatique 4 mains 4 canons. Un pixel de la matrice correspond à maille de 20 cm en hauteur, 10 cm en profondeur. Modifié d'après Codis et al., (2018).

Mesures des dépôts via des réseaux de capteurs électroniques

Afin de systématiser et d'objectiver la quantification des dépôts de pulvérisation interceptés par la végétation, des travaux récents proposent l'utilisation de réseaux de capteurs électroniques positionnés au sein du feuillage (Bendiab et al., 2018). Le développement d'un réseau de capteur électronique capable d'estimer le dépôt d'une pulvérisation directement à la parcelle, constituerait un gain de temps non négligeable pour les opérateurs et permettrait de caractériser la quantité et le profil de pulvérisation avec plus de robustesse. Toutefois, ces recherches n'ont pour le moment pas été testées en condition réelle, au vignoble.

L'ensemble de ces techniques, papiers hydro sensibles, collecteurs pour échantillonnage d'un traceur en suspension, capteurs électroniques, peuvent être regroupées dans la classe des techniques intrusives. Le principal inconvénient de ces méthodes est la modification, plus ou moins grande, du comportement des gouttes lorsqu'elle atteint la cible du fait que la rugosité des collecteurs n'est pas conforme à la rugosité de vraies feuilles de vigne (Koch & Strub, 2007 ; Koch & Knewitz, 2008).

Méthodes non-intrusives

C'est pour éviter les contraintes liées à l'utilisation de méthodes intrusives que des mesures de dépôt sur collecteurs naturels (feuilles réelles) ont été réalisées. Plusieurs stratégies d'échantillonnage ont été proposées. Par exemple, Oen & Baecker (1988) a échantillonné 100 feuilles de vignes présentes dans une « zone cible » et a analysé une section de 5 cm² de la surface supérieure et inférieure de chaque feuille. Pergher & Lacovig (2005) ont travaillé avec une procédure d'échantillonnage en blocs et ont prélevé des échantillons de feuilles sur 15 sections de végétation subdivisées en trois gammes de hauteur (0,9 m - 1,35 m ; 1,35 m - 1,55 m ; 1,55 m - 1,9 m). Balsari et al. (2007) ont collecté 30 feuilles des deux côtés des rangées de vignes et les ont regroupées en un seul échantillon global, ce qui a donné un dépôt moyen par zone d'échantillonnage et ne rend pas compte de la variabilité et de la distribution spatiale du dépôt. Ces études sont toujours limitées par la taille et le manque d'homogénéité spatiale de l'échantillonnage, paramètres qui jouent un rôle important pour pouvoir estimer sans biais le dépôt dans la végétation.

1.5.3 Les limites actuelles des outils d'aide à la décision pour déterminer la dose de produits phytosanitaires à appliquer au vignoble

En raison des restrictions officielles au niveau européen qui ont pour objectif de raisonner l'application des PPP (EPPO, 2016), les outils d'aide à la décision (OAD) d'ajustement des doses de PPP sont de plus en plus pertinents dans le domaine de la viticulture. Historiquement, Felber (1997) a introduit le concept de la « pulvérisation adaptée aux cultures » (crop adapted spraying, CAS). Cette méthode se base sur l'hypothèse qu'une quantité constante de dépôt de PPP par unité de surface de végétation est nécessaire pour maintenir l'efficacité biologique des produits indépendamment du stade phénologique ou du cépage considéré.

Cette hypothèse sera reprise par la suite dans tous les travaux traitant de l'adaptation des doses en viticulture et en arboriculture (Siegfried et al., 2007 ; Furness & Thompson, 2008 ; Gil & Escolà, 2009 ; Gil et al., 2011 ; Walklate et al., 2011). Pour faciliter le calcul de la dose à appliquer, plusieurs OAD ont été développés en viticulture : Optidose (Davy, 2007), DOSA3D

(Planas et al., 2016), Dosavina (Gil et al., 2019). Pour tous ces OAD, l'objectif principal est d'adapter la quantité totale de PPP aux caractéristiques de la végétation. Ils se basent tous sur un indicateur intégratif de la croissance pour caractériser la structure de la végétation (e.g. le TRV pour les OAD Optidose et Dosavina). On notera toutefois que l'OAD Optidose considère en plus, la pression maladie et de la sensibilité de la parcelle pour établir sa préconisation de dose à appliquer. Optidose aboutit ainsi à une recommandation de pourcentage de la dose homologuée à utiliser contre les maladies du mildiou et de l'oïdium. La réduction de la dose est proposée de façon empirique sur la base des données obtenues au cours des deux dernières décennies. Dans la pratique, Optidose permet de diminuer l'IFT de 30 à 50 % en fonction de la pression des millésimes et d'économiser 50 % des quantités de fongicides utilisés dans la lutte contre le mildiou et l'oïdium en conditions expérimentales (Davy, 2008). L'adaptation des doses entraîne une diminution des marges de sécurité qu'offre la pleine dose d'homologation. Il y a donc une augmentation du risque, même s'il est encore modéré (Raynal et al., 2002 ; Claverie, 2013). Dans la majorité des cas où l'application d'Optidose n'a pas conduit à des résultats satisfaisants, la dose pleine homologuée n'en a pas apporté non plus. L'explication la plus fréquente de ce phénomène est une défaillance dans l'application de la pulvérisation qui s'est effectuée avec des pulvérisateurs peu performants (Davy et al., 2011 ; Claverie, 2013).

Les limites de ces OAD résident tout d'abord dans le choix de l'indicateur végétatif le plus approprié pour adapter la dose. Le degré élevé de variabilité de la végétation à l'échelle du vignoble rend difficile l'obtention de solutions générales à partir d'un indicateur intégratif unique qui serait bien adapté à toutes les cultures et situations. La deuxième limitation majeure de ces OAD est qu'ils ne prennent pas en compte la performance agro-environnementale de la technologie de pulvérisation utilisée dans le calcul de la dose de PPP à appliquer.

1.6 Technologies innovantes pour l'amélioration l'application de la pulvérisation en viticulture

1.6.1 Généralités : la question de l'échelle d'application de la pulvérisation

À l'heure actuelle, l'application des PPP est réalisée par des pulvérisateurs conventionnels à débit constant, notamment par des voûtes. Ces pulvérisateurs sont polyvalents, abordables au plan économique, et fiables, ce qui explique leur popularité malgré leur faible efficience.

De nombreuses zones du vignoble diffèrent les unes des autres en ce qui concerne le cépage, le type de sol, la topographie, entraînant des différences fortes de quantité de végétation à traiter à un instant donné (del-Moral Martinez et al., 2020, Román et al., 2020). La prise en compte de cette hétérogénéité spatiale et temporelle limite l'application précise des PPP avec les pulvérisateurs conventionnels. La mise en œuvre d'une gestion du vignoble spécifique au site vise à abandonner le concept de vignoble en tant qu'unité territoriale, et suggère un niveau de gestion par parcelle, voire sous-parcellaire.

1.6.2 La technologie automatisée à taux variable : « *variable rate technologie* »

L'application à taux variable (*variable rate Application*, VRA) a été largement saluée comme un moyen d'appliquer des intrants de culture (e.g. des PPP, des engrais etc.) de manière non uniforme en fonction des besoins variables d'un vignoble, avec des avantages tels que des rendements plus élevés, des coûts d'intrants plus faibles et des avantages environnementaux liés à l'application de moins d'intrants. La technologie à taux variable (*variable rate technology*, VRT) en VP permet de mettre en œuvre cette VRA en appliquant une gestion spécifique au site via une application de la dose différenciée dans le temps et dans l'espace (Wandkar et al., 2018).

Le matériel et les capteurs qui rendent possible une VRA comprennent les actionneurs, une unité logique de calcul, les capteurs liés au contrôle des actionneurs (suivant les cas, pressions,

débats, etc.), les capteurs de vitesse d'avancement de l'équipement, et la technologie de positionnement précise (GNSS - *Real Time Kinematic*). Il existe deux approches pour utiliser la VRT pour les systèmes de gestion des cultures spécifiques à un site. Elles se différencient par leur manière de mettre en œuvre les informations issues de la végétation. La première technique est d'utiliser des cartes de préconisation préalablement calculées et embarquées sur l'équipement (*map-based variable rate application*). La seconde est la gestion en temps réel de la pulvérisation à partir de données issues de capteurs caractérisant la végétation (*real-time variable rate application*). Dans ce deuxième cas, le système VRT comprend donc des capteurs de l'état de la culture en plus des éléments déjà cités. Les deux techniques présentent des avantages et des inconvénients. Ces deux approches sont détaillées ci-dessous.

1.6.3 L'application à taux variable : « *variable rate application* »

Map-based variable rate application

Dans un très grand nombre d'applications, la modulation requiert le traitement de données pour décider avant d'agir. C'est notamment le cas pour les applications où la décision est a priori multifactorielle et dans lesquelles l'élaboration des cartes nécessite une expertise ou un paramétrage. Ce type de modulation est appelé *map-based variable rate application*, car l'action modulée de la pulvérisation est représentée sur une carte de préconisation préétablie. Cette méthode nécessite un contrôleur, des actionneurs (dispositifs qui réagissent aux signaux des contrôleurs) et un système de positionnement corrigé de manière différentielle pour déterminer la position du pulvérisateur dans le vignoble pour moduler l'application en fonction d'une carte préétablie. Dans le cas d'un VRT pour pulvérisation viticole, les cartes de préconisation peuvent par exemple être construites à l'aide d'un capteur électronique MTLs (del-Moral Martinez et al., 2020) ou encore d'images multi spectrales acquises par UAV (Campos et al., 2019, 2020) (figure 1.14). Les règles de décision pour moduler les consignes d'application en fonction de la végétation sont basées sur des OAD, comme Dosavina. Les systèmes basés sur des cartes permettent au viticulteur de prendre des décisions basées sur la connaissance du vignoble avant qu'il ne soit dans le vignoble pour traiter.

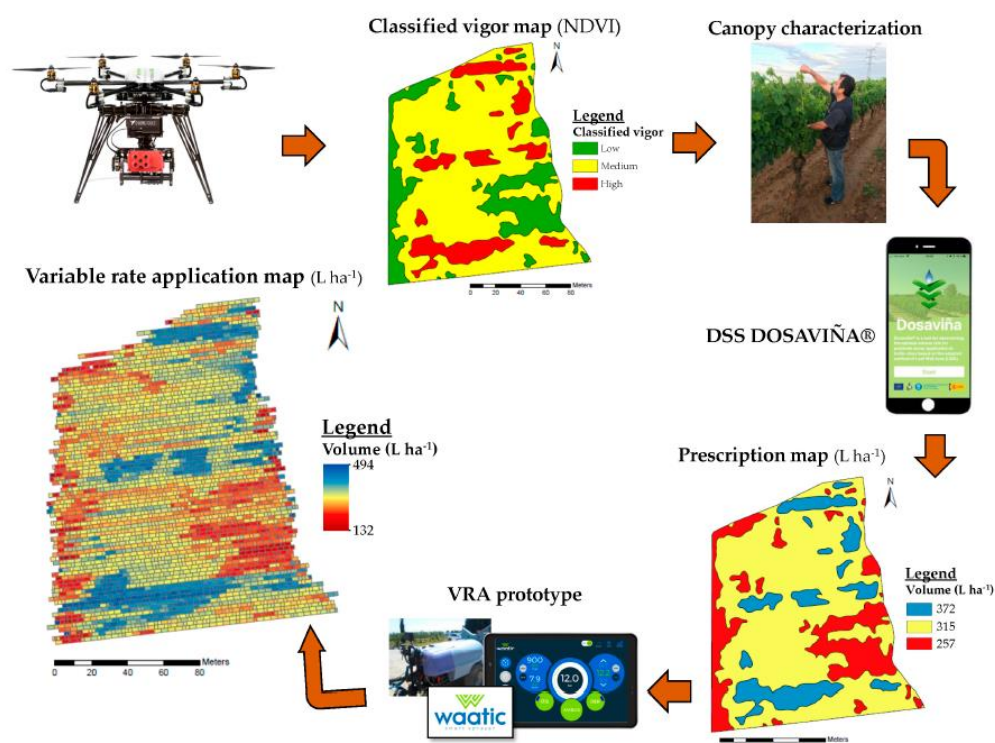


Figure 1.14. Aperçu de l'ensemble du processus utilisé pour mettre en œuvre le « map-based Variable Rate Application » dans les essais sur le terrain. D'après Campos et al., (2020).

Real-time Variable Rate Application

La méthode de gestion du taux d'application en temps réel (*real-time variable rate application*) permet de faire varier le taux d'application des intrants sans avoir recours à une cartographie ou à une collecte et traitement préalable de données pour décider avant d'agir. Dans ce cas, le capteur en temps réel (notamment MTLs ou capteur ultrason pour les applications en pulvérisation viticole) mesure une caractéristique de la végétation pendant les déplacements, cette grandeur est interprétée par l'automatisme suivant un modèle de décision de la dose, une action est décidée et enfin l'action est réalisée en temps réel (Gil et al., 2007 ; Llorens et al., 2010 ; Escolà et al., 2013 ; Gil et al., 2013 ; Liu et al., 2014). Dans ce cas, la géolocalisation n'est pas indispensable et l'intervention du viticulteur est faible ou nulle. En pulvérisation viticole, peu d'applications VRT présentent une automatisation complète, c'est-à-dire de la mesure à l'action, comme illustrée en figure 1.15.

On peut distinguer deux types de VRT pour adapter la pulvérisation en temps réel. Le premier type consiste pour le pulvérisateur à actionner ou couper la pulvérisation selon la présence de végétation, on parle « actionneur tout ou rien ». Lorsqu'elle est actionnée, la pulvérisation est dite à « volume constant » (débit fixe). Le second type concerne les pulvérisateurs pour lesquels le débit n'est plus fixe quand la pulvérisation est enclenchée. Les sorties du pulvérisateur sont alors modulées de façon active (e.g. le volume de pulvérisation, le débit d'air ou une combinaison de ces variables) en temps réel en fonction des caractéristiques de la végétation, telles que la densité et le volume de végétation.

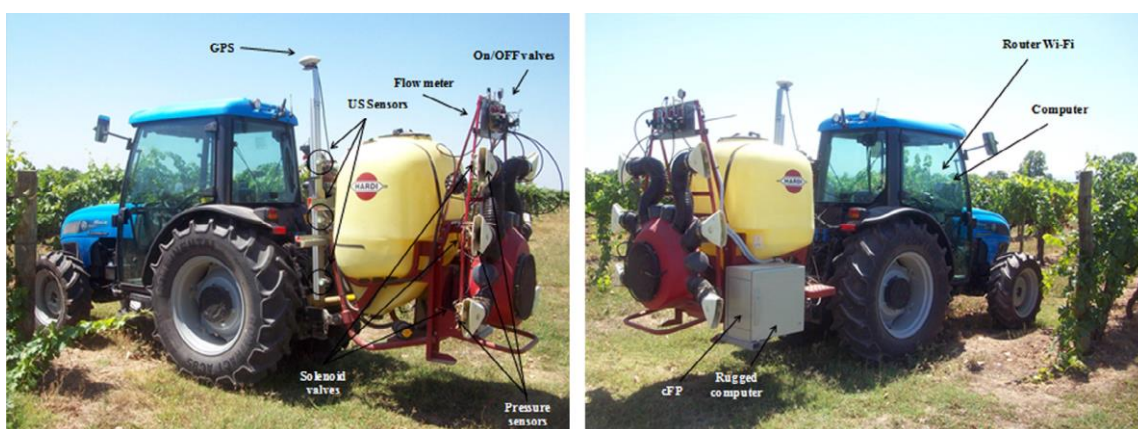


Figure 1.15. Placement des composants sur le pulvérisateur. Les capteurs à ultrasons se trouvent sur un mât du côté gauche du pulvérisateur (à gauche), et l'unité du boîtier de commande se trouve du côté droit (photo de droite). D'après Gil et al., (2013).

Toutefois, ces systèmes sont encore plutôt au stade du prototype que de la commercialisation pour la viticulture. En 2013, la littérature répertoriait le développement de deux VRT développés en vergers (Chen et al., 2012 ; Escolà et al., 2013). Ces deux prototypes ont montré un grand potentiel dans leurs résultats. Escolà et al. (2013) ont montré une forte relation entre les débits prédits et les débits pulvérisés ($R^2 = 0,93$) et entre les surfaces de section transversale de la végétation et les débits pulvérisés ($R^2 = 0,92$). D'autre part, Chen et al. (2012) ont comparé leur prototype et un pulvérisateur conventionnel. Ils ont montré une réduction des pertes de pulvérisation au sol de 68 à 92 %, autour des couverts arborés de 70 à 92 %, de la dérive aérienne de 70 à 100 %, et du volume de pulvérisation de 47 à 73 %. Ceci pour des qualités de dépôt comparables à l'intérieur des couverts arborés pour ces deux pulvérisateurs.

L'approche VRT temps réel est mieux adaptée aux applications des PPP dans les vignes, parce qu'elle s'adapte mieux à la variabilité spatiale forte de la végétation que l'on peut retrouver au sein d'une parcelle de vigne. Selon Wandkar et al (2018), l'utilisation de VRT permet d'économiser de 30 % et jusqu' à 80 % de PPP par rapport aux méthodes conventionnelles de pulvérisation.

Compte-tenu du parc actuel et du taux annuel de renouvellement du parc assez faible, les pulvérisateurs conventionnels non automatisés resteront probablement le système le plus utilisé pour appliquer les PPP dans les années à venir. La VRA nécessite l'utilisation de capteurs et de dispositifs électroniques montés sur le pulvérisateur nécessite des investissements qui sont actuellement considérés comme hors de portée des viticulteurs (Tona et al., 2018). Par ailleurs, les viticulteurs sont réticents de mettre en œuvre ces dispositifs en raison de leur fiabilité et les besoins d'entretien. Toutefois, la pression du marché pour réduire l'utilisation de PPP en viticulture continuera à améliorer et à étendre les options des pulvérisateurs.

1.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, premièrement les principales caractéristiques de la vigne en termes de phénologie, les enjeux de l'usage des PPP, les stratégies existantes pour réduire l'utilisation des PPP et les principales techniques de pulvérisation utilisées en viticulture ont été présentés. Ce premier point a constitué à la mise en contexte des travaux de recherches menés au cours de doctorat. Deuxièmement, un l'état de l'art portant sur les capteurs et méthodes permettant de caractériser la végétation et décrire les dépôts de pulvérisation, ainsi que les technologies innovantes de pulvérisation existantes a été réalisé.

Compte tenu de tout ce qui a été mentionné ci-dessus, les principales conclusions obtenues dans ce chapitre sont les suivantes :

- En raison de la pression exercée par les bio agresseurs, la viticulture dépend actuellement d'applications régulières de PPP pour obtenir un rendement et une qualité de raisins acceptable.

- À l'échelle du couvert végétal, pulvériser les parcelles de façon uniforme peut conduire à des doses de produit rapportées à la surface de feuillage très variables et également générer des pertes hors du végétale cible. La prise en compte de la variabilité des dépôts de pulvérisation permettrait une meilleure efficacité des traitements, favorisant ainsi une réduction des quantités de PPP épanchées, ce qui pourrait contribuer à la réduction des risques pour l'environnement et la santé humaine.
- Les capteurs LiDAR terrestre mobile donnent accès à des informations spatialisées sur la structure de la végétation et sa variabilité à l'échelle d'une parcelle permettant de prendre compte l'hétérogénéité spatiale. Ces informations peuvent être sous la forme d'attributs primaires végétatifs (hauteur, épaisseur, densité) ou d'indicateurs intégratifs (TRV, LWA).
- L'évolution des technologies de pulvérisation (*variable rate technology*) et des capteurs électroniques caractérisant la végétation permet aujourd'hui d'envisager des sauts technologiques permettant une plus grande précision des applications de pulvérisation et d'ajuster spatialement les traitements phytosanitaires sur les parcelles. Toutefois, ce n'est pas seulement le pulvérisateur lui-même, mais tout ce qui a trait à l'application des PPP, notamment son lien avec la structure de la végétation, qui doit être pris en compte.

C'est dans ce contexte que s'inscrivent les travaux menés au cours de ce doctorat. Ces travaux visent à intégrer ces variabilités en proposant une approche de modélisation pour adapter la dose de PPP à la structure de la végétation (dimensions et densité) en tenant compte de la performance agro-environnementale du pulvérisateur. Les travaux de la thèse alimenteront les réflexions sur l'innovation technologique pour la pulvérisation de précision, en fournissant les bases de son évaluation, ainsi que du potentiel de réduction des quantités de PPP qui pourrait en découler. Le chapitre suivant énonce de façon détaillée la problématique de ce mémoire de thèse.

Chapitre 2. Problématique générale et questions scientifiques

Ce chapitre énonce la problématique scientifique et l'ensemble des questions scientifiques abordées dans ce mémoire.

2.1 Problématique générale

On constate aujourd'hui des évolutions technologiques dans le domaine de la pulvérisation et le développement de systèmes qui caractérisent la végétation à haute résolution spatiale et temporelle. Des sauts technologiques permettant une plus grande précision des applications sont donc envisageables et cela est illustré par plusieurs recherches récentes (Campos et al., 2019 ; Román et al., 2020). L'optimisation de l'application des produits de protection des plantes (PPP) peut s'envisager à plusieurs échelles spatiales, jusqu'à la résolution du cep. Parmi les pistes régulièrement évoquées, on trouve l'ouverture et la fermeture automatique des organes de pulvérisation ainsi que la gestion automatique de la dose de PPP à appliquer. Si les développements technologiques paraissent possibles, le gain potentiel de ces innovations en termes d'économies de PPP doit être étudié notamment au regard de leur coût, de leur complexité pour conseiller la filière, les pouvoirs publics et établir des recommandations auprès des équipementiers afin de les guider dans leurs orientations. Ceci nous amène à formuler la problématique générale de la thèse : **Comment déterminer le potentiel des technologies de pulvérisation de précision en termes de réduction de produits de protections des plantes et de maîtrise des risques phytosanitaires en viticulture ?**

2.2 Questions et objectif scientifiques

Selon cette problématique générale, et au vu de l'état de l'art présenté au chapitre 1, plusieurs questions scientifiques peuvent être identifiées.

Les premières sont instrumentales :

- Comment caractériser la structure de la végétation de la vigne ?
- Comment caractériser la distribution statistique des dépôts de pulvérisation interceptés dans la végétation et à quelle échelle (feuille, cep, portion rang) ?
- Comment évaluer cette distribution pour qu'elle soit interprétable du point de vue de la protection phytosanitaire ?

La première de ces questions instrumentales sera abordée dans le chapitre 3. La seconde et troisième seront abordées dans le chapitre 4.

A supposer que l'on dispose de ces données de caractérisation, la question opérationnelle qui se pose vis-à-vis de l'objectif énoncé dans la problématique générale est d'utiliser ces données pour calculer des doses adaptées à une situation. La stratégie choisie est la modélisation statistique et le questionnement scientifique associé peut s'exprimer ainsi :

- Quelles caractéristiques structurelles de la vigne mobiliser pour définir, à l'aide de modèles issus de données expérimentales, la dose en PPP à appliquer en fonction de la performance agro-environnementale de la technologie de pulvérisation utilisée ?

Cette question sera abordée dans le chapitre 5. La grandeur de référence mobilisée pour le calcul de dose est le dépôt surfacique sur les feuilles.

Les données collectées et analysées devront être interprétées au plan agronomique pour prendre des décisions basées sur les méthodes de modélisation proposées au chapitre 5 et identifier des scénarios technologiques pertinents pour la viticulture de demain. La dernière question à laquelle on cherchera à répondre peut-être ainsi formulée :

- Comment formaliser le cadre décisionnel de la pulvérisation de précision de manière à formuler des recommandations aux agro-équipementiers et utilisateurs de ces innovations ?

Cette question sera abordée dans le chapitre 6.

À partir de ces questions, nous pouvons formuler un objectif scientifique synthétique de ce mémoire de thèse :

Développer des modèles prédictifs des dépôts et de leur distribution statistique au sein de la végétation en fonction de la structure du couvert végétal (paramètres végétatifs de dimensions et de densité) en considérant des scénarios technologiques contrastés en termes de techniques d'application (matériel usuels, matériels prototypes avec automatismes).

Chapitre 3. Scanner LiDAR terrestre mobile (MTLS) pour une caractérisation en proxidtection de la structure de la végétation de la vigne

Ce chapitre est dédié à la caractérisation de la structure végétative de la vigne par scanner laser terrestre mobile (*mobile terrestrial LiDAR/laser scanner*, MTLS) au moyen d'indicateurs dimensionnels et de densité que nous appelons attributs végétatifs primaires. Ces attributs seront mobilisés dans la suite du mémoire pour la conception de modèles prédictifs des dépôts utilisables pour la mise en œuvre d'une pulvérisation de précision. Le principe de fonctionnement de la technologie LiDAR et diverses applications des MTLS dans le secteur agricole sont présentés dans un premier temps. Dans un second temps, un état de l'art des principaux travaux de recherche menés avec des MTLS pour caractériser la structure de la végétation en viticulture est proposé. Enfin, une nouvelle méthode de classification automatisée des points dans un nuage de points LiDAR est détaillée. La méthode permet d'isoler les points pertinents pour estimer les attributs végétatifs primaires de dimensions.

3.1 La technologie LiDAR

3.1.1 Définition et principe

LiDAR est l'acronyme de *Light Detection And Ranging*, ce qui signifie détection et estimation de la distance par la lumière.

La technologie LiDAR est une technologie de numérisation fondée sur le principe de la télémétrie. Il s'agit un système de détection actif qui, par la mesure du temps de propagation aller et retour de rayonnement lumineux émis par un laser, permet de déterminer la position et la distance d'une cible par rapport à l'émetteur.

On distingue plusieurs méthodes de mesure de distance (Goulette & Laurneau, 2001) :

- Le temps de vol (*Time of Flight*, ToF).

- La différence de phase (*Phase Shift*).
- La triangulation.

Chacune de ces méthodes a des points forts et des points faibles. La méthode du ToF peut avoir la meilleure portée mais la précision obtenue en un temps court est relativement moins bonne. La méthode par différence de phase permet une vitesse d'acquisition très rapide mais sa portée est souvent limitée. La méthode de triangulation peut avoir la meilleure précision sur des distances courtes. Il s'agit en effet d'une méthode impliquant une émission (faisceau ou ligne), un système optique et un capteur imageur (1D ou 2D) captant le reflet du signal émis. Toutefois, de par son principe, la précision de ce système se dégrade très vite avec la distance.

Dans ce travail, nous allons nous focaliser sur les LiDAR ToF à balayage car ce sont les systèmes les plus utilisés pour caractériser en proxidtection la structure d'un couvert végétal. Ce type de LiDAR emploie en général une diode laser comme émetteur laser. La diode laser rayonne à une longueur d'onde unique dans le domaine infrarouge. Elle est pilotée pour émettre de très brèves impulsions, avec une périodicité donnée. Si un faisceau laser est incident sur un objet, une partie du faisceau est réfléchiée vers le LiDAR, qui l'enregistre via son récepteur. Le récepteur transforme alors le signal reçu en signal électrique qui est traité par une chaîne électronique pour obtenir un signal LiDAR numérique. Le temps entre l'émission et la réception du signal pulsé est directement proportionnel à la distance entre le LiDAR et l'objet (figure 3.1a).

L'impulsion laser est déviée séquentiellement avec un intervalle angulaire spécifique à l'aide d'un miroir rotatif interne au capteur (figure 3.1b).

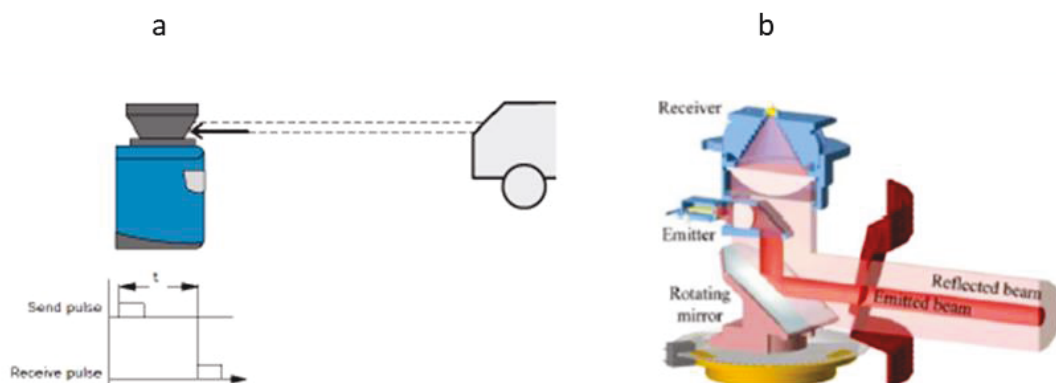


Figure 3.1. a : principe de fonctionnement de la mesure du temps de propagation des impulsions, b : principaux composants internes du capteur LiDAR. D'après Sick, (2006).

Du fait de la divergence du faisceau et des petits obstacles optiques qui peuvent se trouver entre la cible recherchée et l'émetteur laser, de multiples « échos » (pulse optique en retour du pulse émis) peuvent être reçus par le détecteur et une stratégie de gestion du signal pulsé est nécessaire. On distingue trois types majeurs de LiDAR à balayage suivant la stratégie choisie :

- LiDAR à retours discrets qui permettent d'enregistrer la première impulsion réfléchie (figure 3.2a),
- LiDAR multi-échos qui permettent d'enregistrer jusqu'à cinq impulsions réfléchies en même temps (figure 3.2b),
- LiDAR à retour d'onde complète que l'on retrouve sur des systèmes plus avancés permettant l'enregistrement continu des échos de signaux (figure 3.2c), améliorant ainsi les informations recueillies sur les objets cibles.

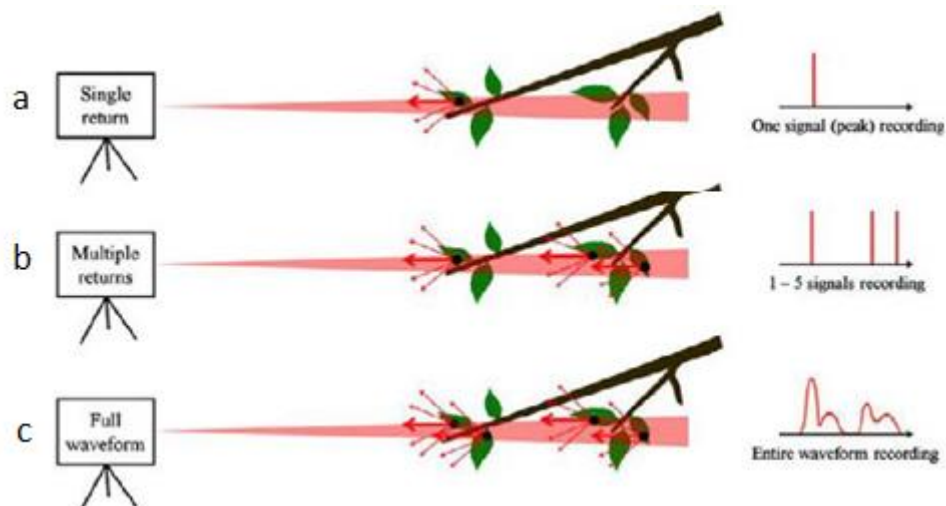


Figure 3.2. Types de modes d'enregistrement LiDAR, a : première impulsion réfléchie, b : échos multiples, c : la forme d'onde entière du signal de retour. Adapté d'après Dassot et al., (2011).

Compte tenu de la répartition stochastique des feuilles au sein du couvert végétal, et des perturbations ponctuelles comme par exemple des graminées hautes dans l'inter-rang, une détection multi-échos serait idéale. Cela ne nécessiterait pas l'enregistrement de la forme d'onde complète, ce qui compliquerait le stockage et l'analyse des données en temps réel.

On distingue également le type de scanners LiDAR en fonction l'endroit où il est installé :

- Scanner LiDAR aéroporté pour la détection sur zones moyennement étendues à partir de véhicules aéroportés.

- Scanner LiDAR embarqué sur drone pour la détection sur zones de moyenne à faibles étendues.
- Scanner LiDAR terrestre (*terrestrial LiDAR scanner, TLS*) fixe ou mobile pour la détection sur zones à faibles étendues.

Dans la suite de ce mémoire, notre attention se portera sur le TLS.

3.1.2 Le LiDAR terrestre (TLS)

Le TLS est un système de numérisation le plus souvent hémisphérique, souvent de type multi-échos. Il contient un miroir rotatif permettant d'obtenir un scan circulaire selon un angle zénithal (θ) combiné à une rotation azimutale (φ). Le mouvement dans ces deux directions permet une vue hémisphérique complète à l'exception de la zone masquée par la base de l'instrument formant une région occluse. Ces systèmes TLS sont utilisés pour des applications de proximité et de haute précision. Ils sont capables d'enregistrer des centaines de points selon leurs positions polaires, leurs intensités, et les angles azimutaux et zénithaux.

On distingue deux types de TLS :

- TLS stationnaire, installé sur une plate-forme fixe.
- TLS mobile (MTLS), embarqué sur des engins agricoles.

Systèmes stationnaire terrestres

Le TLS stationnaire est placé sur un trépied fixé au sol, il effectue un balayage de la scène à numériser permettant d'obtenir une représentation 3D globale de la scène à partir de la combinaison de relevés issus de plusieurs points de vue. Cette approche nécessite l'utilisation de techniques de recalage entre les différents points de vue, dans le but de mettre en cohérence les différents relevés (les positions relatives des emplacements successifs du TLS doivent être connues, par exemple grâce à un géo-référencement) dans le même repère. En agriculture, l'utilisation d'un TLS stationnaire est plus adaptée aux cultures en serre (figure 3.3a) ou dans

des zones peu accessibles pour les véhicules. La figure 3.3b présente un exemple de résultat d'acquisition par TLS stationnaire fixe au sol.

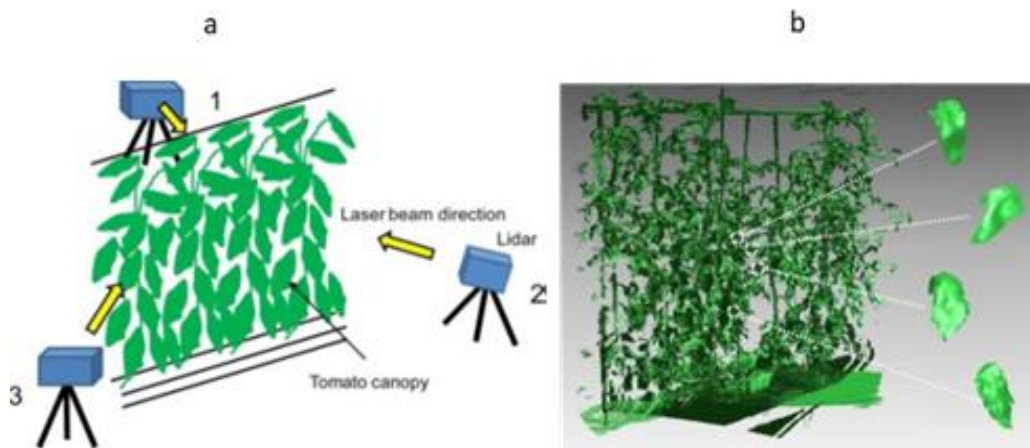


Figure 3.3. a : vue schématique de la mesure du couvert de tomate par le TLS 3D à partir de chacune des positions de mesure de 1 à 3, b : une image 3D du couvert de tomate obtenue par le TLS stationnaire. D'après Hosoi et al., (2011).

Systèmes mobiles terrestres (MTLS)

Pour effectuer une numérisation à plus grande échelle, il est plus adapté d'utiliser des techniques de relevés avec TLS embarqué sur des engins agricoles, on parle alors de MTLS (Mobile TLS). À la différence des relevés avec TLS stationnaire qui effectue un balayage en 3D, les MTLS effectuent classiquement des balayages bidimensionnels. Pour obtenir la troisième dimension, le MTLS doit être déplacé dans une direction perpendiculaire au plan de balayage et suivant une trajectoire connue (e.g. *Global Navigation Satellite System*, GNSS).

Des problèmes de cohérence dus aux erreurs affectant la chaîne de la fusion de données entre MTLS et estimation de la position et de la trajectoire parcourue peuvent affecter les résultats finaux et donc leurs précisions (Palleja et al., 2010 ; Gil et al., 2014), généralement inférieures à celles des relevés des TLS stationnaires.

Sanz et al. (2011) ont évalué empiriquement le comportement de faisceaux lasers émis pour un MTLS particulier (LMS-200, SICK AG, Waldkirch, Allemagne). Il a été observé que le diamètre de l'empreinte du faisceau laser était de forme rectangulaire (contrairement à la forme

circulaire avancée par le fabricant), et avait un profil d'irradiance non-homogène (figure 3.4). Par ailleurs, ils ont mis en évidence un phénomène de divergence des faisceaux laser, qui se caractérise par une augmentation du diamètre de l'empreinte du faisceau laser sur l'objet visé à mesure qu'elle s'éloigne du capteur (figure 3.4).

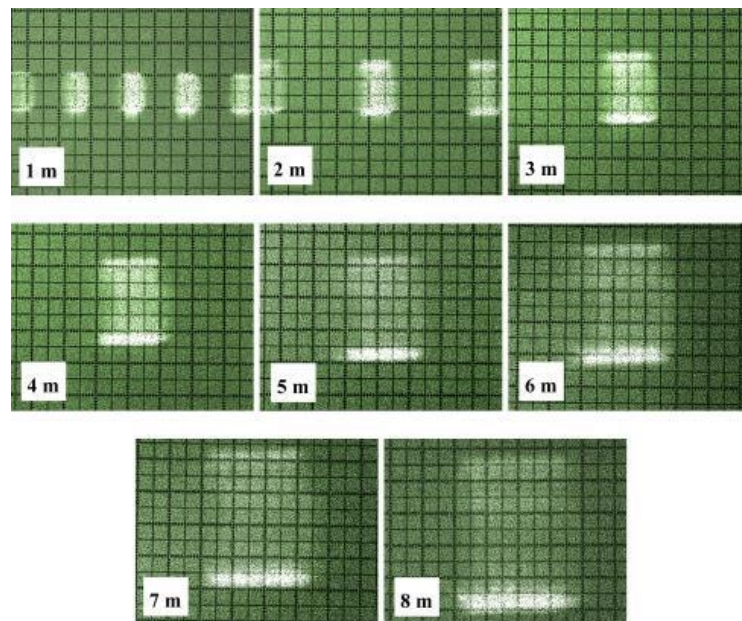


Figure 3.4. Photographies du diamètre de l'empreinte du faisceau laser à des distances comprises entre 1 et 8 m du capteur. Les plus petites subdivisions sont de 1 mm. D'après Sanz et al., (2011).

Le MTLs offre une grande souplesse de fonctionnement, étant capable d'effectuer des mesures précises (de l'ordre du centimètre) dans des conditions environnementales qui peuvent être hostiles (présence de brouillard, poussière ou fumée). Le MTLs est utilisé dans diverses applications dans le secteur agricole, telles que la navigation des robots mobiles, la caractérisation de la végétation, etc.

3.2 Les LiDAR terrestre mobile (MTLS)

3.2.1 Applications dans le secteur agricole

Le secteur agricole tend aujourd'hui vers plus de précision et d'automatisation des tâches effectuées sous la pression croissante des coûts et de la recherche d'efficacité. L'utilisation de MTLS a été recensée notamment dans les applications agricoles suivantes (figure 3.5) :

- Systèmes d'autoguidage des machines agricoles (Subramanian et al., 2006 ; Barawid et al., 2007 ; Backman et al., 2012),
- Systèmes de sécurité des robots autonomes (Shoemaker & Bornstein, 1998 ; Chang et al., 2001 ; Malavazi et al., 2018),
- Gestion des cultures spécifique aux sites, notamment en protection des cultures (Escolà et al., 2013 ; Wandkar et al., 2018).

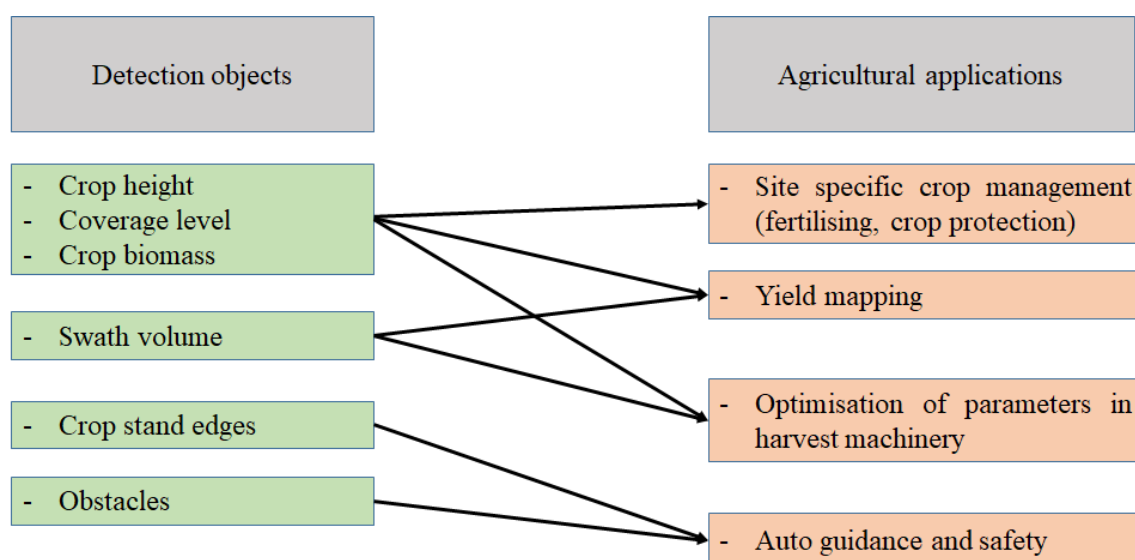


Figure 3.5. Les applications de MTLS dans le secteur agricole. Modifiée d'après Ehlert et al., (2010).

Pour concevoir des stratégies de gestion spécifique aux sites en termes de protection des cultures (adaptation de la dose à appliquer de PPP), des informations spatialisées sur la structure de la végétation et sa variabilité à l'échelle de la parcelle sont indispensables. L'application de

MTLS pour caractériser la structure de la végétation en viticulture et arboriculture est détaillée dans la section suivante.

3.2.2 Caractérisation de la structure de la végétation en viticulture et arboriculture

La structure d'une végétation palissée se caractérise notamment par des mesures quantitatives de sa hauteur, sa densité et son épaisseur. Les systèmes MTLs deviennent l'un des capteurs les plus utilisés pour la caractérisation de la structure de végétation en viticulture et arboriculture (Poni et al., 1996 ; Palacin et al., 2007 ; Rosell et al., 2009a,b ; Rosell & sanz, 2012 ; Siebers et al., 2018 ; Sanz et al., 2018), en raison de leur grande vitesse de mesure, de leur résolution et de leur précision. Les informations sur les caractéristiques structurelles (hauteur, largeur, surface, volume, densité) de la végétation peuvent aider à optimiser de nombreuses tâches agricoles et notamment l'ajustement des doses de PPP (Siegfried et al., 2007 ; Gil et al., 2014). Si, en outre, les mesures de ces capteurs sont synchronisées avec leurs coordonnées spatiales obtenues par des systèmes de géo-référencement (e.g. GNSS), il est possible d'obtenir des cartes d'indicateurs végétatifs d'intérêt des parcelles analysées et de mettre en œuvre des démarches de *variable rate technology* (renvoi au chapitre 1).

Les sources d'erreurs répertoriés lors d'une acquisition avec un MTLs

Bien que les systèmes MTLs soient a priori plus simples (une seule rotation) et moins chers que les systèmes TLS stationnaires, il peut être laborieux de contrôler correctement le mouvement du LiDAR lors de la collecte des données (Gil et al., 2014). Par rapport à d'autres types de capteurs (comme le radar, la stéréovision, les ultrasons), les principaux inconvénients de l'utilisation d'un MTLs pour la caractérisation de la structure de la végétation résident, à l'étape de la reconstruction du nuage de points 3D, dans la sensibilité du système à certaines sources d'erreurs résultant à la fois de la télémétrie et de l'erreur de positionnement du mobile (figure 3.6a). Ces sources d'erreurs sont recensées dans la littérature (Palleja et al., 2010 ; Rosell

& Sanz, 2012). Les sources d'erreurs à prendre en compte lorsque la structure de la végétation est estimée par un MTLs sont les suivantes :

- L'orientation de l'angle du LiDAR par rapport à la végétation (figure 3.6b) qui va résulter par exemple du roulis sur l'engin porteur du LiDAR.
- La position du LiDAR par rapport au centre de la végétation (figure 3.6c), erreur qui résultera des erreurs de trajectoire effectives et de la méthode employée pour estimer la trajectoire.
- La position du LiDAR en hauteur (figure 3.6d) qui va résulter par exemple du tangage sur l'engin porteur ou d'une mauvaise calibration géométrique entre LiDAR et antenne GNSS.

Ces sources d'erreurs s'expliquent globalement par des facteurs tels que les irrégularités du sol, l'imprécision de la trajectoire (position et angles d'attitude de l'engin mobile) et de la vitesse de l'engin agricole au centre de l'inter-rang de vigne.

Par conséquent, le traitement de la séquence de scans obtenue au cours d'une procédure de mesure doit inclure des informations concernant la localisation du LiDAR dans l'espace par un géo-référencement et son orientation pour une interprétation précise. Toutefois, une majorité des études relatives à l'utilisation de MTLs suppose que la trajectoire du tracteur se situe dans une ligne parallèle à celle définie par le centre des ceps (del-Moral martinez et al., 2015 ; Bastianelli et al., 2017).

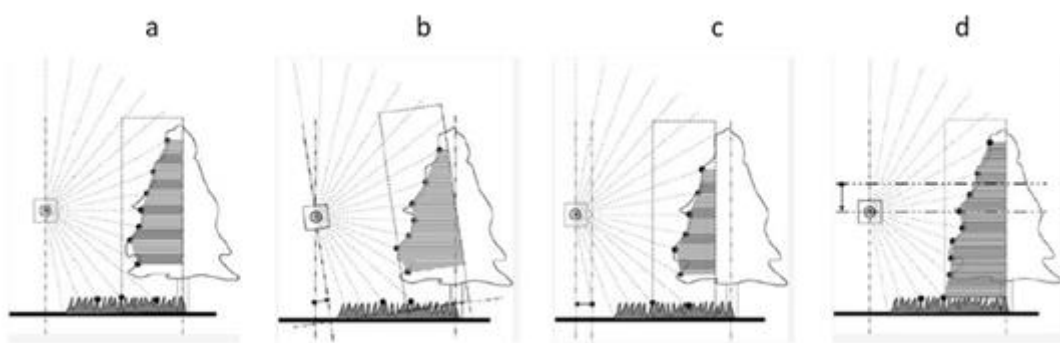


Figure 3.6. Différentes sources d'erreurs de trajectoire, a : procédure de balayage correcte, b : erreur angulaire, c : erreur de distance, d : erreur de hauteur. D'après Palleja et al., (2010).

L'assemblage des nuages de points : une étape critique pour le calcul des indicateurs végétatifs

Un grand nombre d'études a été mené par des chercheurs de l'Université polytechnique de Catalogne et de l'Université de Lleida, avec plus de 10 ans d'expérience en recherche sur le sujet. L'analyse documentaire suivante se concentrera sur certaines de leurs études les plus pertinentes vis-à-vis de ce mémoire. Dans toutes les études que nous évoquons, un MTLs (LMS-200, SICK AG, Walldorf, Allemagne) monté sur un tracteur a été utilisé (figure 3.7).

Méthode d'assemblage de scans par points d'intérêt

Les points interceptés lors d'une rotation complète du LiDAR sont regroupés au sein d'un groupe de données défini comme un « scan ». La position de chaque scan selon l'avancement du tracteur (coordonnée x) est déterminée par la fréquence d'acquisition du MTLs et la vitesse de déplacement du tracteur (déterminée par des mesures de GNSS). Les coordonnées y et z (renseignant respectivement sur la position en hauteur et profondeur du point intercepté) sont obtenues par une transformation des coordonnées polaires (r, θ) en coordonnées cartésiennes (y, z) (figure 3.7).

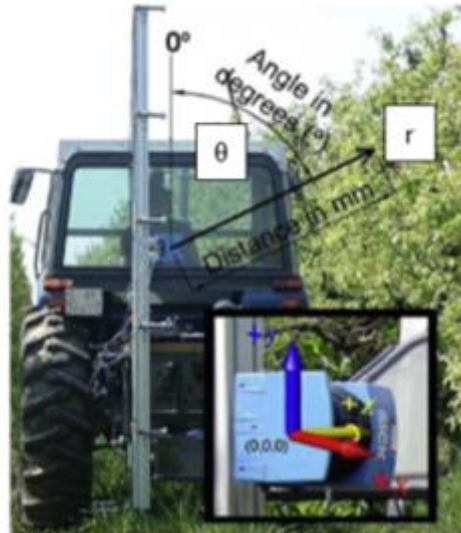


Figure 3.7. Système MTLs pour l'essai sur le terrain dans les vergers de poiriers, montrant également la polarité (distance, r , et angle, θ) et les systèmes de référence des coordonnées cartésiennes (x,y,z). Adapté d'après Arnó et al., (2013).

Scan des deux côtés de la végétation

Afin de scanner complètement une rangée de vigne, il est nécessaire de scanner les deux côtés de la rangée et d'unifier les deux nuages de points dans un seul système de coordonnées. Grâce à l'application d'algorithmes appropriés, ces nuages de points enregistrés séparément de chaque côté du rang de végétation peuvent être utilisés pour reconstruire et décrire numériquement la structure la végétation avec un haut niveau de précision. Différentes études ont été menées pour la caractérisation de la végétation en identifiant la procédure correcte et précise pour joindre les mesures LiDAR du côté gauche et droit d'un rang de vigne (Walklate et al., 2002 ; Palacin et al., 2007 ; Rosell et al., 2009a).

Un nuage de points indépendant en valeurs cartésiennes (x,y,z) est produit avec sa propre coordonnée d'origine, pour chaque côté de la végétation (droite et gauche) (figure 3.8a,b). Afin de construire des modèles 3D de plantes dans un système de coordonnées unique, les points obtenus à partir d'un des côtés doivent alors être transférés dans le système de coordonnées de l'autre côté. À cette fin, des objets de référence connus (structures en bois avec des surfaces planes) ont été placés comme référence aux points exacts où les mesures ont commencé et se

sont terminées (figure 3.8). Par la suite, les deux nuages de points ont été fusionnés (figure 3.8c).

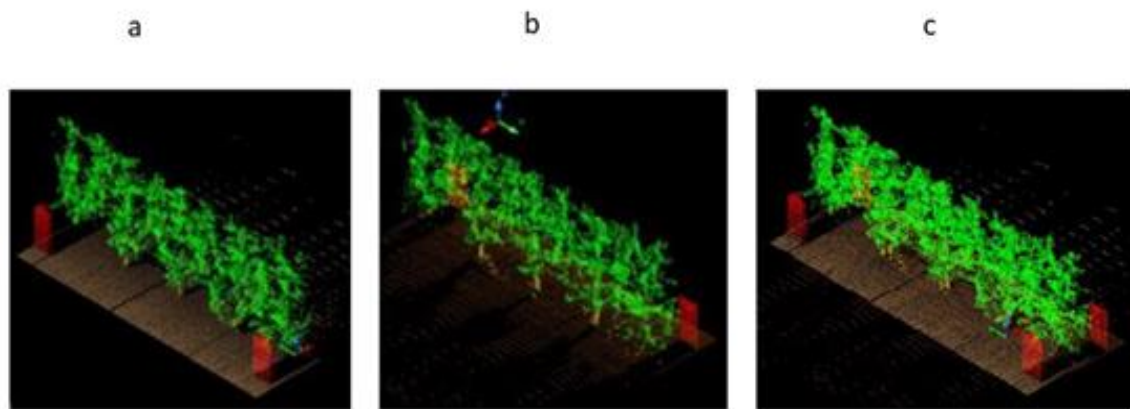


Figure 3.8. a : Nuage de points correspondant aux mesures LiDAR d'une culture à partir du côté gauche, b : à partir du côté droit, c : fusion des deux nuages de points dans un seul système de coordonnées cartésien. Les points rouges représentent les jalons en bois permettant la localisation de la zone d'intérêt. D'après Rosell et al., (2009a).

Ce processus de fusion de nuages de point LiDAR (figure 3.9) est suivi d'une procédure d'ajustement manuelle fine permettant le recalage des deux nuages de points (figure 3.10a,b,c), pour corriger les facteurs humains et environnementaux, tels que : la position du MTLS en vertical, le positionnement des objets de référence (formes caractéristiques), la vitesse et la trajectoire du tracteur, expliquées dans la figure 3.6.

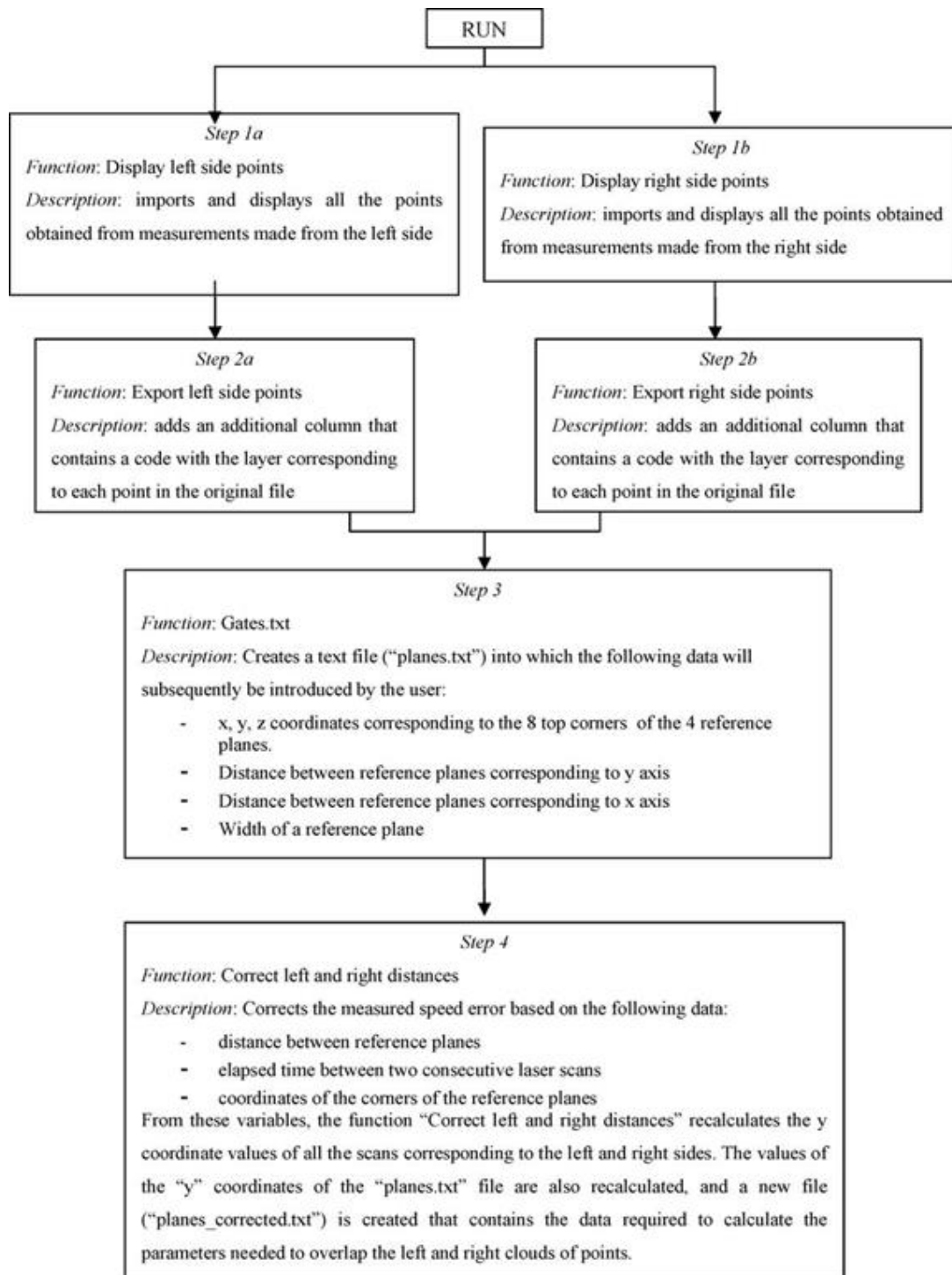


Figure 3.9. Procédure de fusion des nuages de points LiDAR obtenus à gauche et à droite d'un même rang de vigne. D'après Rosell et al., (2009a).

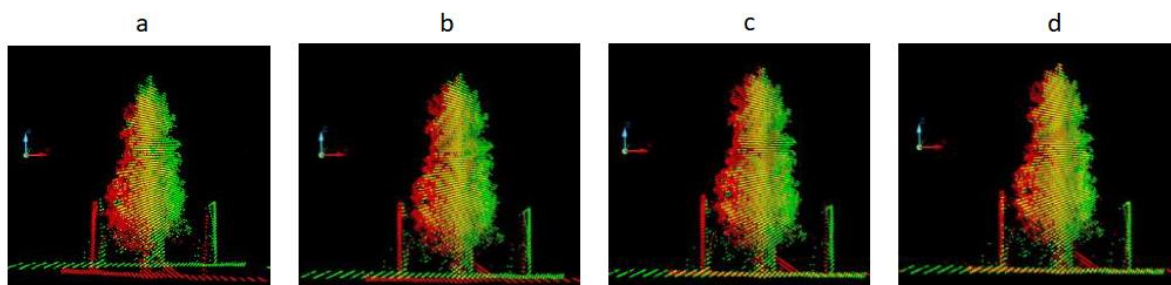


Figure 3.10. Procédure d'ajustement manuelle, représentant les nuages de points correspondant aux côtés gauche (en rouge) et droit (en vert) et les résultats de la fusion des deux (en jaune). a : point initial, b : nuage de points après la rotation de l'axe des y, c : nuage de points après déplacement sur l'axe z et d: nuage ponctuel après déplacement sur l'axe des x. D'après Rosell et al., (2009a).

Ces nuages de points 3D qui reconstituent le côté gauche et droite de la végétation permettent de calculer plusieurs indicateurs décrivant la structure de la végétation, tels que :

- Le volume de végétation (*tree row volume*, TRV) (Rosell et al., 2009a ; Llorens, et al., 2011a ; Rinaldi et al., 2013 ; Sanz et al., 2018).
- La surface de végétation (*leaf wall area*, LWA) (Rinaldi et al., 2013).
- La densité de végétation (Wei & Salyani, 2005 ; Llorens et al., 2011b).

L'indicateur (density LiDAR returns) développé par Llorens et al. (2011b) permet d'estimer la densité de la végétation à des fins descriptives sous la forme de carte géo-référencée. Pour cela, trois volumes élémentaires ont été définis à trois hauteurs au sein de la végétation (figure 3.11a). Dans chacun des volumes élémentaires, le nombre de faisceaux interceptés est compté. Par la suite, le nombre de faisceaux interceptés dans chaque volume élémentaire est représenté sous la forme d'une carte en distinguant cinq classes de valeurs selon une surface au sol typique de 0,25 m² (figure 3.11b).

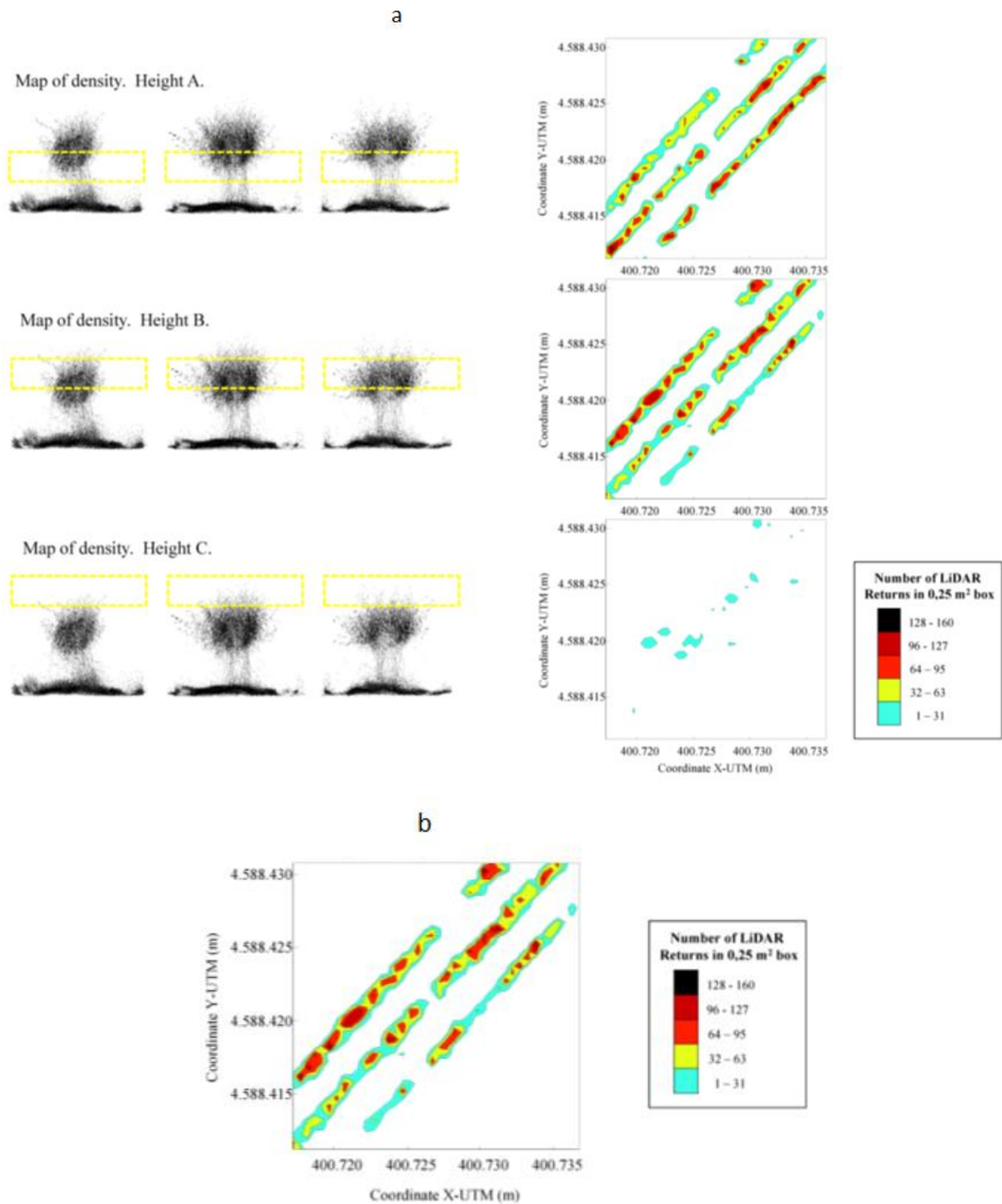


Figure 3.11. a : la densité de retour LiDAR obtenue en fonction des différentes hauteurs obtenues séparément, b : carte de densité de végétation géoréférencée obtenue en intégrant le nombre de faisceaux interceptés dans les trois volumes élémentaires. Modifié d'après Llorens et al., (2011b).

Le processus de fusion complique la gestion des données LiDAR (Sanz et al., 2013 ; Arnó et al., 2015). L'obtention de scans des deux côtés de la végétation nécessite un passage de MTLs

dans chaque rangée de vigne. Bien que cela ait été possible dans un objectif de recherche, la réalité des pratiques agricoles est que la circulation dans les vignobles ne se fait généralement que dans une rangée sur deux ou trois selon la technologie de pulvérisation utilisée. En outre, dans le cas d'une application en temps réel de PPP, la procédure d'ajustement manuelle de fusion des points est inenvisageable. Dans les travaux menés dans ce doctorat et la suite de ce mémoire, on considère une caractérisation de la végétation à partir d'une acquisition MTLs d'un seul côté de la végétation.

Scan d'un seul côté de la végétation

L'hypothèse de ne scanner qu'un seul côté de la végétation au cours d'une opération de traitement de pulvérisation dans le vignoble est plus probable.

En ce sens, le système MTLs doit être capable d'estimer la structure de la végétation, quel que soit le côté de la rangée à partir duquel l'acquisition LiDAR est effectuée. La méthode doit également être simple, rapide.

Des essais réalisés par Arnó et al. (2015) dans cette optique avaient pour objectif d'étudier s'il y a une influence significative du côté du rang (gauche et droite) sur l'efficacité du MTLs pour estimer le *leaf area index* (LAI) dans les vignobles. À quatre stades phénologiques et dans quatre parcelles de vigne, des acquisitions avec un MTLs et des mesures de LAI destructif ont été réalisées sur 32 sections de rangs de 4 m en distinguant chaque côté du rang par rapport au centre de la végétation en prenant la ligne de tronc comme référence. Pour chaque côté du rang (gauche et droite), des modèles de régression se basant sur l'indicateur végétatif *tree area index* (TAI, Walklate et al., 2002, Arnó et al., 2013) ont été utilisés pour estimer le LAI, à partir des acquisitions MTLs.

Cette étude a mis en évidence que dans les deux cas (modèles de régression reliant le TAI au LAI à partir du côté droit ou du côté gauche d'un même rang de vigne), le TAI a été fortement corrélé avec le LAI mesuré par une méthode destructrice du côté correspondant. Le TAI a été corrélé à 81 % avec le LAI pour le modèle de régression côté gauche (figure 3.12a) et à 87 %

avec le LAI pour le modèle de régression côté droit (figure 3.12b). Ces valeurs peuvent être considérées comme satisfaisantes dans les conditions de terrain.

En ce qui concerne les différences entre les modèles (figure 3.12c), les résultats de l'analyse statistique ont permis de mettre en évidence que les deux modèles n'étaient pas significativement différents ($p\text{-value} = 0,25 > 0,05$). Par ailleurs, la forme des modèles de régression est la même (forme linéaire) et il y a une bonne adéquation entre la cinétique des deux modèles. Cela s'explique par une symétrie de la végétation entre les deux côtés d'un même rang de vigne.

Pour ce cas analysé, les modèles (côté droit/côté gauche) sont cohérents. Il ne semble pas nécessaire de scanner les deux côtés de la rangée de vigne pour caractériser la structure de la vigne. Cela permet de réduire le temps d'acquisition et de traitement des données par un facteur deux.

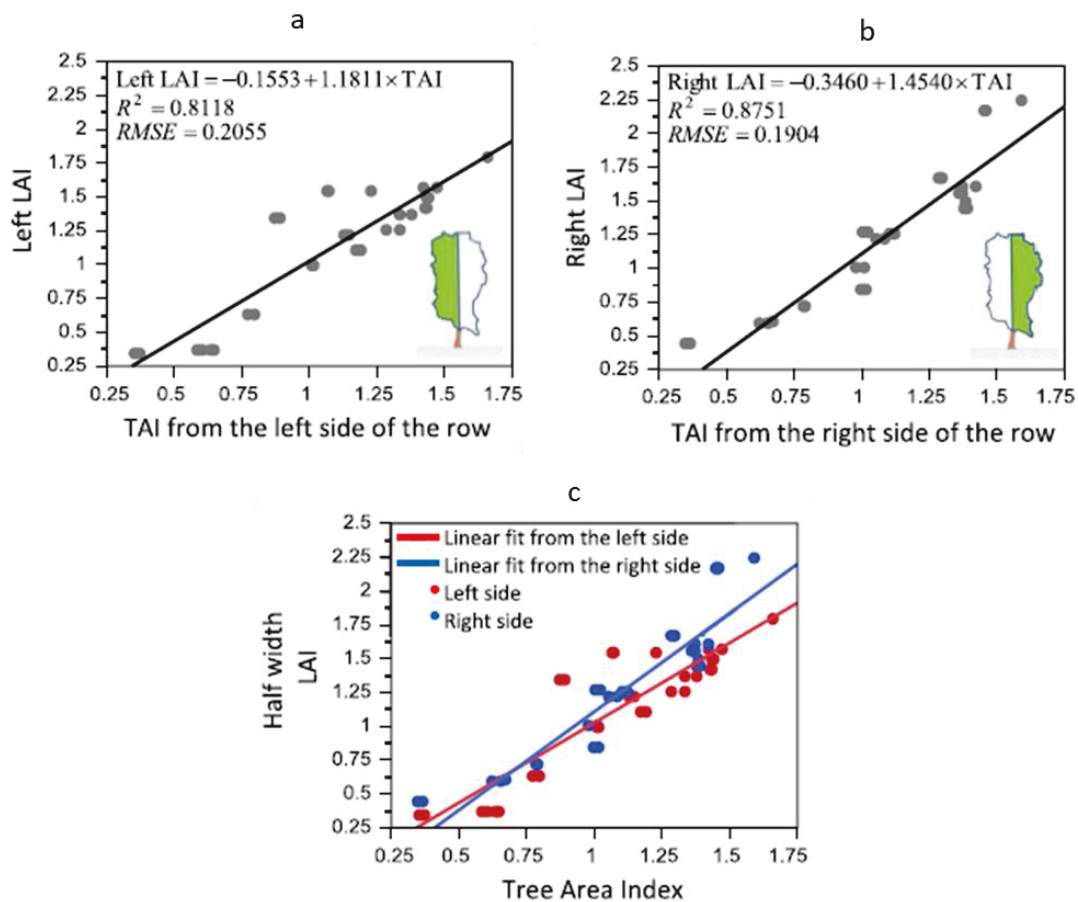


Figure 3.12. Modèles de régression linéaire du LAI obtenus sur 32 sections de 4 m de vigne (*Vitis vinifera* cv. Merlot) sur l'ensemble de la saison de végétation selon le côté balayé, a : côté gauche du rang, b : côté droit du rang, c : côté gauche et droite représenté ensemble. D'après Arnó et al., (2015).

Plusieurs indicateurs et attributs primaires végétatifs relevant de principes stochastiques ou géométriques ont été proposés dans le cas où un seul côté de la végétation est scanné. Dans toutes ces études, on suppose que la trajectoire du MTLs est parallèle à un plan défini par le centre de la végétation.

Index normalisé de surface apparente d'interception (Tree Area Index, TAI)

Walklate et al. (2002) ont développé en arboriculture l'indicateur TAI qui a ensuite été adapté aux vignobles par Arnó et al. (2013). Le TAI découle d'une approche stochastique, permettant de calculer la densité de végétation. Il est basé sur la probabilité d'interception des faisceaux lumineux LiDAR à différentes profondeurs dans le couvert végétal. Ainsi, plusieurs balayages peuvent être obtenus le long du rang de vigne dans le plan Oxy (figure 3.13a). Tous les points d'interception dans la canopée sont projetés par rapport à l'axe Oz (axe correspondant à l'épaisseur de la végétation) sur une grille bidimensionnelle de mailles polaires dans le plan Oxy (figure 3.13b). La section transversale globale projetée est divisée en mailles avec des incréments angulaires égaux de $\Delta\theta = 3^\circ$, des incréments radiaux égaux de $\Delta r = 100$ mm et une distance dans l'avancement $\Delta x = 3$ m. Pour chacune des cellules (k, j) , il est possible de calculer le nombre de faisceaux LiDAR parvenant à la maille, $n_{k,j}$, et le nombre de faisceaux interceptés, $\Delta n_{k,j}$, à l'intérieur de la maille, sur l'intervalle des x considéré. Le TAI est finalement calculé à l'aide de l'équation suivante (Eqn. 3.1) :

$$TAI = -\frac{\Delta\theta}{W} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{J_k} r_j \cdot \delta_{k,j} \cdot \ln\left(1 - \frac{\Delta n_{k,j}}{n_{k,j}}\right) \quad \text{Eqn. 3.1}$$

Où, outre les paramètres $\Delta\theta$, $\Delta n_{k,j}$ et $n_{k,j}$ décrits ci-dessus, W (m) est la distance entre deux rangs de vigne et $\delta_{k,j}$ est une variable binaire qui représente la présence ou l'absence de feuillage dans chaque cellule ($\delta_{k,j} = 1$ lorsque le coefficient $\Delta n_{k,j}/n_{k,j}$ est supérieur ou égal à 0,01 et $\delta_{k,j} = 0$ lorsque le coefficient est inférieur à 0,01). Physiquement, on suppose que la probabilité de transmission du faisceau laser d'une cellule à l'autre pourrait être approchée par une loi de probabilité de Poisson lorsque les incréments Δr de distance entre cellules sont suffisamment petits avec une distribution spatiale aléatoire des feuilles. Cette approche permet de décrire l'interception du faisceau laser à travers la canopée à l'aide d'un modèle de probabilité d'extinction, d'une manière similaire à la description de l'extinction de la lumière qui se produit

au sein des vignes. Le TAI est défini comme la somme des surfaces de végétation « vues » localement par les faisceaux LiDAR divisée pour normalisation par l'aire au sol.

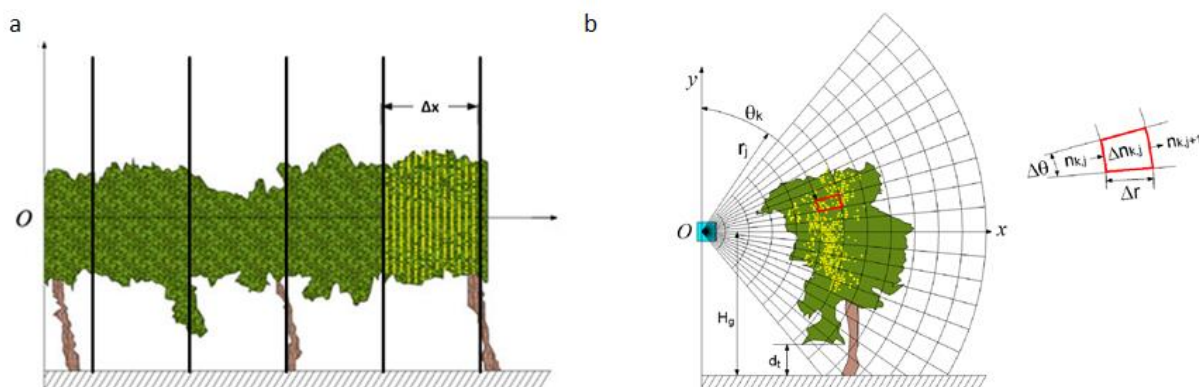


Figure 3.13. a : scans verticaux le long de la ligne, b : grille bidimensionnelle des mailles polaires pour le calcul du TAI. Chaque maille polaire est définie par deux coordonnées (r_j, θ_k) , avec r_j correspondant à la distance radiale entre la maille polaire et la position du capteur, et θ_k à l'angle entre l'axe Oy et la direction radiale (sens des aiguilles d'une montre). H_g est la hauteur du MTLs par rapport au sol, et d_t est la distance utilisée pour exclure les points interceptés au niveau du sol et du tronc. D'après Arnó et al., (2013).

L'hypothèse de porosité homogène du couvert dans la zone foliaire faite lors du développement du TAI est sa principale limite pratique pour une utilisation à haute résolution. En effet pour que chaque cellule de taille $\Delta r \cdot \Delta \theta \cdot \Delta x$ soit effectivement poreuse en vigne palissée, il faut en pratique choisir des Δx importants. Pour un bon déroulement du calcul numérique, le terme $\frac{\Delta n_{k,j}}{n_{k,j}}$ doit en effet être limité à une valeur limite légèrement inférieure à 1, valeur limite qui est un paramètre fixé dans le traitement numérique proposé par Arnó et al. (2017) et repris dans Bastianelli et al., (2018). Arnó et al. (2017) ont démontré la sensibilité pratique du TAI à la longueur de la section de rang de vigne qui est balayée et recommandent de limiter son calcul à des sections de rang d'une longueur minimale de 1 m. Cela limite son utilité pour les méthodes de modulation de dose à très haute résolution.

Volume de haie foliaire (TRV)

Historiquement, Walklate et al., (2002) ont proposé une méthode permettant d'estimer le volume de la canopée à partir de la surface de la section transversale et de la longueur de la rangée balayée (figure 3.14a).

L'estimation du volume de haie foliaire pourrait être obtenue aussi par l'intégration de volumes élémentaires définis par une surface assignée à chaque point LiDAR intercepté au niveau de la végétation et de la distance au centre de la végétation. Différentes procédures analytiques ont été proposées pour calculer la surface assignée à chaque point intercepté à partir des données brutes LiDAR. Ces méthodes sont récapitulées dans Palleja et al. (2010).

En montrant la préférence pour l'utilisation de la procédure basée sur la « Cartesian Surface (XYS) » développée par Palacin et al. (2007) et qui consiste à ajouter des polygones créés par la distance entre deux scans LiDAR (Δx) et la distance au centre des arbres (figure 3.14b), différentes études sur le volume de haie foliaire ont été réalisées (Lee & Ehsani, 2008 ; Llorens et al., 2011a ; Arnó et al., 2013). Cet indicateur, comme c'est le cas lorsqu'il est mesuré par des opérateurs utilisant de simples mètre-rubans, est ramené à l'hectare cadastral. Il définit alors le TRV qui s'exprime en $\text{m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$.

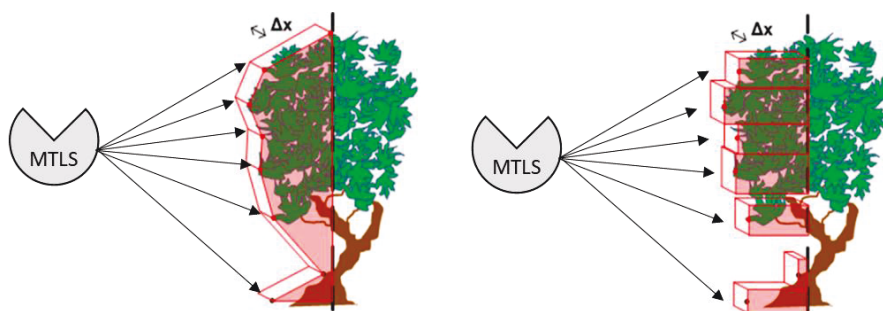


Figure 3.14. Visualisations schématisques de l'estimation du TRV à partir de la méthode dérivée du calcul, a : de la surface de la section transversale Walklate et al., (2002), b : de volumes élémentaires Palacin et al., (2007). Modifié d'après support de présentation Bastianelli et al., (2017).

Surface de haie foliaire (LWA)

del-Moral-Martínez et al. (2015) ont développé un indicateur permettant de caractériser la surface de la haie foliaire, le *pixelated leaf wall area* (PLWA). Le système d'acquisition

nécessaire pour estimer le PLWA se compose d'un MTLs, d'un système de référence inertiel (*Inertial Measuring Unit*, IMU) et d'un système de positionnement par satellite (GNSS). À chaque point intercepté au niveau du couvert est assigné une surface élémentaire rectangle (S_j) (figure 3.15). Cette surface élémentaire est définie par la distance entre scan (Δx) et la distance entre le point j actuel et le point précédent, $j-1$ du même scan (figure 3.15). Le PLWA est défini comme la surface totale projetée par scan en additionnant les surfaces ainsi obtenues.



Figure 3.15. Points d'interception générés par des balayages consécutifs et une surface élémentaire rectangle (S_j) attribuée à l'un des points d'interception (P_j). D'après del-Moral-Martínez et al., (2015).

Par la suite Bastianelli et al. (2017) ont développé le *leaf area by points* (LWApts) sur la base du PLWA. Le LWApts et le PLWA diffèrent essentiellement en ce qui concerne les hypothèses sur le mouvement du mobile et le filtrage des points d'interception à prendre en compte. Le LWApts est mis en oeuvre dans (Bastianelli et al., 2017) sans IMU et ne nécessite pas de GNSS à précision centimétrique. Le LWApts est ramené à l'hectare cadastral, il s'exprime en $m^2 \cdot ha^{-1}$. La méthode de calcul du LWApts est détaillée dans le chapitre 5.

Limites des indicateurs existants végétatif pour estimer la densité de végétation

La densité de végétation semble être utile pour optimiser l'application de PPP dans les vignobles en permettant la sélection de différents paramètres de travail des pulvérisateurs (e.g. le débit

des buses, le débit d'air, la direction de l'air, etc.) en fonction d'une distribution non-uniforme du couvert dans l'espace (Balsari et al., 2008). Toutefois, l'estimation de la densité de végétation en viticulture est une tâche difficile en raison du nombre de feuilles, de leurs orientations et répartitions qui présentent un caractère stochastique et de la complexité de la structure 3D des vignes.

Walklate et al. (2002) et Llorens et al. (2011b) ont proposé des attributs végétatifs primaires décrivant la densité de végétation.

Cependant, pour le développement de modèles de prédiction multivariés des dépôts de pulvérisation, ces indicateurs respectivement le TAI et le density LiDAR return ont des limites.

Comme indiqué plus haut, de par ses hypothèses, l'indicateur TAI nécessite en pratique de scanner au moins 1 m de végétation pour calculer une valeur pertinente à tous les stades de croissance. Concernant l'indicateur végétatif density LiDAR return (Llorens et al., 2011b), il présente plusieurs inconvénients. D'une part, il est défini pour une hauteur de végétation fixe (agrégation en hauteur des trois volumes élémentaires (figure 3.11a). Or, dans le cas des modèles de prédiction des dépôts, on cherche à caractériser uniquement la zone de végétation où les dépôts ont été échantillonnés. D'autre part, il s'exprime avec des valeurs discrètes (cinq classes).

Dans le but de prédire la distribution statistique des dépôts foliaires, et compte tenu des limites des méthodes existantes de détermination de la densité de végétation énoncées ci-dessus, une nouvelle estimation de la densité de végétation sous la forme d'un attribut végétatif primaire, appelée *Intercepted Beam Rate* (IBR), est proposée. Cet attribut végétatif primaire est défini dans le chapitre 5.

Complexité du traitement des nuages de points LiDAR : sélection des « points d'intérêt »

Le nombre de faisceaux émis par un MTLIS sur une acquisition au champ est de l'ordre de plusieurs centaines de milliers à plusieurs dizaines de millions de points. Un tel volume de données peut générer des difficultés de gestion, allant du stockage jusqu'au traitement. La sélection des « points d'intérêt » devient une tâche de traitement importante avant que les attributs primaires ou des indicateurs végétatifs puissent être calculés. Cette étape peut

également être longue et nécessiter une forte interaction manuelle de l'opérateur dans la mesure où il est nécessaire de trier les points de sorte à séparer les points interceptés « pertinents » correspondant à la végétation de ceux qui ne le sont pas, comme le sol, les zones enherbées, le tronc de vigne, les rangées adjacentes ou les fils de treillis (Cheraïet et al., 2020, soumis). Les processus d'automatisation des traitements sur données viticoles sont encore limités et nécessitent systématiquement un contrôle humain (Palacin et al., 2007 ; Rosell et al., 2009a). Ainsi, l'opérateur doit posséder une certaine expertise pour pouvoir interpréter et utiliser des données LiDAR. Afin de faciliter ce processus, un outil spécifique, PROTOLIDAR v1.0, a été développé (Rinaldi et al., 2013) pour utiliser les données spécifiques du programme LidarScan v.1® (LidarScan v.1 Software ; Université de Lleida). Il se compose d'un ensemble de fonctions qui aident à caractériser les dimensions de la végétation de la vigne à partir du balayage LiDAR, effectue une analyse statistique des résultats, trace et calcule le LAI, et le TRV. Cependant, dans la littérature disponible sur les applications du TLS dans les vignobles et les vergers, il y a très peu d'explications et de détails sur les procédures de filtrage des nuages de points 3D. Dans de nombreuses études, l'objectif était d'établir la preuve du concept, le filtrage des données a été effectué avec une intervention humaine intensive (Rinaldi et al., 2013). Cette intervention humaine laborieuse est inenvisageable si le MTLs doit être déployé dans des contextes de production.

Des méthodes de filtrage rapides, répétables et robustes sont nécessaires. Ces méthodes doivent être efficaces à tous les stades du développement de la végétation. La nécessité d'un filtrage rapide et robuste de ces grands ensembles de données 3D deviendra encore plus critique lorsqu'un traitement en temps réel de ces informations sera nécessaire comme notamment pour une modulation des doses en PPP en temps réel.

3.2.3 Conclusions

La technologie LiDAR consiste à émettre un signal lumineux pulsé ou continu et modulé, et à enregistrer le temps de parcours de ce signal lumineux afin de mesurer la distance. Le MTLs est un système LiDAR qui peut produire rapidement un nuage de points 3D dense. En agronomie, il est utilisé pour extraire des indicateurs ou des attributs végétatifs tels que la hauteur, l'épaisseur, la surface, volume ou densité de la végétation. Ces indicateurs peuvent être

utilisés pour optimiser les doses de PPP appliquées en fonction de la structure de la végétation présente dans chaque zone afin de générer des bénéfices en termes d'économies de PPP tout en garantissant une protection des cultures suffisante.

Cependant plusieurs limites ont été mises en évidence :

- Des procédures d'ajustement manuelles sont nécessaires pour recalibrer des nuages de points 3D LiDAR acquis des deux côtés de la végétation.
- La nécessité de positionner des objets de référence ayant une forme caractéristique pour la reconstruction des nuages de points en 3D rend difficiles les essais et complique le post-traitement des données.
- Le traitement des nuages de points et en particulier le filtrage des points pertinents à considérer pour extraire des informations de la structure de la végétation est complexe et insuffisamment automatisé.

C'est dans l'objectif de répondre à ces constats que la proposition d'une méthode de traitement de nuages de points LiDAR automatisée pour estimer des attributs végétatifs primaires de dimensions et de densité la végétation à partir du scan d'un seul côté de la végétation a été faite. Elle fait l'objet de la section suivante.

3.3 Proposition d'une méthode de traitement de nuages de points LiDAR automatisée pour estimer des attributs végétatifs primaires de dimensions et de densité la végétation

Cette section a été soumise sous la forme d'un article scientifique dans la revue *Biosystem engineering*. L'article présente le développement d'une méthode de filtrage et de classification automatisée des données LiDAR (*Bayesian Point Cloud Classification*, BPCC) pour estimer les dimensions (hauteur et épaisseur) de la végétation à l'échelle de résolution du cep de vigne. Nous avons évalué la justesse et l'incertitude des estimations de la hauteur et de l'épaisseur de la végétation réalisées avec la méthode BPCC en comparaison à une méthode classique basée sur des mesures manuelles (*Conventional Manual Measurement*, CMM) et une méthode de

référence de traitement de nuage de points LiDAR (PROTOLIDAR) et nous avons démontré en quoi la nouvelle approche était bénéfique.

Résumé en français

Contexte – Jusqu'à présent, les méthodes de recherche développées et utilisées nécessitent des procédures d'ajustement manuelles et ont eu tendance à se concentrer sur le filtrage et le traitement des données LiDAR obtenues à des stades de croissance spécifiques. La nécessité d'un filtrage rapide, automatisé et robuste de ces grands ensembles de données LiDAR permettant de s'adapter à la variabilité spatio-temporelle de la végétation et d'estimer les dimensions de la végétation est un enjeu pour la mise au point de technologies de pulvérisation à débit variable (*variable rate application*, VRA). Cela permettrait de cibler et d'ajuster correctement les dépôts de pulvérisation en fonction des dimensions du couvert végétal entraînant ainsi une augmentation de l'efficacité de la protection phytosanitaire tout en réduisant la quantité totale de PPP requis.

Questions de recherche – Les questions traitées dans cet article sont :

- Proposer un algorithme adaptable (BPCC) qui applique un filtrage automatique pour éliminer les artefacts et les données non liées à la vigne des données LiDAR recueillies d'un seul côté du couvert végétal, puis classifie et sépare la zone de végétation, des autres composantes de la vigne (tronc, fils de palissage) sans aucune intervention de l'opérateur,
- Utiliser l'algorithme BPCC pour estimer la hauteur et la largeur de la végétation à partir d'acquisitions MTLs réalisées dans plusieurs parcelles de vignes du sud de la France,
- Évaluer la qualité de ces estimations des dimensions de la végétation en les comparant aux dimensions de la végétation dérivées d'une méthode de référence (PROTOLIDAR) existante de filtrage des données LiDAR, qui n'est pas automatisée et nécessite une intervention humaine, et aux mesures manuelles classiques de la végétation.

Matériel et méthodes – Des données ont été recueillies sur 80 cepS répartis dans quatre parcelles se différenciant par deux modes de taille de la vigne, à sept dates en 2019. La caractérisation des dimensions (hauteur, épaisseur) de chaque cep de vigne a été réalisée à l'aide d'un MTLs

qui a scanné qu'un seul côté du cep et par l'intermédiaire d'une mesure manuelle classique. Un algorithme bayésien de classification des nuages de points (BPCC) est proposé, qui combine une méthode de filtrage automatique (*Automatic Filtration method*, AFM) et de classification hiérarchique basée sur une méthode de clustering pour traiter les données LiDAR. Pour évaluer l'efficacité de la méthode BPCC, elle a été comparée en termes (i) de filtration des nuages des points LiDAR à une filtration réalisée manuellement par un expert (*Humain Expert Filtration*, HEF) et à une méthode semi-automatique nécessitant un traitement manuel (PROTOLIDAR) et (ii) d'estimation des dimensions de la végétation avec des mesures manuelles classiques et des estimations faites à partir de la méthode PROTOLIDAR.

Résultats – Les résultats obtenus à partir de données collectées sur plusieurs cépages selon deux modes de taille différents ont montré que le filtrage AFM était similaire à la méthode manuelle experte et retenait en moyenne 9 % de points de plus que la méthode PROTOLIDAR sur l'ensemble de la saison de croissance. Les estimations de la hauteur et de la largeur de la végétation obtenues à partir de la méthode BPCC étaient fortement corrélées avec les estimations faites par la méthode PROTOLIDAR ($R^2 = 0,94$ et $0,89$ respectivement). La classification hiérarchique a été plus efficace lorsque le seuil du processus pouvait varier au cours de la saison. Les résultats empiriques ont fourni des indications claires sur la valeur seuil préférée pour la hauteur et la largeur à différents stades phénologiques. Lorsqu'un seuil dynamique a été utilisé, les dimensions du couvert issues de la méthode BPCC étaient plus proches des observations manuelles du couvert que les estimations PROTOLIDAR équivalentes. Dans l'ensemble, les résultats ont montré que, bien que l'algorithme BPCC fonctionne à un niveau d'automatisation plus élevé que PROTOLIDAR, les estimations des dimensions de la végétation dans les vignobles étaient équivalentes.

Conclusion – Dans cette étude a été proposée la méthode BPCC qui combine une AFM et une méthode de clustering pour automatiser la caractérisation des dimensions des couverts viticoles à partir des données acquis par un MTLs. Le BPCC ne nécessite qu'une configuration de base liée à la configuration du vignoble pour fonctionner de manière autonome. Ces résultats ont montré que, bien qu'il fonctionne à un niveau d'automatisation plus élevé, ce qui est plus adapté au traitement en continu, la méthode BPCC proposée était plus efficace que la méthode PROTOLIDAR pour filtrer les données de nuages LiDAR ponctuels et pour estimer les dimensions du couvert dans les vignobles à partir de scans d'un seul côté du rang.

An algorithm to automate the filtering and classifying of 2D LiDAR data for site-specific estimations of canopy height and width in vineyards

A. Cheraïet^{a, b, *}, O. Naud^a, M. Carra^a, S. Codis^b, F. Lebeau^{a, c} and J.A. Taylor^a.

^aITAP, INRAE, Montpellier SupAgro, University of Montpellier, 361 rue Jean-François Breton,

34000 Montpellier, France

^bIFV French Vine and Wine Institute, 3430 Route de l'Espiguette, 30240 Le Grau-du-Roi, France

^cBiosystems Dynamics and Exchanges (BioDynE), TERRA Teaching and Research Center, Gembloux Agro-Bio Tech, University of Liege, Gembloux, Belgium

3.3.1 Abstract

The 3D characterisation of individual vine canopies with a LiDAR sensor requires point cloud classification. A Bayesian point cloud classification algorithm (BPCC) is proposed that combines an automatic filtering method (AFM) and a classification method based on clustering to process LiDAR data. Data were collected on several grape varieties with two different modes of training. To evaluate the quality of the BPCC algorithm and its influence on the estimation of canopy parameters (height and width), it was compared to an expert manual method and to an established semi-automatic research method requiring interactive pre-treatment (PROTOLIDAR). The results showed that the AFM filtering was similar to the expert manual method and retained on average 9% more points than the PROTOLIDAR method over the whole growing season. Estimates of vegetation height and width that were obtained from classification of the AFM-filtered LiDAR data were strongly correlated with estimates made by the PROTOLIDAR method ($R^2 = 0.94$ and 0.89 , respectively). The classification algorithm was most effective if its parameters were permitted to be variable along the season. Optimal values for classification parameters were established for both height and width at different phenological stages. On the whole, the results demonstrated that although the BPCC algorithm operates at a higher level of automation than PROTOLIDAR, the estimates of canopy

dimensions in the vineyards were equivalent. BPCC enables the possibility to adjust the spray rate according to local vegetative characteristics in an automated way.

Keywords: Ground-based LiDAR, Point clouds partition, Automatic filtration, Canopy dimensions, Variable rate, Crop protection.

Abbreviations:

AFM	automatic filtering method
BBCH	describes the phenological development of grapes using the BBCH-scale
CCC	correlation coefficient of concordance
CMM	conventional manual measurements
CV-RMSE	coefficient of variation of root mean square error, %
D	distance between the LiDAR travel line and the Line of Trunk, m
D_{ϵ}	distance indicative of the angle range (ϵ) of LiDAR beams intercepted by the ground in the grassed zone, m
D_{δ}	distance indicative of the angle range (δ) of LiDAR beams intercepted by the ground in the inter-row, m
HEF	human expert filtration
HG	height of grassed zone above ground, m
HS	height of the LiDAR above ground, m
Hsc	height of the start of canopy growth above the ground, m
H_{ϵ}	distance defined along the y-axis between the LiDAR emission point and the first (closest) 5% beams intercepted in the grassed zone, m
BPCC	Bayesian point cloud classification
LiDAR	light detection and ranging
LoT	line of trunks
PPP	plant protection products
vine unit	the area of foliage corresponding to 0.5m before and after the vine trunk; signifies a standardised individual vine
VH	vegetation height, m

VW	vegetation width, m
β_H	adjustable threshold during the season defined to estimate VH
β_w	adjustable threshold during the season defined to estimate VW
ΔW	distance interval between two consecutive vertical scans, m
$\Delta\theta$	$\Delta\theta$ angular resolution of the scans, degree
θ	angular resolution of the scans, degree
μ	population mean of the points along the y or z axis, m
ρ	radial distance, m
σ	standard deviations of the points along the y or z axis, m
δ	angle range where the LiDAR beams are removed as intercepted by the ground in the inter-row, in degrees
ε	angle range where the LiDAR beams are removed as intercepted in the grassed zone, in degrees

3.3.2 Introduction

Over the past two decades, various advances towards more precise and efficient spray systems have been proposed for different crops, including vineyards (Siegfried et al., 2007; Walklate & Cross., 2013). Although these advances differ in their assumptions and calculations, most of them are based on a characterisation of the canopy. The important factors to consider to ensure an efficient spray application process are the geometric characteristics of the canopy (Solanelles et al., 2006; Llorens et al., 2011a) and the relationship between the quantity of plant protection products (PPP) sprayed and the deposits obtained on the foliage, expressed as a quantity per surface of organs to protect (Gil et al., 2014). As stated by Gil et al. (2013), the risk levels to harm sensitive non-target areas during the spray application process are related to dose rates and will depend on both the total amount of PPP sprayed and the spraying efficiency over the entire canopy. It has been stated that correctly targeting and adjusting deposition to canopy dimensions/structure will lead to a considerable increase in the efficiency of applications (Vercruysse et al., 1999; Gil et al., 2007), thereby reducing the total amount of PPP required in accordance with EU objectives (EPPO, 2016). This has led to the development of variable rate spraying technologies and methodologies (Gil et al., 2013). These techniques hypothesise that foliar application should target similar deposits per quantity of vegetation to be protected

regardless of the canopy shape or density. In this context, the development of precision spraying practices technologies that take into account the dimensional characteristics of the canopy to regulate nozzle flow is one of the levers that has been identified to reduce PPPs in perennial crops (Berk et al., 2016).

Canopy dimensions can be retrieved manually (Viret et al., 2005; Rosell et al., 2009b) or obtained from sensor measurements (Rosell & Sanz, 2012). Manual measurements are time-consuming and have limited suitability under production conditions. Using them requires an extrapolation of measurements from a few locations across the entire field, which generally implies some assumptions about the homogeneity of crop characteristics within a production system. This disregards the knowledge that canopy size exhibits spatial variation in vineyard blocks (Tisseyre et al., 2008; Taylor et al., 2013). In order to increase spatial resolution to account for known variability in canopy size, vineyard canopy structure can be indirectly estimated using various types of sensors. The literature presents numerous works that have characterised vine dimensions from the scale of the estate to the individual vine (Rosell & Sanz, 2012; Arnó et al., 2017). Sensors used to date include ultrasonic sensors (Gil et al., 2007; Llorens et al., 2011a), stereo vision imagery (Andersen et al., 2005) including unmanned aerial vehicle (UAV) mounted photogrammetry (Mathews & Jensen, 2013; Miranda et al., 2017; de Castro et al., 2018) and 2D terrestrial Light imaging Detection And Ranging (LiDAR) sensors (Poni et al., 1996; Rosell et al., 2009a,b; Siebers et al., 2018).

The use of laser sensors to digitise the 3D features (or characteristics) of crops (particularly in viticulture) has been established for some decades but is still mainly limited to the research domain. An early attempt to use laser scanning in viticulture was the study by Poni et al. (1996), who used a 2D LiDAR mounted on an arc-shaped structure to simply calculate the light interception of each vine organ (leaves, trunk, cordon etc...). Since this initial work, interest and development in the use of LiDAR in vineyards has increased and it is becoming more frequently used to non-destructively characterise vegetation structure, shape and biomass (Colaço et al., 2018; Jaakkola et al., 2010). Using LiDAR sensing to measure distances from the sensor to a target over a plane, has a particular interest for the real-time determination of canopy structure during spray operations. 3D scanning is possible when a 2D LiDAR is deployed on a moving platform with a well-determined method of geo-referencing the LiDAR data. Canopy characterisation using 2D LiDAR has been proposed in vineyard studies (Palacin et al., 2007; Sanz et al., 2018) and 3D point clouds have been used to digitally reconstruct and

describe the geometric characteristics of vegetation cover with a high level of accuracy (Moorthy et al., 2011). A system developed by Rosell et al. (2009a) made it possible to obtain 3D digitalised point clouds of crops, from which a large amount of information, such as height, width, volume, leaf area index and leaf area density, could be obtained for a plant or an area of the crop. Arnó et al. (2013) concluded that LiDAR systems were able to measure the geometric characteristics of plants with sufficient precision for most site-specific agriculture applications.

For high-resolution canopy characterisation, LiDAR systems have an advantage over ultrasonic and stereoscopic imagery approaches because of their ability to provide information on both canopy dimensions and density. Ultrasonic sensors were used before LiDAR systems became affordable and available (Schumann et al., 2005), but did not gain widespread popularity. This was due to issues regarding the large angle of divergence of the wave beams (that limits the resolution and accuracy of the measurements) (Stajanko et al., 2012), the need for multiple sensors to cover vine and tree crops (Lee & Ehsani, 2009) and limitations with the proximity to the crop at which the sensor can be effectively deployed (Llorens et al., 2011a). Recent advances in UAV-based photogrammetry have indicated a high potential for their use in mapping canopy shape (de Castro et al., 2018). However, mapping canopy density with stereoscopy is still an issue (Torres-Sánchez et al., 2018), and this is critical for modelling spray deposition and adjusting sprayer operation (Campos et al., 2019). Moreover, UAV-based sensors are also not suitable for real-time applications and require a pre-application survey combined with a prescription mapping approach. While LiDAR systems could equally be used pre-spraying to develop prescription spray maps, they also have the potential to be used in front of a sprayer to generate on-the-go, real-time 3D information for variable-rate spraying (Llorens et al., 2010). In the latter real-time use-case for LiDAR, robust and rapid data processing methods will be required to ensure that correct information is transferred to the spray control system.

The literature presents different types of vegetative indicators, such as the tree row volume (TRV) (Byers et al., 1971; Sanz et al., 2013) and the leaf wall area (LWA), which can be used to characterise vegetation structure from canopy dimensions. These are measured either manually or with sensors. There are high resolution variants of the LWA, such as the pixelated leaf wall area (PLWA) (del-Moral-Martínez et al., 2015) and the leaf wall area by points (LWApts) proposed by Bastianelli et al. (2017). When LWA is constant, PLWA and LWApts may exhibit variations due to changes in canopy density. The tree area index (TAI) (Walklate

et al., 2002) is based on the notion of light interception and integrates both canopy density and variations of geometry surface area density (SAD) (Schultz, 1995). All of these vegetative indicators aim to simplify the complex structure of vegetation by describing it as a simple geometrical form, sometimes with a feature representing density. However, before these indicators can be calculated from sensor-based data, different processes are required to obtain the primary canopy dimensions from these data.

The first challenge is to obtain a complete 3D point cloud of the entire canopy. Typically, this has required the merging of data collected from the left and right sides of the vineyard (or orchard) row at potentially different times, i.e. during different transects (Sanz et al., 2004). Various tedious and difficult methodologies have been proposed, such as placing reference elements on specific points in the row that can be identified within the canopy point cloud. This complicates data management (Rosell et al., 2009a; Sanz et al., 2013). Subsequently, other developments have improved this process with the coupling of global navigation satellite system (GNSS) positioning (Llorens et al., 2011b; Escolà et al., 2017) and inertial measurement units (IMUs) (del-Moral-Martínez et al., 2016). However, GNSS and IMUs both require high quality, expensive specialised equipment. This increases the cost and the processing required and affects the transferability of the research methods into commercial applications. Furthermore, obtaining scans of both sides of the canopy requires sensors to be deployed in every vineyard row. While this has been possible to date in research-based studies, the reality of agricultural practices is that vineyard traffic is usually only every second or third row depending on equipment configuration. It is more likely that only one side of the canopy (a half-canopy scan) will be sensed during any single vineyard operation. This remains problematic, as approaches to estimate canopy dimensions from ‘half-canopy’ (one-side) LiDAR scans, and their accuracy, have not yet been well-developed.

The second challenge is the filtering procedure of the 3D point cloud. Given the large number of beams emitted by a 2D LiDAR, the selection and classification of “points of interest” becomes an important pre-processing task before canopy dimensions and vegetative indicators can be calculated. A significant number of points are intercepted in regions that are not relevant for the calculation of vegetative indicators, such as the ground, grassed areas, the vine trunk, adjacent rows or the trellis wires (Bastianelli et al., 2017). However, in the available literature on applications of mobile 2D LiDAR in vineyards and orchards, there are very limited explanations and details on the procedures for filtering 3D point clouds. In many studies, the

goal was to establish the proof of concept and the data filtering was performed with intensive human intervention (Palacin et al., 2007; Rinaldi et al., 2013). This laborious human intervention at the pre-processing step is not practical if LiDAR is to be deployed in production contexts. Rapid, repeatable, robust filtering methods are needed to ensure the correct estimation of simple vegetative parameters, such as vegetation height or width. These methods need to be effective at all stages of canopy development, from small open canopies during early shoot development to large, potentially dense canopies late in the season. Research methods developed and used to date have tended to focus on filtering and pre-processing data obtained at specific growth stages, not collectively across all growth stages. If LiDAR, or any other sensing technology, is to be successfully incorporated into variable-rate PPP spraying regimes, the technology must be effective across a wide range of canopy sizes and adaptable to changing canopy conditions. Arguably, the most important period for applying PPP is when the canopy size and shape is rapidly developing during early to mid-season shoot growth. The need for rapid and robust filtering of these large 3D datasets will become even more critical when real-time processing is required for on-the-go applications in spatially variable canopy systems.

The research presented here aims to address these issues of half-canopy scans and an evolving canopy structure by proposing and testing a novel method for the automated pre-processing and filtering of LiDAR data. The method was designed to remain effective as canopy size and shape changes quickly through the first half of the growing season and to be applicable in commercial agricultural situations. The specific objectives of this work were to:

- (1) propose an adaptable algorithm that applies an automatic filtering method to remove artefacts and non-vine data from 2D LiDAR data collected from only one side of the vine canopy, and then classifies and separates the canopy zone from other vine components (trunk, vegetation, trellis wires) without any operator intervention,
- (2) use the proposed algorithm to estimate canopy height and width from LiDAR surveys in several vineyard blocks in southern France and,
- (3) assess the quality of these estimations of canopy dimensions by comparing them to canopy dimensions derived from an existing standard LiDAR data filtering method, which is not automated and requires human intervention, and to conventional manual canopy measurements.

3.3.3 Materials and methods

Fields trials

A vineyard with four different blocks ("Les pins", "Aglae", "Terre blanche" and "Franquet") of four different varieties of *Vitis vinifera* L. cv (Marselan, Cabernet Sauvignon, Chardonnay and Petit Verdot), with contrasting vigour, was chosen for the study in 2019. Located in Grabels, close to Montpellier (Hérault, France), the study vineyard is characteristic of a vineyard from the south of France, both in terms of grape varieties and training systems. The rows were north-south oriented for "Les pins", and northeast-southwest for "Aglae", "Terre blanche" and "Franquet". Two different training system were used: Royat cordon for "Les pins", "Aglae" and "Franquet" and Guyot for "Terre Blanche". Vines were trained (one carrying wire and one trellising wire) in all blocks. Rows were separated by distance D_{ir} , with D_{ir} equal to 2.5m in all blocks and vine spacing in the row was 1m. For each block, 20 vines were selected and their trunks geolocated with a LEICA Viva GS10 dual-frequency GNSS receiver equipped with a Siemens MC75 GSM/GPRS individual module, multi-constellation (GPS/GLONASS/Galileo) LEICA AS10 and CS10 radio controls. The same vines were followed throughout the season. 2D LiDAR and manual characterisation of vegetation were carried out on seven dates during the season (T1: 2019/04/29, T2: 2019/05/13, T3: 2019/05/21, T4: 2019/05/28, T5: 2019/06/20, T6: 2019/07/18, T7: 2019/07/31). These dates correspond respectively to the following BBCH scale growth stages (Lorenz et al., 1994): three leaves spread out (14), four to six leaves spread out (53), separate flower buds (57), beginning of flowering (61), flowering (70), berry development (76), bunch closure (81).

Measurement system

Conventional manual measurement (CMM)

Two different canopy parameters were manually measured at each vine: canopy height (m) and canopy width (m). Manual observations were performed according to the protocol of Manktelow & Praat (1997). Briefly, canopy height was defined from the first leaf above the trunk to the highest leaf in the canopy in the area above the vine trunk. For canopy width, the canopy zone was divided into three equal vertical sections and a measurement made horizontally in each section between the external canopy leaves with a 2m ruler. The three measurements were averaged to give the mean canopy width. Each measurement aimed to include > 99% of the canopy (i.e. some protruding branches were ignored).

LiDAR sensor specifications

Data acquisition unit

A Sick LMS100 (SICK AG, Düsseldorf, Germany) 2D LiDAR sensor was used in the study. The LMS100 LiDAR is a fully-automatic divergent laser scanner based on time-of-flight (TOF) measurement with a systematic error of $\pm 30\text{mm}$, a selectable angular resolution ($\Delta\theta$) set to 0.5° and a range of 270° . With these settings, there were 541 distances (ρ , from the sensor to the interception point) that corresponded to one complete laser mirror rotation. This set of 541 distances is called a “scan” throughout the article and scans were repeated at 50 Hz. The Sick LMS100 laser emission wavelength is 905nm (near infrared) and it is Class one eye-safe. This sensor was coupled to a Real Time Kinematic (RTK) GNSS receiver (Teria GSM correction, Vitry-sur-Seine, France) and an Effibox data acquisition unit (Effidence society, Romagnat, France) that was used as a data-logger. After surveys, the data was transferred to a laptop over a Wi-Fi network. The sensors were mounted on a dedicated stainless-steel mast placed behind a tractor according to a previously described procedure (Bastianelli et al., 2017) at a height

ranging from 1.0 to 1.40m above the ground level (HS). Height was adjusted up during the season to account for increasing canopy height (figure 3.16a). Collectively the sensors and mobile equipment provided a 3D measurement system.

The tractor was driven along the vineyard rows at a constant forward travel speed (FTS) (figure 3.16b) of 5km h^{-1} , with a systematic error of $\pm 0.21\text{km h}^{-1}$ (IFV, internal report, October, 2018). The 20 target vines were located in various locations along the vineyard rows. The RTK-GNSS was used to identify the starting point of these 20 target vines, after which the scans were aggregated, using a fixed forward distance based on the constant tractor speed, to generate a 3D point cloud reconstruction of the vine environment (figure 3.16b). During the trials, only one side of the canopy was scanned for each vineyard row.

Vine unit local 3D point cloud construction

A vine unit, corresponding to an individual vine, was defined according to the direction of travel (x), considering 0.5m before and 0.5m after the vine trunk centre (figure 3.16b). Vertical scans of the vine canopy were obtained from the 2D LiDAR. Each scan was composed of distances between the LiDAR and objects in the path of the laser beam. The coordinate system origin (O) was defined as the first position of the 2D LiDAR during the measurement on the studied vine unit. The time stamp t (in seconds) was given by the Effibox acquisition unit. The distance interval between two consecutive vertical scans (ΔW) was 0.028m along the direction of travel of the tractor (figure 3.16b). For each point of the cloud, the x coordinate was calculated by multiplying t by the travel speed. The y and z coordinates (informing on canopy height and width respectively) were obtained by a polar (ρ, θ) (figure 3.16a) to cartesian (y, z) coordinates transformation. Therefore, the 3D point cloud of the vine unit was generated within a cartesian coordinate system.

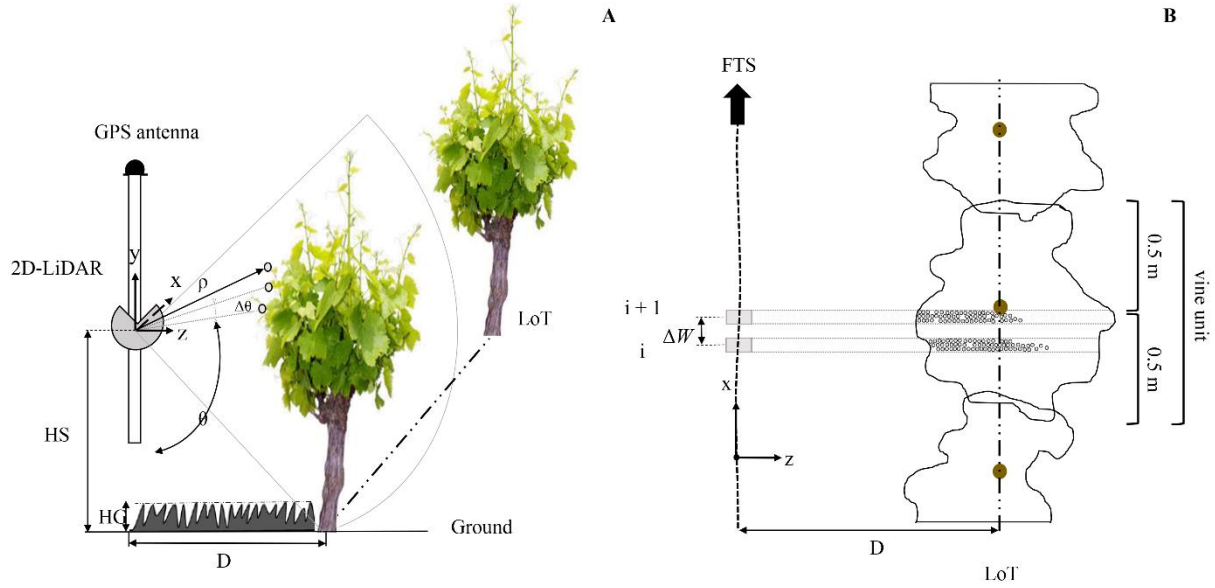


Figure 3.16. a : representation of the scanning procedure showing polar (distance, ρ , and angle, θ) and Cartesian (x , y , z plane) coordinate reference systems. b : Overhead view of two simulated scans along the row (x , z plane) showing projected LiDAR returns for a 1m vine unit (0.5m either side of the trunk). The shaded area indicates the progressive reduction in LiDAR returns across the cross-sectional area of the canopy. Legend: O - origin, LoT - Line of Trunks, D - distance between the LiDAR travel line and the LoT, $\Delta\theta$ - angular resolution of the scans, HS - height of the LiDAR above ground and HG - height of the grassed zone above the ground, ΔW - distance interval between two consecutive vertical scans and FTS - forward travel speed of tractor used to mount the LiDAR.

Filter algorithms and LiDAR data analysis

In this section, the methodologies of the two approaches to be compared are presented. The first, PROTOLIDAR, is considered here as a standard approach. It requires human intervention and is based on work by Rinaldi et al. (2013). The second is the novel algorithm BPCC.

PROTOLIDAR methodology

The data files were analysed using the open source statistical software R (Version 1.2.5001) (R Development Core Team, 2019) and the PROTOLIDAR package (PROcess TO LIDAR Data) (Rinaldi et al., 2013). PROTOLIDAR contains three functions to characterise the vine canopy

(height, width and front view) from the LiDAR point cloud. The tool performs statistical analysis on the outputs and estimates the leaf area index (LAI), LWA and TRV. For the pre-processing (filtering), the methodology described in Rinaldi et al. (2013) was used. The 3D point cloud was trimmed using the `Extract_plant_grapevine` function with manually defined thresholds, leaving only the area of interest (i.e. the canopy). This function removed areas of the 3D point cloud that were not associated with the canopy, including LiDAR returns from ground and under vine weeds as well as vines in neighbouring rows.

Once the data had been filtered to a canopy-only response, the PROTOLIDAR package allowed user-defined parameters to be set to characterise the vegetation. The functions `Width_canopy` and `Height_canopy` permit the characterisation of vegetation height (VH) and vegetation width (VW) respectively. The minimum possible height was defined manually as the cordon height. VH was estimated from the lowest registered point of canopy LiDAR returns above the defined cordon height (denoted as Height start canopy (Hsc)) to the highest registered point of canopy returns along the y-axis. VW was estimated using the same methodology as for VH, but by considering points along the z-axis.

LiDAR Bayesian point cloud classification algorithm (BPCC)

The BPCC is a 2-stage algorithm. It comprises an automatic filter to remove points of non-interest and a hierarchical cluster-based method to derive canopy dimensions. The two stages are presented in their respective subsections.

Automatic filter method (AFM)

As the 2D LiDAR sensor scans the entire vineyard, not just the vine canopy, points that belong to the canopy must be automatically identified and distinguished from points associated with other elements (ground, non-vine vegetation, etc...). This pre-processing is critical to estimate canopy dimensions (height and width) as accurately as possible. The filtering of the raw data was carried out using 4 functions that eliminate LiDAR returns from areas of non-interest

associated with: (1) the ground in the inter-row, (2) adjacent rows, (3) undervine and inter-row vegetation (weeds) and, (4) obstacles too close to the sensor to be canopy.

(1) Inter-row ground filtering: beams intercepted by the ground in the inter-row must be removed from the raw data. It is assumed that this zone corresponds to half of the distance from the sensor to the line of trunks and equates to a distance D_δ of 0.625m in these vineyards (figure 3.17). Depending on the height of the LiDAR (HS), the beams in the interval $[0; \delta]$ are removed. D_δ is not fixed and should be adjusted for changes in row width and canopy vigour and shape if transferred to other production systems. The value of the angle δ is calculated as follows:

$$\delta = \text{atan}\left(\frac{D_\delta}{HS}\right) \quad \text{Eqn. 3.2}$$

(2) Filtering of adjacent rows: In a first pass, points intercepted more than two rows away ($> 8\text{m}$) from the LiDAR sensor were removed from the raw data. Then, assuming that the tractor has a straight trajectory centred in the inter-row, with a systematic error of $\pm 0.035\text{m}$, the distance from the centre of the inter-row to the trunk line (LoT) can be used to identify and delete points associated with the opposite side of the canopy or adjacent rows. The filter value (D) is therefore half the row width (D_{ir}).

$$D = \left(\frac{D_{ir}}{2}\right) \quad \text{Eqn. 3.3}$$

(3) Grassed zone filtering: vegetation present under the vine or in the inter-row must be removed from the raw data to avoid its inclusion in the calculation of the vegetative parameters. For this purpose, the height of the grassed zone (HG) could be set as a constant threshold, which would need to be adjusted between systems, or alternatively derived from the LiDAR data, so that it is automated. In the latter case, HG can be derived under the assumption that there is only grass below the LiDAR sensor and that HS is known. In this case, a distance for filtering the grassed zone (D_ε) can be defined as:

$$D_\varepsilon = D - D_\delta \quad \text{Eqn. 3.4}$$

The beams are removed at the angles ε in the interval that is considered as the grassed zone (figure 3.17). The value of the ε angle is defined as:

$$\varepsilon = \text{atan}\left(\frac{D_\varepsilon}{HS}\right) \quad \text{Eqn. 3.5}$$

Subsequently, a distance H_ε can be calculated as the average distance of the nearest 5% of intercepted points to the LiDAR emission point in the grassed zone, as defined by the angle ε . The 5% threshold was based on previous unpublished research using this setup. HG is therefore defined as:

$$HG = HS - H_\varepsilon \quad \text{Eqn. 3.6}$$

This filtration threshold (HG) will evolve during the season according to the acquisition date and the characteristics of the ground cover in the blocks (figure 3.17). The angle ε may need to be altered in vineyards with differing canopy and ground cover conditions to those in southern France. The relative importance of this filter will vary depending on how precisely ground cover in the vineyard is managed.

(4) Near point filtering: beams intercepted at a distance too close to the 2D LiDAR to be canopy need to be removed from the raw data. Most of these are likely to be associated with large insects or random, untrained or broken shoots. The filter value was set at a constant 0.5m, which was based on the operating range of the 2D LiDAR sensor and the expectation that the canopy is vertically trained (figure 3.17). This fixed threshold will again need to be adapted when transferred into vineyards with different training and trellising modes; however, once determined, it should be a fixed value to automate this filtering process. In practice, this filtering represents a tiny fraction of point removal by AFM.

Before the application of these four filters, no pre-processing or filtering was applied to the raw point clouds. Generic parameters based on vineyard characteristics were set and all the above defined filters were applied automatically. At the end of this step, it was possible to separate the intercepted points into two categories (figure 3.17): (1) points intercepted outside the zone of interest (in blue) that have been eliminated, and (2) points intercepted in the zone of interest (trunk, vegetation and trellis wire) (in red).

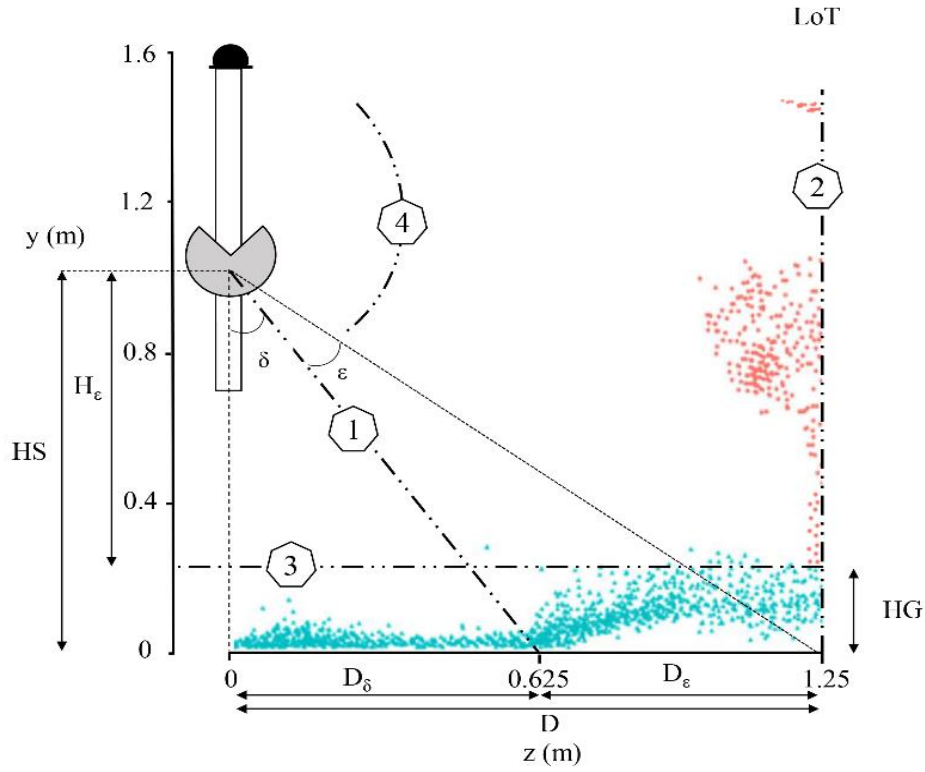


Figure 3.17. View (y, z plane) of a LiDAR point cloud corresponding to a vine unit at BBCH 14 to illustrate the points deleted in the automated filtration step (blue) and points retained (red) to calculate canopy dimensions. The four filter functions applied to this LiDAR point cloud (in dotted lines) are (1) inter-row ground filter based on angle (δ), (2) filtering of adjacent rows based on the distance (D), (3) grassed zone filtering, based on the height of the grassed zone (HG) and (4) near point filtering.

Clustering methodology

The determination of canopy dimensions from the pre-processed LiDAR data consisted of two parts; a 1D cluster analysis based on the vegetation height from the LiDAR point clouds to identify different components of the vine and trellis, followed by a Bayes classification, and a statistical test (thresholding) to delimit two dimensional parameters (vegetation height and vegetation width), associated with the canopy area defined from the classification process.

1D hierarchical cluster and Bayes classification

The LiDAR point cloud expressed the canopy information in a 3D space. Points therefore corresponded to heterogeneous distributions, like multivariate clusters, of discrete objects within the sample space according to their positioning. Field observations suggested the presence of at least three different ‘groups’ within the general area of interest for the canopy. A "low" group associated with LiDAR returns from the trunk and low-hanging or poorly placed shoots; a "high" group, particularly early in the season, associated with LiDAR returns from trellis wires and infrastructure; and a "transition" or central group associated with LiDAR returns from the canopy (figures 3.18a,b,c). The spatial location (on a vertical axis) of the high and low groups is static, as the trellis wires and vine trunks are fixed. It is predominantly the transition group associated with the canopy that is dynamic and changing as the season progresses. As the vine grows, the transition group will merge with the high group and obstruct the trellising wires.

Hierarchical cluster analysis was performed to determine if there were two or three unique combinations of Gaussian distributions along the height axis. Given the expected overlapping Gaussian distributions of the 2D LiDAR groups, a hierarchical clustering algorithm based on a Gaussian mixing model (Fraley et al., 2007) was used. Hierarchical clustering defines classes by grouping the most similar observations in a hierarchical fashion and is based on functions that combine model-based hierarchical clustering (expectation–maximization) and the Bayesian Information Criterion (BIC). The clustering was conducted using the mclust package (Fraley et al., 2012) in R.

Once the points in the point cloud had been clustered and points associated with (or likely to be associated with) the canopy had been identified, the canopy dimensions were calculated. The canopy point cloud will follow a Gaussian distribution (figures 3.18ab,c). Therefore, a choice must be made on which values of this distribution should be used to determine canopy dimensions. In the standard approach of Rinaldi et al. (2013), extreme values were used for width and for the maximum height, while the minimum height (H_{sc}) was defined manually as the cordon height. However, in the case of an automated system, as proposed here, this may not be sensible as some outlying values may be retained and will unduly influence the dimension calculations. A sensitivity analysis on the choice of a statistical threshold for defining the vegetation height and width was carried out. The distribution of the points along the y axis were

filtered based on standard deviations (σ_H) from the population mean (μ_H). The thresholds were established as follows: $\mu_H \pm (\beta_H * \sigma_H)$ with β_H a parameter. Candidate values for β_H were selected as follows: 0.5; 1; 1.5; 2; 2.5; 3. For each set of data corresponding to the same phenological stage (from T1 to T7) and for each β_H values (6 in total), the absolute error (expressed in m) between the dimensions of the vegetation canopy measured manually by an operator in the field and estimated by the clustering method was calculated for the vegetation. Any y-values that were not in the respective interval were excluded from the analysis. The evolution of the absolute error according to the selected candidate β_H values allowed the identification of the optimum β_H value that minimised the absolute error (vs. manual measurement). Thus, a set of seven phenology dependent β_H thresholds were defined that covered the whole season.

With regards to the estimation of canopy width, a similar sensitivity analysis was carried out in the z axis using the methodology described above for canopy height (y axis). However, as only one side of the vine was scanned, a symmetry hypothesis was used based on the observations of Arnó et al. (2015) to estimate full canopy width from half canopy width. The half width of canopy was estimated using the line of trunks (LoT) as the upper limit. The z-values of the point cloud followed an exponential distribution over the interval $[\mu_w - (\beta_w * \sigma_w); \text{LoT}]$. The lower thresholds were established as follows: $\mu_w - (\beta_w * \sigma_w)$ (with μ_w and σ_w respectively the mean and standard deviation of the z values of the points defined in the foliar zone). For each phenological stage and for each β_w value, the absolute error was calculated (expressed in m) between the manually measured full canopy width and the canopy width estimated by the clustering method. Calculating this over a range values (0.5; 1; 1.5; 2; 2.5; 3) allowed an adjustable threshold (β_w) to be defined at each observed phenological stage along the season that minimised the absolute error against the manual measurements.

The parameterisation of the adjustable (temporal) threshold for defining the canopy zone was carried out for different phenological stages. This is needed because (1) the number of groups defined by the algorithm changes with vine development, decreasing from three at the start of the season to two groups by mid/late-season once the trellising wire is covered by foliage and, (2) the geometry of the canopy evolves with vine management operations, such as lifting, trimming and topping, that are linked to phenological development, and they have a potential impact on canopy dimensions.

Estimation of canopy height and width based on adaptive thresholding in the canopy zone

Given the preferred β_H and β_w values for the vine phenological stage, canopy dimensions in the y and z axes can be derived from the 2D LiDAR points classed as the canopy zone. Height and width were calculated for each vine unit.

Vegetation height (VH) in metre (m) was defined as:

$$VH = (\mu_H + (\beta_H * \sigma_H)) - (\mu_H - (\beta_H * \sigma_H)) \quad \text{Eqn. 3.7}$$

where β_H is the threshold identified from the sensitivity analysis for a particular phenological stage. μ_H and σ_H are respectively the mean and standard deviation of the y values defined in the canopy zone

Vegetation width (VW) in metre (m) was derived from a LiDAR scan of only one side of the vineyard row. Therefore, VW was calculated as double the width of one side and defined as:

$$VW = (D - (\mu_w - (\beta_w * \sigma_w))) * 2 \quad \text{Eqn. 3.8}$$

where D is the distance between the LiDAR travel line and the LoT (in m), β_w is the threshold identified from the sensitivity analysis for a particular phenological stage and μ_w and σ_w are respectively the mean and standard deviation of the z values defined in the canopy zone.

Error assessment of result

Quantitative comparison of filter methods

In order to compare the effect of the AFM (first step in the BPCC) and the PROTOLIDAR package on the raw point cloud data, both approaches were compared with an intensive expert classification of the entire point cloud, which is termed a “Human Expert Filtration” (HEF) approach. The HEF consisted of manually tagging all the intercepted points and using the expert’s knowledge to classify each LiDAR return into a group (inter-row ground, adjacent rows, grassed zone, near point or canopy). This was a very laborious process and was only performed on a few vine units at different phenological stages to illustrate and compare how

the three different filtering methods were performing. To describe the differences between the HEF, the PROTOLIDAR and AFM methodologies, a distribution of the intercepted points in the four groups defined by the applied filters was studied and a comparison of the percentage of the number of points retained to calculate vegetative parameters after the filtration steps was performed on two 3D LiDAR point clouds from an acquisition made on three vines (*Vitis vinifera* L. cv. Marselan) at three different stages - BBCH 14, 57 and 76 (Table 3.1). It should be noted that the PROTOLIDAR method is a global and non-specific method for filtering intercepted LiDAR points. It did not offer the possibility to class the filtered points according to groups (inter-row ground, grassed zone, etc). Consequently, only total data removed, and not associated groupings, is reported for the PROTOLIDAR method.

Sensitivity study on thresholding in the clustering methodology

A sensitivity analysis was used to select β_H and β_w thresholds that minimised the absolute difference with manual measurement of canopy dimensions. To evaluate the accuracy and precision of the automatic clustering method within the sensitivity analysis, several statistical tests were performed on the absolute errors measured on the 560 vine units. To test the accuracy between the different methods, an ANOVA test was performed on the absolute error values per vine unit by aggregating the data for each phenological stage (n=80 vine units) and significant differences between the groups determined by a Tukey Honest Significance Difference (Tukey-HSD) post-hoc test. The variance of the absolute error is a measure of the precision of the method, with a low variance indicating a high precision. To test for differences in the variance between groups, a pairwise test was done using Bartlett's test ($\alpha=0.05$) and p values were adjusted using the Bonferroni method (Westfall et al., 1997).

Comparison of derived canopy dimensions between the PROTOLIDAR - BPCC - CMM methodologies

The coefficient of variation of root mean square error (CV-RMSE) and the correlation coefficient of concordance (CCC; Lin et al. 1989) were calculated to evaluate the quality and

concordance of the estimations of canopy height and width between the established methods (PROTOLIDAR and manual observations) and the new method (BPCC) for all vine units over the entire season. The R^2 was used to evaluate the fit of these regressions.

3.3.4 Results and discussions

Quantitative comparison of filtering methods

Table 3.1 shows the number of points removed and the percentage of points retained using the three different filtration methods for three vine units in one vineyard (*Vitis vinifera* L. cv. Marselan), representing three of the phenological stages measured (14, 57 and 76). The results in Table 3.1 are presented to illustrate the behaviour of the three filters, not to present a complete analysis over all 560 vines. The HEF approach is slow and laborious and could not be performed on all vines. It can be observed that the total number of points intercepted increased throughout the growing season, as the canopy size increased. The percentage of points retained differed between the PROTOLIDAR and AFM (Table 3.1), with more points preserved with the AFM regardless of the phenological stage. There were respectively 2%, 9% and 12% more points preserved with the AFM at BBCH 14, 57 and 76. Although the HEF method retained the highest percentage of points for all three phenological stages, it retained on average only 1.3% more points than the AFM. Overall the removal rate was approximately 50 - 60% of the data for the three filters and three stages (Table 3.1). This is expected considering the wide scan angle relative to the canopy area that results in a large amount of data being collected from areas of non-interest. The similarity between HEF and AFM in these three vine units indicated that AFM retained a sensible level of information for subsequent analysis. Overall, the AFM method mimicked the expert approach more closely and retained a larger percentage of data to carry through to the next stage than the PROTOLIDAR method.

At BBCH 14, there was little difference between the AFM and PROTOLIDAR methodologies (Table 3.1). This can be explained by the almost non-existent grassed zone that limited errors when classifying the canopy zone. Additionally, at this growth stage, vegetation was sparse permitting the LiDAR laser beams to penetrate the inner surface of the canopy. There was no

shadowing effect, allowing the PROTOLIDAR method to estimate the canopy area with high precision. However, at more advanced growth stages (BBCH 57 and 76) there was a significant difference between the AFM and PROTOLIDAR filtration methods with the PROTOLIDAR filter removing more points.

The PROTOLIDAR methodology only relies on this filtering step to eliminate erroneous data and to define the canopy zone. Thus, the accuracy of the filtering directly affects the accuracy of the PROTOLIDAR estimations of canopy dimensions. In addition, it should be noted that the PROTOLIDAR method is based on a hypothesis of total propagation of LiDAR laser beams through the vegetation to define the canopy width. However, with high-density canopies, the LiDAR beams cannot penetrate deeply in or through the canopy. Instead the majority of the LiDAR returns are from the outer surface of the canopy. This is a "shadowing effect" and reduces the amount of information related to the inner surface of the canopy. Returns from the far-side of dense canopies are very limited, reducing the precision of canopy width estimations. This shadowing effect is one of the main drawbacks of the laser measurement system (Van der Zande et al., 2006).

While Table 3.1 provides an example comparison including the HEF approach, the filtered points from AFM and PROTOLIDAR methods were calculated and compared over the entire vegetation season from the 560 vine units. From this global analysis, the AFM method retained on average 9% more points than the PROTOLIDAR method for calculating canopy dimensions (data not shown). However, it should be noted that the performance of PROTOLIDAR filtering may be affected by imperfect adjustment of filtering parameters. Although a considerable amount of time was spent manually optimizing the filter parameter settings, there may be a better set of parameters that could have been used for the 560 vine units used for comparison.

Table 3.1. Points deleted from three different filtration methods, for three vine units in one vineyard (*Vitis vinifera* L. cv. Marselan) at BBCH stages 14, 57 and 76 to illustrate the differences between the automatic filtration method (AFM), the human expert filtration (HEF) and the PROTOLIDAR methodologies. Deleted points are classed according to the four groups defined in the AFM. The percentage of points retained by each filter at each stage indicates the data that are available to be used in the derivation of canopy dimensions post-filtration.

Methodology	Number of deleted points after filtration step				Percentage of points retained after filtration step
	Inter-row ground	Grassed zone	Adjacent rows	Near points	
<i>BBCH 14 - total number of intercepted points in the vine unit = 2732</i>					
<i>HEF</i>	450	154	966	0	43
<i>PROTOLIDAR</i>	NA [†]	NA [†]	NA [†]	NA [†]	39
<i>AFM</i>	470	149	986	0	41
<i>BBCH 57 - total number of intercepted points in the vine unit = 4136</i>					
<i>HEF</i>	469	387	1244	34	48
<i>PROTOLIDAR</i>	NA [†]	NA [†]	NA [†]	NA [†]	37
<i>AFM</i>	479	377	1335	34	46
<i>BBCH 76 - total number of intercepted points in the vine unit = 5014</i>					
<i>HEF</i>	542	489	1345	0	52
<i>PROTOLIDAR</i>	NA [†]	NA [†]	NA [†]	NA [†]	39
<i>AFM</i>	562	501	1369	0	51

[†] The PROTOLIDAR filter did not permit classification of deleted points into groups

Sensitivity study on thresholding in the clustering methodology

This analysis concerned the influence of the statistical thresholds, β_H and β_w , on the calculation of vegetation height (VH) and width (VW) in the clustering method. The evolution of the absolute errors (in m) between canopy height and width from CMM and VH and VW are shown in Tables 3.2 and 3.3 respectively. For both VH and VW, the values of β_H and β_w that minimised the absolute error when compared with CMM was not constant during the growing season. Table 3.2 shows that for the phenological stages BBCH 14, 53 and 57, a value of 2 for β_H

(equivalent to $\pm 2 \sigma$ or the retention of 95% of the data) gave the lowest absolute error to define the canopy height from the BPCC filtered LiDAR data. However, for phenological stages BBCH 61 and 81, a value of 3 ($\pm 3 \sigma$ or retention of 99.7% of the data) minimised the absolute error relative to CMM. This is explained by the elongation and the lifting of shoots between BBCH 57 and 61 that moves the canopy into and above the upper trellis wire. Before this, there is a clear third (high) group associated with LiDAR returns from the upper trellis wire that needs to be considered in the determination of canopy dimensions.

The sensitivity analysis associated with β_w indicated a preferred value of 2 for the earliest and latest observed phenological stages (BBCH 14 and 81), and a value of 3 for all other stages in order to reduce the absolute error. Thus a more severe trimming (lower β_w value) is needed early and late in the season. No clear reason was found for this empirical result. It may be associated with a less dense canopy (more open foliage) at both these phenological stages that is associated respectively with early-season leaf/shoot expansion and late-season leaf senescence.

The best performed threshold (β_H and β_w) at each phenological stage are shown in bold in Tables 3.2 and 3.3. The absolute errors between canopy height and width from the PROTOLIDAR and CMM at each phenological stage are also shown. This permits an indirect comparison of absolute error for the BPCC and PROTOLIDAR methods (both relative to CMM). For canopy height, the optimised BPCC method outperformed (lower absolute error) the PROTOLIDAR at all phenological stages, with the difference in absolute error rising from 0.08m early in the season to 0.16m late in the season (Table 3.2). For canopy width, the response was different. Earlier in the season (BBCH 14), when the vegetation was not very dense, the absolute error associated with the PROTOLIDAR method was less than the BPCC method (0.11m vs 0.17m respectively) (Table 3.3). However, as the canopy developed and the vegetation became denser, the optimised BPCC estimated canopy width with less absolute error than PROTOLIDAR, with an average difference ≥ 0.16 m from BBCH 61 onwards (Table 3.3). This can be explained by the increasing influence of shadowing effects in the LiDAR data as the canopy develops. The PROTOLIDAR depends on LiDAR returns from the distal part of the canopy to estimate canopy width. With larger, denser canopies, these returns are greatly reduced, generating less certainty in the shape of the distal part of the canopy and therefore more error in canopy width estimation. Under these conditions, it appears that an estimation of canopy width based on a half-row LiDAR scans and the assumption of a symmetrical canopy structure is more accurate.

The PROTOLIDAR method was developed under the assumption that a good quality 3D point cloud of the canopy is available, i.e. scanned from both sides in the case of larger canopies. It is not surprising that the absolute error with the PROTOLIDAR canopy width estimations increases overtime with canopy development. However, as noted in the introduction, a clear need for the industry is to have LiDAR processing systems that can operate with half-row scans. The BPCC method permitted estimations of the height and width of individual vine canopies (i.e. a site-specific estimation) with absolute errors $< 0.2\text{m}$ in both height and width at any point throughout the season and $< 0.15\text{m}$ at growth stages up to and including flowering (BBCH 61). The exception to this was canopy width estimations very early in the season (BBCH 14) with BPCC (absolute error compared to CMM was 0.17m). However, at this stage, the canopy is still small, shoots can still be randomly organised thereby generating measurement or scanning anomalies, and issues with PPP coverage are unlikely in small open canopies. Therefore, this result was not considered detrimental to the potential adoption of the BPCC.

The sensitivity analysis of both β_H and β_w indicated that a dynamic threshold value is preferable for calculating vegetation height and width with the clustering method. The optimum threshold can be associated with the management and the architecture of the vine, that itself can be modelled or sensed, enabling the threshold to be programmed in the clustering method based on vine management and phenology. This makes the BPCC less subject than PROTOLIDAR to operator interpretation for calculating VW, particularly at the beginning and end of the season (Table 3.3). It should be noted that the absolute error was highest towards the end of the season, a period when typically, PPP are applied less frequently in vineyards. In this study, the parameterisation of the number of clusters defined by the algorithm was performed in a supervised mode. In future developments, a statistical test could be used to support the automatic determination of the number of clusters to be defined. This will be important in vineyards at mid-season when there is potentially a clear difference between high and low vigour areas in a vineyard in regards to the location of shoots relative to the upper trellis wire

Table 3.2. Pairwise differences of the means of absolute errors (in m) for the vegetation height parameter of the conventional manual measurement (CMM) and PROTOLIDAR and clustering methodologies, grouped by BBCH stage class with p value from ANOVA. Variances between groups that differed significantly using Bartlett's test with the Bonferroni adjustment are in italics. Considering the clustering method, for each BBCH stage, the β_H threshold that minimised the absolute mean error rate with CMM is in bold.

<i>Stage</i> <i>BBCH</i>	<i>clustering β_H</i> <i>=1</i>	<i>clustering β_H</i> <i>=2</i>	<i>clustering β_H</i> <i>=3</i>	<i>PROTOLIDAR</i>	<i>p-value</i>
14	0.14	0.08	<i>0.21</i>	0.12	$p <$ 0.001
53	0.14	0.09	0.24	0.14	$p <$ 0.001
57	0.18	0.11	0.33	0.17	$p =$ 0.017
61	0.24	0.21	0.12	0.19	$p =$ 0.038
70	<i>0.25</i>	0.23	0.13	0.21	$p =$ 0.027
76	0.33	0.29	0.14	0.24	$p =$ 0.039
81	0.36	0.32	0.16	0.26	$p =$ 0.025

Table 3.3. Pairwise differences of the means of absolute errors (in m) for the vegetation width parameter of the conventional manual measurement (CMM) and PROTOLIDAR and clustering methodologies, grouped by BBCH stage and with p value from ANOVA. Variances between groups that differed significantly using Bartlett's test with the Bonferroni adjustment are in italics. Considering the clustering method, for each BBCH stage, the β_w threshold that minimised the absolute mean error rate with CMM is in bold.

<i>Stage BBCH</i>	<i>clustering β_w =1</i>	<i>clustering β_w =2</i>	<i>clustering β_w =3</i>	<i>PROTOLIDAR</i>	<i>p-value</i>
14	0.37	0.28	0.17	0.11	$p =$ 0.019
53	0.38	0.11	0.21	0.18	$p =$ 0.027
57	0.22	0.13	0.26	0.21	$p =$ 0.032
61	0.36	0.14	0.22	0.24	$p =$ 0.041
70	0.20	0.17	0.29	0.28	$p =$ 0.038
76	0.32	0.19	0.24	0.31	$p =$ 0.026
81	0.39	0.28	0.19	0.32	$p =$ 0.039

Classification of the intercepted points of a 3D LiDAR point cloud

In order to illustrate the classification method used by the BPCC, a detailed analysis was performed on a single vine unit at three phenological stages for height (figures 3.18 and 3.19) and width (figure 3.20). Figure 3.18 presents histograms of the points intercepted in the different compartments of a vine (trunk, leaf area and trellis wires) along the height axis (y) at BBCH 14, 57 and 76. It visualises the change in the number of defined clusters during the season, with a decrease from three to two clusters after BBCH 61, when the upper trellis wire is covered by the canopy (figure 3.18c). The adaptive threshold for the grassed zone filter (HG) also changed during the season, increasing from 0.25 m at BBCH 14 (figure 3.18a) to 0.35m at

BBCH 76 (figure 3.18c). Across all 560 vines, HG varied between 0 and 0.4m on different days and in different blocks (data not shown). The distribution of intercepted points in the canopy zone followed a Gaussian distribution throughout the growing season (solid black lines in figure 3.18). Independently of the phenological stage, a higher number of intercepted points, associated with a higher density of vegetation, were found in the centre of the canopy zone (in green) (figures 3.18a,b,c). This can be explained by the Royat cordon training system used in this block. This is explained by the presence of primary shoots and the first three leaves in the central zone at the beginning of vegetation (BBCH 14), by the appearance of flower buds which are transformed into bunches mid-season (BBCH 57), and by the mechanical action of pruning, which induces the development of secondary shoots in the central zone of the canopy later in the season (BBCH 76).

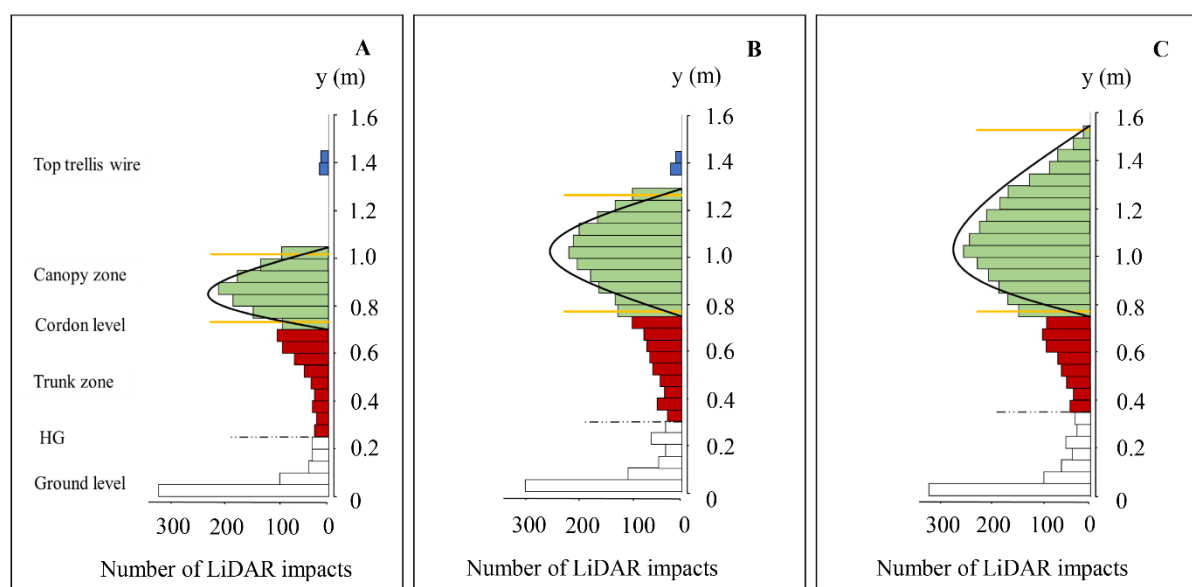


Figure 3.18. Examples of the vertical distribution of the intercepted points in the 3D LiDAR point clouds on one vine unit at three phenological stages illustrating how the BPCC algorithm filters and classifies the point cloud into different zones (non-vine ground vegetation in white, trunk zone in red, canopy zone in green and trellis wire in blue). a: BBCH 14 (early season); b: BBCH 57 (mid-season) and c: BBCH 76 (mid-late season). A and B have three distinct zones (trunk – canopy – trellis wire), while C exhibits only two zones as the trellis wire is covered by the canopy. The horizontal lines (in yellow) represent the σ -based thresholds (β_H : with $\sigma=2$ for A and B, and 3 for C) that were used in the BPCC to define the canopy zone. The dotted line indicates the threshold used for the grassed zone filter (HG) that changes as the under vine vegetation grows. The black line represents the distribution of points in the canopy zone only.

Figure 3.19 presents similar information to the statistical distributions in figure 3.18; however, in the form of a 2D plot along the row. It clearly illustrates changes in LiDAR returns associated

with the undervine grassed zone as well as canopy height over the course of the season. The issue with the proximity of the upper canopy with the upper trellis wire mid-season (figure 3.19b) and its potential effect on the PROTOLIDAR method for height estimation is clear. While the PROTOLIDAR overestimated height at BBCH 57 (and similar stages), the use of a three-class hierarchical clustering with a moderate level of trimming ($\beta_H=2$) provided more accurate canopy height (VH) estimations (Table 3.2).

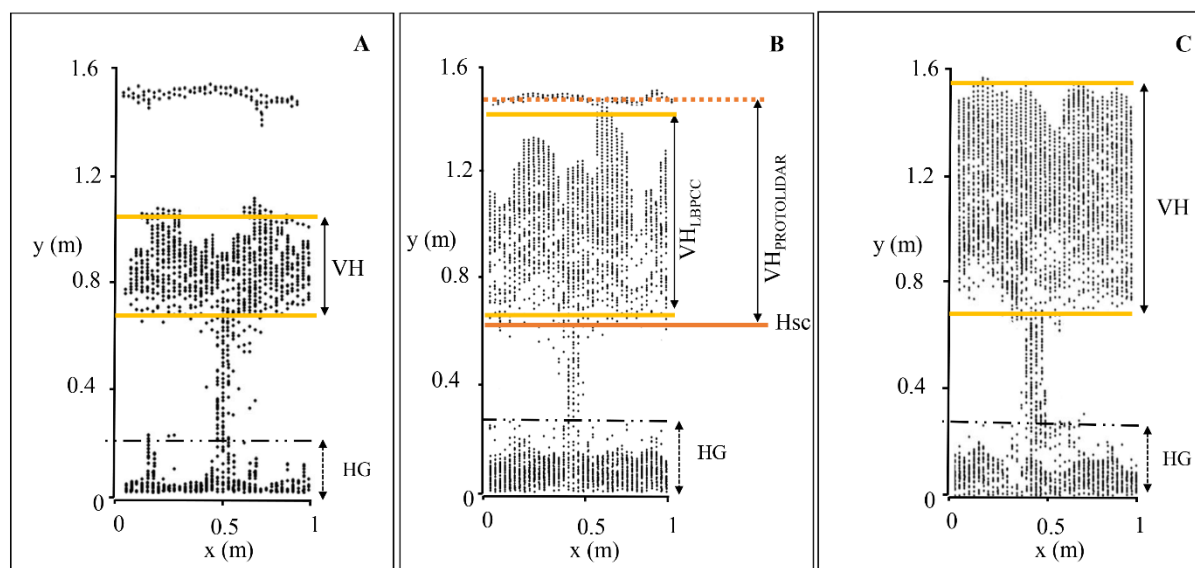


Figure 3.19. Examples of the LiDAR point clouds on one vine unit seen from the inter-row to illustrate how the proposed BPCC filtering and classification algorithm defines the canopy height (VH) and the undervine grass height (HG) at different phenological stages of the season. (A, B and C same stages as figure 3.18). The horizontal lines (in yellow) represent the σ -based thresholds (β_H : with $\sigma=2$ for A and B, and 3 for C) that were used in the BPCC to define the canopy zone at each stage. The dashed line indicates the derived threshold for the grassed zone filter (HG) that changes as the under vine vegetation grows. For comparison, the canopy height derived from the PROTOLIDAR method is shown in B illustrating the effect of the trellis wire on VH estimates with PROTOLIDAR with larger canopies.

An alternative view of the LiDAR returns from the same vine, at the same three phenological stages, to illustrate changes in canopy width is shown in figure 3.20. This is a cross-section through the canopy of a scan taken from the left-hand side of the image. Early in the season, the small vine size allows a good characterisation of the full canopy from the half-row scan (figure 3.20a). However, as noted previously, the characterisation of the distal side of the canopy is problematic with half-row scans as the canopy develops, which leads to issues with underestimating full canopy width with the PROTOLIDAR method. The decrease in the density

of LiDAR returns from the far side of the canopy is obvious from midseason onwards (figures 3.20b,c).

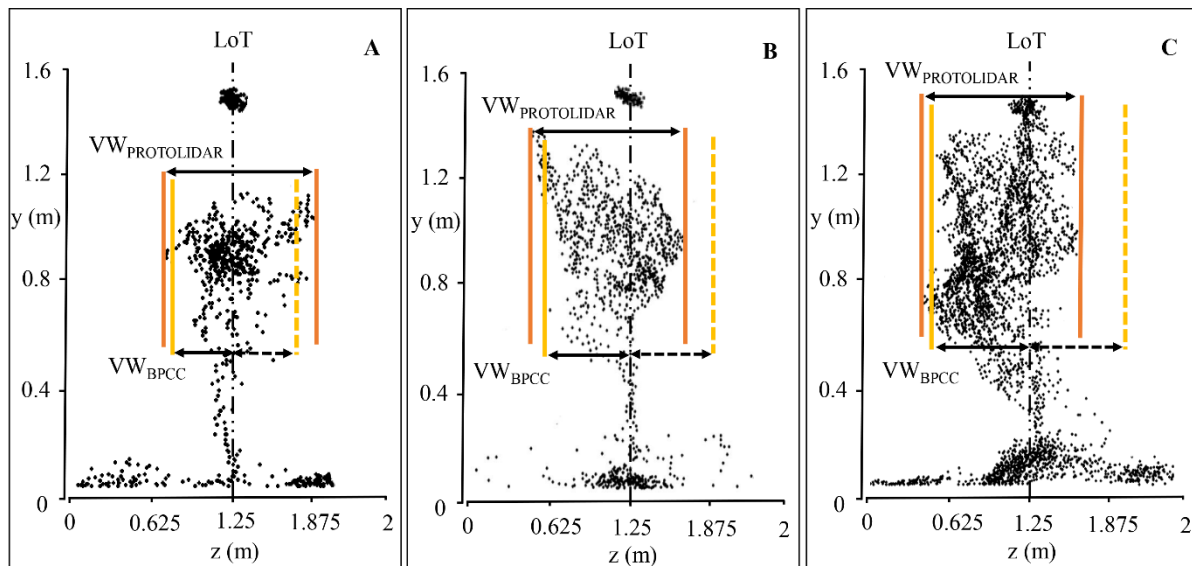


Figure 3.20. Examples of cross-sections ('scans') of LiDAR points for one vine unit at three different phenological stages (same vine and stages as shown in figure 3.19), illustrating how the proposed BPCC filtering and classification algorithm and the PROTOLIDAR method define canopy width (VW). The vertical lines represent the extremes of canopy width from both approaches. The BPCC has a 5% threshold to estimate the half-row width (solid line) and the distal extreme is estimated assuming symmetry (dashed lines). The PROTOLIDAR derives width directly from the LiDAR returns and underestimates canopy width in larger canopies (B and C) relative to the BPCC.

Comparison of canopy dimensions derived from the PROTOLIDAR - BPCC - CMM methodologies

Table 3.4 presents the CCC, R^2 and CV-RMSE statistics from comparisons of estimations of canopy height and width from the BPCC, PROTOLIDAR and CMM on all 560 vine units. The CMM was considered as a reference observation. There was a strong statistical relationship between all pairwise comparisons (Table 3.4). The BPCC generated similar results to the PROTOLIDAR, with height estimations slightly more similar than width estimations between the two methods. This indicated that the proposed automated approach was similar to the more manually demanding PROTOLIDAR method for vegetation height and width estimation. It is acknowledged that the relationship between the width estimations will likely change if the PROTOLIDAR method is applied to a full canopy scan as it was initially intended to be.

When compared with the CMM, the BPCC slightly outperformed PROTOLIDAR (higher CCC and R^2 and lower CV-RMSE) for the estimation of canopy height and width. However, for both approaches the relationship with CMM was strong over the entire season. For height, the improved fit with BPCC resulted from the two stage filtering and classification approach that adapted to canopy development and provided more accurate mid- and late-season estimations. For width, the PROTOLIDAR was more accurate at early stages, when the canopy was small and open, allowing impacts to be made throughout the canopy (Table 3.3). As canopy size and density increased, impacts were less likely to occur at distal parts of the canopy at distal parts of the canopy and width estimations with the PROTOLIDAR from a half-row scan width estimation with the PROTOLIDAR from a half-row scan became less accurate than the BPCC method that assumed symmetry and a fixed distance from the LoT (Table 3.3).

Table 3.4. Results of the comparison between PROTOLIDAR methodology, a LiDAR Bayesian point cloud classification algorithm (BPCC) and conventional manual measurement (CMM) in the estimation of vegetation height (VH) and width (VW) for all vines over the entire season.

Pairwise comparisons		CCC		R^2		CV-RMSE (%)	
		VH	VW	VH	VW	VH	VW
<i>PROTOLIDAR</i>	<i>BPCC</i>	0.97	0.92	0.94	0.89	5	7
<i>PROTOLIDAR</i>	<i>CMM</i>	0.92	0.87	0.91	0.83	12	15
<i>BPCC</i>	<i>CMM</i>	0.94	0.9	0.92	0.85	10	13

Future applications for dose management of PPP and precision viticulture

The method for expressing PPP doses currently used in French viticulture is based on a fixed dose, defined per hectare of ground surface area (Codis et al., 2016). In this context, a system for expressing PPP doses that explicitly takes into account the evolution of the structure of the plant to be protected, as well as spatial variability in this evolution, would be an important step toward more efficient agricultural practices. The development of precision spraying technologies has been identified as a key area for more efficient viticulture (and agriculture) practices (Berk et al., 2016). As such, the automated method for analysis of LiDAR point clouds proposed here is an important step forward. In this work, the method and validation were focussed on the determination of canopy dimensions from sensor data. By themselves, canopy

dimensions are limited. Once obtained they are typically used to calculate vegetative indicators, such as the TRV indicator that has been used to adjust PPP dose rates in Switzerland (Viret & Höhn, 2008). More recently, the LWA indicator has been proposed by the chemical industry as a new method to report dose expression at the European level (Wohlhauser, 2009). Ideally these indicators, which have both been used for dose adjustment and dose expression (Llorens et al., 2010; Walklate et al., 2011), should also incorporate information related to canopy density/porosity for still more accurate dose management (Pergher & Petris., 2008).

However, when these vegetative indicators are manually determined, there is still a possibility that the canopy structure metric is over- or under-estimated (Rüegg et al., 2001). Predictive modelling and real-time observation of spray deposition patterns are capable of providing a feed-back mechanism to correct misapplications (either over or under applications) (Saddem et al., 2017). These are not yet well developed or commercialised but these should also form an important part of any future PPP application system.

Vineyards and orchards present a wide variety of different canopy characteristics. Although the results presented here are only from one vineyard (over four different blocks) scenario, the BPCC has been designed to be flexible so that it can be adapted to a variety of training systems and production situations. The choice of thresholds used here may need to be altered for other types of productions systems, and the relative importance of the four filtering algorithms in the AFM may change. However, once the parameters and thresholds have been set, the algorithm should run in a fully automated manner, permitting it to be used in on-the-go applications.

The concept of Line of Trunks (LoT) (del-Moral-Martínez et al. 2015) and the use of vine symmetry (Arnó et al., 2015) to model canopy width has been used here. This permitted a more automated approach to modelling canopy width and generated better estimates of canopy width from one-sided canopy scans from BBCH 53 (mid- and late-season) (Table 3.3). Early season width estimations were better with PROTOLIDAR but the mean absolute error at BBCH 14 was low for BPCC (0.17m). The accuracy achieved with BPCC negated the need for scanning both sides of the canopy. This is important as scanning both sides require the fusion of point clouds from both sides, with issues such as rectification and harmonisation. Considering multi-row spraying, scanning only one canopy side means fewer LiDAR sensing systems to be installed on a sprayer with real-time dose control.

Although focussed on canopy dimensions here, the automatic classification of different components of vines potentially provides additional, automatically collected information that

could be used for vine and vineyard management, e.g. spraying for variable grass height/growth or estimating vine trunk diameter.

3.3.5 Conclusions

In this study, a LiDAR BPCC was proposed that combined an AFM and a clustering method to automate the 3D digital characterisation of the dimensions of vineyard canopies from LiDAR data. The BPCC only required basic configuration related to vineyard set up to operate autonomously. To evaluate the efficacy of the BPCC filtering of LiDAR point clouds, it was compared to a manual human expert filter (HEF) and to a semi-automatic method requiring manual pre-processing (PROTOLIDAR). The results obtained from data collected on several grape varieties in a two different training modes demonstrated that the BPCC filtered the LiDAR point clouds in an equivalent way to HEF and to the well-accepted PROTOLIDAR research method. Hierarchical classification and trimming of the AFM filtered LiDAR data yielded estimations of canopy height and width that were strongly correlated to equivalent PROTOLIDAR estimations. The classification was most effective when the threshold in the trimming process was permitted to be variable along the season. Empirical results provided clear indications of the preferred threshold value for both height and width at different phenological stages. When a dynamic threshold was used, the canopy dimensions from the BPCC process were closer to manual canopy observations than the equivalent PROTOLIDAR estimations. These results demonstrated that although operating at a higher level of automation, which is more suited to on-the-go processing, the proposed BPCC was more effective than the PROTOLIDAR to filter point cloud data and to estimate canopy dimensions in vineyards from half-row scans. This is a first iteration of a potential automated LiDAR processing algorithm. Further improvements are needed before commercial deployment, in particular to provide a more robust temporal estimator for the determination of the trimming threshold and for determining the preferred number of classes for a given phenological stage or canopy size. The BPCC method also needs to be validated over other training systems.

Acknowledgments

The authors are indebted to the numerous individuals that assisted in collecting the field data presented in this work: Hudebine Y., Riberolles X., Trinquier E., Delpuech X., Rico A., de Jesus P., Delpuech X., Verges A., Lienard A., Kazakos A., Mariette A., de Runicki V., Bastianelli M. We also want to thank the staff members of the vine estate Domaine Mas Piquet for making their plots available for our measurements. The first author also addresses his personal thanks to especially Abdelghani Cheraïet and Louisa Moussaoui.

This work was supported by the French National Research Agency under the Investments for the Future Program, referred to as ANR-16-CONV-0004. Anice Cheraïet's PhD is cofunded by #DigitAg and IFV Acta.

3.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous rapportons que le MTLs permet une mesure rapide et non destructive de la végétation avec une précision suffisante pour la plupart des applications agricoles. Ces dernières années, les MTLs ont été largement utilisés en viticulture et arboriculture pour mesurer la structure 3D de la végétation (hauteur, épaisseur, surface, volume, densité). Ces données 3D à haute densité sont particulièrement précieuses pour mieux gérer les doses en PPP et permettre ainsi une réduction potentielle des quantités de PPP appliquées sur la vigne.

Toutefois, toutes les procédures de pré-traitement des données, qui précèdent le calcul proprement dit des indicateurs et attributs végétatifs demandent une intervention humaine intensive et sont peu détaillées dans la littérature. Cette intervention humaine laborieuse à l'étape du prétraitement n'est pas envisageable si le MTLs doit être déployé dans des contextes de production. Des méthodes de filtrage rapides, répétables et robustes sont nécessaires pour garantir ensuite l'estimation correcte d'attributs primaires végétatifs simples, tels que les dimensions et la densité de végétation. C'est dans cet objectif qu'une chaîne de prétraitement et de filtrage automatisé des données LiDAR (BPCC) a été proposée. Cette chaîne a été conçue pour estimer de manière automatisée et robuste la hauteur et la largeur de végétation tout au long de la saison de croissance, à partir d'un balayage LiDAR réalisé d'un seul côté du rang de vigne. Cela lui confère la possibilité d'être applicable dans des situations agricoles commerciales.

Dans les chapitres suivants, à partir de données acquises par un MTLs, les attributs primaires végétatifs proposés dans ce chapitre (hauteur et épaisseur) seront utilisés comme données d'entrée dans des modèles multivariés de prédiction de la distribution des dépôts de pulvérisation interceptés au sein de la végétation. Un nouvel attribut primaire végétatif de densité sera également défini et utilisé dans ces modèles. Les nouveaux développements en matière de pulvérisateur permettent d'envisager l'utilisation de ces modèles de prédiction pour moduler et réduire les doses à l'échelle intra-parcellaire.

Chapitre 4. Caractérisation de la distribution statistique des dépôts foliaires interceptés au sein de la végétation

Ce chapitre vise à étudier la distribution statistique des dépôts foliaires observée sur des feuilles réelles à l'échelle d'un cep de vigne et à comparer à une échelle opérationnelle au vignoble, les distributions statistiques des dépôts foliaires observés sur des feuilles réelles et sur des cibles artificielles. Une méthode expérimentale basée sur la pose de cibles artificielles, permettant de caractériser et d'estimer la distribution statistique des dépôts foliaires à une échelle opérationnelle au vignoble est présentée et évaluée.

4.1 Introduction

L'application de produits de protection des plantes (PPP) est la méthode prédominante en matière de protection des cultures en viticulture. L'étude des dépôts de pulvérisation interceptés dans la végétation présente un intérêt majeur pour l'évaluation de la performance agro-environnementale des pulvérisateurs (Codis et al., 2018), ainsi que l'étude de la relation dose-effet contre un agent pathogène ciblé (Koch & Knewitz, 2006). L'objectif de toutes les applications de pulvérisation de PPP est d'assurer un dépôt foliaire suffisant et une répartition homogène dans la végétation (Felber, 1997).

Différents protocoles sont utilisés pour quantifier le dépôt foliaire (Hołownicki et al., 2002 ; Giles & Downey, 2003 ; Pergher & Lacovig, 2005 ; Codis et al., 2018), ce qui rend les résultats souvent incomparables (Koch & Knewitz, 2006). Les articles publiés sur la caractérisation des dépôts foliaires font état de protocoles de mesure très différents utilisant soit des traceurs métalliques (Murray et al., 2000 ; Llorens et al., 2010), des colorants alimentaires (Codis et al., 2018) ou des colorants fluorescents (Siegfried et al., 2007). En outre, l'utilisation de différents types de cibles artificielles positionnées dans la végétation a été documentée dans la littérature (Matthews, 1992 ; Codis et al., 2018).

Les recherches les plus récentes au sein du groupe de recherche qui a accueilli ce travail de thèse ont été menées avec des collecteurs artificiels en polychlorure de vinyle (PVC) (Codis et al., 2018), qui sont positionnées dans la végétation, puis collectés après la pulvérisation. Ils permettent de fournir des informations quantitatives sur le dépôt effectif qui atteint la cible. Toutefois, l'importance de la question de l'échantillonnage des dépôts a été sous-estimée dans ces études, car la sensibilité des mesures de dépôts à la nature et au nombre de collecteurs placés dans la végétation n'a pas été étudiée. En raison de la grande variabilité des dépôts interceptés sur des feuilles individuelles (Schmidt & Koch, 1995) ou sur des collecteurs artificiels (Hébrard et al., 2012 ; Codis et al., 2014, 2018), une quantité appropriée d'échantillons doit être collectée. Toutefois, une évaluation statistique du nombre d'échantillons à collecter fait encore défaut dans ces études.

Pour déterminer la quantité appropriée d'échantillons à collecter, il faut déterminer la variation du paramètre étudié (c'est-à-dire le dépôt effectif) dans la population cible. Cette variation de la quantité et de la répartition des dépôts dans le couvert sera influencée conjointement par la structure de la végétation (dimensions et densité du feuillage) (Palleja & Landers, 2015 ; Campos et al., 2020) et les paramètres du pulvérisateur, tels que la position et l'orientation de la buse, le type de buse, la vitesse de l'air, la direction du flux d'air (Zhu et al., 2006 ; Pergher & Petris, 2008a ; Pergher et al., 2013 ; Pascuzzi et al., 2017).

Les études menées jusqu'à présent ne visaient qu'à déterminer un dépôt moyen par zone d'échantillonnage et ne tenaient pas compte de la variabilité attributaire (distribution statistique) du dépôt au sein de la végétation. Or, dans un objectif d'assurer une protection des cultures optimale, nous faisons l'hypothèse, cohérente avec les modèles épidémiologiques mécanistes à l'échelle des contaminations spore-site, que l'espace des attributs peut être caractérisé plus précisément par une distribution statistique plutôt qu'une moyenne. La prise en compte de la distribution statistique plutôt qu'une moyenne de dépôts permettrait d'envisager un changement progressif du paradigme de gestion de la pulvérisation. Avec un modèle permettant d'estimer un dépôt moyen par unité de surface de feuilles, il est possible de créer un raisonnement de gestion de dose tenant compte du matériel pour par exemple obtenir un dépôt moyen par surface de feuilles constant tout au long de la saison. Avec un modèle de prédiction de distribution de dépôt, il serait possible de raisonner sur la base d'une distribution à assurer à tout moment de la saison, ou de considérer des références évolutives au cours de la saison. Ce changement de paradigme permettrait de développer une gestion de la pulvérisation qui prendrait en compte la

variabilité des dépôts interceptés localement évitant ainsi le sous-dosage en PPP, indépendamment de la zone de végétation (selon la profondeur et la hauteur) où ce sous-dosage peut se produire.

L'étude des dépôts foliaires nécessite donc une description claire des procédures d'échantillonnage. Les unités d'échantillonnage des dépôts dans la végétation doivent aussi être clairement décrites dans de la procédure.

L'objectif principal de cette étude est d'évaluer à un stade de végétation avancé et à une échelle opérationnelle au vignoble, la capacité d'une méthode expérimentale qui se base sur l'échantillonnage des dépôts par des cibles artificielles à caractériser la distribution statistique (variabilité attributive) des dépôts. Les objectifs spécifiques de cette recherche sont les suivants :

- Étudier la distribution statistique des dépôts foliaires à une échelle spatiale fine sur des feuilles réelles.
- Comparer à une échelle opérationnelle au vignoble, les distributions statistiques des dépôts foliaires observés sur des feuilles réelles et sur des cibles artificielles.

4.2 Matériels et méthodes

4.2.1 Site d'étude

Un vignoble caractéristique de la production viticole du sud de la France, tant par les variétés qui le composent que par le mode de culture de ses vignes, a été choisi pour mener à bien cette expérience (Domaine du Chapitre, Hérault, France, Lat. 43°31'55.9 "N ; Long. 3°51'50.3 "E° - système géodésique WGS 84). L'expérience a été réalisée sur une parcelle de cépage *Vitis vinifera* L. cv Caladoc. Les vignes sont conduites en cordon Royat avec un fil porteur et un fil de palissage. L'expérimentation a été réalisée à un stade de croissance avancé de développement de la végétation (BBCH 77, fermeture de la grappe) (Lorenz et al., 1994) à la date du 11 juillet 2018. L'espacement entre les ceps de vigne était de 1 m dans l'intra-rang et de 2,50 m dans l'inter-rang. Une placette de 15 m de long a été choisie comme site d'étude en

raison de sa grande homogénéité en termes de dimension et de densité de la végétation. Deux jours auparavant, un écimage et un rognage mécanique du rang de vigne avaient été réalisés.

4.2.2 Caractéristiques du pulvérisateur

Un pulvérisateur de type panneau récupérateur à jet projeté (Acrobaleno, Berttoni, Castel Bolognese, Italie) a été utilisé. Ce type de pulvérisateur permet d'effectuer une pulvérisation symétrique par l'intermédiaire deux rampes verticales disposées de chaque côté du rang de vigne, chaque rampe portant un ensemble de buses alignées dans un plan vertical. Les deux rampes verticales étaient chacune équipées de quatre buses à jet plat, à injection d'air basse pression IDK (IDK Lechler, Metzingen, Allemagne). Le nombre de buses ouvertes et leur direction ont été ajustés sur le terrain à l'arrêt, après évaluation visuelle des trajectoires des gouttelettes. Il s'agissait d'orienter de fermer les buses qui n'interceptaient pas la végétation si nécessaire, pour ajuster le nuage de pulvérisation afin d'obtenir une répartition transversale de la pulvérisation compatible avec le profil de la végétation.

4.2.3 Stratégie d'échantillonnage des dépôts foliaire dans la végétation

Au sein de la placette, 12 sections de végétation homogène (S1 à S12), et non-contigüe de 0,2 m dans le sens du déplacement du pulvérisateur ont été sélectionnées. Afin d'évaluer la variabilité du dépôt de pulvérisation, chacune des 12 sections de végétation a été subdivisée selon un maillage régulier perpendiculaire au rang de vigne. Une maille correspondait à 0,4 m en hauteur et 0,1 m en profondeur. Au total, 36 mailles (volume parallélépipédique de 0,2 m de large, 0,4 m de haut et 0,1 m de profondeur) ont été définies dans chacune des 12 sections de végétation, selon quatre classes de hauteur notées de A à D et neuf classes en profondeur notées de P1 à P9 (figure 4.1).

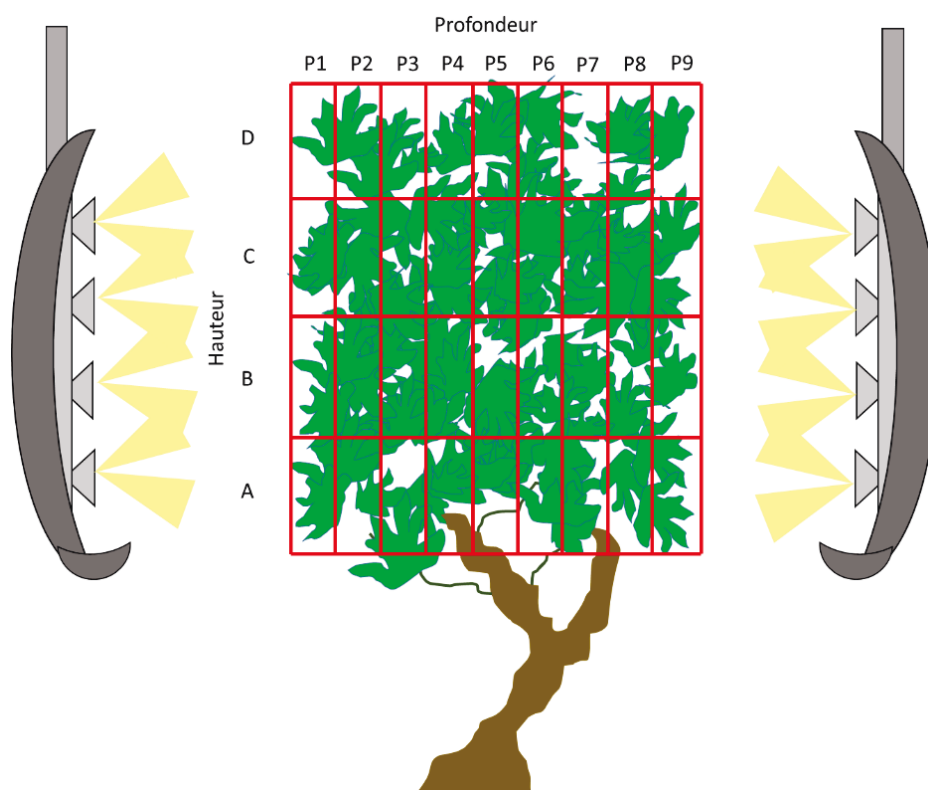


Figure 4.1. Représentation en vue de profil d'une section de végétation et de la grille utilisée pour la mesure des dépôts au sein des 12 sections de végétation. Quatre classes de hauteur (A - D) et neuf classes en profondeur (P1 - P9) ont été définies. Un pulvérisateur appliquant la pulvérisation de chaque côté du rang de végétation a été utilisé.

Collecteurs artificiels : méthode expérimentale

Des collecteurs artificiels ont été positionnés dans six de ces sections de végétation, nommées S1, S2, S3, S4, S5, S6. Deux trios de végétation ont été distingués dans ces six sections de végétations. Le trio 1 agrège les valeurs de dépôts des sections S1, S2, S3 et le trio 2 agrège les valeurs de dépôts des sections S4, S5, S6 (figure 4.2). Ce concept de trios est utilisé car il correspond à l'échelle à laquelle les mesures d'indicateurs végétatifs sont généralement prises dans les vignobles par les professionnels, et dans les protocoles expérimentaux. L'analyse à l'échelle des trios permet également de caractériser les dépôts à l'échelle opérationnelle (et les implications de cela pour la gestion de la dose), alors que les sections permettent de caractériser les dépôts à une échelle fine.

Collecteurs naturels : feuilles réelles

Dans les six autres sections, nommées S7, S8, S9, S10, S11, S12, des prélèvements de feuilles ont été réalisés. L'agrégation des valeurs de dépôts retrouvées dans les sections de végétation défoliées, au sein d'une section contrôle se justifie par les résultats obtenus dans l'étude.

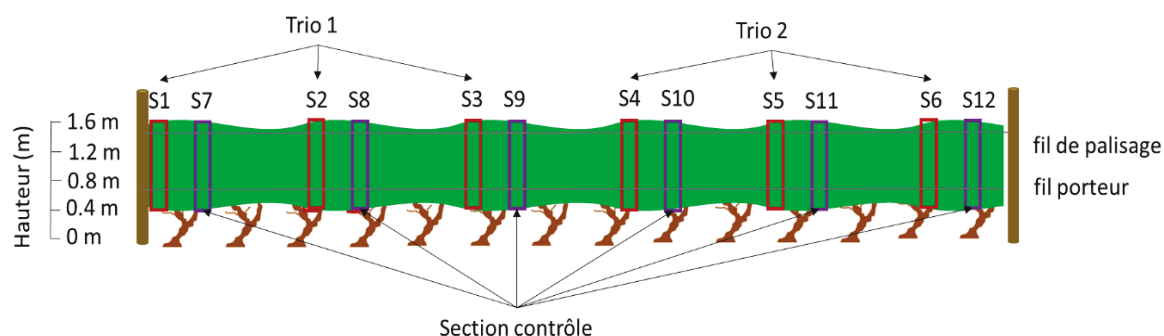


Figure 4.2. Schéma de la procédure d'échantillonnage de la végétation au sein de la placette de 15 m de vigne. En rouge, les sections où les collecteurs PVC ont été positionnés (notées de S1 - S6) et en violet les sections défoliées (notées de S7 - S12).

4.2.4 Collecte des données

Mesure du dépôt de pulvérisation

Collecteurs artificiels

Avant le passage du pulvérisateur, dans les sections S1 à S6, des collecteurs en PVC de dimension 0,04 x 0,05 m a été disposé sur les feuilles à l'intérieur de la végétation. Dans chacune des mailles prédéfinies, un collecteur en PVC a été positionné, soit 36 collecteurs par section de végétation. Au total, 216 collecteurs ont été placés dans les six sections de végétation, représentant une surface totale de mesure de 1,72 m² en considérant la face supérieure et inférieure.

Collecteurs naturels

Après le passage du pulvérisateur, et afin d'évaluer la pénétration du mélange pulvérisé, dans les six sections de végétation (notées de S7 - S12), le matériel végétal constitué de feuilles entières et fragments de feuilles contenu dans chaque maille a été collecté et placé dans des sacs en plastique étiquetés individuellement et transférés au laboratoire. Par la suite, pour chaque maille, un maximum de disques foliaires a été récolté par feuille avec un emporte-pièce de 3,6 cm de diamètre. Un total de 1766 disques foliaires a été collecté dans les six sections de végétation sélectionnées (table 4.1).

Table 4.1. Nombre de disques foliaires prélevés dans les sections défoliées.

Section	Nombre de disques foliaires
S7	249
S8	295
S9	282
S10	361
S11	358
S12	221
contrôle	1766

Application du traceur

En vue de l'évaluation quantitative de la répartition de la pulvérisation dans le couvert végétal sur les collecteurs naturels et artificiels, le pulvérisateur a été rempli à moitié d'eau pure et la quantité d'un traceur colorimétrique (tartrazine, E-102, Sigma, St. Louis, MO, USA) nécessaire a été ajoutée afin d'obtenir une concentration cible de 10 g.L⁻¹. La pulvérisation a été réalisée en un seul passage du pulvérisateur sur la placette de vigne, respectant la procédure de pulvérisation généralement établie. Après que le traceur ait complètement séché, tous les collecteurs en PVC placés dans la végétation des sections S1 à S6 et le matériel végétal des sections S7 à S12 ont été récupérés et ont été placés dans un sac individuel. Au laboratoire, chaque collecteur (naturel et artificiel) correspondant à chaque maille du schéma d'échantillonnage prélevé a été rincé individuellement dans un volume connu d'eau distillée

pour extraire la tartrazine. La concentration du traceur dans la solution rincée a ensuite été mesurée avec un spectrophotomètre (Uviline 9100, résolution : 0,001, précision $\pm 0,003$, Secomam, Champigny sur Marne, France) à la longueur d'onde 427 nm. Le dépôt sur chaque collecteur (naturels et artificiel) a été évalué et normalisé en fonction de la surface du collecteur et du débit de dose de tartrazine par hectare. Les dépôts foliaires ont été exprimés en nanogrammes par décimètre carré de surface de feuille pour 1 g pulvérisé par hectare (ng.dm² par 1g.ha⁻¹).

Mesure de la surface totale de végétation prélevée au sein des sections de végétation défoliées

Dans les sections de végétation défoliées (notées de S7 - S12), la surface foliaire totale présente dans chaque maille a été évaluée en considérant la face supérieure et inférieure des feuilles. Toutefois, pour prendre en compte la surface foliaire représentée par les fragments de feuilles, une relation linéaire ($y=0,018x$, $R^2=0.98$) entre la surface des disques foliaires et leurs masses a été utilisée. À cette fin, la masse de plusieurs tailles d'échantillons de disques foliaires (de 1 à 20) a été mesurée en laboratoire à l'aide d'une balance de précision.

Au total, 98 % de la surface foliaire présente dans ces six sections défoliées a pu être extraite sous forme de disques foliaires, ce qui représente 3,4 m² de surface de végétation. Les 2 % restants de la matière végétale se présentent sous forme de fragments. Ces fragments de matériel végétal n'ont pas été pris en compte dans la quantification du dépôt sur feuilles, mais ont été pris en compte dans l'évaluation de la surface foliaire présente dans chaque maille.

4.2.5 Analyse statistique

Toutes les analyses statistiques ont été effectuées à l'aide du logiciel statistique open source R (version 1.2.5001) (R Development Core Team, 2019). Les graphiques ont été réalisés avec MS Excel (Microsoft Office, Windows 10 2015, USA) et R. Tous les tests statistiques ont été réalisés en considérant un seuil de significativité (α) de 0,05.

Surface totale de végétation prélevée au sein des sections de végétation défoliées

Afin de décrire la végétation prélevée au sein des sections défoliées (S7 - S12), des histogrammes représentant la répartition de la surface de végétation totale prélevée (m²) en fonction de la classe de hauteur (A - D) et en profondeur (P1 - P9) ont été réalisés.

Pour étudier, l'effet de la position longitudinale (section), en hauteur et en profondeur des mailles de végétation prélevées, une ANOVA à trois facteurs a été effectuée. Dans le cas où, une variable explicative a en moyenne un effet significatif, un test post-hoc de Tukey a été utilisé pour comparer toutes les moyennes deux à deux et distinguer des groupes. Ceci a été réalisé pour identifier la variation de la surface des feuilles dans la végétation, car on sait qu'elle a un impact sur les dépôts de pulvérisation. Comme les données de surface de végétation étaient non-normales, une transformation normalisatrice en logarithme a été réalisée pour obtenir une normalité résiduelle et une homoscedasticité.

Statistiques descriptives et exploratoires des dépôts foliaires

Des statistiques descriptives (moyenne et coefficient de variation) ont été dérivées pour chaque section étudiée (S1 - S12), pour les trios (sections agrégées de PVC échantillonnés) et la section contrôle (section agrégée de feuilles réelles échantillonnées) comme analyse exploratoire des dépôts dans les différentes sections de végétation étudiées. Des courbes de densité empirique du dépôt foliaire ont été générées pour chaque section et modélisées comme une distribution de Poisson. Les différences entre les sections de végétation sont abordées plus loin.

Variabilité attributaire des dépôts interceptés sur feuilles réelles

Comme la section de contrôle (sections S7 - S12) a recueilli des données sur les dépôts réels interceptés sur le feuillage, une analyse plus détaillée de ces données a été effectuée avec une méthode non-paramétrique utilisée pour tester si des échantillons trouvent leur origine dans la même distribution.

Les données ont été ré-échantillonnées en déciles. L'analyse par déciles est une méthode quantitative qui consiste à diviser un ensemble de données classées en dix sous-sections égales. Les données sont classées du plus bas au plus haut et le 1er décile, ou D1, est la valeur telle que les 10 % les plus bas des observations sont en dessous de D1. D2 et D3 sont des valeurs telles que respectivement 20 % et 30 % des observations se situent en dessous, et ainsi de suite. Pour chaque section (S7 - S12), la valeur moyenne de chaque classe de décile a été reportée sur le numéro du décile (D1 - D10) et, en outre, la moyenne globale pour chaque décile obtenue pour la section contrôle a également été reportée. Le test de Kruskal-Wallis a été utilisé pour déterminer s'il y avait des différences significatives ($p\text{-value} < 0,05$) dans les données ré-échantillonnées en décile entre les distributions statistiques des dépôts observées sur les six sections défoliées.

Pour l'ensemble des données globales des déciles, agrégées au sein de la section contrôle, chaque disque foliaire observé se voit attribuer un classement par décile et une position (correspondant à une cellule) dans la maille où il a été prélevé dans la canopée (4 hauteurs (A - D) et 9 profondeurs (P1 - P9)). Le positionnement des cellules (disque foliaire) dans une maille de la grille était aléatoire. Cela a permis de tracer les informations sur les déciles dans l'espace de la grille afin de fournir une indication préliminaire de la distribution spatiale globale des dépôts et de leur variabilité sur feuilles réelles dans cette étude. Il est important de noter qu'il ne s'agit pas d'une analyse spatiale utilisant des approches géostatistiques, et qu'elle est simplement indicative de la distribution spatiale dans le couvert et de la variance des dépôts dans une maille de la grille.

Le positionnement d'une feuille donnée dans le couvert devrait affecter le dépôt moyen intercepté sur la feuille. Pour identifier s'il y avait une différence significative en termes de dépôt moyen entre les feuilles situées dans des couches en hauteur (A - D) ou de profondeur (P1 - P9), une ANOVA à deux facteurs a été effectuée. Comme les données de déposition étaient non-normales, une transformation normalisatrice en logarithme a été réalisée pour obtenir une normalité résiduelle et une homoscedasticité. Les « classes » (hauteur et profondeur) étaient également déséquilibrées (tailles inégales) en raison des différentes zones de feuilles dans les différentes zones du couvert. Dans l'étape suivante, les moyennes des groupes ont été comparées par paire en utilisant le test post-hoc de Tukey afin d'identifier les groupes significativement différents.

Comparaison des distributions statistiques des dépôts observés sur feuilles réelles et sur collecteurs artificiels, à une échelle opérationnelle au vignoble

L'utilisation de collecteurs en PVC a été promue comme un moyen de mesurer les dépôts de pulvérisation dans le vignoble (Codis et al., 2018). Il est donc important de déterminer si la distribution statistique des dépôts sur les collecteurs PVC reflète ou s'écarte de la situation "réelle". En pratique dans les vignobles afin de minimiser les effets de variance stochastique, les mesures de dépôts sont prises sur une unités d'échantillonnage correspondant à plusieurs vignes (e.g. sections de végétation). Pour imiter cela, la comparaison entre les mesures de dépôts réalisées sur collecteurs PVC et feuilles réelles a été effectuée au niveau des sections agrégées (trios et section de contrôle). Pour les sections où les collecteurs PVC ont été positionnés, l'échelle considérée est le trio de végétation. Cela s'explique par le fait que les données de dépôts sont utilisées en entrée dans des modèles de prédiction de dépôts, calibrés et validés à l'échelle du trio de végétation. Le choix d'agréger les sections défoliées à l'échelle de la section contrôle est justifié par les résultats obtenus dans l'étude.

Pour évaluer la méthode expérimentale proposée, un test de Kruskal-Wallis a été effectué pour étudier s'il existe une différence significative entre les distributions statistiques observées sur la section contrôle, le trio 1 et le trio 2. Toutefois, ce test n'aborde la comparaison que par un aspect « qualitatif », en indiquant si au moins un groupe domine stochastiquement dans la population. Le test n'identifie pas où cette dominance stochastique se produit ni pour combien de paires de groupes la dominance stochastique apparaît.

Afin de comparer par paire et plus finement la forme des distributions de dépôts observées sur les trios (observations sur collecteurs PVC) et la section contrôle (observations sur des feuilles réelles), des tests de Kolmogorov-Smirnov ont été utilisés. Ce test a été utilisé pour déterminer si les fonctions de répartition de dépôts observées sur le trio 1 et le trio 2 suivent la même loi que celle définie sur la section contrôle. Ce test mesure l'adéquation entre les fonctions de répartition comparées au moyen d'une distance particulière dite de Kolmogorov-Smirnov, notée D . Graphiquement, c'est le plus grand écart vertical en valeur absolue entre les deux fonctions de répartition. L'idée est que, si l'hypothèse nulle H_0 (la loi observée a la même fonction de répartition F qu'une loi continue théorique) est vraie, la fonction de répartition

empirique de l'échantillon doit être "proche". On compare la valeur D obtenue à une valeur de seuil critique $D_\alpha(n)$ défini selon la formule suivante (Eqn. 4.1):

$$D_\alpha(n) = \frac{1,36}{\sqrt{n}} \quad \text{Eqn. 4.1}$$

Où n correspond à la taille totale de l'échantillon.

Si $D > D_\alpha(n)$, on rejette l'hypothèse H_0 avec un risque α de se tromper. Ce test permet ainsi d'appréhender avec un aspect quantitatif la sur ou sous-estimation qui existe entre les fonctions de répartition comparées. Ces fonctions de répartitions pour les deux tris et la section contrôle ont été tracées pour comparer en tendance les observations faites sur les collecteurs PVC et des feuilles réelles.

4.3 Résultats et discussions

4.3.1 Description des données

Surface totale de végétation prélevée au sein des sections de végétation défoliées

Pour les six sections défoliées (S7 - S12), la surface de végétation prélevée au sein de chacune des mailles a été mesurée.

On remarque d'une part qu'il n'y a pas différence significative en moyenne de surface totale de végétation prélevée entre les six sections de végétation défoliées ($p\text{-value} = 0,21 > 0,05$), et d'autre part que la position en hauteur de la maille n'a pas d'effet significatif en moyenne sur la surface de végétation prélevée ($p\text{-value} = 0,12 > 0,05$) (figure 4.3).

A contrario, la position en profondeur de la maille a un effet significatif en moyenne sur la surface de végétation prélevée ($p\text{-value} = 0,02 < 0,05$) (figure 4.4). Trois groupes de mailles se distinguent significativement en fonction de la profondeur, le groupe (P1, P9), le groupe (P4, P5, P6) et le groupe (P2, P3, P7, P8). On observe qu'une surface de végétation plus forte est retrouvée dans les couches internes (P4, P5, P6) par rapport aux couches externes de la végétation (P1, P9 et P2, P3, P7, P8) (figure 4.4). En moyenne, les couches internes (P4, P5,

P6) représentent 57 % de la surface foliaire totale retrouvée à l'échelle d'une section de la végétation.

Ces résultats illustrent qu'à une échelle spatiale fine, une dissymétrie en termes de surface de végétation est présente selon un gradient de profondeur au sein d'une section de végétation de vigne. Dans un objectif de maximiser la protection des cultures, la prise en compte de la structure de végétation et de sa variabilité à une échelle spatiale fine est un prérequis pour localiser et ajuster la dose à appliquer en PPP.

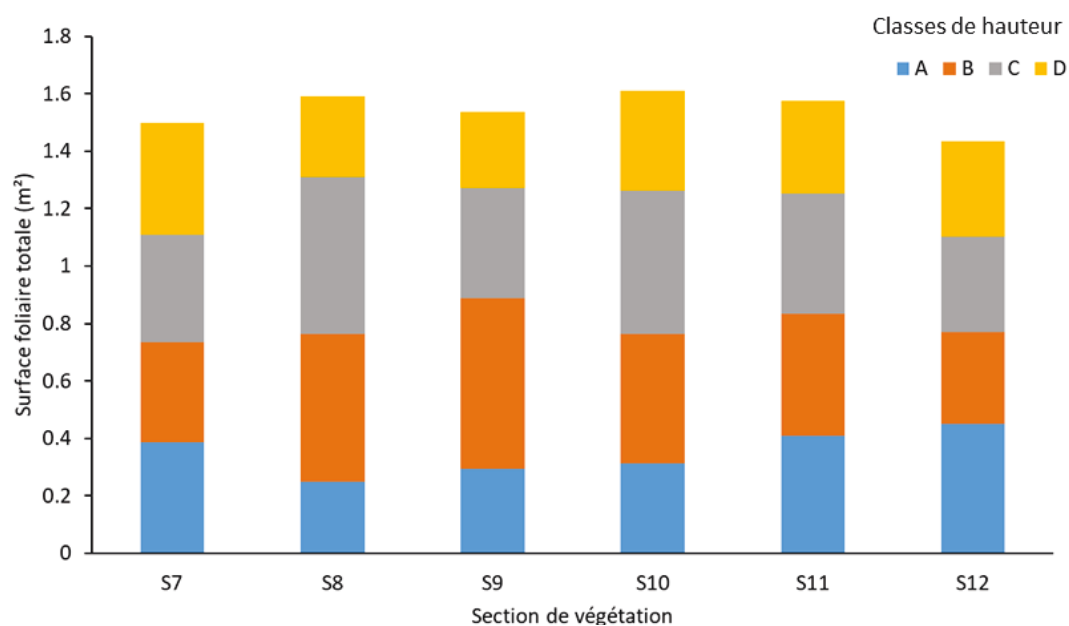


Figure 4.3. Histogramme de répartition de la surface de végétation totale (m²) en fonction de la classe de hauteur (A - D) et de la section de végétation considérée (S7 - S12).

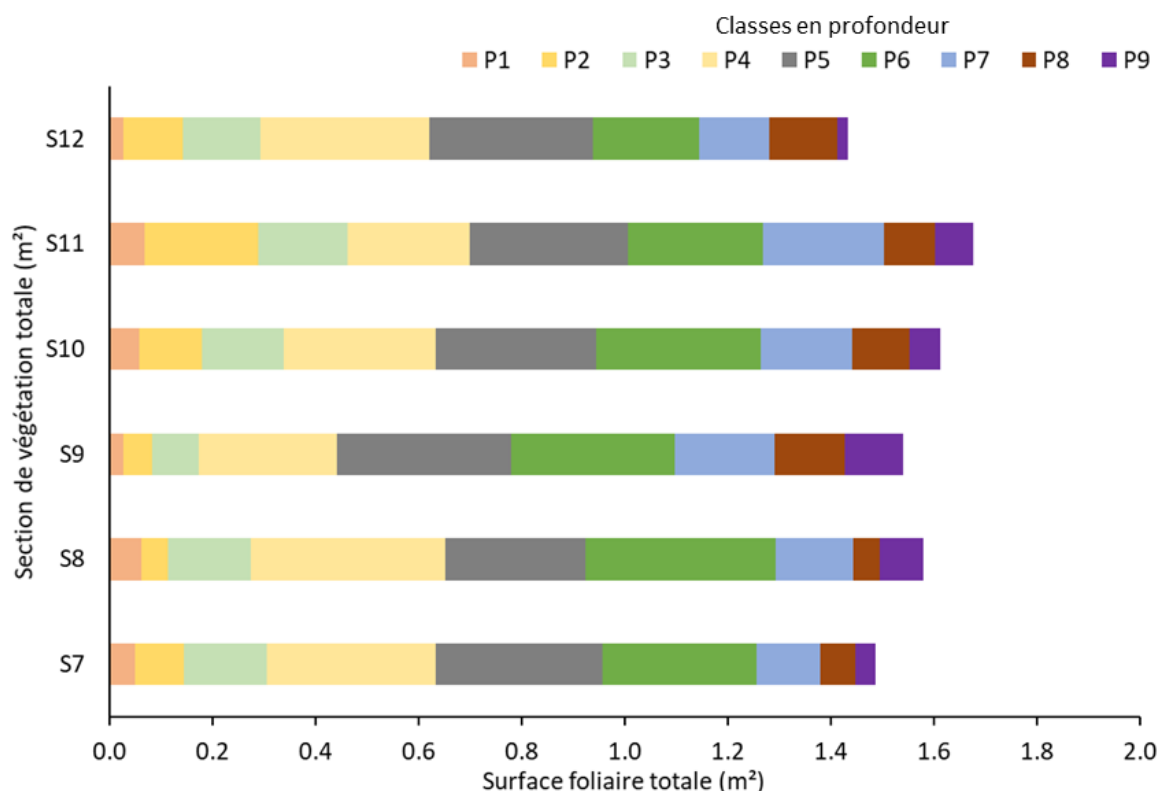


Figure 4.4. Histogramme de répartition de la surface de végétation totale (m²) en fonction de la classe en profondeur (P1 - P9) et de la section de végétation considérée (S7 - S12).

Statistiques descriptives et exploratoires des dépôts foliaires

Les mesures de dépôts de pulvérisation ont été utilisées pour estimer la quantité de traceur déposée dans la végétation par un pulvérisateur de type face par face.

On observe d'une part que les dépôts moyens observés sur le trio 1 et trio 2 diffèrent peu avec respectivement des valeurs de 250,9 et 246,8 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹ et d'autre part que le coefficient de variation est quasi identique avec des valeurs de 34,3 et 31,2 % respectivement pour le trio 1 et le trio 2 (table 4.2).

Par ailleurs, on remarque les dépôts observés sur les sections S1 - S6 (observations sur les collecteurs PVC) et sur la section contrôle (observations sur feuilles réelles) diffèrent peu, avec respectivement des valeurs moyennes de 248,8 et 238,9 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹. Toutefois, la dispersion autour de la moyenne de ces données est différente, avec un coefficient de variation

de 32,7 % pour les mesures de dépôts effectuées sur les sections S1- S6 et de 74,9 % sur la section contrôle (table 4.2).

Table 4.2. Moyenne (ng.dm² pour 1 g.ha⁻¹) et coefficient de variation (%) observés à l'échelle des sections individuelles (S1 - S12), du trio 1 (S1 - S3), du trio 2 (S4 - S6) et de la section contrôle (S7 à S12).

Section	Type	Moyenne (ng.dm ² pour 1 g. ha ⁻¹)	CV (%)
S1	PVC	252,1	39,1
S7	végétation	243,6	69,4
S2	PVC	256,3	52,7
S8	végétation	242,4	69,5
S3	PVC	244,2	47
S9	végétation	236,7	79,9
S4	PVC	237,6	40,6
S10	végétation	229,6	80,5
S5	PVC	244,9	37,4
S11	végétation	239,6	77,7
S6	PVC	257,9	45,5
S12	végétation	241,5	72,6
trio 1	PVC	250,9	34,3
trio 2	PVC	246,8	31,2
contrôle	végétation	238,9	74,9

Les figures 4.5a et 4.5b présentent les courbes de densité empirique des dépôts foliaires, respectivement pour les sections de végétation S1 - S6 et S7 - S12. On observe que la forme des distributions statistiques suit une loi de type Poisson, indépendamment du fait que les dépôts ont été échantillonnés avec des collecteurs PVC (figure 4.5a) ou sur feuilles réelles (figure 4.5b).

On remarque les distributions des dépôts observées sur les feuilles réelles et les collecteurs PVC présentent une asymétrie positive. Toutefois, les distributions des dépôts sur les feuilles réelles présentent une variabilité plus élevée avec une asymétrie positive plus élevée (figure 4.5b). Cela indique que des valeurs de dépôts plus élevées ont été échantillonnées sur les feuilles réelles par rapport aux collecteurs PVC. Par ailleurs, on observe que la densité de probabilité pour des valeurs de dépôts très faibles (entre 0 et 60 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹) est plus forte pour les mesures sur feuilles réelles que sur collecteurs artificiels.

Au vu de la forme des distributions et de la dispersion des valeurs de dépôts, une statistique unique et centrale (moyenne ou médiane) du dépôt foliaire est insuffisante pour décrire le dépôt de pulvérisation interceptée par la végétation. Il est donc utile de compléter les statistiques centrales par une analyse de la distribution statistique afin de prendre en compte la dispersion des valeurs de dépôts au sein de la végétation.

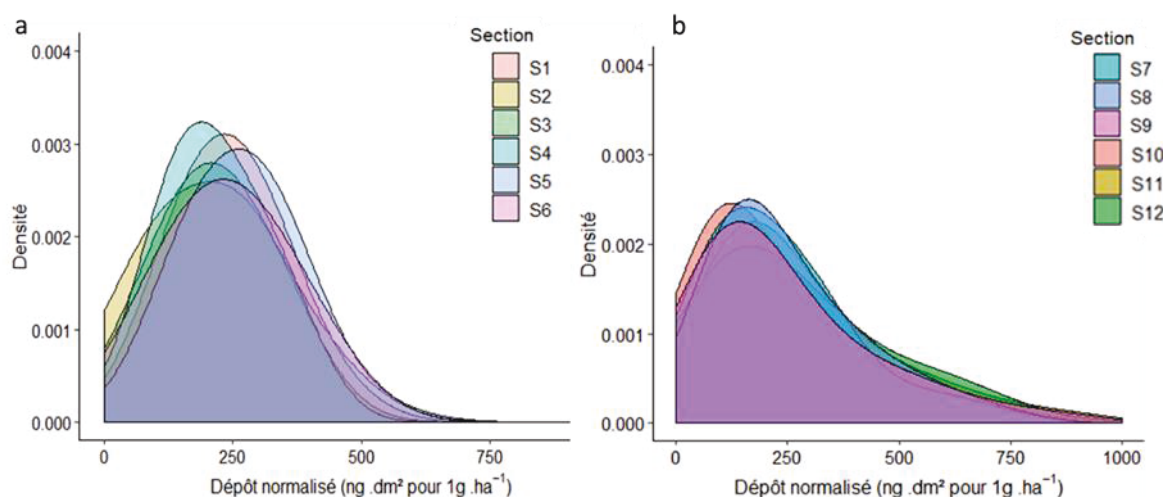


Figure 4.5. Courbes de densité empiriques des valeurs de dépôt en fonction de la section de végétation considérée, a : sur collecteurs artificiels (S1 - S6), b : sur collecteurs naturels (feuilles réelles) (S7 - S12).

4.3.2 Variabilité attributaire des dépôts interceptés sur feuilles réelles

Comme l'intention ici est d'étudier finement la variabilité des dépôts foliaires interceptés au sein de la végétation, on va se concentrer plus en détail sur les données de dépôts acquises sur les feuilles réelles (sections S7 - S12) établies selon un protocole d'échantillonnage exhaustif.

Afin d'étudier les sources de variabilité des dépôts interceptés sur feuilles réelles, dans un premier temps un test de Kruskal-Wallis a été effectué pour étudier s'il existe une différence significative entre les distributions statistiques des dépôts observées sur les six sections défoliées. Le résultat de ce test met en évidence que les distributions statistiques des dépôts obtenues pour les six sections (S7 - S12) ne se différencient pas de manière significative ($p\text{-value} = 0,24 > 0,05$). La figure 4.6 permet graphiquement pour chaque décile d'illustrer

l'analogie entre ces six distributions de dépôts (S7 - S12) et d'illustrer la distribution observée sur la section contrôle.

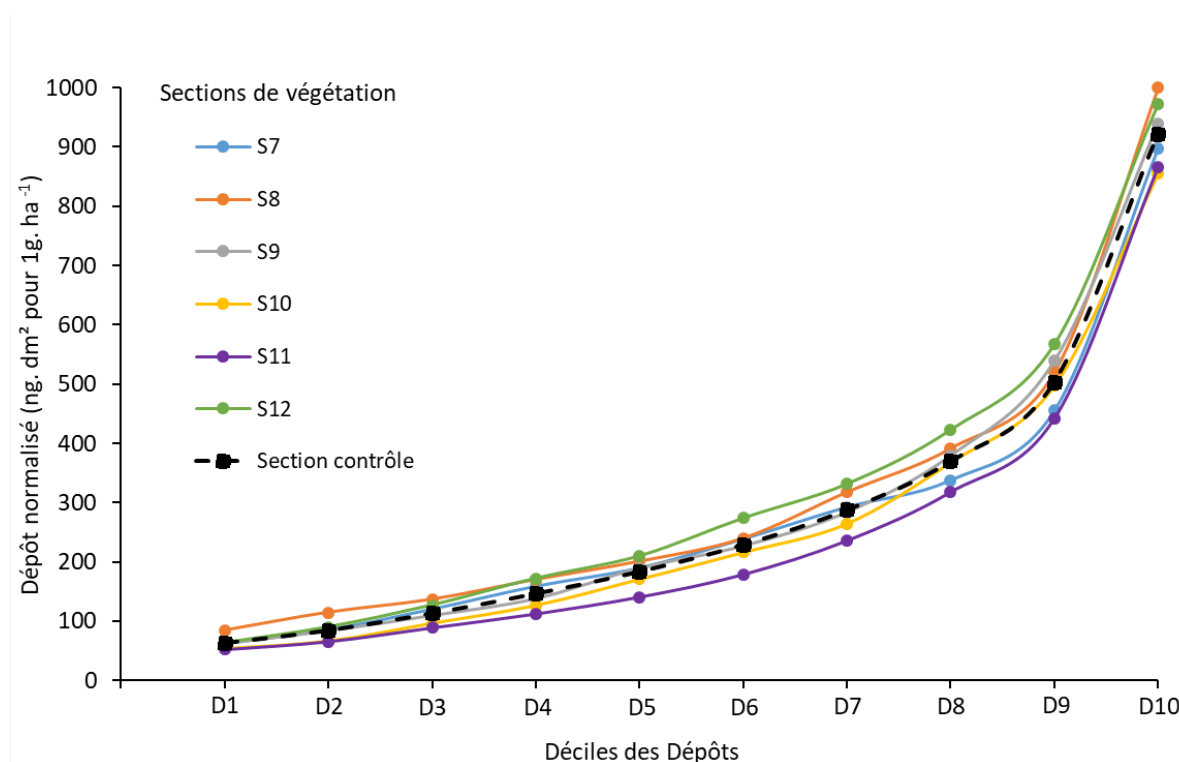


Figure 4.6. Distributions statistiques en distinguant les dix déciles (D1 - D10) des dépôts obtenus pour les six sections de végétation (S7, en bleu; S8 en orange; S9 en gris; S10 en jaune; S11 en violet et S12 en vert) et la section contrôle agrégée (ligne pointillée en noir).

Du fait de ce premier résultat, par la suite, le choix a été posé de considérer une section de végétation contrôle qui agrège en fonction du maillage prédéfini, toutes les valeurs de dépôts mesurées dans une maille pour les six sections de végétation (figure 4.7). La figure 4.7 permet d'illustrer la répartition spatiale des déciles de dépôt interceptés au sein de la section contrôle. On observe globalement qu'à l'échelle de résolution d'une maille les dépôts observés sont très variables. Toutefois, un patron de répartition semble se distinguer avec des déciles de dépôts plus faibles (couleur rouge) positionnés au centre de la végétation, où la végétation est la plus vigoureuse. Ce patron de répartition des dépôts met en évidence un phénomène de dilution de la pulvérisation. Il convient de noter que de nombreux effets physiques peuvent influencer les valeurs de dépôt sur des échantillons individuels et donc avoir un impact sur les valeurs de chaque décile. Ces effets comprennent la variation de l'angle de trajectoire de la pulvérisation, la distribution anisotrope de la surface foliaire (Walklate et al., 2011), la disposition des

feuilles par rapport au flux d'air (Raupach et al., 2001) et l'aérodynamique à petite échelle des gouttelettes de pulvérisation près des surfaces des collecteurs (May & Clifford, 1967). Ces effets sont soit constants, soit difficilement mesurables et n'ont pas été inclus dans l'analyse.

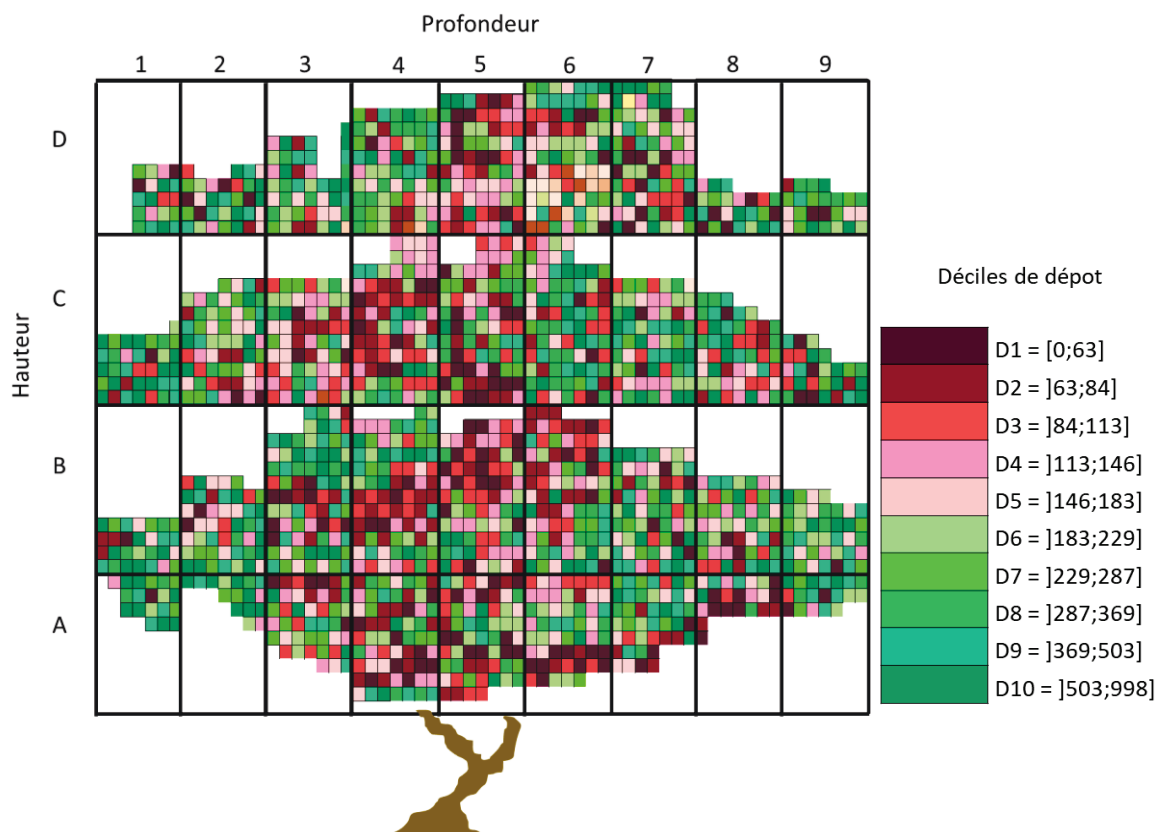
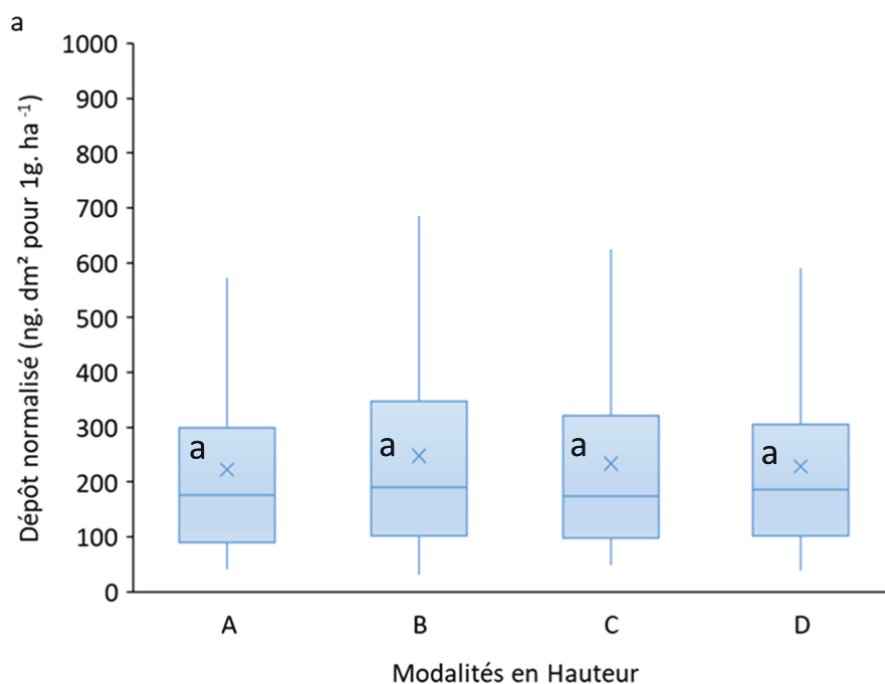


Figure 4.7. Représentation en vue de profil de la section contrôle qui agrège pour chaque maille les valeurs de dépôts mesurées pour les six sections de végétation en tenant compte du maillage prédéfini (allant de A1 à D9). Chaque valeur de dépôts est catégorisée en fonction du décile (D1 - D10) auquel il appartient dans la distribution de la section contrôle. La position des valeurs au sein de chaque maille a été réalisée aléatoirement.

Par la suite, à l'échelle de la section contrôle, un test ANOVA à deux facteurs a été effectuée pour étudier s'il existe une différence significative en termes de dépôts moyens observés entre les différentes classes en hauteur (A - D) et en profondeur (P1 - P9). Il en résulte qu'il n'y a pas de différence significative entre les dépôts moyens observés sur les classes de hauteur ($p\text{-value} = 0,37 > 0,05$) (figure 4.8a), mais qu'il existe une différence significative entre les dépôts moyens observés selon les classes en profondeur ($p\text{-value} = 0,019 < 0,05$) (figure 4.8b). Le test de Tukey a permis de distinguer significativement deux groupes selon la position des mailles en profondeur, le groupe de mailles (P1, P2, P3, P7, P8, P9) et le groupe de mailles (P4, P5, P6) (figure 4.8b). En moyenne, les dépôts foliaires sont 1,5 fois plus élevés pour les couches

externes (P1, P2, P3, P7, P8, P9) par rapport aux couches internes (P4, P5, P6). Ce résultat est caractéristique de ce type d'appareil qui pulvérise de part et d'autre du rang de végétation (symétriquement) et met en évidence un phénomène d'appauvrissement de la pulvérisation en gouttelettes au sein de la végétation.

Dans toutes les sections de végétation défoliées, la distribution présentait une asymétrie positive forte, associée à des valeurs de dépôt très élevées dans les couches les plus externes de la végétation. Le 10e décile était donc toujours asymétrique et présentait une saturation des dépôts. A contrario, les dépôts les plus faibles sont retrouvés dans la zone située au centre de la végétation, zone où la végétation est la plus vigoureuse. La caractérisation de la variabilité attributaire, qui s'appréhende par la distribution statistique des dépôts permet de prendre en compte et identifier les déciles de dépôts les plus faibles, correspondant aux zones qui sont les moins bien traitées lors d'une opération de pulvérisation.



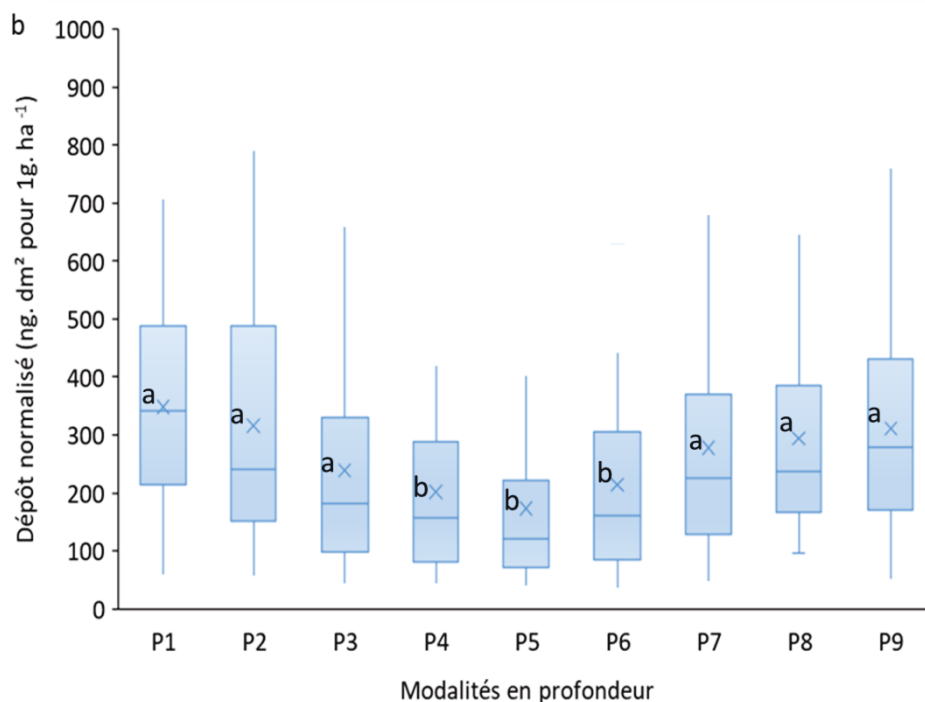


Figure 4.8. Diagrammes en boîte des dépôts foliaires retrouvés au sein de la section contrôle en fonction de la classe, a : de hauteur (A - D), b : de profondeur (P1 - P9). Le diagramme en boîte indique la valeur médiane (trait plein), moyenne (symbole en croix), les limites inférieure et supérieure des boîtes sont les premiers et troisièmes quartiles, respectivement et les barres d'erreur pour les valeurs minimum et maximum. Les valeurs non suivies d'une lettre commune indique les groupes de profondeur sont significativement différents selon le test de Tukey ($\alpha < 0,05$) en termes de dépôts foliaires interceptés.

4.3.3 Comparaison des distributions statistiques des dépôts foliaires observées sur feuilles réelles et sur collecteurs artificiels, à une échelle opérationnelle au vignoble

Les résultats obtenus dans les sections (4.3.1 et 4.3.2) ont permis de mettre en évidence que les sections défoliées (S7 - S12) ne sont pas significativement différentes entre elles en termes de surface totale de végétation et de distribution statistique de dépôts. Au vu de ces résultats, le choix a été fait de considérer les données de dépôts sur feuilles réelles agrégées à l'échelle de la section contrôle pour établir une distribution statistique de référence.

Pour évaluer la méthode expérimentale proposée qui se base sur des collecteurs PVC positionnés dans la végétation et qui agrège les données de dépôts à l'échelle au trio de végétation (trio 1, trio 2), un test de Kruskal-Wallis a été effectué dans un premier temps pour

étudier s'il existe une différence significative entre les distributions statistiques des dépôts observés sur la section contrôle, le trio 1 et le trio 2. Le résultat de ce test met en évidence que les distributions statistiques des dépôts observées sur la section contrôle (feuilles réelles), le trio (à collecteurs PVC) 1 et le trio (à collecteurs PVC) 2 sont significativement différentes ($p\text{-value} = 0,03 < 0,05$).

Dans un objectif de comparer par paire et plus finement la forme de ces distributions de dépôts observées des tests de Kolmogorov-Smirnov ont été utilisés. On observe que les fonctions de répartition de dépôts observées sur le trio 1 et trio 2 ne diffèrent pas significativement car on observe une valeur de distance $D = 0,06 < 0,09$ et la $p\text{-value} = 0,99 > 0,05$ (table 4.3). À l'évidence, les deux courbes sont proches (figure 4.9). L'échelle spatiale du trio de section de végétation semble pertinente pour estimer de manière répétable en apparence la distribution statistique des dépôts foliaires à un stade de végétation avancé.

Par ailleurs, on remarque les comparaisons entre les fonctions de répartition de la section contrôle avec le trio 1 et le trio 2 donnent des valeurs de distance D (respectivement de 0,086 et 0,092) qui sont supérieures au seuil critique $D_\alpha(n)$ établit à 0,03 (table 4.3) et des valeurs de $p\text{-values}$ (respectivement de 0,019 et 0,013) qui sont inférieures à 0,05. Ce résultat indique donc qu'il y a une différence significative entre les fonctions de répartitions observées au sein de la section contrôle et des tris de section de végétation.

Table 4.3. Résultats de la comparaison entre les fonctions de répartition des dépôts observées sur la section contrôle, le trio 1 et le trio 2 issus des tests de Kolmogorov-Smirnov. La table indique pour chaque comparaison effectuée la taille totale de l'échantillon, la valeur de la statistique D , la $p\text{-value}$ et la valeur du seuil critique $D_\alpha(n)$.

Comparaison par paires	n	D	p-value	$D_\alpha(n)$
trio 1 - trio 2	216	0,06	0,99	0,09
contrôle - trio 1	1874	0,086	0,019	0,03
contrôle - trio 2	1874	0,092	0,013	

La figure 4.9 permet de comparer graphiquement les courbes des différentes fonctions de répartitions cumulées. On remarque sur un intervalle de valeurs de dépôts compris entre 63 ng.dm^2 pour 1g.ha^{-1} (1er percentile de la distribution des dépôts) et 230 ng.dm^2 pour 1g.ha^{-1} (60ème percentile de la distribution des dépôts), les fonctions de répartitions observées sur

collecteurs PVC (courbes bleue et verte) et feuilles réelles (courbe rouge) sont confondues. Cela indique que dans cet intervalle la méthode expérimentale proposée ne sous-estime ou ne surestime pas les valeurs de dépôts par rapport à la mesure sur feuilles réelles. Toutefois, on observe qu'à partir du 61ème percentile de la distribution des dépôts, la méthode expérimentale sous-estime de 13,6 % les dépôts par rapport aux valeurs de dépôts observées sur feuilles réelles, avec des valeurs de dépôts comprises entre 250 - 500 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹ sur les collecteurs PVC et 250 - 998 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹ sur les feuilles réelles. Ce résultat peut s'expliquer par une forte différence de composition chimique, de rugosité et de texture entre la surface des cibles artificielles et des feuilles de vigne réelles, conduisant à une capacité de rétention sur les cibles artificielles plus faible lors que les dépôts sont importants (Koch & Knewitz, 2008).

La méthode expérimentale proposée semble pertinente pour estimer la distribution des dépôts foliaires un stade de végétation avancée. Bien que la méthode expérimentale conduise à une sous-estimation pour des valeurs de dépôts élevés, cela ne représente pas un inconvénient majeur car une approche de modélisation avec une gestion des risques "dans le pire des cas" devrait encourager la sous-estimation plutôt que la surestimation des dépôts, afin de garantir que les PPP sont appliqués en quantité suffisante. Par ailleurs, en protection des cultures, ce sont les zones de la végétation où les dépôts de pulvérisation sont les plus faibles qui présentent à priori le risque le plus élevé d'apparition d'agents pathogènes. La méthode expérimentale pour ces valeurs de dépôts faibles (compris entre 63 et 230 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹) conduit à une estimation correcte par rapport aux mesures sur feuilles réelles. Ce qui conduit par la suite à fournir des données d'entrée cohérentes et en adéquation avec les mesures sur feuilles réelles qui sont en conditions opérationnelles difficilement réalisables en raison du caractère chronophage du prélèvement exhaustif du matériel végétal. Toutefois, pour des valeurs très faibles de dépôts (compris entre 0 et 63 ng.dm² pour 1g.ha⁻¹), l'erreur qu'on observe est importante au début de la courbe. C'est sans doute dû à la moindre surface de collecte des collecteurs PVC par maille.

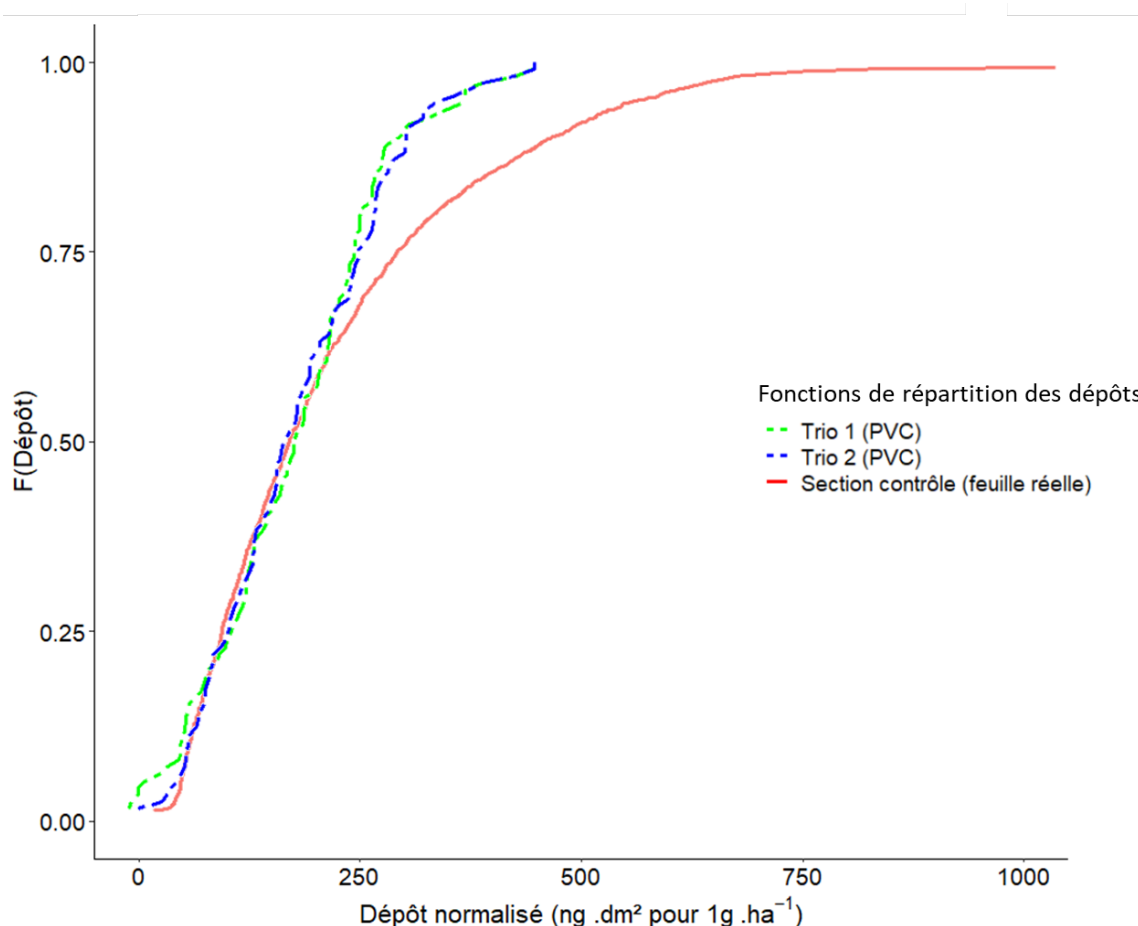


Figure 4.9. Courbes représentatives des fonctions de répartition de dépôts obtenues sur la section contrôle (feuilles réelles, en rouge), le trio 1 (PVC, en pointillé vert) et le trio 2 (PVC, en pointillé bleu) de végétation.

4.4 Conclusion du chapitre

L'application correcte des PPP est importante pour la protection prophylactique et curative de la plante. L'étude dans ce chapitre de la distribution statistique des dépôts montre qu'il est a priori pertinent de prendre en compte cette distribution au lieu de la simple moyenne des dépôts pour améliorer l'efficacité et l'effcience de la protection des cultures. La description du signal de dépôt global par une distribution permet de considérer les zones du couvert végétal qui sont moins bien traitées lors de la pulvérisation, ce qui permettrait de mieux comprendre, d'un point de vue épidémiologique, la résistance et la pression des maladies causées par les agents pathogènes qui sont la cible d'une pulvérisation.

La méthode expérimentale proposée qui repose sur le positionnement de collecteurs PVC dans la végétation selon un maillage régulier semble pertinente pour estimer à un stade de végétation avancé la distribution des dépôts foliaires.

Il convient de noter que bien que les collecteurs et les feuilles réelles aient été placés dans une grille 2D régulière à travers la végétation, leur localisation explicite n'a pas été utilisée. Dans cette étude, la distribution a été décrite uniquement dans l'espace des attributs, et non dans l'espace métrique (végétation). Des recherches supplémentaires sont certainement nécessaires pour développer des approches permettant de spatialiser la distribution des dépôts dans la canopée.

En fin de compte, le développement de modèles statistiques capables de prédire la distribution des dépôts permettrait d'envisager un changement progressif du paradigme de gestion de la pulvérisation, passant d'une gestion de dépôt qui viserait un dépôt moyen constant à une hypothèse de distribution des dépôts, par exemple en référence à la distribution obtenue avec un appareil donné à un moment donné de la saison. Ce changement de paradigme permettrait de développer un modèle de gestion du risque phytosanitaire plus adapté à l'évolution de la structure locale de la végétation au cours de la saison.

Dans le chapitre suivant, à partir de cette méthode expérimentale de caractérisation des dépôts de pulvérisation basée sur la pose de collecteurs artificiels dans la végétation, le développement d'une démarche de modélisation statistique multivariée permettant de prédire la distribution statistique des dépôts en prenant en compte la technologie d'application de la pulvérisation et de la structure de la végétation évaluée par un scanner laser terrestre mobile (*mobile terrestrial LiDAR scanner*) est présentée

Chapitre 5. Modélisation statistique pour prédire la distribution des dépôts foliaires interceptés en tenant compte de la technologie d'application et de la structure de la végétation

Ce chapitre se présente sous la forme de deux articles de recherche ; un article publié et un article soumis (octobre 2020) à la revue *Computers and Electronics in Agriculture*. Ces publications présentent le passage d'une modélisation empirique univarié permettant de prédire un dépôt moyen par unité de surface de feuilles tout au long de la saison (premier article) à une modélisation statistique multivariée permettant de prédire une distribution des dépôts (second article). L'objectif de tels modèles est de proposer des méthodes d'ajustement des doses pulvérisées permettant d'atteindre un objectif donné en termes de doses reçues. Dans le cas de la prédiction du dépôt moyen par unité de surface de feuilles, l'objectif peut être de maintenir constante une même dose rapportée à la surface foliaire tout au long de la saison. Dans le cas de la prédiction d'une distribution des dépôts, nous verrons la possibilité d'assurer une distribution toujours suffisante par rapport à une référence, et cela sera développé au chapitre suivant. L'objectif global de ce chapitre est de montrer l'intérêt d'une démarche de modélisation statistique multivariée pour prédire la distribution des dépôts prenant en compte la technologie d'application de la pulvérisation et de la structure de la végétation évaluée par un LiDAR mobile terrestre (*mobile terrestrial LiDAR scanner*, MTLs), lorsqu'on la compare avec l'état de l'art, à savoir une modélisation de type univariée.

5.1 D'une modélisation empirique univarié de prédiction des dépôts moyens foliaires interceptés...

Cette section a été publiée sous la forme d'un article scientifique publié dans les Actes de la 12e Conférence européenne sur l'agriculture de précision (Montpellier, 8-11 juillet 2019).

Cheraïet, A., Carra, M., Lienard, A., Codis, S., Vergès, A., Delpuech, X., & Naud, O. (2019, July). Investigation on LiDAR-based indicators for predicting agrochemical deposition within a vine field. In 12th European Conference on Precision Agriculture, Precision Agriculture '19, ed. J.V. Stafford, ISBN : 978-90-8686-337-2, Wageningen Academic Publishers, 157-164, 157-164, 10.3920/978-90-8686-888-9_18.

Dans cet article, une comparaison de modèles empiriques univariés basés sur des indicateurs végétatifs dérivés d'un système de détection MTLs et permettant de prédire le dépôt moyen foliaires a été effectuée.

Résumé en français

Contexte – Le système d'expression des doses de produits de protection des plantes (PPP) actuellement en vigueur en France en viticulture est basé sur une dose fixe, définie par hectare de surface au sol.

Une stratégie pour réduire la quantité de PPP pulvérisés pour la protection des cultures en viticulture consiste à développer des pratiques et des technologies de pulvérisation de précision qui prendraient explicitement en compte l'évolution de la structure de la plante à protéger. Cela permettrait de cibler et d'ajuster les dépôts de pulvérisation en fonction de la structure de la végétation pour augmenter l'efficacité des applications de PPP, tout en réduisant la quantité totale de PPP requise conformément aux objectifs de l'UE. Des MTLs peuvent être utilisés pour calculer des indicateurs végétatifs permettant de caractériser la structure de la végétation à un coût raisonnable.

Question de recherche – La question posée est celle du choix d'un indicateur végétatif pertinent à la résolution spatiale fine de 3 m de rang pour réaliser des modèles de prédiction de dose reçue par la végétation à partir d'une information LiDAR. Pour y répondre, l'étude présentée présente le développement et l'évaluation de modèles empiriques univariés pour prédire les quantités moyennes normalisées de dépôt par pulvérisation dans la végétation à une résolution spatiale fine (3 m de rang) à partir de deux indicateurs végétatifs obtenus à partir de nuages de point LiDAR (*leaf wall area by points*, LWApTs et *tree area index*, TAI), et en considérant une technique de pulvérisation en face par face.

Matériels et méthodes – Des acquisitions de données LiDAR avec un MTLIS embarqué sur tracteur et des mesures de dépôts avec un pulvérisateur en face par face ont été réalisées sur des sections de végétation de 3 m de long dans cinq parcelles et à quatre dates (T0, T1, T2 et T3) dans un vignoble méditerranéen, près de Montpellier. À partir des nuages de points LiDAR deux indicateurs végétatifs ont été calculés : le LWApTs et le TAI. Des modèles univariés de prédiction des dépôts utilisant l'un et l'autre de ces indicateurs ont été calibrés à partir des données acquises dans deux parcelles, et évalués par rapport aux données de trois autres parcelles.

Résultats – Les résultats obtenus à partir des données recueillies sur plusieurs parcelles d'un même vignoble ont montré que le modèle empirique univarié basé sur le LWApTs permet de prédire le dépôt moyen d'un pulvérisateur face par face avec plus de précision ($R^2 = 0,88$) et moins d'incertitude ($RMSEP = 69 \text{ ng.dm}^2$ pour 1 g.ha^{-1}) que le TAI. Il convient de noter que la valeur du biais était négative pour le modèle de prédiction basé sur le LWApTs (- 1,3 %) mais positive pour le modèle de prédiction basé sur le TAI (+ 8,4 %). Cela indique que le modèle de prédiction LWApTs sous-estime et que le modèle de prédiction TAI surestime le dépôt moyen sur toute la période de végétation. Une approche de modélisation avec une gestion des risques "dans le pire des cas" devrait encourager la sous-estimation plutôt que la surestimation des dépôts.

Conclusion – Un levier pour optimiser l'utilisation des PPP en viticulture est de prendre en compte les caractéristiques structurelles de la végétation afin de calculer une dose appropriée de PPP à appliquer. Dans cette étude, la stratégie consistait à mettre en œuvre des modèles empiriques univariés de prédiction des dépôts moyens de pulvérisation sur la végétation en fonction d'indicateurs végétatifs dérivés de nuages de point LiDAR. Les résultats obtenus à partir des données recueillies mettent en évidence que le LWApTs peut être utilisé pour moduler le débit de pulvérisation. Les nouveaux développements en matière d'équipement de pulvérisation permettent d'envisager l'utilisation de tels modèles de prédiction pour moduler les doses à l'échelle intra-parcellaire, ce qui permettrait une réduction potentielle des quantités de PPP à appliquer. Cependant, afin d'améliorer la qualité de la prédiction des dépôts et d'assurer une protection des cultures optimale qui ne se base pas uniquement sur une hypothèse de dépôt moyen à assurer mais sur une distribution des dépôts à assurer à un moment donné de la saison, d'autres études pourraient être réalisées. C'est précisément une telle étude qui est faite dans la section suivante.

Investigation on LiDAR based indicators for predicting agrochemical deposition within a vine field

A. Cheraïet^{1,2}, M. Carra¹, A. Lienard², S. Codis², A. Vergès², X. Delpuech², O. Naud¹.

¹ITAP, Univ. Montpellier, IRSTEA, 34196 Montpellier, France.

²IFV, 34196 Montpellier, France.

Abstract

One strategy to reduce usage of crop protection agrochemicals in viticulture is to adjust the spray rate according to local vegetative characteristics. Acquisitions of mobile 2D LiDAR data and deposition rate measurements with a face-to-face sprayer were made on plant blocks in 5 fields and at 4 dates in a Mediterranean vineyard. Two indicators were calculated: the leaf wall area by points and the tree area index. Univariate deposition prediction models using either indicator were estimated from data acquired in 2 fields, and evaluated with regards to data from 3 other fields. In this experiment with a 3m spatial resolution, the model based on LWApTs was found more a little more accurate.

Keywords: Measurement, Ground-based 2D LiDAR, Temporal and spatial variability, Crop structure, Tree Area Index, Leaf Wall Area, Spraying deposits.

5.1.1 Introduction

The current regulatory context, as well as the very high societal demand for a reduction in the use of pesticides, leads to reconsideration of the entire plant protection process, particularly in viticulture. Among the questions asked is how to express the registered doses of plant protection products (PPP). Indeed, the system for expressing doses of phytosanitary products currently in force in France in viticulture is based on a fixed dose, defined per hectare of ground surface area. In this context, a system for expressing doses of plant protection products that would

explicitly take into account the evolution of the structure of the plant to be protected would be an important step toward precision agriculture.

In this perspective, the development of precision spraying practices and technologies that take into account the characteristics of the plant is an area that has been identified (Berk et al. 2016). In recent years, interest in laser sensors (2D LiDAR) in viticulture has increased considerably. Experiments in vineyards have been reported by Rosell et al. (2009b) and Bastianelli et al. (2017, 2018), among others. Vegetative indicators can then be calculated from the LiDAR point clouds, in order to provide a simpler expression of the complex structure of vegetation. Subsequently, these vegetative indicators can be used for proposing and fitting PPP deposit prediction models and thus calculating PPP doses that reach the vegetation to protect. The leaf wall area by points (LWApts) proposed by Bastianelli et al. (2017) is one such indicator. It differs from the classical and manually acquired leaf wall area (LWAm) in the sense that surfaces from the leaf wall that have no leaf are discarded. LWApts is a geometric representation of vegetation and can be considered a high resolution variant of LWAm. One of the reasons to study this indicator is that the less precise yet analogous LWAm will be used for the homologation tests of the new PPP for vines in Europe from 2020. One other indicator is tree area index (TAI), which takes a stochastic approach and deviates from a geometric interpretation (Walklate et al. 2002). It is recognized as a robust indicator with good deposit prediction quality for an axial fan sprayer on a 50m spatial scale in orchards. An adaptation of the TAI calculation method for vineyards has been suggested by Arnó et al. (2013).

The main objective of this paper is to assess the ability to predict the normalized average amounts of spray deposition in the vegetation canopy at a fine spatial dimension (3m) from the two 2D LiDAR based indicators TAI and LWApts, considering a face to face spraying technology. Face to face spraying technology is such technology that relies on arms disposed on each side of the canopy, each arm bearing a set of nozzles aligned in a vertical plane. To do this, two univariate empirical deposition prediction models using the TAI and LWApts indicators were calibrated using experimental data acquired on two plots (each having a different grape variety) in 2017 at a spatial resolution scale of 3m. These two models were then evaluated in terms of robustness and predictive quality on 3 other plots (with other grape varieties) of the same vineyard.

5.1.2 Materials and methods

Site

A vineyard with fields of different varieties with contrasting vigour was chosen for experimentation in 2017. It is located in Montpellier (Hérault, France, Lat. 43°31'55.9"N, Long. 3°51'50.3"E - geodetic system WGS 84) and is characteristic of a vineyard in the south of France, both in terms of the grape varieties that constitute it and the way in which its vines are grown. Row-spacing was 2.5m. Spray deposition measurements and 2D LiDAR characterization of vegetation were performed on five fields with five different varieties (Aranel, Marselan, Syrah, Caladoc and Petit Verdot) and at four dates (termed T1, T2, T3 and T4). These dates correspond to following growth stages: separate bunches (T1: 05/05/2017), flowering (T2: 19/05/2017), green pea stage (T3: 13/06/2017) and bunch closure (T4: 24/07/2017). Spatial monitoring of vegetation characteristics was carried out on a subsample of the fields. For each date and each field, a 15m long plot, composed of 16 vine trees, was chosen. The 15m long plots were different from one date to the other to ensure that the spray measurement on the collectors were not contaminated by previous tests. However, places of similar vigour in the field were chosen so that the growth dynamics were consistently represented. For building the model, the choice was made to use the two fields that were most different in terms of vegetation cover structure in the study area. These two fields (Aranel and Petit Verdot) were selected on the basis of the vegetative indicator LiDAR LWApTs (Bastianelli et al. 2017).

Measurements of average standardized spray deposition

In each of the 15m long plots, 2 series of 3 consecutive homogeneous vines were sampled for deposition measurement. On each vine stock, 0.001m² PVC collectors were positioned on the leaves inside the canopy according to a profile perpendicular to the row according to a cell grid 0.4m high and 0.1m wide. Tartrazine, a food coloring agent (E102), was mixed with water and sprayed with a face-to-face Precijet sprayer (Tecnoma brand, Epernay, France) equipped with TXA800067VK nozzles (Teejet brand, Wheaton, USA). Mean deposit on collectors was

assessed and normalized by total collector area and dose rate per hectare as in Bastianelli et al. (2018). Spray deposition rates were expressed in nanogram. decimeter square of leaf per 1g sprayed per hectare ($\text{ng dm}^2 \text{ per } 1\text{g ha}^{-1}$). For each spraying date, sprayer parameters (number and direction of diffuser and nozzles) were adapted to the vegetation following good agricultural practice.

LiDAR 2D data collection

A 2D LiDAR sensor LMS 100 (Sick brand, Waldkirch, Germany) coupled with a RTK GNSS (Teria GSM, Vitry-sur-Seine, France) and an Effibox processing unit (Effidence brand, Romagnat, France) were mounted on a quad-bike. The quad's forward speed was 5km h^{-1} . The LiDAR 2D data were acquired at a frequency of 50Hz, with an angular range of 270° , at an angular resolution of 0.5° . A full scan with 541 values (distances from LiDAR to vegetation) was thus obtained every 0.027m along drive direction. Once aggregated, the LiDAR scans form 3D point clouds of the studied vine rows. These 3D point clouds were used to describe the structure and architecture of the vegetation cover on each 15m row sections. LiDAR measurements were taken on each section to calculate the TAI indicators (Arnó et al. 2013) and LWApTs (Bastianelli et al. 2017) every 3m forward, yielding 5 values for each 15m plot.

Calculation of LiDAR indices

LWApTs indicator

The LWApTs indicator differs from the PLWA expressed by del-Moral-Martinez et al. (2015) because its calculation takes into account the entire width of the row and was designed not to require high accuracy for the positioning sensor. The LWApTs (expressed in $\text{m}^2 \text{ ha}^{-1}$) is obtained by adding the elementary surfaces S_{veget_i} of the points in the scan i in the rows on each side of the LiDAR sensor and dividing this sum by the total floor area occupied by the rows over the considered length l ($l=3\text{m}$ in this paper) (Eqn. 5.1).

$$LWA_{pts} = \frac{\sum_{i=1}^N Sveget_i \times 2 \times 10000}{l \times W} \quad \text{Eqn. 5.1}$$

With $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ and N the number of scans acquired by the LiDAR;

$Sveget_i$: the elementary vegetation area calculated for the scan i (in m^2) by assigning a rectangular area, surface $Sveget_i^j$ was associated with each point j using the following equation (Eqn. 5.2):

$$Sveget_i^j = \frac{(d_i + d_{i+1}) \times d_x}{2} \quad \text{Eqn. 5.2}$$

$(d_i + d_{i+1})$: the distance between the current point j and the previous one, $j-1$;

l : the length of the vine row (in m) on which the measurements were acquired;

W : the distance between rows (in m);

10000 m^2 per ha;

2: considered both sides of the row to be treated;

d_x : the distance between two consecutive LiDAR scans.

TAI indicator

The process of obtaining TAI is explained in detail in Walklate et al. (2002). It is based on the probability of interception of light at different depths along the conical light beam of the LiDAR. The method used to calculate TAI in this article is similar to the method explained in detail in Arnó et al. (2013) and was coded by Bastianelli et al. (2017), who coded the LWApTs as well. The TAI obtained from Eqn. 5.3 is formulated as the ratio between the area detected by the LiDAR and the ground surface. A scanning length (Δx) of 3m was chosen in this study based on the results obtained by Arnó et al. (2017). Thus, each TAI value was calculated with 666 laser beams emitted for each angle of the LiDAR (from 0° to 270°), with a forward speed of 5 km h^{-1} . Thus for each section of length, Δx was estimated from the laser beam interception rate of each grid cell using the following formula:

$$TAI = -\frac{\Delta \theta}{W} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{J_k} r_j \cdot \delta_{k,j} \cdot \ln \left(1 - \frac{\Delta n_{k,j}}{n_{k,j}} \right) \quad \text{Eqn. 5.3}$$

With W : the distance between rows (in m);

$\Delta n_{k,j}$: the number of laser beams intercepted in the polar cell (ρ_j, θ_k) ;

$n_{k,j}$: the number of laser beams that reach and pass through the polar cell;
 r_j : the radial distance between the polar cell and the sensor position (in m);
 $\delta_{k,j}$: a function that detects the presence or absence of foliage in each cell. It takes the value of 1 if $(\Delta n_{k,j} / n_{k,j}) > 0.01$ and the value of 0 if $(\Delta n_{k,j} / n_{k,j}) < 0.01$ otherwise;
 $\Delta\theta$: angular increment (rad).

All interception points in the canopy were projected in different vertical planes parallel to the vine rows. The overall projected cross-sectional area was studied in cylindrical co-ordinates (ρ , θ , x) and projected into a polar grid. The size of the grid cells is defined by $\Delta\rho$, $\Delta\theta$ and Δx on the 3 axes of the cylindrical co-ordinates. The dimensions of the selected cells were with an angular increment $\Delta\theta$ set at 3° , a radial increment $\Delta\rho$ set at 100mm. Each polar cell of the grid is defined by its radial distance, r_j with $j \in \{0.1, \dots, J\}$, and its angle, θ_k with $k \in \{0.1, \dots, K\}$. J is the number of intervals $\Delta\rho$ between 0 and W . K is the number of intervals $\Delta\theta$ between 0° and 270° . For each polar cell (j , k), the number of laser beams entering the polar cell, $n_{k,j}$, and the number of intercepted beams, $\Delta n_{k,j}$, inside the polar cell, can then be calculated.

The TAI indicator design is based on the assumption that the probability of laser beam transmission in the vegetation can be approximated by the Poisson probability law when cell depth ($\Delta\rho$) is small enough and the spatial distribution of leaves in the vegetation canopy is considered random.

Calibration and validation of local model of deposition using indice

Calibration

Empirical prediction models were calculated from experimental data collected on the Aranel and Petit Verdot plots. The empirical models for predicting the deposition of vegetative indicators that have been defined are univariate. Because of collinearity between LWApTs and TAI, as observed from the data, bivariate models using these 2 indicators would not be appropriate. The equations given in table 5.1 were obtained from data by regression using a

power function. The power function provided better robustness and prediction quality than logarithmic and simple linear regressions (data not shown).

Validation

The data acquired on the other 3 fields of the vineyard (Caladoc, Syrah and Marselan) were used to evaluate the local empirical models of deposit-TAI and deposit-LWApts prediction. To do this, a comparison between observed and simulated deposition was performed for each of the two prediction models using a 1:1 linear regression (figure 5.3).

5.1.3 Results and discussions

Description of data

Deposition

Spray deposition measurements were used to assess the amount of PPP deposited on vegetation by a given sprayer for different areas of vegetation. Figure 5.1 shows the empirical density curves of the average deposition values per vine stock (3 consecutive vine trees) observed at the vineyard level for a given date. The trend is towards a decrease in the average deposit values as a function of time and consequently of vine growth. Due to the different management methods and vine architecture from one field to another, it can be observed that the deposits are very variable from one plot to another at a given date. On average, this inter-field variability is between 22 and 25% by date (not shown in figure 5.1). High values of average deposits corresponded to less vigorous vines, which resulted in lower values of vegetative indicators LiDAR TAI and LWApts.

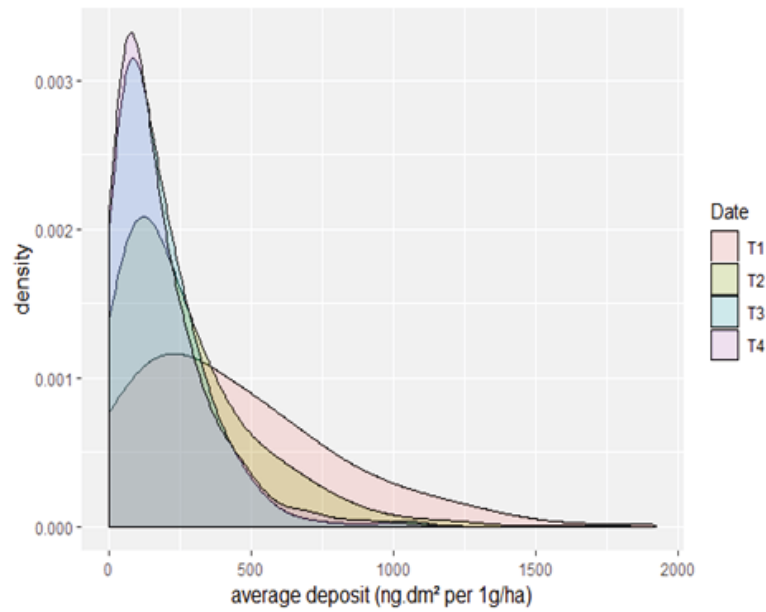


Figure 5.1. Empirical density curves of average deposition values as a function of the date (T1, T2, T3, T4) of spraying.

LiDAR

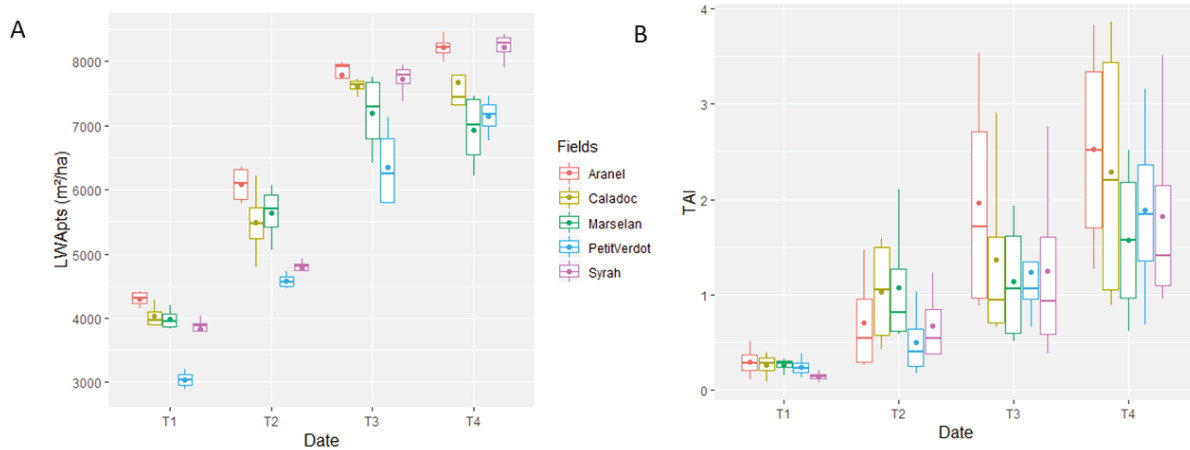


Figure 5.2. Evolution of the LiDAR LWApTs (A) and TAI (B) indicators by field over the entire growing season (T1 to T4). A mechanical trimming operation of the vine is carried out in T3 except on the Syrah plot.

The dynamics of the LWApTs and its variations from the average within the 5 plots are presented in figure 5.2a. The LWApTs increases almost linearly from bud break (T1) to green pea stage

(T3), the date of the first trimming, to stagnate at around $8,500\text{m}^2\text{ ha}^{-1}$. Overall, the earlier varieties (Aranel, Marselan and Caladoc) had the highest LWApTs values up to trimming (T3), while the later developing Petit Verdot plot did not catch up and had lower LWApTs values over the entire growing season. Between plots, LWApTs differences are around $1,500\text{m}^2\text{ ha}^{-1}$ for a given date. This showed that there were real differences between plots during the growing season. Nevertheless, the plateau at the end of the (T4) growing season meant that the LWApTs was saturated, which made it less informative on the evolution of vegetation at the end of the season, unlike the leaf area index (LAI), which continues to increase despite mechanical trimming (Johnson and Pierce, 2004). It was found that regardless of the date of acquisition of the vegetation cover measurements (T1 to T4), the Aranel and Petit Verdot fields were the most different in terms of vegetation cover structure. On average over the entire growing season, the Aranel fields had a value of LWApTs (in m^2/ha) 22% higher than that of the Petit Verdot fields (figure 5.2a). The wide range of vineyard management practices (in France as well as in Europe) means that there is a great diversity of vegetation structures. The LWApTs depends on the row-spacing, the height of the vegetation and its porosity and not on its thickness. Thus, at different thicknesses, the same value of LWApTs can be obtained. Using the leaf hedge area measured manually (LWA.manual) or by a LiDAR sensor (LWApTs) as an indicator of the dose to be applied has a potential risk of over- or under-dosing depending on the thickness of the foliage to be protected (Rüegg et al. 2001). This has potential consequences on the biological effectiveness of PPP.

The evolution of TAI on the 5 fields of the estate is presented in figure 5.2b. It should be noted that, unlike the LWApTs, the TAI indicator did not seem to saturate at T4. It was also observed that, regardless of the plot, the further into the season, the greater was the variability of the TAI indicator. This can be explained by the increasing density of the vegetation. With denser foliage, the LiDAR laser beams have a lower probability of penetrating inside the foliage and the majority of the signal is directly returned to the sensor. There is therefore a masking effect of vegetation, reducing the quantity of information perceived by the LiDAR, which degrades the quality of the LiDAR indicators measured on larger canopies (Berk et al. 2016).

Calibration results

Table 5.1 shows that at a resolution scale of 3m (set of 3 vine trees), the quality of the average deposition forecast by the LiDAR indicators TAI and LWApTs for a side by side sprayer is very good. The R^2 of these relations is of 0.8 and 0.9 for the TAI and LWApTs models respectively. This is consistent with the conclusions of Bastianelli et al. (2017). However, this previous study established empirical prediction models at a larger resolution scale (15m) than in the present paper (3m). The shape of the regressions (power type) obtained with the TAI and LWApTs models is similar to that obtained in Siegfried et al. (2007). This similarity reinforces the good correlation between LWApTs and TAI mentioned in Arnó et al. (2013), although the calculation of TAI in this study differs slightly. The results show that the predictive quality of these two empirical deposition prediction models is maintained at a finer spatial dimension (3m). It seems that 3m may be a relevant spatial scale to adjust doses according to vegetation architecture, for sprayers that would have real-time control features.

Table 5.1. Equations, correlation coefficient (R^2) and root mean square error (RMSE) of empirical average deposit rates prediction models.

Prediction models	Model equation	R^2	RMSE (ng dm ² per 1g ha ⁻¹)
TAI-model	$y=25.59x^{-0.421}$	0.8	120
LWApTs-model	$y=4E+08x^{-1.622}$	0.9	65

Validation results

Figures 5.3a and 5.3b show that the prediction quality of the two empirical models applied to the other 3 plots of the vineyard estate was acceptable with a R^2 of 0.65 and 0.88 for the LWApTs (figure 5.3a) and TAI (figure 5.3b) models respectively. In addition, it was considered that a prediction was better if it reduced uncertainty with the observed mean deposition.

The RMSEp criterion was used to measure this uncertainty. For ease of reading, only the average RMSEp of the 3 plots over the entire growing season for the two prediction models were represented in figures 5.3a and 5.3b. The result was that the higher the quality of the

prediction (R^2), the more accurate the prediction model, as confirmed by the entire literature on the subject. There is an RMSEp value of 69 ng dm² per 1g ha⁻¹ for the LWApTs model and 134 ng dm² per 1g ha⁻¹ for the TAI model. This is visualised in figure 5.3. The LWApTs prediction model offered a better prediction quality than the TAI model. This was in line with the results of Bastianelli et al. (2018) which demonstrated a better quality of deposition prediction for a face-to-face sprayer with the LWApTs model by comparing empirical prediction models calculated from experimental data collected in 2016 in a set of fields that were not used for the construction of the model and for a different year.

It should be noted, however, that the bias value was negative for the LWApTs-based prediction model (-1.3%) but positive for the TAI-based prediction model (+8.4%). This indicates that the LWApTs prediction model under-estimates and the TAI prediction model over-estimates the average surface deposition over the entire vegetation period. This might be explained by local variations of interception points distribution along the 3m traverse on which TAI was calculated. A modelling approach with "worst case" risk management should encourage under-estimation rather than over-estimation of deposits. Over these 3m, the TAI overall takes into account the vigorous parts and the weak parts of the vegetation cover. The less vigorous parts contribute to lower TAI values and thus to higher values for the expected deposition rates. Yet, the deposition sampling was carried out on parts of the vines that are rather vigorous so that collectors can be placed on the whole extent of vegetation cover.

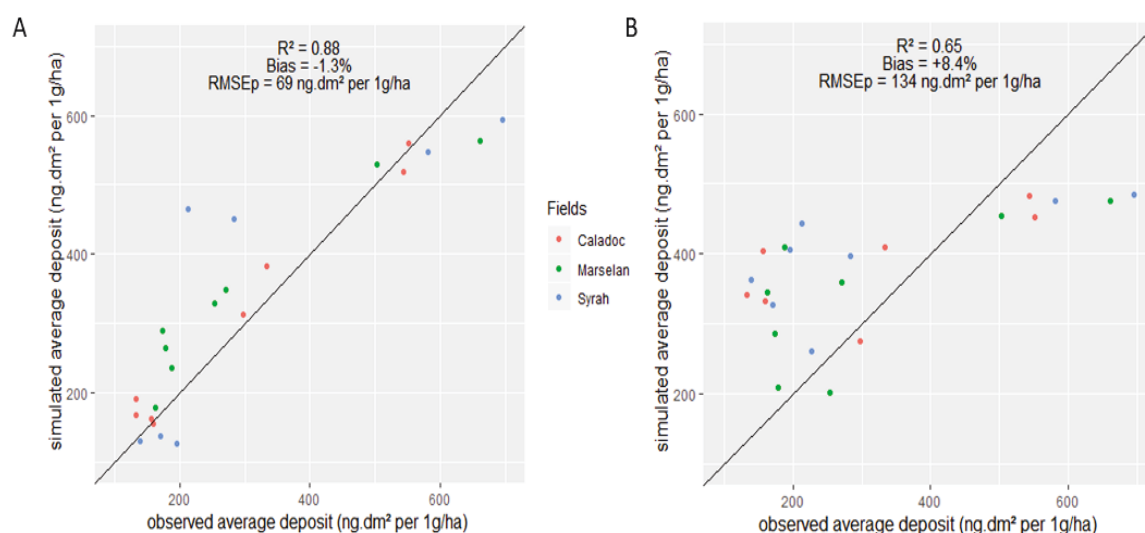


Figure 5.3. Comparison of the overall performance of the local empirical prediction models LWApts (A) and TAI (B) against the mean deposition rate measurements. Model quality is assessed using the determination coefficient (R^2), bias (%) and mean square error (RMSEp) on the combined Marselan, Caladoc and Syrah plots throughout the growing season (T1, T2, T3, T4).

5.1.4 Conclusions

A lever to optimise the use of phytosanitary inputs in viticulture is to take into account the structural characteristics of the vegetation in order to compute an appropriate dose phytosanitary treatments. In this study, the strategy was to implement a model for predicting spray deposition on vegetation based on vegetative cover parameters. Thanks to its ability to scan a large amount of vegetation at a high-resolution, LiDAR 2D is a powerful tool for acquiring 3D vegetation point clouds and calculating indicators that have meaning down to a small scale. In this study, a scale of 3m with dose modulation was investigated. The results obtained from data gathered on several fields of the same estate showed that the empirical model that allows prediction of the average spray deposition of a typical face-to-face sprayer with more precision and robustness is the prediction model based on the LWApts. New developments in sprayer equipment make it possible to consider using such prediction models to modulate doses on an intra-parcel scale, which would allow a potential reduction in the quantities of PPP to be applied. Further studies could examine if such a univariate model can be extrapolated from estate to estate, or be enhanced to a multivariate model.

Acknowledgments

This research was partially funded under CASDAR ArchiTechDoseViti and EcoPhyto LIDARECOSE projects. We also want to thank the colleagues of the UMT ECOTECH. Thanks to James Taylor who gave methodological advice in writing the article. This work was supported by the French National Research Agency under the Investments for the Future Program, referred as ANR-16-CONV-0004.

5.2 À une modélisation statistique multivariée de prédiction de la distribution des dépôts foliaires interceptés

La deuxième section de ce chapitre est un article soumis (octobre 2020) à la revue *Computer and Electronic in Agriculture*. Dans cet article, une approche de modélisation statistique multivariée a été proposée pour prédire la distribution des dépôts à partir d'attributs primaires du couvert végétal (hauteur, largeur et densité) dérivés d'un système de détection MTLs.

Résumé en français

Contexte – Dans le cadre d'une optimisation du processus de pulvérisation, la prédiction de la dose de PPP à appliquer sur la base des caractéristiques structurelles de la végétation retrouvée à une échelle spatiale fine au sein d'une parcelle de vigne représente une stratégie pour réduire l'utilisation de PPP en viticulture. Pour cela, plusieurs modèles empiriques ont été proposés pour ajuster la dose ou le volume de PPP. Toutes ces études ont eu pour objectif commun d'adapter la quantité de PPP aux caractéristiques de la végétation, en utilisant d'une part un indicateur végétatif unique (LWA, TAI, etc.), ce qui présente des difficultés lorsque l'objectif est d'ajuster les doses dans une grande variété de conditions de vignoble et de systèmes de conduite ; et d'autre part en ne se basant que sur la prédiction d'un dépôt moyen de pulvérisation intercepté au sein de la végétation. Par conséquent, afin de mettre en œuvre une optimisation de la pulvérisation, tout en garantissant une protection optimale des cultures, la recherche présentée ici vise à étudier l'utilisation de modèles statistiques multivariés pour prédire la distribution des dépôts en fonction des attributs primaires végétatifs (hauteur, épaisseur, densité) dérivés d'un système de détection MTLs. Cela permettrait à terme la mise en place d'une modulation en temps réel des doses à appliquer en viticulture qui prendrait en compte la variabilité des dépôts interceptés au sein de la végétation afin de protéger les zones de la végétation où le risque d'apparition de pathogènes est le plus fort.

Questions de recherche – La question globale est celle de la possibilité d'améliorer les fonctionnalités et la précision d'une modélisation prédictive des dépôts en utilisant une approche multivariée. Les problèmes étudiés dans cet article pour y répondre sont :

- Proposer un attribut primaire végétatif (*intercepted beam rate*, IBR) permettant d'estimer la densité de la végétation à partir d'une acquisition d'un seul côté de la

végétation par un MTLS, et dont l'information est complémentaire à d'autres attributs primaires comme la hauteur et l'épaisseur du feuillage. Ces attributs sont qualifiés de « primaire » dans le mémoire par opposition à des indicateurs intégratifs comme le LWA et sa variante LWAp, ou le TAI.

- Construire, calibrer et valider des modèles statistiques multivariés permettant de prédire chaque décile de la distribution des dépôts interceptés pour un pulvérisateur face par face sur toute la saison de croissance.
- Évaluer la qualité des prédictions et l'incertitude des modèles statistiques multivariés par rapport à un modèle univarié proposé précédemment, basé sur un indicateur végétatif LWA sur une saison de croissance complète.

Matériel et méthodes – Des acquisitions de données LiDAR avec un MTLS embarqué sur tracteur et des mesures de dépôts avec un pulvérisateur en face par face ont été réalisées à quatre dates en 2016 et 2017, sur 56 sections de végétation de 3 m de long (soit 3 ceps ou « trio » de végétation) réparties dans deux vignobles méditerranéens. Pour chaque section de végétation, d'une part les attributs primaires végétatifs caractérisant la hauteur (*vegetation height*, VH), la largeur (*vegetation width*, VW) et la densité (IBR) de la végétation ont été calculés, ainsi qu'un indicateur végétatif, le LWA, et d'autre part une mesure de la distribution des dépôts foliaires interceptés par la végétation a été effectuée. Des modèles statistiques multivariés permettant de prédire la distribution des dépôts foliaires interceptés en fonction des attributs primaires végétatifs (hauteur, épaisseur et densité) ont été construits, calibrés à l'aide des données acquises en 2017, et validés par rapport aux données acquises en 2016. Ces modèles statistiques multivariés ont été évalués en termes de qualité de prédiction et d'incertitude par rapport aux modèles univariés proposés précédemment, basés sur l'indicateur végétatif (LWA) sur une saison de croissance complète.

Résultats – Les résultats montrent que l'attribut primaire de végétation IBR a fourni des informations non redondantes par rapport aux attributs primaires de la végétation VH et VW dans les modèles multivariés prédisant les déciles de dépôt. Dans l'ensemble, les résultats ont montré que les modèles statistiques multivariés prédisent la distribution des dépôts foliaires d'un pulvérisateur face par face avec plus de précision ($0,76 < R^2 < 0,94$), et avec moins d'incertitude ($10 \% < \text{nRMSEp} < 24 \%$) que les modèles de prédiction univariés, notamment

pour les valeurs de dépôts les plus faibles, correspondant aux déciles D1 à D5 de la distribution des dépôts foliaires. En outre, les résultats ont fourni des indications claires sur la capacité des modèles statistiques multivariés à prévoir une distribution sous-estimée des dépôts foliaires ($-1,5 \% < \text{biais} < -3,2 \%$) par rapport à la distribution observée des dépôts foliaires sur la saison de croissance, par opposition aux modèles univariés. Cela permettrait d'envisager une réduction des PPP tout en garantissant une marge de sécurité aux viticulteurs lors de la pulvérisation.

Conclusion – Dans cette étude, une approche de modélisation statistique multivariée a été proposée pour prédire la distribution des dépôts en fonction des attributs primaires de la végétation (hauteur, largeur et densité) dérivés d'un système de détection MTLs. Les résultats obtenus à partir de données recueillies sur deux ans et dans deux vignobles différents offrant des modes de conduite de la vigne différents ont montré que les modèles statistiques multivariés proposés peuvent prédire la distribution des dépôts foliaires d'un pulvérisateur face par face de manière plus précise et plus robuste que les modèles de prédiction univariés basés sur le LWA. Cette capacité à prédire la distribution des dépôts foliaires permettrait de prendre en compte les zones du couvert végétal les moins bien traitées lors de la pulvérisation et fournirait une clé pour mieux comprendre, d'un point de vue épidémiologique, les réponses de résistance et de pression de la maladie dans les vignobles. En outre, les résultats ont fourni des indications claires sur la capacité des modèles statistiques multivariés à réagir à l'évolution et la variabilité de la végétation au cours de la saison, de sorte qu'il est possible d'envisager de réduire l'utilisation des PPP tout en garantissant une marge de sécurité aux viticulteurs en termes de protection des cultures.

A multivariate modelling using 2D LiDAR-based primary canopy attributes to predict the distribution of agrochemical spray deposition in vines

A. Cheraïet^{a, b, *}, O. Naud^a, M. Carra^a, S. Codis^b, F. Lebeau^{a, c} and J.A. Taylor^a.

^aITAP, INRAE, Montpellier SupAgro, University of Montpellier, 361 rue Jean-François Breton,

34000 Montpellier, France

^bIFV French Vine and Wine Institute, 3430 Route de l'Espiguette, 30240 Le Grau-du-Roi, France

^cBiosystems Dynamics and Exchanges (BioDynE), TERRA Teaching and Research Center, Gembloux Agro-Bio Tech, University of Liege, Gembloux, Belgium

Abstract

Predicting the pesticide dose to be applied on the basis of the structural characteristics of the plant canopy is a crucial step for the optimization of the spraying process and a prerequisite for real-time modulation of doses in viticulture. Acquisitions of mobile 2D LiDAR data and deposition rate measurements with a face-to-face sprayer were made on 56 vine sections in eight fields in two Mediterranean vineyards at four dates in 2016 and 2017. For each vine section, primary canopy dimensions (height, VH and width, VW) and density (intercepted beam ratio, IBR) were calculated, as well as an integrative indicator, the leaf wall area (LWA); (ii) and a measure of the distribution of leaf deposits intercepted by the canopy was performed. Multivariate statistical models to predict the distribution, as deciles, of intercepted foliar deposition as a function of the primary canopy attributes (dimensions, density) of the canopy were constructed, calibrated using data acquired in 2017, and validated against data acquired in 2016. These multivariate statistical models were evaluated in terms of prediction quality and uncertainty in comparison with previously proposed univariate models of deposition that were based on an integrative indicator (LWA) over a full growing season. The results showed that the primary canopy attribute IBR provided relevant information to complement the primary canopy dimensions (VH and VW) within the multivariate models when predicting deposition deciles. On the whole, the results showed that multivariate statistical models can predict the distribution of leaf deposits of a typical face-to-face sprayer more accurately ($0.76 < R^2 < 0.94$), and robustly ($10\% < nRMSEp < 24\%$) than univariate prediction models based on LWA over the

whole growing season. This improvement was especially clear for the lowest deciles (1 to 5) of the leaf deposit distribution. In addition, the results provided clear indications of the ability of multivariate statistical models to predict underestimated leaf deposition ($-1.5\% < \text{bias} < -3.2\%$) when compared to univariate models. This would make it possible to envisage a reduction in the plant protection products while guaranteeing a safety margin for winegrowers when spraying. New developments in spraying equipment make it possible to envisage the use of such predictive multivariate models to modulate doses on an intra-plot scale, which would allow a potential reduction in the quantities of PPP to be applied.

Keywords: Ground-based 2D LiDAR, Crop dimensions, Density vegetation, Crop protection, Variable rate.

Abbreviations:

BBCH	describes the phenological development of grapes using the BBCH-scale
BPCC	Bayesian point cloud classification
IBR	intercepted beam rate, %
nRMSE	normalised root mean square error, %
nRMSEp	normalized root mean square error of prediction, %
LiDAR	light detection and ranging
PPP	plant protection products
sampling unit	the area of foliage corresponding to each trio in 2017 and each series of four consecutive vines with collectors in 2016; signifies a standardised vine unit
VH	vegetation height, m
VW	vegetation width, m
VIF	variance inflation factor

5.2.1 Introduction

The current regulatory context, and the very high societal demand for a reduction in the use of pesticides in viticulture, has led to a reconsideration of the entire plant protection process (EPPO, 2016). Achieving the objective of reducing pesticides will require the implementation of different and complementary approaches, including biological control (Stern et al., 1959; Flint et al., 2012), selection of resistant varieties (Mullins et al., 1992; Vivier et al., 2002), optimization of spraying technologies (Llorens et al., 2011a) and adjustment of plant protection product (PPP) doses according to vegetation architecture (Gil et al., 2011; Walklate et al., 2011). Crop-adapted dosage of plant protection products (PPP), i.e. dose adjustment based on varying canopy size and shape, has been widely discussed in previous research (Viret & Wohlhauser., 2005; Pergher & Petris, 2008; Walklate et al., 2011; Gil et al., 2019) and seems especially important in countries, like France, where the dose rates of PPPs is based on a fixed value per hectare of ground surface area (Codis et al., 2016). This means that dose rate is independent of the quantity of vegetation to be treated, and thus independent of the growth stage, training system and vine vigour. A new dose expression that explicitly takes into account the evolution of the architecture of the plant to be protected would be an important step toward a more efficient use of PPPs (Solanelles et al., 2006). In this regard, defining and selecting the most suitable crop parameters to be used for adjusting dose rates to canopy architecture is an essential challenge (Gil et al., 2012).

Historically, simple manual measurements of primary canopy attributes, such as the height and width of the canopy and the distance between rows, have been used to generate integrative indicators of canopy geometry, for example the leaf wall area (LWA) (Koch, 1993) or tree row volume (TRV) (Byers et al., 1971). These integrative indicators have become very useful as they provide a simple expression of the complex architecture of vegetation for modelling and predicting of the dose in PPP to be applied (Walklate & Cross, 2012). In particular, the LWA has been identified as a good compromise between accuracy and simplicity to establish a linear relationship between canopy geometry and the recommended amount of pesticide (Pergher & Petris, 2008; Walklate & Cross, 2012 ; Gil et al., 2019), and has been used to support efficacy trials of PPPs during registration procedures. The LWA has also been used to standardise and cross-reference PPP trials that were previously conducted according to historical country-specific dose expression systems (Wohlhauser, 2009). However, the derivation of these

integrative indicators has two disadvantages: (i) they are too integrative to properly model foliar deposition (Cheraiet et al., 2019), as the same LWA or TRV value may reflect very different vegetation characteristics that would then require a different spray application to meet the PPP needs of the vegetation; and (ii) when they are derived from manual measurements made on only a few points over a field or a block, then a hypothesis of homogeneous crop structure over the entire field needs to be assumed and the manual measurements extrapolated over the field. In this situation, local variations in canopy geometry cannot be taken into account.

To address the limitation in spatial resolution of manual measurements, different high-resolution spatial sensing systems have been proposed in recent years (Rosell & sanz, 2012). Among these, LiDAR systems have been reported to be effective for site-specific measurements of canopy size and shape (Poni et al., 1996; Rosell et al., 2009a; Llorens et al., 2011b; del-Moral-Martínez et al., 2016 ; Colaço et al., 2018 among others). LiDAR sensors make it possible to obtain digitalized 3D point clouds, from which a large amount of plant architecture information, such as canopy height and width (Rosell et al., 2009a; Rinaldi et al., 2013) and density (Walklate et al., 2002; Llorens et al., 2011b), can be obtained with a high level of accuracy and repeatability (Moorthy et al., 2011). Due to the high spatial resolution of the LiDAR data, these attributes can be calculated at any scale, from individual vines to vineyards.

Obtaining primary canopy dimensions from sensors permits the calculation of integrative indicators, such as the TRV or LWA, at high spatial resolutions. Therefore, LiDAR sensing is a means to obtain site-specific integrative indicators within vineyards. So far, this ability has been used to build univariate empirical models to predict the mean foliar pesticide deposition (Llorens et al., 2010), typically using power or logarithmic regression models (Siegfried et al., 2007; Bastianelli et al., 2017). Bastianelli et al. (2017) highlighted the ability of these univariate empirical models to discriminate between different types of spraying equipment, such as a pneumatic arch sprayer and a side by side sprayer, independently of the chosen aggregated indicators. The prediction quality for a side by side sprayer using a univariate empirical models based on LWA was sufficient to be considered for production applications ($R^2=0.86$) (Bastianelli et al., 2017).

However, these empirical models that are based on one unique integrative indicator, do also have limitations, particularly when the objective is to adjust dose rates under a wide variety of vineyard conditions and training systems (Llorens et al., 2010; Walklate et al., 2011). Vine

management and pruning is often standard within a vine-growing area so that at the field scale there is a strong correlation between the height and width of the vegetation. However, when considering multiple regions, the relationship between primary canopy attributes may differ according to trellising systems, management strategies and vine varieties. Cheraïet et al. (2019) demonstrated that the prediction uncertainty of univariate empirical models was high in southern French vineyards, especially in early stages of vegetation development. This is an issue as these early stages of development are a period of high sensitivity of the vine to diseases. Moreover, the univariate empirical models presented in the literature have only predicted the mean deposition intercepted by the canopy, and not the distribution of deposition within the canopy (i.e. the pattern of deposition). Knowledge of the variation and the distribution of deposition on, for example, individual leaves or parts of leaves within the same canopy is a key factor needed for improving the efficacy and efficiency of crop protection (Catania et al., 2011). The distribution of deposition within the canopy will be dependent on both the characteristics of the canopy (Palleja & Landers, 2015), and the characteristics of the sprayer (type and settings: nozzle type, size and pressure, air velocity, airflow direction, etc.) (Jaeken et al., 2001; Derksen et al., 2007).

Therefore, whilst integrative indicators have proved useful for the industry when used with low-resolution measurements, their suitability for the development of precision spraying approaches is questionable, especially when knowledge of deposition distribution rather than average deposition is desirable. Sensor systems are now capable of generating high-resolution spatial and temporal information on primary canopy attributes, including height, width and some indication of density. However, so far, canopy density information has not been well incorporated into deposition prediction models within a vegetation canopy, even though the literature highlights the importance of this attribute (Pergher & Petris 2008). It follows that multivariate statistical modelling approaches to predict the distribution of deposits, based on primary canopy attributes, should be investigated and may be better than previously used univariate modelling approaches that are based on an integrative indicator. Multivariate models may also be more suitable for modelling spray deposition as canopy vegetation size and shape evolves during the season. Trends in the automation of spraying equipment make it desirable to use prediction models of deposition distribution to optimize the spray application efficiency and to reduce the quantities of pesticides used. To support this, the benefits of multivariate prediction models of deposition need to be assessed in operational conditions (Wandkar et al., 2018).

Therefore, in order to facilitate the optimization of spraying efficiency, the research presented here aims to investigate the use of multivariate statistical models to predict the distribution of deposits based on primary canopy attributes (dimensions, density) derived from a LiDAR sensing system. The specific objectives were to:

- (1) Propose a primary canopy attribute, based on 2D LiDAR data, to estimate the canopy density;
- (2) Construct, calibrate and validate a multivariate statistical models to predict the distribution of deposits intercepted. These models are based on primary canopy attributes for a side by side sprayer over the full growing season;
- (3) Assess the prediction quality and uncertainty of the multivariate statistical models by comparison with a previously proposed univariate model based on an integrated indicator of canopy size (LWA) over a complete growing season.

5.2.2 Materials and Methods

Fields trials

Two vine estates with blocks of different varieties and contrasting vigour were chosen for studies in 2016 and 2017. The 2016 trials were carried out at the Mas Piquet Estate in Grabels close to Montpellier (Hérault, France), and the 2017 at the Domaine Chapitre Estate in Villeneuve les Maguelone (Hérault, France). The training system, the vigour of the plots and grape varieties in the two estates are characteristic of vineyards in southern France. Vines were trellised, using a cordon Royat or Guyot system that comprises a cordon wire and at least one trellising wire, in 2.5m rows with a 1.0m vine spacing within rows.

In 2016, spray deposition measurements and 2D LiDAR characterization of vegetation were performed on four plots with four different varieties, while in 2017, equivalent measurements were performed on five plots with five different varieties (details of varieties and the timings of measurements are given in table 5.2). In 2016 and 2017, the tests were carried out on 4 dates. Across the two years, these dates correspond respectively to the following BBCH scale growth stages (Lorenz et al., 1994): 3rd leaves unfolded (14), inflorescences clearly visible (53), inflorescences swelling and flowers closely pressed together (55), inflorescences fully

developed and flowers separating (57), Beginning of flowering: 10% of flowerhoods fallen (61), flowering (70), berries pea-sized and bunches hang (75), berries development (76), berries beginning to touch (77) and beginning of ripening (81).

Table 5.2. Plots characteristics and phenological stages (BBCH scale) for each measurement dates - 2016 and 2017 trials.

Block ID	Variety	Dates - 2016			
		T1: 03/05/2016	T2: 25/05/2016	T3: 23/06/2016	T4: 18/07/2016
Collection	<i>Marselan</i>	55	57	75	77
Faysse	<i>Chardonnay</i>	53	57	77	77
Franquet	<i>Cabernet Sauvignon</i>	14	55	75	77
Verdot	<i>Petit Verdot</i>	53	57	75	77
		Dates - 2017			
		T1: 28/04/2017	T2: 22/05/2017	T3: 14/06/2017	T4: 31/07/2017
Aranel	<i>Aranel</i>	57	62	75	81
Marselan	<i>Marselan</i>	57	61	75	81
Caladoc	<i>Caladoc</i>	57	61	75	81
PetitVerdot	<i>Petit Verdot</i>	57	62	75	77
Syrah	<i>Syrah</i>	57	61	75	85

Sprayer characteristics

A side by side sprayer (Precijet, Tecnomat, Epernay, France) was used for all trials. Side by side spraying technology relies on having nozzles set on vertical booms that are placed in front of each side of the canopy. The Precijet is an air-assisted sprayer whereby the droplets are produced by hydraulic nozzles and carried out to vegetation with the assistance of air flow. Each boom was fitted with 4 hollow cone nozzles (TXA800067VK, Teejet, Wheaton, USA) aligned in a vertical plane to spray the entire canopy. This device corresponds to a more efficient type of sprayer than those a pneumatic arch commonly used in the vineyards of southern France. For each spraying date and each block, sprayer settings (number and direction of nozzles) were adapted according to the canopy size following good agricultural practices. This adjustment involved (i) pointing each nozzle in the direction of the air flow; (ii) closing the nozzles that were not in front the canopy for early stages; and (iii) orienting each nozzle $\pm 45^\circ$, if necessary, to adjust the spray cloud to obtain a spray cross-distribution compatible with the canopy profile.

Once set for a given date and block, spray settings were not altered during the spray campaign. The flow rate was measured for each individual nozzle using graduated cylinders connected to the nozzles by flexible hoses. At all dates and blocks, the working pressure was 0.5 MPa. The total flow rate was 5.5L min⁻¹. At a forward speed of 5km h⁻¹ the spray volume was 150L ha⁻¹.

Data collection

Measurements of the spray deposit

Vine sampling

For each date and each block, a 15m long section of a vineyard row was chosen for the study under two constraints; 1) that it represented typical growth for the phenological stage and 2) that it was as homogeneous as possible, i.e. sections with missing, over vigorous or under vigorous vines were avoided. Spray deposition for each application was determined by including a chemical tracer in the spray application and embedding part of the 15m section with artificial collectors. Different 15m long sections were chosen from one date to another to ensure that the spray measurements on the collectors were not contaminated by previous tests.

Sampling design

A slightly different sampling scheme was used for the two years. In 2016, four consecutive vines had 0.004m² polyvinyl chloride (PVC) collectors arranged in a regular grid 0.2m vertically and 0.1m horizontally into the canopy. In 2017, two three-vine segments (that were termed a ‘trio’) were sampled within each 15m section. Within each trio, a regular grid of the 0.004m² PVC collectors was again established; however, at a lower density than in 2016, with a spacing of 0.4m vertically and 0.1m horizontally. Each trio in 2017 and each four-vine section

in 2016 will be called hereafter a “sampling unit”. Details of the number of collectors analysed for each sampling unit across each sampling date for the two years are given in table 5.3.

Table 5.3. Number of collectors sampled in 2017 and 2016 for each sampling unit selected within the 15m long plots.

Block ID	Sampling unit ID	Dates - 2016			
		T1: 03/05/2016	T2: 25/05/2016	T3: 23/06/2016	T4: 18/07/2016
Collection	A	28	95	109	117
Faysse	B	30	61	65	101
Franquet	C	30	52	95	121
Verdot	D	30	62	120	101
		Dates - 2017			
		T1: 28/04/2017	T2: 22/05/2017	T3: 14/06/2017	T4: 31/07/2017
Aranel	A1	34	37	71	66
	A2	29	51	69	72
Marselan	B1	24	46	68	66
	B2	27	50	66	67
Caladoc	C1	32	47	67	69
	C2	28	48	65	59
PetitVerdot	D1	22	38	48	47
	D2	22	36	53	47
Syrah	E1	21	NA [†]	67	67
	E2	25	NA [†]	64	69

[†] No deposition data on the Syrah block on 22/05/2017 following a problem of accessibility to the block due to phytosanitary treatments.

Spray liquid and tracer concentration

A quantitative assessment of the spray distribution in the vegetation canopy was made. It was based on the measurement of deposition on artificial PVC collectors (Bastianelli et al., 2017; Codis et al., 2018). For this purpose, spray tanks were filled to half capacity with pure water and a quantity of a commercial tracer (Tartrazine, E-102, Sigma, St. Louis, MO, USA) was added in order to obtain a concentration of approximately 10 g L⁻¹. A spray run consisted of a single pass of the tractor and sprayer between the two rows, simulating a normal spray procedure. After the tracer had completely dried, all PVC collectors positioned in the canopy

were retrieved and each collector was placed in an individual bag. In the laboratory, each individual PVC collector was rinsed in a known volume of distilled water to recover the Tartrazine. The tracer concentration in the rinsed solution was then measured with a spectrophotometer (Uviline 9100, resolution: 0.001, accuracy ± 0.003 , Secomam, Champigny sur Marne, France) at the wavelength 427nm. Deposition on each PVC collector was evaluated and normalized according to the collector surface and to the Tartrazine dose rate per hectare. Spray deposition were expressed in nanograms per square decimetric of leaves for 1 g sprayed per hectare of ground ($\text{ng dm}^2 \text{ per } 1 \text{ g ha}^{-1}$) (Codis et al., 2018).

2D LiDAR information of canopy structure

Data acquisition

A Sick LMS100 (SICK AG, Düsseldorf, Germany) 2D LiDAR sensor was used in the study. The LMS100 LiDAR is a fully-automatic divergent laser scanner based on time-of-flight (TOF) measurement with a systematic error of $\pm 30\text{mm}$, a selectable angular resolution ($\Delta\theta$) set to 0.5° and a range of 270° . With these settings, there were 541 distances that corresponded to one complete laser rotation. This set of 541 distances is called a “scan” throughout the article and scans were obtained at 50Hz. The Sick LMS100 laser emission wavelength is 905nm (near infrared). The sensors were mounted on a dedicated stainless-steel mast placed behind a tractor according to a previously described procedure (Cheraïet et al., 2020 submitted) at a height ranging from 1.0m to 1.40m above ground level. The sensor height was adjusted up during the season to account for increasing canopy height. Collectively the sensors and mobile equipment provided a 3D measurement system. The tractor was driven along the vineyard rows at a constant forward travel speed of 5km h^{-1} , with a systematic error of $\pm 0.21\text{km h}^{-1}$ (IFV, internal report, October, 2018).

This sensor was coupled to a Real Time Kinematic (RTK) GNSS receiver (Teria GSM correction, Vitry-sur-Seine, France) and an Effibox data acquisition unit (Effidence society, Romagnat, France) that was used as a data-logger. After surveys, the data was transferred to a laptop over a Wi-Fi network. The RTK-GNSS was used to identify the starting and the end

point of these 56 sampling units, after which the scans were aggregated, using a fixed forward distance based on the constant tractor speed, to generate a 3D point cloud reconstruction of the vine environment. During the trials, the sprayer replicated commercial operations, i.e. the tractor only traversed every second row. Therefore, the canopy was only scanned from one side. This differs to most previous research activities with LiDAR that have generated 3D point clouds from scans of both sides of vine row, but was deliberate done to approximate commercial conditions.

Pre-processing of LiDAR data

In order to estimate primary canopy attributes as accurately as possible from the LiDAR data, pre-processing and automatic filtering of the LiDAR point clouds were performed following the method outlined in Cheraïet et al. (2020, submitted).

From the 2D LiDAR, vertical slices of the vine canopy were obtained. Each vertical slice was composed of points of intersection between the laser beam and an obstacle. The distance interval between two consecutive vertical scans (ΔW) was 0.028m in the direction of travel (50Hz cycle of the LiDAR at 1.4m s^{-1}). The coordinate system origin (O) was defined as the first position of the 2D LiDAR during the measurement on the studied vine unit. The direction of travel, which was constant on a given row, was determined from the GNSS data. The time stamp t (in seconds) was given by the Effibox acquisition unit. For each point of the cloud, the x coordinate was calculated by multiplying t by the travel speed (constant and checked against the GNSS data). The y and z coordinates (representing intercepted points in canopy height and width respectively) were obtained by a polar (ρ, θ) to Cartesian (y, z) coordinates transformation with regards to the position of the LiDAR. Therefore, the 3D point cloud of the vine unit was generated within a Cartesian coordinate system (x, y, z). The vine unit includes n points $P_n(x, y, z)$ corresponding to the n intercepted lasers beams.

As the 2D LiDAR sensor scans the entire vineyard, not just the vine canopy, points belonging to the canopy must be automatically defined and distinguished from points associated with other effects (ground, non-vine vegetation, etc.). This filtering of the raw data was carried out, as described in Cheraïet et al. (2020, submitted), in the form of four functions that eliminate

reflections from areas of non-interest associated with: (1) the ground in the inter-row, (2) the adjacent rows, (3) the undervine and inter-row vegetation and, (4) obstacles too close to the 2D LiDAR to be canopy.

Data processing

Calculation of the decile distribution of the spray deposit

Historically, vine leaves (Balsari et al., 2007) or PVC collectors (Codis et al., 2018) are normally grouped into a single aggregate sample to give an average deposition per sampling unit, without taking into account the variability or spatial distribution of the deposition.

As the intent here is to examine if and how spray deposition can vary within the canopy, and more specifically within a sampling unit comprising a few vines, the distribution of deposits across all vineyards for each individual spray application (date) was aggregated, plotted and described using deciles, rather than the mean. A decile analysis is a quantitative method of splitting up a set of ranked data into ten equal subsections. The data are ordered from lowest to highest and the 1st decile, or D1, is the value such that lowest 10% of the observations are below D1. D2 and D3 are values such that respectively 20% and 30% of the observations fall below them, and so on.

The decile values were calculated for each sampling unit and used as dependent variables for building the univariate and multivariate prediction models. In the majority of cases, the distribution exhibited a positive skewness, associated with very high deposition rates on external collectors (leaves) in the canopy. The 10th decile was therefore always skewed, and exhibited an over saturation of deposits (relative to the required dose). For this reason, the 10th decile was excluded from the modelling. It is commonly accepted by practitioners and experts that external layers of the canopy that face the spray will always exhibit this phenomenon if adequate deposition is to be achieved in the internal layers. As the leaves that get maximum spray deposit can be assumed to be well protected against pests/diseases, the hypothesis has

been made that considering nine deciles was sufficient information to model and assess spray deposition.

It should be noted that many physical effects may influence deposition values on individual samples and therefore have an impact on the values of each decile. These effects include variation in the spray trajectory angle, anisotropic leaf area distribution (Walklate et al., 2011), streamlining of leaves in an air flow (Raupach et al., 2001) and small-scale aerodynamics of spray droplets near collector surfaces (May & Clifford, 1967). These effects are either constant or impractical to measure and so have not been included in the analysis. The sampling design, based a regular 2D grid across the canopy row along a minimum length of 3m of vine row, was designed to minimise any of these potential effects and make this hypothesis robust. It is worth noting that although the collectors were located in a regular 2D grid across the canopy, their physical location has not been used explicitly in the modelling. The crop management hypothesis is that if the attribute space can be modelled more accurately with a statistical distribution rather than a mean, then management can be altered to avoid under-dosing, regardless of where (according to depth and height) such under-dosing may occur in the canopy.

Proposed derivation of primary canopy attributes

Characterization of the foliage zone with a variable threshold during the season

Given that canopy characteristics are known to be spatially variable at the 15m block level (Bastianelli et al., 2018) and even at the trio level (Cheraïet et al., 2019), a good characterization of the canopy spatial variability is essential for relevant dose adjustment (Koch & Knewitz, 2006). The determination of primary canopy attributes of dimensions (height, width) and density (IBR) from the filtered LiDAR data (§ 2.3.2.2) was performed using the LiDAR bayesian point cloud classification algorithm (BPCC) (Cheraïet et al., 2020, submitted). This is achieved by (a) a 1D cluster analysis based on the height class (Oy) from the LiDAR point clouds to identify different components of the vine and trellis system (trunk, vegetation zone, trellis wire), followed by a Bayesian classification, and (b) an estimation of canopy height and width using an adjustable statistical threshold applied to the distribution of LiDAR points in the

relevant directions. The method of Cheraiet et al. (2020, submitted) uses information on the line of vine trunks and an assumption of vine symmetry to estimate full vine width from the half-vine width.

Proposed derivation of primary attributes dimensions

Following the method of Cheraiet et al. (2020, submitted), by defining statistical thresholds (β_H and β_W) for each phenological stage, the height and width of the canopy can then be calculated from the filtered 2D LiDAR point cloud at all stages of development. Vegetation height (VH) in metre was defined as (Eqn. 5.4):

$$VH = (\mu_H + (\beta_H * \sigma_H)) - (\mu_H - (\beta_H * \sigma_H)) \quad \text{Eqn. 5.4}$$

Where: β_H is the threshold identified from the sensitivity analysis for that particular phenological stage. μ_H and σ_H are respectively the mean and standard deviation of the y values defined in the foliar zone.

Vegetation width (VW) in metre was derived from the scanning of the vegetation from only one side by the 2D LiDAR. Assuming that the tractor has a straight trajectory centred in the inter-row, then the distance from the centre of the inter-row to the trunk line (LoT) can be used to identify and delete points associated with the opposite side of the canopy or from further adjacent rows (following the half-width reasoning of Arnó et al., 2015). Therefore, to calculate VW, a hypothesis was made that the two sides of the vine are symmetrical with regards to the LoT and VW is twice the width of the half canopy scanned. VW is then defined as (Eqn. 5.5):

$$VW = (D - (\mu_w - (\beta_w * \sigma_w))) * 2 \quad \text{Eqn. 5.5}$$

Where: D is the distance between the LiDAR travel line and the LoT (in m), β_w is the threshold identified from the sensitivity analysis for that particular phenological stage and μ_w and σ_w are respectively the mean and standard deviation of the z values defined in the foliar zone.

Proposed derivation of primary canopy attribute density

Several integrative indicators for estimating vegetation density based on 2D LiDAR acquisition have previously been proposed (Llorens et al., 2011b; Walklate et al., 2002). However, these integrative indicators have drawbacks for use in predicting deposition distributions in the canopy. The density metric proposed by Llorens et al. (2011b) was derived to obtain a good relation between the number of beams intercepted and the leaf area. It uses five classes, based on the number of beams intercepted in a cell grid of ground area (of typical surface 0.25 m²) to describe canopy density. This information appears to be useful in processes based on the variable application rate in pesticide application in vineyards (Gil et al., 2007; Balsari et al., 2008) allowing for the selection of different working parameters (i.e., nozzle flow rate, air flow rate, air direction...) according to a non-uniform canopy distribution. However, for the development of multivariate prediction models of deposits, this integrative indicator has limitations. By construction, it exhibits a strong collinearity with the primary canopy attribute of vegetation height, as it features a number of returns whatever the height of the return normalized per unit area of ground, and by its discrete nature (limited to only 5 classes). The tree area index (TAI) proposed by Walklate et al. (2002), which adopts a stochastic approach, was initially developed for palisaded tree crops (orchards) and not vines. However, when adapting its calculation and sampling to vines, Arnó et al. (2013) demonstrated that the TAI is sensitive to the length of the vine row section that is scanned and recommended restricting its calculation to 1m row sections. This limits its usefulness for multi-scale dose modulation methods, especially if real-time and high resolution dose modulation are to be considered.

For the purpose of predicting leaf deposit distribution, and considering the limitations of existing methods of determining canopy density, a novel estimation of canopy density using LiDAR data, called the intercepted beam rate (IBR), is proposed here. The IBR is similar to the metric proposed by Llorens et al. (2011b) except that the IBR vegetation parameter is restricted to interceptions in the canopy zone, which is defined by the BPCC algorithm, and it is expressed as a continuous value, not a class. This generates more degrees of freedom in the data to characterize heterogeneity in terms of vegetation density and is more targeted at the canopy. The IBR (in %) is defined as (Eqn. 5.6):

$$IBR = \frac{NBI}{NBE} * 100 \quad \text{Eqn. 5.6}$$

Where: NBI is the number of beams intercepted between angles that define the range of the canopy zone height along a trellis and NBE is the total number of beams emitted over the same angular range.

Integrated indicator: Leaf Wall Area

The LWA is the area of leaf based on the assumption that the canopy sides are completely flat, and hence, they form a “wall”. Note that both sides of the rows are considered for the calculation. LWA has been chosen at the EU level to be the new support metric for dose expression in 3D cropping systems, especially when performing efficacy trials during the registration process (EPPO, 2016). The dose is expressed as a quantity (kg or l) for every 10,000m² of LWA. Canopy height and row spacing are the main parameter to calculate the LWA (Koch, 1993). Therefore, while LWA is considered an integrative metric, row spacing is usually constant in a vineyard, thus LWA is directly correlated to canopy height. Canopy width and density are ignored. The LWA is expressed in square metres per hectare of ground. LWA in m²

ha⁻¹ is defined as (Eqn. 5.7):

$$LWA = \frac{2 \times VH \times 10,000}{RS} \quad \text{Eqn. 5.7}$$

Where: VH is canopy height (m); 10,000 is the ground area (m²) and RS is the row spacing (m).

Modelling

Previous approaches to modelling intercepted spray deposits within a crop canopy have used power (Bastiannelli et al., 2017; Cheraïet et al., 2019) or logarithmic (Siegfried et al., 2007) regressions to model the average foliar deposition. As the intent in this paper is to model the distribution of deposition, rather than the just the mean deposition, log-lin regression models were used. The expected advantage over power regression is improved model behaviour and fitting at the upper and lower limits of the distribution.

Classification of data

The data acquired on the 2017 and 2016 plots were used as calibration and validation sets respectively.

The calibration was performed using the 2017 data because (i) the number of PVC collectors per sampling unit was higher than in 2016 (table 5.3) and (ii) the characterization period of the phenology canopy was longer, with start (T1) and end (T4) dates of the growing season, earlier and later than in 2016 (table 5.3). The calibration data were used to develop both univariate and multivariate regression models for predicting foliar deposit distribution, while the validation were used to evaluate the performance of the developed models.

Model Construction

Univariate models for prediction of decile deposition

Univariate empirical models for the prediction of foliar deposit distribution (as deciles) were derived using the integrative indicator (LWA) as the sole predictor. This formed a “standard” model for the multivariate models to be compared with. For each decile of the deposition distribution, a simple log-lin regression model was used to evaluate a relationship between the foliar deposition variables (y_i) and the LWA (Eqn. 5.8).

$$y_{i,j} = U_j e^{-(\eta_j * LWA_i)} + e_{i,j}, \quad y_{i,j} > 0 \quad \text{Eqn. 5.8}$$

Where: $y_{i,j}$ represents the value of the j^{th} decile of spray deposit in the i^{th} vine trio with $\forall i \in [1, 40]$ and $\forall j \in [1, 9]$, e_i are random variables, it is assumed that e_i are independent and $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, LWA_i is the leaf wall area for the sample site in the i^{th} vine trio, U_j and η_j are real unknown parameters that will have to be estimated, where U_j is the intercept and η_j is the slope of the model equation for the prediction of j^{th} decile.

Multivariate models for prediction of decile deposition

Multivariate models for prediction of decile deposition as a linear combination of primary canopy attributes (VH, VW and IBR) were similarly constructed using the same log-lin model type used for the univariate model (Eqn. 5.9).

$$y_{i,j} = M_j e^{-(\alpha_j * VH_i + \beta_j * VW_i + \gamma_j * IBR_i)} + e_{i,j}, \quad y_{i,j} > 0 \quad \text{Eqn. 5.9}$$

Where: $y_{i,j}$ represents the value of the j^{th} decile of spray deposit present in the i^{th} vine trio with $\forall i \in [1, 40]$ and $\forall j \in [1, 9]$, e_i are random variables, it is assumed that e_i are independent and $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, VH_i is the average value of vegetation height measured at the i^{th} vine trio, VW_i is the average value of vegetation width measured at the i^{th} vine trio, IBR_i is the average value of intercepted beam rate measured at the i^{th} vine trio, M_j , α_j , β_j and γ_j are real unknown parameters to be estimated, where M_j is the intercept and $\alpha_j, \beta_j, \gamma_j$ are the slopes corresponding respectively to VH, VW and IBR in the model equation for the prediction of j^{th} decile.

The assumption of linearity of the model on which these multivariate models are based may, at first glance, appear to be very restrictive. However, it is noted that nothing prevents the variable y_i and variables VH_i, VW_i, IBR_i involved in the model from being logarithmic transformations of other variables. The assumption of linearity requires only that the model be linear in the parameters, not in the variables.

Selection of predictor variables by optimization

The objective is to find a relevant subset of the predictor variables (here VH_i, VW_i, IBR_i) that explains the variable to be predicted $y_{i,j}$. A stepwise forward approach was used to identify the most parsimonious prediction model (uni, bi or tri-variate) as well as the statistical weight of each predictor in the models. Models for each deposition decile were ranked using the corrected Akaike's Information Criterion (AICc) values where smaller values equal more parsimonious models. Using AICc values is more appropriate than standard AIC when sample sizes are small (i.e. number of data points/maximum number of fitted parameters less than 40) (Hurvich & Tsai, 2001; Symonds & Moussalli, 2011).

Diagnosing multicollinearity

The satisfaction of the assumption of linearly independent variables does not preclude the possibility of an approximate linear dependence among the explanatory variables and hence the problem of multicollinearity. Multicollinearity is generally agreed to be present if there is an approximate linear relationship (i.e. shared variance) among some of the predictor variables in the data (Belsely et al., 2005). In multivariate linear regression, the variance inflation factor (VIF) is used as an indicator of multicollinearity and is defined as (Eqn. 5.10):

$$VIF = \frac{1}{1-R^2} \quad \text{Eqn. 5.10}$$

Where: R^2 is the coefficient of determination of the prediction model.

The VIF is calculated for each multivariate model used to predict a decile deposition. Lower levels of VIF are desirable, as higher levels of VIF are known to adversely affect the result associated with multivariate regression. If $VIF=1$, there is no multicollinearity ; if $VIF > 1$, the predictors may be moderately correlated but any multicollinearity is slight ($1 < VIF < 5$) ; while a $VIF > 5$ indicates relatively high levels of multicollinearity (Ringle et al., 2015).

Model Calibration

The coefficient of determination (R^2) and the normalised root mean square error (nRMSE) were used to evaluate the fit of the calibration models (2017 data). The normalization of the root mean square error (RMSE) facilitates the comparison between the models established for all the deciles of the deposit distribution. Here, the RMSE has been normalized by the mean of the observed decile deposit values and is defined in percentage as (Eqn. 5.11):

$$nRMSE_j = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_{i,j} - y_{i,j})^2}{N}}}{\bar{y}_{i,j}} * 100 \quad \text{Eqn. 5.11}$$

Where: $\hat{y}_{i,j}$ are estimated values for the j^{th} decile, $y_{i,j}$ are observed values for the j^{th} decile and $\bar{y}_{i,j}$ are the average of observed values for the j^{th} decile, and N is the number of observations.

It should be noted, however, that the other normalization methods did not have an impact on the assessment of the prediction models.

Model Validation

To evaluate the performance of these univariate and multivariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017, a comparison between observed and simulated deposition was performed for each of the two prediction models using (i) a 1:1 linear (R^2 of 1 :1 line), (ii) Bias (%) and (iii) normalized root mean square error of prediction (nRMSEp) (normalized by the mean of the predicted decile deposit values) were used to evaluate the prediction quality and uncertainty of these uni-multivariate models of deciles deposition (tables 5.5 and 5.7). nRMSEp is defined in percentage as (Eqn. 5.12):

$$nRMSEp_j = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(Y_{i,j} - y_{i,j})^2}{N}}}{Y_{i,j}} * 100 \quad \text{Eqn. 5.12}$$

Where: $Y_{i,j}$ are predicted values for the j^{th} decile, $y_{i,j}$ are observed values for the j^{th} decile and $\bar{y}_{i,j}$ are the average of predicted values for the j^{th} decile, and N is the number of observations.

All analyses were performed using the open source statistical R Software® (Version 1.2.5001) (R Development Core Team, 2019).

5.2.3 Results and discussions

Description of the calibration data

Deposition

Spray deposition measurements were used to estimate the quantity of tracer deposited in the vegetation by a face-to-face type sprayer. Figure 5.4 shows for dates T1 to T4, the empirical density curve of the statistical distribution of foliar deposits intercepted by PVC collectors positioned within the vine trios sampled in 2017.

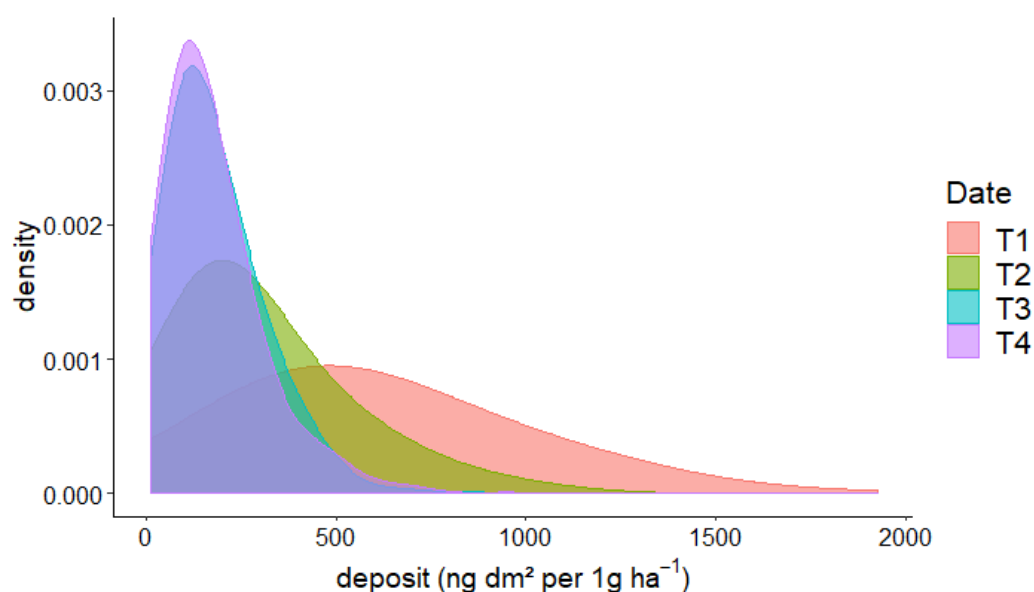


Figure 5.4. Empirical density curves of deposition values as a function of spray date (T1, T2, T3, T4) obtained from 2017 calibration data.

In figure 5.4, it is clear that the trend is towards a decrease in mean deposition values as a function of time. This is associated with increasing vine growth over time that is being sprayed with a constant quantity of tracer. The median foliar deposition ranged from 500 ng dm² per 1g ha⁻¹ in T1 to 195 ng dm² per 1g ha⁻¹ in T4. The form of the distributions of deposits follows a Poisson-type law and the shape of the distribution changes over time, with the mean and the variance decreasing as the season progresses. This indicates that a unique and central statistic (mean or median) of the deposit is insufficient, even if completed by a quantification of variance, to characterise the distribution. It is therefore useful to complement the central statistics with a decile by decile analysis in order to take into account the statistical dispersion of leaf deposit values.

Several varieties were used in the study and deposits were very variable from one block (variety) to another on a given date. This inter-block variability was greatest at T1 (38%) and lowest at T4 (11%) (data not shown). This can be explained by differences in the timing of bud-burst and shoot development between the grape varieties at date T1 (table 5.2) and general differences in shoot length, leaf size and shape and vine morphology between varieties (despite a common trellis system) later in the season (T3-T4).

2D LiDAR

Summary plots of the primary canopy attributes (VH, VW and IBR) derived from the 2017 study blocks, at a resolution scale of 3m (same as vine trio scale used for sampling deposits) are shown in figure 5.5.

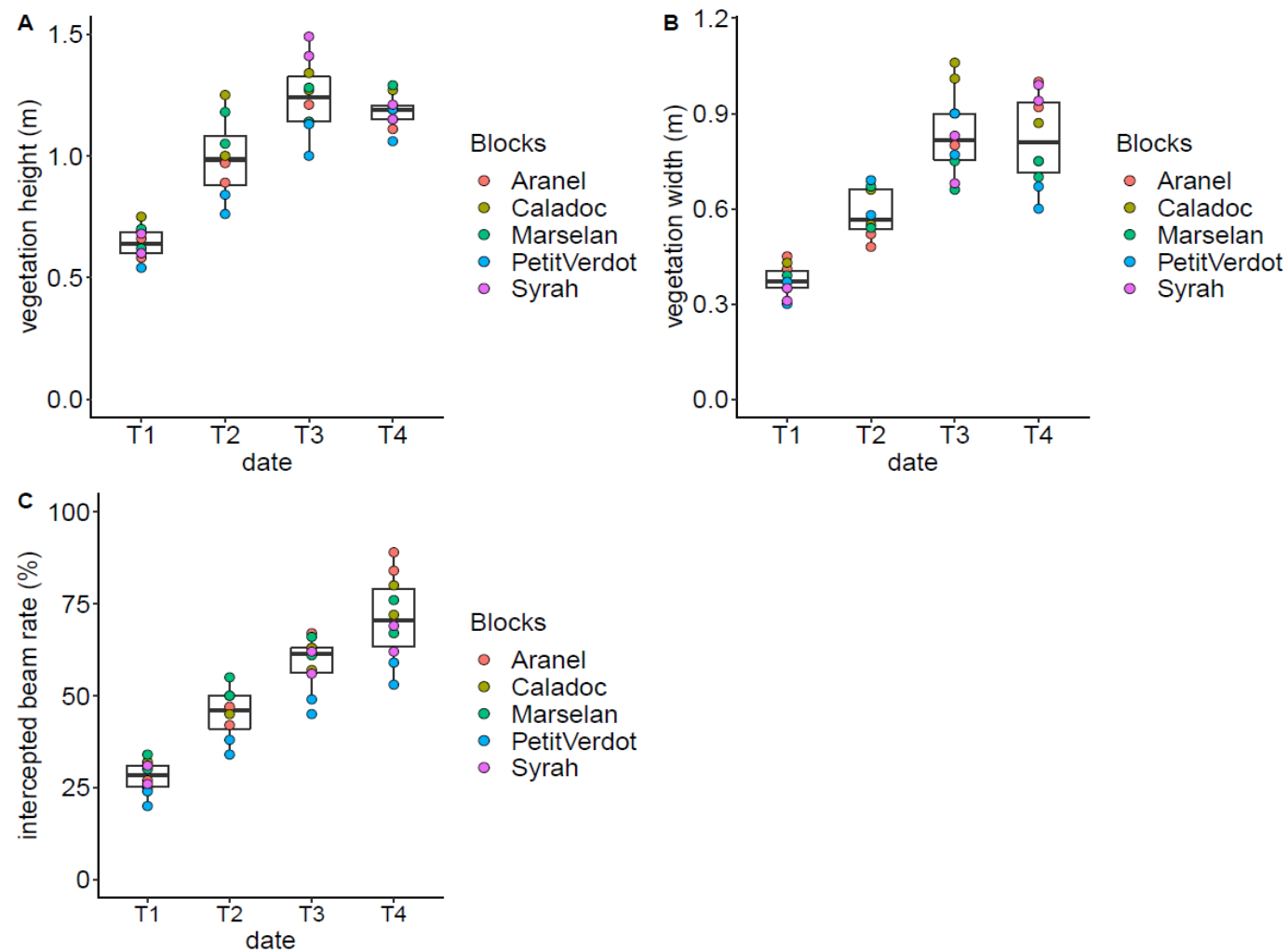


Figure 5.5. Evolution of primary canopy attributes VH (A), VW (B) and IBR (C) at the vine trio scale (shown as a dot on graphs) by blocks (Aranel (red), Caladoc (brown), Marselan (green), Petit verdot (blue) and Syrah (purple)) over the entire growing season (T1 to T4) in 2017. At each date, a box plot is presented in order to summarize the information obtained for the relevant primary canopy attribute.

Table 5.4. Summary table of height (VH) and vegetation width (VW) and intercepted beam rate (IBR) data obtained at the four LiDAR acquisition dates in 2017.

	T1	T2	T3	T4
Vegetative parameters	mean (VH-VW in m and IBR in %)			
VH	0.65	0.99	1.24	1.19
VW	0.38	0.59	0.83	0.81
IBR	28.2	45.3	59.1	72.4
	CV (%)			
VH	13.1	14.5	16.2	17.1
VW	10.2	16.6	11.5	5.3
IBR	9.4	12.7	12.3	19.6

Vegetation height and width (figures 5.5a,b) increased almost linearly from bud break (T1) to green pea stage (T3), which is approximately the date of the first canopy trimming operation. Trimming, combined with increasing water stress over summer, tends to stagnate any further growth and this is reflected in a plateauing of height and width between T3 and T4 at ~ 1.20m for canopy height and ~ 0.82m for canopy width (table 5.4). This plateau indicated that the canopy height and width were likely to be less informative about changes in canopy conditions towards the end of the season. Overall, the earlier varieties (Aranel, Marselan and Caladoc) had the largest height and width values at full growth, while the Petit Verdot plot, which is a later developing variety, did not catch up and had lower height and width values throughout the growing season (figures 5.5a,b). On average, over the survey period (T1-T4), the inter-block variability was 15.2% and 11% for canopy height and width respectively. This showed that there were real differences between blocks during the growing season (table 5.4).

The evolution of the Intercepted Beam Rate (IBR) over the five plots of the domain during the season is shown in figure 5.5c. Contrary to height and width, the IBR vegetative parameter did not plateau between T3 and T4, despite the canopy trimming operations. This indicated that it could provide relevant information to characterize the canopy later in the season. It was also observed that the variability of the IBR vegetative parameter increased as the season progressed, with the IBR parameter having a CV of 9.4% in T1, 12.7% in T2, 12.3% in T3 and 19.6% in T4 (table 5.4). This high variability of the mid- to late-season IBR corresponds to the period where mean leaf deposits were lowest (figure 5.4).

Modelling

Calibration and validation of univariate models

Table 5.5 shows the results of model construction with the calibration data set. There was a stable relationship ($0.69 < R^2 < 0.82$) for the prediction of foliar deposition deciles from the LiDAR LWA indicator for a face-to-face type sprayer (table 5.5). The average deposition was also modelled and this model, which is the current recommended model, explained 80% of the variance in mean deposition in the canopy. It was observed that the lower the predicted deposition decile value, the lower prediction quality (R^2) and the greater uncertainty of the prediction models defined from the nRMSE criterion (table 5.5).

Table 5.5. Univariate models for prediction of decile deposition: models coefficients (U and λ) respectively assigned to the intercept and integrative indicator (LWA). Calibration step: the quality and uncertainty of univariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 is assessed using the coefficient of determination (R^2) and normalized root mean square error (nRMSE in %). Validation step: assessment of the overall performance of univariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 against observed deposition measurements in 2016. Models accuracy and robustness are assessed using the coefficient of determination (R^2) of 1:1 line, normalized root mean square error of prediction (nRMSEp in %) and the bias (%) over the entire growing season.

Deciles distribution deposit	Model equation		Calibration (2017)		Validation (2016)		
	U	λ	R^2	nRMSE (%)	R^2 of 1:1 line	nRMSEp (%)	Bias (%)
D ₁	740.6	2.35E-04	0.69	46	0.66	45	-5.8
D ₂	935.39	2.54E-04	0.75	36	0.77	41	-4.8
D ₃	1282.13	2.61E-04	0.79	28	0.80	37	-3.9
D ₄	1524.34	2.58E-04	0.81	25	0.75	34	-2.3
D ₅	1702.88	2.47E-04	0.81	19	0.80	30	2
D ₆	1820.63	2.35E-04	0.78	17	0.82	27	2.9
D ₇	2100.3	2.30E-04	0.80	18	0.83	25	2.1
D ₈	2474.84	2.25E-04	0.79	20	0.85	29	7.6
D ₉	3045.88	2.19E-04	0.82	21	0.81	34	8.4
mean	1789.88	2.40E-04	0.80	18	0.79	26	2.2

When the calibrated model was applied to the independent validation data (2016), the prediction accuracy of the univariate decile models was similar to the calibration step ($0.66 < R^2 < 0.85$) and

validation model fits across the deciles closely followed the calibration model fits, with lower predicted decile values of deposition being associated with lower prediction quality (table 5.5). Overall, the univariate validation model explained 79% of the variance in mean depositions and the nRMSEp values were found to range from 45% to 25% for the 1st and 7th decile prediction model respectively (table 5.5).

It should be noted that the bias values were negative for models predicting deciles 1 to 4 and positive for models predicting deciles 5 to 9 (table 5.5). Lower deciles represent the areas of the canopy where a below average level of deposition is achieved, i.e. dose rates may be lower than is necessary for effective crop protection. In these deciles, the univariate model is underestimating (negative bias) depositions in the poorly covered areas. Over all, the mean estimation had a positive bias.

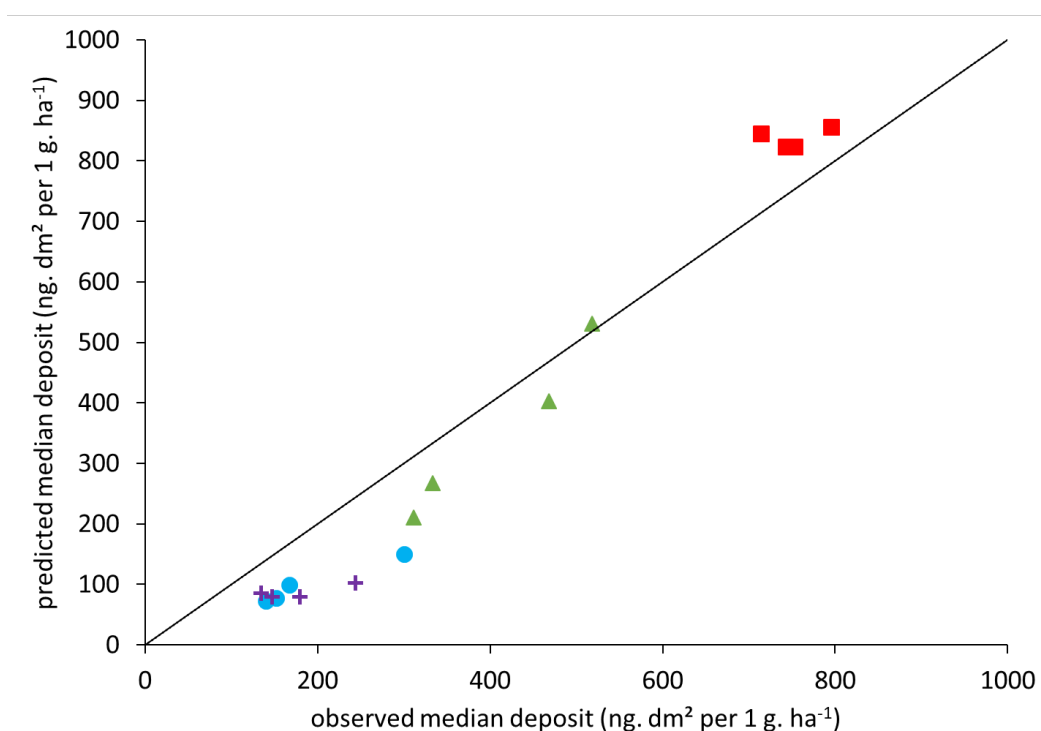


Figure 5.6. Relationship between the median deposition observed in 2016 and the median deposition in 2016 predicted from of univariate models for prediction of median deposition calibrated in 2017 on the Collection, Faysse, Franquet and Petit Verdot blocks over the entire growing season (T1 red square, T2 green triangle, T3 blue dot and T4 purple cross), coefficient of determination (R^2) of 0.79, normalized root mean square error of prediction (nRMSEp) of 30% and bias of +2.0%. The black curve represents a 1:1 linear curve.

Figure 5.6 shows the relationship in the validation data (2016) between the median deposition observed and the median deposition predicted in 2016 using the univariate prediction model calibrated in 2017 at each date (4 dates) for the 4 blocks. The relationship can be split into two parts. At T1 (red squares; early season), the points plot above the 1:1 line, indicating that the model is overestimating the median deposition. Correct application of early season PPPs is important for prophylactic protection of the plant. Therefore, a systematic overestimation of deposition is not desirable, as the canopy is likely to be receiving less than expected. However, when the canopy is small (early season), median depositions are very high (figure 5.4), so an actual underapplication is extremely unlikely. This may change if dose expression regulations are altered in the future to minimise the risk of over-applications early season and to improve the use-efficiency of PPPs. For T2, T3 and T4 values, the points are below the 1:1 line, indicating that median deposition from the model is underestimating real conditions, i.e. there is likely more being applied than is being modelled. However, under the fixed dose expression regulations, the amount of deposition per canopy surface area is dropping as the canopy increases, so under-applications become more likely. Underestimation is preferable to over-estimation in this conditions, although correct estimation is preferred. The ability of the model to robustly predict median foliar deposition throughout the growing season is therefore not assured. This can be explained by the univariate approach of these models, which only accounts for height in the LWA, but not vegetation width and density.

Multivariate models for prediction of decile deposition from a combination of primary canopy attributes

Construction

For the nine defined deposition decile prediction models, the multicollinearity between the primary canopy attributes (VH, VW and IBR) was calculated using the variance inflation factor (VIF) (table 5.6). For most deposition decile prediction models, a very slight multicollinearity is present with VIF values between $1.0 < \text{VIF} < 4$. There were no VIF values > 5 detected (table 5.6) indicating that each of the primary canopy attributes provided non-redundant information to the nine deposition decile prediction models.

The AICc was used to quantify the contribution of VH, VW and IBR in each of the decile prediction models (table 5.6). For the decile 1, 2 and 3 prediction models, the IBR had the highest influence, followed by VW and then VH. Thus for low deposition values, which are more common at the end of the growing season (T3 and T4), the IBR is the dominant attribute for predicting leaf deposition (table 5.6). Conversely, for the prediction models of deciles 7, 8 and 9, which corresponded to high deposition values, VH and VW contributed almost equally in the prediction models, followed by IBR (table 5.6). This showed that when the canopy is developing (T1 and T2), and vegetation is poorly developed, VH and VW contributed most in the prediction of these leaf deposition prediction models. Once the canopy had reached full size (T3 and T4) and VH and VW had stabilised, the importance of VH and VW diminished.

Table 5.6. Multivariate models for predicting of decile deposition: comparison of the relative weight (order of occurrence in the model (1, 2 or 3) of the primary canopy attributes (VH, VW and IBR) according to the conditional Akaike information criterion and study of the multi-collinearity between the primary canopy attributes by variance inflation factor (VIF).

Deciles model	Primary canopy attributes					
	vegetation height (VH)		vegetation width (VW)		Intercepted beam ratio (IBR)	
	order of occurrence in the model	VIF	order of occurrence in the model	VIF	order of occurrence in the model	VIF
1	3	1.63	2	1.59	1	2.09
2	3	2.13	2	2.34	1	2.02
3	3	1.81	2	2.98	1	2.67
4	2	3.22	1	3.74	3	3.06
5	2	3.32	1	3.45	3	2.06
6	2	3.35	1	3.75	3	1.61
7	1	2.78	2	2.1	3	1.94
8	1	2.37	2	3.36	3	1.62
9	1	3.53	2	3.74	3	2.53

Calibration and validation results of multivariate models

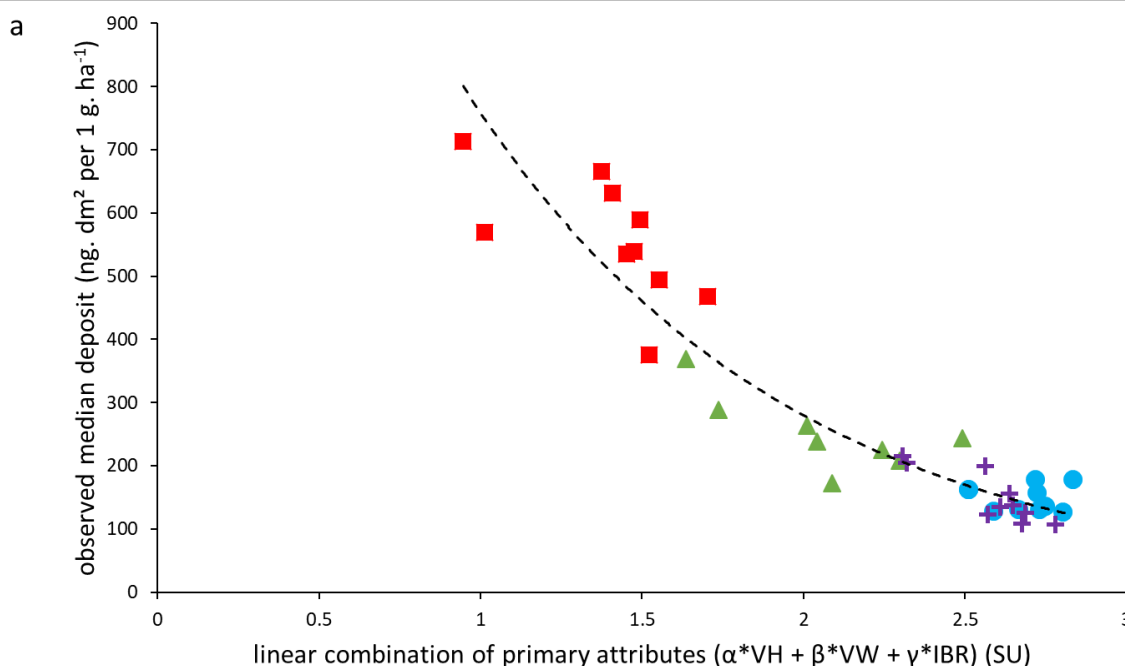
On the basis of the results summarized in table 5.5, the coefficients M , α , β and γ assigned to the intercept, VH, VW and IBR, respectively, made it possible to formulate multivariate models for the prediction of the leaf deposition deciles (table 5.7).

At the spatial scale used for this study (ie. the 3-vine trio scale), the quality of the prediction of deposition deciles by the primary canopy attributes VH, VW and IBR for a face-to-face sprayer was very good ($0.81 < R^2 < 0.93$). The uncertainty of these prediction (nRMSE) models ranged from 22% to 7% for the 1st decile and 6th decile leaf deposition prediction model respectively (table 5.7). Low leaf deposition values are found at all four dates (T1 to T4) (figure 5.4). The prediction models of deciles 1, 2, 3 and 4 therefore take into account deposition data from all dates (T1 to T4), which may lead to these prediction models having poorer quality with regards to accuracy and uncertainty. In contrast, higher deposition values (greater than 500 ng dm² per 1g ha⁻¹) were only found at T1 and T2. The form of the regressions (log-lin type) fitted here differed from previous work that used power-type models (Siegfried et al., 2007; Bastianelli et al., 2017; Cheraiet et al., 2019). The log-lin function tends towards finite limits, unlike a power function, so that in extreme cases (i.e., especially when leaf deposition is low) a more accurate modelling of the reality of the different physical phenomena (i.e. dilution) is achieved.

Table 5.7. Multivariate models for prediction of decile deposition: model coefficients (M and α , β , γ) respectively assigned to the intercept and primary canopy attributes (VH, VW and IBR). Calibration step: the quality and uncertainty of multivariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 is assessed using the coefficient of determination (R^2) and normalized root mean square error (nRMSE in %). Validation step: assessment of the overall performance of multivariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 against observed deposition measurements in 2016. Models accuracy and robustness are assessed using the coefficient of determination (R^2) of 1:1 line, normalized root mean square error of prediction (nRMSEp in %) and the bias (%) over the entire growing season.

Deciles distribution deposit	Model equation				Calibration (2017)			Validation (2016)	
	M	α	β	γ	R^2	nRMSE (%)	R^2 of 1:1 line	nRMSEp (%)	Bias (%)
D ₁	847.32	1.06	0.3	1.28	0.81	22	0.79	24	-1.5
D ₂	1057.31	0.97	0.48	1.13	0.83	20	0.81	21	-2.1
D ₃	1506.97	0.82	0.37	1.54	0.88	10	0.83	15	-2.2
D ₄	1819.9	0.7	0.36	1.69	0.92	9	0.87	12	-2.5
D ₅	2055.62	0.55	0.34	1.81	0.93	9	0.94	13	-2.1
D ₆	2154.46	0.52	0.47	1.59	0.88	7	0.91	10	-2.6
D ₇	2530.31	0.38	0.43	1.77	0.91	8	0.9	12	-3.1
D ₈	2976.56	0.34	0.46	1.75	0.9	10	0.9	13	-2.8
D ₉	3578.82	0.39	0.55	1.5	0.91	11	0.89	14	-3.2

Figure 5.7a presents an example of the log-lin form of the model regression for the median leaf deposit prediction model (Decile 5) using the model parameters in table 5.7. The median deposition averaged from 600 ng dm² per 1 g ha⁻¹ at T1 (red square) to 111 ng dm² per 1 g ha⁻¹ at T4 (blue circle) (figure 5.7a). This decrease in median foliar deposition over time can be explained by the growth of vegetation, which initially increased in height and width in T1 and T2, then in a second stage, from T3 onwards, increases in density following mechanical trimming of the canopy (figure 5.5c). Across all deciles, the decrease in spray deposition over the season averaged 65% between T1 and T4.



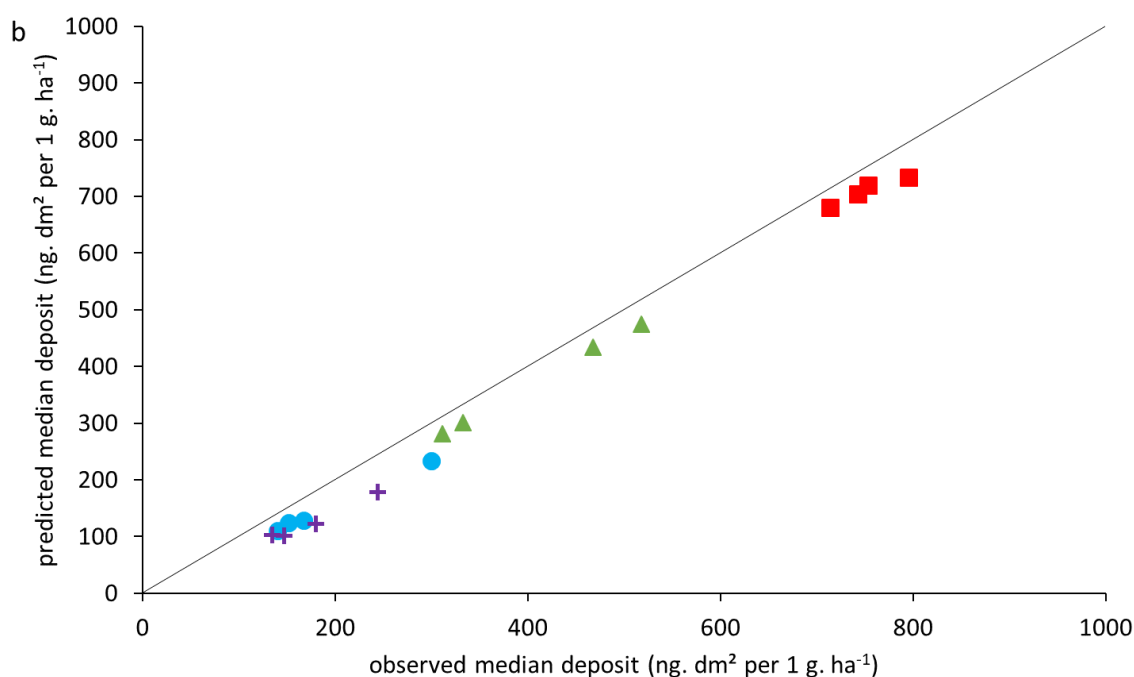


Figure 5.7. Left (A): Evolution of D5 median spray deposits as a linear combination of primary canopy attributes measured over the entire field and growing season (T1 red square, T2 green triangle, T3 blue dot and T4 purple cross) in 2017. The dotted black curve represents the multivariate model for prediction of median deposition (see D5 in Table 5.7 for parameters and statistics). Right (B): Relationship between the median deposition observed in 2016 and the median deposition predicted from multivariate models for prediction of median deposition calibrated in 2017 (T1 red square, T2 green triangle, T3 blue dot and T4 purple cross), $R^2=0.94$, $nRMSE=13\%$ and $bias=-2.1\%$. The black curve represents a 1:1 linear fit.

To make a direct comparison with the univariate modelling approach (Table 5.5), a comparison between observed and predicted deposition in 2016 with the 2017 calibrated multivariate prediction models was performed (table 5.7). Prediction accuracy with the 2016 dataset, defined from R^2 for a 1:1 fit was good and ranged from 0.79 to 0.94 for the 1st and median decile prediction models respectively (table 5.7). In addition, it was considered that a prediction was better if it reduced the uncertainty with the observed deposition. The $nRMSEp$ criterion was used to estimate this robustness and ranged from 24% to 10% for the 1st and 6th decile prediction model respectively (table 5.7). As with models calibrated in 2017, the lower the predicted deposit decile value, the lower the quality of the prediction and the higher the uncertainty of these validation models (table 5.7).

However, it should be noted, that the bias values were negative for all nine prediction models (table 5.7). This indicated that the deposition decile models underestimated leaf deposition for

all deciles in the distribution. While underestimation is not desirable, a "worst-case" risk management modelling approach should encourage underestimation rather than overestimation of leaf deposition, in order to ensure that PPPs are applied in sufficient quantity. To illustrate the validation analysis (table 5.7), figure 5.7b shows the relationship between the observed and predicted median (D5) deposition in 2016. The variance that is explained by the model is high ($R^2=0.94$) with an uncertainty (nRMSEp) of 13% and bias of -2.1%. The data plots close to the 1:1 line, over the entire period of the study (T1 – T4), but consistently slightly underestimates depositions (figure 5.7b). The ability of the model to reliably predict median foliar deposition throughout the growing season is explained by the multivariate approach introduced by these models that take into account the differentiated contribution of height, the thickness and density of vegetation.

Assessment of the performance of multivariate models compared to univariate models

For all decile levels, using the primary canopy attributes in a multivariate model outperformed the univariate model (higher R^2 , lower nRMSE), where the univariate model is derived from an integrative indicator based on the primary canopy attributes (tables 5.5 and 5.7). The improved performance of the multivariate models is explained by their ability to take into account the contribution of height, width and vegetation density in a differentiated manner according to the predicted deposition decile (table 5.6). This differentiated consideration of each of the primary canopy attributes is explained by the constraints (mechanical trimming) during vine growth, which revealed a development in height, width and then density of the plant cover (figures 5.5a,b,c). This resulted in better prediction quality and robustness of the multivariate models to predict on the 2016 validation data (table 5.7).

The bias of the multivariate models was always negative (table 5.7), unlike the univariate prediction models of deciles 5 to 9 that had a positive bias (table 5.5). This indicated that the multivariate models underestimated leaf deposition while the univariate models of deciles tended to overestimate leaf deposition, especially early in the growing season when deposition was highest (table 5.5 and figure 5.6). However, it is at the early stage of the growing season that the risk of pathogen occurrence and development is highest. For systems where the dose expression is adjusted to expected canopy size, the use of LWA as an integrative indicator of

the dose to be applied presents a potential risk of underdosing, depending on the width and density of the foliage to be protected (Rüegg et al., 2001), especially in full vegetation. This would have potential consequences on the biological efficacy of PPP. Therefore, the multivariate model provided a more risk-adversed model for managing plant protection risk throughout the growing season.

The univariate models for predicting leaf deposition of the power or logarithmic type presented in the literature (Siegfried et al., 2007; Llorens et al., 2010; Bastianelli et al., 2017) constitute an "improvement" compared to the linear models that were used to establish the new PPP dose expression based on the LWA. However, these models have three limits: (a) the shape of the models (power and logarithmic type) does not take into account the physical phenomenon of spray interception in the canopy that occurs at the beginning and end of the growing season; (b) they are based on an integrative indicator (i.e. LWA) that does not take into account descriptors of vegetation (width and density of vegetation) that have a very strong influence on the quantity and distribution of intercepted leaf deposition (table 5.5); and (c) they predict only average foliar spray deposit intercepted by the canopy. However, two sprayers may give the same mean spray deposit, but a totally different leaf deposit distribution (Codis et al., 2018). The modelling proposed here ameliorated all of these aspects, although further refinement and improvement is still expected given the exploratory nature of this work.

This is only a first iteration of a possible sensor-model treatment chain. Further improvements are needed, in particular to examine whether such multivariate models can be extrapolated from one vineyard to another with different trellis systems and grape varieties. The short-term objective was to obtain a complete sensor-model-sprayer chain to demonstrate the interest of these new technologies in achieving the reduction in phytosanitary products expected by winegrowers and authorities. New developments in spraying equipment will make it possible to envisage the use of such predictive models to modulate doses on an intra-plot scale, which would allow a potential reduction in the quantities of PPP to be applied.

Potential uses of multivariate deposit prediction models

Dose expression

The current use of a fixed dose expression under European guidelines, which is independent of canopy size, is problematic. Guidelines are evolving to account for canopy (leaf) area rather than just ground surface area and a first step toward this was the introduction of the LWA metric into calculations of dose expression in all situations (EPPO, 2016). However, this new dose expression is based on unproven hypotheses, such that (i) dose requirements are a function of a single integrative indicator and (ii) there is a strictly linear relationship between intercepted leaf deposits and the quantity of vegetation canopy to be protected. The results from this study indicated that this relationship is not necessarily linear and that using individual canopy attributes in a multivariate model, rather than an aggregated canopy metric, provided more flexibility in the modelling process. As vine canopies evolve, the relative importance of different canopy dimensions for modelling depositions also changed. This flexibility and improve modelling will become more important if dose expression shifts from an analysis of mean deposition rates to an analysis of the expected distribution of deposition rates within a canopy. From a commercial application perspective this is unlikely to become the norm in the near future; however, from a regulatory perspective and for testing and grading the performance of new commercial sprayers, the ability to better model the distribution of depositions will be very useful in promoting more effective and efficient spray systems.

Ultimately the ability of these, or similar, multivariate models that are able to predict the distribution of foliar depositions, will make it possible to consider a step change in the spray management paradigm from a constant mean deposition (Walklate et al., 2011) to an assumption of constant deposition distribution at any given time over the season. This would allow the deposition in areas of the canopy that are least well treated (Deciles D1-D2) during a spray operation to be taken into account. These areas of the canopy with the lowest deposition present the highest risk of pathogen occurrence. In addition, the decomposition of overall deposition into a distribution will be critical to a better epidemiological understanding of the resistance and disease pressure caused by pathogens (e.g. *Plasmopara viticola* or *Erysiphe necator*) after phytosanitary treatments have been carried out. In this study, the distribution has

only been described in the attribute space, and not in the geographical (canopy) space. It is expected that the areas of lower deposition will be located in denser areas of the canopy with greater numbers of leaf layers between the target point and the sprayer (and results from Chapter 4 indicate this); however, more research is certainly needed to develop approaches to spatialize the distribution of deposits within the canopy.

Precision spraying

In view of the quality of the prediction models developed in this study at a trio scale (3m of trellised vineyard row), the application of these multivariate prediction models at such small spatial scale offers interesting possibilities for the optimization of spraying in viticulture. If canopy dimensions, including density, can be generated, either from LiDAR or other 3D approaches, then differential or variable-rate spraying can potentially be performed in real-time. This can be achieved by sensing pre-spraying to develop prescription spray maps, or by sensing directly in front of a sprayer to generate real-time 3D information and to perform real-time dose modulation (Llorens et al., 2010). The proposed modelling approach here, when tuned to sprayer characterisers, could be used to model and optimise deposition coverage whilst minimising the quantity of PPP applied. This is a clear objective for the industry (EPPO, 2016) and is not just dependent on good sensing and variable-rate technology but also on good decision systems that require accurate predictive modelling capabilities. In addition to supporting differential spraying, improved deposition models could also be used post-application to identify areas where the application of PPP may have been sub-optimal i.e. where there is a disagreement between the amount applied and the amount modelled. This can be done in situations with or without real-time control of the sprayer. Knowledge of areas where application may be sub-optimal (either over or under-applied) will improve vineyard sampling and potential corrective vineyard management and should optimise vineyard operations.

5.2.4 Conclusions

Optimization of the use of phytosanitary inputs in viticulture should take into account the structural characteristics of the vegetation. In this study, a multivariate statistical modelling approach was proposed to predict the distribution of spray depositions as a function of primary vine canopy attributes (height, width and density) that were derived from a LiDAR sensor system. Results obtained from data collected over two years, on seven grape varieties and on two trellising systems showed that the proposed multivariate statistical models can predict the distribution of leaf deposits of a typical face-to-face sprayer more accurately and robustly than univariate prediction models based on leaf wall area (LWA), the current industry standard. This ability to predict leaf deposit distribution would allow the areas of the vine canopy that are least well treated (protected) when spraying to be taken into account and provide a key to a better understanding, from an epidemiological point of view, of resistance and disease pressure responses in vineyards. In addition, the results provided clear indications of the ability of multivariate statistical models to react to changing canopy attributes over the season and spatially in the vineyard, such that it is possible to envisage a reduction in the plant protection products expected by the wine industry while guaranteeing a safety margin for winegrowers when spraying.

Acknowledgments

The authors are indebted to the numerous individuals that assisted in collecting the field data presented in this work: Hudebine Y., Riberolles X., Trinquier E., Delpuech X., Rico A., de Jesus P., Delpuech X., Verges A., Lienard A., Kazakos A., Mariette A., de Runicki V., Bastianelli M. We also want to thank the staff members of the vine estate Domaine Mas Piquet for making their plots available for our measurements.

This work was supported by the French National Research Agency under the Investments for the Future Program, referred to as ANR-16-CONV-0004. Anice Cheraïet's PhD is cofunded by #DigitAg and IFV Acta.

5.3 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, l'objectif était d'étudier comment prédire les dépôts de pulvérisation, et en particulier la distribution des dépôts, à la fois en modifiant la forme du modèle de prédiction de dépôt utilisé et les variables explicatives utilisées dans le modèle.

Les relations entre les dépôts de pulvérisation et les caractéristiques structurelles de la végétation dérivées d'un système de détection MTLs ont été abordées par l'intermédiaire de deux approches de modélisation.

La première approche vise à proposer un modèle univarié de prédiction permettant d'augmenter la qualité de prédiction des dépôts de pulvérisation et la seconde permet d'intégrer dans des modèles multivariés des informations locales, spécifiques au site, issues de la végétation.

La première partie du chapitre (section 5.1) décrit l'approche standard actuelle qui est utilisée pour modéliser les dépôts de PPP interceptés dans la végétation. Cette approche consiste à prédire les dépôts moyens à l'aide d'une fonction logarithmique univariée avec un indicateur végétatif unique LWA. Dans la première partie, on a démontré que le choix de l'indicateur végétatif à calculer à partir des données LiDAR se révèle important. Les résultats ont mis en évidence que le LWApots offrait une meilleure qualité de prédiction des dépôts moyens de pulvérisation que le TAI pour un pulvérisateur face par face. De même, le choix d'un modèle de puissance plutôt qu'un modèle logarithmique ou linéaire simple s'est avéré plus efficace. Cependant, le tracé des courbes de densité empirique des dépôts dans cet article a mis en évidence l'importance de considérer la distribution, et pas seulement la moyenne, pour prédire l'efficacité de la pulvérisation.

Pour prédire la distribution plutôt que la moyenne des dépôts, la question de la pertinence d'utiliser un indicateur végétatif unique se pose. Si des informations (attributs primaires végétatifs) décrivant la hauteur, l'épaisseur et la densité de la végétation pouvaient être extraites des nuages de points LiDAR et être intégrées dans des modèles multivariés de prédiction des dépôts, alors cela offrirait plus de précision pour la modélisation des distributions des dépôts.

La deuxième partie du chapitre (section 5.2) a clairement démontré que c'était le cas. Les résultats ont montré que les modèles multivariés offrent une meilleure qualité de prédiction et une incertitude moindre que les modèles univariés pour prédire la distribution des dépôts, cela

indépendamment du décile de distribution considéré. De plus, on a pu observer que les distributions des dépôts évoluent avec le développement (non-linéaire) de la végétation et que la contribution (poids relatif) des attributs primaires végétatifs (hauteur, épaisseur, densité) dans les modèles multivariés diffère au cours de la saison de végétation. En particulier, l'importance d'avoir une mesure de la densité de la végétation (l'IBR proposé dans ce cas) a été clairement montrée à mesure que la saison avançait. Cela est dû au fait que la hauteur et l'épaisseur de la végétation deviennent stables, alors que la densité évolue constamment avec le développement de la végétation. L'IBR a été proposé ici, mais la nécessité d'une mesure de la densité de la végétation à haute résolution est évidente et représente un domaine à explorer pour améliorer dans le futur ces modèles.

Les résultats de ces deux articles montrent clairement qu'il est nécessaire de s'écarter de l'approche standard actuelle si l'on veut effectuer des pulvérisations spécifiques à chaque site basé sur des prédictions précises des dépôts. Le changement de paradigme opéré dans ce chapitre, avec le passage d'une modélisation empirique univariée permettant de prédire un dépôt moyen tout au long de la saison, et assurer par exemple grâce à cette prédiction un dépôt par surface de feuille constant, à une modélisation statistique multivariée permettant de prédire une distribution des dépôts que l'on pourra chercher à assurer à tout moment dans la saison permet d'envisager un changement progressif de gestion de la pulvérisation et de la dose à appliquer en viticulture dans le cadre de la révision du mode d'expression des doses homologuées.

Enfin, les modèles multivariés proposés sont suffisamment génériques et maîtrisés pour considérer de les transposer à d'autres technologies de pulvérisation. Le chapitre suivant propose d'adapter cette démarche de modélisation statistique multivariée pour évaluer l'intérêt du développement de technologies de pulvérisation de précision pour la viticulture de demain et identifier des compromis technologiques permettant de guider les constructeurs dans la conception de leurs nouveaux modèles de pulvérisateurs.

Chapitre 6. Vers un cadre d'évaluation pour identifier les scénarios technologiques les plus pertinents pour la pulvérisation viticole de demain

Dans ce chapitre un cadre permettant d'évaluer l'intérêt du développement de technologies de pulvérisation de précision pour la viticulture de demain est présenté. Pour cela, la démarche de modélisation multivariée construite dans chapitre 5 a été interprétée à différentes échelles de décision de la dose dans différents scénarios technologiques afin de répondre à la question suivante : quel est le potentiel des technologies de pulvérisation de précision en termes de réduction de produits de protections des plantes et de maîtrise des risques phytosanitaires en viticulture ?

Dans la mesure où les types de matériels de pulvérisation proposés à la vente sont nombreux, et vu les différents automatismes et méthodes d'adaptation temps réel de la pulvérisation envisageables, l'exploration des scénarios possibles menée dans ce chapitre est loin d'être exhaustive. On peut donc considérer ce chapitre et en particulier sa section 3 comme une étude exploratoire à ce stade des recherches.

6.1 Introduction

L'évolution des technologies et du numérique permet aujourd'hui d'envisager des sauts technologiques permettant une plus grande précision des applications de produit de protection des plantes (PPP) et en particulier par l'emploi d'automatismes et de commandes numériques d'actionneurs. On peut citer par exemple, sans que la liste soit exhaustive : le développement de capteurs de végétation pour l'adaptation des doses appliquées de PPP à différentes échelles spatiales en fonction de la quantité de végétal à protéger, la coupure des jets en l'absence de végétation (e.g. des ceps manquants sur les parcelles), et l'aide au réglage avec un positionnement automatique des organes de pulvérisation en face de la cible.

La modulation spatiale des PPP est au cœur des concepts d'agriculture de précision et repose sur quatre étapes : détecter (identification de la cible à traiter), interpréter, calculer la dose à

apporter, et effectuer le réglage adapté pour apporter la bonne dose au bon endroit. La détection et la caractérisation de la cible végétale peuvent se faire notamment par l'utilisation de capteurs LiDAR terrestre mobile (*mobile terrestrial LiDAR scanner*, MTLs) couplés à des systèmes de géo-référencement (e.g. *Global Navigation Satellite System*, GNSS). Il est désormais envisageable par l'intermédiaire de pulvérisateurs qui mettraient en œuvre une technologie de modulation spatialisée (*variable rate technology*) de réaliser en viticulture une modulation des doses appliquées à des échelles spatiales fines, sur la base de zones présentant des différences en termes de structure de végétation au sein de la parcelle (*map-based variable rate application*) ou par des systèmes réactifs dits « temps réel » (*real-time variable rate application*) (renvoi au chapitre 1).

Si de nombreux développements technologiques paraissent possibles, et si certains ont déjà été mis en œuvre en grandes cultures, le gain potentiel pour la viticulture de ces innovations en termes d'économies de PPP doit être étudié et validé pour conseiller les bureaux d'étude des agro-équipementiers, les pouvoirs publics et les viticulteurs.

L'étude exploratoire proposée dans ce chapitre a pour objectif d'établir un nouveau cadre d'évaluation permettant d'analyser les gains en termes de réduction de PPP qu'apporteraient des solutions de pulvérisation en rupture technologique au regard des solutions techniques, actuellement disponibles. Ce cadre a pour vocation à terme de faciliter l'identification des optimums technologiques (e.g. buses nouvelles, panneaux innovants, confinement innovant, etc.) en termes de complexité de conception ou de coûts de fabrication qui pourront trouver leur place dans la viticulture de demain.

6.2 Définition d'un nouveau cadre évaluation de scénarios technologiques pour la pulvérisation en viticulture

Le cadre d'évaluation proposé se décompose en trois étapes : choix des scénarios technologiques à comparer, un processus décisionnel permettant de simuler les scénarios technologiques et un processus d'évaluation permettant de comparer les scénarios technologiques entre eux.

6.2.1 Définition des scénarios technologiques

Un scénario technologique est défini par quatre paramètres : (i) une mesure mobilisée pour la caractérisation de la structure du végétal (ii) une unité d'expression de la dose (iii) une échelle spatiale de décision de la dose et (iv) une typologie de pulvérisation. Chacun de ces paramètres se décline en plusieurs modalités telles que définies dans la figure 6.1.

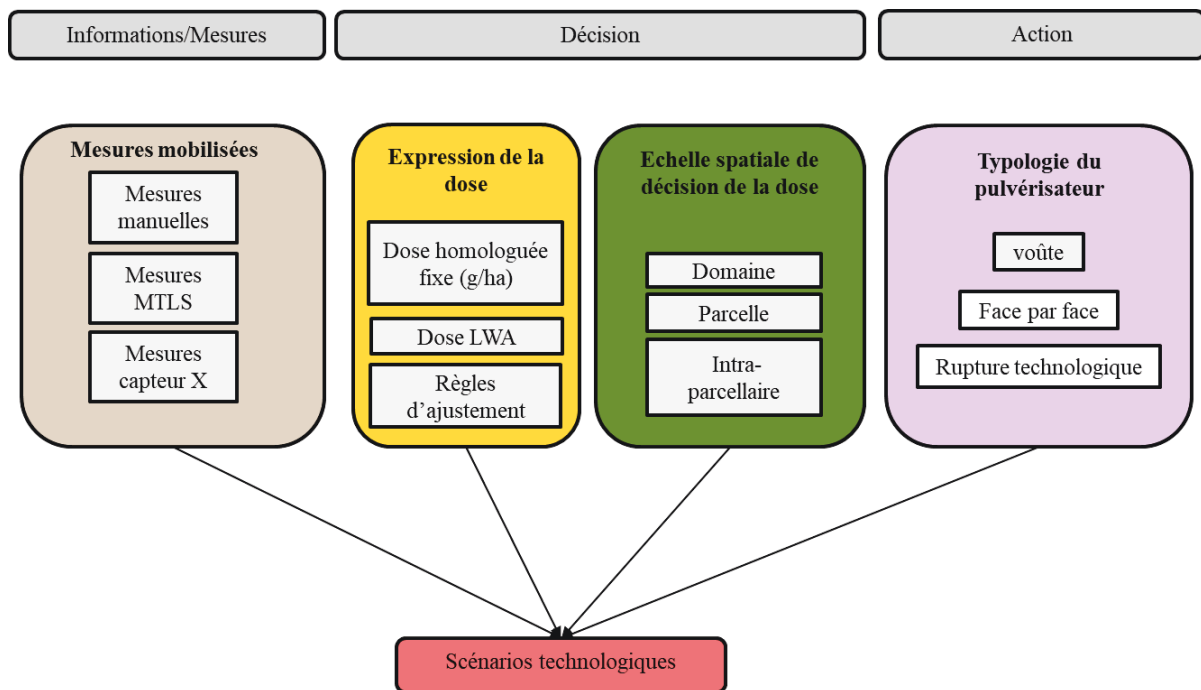


Figure 6.1. Schéma conceptuel définissant un scénario technologique.

6.2.2 Processus décisionnel simulé dans un scénario technologique

Les scénarios technologiques sont simulés selon un processus décisionnel décrit en figure 6.2. Ce processus décisionnel repose sur :

- Des données d'entrée :
 - Le choix du scénario technologique considéré.
 - Des mesures faites par un MTLS permettant de caractériser la structure de la végétation au plan dimensionnel et de la densité à partir de la méthode de filtration et de classification (*Bayesian point cloud classification*) proposée dans le chapitre 3.

- Des paramètres :
 - Une distribution de référence des dépôts jugés nécessaires. Le choix de cette distribution de référence permet de rendre compte d'un niveau de risque accepté par le responsable de la décision.
 - Le choix d'un modèle de prédiction disponible pour l'équipement de pulvérisation considéré. Ce choix peut notamment dépendre des expérimentations prises en compte pour le calage de ce modèle par apprentissage (selon conduite, cépage, région, etc.).

- Le processus de simulation proprement dit qui comprend pour un scénario donné les étapes suivantes :
 - Calcul de la distribution prédite de dépôts.
 - Ajustement des doses selon une distribution de dépôts de référence considérée comme représentant un risque subjectif « inférieur » pour le décideur.
 - Ajustement des doses selon une distribution de dépôts de référence considérée comme représentant un risque subjectif « supérieur » pour le décideur.
 - Calcul des sorties sous forme de cartes de préconisation pour les deux niveaux de risque subjectif de protection phytosanitaire.

Le déroulé de ce processus décisionnel pour chacun des scénarios technologiques considérés permet *in fine* de les comparer et de raisonner le choix d'un scénario technologique à privilégier sur une exploitation ou un vignoble donné. Selon le scénario, notamment en cas de faible automatisation, certaines étapes sont très simplifiées.

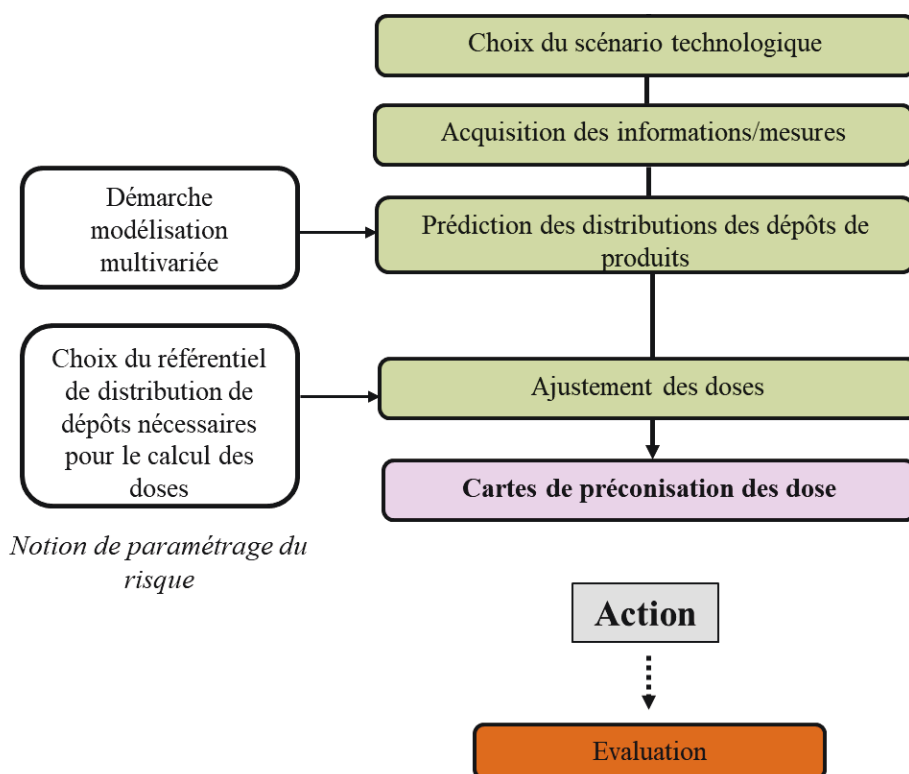


Figure 6.2. Schéma conceptuel du processus décisionnel permettant de simuler un scénario technologique.

6.2.3 Processus d'évaluation comparative des scénarios technologiques

Afin de comparer les différents scénarios technologiques, un processus d'évaluation a été développé. Ce processus d'évaluation des scénarios technologiques peut s'appuyer sur des critères agronomiques, environnementaux et économiques. Dans le cadre de ce mémoire seul un critère agronomique (pourcentage de la dose homologuée à appliquer) a été pris en compte. Ce critère est défini dans la section « Critère d'évaluation des scénarios technologiques » de ce chapitre. Le schéma général de la procédure d'évaluation est présenté à la figure 6.3.

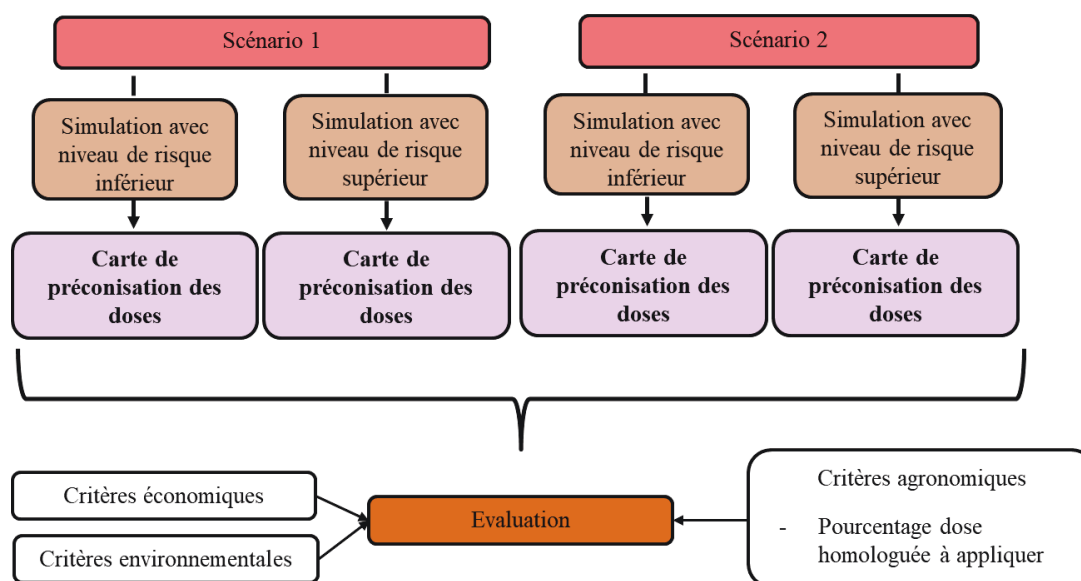


Figure 6.3. Schéma conceptuel du processus d'évaluation permettant de comparer la combinaison entre deux scénarios technologiques.

6.3 Etude exploratoire

À titre illustratif des possibilités offertes par ce nouveau cadre d'évaluation, une comparaison de différents scénarios technologiques est présentée. Dans cette étude exploratoire, les hypothèses générales suivantes ont été prises pour tous les scénarios technologiques considérés :

- Afin d'objectiver la réduction de dose de PPP à appliquer, deux hypothèses de niveaux de risques subjectifs de la protection phytosanitaire intitulées « inférieur » et « supérieur » ont été formalisées à partir de distributions de dépôts de référence. Ces hypothèses de niveaux de risques n'ont pas été vérifiées d'un point de vue épidémiologique, une étude serait nécessaire afin d'établir des distributions de référence de dépôts permettant de définir différents niveaux de gestion du risque de la protection phytosanitaire.
- Cette étude s'est appuyée sur une démarche de modélisation multivariée calibrée et validée à partir de mesures de dépôts réalisées à partir d'un traceur alimentaire (Tartrazine, E-102) (chapitre 5). On fait l'hypothèse que la balistique de la bouillie contenant le traceur est la même que celle contenant un produit formulé. Ceci nous permet de faire l'hypothèse que les distributions prédites de dépôts par notre

modélisation sont valables tant pour une bouillie avec traceur que pour une bouillie avec produit formulé.

- En partant du postulat qu'en protection des cultures, ce sont les zones de la végétation où les dépôts de pulvérisation sont les plus faibles qui présentent le risque le plus élevé d'apparition des pathogènes. Dans cette étude, seuls les cinq premiers déciles de la distribution des dépôts ont été considérés dans la stratégie d'ajustement des doses. La base de cette stratégie est de maintenir la distribution des dépôts au-dessus de la distribution de dépôt de référence considérée pour chacune des hypothèses de risque de protection phytosanitaire.

6.3.1 Matériels et méthodes

Domaine expérimental de l'étude

Un domaine viticole du sud de la France a été choisi (Domaine du Mas piquet, Hérault, France) comme support d'étude du cadre d'évaluation présenté dans les sections précédentes. Ce domaine est représentatif des vignobles de l'arc méditerranéen tant par les cépages qui le composent que par ses modes de conduite (table 6.1). En 2019, durant la saison végétative, la végétation de trois parcelles a été scannée avec un MTLs à trois dates (T1 : 24 avril, T2 : 28 mai, T3 : 22 juillet) entre le stade trois à quatre feuilles étalées et le stade fermeture de la grappe (table 6.2). Sur l'ensemble des trois parcelles, l'espacement entre les ceps de vigne était de 1 m sur le rang et la largeur de l'inter-rang était de 2,5 m. Les trois parcelles se distinguent en termes de cépages et de mode de conduite. Deux systèmes de conduite sont présents : Cordon de Royat pour les parcelles Aglae et Franquet et Guyot pour Terre Blanche. Les parcelles sont toutes palissées (un fil porteur et un fil de palissage).

Table 6.1. Cépages, superficies scannées par le MTLs aux 3 dates et mode de palissage des parcelles.

Parcelle	Cépage	Superficie (m ²)	Mode de conduite
Aglae	Petit verdot	2520	Cordon Royat
Franquet	Cabernet sauvignon	5300	
Terre blanche	Chardonnay	5090	Guyot

Table 6.2. Dates et stades phénologique des parcelles.

Date	Stade BBCH	Description
T1 : 24 avril	14	3 à 4 feuilles étalées
T2 : 28 mai	61	Début floraison
T3 : 22 juillet	77	Fermeture de la grappe

Caractérisation de la végétation par un MTLs

Aux trois dates, les trois parcelles ont été scannées avec un MTLs embarqué sur un tracteur. Ce MTLs est celui présenté aux chapitres 3 et 5. Une unité spatiale, correspondant à un pas d'avancement de 3 m dans la direction du tracteur a été définie. Les données LiDAR ont été acquises et traitées selon le protocole décrit par Cheraiet et al. (2020, soumis, chapitre 3). Les attributs végétatifs primaires décrivant la hauteur, l'épaisseur et la densité de végétation ont été calculés à l'échelle d'une section de 3 m de rang de vigne qui sera l'unité spatiale de base dans cette étude. En référence aux images des cartes de préconisation produites nous appellerons cette unité spatiale « pixel 3 m ».

Description des scénarios technologiques

Dans cette étude exploratoire, les scénarios technologiques ont été établis à partir des quatre paramètres définis dans la section 6.2.1 : i) une mesure mobilisée pour la caractérisation de la structure du végétal (ii) une unité d'expression de la dose (iii) une échelle spatiale de décision de la dose et (iv) une typologie de pulvérisation.

Parmi les scénarios technologiques envisageables, quatre ont été retenus afin d'illustrer la démarche en mettant l'accent sur l'effet de la modification de l'échelle spatiale de décision de la dose (table 6.3).

- Scénario 1 : un modèle de pulvérisateur type voûte¹ utilisée tous les 4 rangs appliquant la pleine dose homologuée durant toute la saison de végétation à l'échelle du domaine. Ce scénario est très représentatif des pratiques actuelles en vignes larges : un matériel peu performant est utilisé pour appliquer, toute la saison, une seule et même dose sur toutes les parcelles du domaine. La dose appliquée à l'hectare est la dose homologuée inscrite sur l'étiquette du produit.
- Scénario 2 : un pulvérisateur face par face avec une échelle spatiale de décision de la dose au niveau du domaine. Dans ce scénario, un pulvérisateur performant applique la même dose sur toutes les parcelles du domaine. La dose appliquée à chaque date de traitement est adaptée aux caractéristiques de la végétation mesurée sur le domaine dans une approche garantissant que tout le domaine reçoit une dose suffisante. Plus précisément, une dose préconisée idéale est calculée pour chaque unité spatiale (pixel 3 m) et la valeur du 95^{ème} centile de la distribution des doses préconisées par unité spatiale au niveau de l'ensemble du domaine est appliquée partout dans le domaine.
- Scénario 3 : un pulvérisateur face par face avec une échelle spatiale à la parcelle de décision de la dose. Dans ce scénario, un pulvérisateur performant applique une dose différente sur chaque parcelle. La dose appliquée sur chaque parcelle est adaptée aux caractéristiques de la végétation, selon une règle d'ajustement qui prend en compte la valeur du 95ème centile de la distribution des doses préconisées par unité spatiale pour chacune des parcelles.
- Scénario 4 : un pulvérisateur face par face en rupture technologique². Dans ce scénario, la notion de rupture technologique fait référence à la technologie *variable rate*. Ce pulvérisateur présente alors la particularité de pouvoir adapter la dose à appliquer à une échelle intra-parcellaire en fonction d'une carte de préconisation générée à partir de mesures issues d'un MTLs. Nous faisons l'hypothèse que ce pulvérisateur est capable

¹ La démarche de modélisation multivariée présentée dans le chapitre 5 pour les pulvérisateurs de type face par face a également été conduite pour les pulvérisateurs de type voûte. Cela nous a permis d'établir un modèle multivarié de prédiction de la distribution des dépôts pour cette typologie de pulvérisateur pour l'usage en passage 1 rang sur 4.

² Ne disposant pas de modèles multivariés de prédiction de la distribution des dépôts pour un pulvérisateur en « rupture technologique », le postulat a été de considérer les mêmes modèles de prédiction que ceux proposés pour la technologie face par face (chapitre 5), mais avec une échelle spatiale de décision de la dose au niveau de l'unité spatiale (pixel 3 m).

d'adapter la dose à appliquer à la résolution d'une unité spatiale (pixel 3 m). Pour simplifier, nous considérons que les effets de transition lors des changements de consigne de dose d'une unité spatiale à l'autre sont négligeables.

Table 6.3. Quatre scénarios technologiques comparés.

Scénarios technologiques	Mesure mobilisée	Expression et gestion de la dose	Echelle spatiale d'application de la dose	Typologie du pulvérisateur
1	na	Pleine dose homologuée	Domaine	Voûte passage 1 rang sur 4
2	MTLS	Règle d'ajustement	Domaine	Face par face
3	MTLS	Règle d'ajustement	Parcelle	Face par face
4	MTLS	Règle d'ajustement	Intra parcellaire	Face par face en rupture technologique

Les scénarios technologiques ont été comparés 2 à 2 dans une logique de progression de la précision afin d'illustrer le potentiel de ce cadre d'évaluation.

- Scénario 1 vs scénario 2 : on quantifie ici le gain lié à un changement de matériel d'application (passage d'une voûte à un face par face) et à une évolution de la dose au cours de la saison (passage de la pleine dose homologuée à une dose adaptée à la végétation à traiter au niveau du domaine, pour chaque période de traitement phytosanitaire).
- Scénario 2 vs scénario 3 : on quantifie ici le gain lié à une prise de décision de la dose à l'échelle parcellaire plutôt qu'à l'échelle du domaine.
- Scénario 3 vs scénario 4 : enfin, l'évaluation de l'apport de technologies en rupture peut également être conduite en comparant une prise de décision de la dose à l'échelle intra parcellaire plutôt qu'à l'échelle de la parcelle.

Établissement de cartes de préconisation des doses à appliquer sous contrainte d'hypothèses de niveaux de risque de la protection phytosanitaire

Les modèles multivariés de prédiction de la distribution des dépôts tels que proposés dans le chapitre 5 ont été appliqués sur les trois parcelles dont la végétation a été préalablement scannée par un MTLs à trois dates au cours de la saison végétative. L'application des modèles multivariés à chaque date et sur chaque parcelle fournit des cartes de distribution des dépôts sur chaque unité spatiale (pixel 3 m). Ces distributions de dépôts sont alors comparées à des distributions de dépôts de référence permettant de prendre en compte différentes hypothèses de niveaux de risque en termes d'efficacité du traitement phytosanitaire. Pour l'étude, deux hypothèses de niveaux de risque intitulées « inférieur » et « supérieur » ont été proposées :

- Pour l'hypothèse de niveau de risque « inférieur », nous considérons comme référence la distribution de dépôt de produit obtenue en appliquant la dose homologuée avec le pulvérisateur le plus performant (face par face) sur une végétation pleinement développée.
- Pour l'hypothèse de niveau de risque « supérieur », nous considérons comme référence la distribution de dépôt de produit obtenue en appliquant la dose homologuée avec le pulvérisateur le moins performant (voûte utilisée tous les 4 rangs) sur une végétation pleinement développée.

Présentation de la règle de décision pour le calcul des préconisations de doses à appliquer

Les distributions de dépôts de référence (table 6.4) ont été obtenues à partir de données de dépôts collectées en 2017 sur un autre domaine viticole (Domaine du Chapitre, Hérault, France).

En partant du postulat qu'en protection des cultures, ce sont les zones de la végétation où les dépôts de pulvérisation sont les plus faibles qui présentent le risque le plus élevé d'apparition d'agents pathogènes, dans cette étude, seuls les cinq premiers déciles (D1 – D5) de la distribution des dépôts ont été considérés et comparés pour le calcul des préconisations de doses à appliquer selon la procédure présentée ci-après.

Table 6.4. Distributions de référence (du premier décile D1 au 5^{ème} décile D5) considérées pour les deux hypothèses de niveau de risque. Données en ng.dm² pour 1g.ha⁻¹.

Déciles	D1	D2	D3	D4	D5
Hypothèse de risque inférieur	59	79	99	122	151

À partir de ces distributions de référence, des préconisations de doses à appliquer sont formulées en utilisant les modèles de prédiction multivariés précédemment construits (chapitre 5). Pour chaque unité spatiale (pixel 3 m), la distribution des dépôts prédite est d'abord comparée à la distribution de référence (figure 6.4). Puis, des préconisations de doses à appliquer (en % de la dose homologuée) sont calculées, et ce, pour chaque décile de dépôt considéré D1 à D5. Le calcul s'effectue de la manière suivante (Eqn. 6.1) :

$$\text{coefficient de dose homologuée à appliquer} = \frac{\text{décile } \text{Dépot}_{\text{référence}}}{\text{décile } \text{Dépot}_{\text{prédit}}} \quad \text{Eqn. 6.1}$$

Afin de garantir la distribution de référence pour chacun des cinq premiers déciles, des coefficients de dose à appliquer sont calculés (table 6.5) pour chacun d'eux. La valeur maximale parmi ces coefficients de dose à appliquer a été utilisée pour définir la dose à appliquer au niveau de l'unité spatiale (pixel 3 m) considérée. Ce coefficient de dose à appliquer est un pourcentage que l'on appliquera à la dose homologuée.

La comparaison entre la distribution des dépôts prédite par les modèles multivariés et les « distributions de dépôt de référence » permet ainsi d'obtenir des cartes de préconisation de dose à appliquer (en % de la dose homologuée) pour assurer le dépôt de référence. Ces cartes peuvent ensuite être interprétées et analysées afin de comparer les scénarios technologiques.

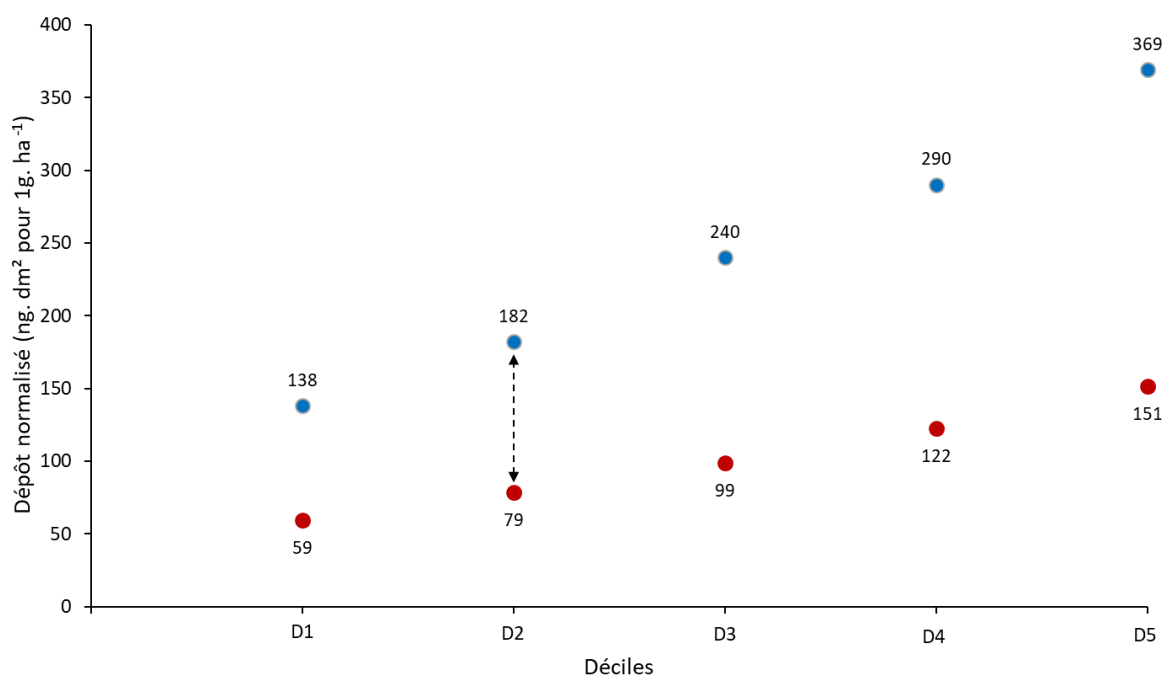


Figure 6.4. Méthode proposée pour calculer les préconisations de coefficient de dose à appliquer. Exemple pour une unité spatiale (pixel 3 m) issue de la parcelle Aglae au T2: comparaison entre les cinq premiers déciles (D1 - D5) des dépôts prédits (en bleu) par les modèles multivariés pour un pulvérisateur de type face par face avec l'hypothèse de niveau de risque inférieur (en rouge). La flèche noire pointillée illustre que la différence maximale observée entre la distribution prédite et de référence se situe au niveau du 2ème décile.

Table 6.5. Coefficients de doses à appliquer pour les cinq premiers déciles. Exemple pour la même unité spatiale (pixel 3 m) issue de la parcelle Aglae au T2. Dans ce cas, on considère que la préconisation de dose à appliquer pour assurer le dépôt de référence est de 43,4 %.

Déciles	D1	D2	D3	D4	D5	Préconisation de dose à appliquer pour assurer le dépôt de référence (en % de la dose homologuée)
Coefficients de doses homologuée à appliquer (%)	42,7	43,4	41,2	41,3	41	43,4

Cartes de préconisation des doses à appliquer

En appliquant la règle de décision à l'ensemble des unités spatiales (pixels 3 m) définies à partir de la cartographie de la structure du végétal, des cartes de préconisation de doses de PPP différenciées ont été générées. Au total, 24 cartes de préconisation ont été produites. Ces cartes

présentent les informations sur le pourcentage de la dose homologuée préconisé à chaque unité spatiale (pixel 3 m).

Pour le scénario technologique 1, la pleine dose homologuée (100 %) a été appliquée durant toute la saison de végétation. Pour les scénarios technologiques 2 et 3, la dose à appliquer a été définie et calculée comme celle qui permet d'assurer la « distribution de dépôt de référence » pour 95 % des unités spatiales (pixel 3 m), à l'échelle du domaine pour le scénario 2, et à l'échelle de chacune des parcelles pour le scénario 3. Pour le scénario 4, la dose à appliquer est celle qui permet d'assurer la « distribution de dépôt de référence » au niveau de chaque unité spatiale de 3 m.

Afin d'illustrer les cartes de préconisation des doses de PPP à appliquer obtenues pour chacun des scénarios comparés, des exemples de cartes de préconisations obtenues à une date (T2), pour une parcelle (Aglae) et selon les deux niveaux de risques de la protection phytosanitaires ont été produites (figure 6.6) à partir du logiciel JMP Pro (v13.1, SAS Institute, 2016).

Critère d'évaluation des scénarios technologiques

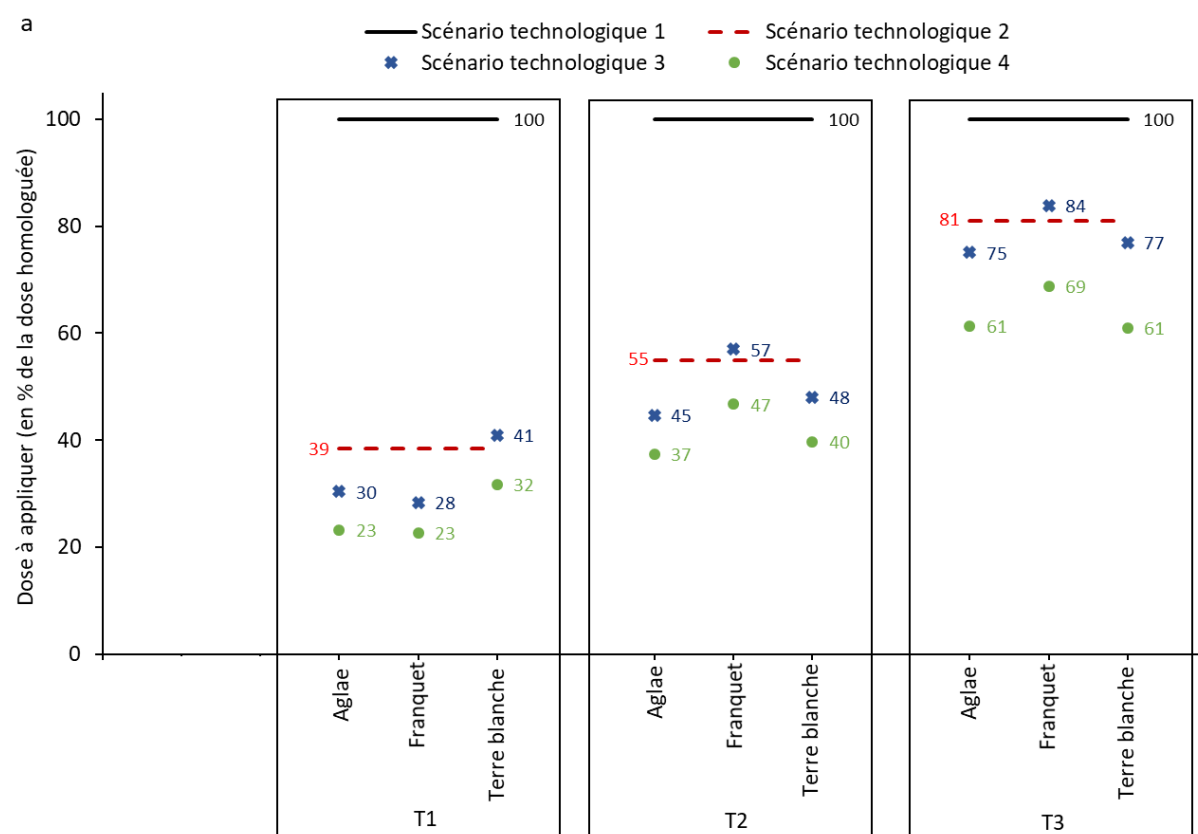
Les scénarios technologiques de pulvérisation ont été évalués pour chaque date selon l'échelle spatiale de décision de la dose du scénario considéré à partir d'un critère agronomique, le pourcentage de dose à appliquer (exprimé en % de la dose homologuée) qui pour rappel correspond à la valeur du 95ème centile de la distribution des doses préconisées à l'échelle du domaine ou de la parcelle, respectivement pour les scénarios 2 et 3. Pour le scénario 4, le pourcentage de la dose homologuée qui est globalement appliqué sur une parcelle est égal à la moyenne des pourcentages préconisés pour chaque unité spatiale dans la parcelle.

6.3.2 Résultats et discussions

Analyse des scénarios technologiques

Les figures 6.5a et 6.5b montrent l'évolution du pourcentage de la dose homologuée à appliquer au cours de la saison de végétation (T1, T2, T3) pour les quatre scénarios technologiques évalués.

La figure 6.5a est relative à une hypothèse de niveau de risque supérieur (respectivement inférieur pour la figure 6.5b). Pour le scénario 1 (trait plein de couleur noir), la pleine dose homologuée a été appliquée aux trois dates. Pour le scénario 2 (trait en pointillé rouge), la dose à appliquer (ou plus exactement son pourcentage) correspond à la valeur du 95ème centile de la distribution des doses préconisées à l'échelle du domaine. Pour le scénario 3 (croix bleue), la dose à appliquer correspond à la valeur du 95ème centile de la distribution des doses préconisées à l'échelle de chaque parcelle (Aglae, Franquet, Terre blanche). Pour le scénario 4 (point vert), le pourcentage de dose homologuée évalué correspond à la moyenne à l'échelle de chaque parcelle des pourcentages de dose pour chaque unité. À partir de cette analyse globale, plusieurs comparaisons permettant d'illustrer le potentiel de ce cadre d'évaluation de scénarios technologiques ont été réalisées.



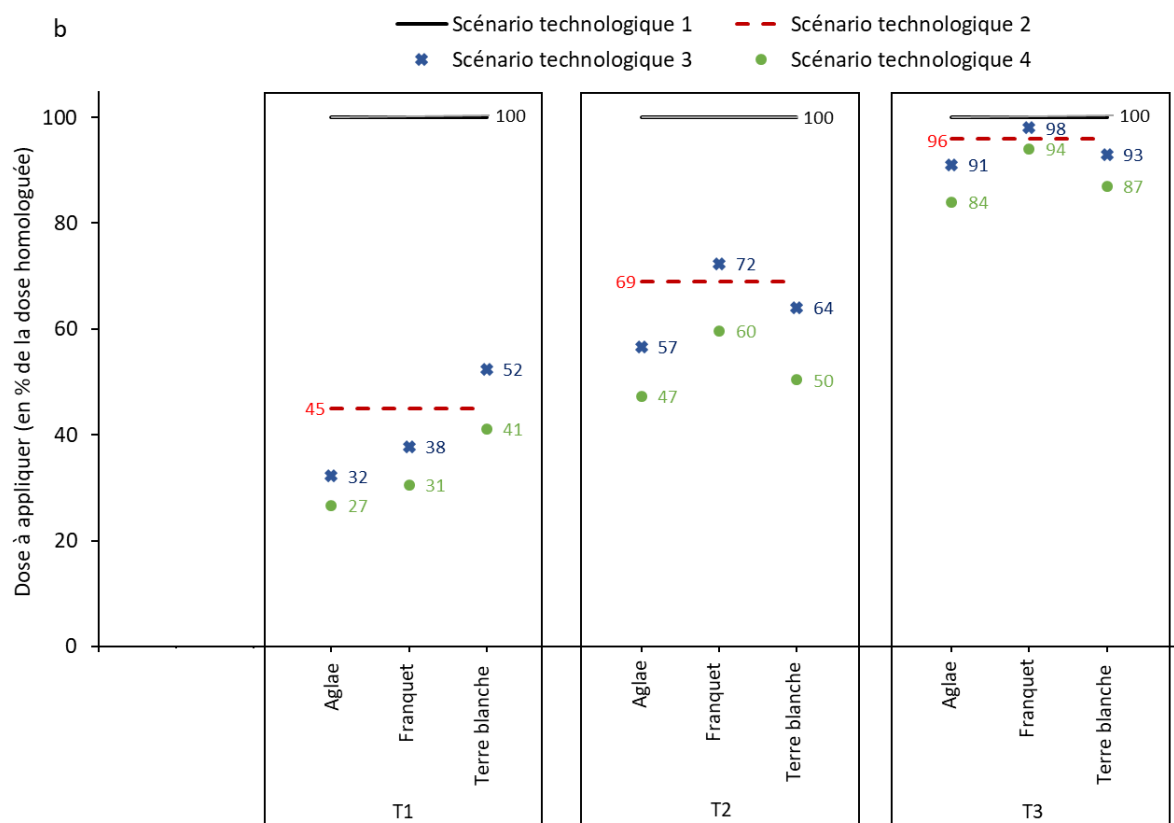


Figure 6.5. Evolution du pourcentage de la dose homologuée à appliquer au cours de la saison de végétation pour les quatre scénarios technologiques évalués en considérant deux hypothèses de niveaux de risques de protection phytosanitaires, a : supérieur, b : inférieur.

Sept cartes de préconisation sont présentées à titre d'exemple dans la figure 6.6. Ces cartes ont été produites pour les quatre scénarios évalués, à une date (T2), pour une parcelle (Aglae) et selon les deux hypothèses de niveaux de risques de la protection phytosanitaire.

Pour le scénario 1, la dose homologuée a été appliquée, ce qui conduit à appliquer 100 % de la dose homologuée à l'échelle de la parcelle (figure 6.6a) quelle que soit l'hypothèse de niveau de risque (supérieur ou inférieur), c'est-à-dire que les cartes sont identiques pour les deux niveaux de risque de la protection phytosanitaire.

Pour les scénarios 2 et 3, la dose à appliquer correspond à la valeur du 95ème centile de la distribution des doses préconisées respectivement à l'échelle du domaine et de la parcelle.

On observe qu'une prise de décision au domaine (scénario 2, figure 6.6b,c) conduit à appliquer 69 % et 55 % de la dose homologuée respectivement selon une hypothèse de niveau de risque de la protection supérieur et inférieur, alors qu'une prise de décision à la parcelle (scénario 3, figure 6.6d,e) conduit à appliquer 57 % et 45 % de la dose homologuée respectivement selon une hypothèse de niveau de risque de la protection supérieur et inférieur. Toutefois, pour ces

scénarios, bien que la dose appliquée soit réduite (ce qui indique des avantages économiques et environnementaux pour l'application), la carte de préconisation est uniforme et ne différencie aucune différence de structure du végétal intra-parcelle. Dans ce cas, au plus l'échelle spatiale de décision de la dose est faible, au plus le pourcentage de dose homologuée à appliquer est faible. Ce résultat s'explique car la parcelle Aglae est la moins développée en termes de structure (dimensions et densité) de végétation. Dans le cas du scénario 3, l'échelle spatiale de décision de la dose à la parcelle permet d'adapter le pourcentage de dose homologuée à appliquer aux caractéristiques structurales de la végétation observée à la parcelle, ce qui permet dans cet exemple de réduire le pourcentage de dose homologuée à appliquer.

Pour le scénario 4, la dose à appliquer est adaptée à la résolution d'une unité spatiale (pixel 3 m). Les figures 6.6f et 6.6g montrent les cartes de préconisation établies pour le scénario 4, respectivement selon l'hypothèse de niveau de risque de la protection inférieur et supérieur. Ces deux figures permettent d'illustrer la variabilité du pourcentage de dose à appliquer à l'échelle de parcelle Aglae au T2. On observe qu'indépendamment de l'hypothèse de niveau de risque de protection phytosanitaire considérée, il y a des zones où une dose à appliquer plus faible (comprise entre 10 et 40 % de la dose homologuée) se distingue faisant apparaître un patron spatial au sein de la parcelle Aglae. Pour les deux cartes du scénario 4, le schéma spatial est identique, et lié à la structure de la végétation telle que déterminée par l'acquisition faite par le MTLs. Le changement de pourcentage de dose à appliquer entre les deux cartes (changement de couleur) est uniquement lié à la distribution de référence qui qualifie le risque considéré comme acceptable pour la protection phytosanitaire. La présence de schémas spatiaux dans les cartes de préconisation des doses permet d'envisager un traitement phytosanitaire différencié au sein de la parcelle. Par ailleurs, la possibilité d'obtenir une carte de préconisation est sans aucun doute d'un grand intérêt pour discuter la gestion du risque maladie en protection des cultures et la contextualiser.

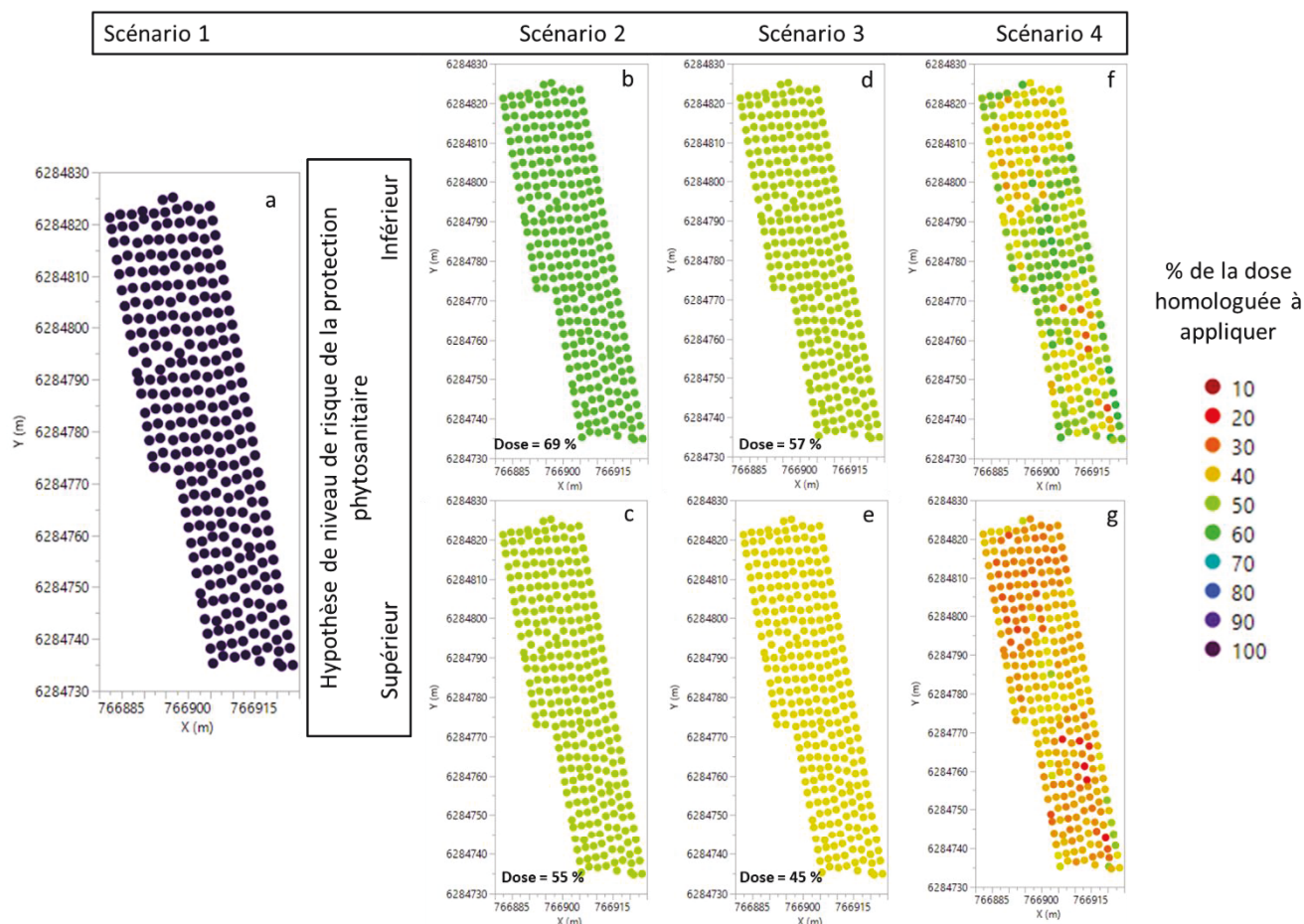


Figure 6. 6. Exemples de cartes de préconisation réelles obtenues lors des essais sur le terrain pour les quatre scénarios évalués sur la parcelle Aglae au T2 selon les deux hypothèses de niveau de risque. a : scénario 1, b : scénario 2 avec une hypothèse de niveau de risque inférieur, c : scénario 2 avec une hypothèse de niveau de risque supérieur, d : scénario 3 avec une hypothèse de niveau de risque inférieur, e : scénario 3 avec une hypothèse de niveau de risque supérieur, f : scénario 4 avec une hypothèse de niveau de risque inférieur, g : scénario 4 avec une hypothèse de niveau de risque supérieur. Chaque point représente une unité spatiale (pixel 3 m).

Comparaisons des scénarios technologiques

Dans cette étude exploratoire, quatre combinaisons de scénarios technologiques ont été comparées en calculant à l'échelle du domaine le pourcentage de dose homologuée économisé. Pour cela, la différence moyenne de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios à l'échelle du domaine et sur l'ensemble de la saison de végétation a été calculée. Chacune de ces comparaisons permet d'évaluer l'impact d'un changement au niveau d'un ou de plusieurs paramètres décrivant un scénario technologique en termes de pourcentage de dose à appliquer. Les résultats de ces comparaisons sont les suivants.

Le passage du scénario 1 au scénario 2 permet de quantifier le gain lié à un changement de matériel d'application (passage d'une voûte à un face par face) et du mode de choix de la dose à appliquer (passage de la pleine dose homologuée à une dose adaptée à la végétation à traiter basée sur une règle d'ajustement qui considère 95^{ème} centile de la dose préconisée au niveau du domaine à chaque application). Les résultats montrent qu'en moyenne sur l'ensemble de la saison de végétation et à l'échelle du domaine, le passage du scénario 1 au scénario 2 permettrait de réduire de 41,6 % la dose homologuée pour une hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire supérieur (respectivement 30 % selon l'hypothèse de niveau de risque inférieur) (table 6.6).

Table 6.6. Différence de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios technologiques 1 et 2 en fonction de l'hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire considérée aux trois dates à l'échelle du domaine.

		Différence de % de la dose homologuée à appliquer	
		Hypothèse de risque supérieur	Hypothèse de risque inférieur
Passage du scénario 1 au scénario 2			
	T1	-61	-55
	T2	-45	-31
	T3	-19	-4

Le passage du scénario 2 au scénario 3 permet d'évaluer le gain lié à une prise de décision de la dose à l'échelle parcellaire plutôt qu'à l'échelle du domaine. On observe qu'en moyenne sur l'ensemble de la saison de végétation et à l'échelle du domaine, le passage du scénario 2 au scénario 3 permettrait de réduire de 4,5 % et 3,6 % le pourcentage de la dose à appliquer respectivement pour une hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire supérieur et inférieur (table 6.7).

Table 6.7. Différence de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios technologiques 2 et 3 en fonction de l'hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire considérée aux trois dates pour chacune des parcelles.

Passage du scénario 2 au scénario 3		Différence de % de la dose homologuée à appliquer	
		Hypothèse de risque supérieur	Hypothèse de risque inférieur
T1	Aglae	-9	-13
	Franquet	-11	-7
	Terre blanche	+2	+7
T2	Aglae	-10	-12
	Franquet	+2	+3
	Terre blanche	-7	-5
T3	Aglae	-6	-5
	Franquet	+3	+2
	Terre blanche	-4	-3

Le passage du scénario 3 au scénario 4 permet d'évaluer de l'apport d'une prise de décision de la dose à l'échelle intra parcellaire plutôt qu'à l'échelle de la parcelle. Les résultats montrent qu'en moyenne sur l'ensemble de la saison de végétation et à l'échelle du domaine, le passage du scénario 3 au scénario 4 permettrait de réduire de 10,2 % et 8,4 % le pourcentage de la dose à appliquer respectivement pour une hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire supérieur et inférieur (table 6.8).

Table 6.8. Différence de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios technologiques 3 et 4 en fonction de l'hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire considérée aux trois dates pour chacune des parcelles.

Passage du scénario 3 au scénario 4		Différence de % de la dose homologuée à appliquer	
		Hypothèse de risque supérieur	Hypothèse de risque inférieur
T1	Aglae	-7	-5
	Franquet	-5	-7
	Terre blanche	-9	-11
T2	Aglae	-8	-10
	Franquet	-10	-12
	Terre blanche	-8	-14
T3	Aglae	-14	-7
	Franquet	-15	-4
	Terre blanche	-16	-6

La comparaison des scénarios 1 et 4 permet de répondre à la question opérationnelle posée en début de ce chapitre et que nous rappelons ici : quel est le potentiel des technologies de pulvérisation de précision en termes de réduction de produits de protections des plantes et de maîtrise des risques phytosanitaires en viticulture ?

Les résultats de cette comparaison mettent en évidence qu'à l'échelle du domaine et sur l'ensemble de la saison de végétation, le scénario 4 qui simule un pulvérisateur en rupture technologique capable de réaliser une *variable rate application* permet d'économiser en moyenne 42 % et 57 % de la dose à appliquer par rapport à la pleine dose homologuée, respectivement selon l'hypothèse de niveau de risque inférieur ou supérieur.

De manière plus générale, ces résultats permettent de quantifier sur le domaine considéré les perspectives d'économies d'intrants selon les différents scénarios technologiques et d'estimer les gains via une comparaison entre eux.

Introduction de nouveaux indicateurs pour qualifier la fragilité de la protection phytosanitaire du point de vue du décideur

Le critère de pourcentage de dose à appliquer à l'échelle ne semble pas suffisant pour qualifier et évaluer les scénarios technologiques. Le pourcentage de dose économisée par rapport à une protection standard doit s'apprécier par rapport au risque pris. Nous avons proposé de paramétrer le risque pris dans la décision liée à la définition des besoins en protection avec le choix de la distribution de références. Il s'agit d'une notion globale.

Afin d'apporter une information complémentaire permettant de prendre en compte les zones de végétation qui ne sont pas bien protégées par la dose préconisée selon la distribution de référence choisie, deux indicateurs d'analyse (nommés incidence et sévérité) permettant de qualifier de la fragilité locale de la protection phytosanitaire sont proposés.

À l'échelle de chaque unité spatiale (pixel 3 m), nous avons considéré qu'une fragilité de la protection est présente si le pourcentage de dose qui serait idéalement à appliquer sur une unité spatiale (pixel 3 m) vis-à-vis de la référence de distribution de dose choisie est supérieur à la dose effectivement préconisée pour le pixel considéré compte-tenu de l'échelle de décision.

- Nous définissons alors l'incidence d'une fragilité de protection à l'échelle spatiale de décision de la dose dans le scénario considéré, comme le rapport entre le nombre

d'unités spatiales ayant un pourcentage de dose idéalement à appliquer supérieur à la dose effectivement préconisée et le nombre total d'unités spatiales (pixel 3 m). Cet indicateur est sans unité et nous l'exprimerons en %. Typiquement, du fait du choix de la préconisation, lorsqu'on est à l'échelle décisionnelle de la parcelle (scénario 3) ou du domaine (scénario 2), de la valeur au 95ème centile, 5 % des unités spatiales de la parcelle, respectivement du domaine sont « sous-dosées » par rapport à l'idéal. Cet indicateur prend la valeur de 5 %.

- Nous définissons la sévérité d'une fragilité de la protection phytosanitaire pour les unités spatiales ayant un pourcentage de dose idéalement à appliquer supérieur à la dose préconisée, comme la moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts entre la dose préconisée à l'échelle spatiale de décision et la dose qui serait idéalement appliquée à l'échelle du pixel. Cet indicateur est sans unité et nous l'exprimerons en %.

Prenons un exemple de scénario technologique, le scénario 1, avec une hypothèse de niveau de risque inférieur de la protection phytosanitaire, afin d'illustrer l'intérêt de prendre en compte la fragilité de la protection phytosanitaire. La figure 6.6 montre les valeurs moyennes d'incidence et de sévérité de la fragilité de la protection phytosanitaire obtenues pour le scénario 1 en fonction de la date (T1, T2, T3). Pour le scénario 1, la dose préconisée correspond à la pleine dose homologuée. On remarque au cours de la saison de végétation que l'incidence et la sévérité de la fragilité de la protection augmentent. L'incidence de la fragilité passe de 0 % au T1 à 96 % au T3 et la sévérité de la fragilité passe de 0 % au T1 à 72 % au T3. On observe qu'une fragilité de la protection est présente dès le T2, avec une valeur d'incidence à 49 % et de sévérité à 20 %. Ces résultats mettent en évidence que, si l'on prenait comme référence la distribution obtenue en fin de végétation avec un appareil offrant une de bonne qualité d'application, l'application de la pleine dose homologuée ne garantirait pas une protection phytosanitaire optimale dans le cas d'une présence significative d'une maladie. Cela s'explique par la faible performance de qualité d'application des PPP avec une voûte pneumatique en passage 1 rang sur 4 (Codis et al., 2014, 2018).

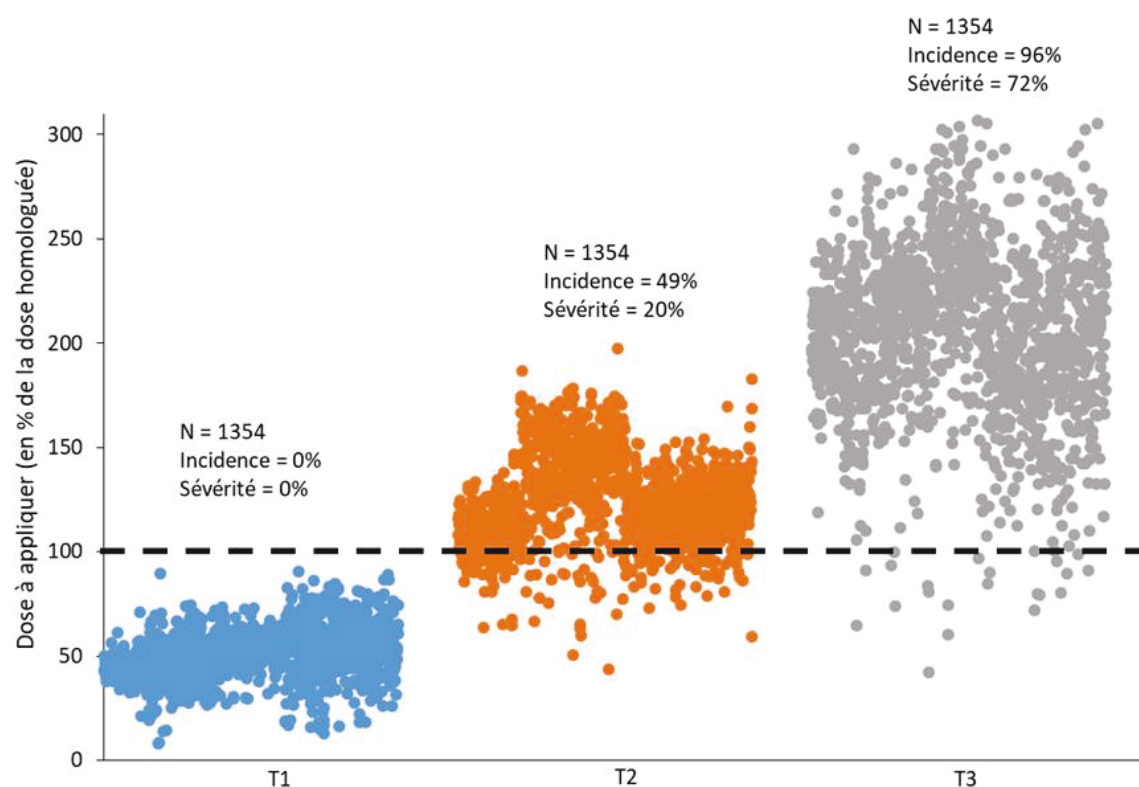


Figure 6.7. Evolution de l'incidence et de la sévérité de la fragilité (en %) au cours de la saison de végétation (T1 en bleu, T2 en orange et T3 en gris) à l'échelle du domaine en considérant le scénario technologique 1 avec un niveau de risque inférieur de la protection phytosanitaire. Chaque point correspond à une unité spatiale (pixel 3 m). À chaque date, 1354 unités spatiales ont été définies (N). Le trait pointillé de couleur noire correspond à la pleine dose homologuée qui serait appliquée aux trois dates.

6.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, l'objectif était de proposer un nouveau cadre permettant une évaluation croisée intégrant à la fois le potentiel de réduction de doses et la prise en compte de niveaux de risques pour la protection phytosanitaire. Ce cadre d'évaluation offre la possibilité de comparer de manière objectivée et quantitative tout un ensemble d'hypothèses pour l'évolution de la protection phytosanitaire en viticulture comme :

- La mise au point de nouvelles techniques d'application plus précises (sous réserve de la mise au point du modèle de prédiction des distributions des dépôts comme ce qui a été fait dans la thèse pour les deux matériels : voûte 1 rang sur 4 et face par face à jet porté).

- L'évaluation d'un changement du mode d'expression de la dose (e.g. passage de la dose homologuée à une dose exprimée en fonction du *leaf wall area*).
- Définir quelle échelle spatiale est la plus pertinente pour l'ajustement des doses au regard de la variabilité de la végétation sur les parcelles.
- Aider les agro-équipementiers à identifier les meilleurs compromis pour le développement de dispositifs de pulvérisation de précision en lien avec le coût des solutions développées et leur complexité.

Enfin, en complément du potentiel de réduction de doses, chaque scénario peut être accompagné d'indicateurs d'évaluation complémentaires permettant de prendre en compte la fragilité de la protection phytosanitaire, relativement à une référence, sous la forme d'une incidence et d'une sévérité. Ces indicateurs permettent une interprétation quantitative et comparative de la fragilité potentielle de la protection phytosanitaire.

Ce cadre d'évaluation développé au sein de la thèse va être complétée et développée dans le cadre du projet CASDAR RT (Recherche Technologique) TECHNODOSEVITI qui est concomitant à ce travail de thèse et devrait se terminer fin 2021. Ces travaux permettront d'apporter aux viticulteurs des éléments objectifs de décisions dans leur gestion des techniques de traitement phytosanitaire.

Afin d'illustrer le cadre d'évaluation proposé dans ce chapitre, une plateforme web appelée « démonstrateur Technodoseviti » a été conçu et développé durant les derniers mois de la thèse. Cette plateforme web, destinée à la profession viticole, permet sous la forme d'un outil pédagogique de visualiser sous la forme de cartes (i) la variabilité spatio-temporelle d'indicateurs et d'attributs végétatifs obtenus à partir d'une acquisition faite par MTLS à l'échelle d'un domaine viticole et (ii) de préconisations des doses en PPP à appliquer en fonction de différents choix de matériels d'application pour assurer une distribution de dépôts supposée suffisante pour assurer la protection de la culture. Cette plateforme web est disponible en ligne (renvoi annexe).

Chapitre 7. Conclusions générales et perspectives

7.1 Conclusions générales

Au cours des cinquante années qui ont suivi la fin de seconde guerre mondiale, les progrès de la chimie pour la protection des cultures ont contribué à augmenter significativement les rendements et à assurer la sécurité alimentaire de l'Europe. Faciles à appliquer et peu coûteux au regard de la valeur de la récolte, les produits de protection des plantes (PPP) se sont avérés très efficaces en viticulture dans l'objectif de sécuriser les récoltes à la fois en quantité et en qualité. Toutefois, la prise de conscience de l'impact de ces produits sur l'environnement et la santé questionne ces usages et se traduit par une demande sociétale forte pour la réduction de l'utilisation des PPP de synthèse.

En viticulture, différentes stratégies peuvent être mises en œuvre de manière complémentaire pour parvenir à réduire l'usage des PPP. C'est notamment le cas de la création de variétés résistantes, le raisonnement pour l'amélioration du positionnement des traitements, le recours à des solutions de traitements de biocontrôle, et l'optimisation des procédés de pulvérisation (chapitre 1). Parmi cette combinaison de moyens, l'optimisation des procédés d'application représente à l'heure actuelle le levier le plus rapidement mobilisable. Le parc de pulvérisateurs utilisé en viticulture se caractérise par une grande diversité de machines tant en termes de configurations que de technologies. Cette diversité se traduit par des performances très contrastées. Ces deux éléments combinés se traduisent dans la pratique par des quantités de dépôts de produits sur le végétal à protéger extrêmement variables selon le type de pulvérisateurs utilisé et les caractéristiques de la végétation à protéger (stade phénologique, mode de conduit) (chapitre 1). Pour établir des données de référence et prédire ainsi les répartitions en termes de distribution statistique afin de raisonner les apports, une approche purement expérimentale semble a priori inefficace. Il n'est en effet pas imaginable d'expérimenter toutes les situations rencontrées au vignoble : appareil x réglage x conditions extérieures x cépage x stade de développement x mode de conduite x distances de plantation x topographie.

En partant de ce constat, cette thèse s'est orientée sur le développement de modèles prédictifs des quantités et distributions de dépôts sur le végétal en fonction de la structure du couvert, au plan dimensionnel comme de la densité de feuillage. Le développement de ces modèles devait dans notre vision considérer des scénarios technologiques contrastés en termes de techniques d'application, avec différents matériels usuels et des perspectives d'automatisation. Plusieurs questions scientifiques ont été identifiées, que nous rappelons ici :

- Comment caractériser la structure de la végétation de la vigne ?
- Comment caractériser la distribution statistique des dépôts de pulvérisation interceptés dans la végétation et à quelle échelle (feuille, cep, portion rang) ?
- Comment évaluer cette distribution pour qu'elle soit interprétable du point de vue de la protection phytosanitaire ?
- Quelles caractéristiques structurelles de la vigne mobiliser pour définir, à l'aide de modèles issus de données expérimentales, la dose en PPP à appliquer en fonction de la performance agro-environnementale de la technologie de pulvérisation utilisée ?

Des développements technologiques paraissent possibles comme l'application du concept de l'agriculture de précision à la pulvérisation viticole. Le gain potentiel de ces innovations en termes d'économie de PPP doit être apprécié au regard de leur capacité à maîtriser le risque phytosanitaire ce qui nous a amené à formuler une question scientifique complémentaire et intégrative des questions précédentes :

- Comment formaliser un cadre d'évaluation de la pulvérisation de précision de manière à formuler des recommandations aux agro-équipementiers et utilisateurs de ces innovations ?

Nous faisons une synthèse des réponses à ces questions dans les parties suivantes, avant de dresser quelques perspectives. Nous commencerons par les questions instrumentales et de mesure, puis la modélisation, et enfin l'usage des modèles à base de données pour l'évaluation.

7.1.1 Mesurer

Dans le chapitre 3, nous nous appuyons sur la littérature pour montrer que les scanners LiDAR terrestres mobiles (*mobile terrestrial LiDAR scanner*, MTLs) permettent une mesure rapide

et non destructive de la végétation avec une précision suffisante pour de nombreuses applications agricoles et notamment en viticulture. Malgré la démonstration dans des études antérieures de l'intérêt des MTLs pour caractériser la structure de la végétation de la vigne, avec des applications en pulvérisation, leur utilisation est encore rare en viticulture et reste au stade de la recherche. Nous constatons également le manque de protocoles solides pour le traitement, l'interprétation des données et leur traduction en termes agronomique.

C'est pour répondre à ce manque qu'une nouvelle méthode de traitement automatisée de filtration et classification des nuages de points issus d'un MTLs (*bayesian point cloud classification*, BPCC) permettant d'estimer la hauteur et l'épaisseur de la végétation par l'intermédiaire attributs végétatifs primaires a été proposée. La méthode développée a été comparée à une méthode de référence non automatisée et aux mesures manuelles classiques de la végétation. Cette comparaison a été réalisée à partir de données collectées sur plusieurs cépages selon deux modes de conduite différents. La méthode développée s'est avérée plus efficace que la méthode de référence non automatisée pour filtrer les données de nuages de points et pour estimer les dimensions du couvert dans les vignobles à partir d'un balayage LiDAR réalisé d'un seul côté du rang de vigne. La méthode proposée fonctionne à un niveau d'automatisation plus élevé que la méthode de référence. Elle semble plus adaptée au traitement en continu et permet d'envisager dans le futur un traitement en temps réel des données.

Cette première contribution, d'ordre méthodologique, a permis d'extraire des attributs primaires végétatifs qui caractérisent la végétation au plan dimensionnel et de la densité et qui peuvent être utilisés comme données d'entrée pour la modélisation prédictive de la distribution des dépôts de pulvérisation interceptés au sein de la végétation.

Historiquement, la modélisation des dépôts est basée sur l'étude des dépôts moyens au sein de la végétation, mais est-ce pertinent et suffisant pour calculer la dose à appliquer et/ou déterminer les besoins de pulvérisation spécifiques à chaque site ? Dans le chapitre 4, une étude de la distribution statistique des dépôts foliaires interceptés au sein du couvert végétal à l'échelle d'un cep de vigne a été réalisée.

Une méthode expérimentale a été développée pour caractériser et estimer la distribution statistique des dépôts foliaires au vignoble. Cette méthode expérimentale est basée sur la pose de cibles artificielles selon un maillage régulier au sein de la végétation. La méthode expérimentale développée a été comparée à une méthode exhaustive de mesures de dépôts foliaires sur collecteurs naturels (feuilles réelles). Nous avons mis d'une part en évidence que la méthode expérimentale proposée est pertinente pour estimer à un stade de végétation avancée

la distribution des dépôts foliaires, et d'autre part, que la répartition des dépôts au sein de la végétation est très variable. Il semble donc que pour prendre en compte les zones du couvert végétal les moins bien traitées et donc les plus exposées au développement des pathogènes, la moyenne des dépôts, même à l'échelle du cep, soit une information insuffisante. La description du signal de dépôt par une distribution statistique des dépôts au sein de la végétation a ainsi été privilégiée.

À partir de ces résultats méthodologiques, les données nécessaires au développement de modèles statistiques capables de prédire la distribution des dépôts au sein du couvert végétal pouvaient être réunies. Ce changement de paradigme pour la modélisation permettrait ainsi de développer une approche de gestion des doses et de la commande des pulvérisateurs prenant mieux en compte le risque phytosanitaire et adaptée l'évolution de la structure locale de la végétation au cours de la saison.

7.1.2 Modéliser

Historiquement, la modélisation des dépôts de pulvérisation était essentiellement descriptive et basée sur l'expression d'un dépôt moyen. Dans le chapitre 5, une nouvelle approche de modélisation statistique multivariée permettant de prédire la distribution des dépôts a été proposée. Les modèles de prédiction développés dans le cadre de ce travail tiennent à la fois compte de la technologie d'application du pulvérisateur et de la structure de la végétation. La structure de la végétation est évaluée au plan dimensionnel par sa hauteur et son épaisseur mais aussi par sa densité, par l'intermédiaire d'attributs végétatifs primaires dérivés d'une acquisition MTLs.

Cette nouvelle modélisation a été comparée avec les modèles existants qui reposent sur une modélisation empirique univariée basée sur des indicateurs végétatifs agrégés tels que le *leaf wall area* ou le *tree row volume*. Nous avons mis en évidence que cette nouvelle modélisation offre une meilleure précision dans la prédiction de la distribution des dépôts sur la saison de végétation complète et cela indépendamment du décile de distribution considéré. Ces résultats s'expliquent par une description de la structure de la végétation sous la forme d'attributs primaires végétatifs (hauteur, épaisseur, densité) apportant chacun des informations non redondantes et complémentaires au cours de la saison de végétation au sein des modèles de prédiction multivariés.

Le changement de paradigme opéré, avec le passage d'une modélisation empirique univariée à une modélisation statistique multivariée permet d'envisager des nouveaux modes de gestion du risque phytosanitaire et des applications de PPP mieux adaptées à l'évolution de la structure locale de la végétation au cours de la saison. Enfin, la nouvelle approche de modélisation proposée est suffisamment générique et maîtrisée pour envisager de la transposer à d'autres technologies de pulvérisation et d'autres vignobles que ceux étudiés dans ce mémoire.

7.1.3 Evaluer

Si des développements technologiques paraissent possibles pour appliquer à la pulvérisation viticole le concept d'agriculture de précision, le gain potentiel de ces innovations en termes d'économie de PPP doit être apprécié au regard de leur coût, leur complexité et de leur capacité à maîtriser le risque phytosanitaire.

Dans le chapitre 6, une étude exploratoire autour de la proposition d'un cadre d'évaluation de scénarios technologiques a été menée. L'objectif de l'évaluation est d'analyser les gains en termes de réduction de PPP qu'apporteraient des solutions de pulvérisation en rupture technologique (*variable rate technology*) au regard des solutions techniques actuellement disponibles (voûte et face par face). Dans cet objectif, une comparaison de quatre scénarios technologiques a été effectuée. Cette comparaison a été conduite selon deux hypothèses de niveaux de risques subjectifs dénommés inférieurs et supérieurs de la protection phytosanitaire basées sur deux distributions de référence contrastées en termes de dépôts. Il a été montré qu'à l'échelle du domaine et sur l'ensemble de la saison de végétation, le scénario en rupture technologique permet d'économiser en moyenne sur la saison 42 % et 57 % de la dose homologuée (dose définie par ha cadastrale) à appliquer, respectivement selon l'hypothèse du niveau de risque inférieur ou supérieur. Nous avons aussi proposé deux indicateurs nommés incidence et sévérité de la fragilité de protection qui permettent de qualifier les scénarios technologiques en termes de fragilité locale de la protection phytosanitaire. Ces deux indicateurs permettent d'apporter une information complémentaire au pourcentage de dose à appliquer en prenant en compte les zones de végétation qui ne sont pas protégées par la dose préconisée par surface de feuille dans l'évaluation des scénarios technologiques.

Pour conclure, si l'évolution du mode de l'expression de dose, et l'adaptation des doses à la structure du végétal donnent des perspectives d'économie de PPP tout en garantissant a priori une bonne efficacité de la protection, la pulvérisation de précision (ciblage de la pulvérisation et adaptation de la dose à appliquer en fonction de la structure de la végétation à traiter) semble également une voie technique prometteuse.

7.2 Perspectives

Les différentes perspectives de recherches qui permettraient de poursuivre ces travaux sont présentées.

La méthode automatisée de filtration et de classification de nuage de points LiDAR (BPCC) peut être approfondie dans la perspective d'un traitement complètement automatisé voire embarqué de données LiDAR. Des améliorations sont nécessaires, en particulier pour :

- Fournir un estimateur plus robuste pour la détermination du seuil optimal permettant d'estimer le nombre de classes (clusters) et les dimensions (hauteur, épaisseur) de la végétation pour un stade phénologique donné.
- Valider et prouver que la méthode BPCC peut être transférée dans un contexte opérationnel, c'est-à-dire dans le cadre d'un traitement en temps réel des informations issus d'un MTLs.
- Tester la méthode BPCC dans d'autres systèmes de cultures, comme par exemple en cultures arboricoles.

Par rapport à la caractérisation de la distribution des dépôts à une échelle spatiale fine au sein du couvert végétal telle qu'évoquée au chapitre 4, il convient de noter que :

- Bien que les collecteurs et les feuilles réelles aient été placés dans une grille 2D régulière à travers la végétation, la distribution a été décrite uniquement dans l'espace des attributs, et non dans l'espace métrique. Des analyses spatiales complémentaires sur les sections de végétation pourraient être réalisées sur la base des données représentées

en figure 4.7. Des recherches supplémentaires sont certainement nécessaires pour développer des approches permettant de spatialiser la distribution des dépôts dans le couvert végétal et perfectionner les protocoles de collectes qui ont été utilisés en 2016 et 2017 et ont permis d'établir et valider les modèles de prédiction multivariés décrits au chapitre 5 section 5.2.

- Dans l'analyse des distributions de dépôts, nous nous sommes intéressés à leur distribution au sein du couvert végétal sans distinguer la répartition entre les faces supérieures et inférieures des feuilles. Les mécanismes à l'œuvre dans l'infection des tissus par les pathogènes laissent entrevoir une influence significative de la proportion de PPP qui va se retrouver en face inférieure (où sont situés les stomates) par rapport à la face supérieure. Cette influence serait toutefois à relativiser en fonction du mode d'action du PPP (contact ou systémique), du pathogène visé (mildiou ou oïdium de la vigne), et de la redistribution des produits lors des pluies. Des travaux en pathologie végétale combinés à des études détaillées des dépôts sur faces inférieure et supérieure seraient utiles afin d'ajuster au mieux les modèles de modulation des doses en PPP à appliquer selon les risques épidémiologiques.
- Par ailleurs, on ne s'est intéressé dans ce travail expérimental qu'à caractériser la distribution des dépôts un stade phénologique avancé et pour une seule typologie de pulvérisateur. Une étude complémentaire devrait être réalisée pour permettre de valider la méthode expérimentale proposée dans des conditions expérimentales contrastées. À moyen terme, il s'agirait de développer une méthodologie de référence robuste, générique et précise permettant de quantifier et d'estimer la distribution des dépôts de pulvérisation et sa variabilité spatiale. Cette méthodologie de référence permettrait d'évaluer des protocoles pratiques et empiriques d'échantillonnage des dépôts comme ceux utilisés au chapitre 5 section 2.
- Enfin, ces connaissances devraient servir de base à d'autres études sur la création de plans d'échantillonnage optimisés pour évaluer la distribution des dépôts avec un minimum de cibles artificielles, ou des capteurs électroniques qui analyseraient en temps réel les mesures de dépôts au champ (« feuilles connectées »). Des études détaillées du type de celle menée au chapitre 4 à différents stades phénologiques

permettraient de fournir des éléments précieux sur la manière de répartir des cibles artificielles dans le couvert végétal.

Dans la démarche de modélisation multivariée proposée, il convient de noter que :

- Pour prendre en compte d'autres modes de conduite de la vigne qui se caractérisent notamment par un espacement entre rangs différents, il est indispensable d'intégrer la distance d'inter-rang comme variable explicative au sein des modèles de prédiction.
- Couplée avec une approche de gestion du risque, cette démarche de modélisation multivariée ouvre la voie à la construction d'abaques d'adaptation des doses génériques applicables sur les différents vignobles avec pour paramètres d'entrée : hauteur, épaisseur, espacement entre rangs et le type de pulvérisateurs utilisé. À terme, ces abaques d'adaptation des doses seraient destinés à apparaître sur les étiquettes de produits phytosanitaires. Un groupe de travail sur l'expression des doses a été créé en 2017 au sein de la Commission des Essais Biologiques dans cet objectif.
- L'IBR a été proposé ici, mais la nécessité d'une mesure de la densité de la végétation à haute résolution est évidente et représente un domaine à explorer pour améliorer dans le futur ces modèles.

Le cadre d'évaluation proposé a également pour vocation d'identifier à terme des optimums technologiques permettant d'établir des recommandations auprès des équipementiers pour la conception de leurs nouveaux modèles de pulvérisateurs et de conseiller la filière, les pouvoirs publics dans les orientations à donner pour la viticulture de demain. Cependant, des éléments pourraient être intégrés afin d'améliorer le cadre d'évaluation proposé :

- Ce cadre d'évaluation s'appuie sur des hypothèses de niveaux de risques gradués de la protection phytosanitaire permettant de contextualiser la réduction de dose de PPP à appliquer. Ces hypothèses de niveaux de risques considérés, qui sont exprimés sous la forme de distribution de dépôts de référence, n'ont pas été vérifiées d'un point de vue épidémiologique. Une recherche comprenant des expérimentations avec évaluation biologique, et des simulations des pathosystèmes vigne-bioagresseur seraient

nécessaires afin d'établir une ou des distributions de référence de dépôts jugées suffisantes pour garantir à priori une bonne efficacité de la protection phytosanitaire.

- Nous n'avons pas eu la possibilité de disposer d'un pulvérisateur en rupture technologique, il serait nécessaire de disposer de modèles de prédiction de distributions de dépôts pour ces pulvérisateurs afin de les comparer pulvérisateurs disposant des technologies courantes sur le marché.
- Une prochaine étape constituerait à prendre en compte l'intérêt environnemental (e.g. critère traduisant la dérive aérienne de la pulvérisation), technico-économique (e.g. critères traduisant les coûts liés au temps de chantier, la consommation en énergie fossile, le facteur de risque lié à la fragilité du matériel et le coût de protection des PPP) et la sécurité pour les opérateurs en termes d'exposition dans l'évaluation des scénarios technologiques. Toutefois, compte tenu de la haute valeur ajoutée de la vigne, et du faible coût relatif des PPP, on s'attend à ce que le critère économique n'ait pas les mêmes effets que dans le cas des grandes cultures. La question du raisonnement d'investissement lors du renouvellement d'un pulvérisateur dans une exploitation, notamment lorsqu'un matériel performant est susceptible d'être subventionné pourrait s'appuyer sur le cadre d'évaluation que nous avons proposé, sur la base de simulations technico-économiques de campagnes de protection type.

De manière générale dans tout notre travail, nous nous sommes restreints à un système de conduite de la vigne caractéristique de l'arc méditerranéen. Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour valider la démarche dans d'autres modes de conduite, et notamment dans le contexte des vignes étroites.

Ces ensembles de perspectives sont des recherches que je pense nécessaire afin d'aboutir à la mise en place de services viables de pulvérisation de précision comprenant une chaîne complète capteur-modèle-pulvérisateur permettant d'atteindre la réduction des PPP attendue par les viticulteurs et les pouvoirs publics. Une étape prochaine, dans l'évaluation d'une telle approche numérique facilitant l'élaboration d'une préconisation spatialement précise des doses de PPP, consisterait à appliquer l'approche sur une saison culturale complète et à valider la démarche au vignoble par la mise en place d'essais biologiques. À terme, la mise en place de tels services dans la filière viticole semble à la fois plausible et opportune.

Bibliographie

Andersen, H. J., Reng, L., & Kirk, K. (2005). Geometric plant properties by relaxed stereo vision using simulated annealing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 49(2), 219-232.

Anon. Commission Implementing Regulation (EU). (2018). (2018/ 1981 of 13 December 2018) Renewing the approval of the active substances copper compounds, as candidates for substitution. In , Vol. 317. Accordance with Regulation (EC) No 1107/2009 of the European Parliament and of the Council concerning the placing of plant protection products on the market, and amending the Annex to Commission Implementing Regulation (EU) No 540/2011. OJ L, 16-20.

Arena, M., Auteri, D., Barmaz, S., Bellisai, G., Brancato, A., Brocca, D., Bura, L., Byers, H., Chiusolo, A., Marques, D.C., Crivellente, F., Lentdecker, C.D., Egsmose, M., Erdos, Z., Fait, G., Ferreira, L., Goumenou, M., Greco, L., Ippolito, A., Istace, F., Jarrah, S., Kardassi, D., Leuschner, R., Lythgo, C., Magrans, J.O., Medina, P., Miron, I., Molnar, T., Nougadere, A., Padovani, L., Morte, J.M.P., Pedersen, R., Reich, H., Sacchi, A., Santos, M., Serafimova, R., Sharp, R., Stanek, A., Streissl, F., Sturma, J., Szentes, C., Tarazona, J., Terron, A., Theobald, A., Vagenende, B., Verani, A., Villamar-Bouza, L. (2018). Peer review of the pesticide risk assessment of the active substance copper compounds copper(I), copper(II) variants namely copper hydroxide, copper oxychloride, tribasic copper sulfate, copper(I) oxide, Bordeaux mixture. *EFSA Journal* 16, e05152. <https://doi.org/10.2903/j.efsa.2018.5152>

Arnó, J., Martínez, J. A., Ribes, M., & Rosell, J. R. (2009). Precision viticulture. Research topics, challenges and opportunities in site-specific vineyard management. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 2009, 7(4), 779-790.

Arnó, J., Escolà, A., Masip, J., & Rosell-Polo, J. R. (2015). Influence of the scanned side of the row in terrestrial laser sensor applications in vineyards: Practical consequences. *Precision Agriculture*, 16(2), 119-128. <https://doi.org/10.1007/s11119-014-9364-7>

Arnó, J., Escolà, A., Vallès, J. M., Llorens, J., Sanz, R., Masip, J., Palacín, J., & Rosell-Polo, J. R. (2013). Leaf area index estimation in vineyards using a ground-based LiDAR scanner. *Precision Agriculture*, 14(3), 290-306. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9295-0>

Arnó, J., Escolà, A., & Rosell-Polo, J. R. (2017). Setting the optimal length to be scanned in rows of vines by using mobile terrestrial laser scanners. *Precision Agriculture*, 18(2), 145-151. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9451-z>

Aubertot, J.-N., Barbier, J.-M., Carpentier, A., Gril, J.-J., Guichard, L., Lucas, P., Savary, S., Voltz, M., & Savini, I. (2005). Réduire l'utilisation des pesticides et en limiter les impacts environnementaux. Rapport de l'expertise réalisée par l'INRA et le Cemagref à la demande du Ministère de l'agriculture et de la pêche (MAP) et du Ministère de l'écologie et du développement durable (MEDD).

Backman, J., Oksanen, T., & Visala, A. (2012). Navigation system for agricultural machines: Nonlinear model predictive path tracking. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82, 32-43.

- Balsari, P., Marucco, P., & Tamagnone, M. (2007). A test bench for the classification of boom sprayers according to drift risk. *Crop Protection*, 26(10), 1482-1489.
- Balsari, P., Doruchowski, G., Marucco, P., Tamagnone, M., Van de Zande, J., & Wenneker, M. (2008). A system for adjusting the spray application to the target characteristics. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*.
- Barawid Jr, O. C., Mizushima, A., Ishii, K., & Noguchi, N. (2007). Development of an autonomous navigation system using a two-dimensional laser scanner in an orchard application. *Biosystems Engineering*, 96(2), 139-149.
- Bastianelli, M., Rudnicki, V. D., Codis, S., Ribeyrolles, X., & Naud, O. (2017). Two vegetation indicators from 2D ground Lidar scanner compared for predicting spraying deposits on grapevine. *Proceedings of the 2017 EFITA WCCA conference*, Montpellier, France, 153-154.
- Bastianelli, M., Rudnicki, V. D., Codis, S., & Naud, O. (2018). Assessing models from Lidar based vegetation indicators for predicting spraying deposit amounts in a set of vine estates in France. *Aspects of Applied Biology*, (137), 375-384.
- Belsley, D. A., Kuh, E., & Welsch, R. E. (2005). *Regression diagnostics: Identifying influential data and sources of collinearity* (Vol. 571). John Wiley & Sons.
- Bendiab, A. T., Bathily, M., Vigreux, C., Escalier, R., Pradel, A., Kribich, R. K., & Bendoula, R. (2018). Chalcogenide rib waveguides for the characterization of spray deposits. *Optical Materials*, 86, 298-303.
- Berk, P., Hocevar, M., Stajniko, D., & Belsak, A. (2016). Development of alternative plant protection product application techniques in orchards, based on measurement sensing systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 124, 273-288. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.04.018>
- Bietresato, M., Carabin, G., Vidoni, R., Gasparetto, A., & Mazzetto, F. (2016). Evaluation of a LiDARbased 3D-stereoscopic vision system for crop-monitoring applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 124, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.03.017>.
- Bloesch, B., & Viret, O. (2008). Stades phénologiques repères de la vigne. *Revue Suisse Viticulture Arboriculture Horticulture*, 40, 6-10.
- Bouquet, A. (1980). *Vitis X Muscadinia hybridization : a new way in grape breeding for disease resistance in France*. Presented at the Proceedings of the 3rd International Symposium on Grape Breeding, Davis, Calif. (USA), 15-18 Jun 1980, Department. of Viticulture and Enology.
- Bramley, R. G. V. (2001). Progress in the development of precision viticulture—variation in yield, quality and soil properties in contrasting Australian vineyards (No. 14, pp. 25-43). Occasional report.
- Bramley, R. G. V., & Hamilton, R. P. (2004). Understanding variability in winegrape production systems: 1. Within vineyard variation in yield over several vintages. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 10(1), 32-45.
- Brunet, N., Guichard, L., Omon, B., Pingault, N., Pley-Ber, E., & Seiler, A. (2008). L'indicateur de fréquence de traitements (IFT): un indicateur pour une utilisation durable des pesticides.
- Byers, R. E., Hickey, K. D., & Hill, C. H. (1971). Base gallonage per acre. *Virginia Fruit*, 60(8), 19-23.

- Cabús, A., Pellini, M., Zanzotti, R., Devigili, L., Maines, R., Giovannini, O., Matteidi, L., & Mescalcchin, E. (2017). Efficacy of reduced copper dosages against *Plasmopara viticola* in organic agriculture. *Crop Protection* 96, 103–108
- Caffi, T., Rossi, V., & Bugiani, R. (2010). Evaluation of a warning system for controlling primary infections of grapevine downy mildew. *Plant Disease*, 94(6), 709-716.
- Cai, S., & Stark, J. D. (1997). Evaluation of five fluorescent dyes and triethyl phosphate as atmospheric tracers of agricultural sprays. *Journal of Environmental Science & Health Part B*, 32(6), 969-983.
- Calonnec, A., Cartolaro, P., Deliere, L., & Chadoeuf, J. (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.
- Calonnec, A., Latu, G., Naulin, J. M., Roman, J., & Tessier, G. (2005). Parallel simulation of the propagation of powdery mildew in a vineyard. In *European Conference on Parallel Processing* (pp. 1254-1264). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Campos, J., Llop, J., Gallart, M., García-Ruiz, F., Gras, A., Salcedo, R., & Gil, E. (2019). Development of canopy vigour maps using UAV for site-specific management during vineyard spraying process. *Precision Agriculture*, 20(6), 1136-1156. <https://doi.org/10.1007/s11119-019-09643-z>
- Campos, J., Gallart, M., Llop, J., Ortega, P., Salcedo, R., & Gil, E. (2020). On-farm evaluation of prescription map-based variable rate application of pesticides in vineyards. *Agronomy*, 10(1), 102.
- Catania, P., Inglese, P., Pipitone, F., & Vallone, M. (2011). Assessment of the wind influence on spray application using an artificial vineyard. *European Journal of Horticultural Science*, 76(3), 102.
- Chang, C. L., Wu, B. H., & Chang, C. C. (2001, November). Autonomous field robotic vehicle with embedded multi-sensor system for agricultural applications. In *Proceedings of the 2011 International Technical Meeting of The Institute of Navigation* (pp. 1077-1084).
- Chapuis, G. (2012). Comparaison des systèmes d'expression des doses de produits de protection de la vigne dans 5 pays européens et les besoins d'une harmonisation. In *AFPP-CIETAP-Conférence sur les Techniques d'Application de Produits de Protection des Plantes*, Lyon (pp. 1-9).
- Chen, M. (2019). Analyse du risque de mildiou de la vigne dans le Bordelais à partir de données régionales et d'informations locales collectées en cours de saison (Doctoral dissertation, Paris Saclay).
- Chen, Y., Zhu, H., & Ozkan, H. E. (2012). Development of a variable-rate sprayer with laser scanning sensor to synchronize spray outputs to tree structures. *Transactions of the ASABE*, 55(3), 773-781.
- Cheraïet, A., Carra, M., Lienard, A., Codis, S., Vergès, A., Delpuech, X., & Naud, O. (2019, July). Investigation on LiDAR-based indicators for predicting agrochemical deposition within a vine field. In *12th European Conference on Precision Agriculture, Precision Agriculture '19*, ed. J.V. Stafford, ISBN : 978-90-8686-337-2, Wageningen Academic Publishers, 157-164, 157-164, 10.3920/978-90-8686-888-9_18.

Claverie, M. (2013). Optidose® Sud Est : bilan de 2 ans d'essais « parcelles » contre le mildiou et l'oïdium *Revue de viticulture et d'œnologie de la vallée du Rhône* 3-16.

Clerjeau, M. (2005). La vigne. In Aubertot J.N., J.M. Barbier, A. Carpentier, J.J. Gril, L. Guichard, P. Lucas, S. Savary, I. Savini, M. Voltz (éditeurs). *Pesticides, agriculture et environnement. Réduire l'utilisation des pesticides et limiter leurs impacts environnementaux. Rapport d'Expertise scientifique collective*, INRA et Cemagref (France).

Codis, S., Douzals, J.-P., Davy, A., & Chapuis, G. (2012). Comparaison des systèmes d'expression des doses de produits phytosanitaires en cultures pérennes entre les différents pays de l'Union Européenne et le besoin d'harmonisation. In AFPP – CIETAP – Conférence Sur Les Techniques D'application de Produits de Protection Des Plantes, (Lyon).

Codis, S., Bonicel, J.F., Diouloufet, G., Douzals, J.P., Hebrard, O., Montegano, P., Ruelle, B., Ribeyrolles, X., Vergès, A. (2013). EvaSprayViti: a new tool for sprayer's agro-environmental performance assessment. Colloque Suprofruit ; 12th Workshop on Spray Application Techniques in Fruit Growing (SuproFruit 2013 Valencia)

Codis, S., Vergès, A., Diouloufet, G., Bastidon, D., & Hébrard, O. (2014). Une vigne artificielle pour tester la qualité de la pulvérisation: Bonnes pratiques. *Phytoma-La Défense des végétaux*, 673, 20-25.

Codis, S. (2016). Stakes for a new model of dose expression in viticulture: advantages and points to be taken into consideration. In *Proceedings of the EPPO Workshop on harmonized dose expression for the zonal evaluation of plant protection products in high growing crops*, Austrian Agency for Health and Food Safety Vienna, 12-13.

Codis, S., Ruelle, B., Vergès, A., Savajols, B., Delpuech, X., Carra, M., Montegano, P., & Ribeyrolles, X. (2016). Mieux et moins traiter la vigne : moduler les doses dans la saison. Première proposition pour une contribution réaliste des agroéquipements aux objectifs du plan Écophyto : Faire évoluer le système d'expression des doses autorisées pour les adapter aux besoins réels du végétal. UMT EcoTechViti (IFV, IRSTEA, Montpellier Sup Agro) d'après la note « Utiliser moins et mieux les produits phytosanitaires en viticulture. *Phytoma* 698, pp. 22–23.

Codis, S., Carra, M., Delpuech, X., Montegano, P., Nicot, H., Ruelle, B., Ribeyrolles, X., Savajols, B., Vergès, A., & Naud, O. (2018). Dataset of spray deposit distribution in vine canopy for two contrasted performance sprayers during a vegetative cycle associated with crop indicators (LWA and TRV). *Data Brief*, 18, 415–421

Colaço, A.F., Molin, J.P., Rosell-Polo, J.R., & Escolà, A. (2018). Application of light detection and ranging and ultrasonic sensors to high-throughput phenotyping and precision horticulture: Current status and challenges. *Horticultural Research* 5, 35.

Cross, J. V., Walklate, P. J., Murray, R. A., & Richardson, G. M. (2001). Spray deposits and losses in different sized apple trees from an axial fan orchard sprayer: 2. Effects of spray quality. *Crop Protection*, 20(4), 333-343.

Dagostin, S., Schärer, H.-J., Pertot, I., & Tamm, L. (2011). Are there alternatives to copper for controlling grapevine downy mildew in organic viticulture ? *Crop Protection* 30, 776–788. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2011.02.031>

Dalla Marta, A., Magarey, R.D., & Orlandini, S. (2005b). Modelling leaf wetness duration and downy mildew simulation on grapevine in Italy. *Agricultural and Forest Meteorology* 132, 84–95. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2005.07.003>

- Dassot, M., Constant, T., & Fournier, M. (2011). The use of terrestrial LiDAR technology in forest science: application fields, benefits and challenges. *Annals of Forest Science*, 68(5), 959-974.
- Davy, A. (2007). Le programme Optidose: optimisation agronomique et environnementale de la pulvérisation. EUROVITI, 28-29 Novembre 2007: 157, 162.
- Davy, A. (2008). Programme Optidose. Des baisses de doses de 20 à 50% en moyenne. *Viticulture de la Vigne au Vin*, (1), 14.
- Davy, A., Raynal, M., Vergnes, M., Claverie, M., Codis, S., & Bernard, F. M. (2011). Trials results of the Optidose® method using an adjustment of the pesticide dose for control of downy mildew and powdery mildew, proceedings of the 11th international workshop on sustainable plant protection techniques in fruit growing. Lanxade, France, 8-10.
- de Castro, A., Jiménez-Brenes, F., Torres-Sánchez, J., Peña, J., Borra-Serrano, I., & López-Granados, F. (2018). 3-D Characterization of Vineyards Using a Novel UAV Imagery-Based OBIA Procedure for Precision Viticulture Applications. *Remote Sensing*, 10(4), 584. <https://doi.org/10.3390/rs10040584>
- Delmas, C. E., Fabre, F., Jolivet, J., Mazet, I. D., Richart Cervera, S., Deliere, L., & Delmotte, F. (2016). Adaptation of a plant pathogen to partial host resistance: selection for greater aggressiveness in grapevine downy mildew. *Evolutionary Applications*, 9(5), 709-725.
- del-Moral-Martínez, I., Arnó, J., Escolà, A., Sanz, R., Masip-Vilalta, J., Company-Messa, J., & Rosell-Polo, J. (2015). Georeferenced Scanning System to Estimate the Leaf Wall Area in Tree Crops. *Sensors*, 15(4), 8382-8405. <https://doi.org/10.3390/s150408382>
- del-Moral-Martínez, I., Rosell-Polo, J. R., Company, J., Sanz, R., Masip, J., Martínez-Casasnovas, J. A., & Arnó, J. (2016). Mapping Vineyard Leaf Area Using Mobile Terrestrial Laser Scanners : Should Rows be Scanned On-the-Go or Discontinuously Sampled? *Sensors*, 16(1), 119. <https://doi.org/10.3390/s16010119>
- del-Moral-Martínez, I., Rosell-Polo, J. R., Uribeetxebarria, A., & Arnó, J. (2020). Spatially variable pesticide application in vineyards: Part I, developing a geostatistical approach. *Biosystems Engineering*, 195, 17-26.
- Derksen, R. C., Zhu, H., Fox, R. D., Brazee, R. D., & Krause, C. R. (2007). Coverage and drift produced by air induction and conventional hydraulic nozzles used for orchard applications. *Transactions of the ASABE*, 50(5), 1493-1501.
- Deveau, J. (2009). Six Elements of Effective Spraying in Orchards and Vineyards. Ontario, Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs.
- Doruchowski, G. (2017). Harmonization of dose expression is the key to dose adjustment. In : 14th Workshop on Spray Application in Fruit Growing. Hasselt, 10th May, Belgique
- Ehlert, D., Heisig, M., & Adamek, R. (2010, May). Assessment of a laser scanner on agricultural machinery. In *Engineering for Rural Development-9th International Scientific Conference*. University of Agriculture, Jelgava, Latvia (pp. 32-36).
- EPPO (European Plant Protection Organization). (2016). Conclusions and recommendations. Plenary session. Workshop on harmonized dose expression for the zonal evaluation of plant protection products in high growing crops. Vienna. Retrieved from <https://www.eppo.int/media /uploaded images/MEETI NGS/Conferences2016/dose expression /Conclusions and recomendations.pdf>

- Escolà, A., Planas, S., Rosell, J.R., Pomar, J., Camp, F., Solanelles, F., Gracia, F., Llorens, J., & Gil, E. (2011). Performance of an ultrasonic ranging sensor in apple tree canopies. *Sensors* 11 (3), 2459–2477.
- Escolà, A., Rosell-Polo, J. R., Planas, S., Gil, E., Pomar, J., Camp, F., Llorens, J., & Solanelles, F. (2013). Variable rate sprayer. Part 1–Orchard prototype: Design, implementation and validation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 95, 122-135.
- Escolà, A., Martínez-Casasnovas, J. A., Rufat, J., Arnó, J., Arbonés, A., Sebé, F., Pascual, M., Gregorio, E., Rosell-Polo, J. R. (2017). Mobile terrestrial laser scanner applications in precision fruticulture/horticulture and tools to extract information from canopy point clouds. *Precision Agriculture*, 18(1), 111–132. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9474-5>
- Felber, H. (1997). Pulvérisation adaptée à la culture : adaptation du volume de la bouillie et de la dose aux paramètres de la culture. *Phytoma España*, 92, 14-20.
- Flint, M. L., & Van den Bosch, R. (2012). *Introduction to integrated pest management*. Springer Science & Business Media.
- Forget, D., Grosmann, J., Molot, B., Rio, P., Sauvage, D., & Sentenac, G. (2009). Analyse comparative de différents systèmes en viticulture. *Ecophyto R&D III*, 84.
- Fox, R. D., Derksen, R. C., Cooper, J. A., Krause, C. R., & Ozkan, H. E. (2003). Visual and image system measurement of spray deposits using water–sensitive paper. *Applied Engineering in Agriculture*, 19(5), 549.
- Fraley, C., & Raftery, A. (2007). Model-based Methods of Classification : Using the mclust Software in Chemometrics. *Journal of Statistical Software*, 18(6). <https://doi.org/10.18637/jss.v018.i06>
- Fraley, C., & Raftery, A. E. (2012). Mclust Version 4 for R: Normal Mixture Modeling for Model-Based Clustering, Classification, and Density Estimation. Technical Report No. 597. Department of Statistics, University of Washington.
- Frießleben, R., & Roßlenbroich, H. J. (2007). Dose expression in plant protection product field testing in high crops: need for harmonization. *Pflanzenschutz-Nachrichten Bayer*, 60, 1.
- Furness, G. O., & Thompson, A. J. (2008). Using point of first run-off and spray volume in litres per 100 metres per metre of canopy height for setting pesticide dose. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*.
- Gamarra-Diezma, J. L., Miranda-Fuentes, A., Llorens, J., Cuenca, A., Blanco-Roldán, G. L., & Rodríguez-Lizana, A. (2015). Testing accuracy of long-range ultrasonic sensors for olive tree canopy measurements. *Sensors*, 15(2), 2902-2919.
- García-Santos, G., Scheiben, D., & Binder, C. R. (2011). The weight method: A new screening method for estimating pesticide deposition from knapsack sprayers in developing countries. *Chemosphere*, 82(11), 1571-1577.
- Gené-Mola, J., Gregorio, E., Guevara, J., Auat, F., Sanz-Cortiella, R., Escolà, A., Llorens, J., Morros, J.R., Ruiz-Hidalgo, J., Vilaplana, V., & Rosell-Polo, J. R. (2019). Fruit detection in an apple orchard using a mobile terrestrial laser scanner. *Biosystems Engineering*, 187, 171-184.
- Gil, E., Escolà, A., Rosell, J. R., Planas, S., & Val, L. (2007). Variable rate application of plant protection products in vineyard using ultrasonic sensors. *Crop Protection*, 26(8), 1287-1297. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2006.11.003>

- Gil, E., & Escolà, A. (2009). Design of a decision support method to determine volume rate for vineyard spraying. *Applied Engineering in Agriculture*, 25(2), 145-151.
- Gil, E., Llorens, J., Landers, A., Llop, J., & Giralt, L. (2011). Field validation of dosaviña, a decision support system to determine the optimal volume rate for pesticide application in vineyards. *European Journal of Agronomy*, 35(1), 33-46.
- Gil, E., Llorens, J., & Llop, J. (2012). New technologies adapted to alternative dose expression concepts. In *Aspects of Applied Biology*, 114, *International Advances in Pesticide Application* (pp. 325-333).
- Gil, E., Llorens, J., Llop, J., Fàbregas, X., Escolà, A., & Rosell-Polo, J. R. (2013). Variable rate sprayer. Part 2 – Vineyard prototype: Design, implementation, and validation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 95, 136-150. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.02.010>
- Gil, E., Arnó, J., Llorens, J., Sanz, R., Llop, J., Rosell-Polo, J., Gallart, M., & Escolà, A. (2014). Advanced Technologies for the Improvement of Spray Application Techniques in Spanish Viticulture : An Overview. *Sensors*, 14(1), 691-708. <https://doi.org/10.3390/s140100691>
- Gil, E., Campos, J., Ortega, P., Llop, J., Gras, A., Armengol, E., Salcedo, R., & Gallart, M. (2019). DOSAVIÑA: Tool to calculate the optimal volume rate and pesticide amount in vineyard spray applications based on a modified leaf wall area method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 160, 117-130.
- Giles, D. K., & Downey, D. (2003). Quality control verification and mapping for chemical application. *Precision Agriculture*, 4(1), 103-124.
- Goulette, F., & Laurgeau, C. (2001). Capteurs et numérisation 3D, Chapitre 1 du livre « Images de profondeur », édition Hermès.
- Guillen-Climent, M. L., Zarco-Tejada, P. J., Berni, J. A. J., North, P. R. J., & Villalobos, F. J. (2012). Mapping radiation interception in row-structured orchards using 3D simulation and high-resolution airborne imagery acquired from a UAV. *Precision Agriculture*, 13, 473–500. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9263-8>.
- Hébrard, O. (2012). Optimisation agro-environnementale de la pulvérisation en viticulture: états des lieux et perspectives. In *AFPP-CIETAP-Conférence sur les Techniques d'Application de Produits de Protection des Plantes*, Lyon (pp. 15-16).
- Hołownicki, R., Doruchowski, G., Świechowski, W., & Jaeken, P. (2002). Methods of evaluation of spray deposit and coverage on artificial targets. *Electronic Journal of Polish Agricultural Universities*, 5(1).
- Hosoi, F., Nakabayashi, K., & Omasa, K. (2011). 3-D modeling of tomato canopies using a high-resolution portable scanning lidar for extracting structural information. *Sensors*, 11(2), 2166-2174.
- Hurvich, C. M., & Tsai, C. L. (1993). A corrected Akaike information criterion for vector autoregressive model selection. *Journal of Time Series Analysis*, 14(3), 271-279.
- ISPA (2019). Precision Agriculture definition: Definitions and terms. <https://www.ispag.org/about/definition>. [Online ; accessed February - 2021].
- Jaakkola, A., Hyypä, J., Kukko, A., Yu, X., Kaartinen, H., Lehtomäki, M., & Lin, Y. (2010). A low-cost multi-sensoral mobile mapping system and its feasibility for tree measurements.

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65(6), 514-522. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.08.002>

Jaeken, P., Vandermersch, M., Moor, A. D., & Langenakens, J. (2001). Vertical spray distribution and influence on foliar nutrient distribution in fruit trees. *Parasitica*, 57, 99-113.

Jay, S., Rabatel, G., Hadoux, X., Moura, D., & Gorretta, N. (2015). In-field crop row phenotyping from 3D modeling performed using structure from motion. *Computers and Electronics in Agriculture*, 110, 70–77. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.09.021>.

Jensen, J.E. (2015). Perspectives on the implementation of IPM in EU – An advisory perspective.

Johnson, L. F. (2003). Temporal stability of an NDVI-LAI relationship in a Napa Valley vineyard. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 9(2), 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(1), 33-44.

Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M., & Baret, F. (2004). Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1-2), 19-35.

Kesterson, M. A., Luck, J. D., & Sama, M. P. (2015). Development and preliminary evaluation of a spray deposition sensing system for improving pesticide application. *Sensors*, 15(12), 31965-31972.

Koch, H. (1993). Application rate and spray deposit on targets in plants. In: ANPP/BCPC 2nd International Symposium on Pesticides Applications, vol. 1 , pp. 175–182.

Koch, H., & Knewitz, H. (2006). Methodology and sampling technique of spray deposit and distribution measurement in orchards. *Nachrichtenblatt des Deutschen Pflanzenschutzdienstes*, 58(1), 6-9.

Koch, H., & Strub, O. (2007). Effect of fungicides on the dynamics of deposit formation on grapevine. *KTBL SCHRIFT*, 456, 47.

Koch, H., & Knewitz, H. (2008). Methodology and sampling technique of spray deposit and distribution measurement in vineyards. *Nachrichtenblatt des Deutschen Pflanzenschutzdienstes*, 60(2), 25-30.

Koenig, K., Höfle, B., Hämmerle, M., Jarmer, T., Siegmann, B., & Lilienthal, H. (2015). Comparative classification analysis of post-harvest growth detection from terrestrial LiDAR point clouds in precision agriculture. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 104, 112–125. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.003>.

Komárek, M., Čadková, E., Chrástný, V., Bordas, F., & Bollinger, J. C. (2010). Contamination of vineyard soils with fungicides: a review of environmental and toxicological aspects. *Environment International*, 36(1), 138-151.

Konstantinidou-Doltsinis, S., Markellou, E., Kasselaki, A. M., Siranidou, E., Kalamarakis, A., Tzembelikou, K., Schmitt, A., Koumakis, C., & Malathrakis, N. (2007). Control of powdery mildew of grape in Greece using Sporodex® L and Milsana®. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 114(6), 256-262.

- Lamichhane, J.R., Dachbrodt-Saaydeh, S., Kudsk, P., & Messéan, A. (2015). Toward a Reduced Reliance on Conventional Pesticides in European Agriculture. *Plant Disease* 100, 10–24. <https://doi.org/10.1094/PDIS-05-15-0574-FE>
- Launès, S., Reulet, P., Delière, L., & Petitgenet, M. (2015). Tour d’horizon des outils disponibles en viticulture et perspectives. *Union Girondine des Vins de Bordeaux* 89–92.
- Lee, K. H., & Ehsani, R. (2009). A Laser Scanner Based Measurement System for Quantification of Citrus Tree Geometric Characteristics. *Applied Engineering in Agriculture*, 25(5), 777-788. <https://doi.org/10.13031/2013.28846>
- Li, J., & Tang, L. (2017). Developing a low-cost 3D plant morphological traits characterization system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.025>.
- Lin, L. I.-K. (1989). A Concordance Correlation Coefficient to Evaluate Reproducibility. *Biometrics*, 45(1), 255. <https://doi.org/10.2307/2532051>
- Liu, H., Zhu, H., Shen, Y., Chen, Y., & Ozkan, H. E. (2014). Development of digital flow control system for multi-channel variable-rate sprayers. *Transactions of the ASABE*, 57(1), 273-281.
- Llorens, J., Gil, E., Llop, J., & Escolà, A. (2010). Variable rate dosing in precision viticulture: Use of electronic devices to improve application efficiency. *Crop Protection*, 29(3), 239-248. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2009.12.022>
- Llorens, J., Gil, E., Llop, J., & Escolà, A. (2011a). Ultrasonic and LiDAR Sensors for Electronic Canopy Characterization in Vineyards: Advances to Improve Pesticide Application Methods. *Sensors*, 11(2), 2177-2194. <https://doi.org/10.3390/s110202177>
- Llorens, J., Gil, E., Llop, J., & Queraltó, M. (2011b). Georeferenced LiDAR 3D Vine Plantation Map Generation. *Sensors*, 11(6), 6237-6256. <https://doi.org/10.3390/s110606237>
- Lorenz, D. H., Eichorn, K. W., Bleiholder, H., Klose, U., Meier, U & Weber, E. (1994). Phänologische Entwicklungsstadien der Weinrebe (*Vitis vinifera* L. spp. *Vinifera*). (Phenological stages of grapevine (*Vitis vinifera* L. spp. *Vinifera*)). *Viticultural and Enological Science* 49, 66-70
- Lowe, T., Moghadam, P., Edwards, E., & Williams, J. (2020). Canopy Density Estimation in Perennial Horticulture Crops Using 3D Spinning LiDAR SLAM. *arXiv preprint arXiv:2007.15652*.
- Magnien, C., Jacquin, D., Muckensturm, N., & Guillemard, P. (1991). MILVIT: un modèle descriptif et quantitatif de la phase asexuée du mildiou de la vigne. Présentation et premiers résultats de validation1. *EPPO Bulletin* 21, 451–459. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2338.1991.tb01275.x>
- Malavazi, F. B., Guyonneau, R., Fasquel, J. B., Lagrange, S., & Mercier, F. (2018). LiDAR-only based navigation algorithm for an autonomous agricultural robot. *Computers and Electronics in Agriculture*, 154, 71-79.
- Manktelow, D. W. L., & Praat, J. P. (1997). The tree-row-volume spraying system and its potential use in New Zealand. *Proceedings of the New Zealand Plant Protection Conference*, 50, 119-124. <https://doi.org/10.30843/nzpp.1997.50.11360>

- Mathews, A. J. (2013). Applying geospatial tools and techniques to viticulture. *Geography Compass*, 7(1), 22-34.
- 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. <https://doi.org/10.3390/rs5052164>
- Matthews, G. A. (1992). *Pesticide Application Methods*, 2nd Ed. New York: Longman Scientific & Technical.
- May, K. R., & Clifford, R. (1967). The impact of aerosol particles on cylinders, spheres, ribbons and discs. *Annals of Occupational Hygiene*, 10(2), 83-95.
- Menesatti, P., Antonucci, F., Costa, C., Mandalà, C., Battaglia, V., & la Torre, A. (2015). Multivariate forecasting model to optimize management of grape downy mildew control. *VITIS - Journal of Grapevine Research* 52, 141–148.
- Mézière, D., Gary, C., Barbier, J.-M., Bernos, L., Clément, C., Constant, N., Delière, L., Forget, D., Grosmann, J., Molot, B., Rio, P., Sauvage, D & Sentenac, G. (2009). Analyse comparative de différents systèmes en viticulture. *Ecophyto R&D III*, 84.
- Miranda, C., Santesteban, L. G., Escalona, J. M., De Herralde, F., Aranda, X., Nadal, M., Intrigliolo, D., Castel, J., Royo, J., & Medrano, H. (2017). Allometric relationships for estimating vegetative and reproductive biomass in grapevine (*Vitis vinifera* L.): Allometric relations for grapevine biomass. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 23(3), 441-451. <https://doi.org/10.1111/ajgw.12285>
- Montaigne, E., Coelho, A., & Khelifi, L. (2016). Economic issues and perspectives on innovation in new resistant grapevine varieties in France. *Wine Economics and Policy* 5, 73–77. <https://doi.org/10.1016/j.wep.2016.11.002>
- Moorthy, I., Miller, J. R., Berni, J. A. J., Zarco-Tejada, P., Hu, B., & Chen, J. (2011). Field characterization of olive (*Olea europaea* L.) tree crown architecture using terrestrial laser scanning data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(2), 204-214. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.10.005>
- Mostafalou, S., & Abdollahi, M. (2017). Pesticides: an update of human exposure and toxicity. *Archives of Toxicology*, 91(2), 549-599.
- 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.
- Mullins, M. G., Bouquet, A., & Williams, L. E. (1992). *Biology of the grapevine*. Cambridge University Press.
- Murray, R. A., Cross, J. V., & Ridout, M. S. (2000). The measurement of multiple spray deposits by sequential application of metal chelate tracers. *Annals of Applied Biology*, 137(3), 245-252.
- Nansen, C., Ferguson, J. C., Moore, J., Groves, L., Emery, R., Garel, N., & Hewitt, A. (2015). Optimizing pesticide spray coverage using a novel web and smartphone tool, SnapCard. *Agronomy for Sustainable Development*, 35(3), 1075-1085.
- Nuytens, D., Windey, S., & Sonck, B. (2004). Optimisation of a vertical spray boom for greenhouse spray applications. *Biosystems Engineering*, 89(4), 417-423.

- Oen, A., & Baecker, G. (1988). Influence of two different application methods on the deposit of spray in vine. Quantitative spray cover and loss of spray. *Gesunde Pflanzen* (Germany, FR).
- Organisation Internationale du Vin, 2019. (2019). Statistical report on world vitiviniculture (Rapport statistique annuel).
- Palacin, J., Palleja, T., Tresanchez, M., Sanz, R., Llorens, J., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Arnó, J., Escolà, A., & Rosell, J. R. (2007). Real-Time Tree-Foliage Surface Estimation Using a Ground Laser Scanner. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 56(4), 1377-1383. <https://doi.org/10.1109/TIM.2007.900126>
- Palleja, T., Tresanchez, M., Teixido, M., Sanz, R., Rosell, J. R., & Palacin, J. (2010). Sensitivity of tree volume measurement to trajectory errors from a terrestrial LIDAR scanner. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(11), 1420-1427.
- Palleja, T., & Landers, A. J. (2015). Real time canopy density estimation using ultrasonic envelope signals in the orchard and vineyard. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115, 108-117.
- Pariaud, B., Ravigné, V., Halkett, F., Goyeau, H., Carlier, J., & Lannou, C. (2009). Aggressiveness and its role in the adaptation of plant pathogens. *Plant Pathology*, 58(3), 409-424.
- Pascuzzi, S., Cerruto, E., & Manetto, G. (2017). Foliar spray deposition in a “tendone” vineyard as affected by airflow rate, volume rate and vegetative development. *Crop Protection*, 91, 34-48.
- Peressotti, E., Wiedemann-Merdinoglu, S., Delmotte, F., Bellin, D., Di Gaspero, G., Testo-Lin, R., Merdinoglu, D., & Mestre P. (2010). Breakdown of resistance to grapevine downy mildew upon limited deployment of a resistant variety. *Bmc Plant Biology* 10.
- Pergher, G., & Gubiani, R. (1995). The effect of spray application rate and airflow rate on foliar deposition in a hedgerow vineyard. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 61(3), 205-216.
- Pergher, G. (2001). Recovery rate of tracer dyes used for spray deposit assessment. *Transactions of the ASAE*, 44(4), 787.
- Pergher, G., & Lacovig, A. (2005, June). Further studies on the effects of air flow rate and forward speed on spray deposition in vineyards. In VIII Workshop on Spray Application Techniques in Fruit Growing.
- Pergher, G., & Petris, R. (2008a). Pesticide dose adjustment in vineyard spraying and potential for dose reduction. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal X*, 1-9.
- Pergher, G., & Petris, R. (2008b). The effect of air flow rate on spray deposition in a guyot-trained vineyard. *Agricultural Engineering International the CIGR Ejournal*. Manuscript ALNARP 08 010. vol X, 15 pp
- Pergher, G., Gubiani, R., Cividino, S. R., Dell'Antonia, D., & Lagazio, C. (2013). Assessment of spray deposition and recycling rate in the vineyard from a new type of air-assisted tunnel sprayer. *Crop Protection*, 45, 6-14.
- Planas, S., Porta, J., Campos, J. M., Fibla, J. M., & Martínez-Ferrer, M. T. Dose adjustment in citrus and olive orchards: two-year validation of the DOSA3D system. In 15th Workshop on

Spray Application and Precision Technology in Fruit Growing Programme and Abstracts (p. 67).

Poni, S., Lakso, A., Intrieri, C., Rebucci, B., & Filippetti, I. (1996). Laser scanning estimation of relative light interception by canopy components in different grapevine training systems. *Vitis-Geilweilerhof*, 35, 177–182.

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.

Proffitt, A. P. B., Bramley, R., Lamb, D., & Winter, E. (2006). Precision viticulture: a new era in vineyard management and wine production. Ashford, Winetitles.

Raupach, M. R., Woods, N., Dorr, G., Leys, J. F., & Cleugh, H. A. (2001). The entrapment of particles by windbreaks. *Atmospheric environment*, 35(20), 3373-3383.

Raynal, M., Vergnes, M., Anneraud, M., Claverie, M., & Coulon, T. (2002). Downy and Powdery mildew control: adaptation of the doses of pesticides according to risks of epidemics and total leaf surface developed in the vineyard. Proceedings of the fourth international workshop o powdery and downy mildew in grapevine, Napa California USA, 87-88

Raynal, M., Guittard, S., Debord, C., Davy, A., Plancq, T., Vergnes, M., Codis, S., & Hebrard, O. (2012). Decision Support Systems in viticulture: Current situation and perspectives. Presented at the MoDeM_IVM conference at Vinitech, Bordeaux.

Reynier, A. (2011). Manuel de viticulture: guide technique du viticulteur. Lavoisier.

Rinaldi, M, Llorens, J., & Gil, E. (2013). Electronic characterization of the phenological stages of grapevine using a LiDAR sensor. In Proceedings of the 9th European Conference on Precision Agriculture, 13, 603-609.

Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2015). SmartPLS 3. SmartPLS GmbH, Boenningstedt. *Journal of Service Science and Management*, 10(3).

Román, C., Llorens, J., Uribeetxebarria, A., Sanz, R., Planas, S., & Arnó, J. (2020). Spatially variable pesticide application in vineyards: Part II, field comparison of uniform and map-based variable dose treatments. *Biosystems Engineering*, 195, 42-53.

Rosell, J. R., Llorens, J., Sanz, R., Arnó, J., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Escolà, A., Camp, F., Solanelles, F., Gràcia, F., Gil, E., Val, L., Planas, S., & Palacín, J. (2009a). Obtaining the three-dimensional structure of tree orchards from remote 2D terrestrial LiDAR scanning. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(9), 1505-1515. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.04.008>

Rosell, J. R., Sanz, R., Llorens, J., Arnó, J., Escolà, A., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Camp, F., Gràcia, F., Solanelles, F., Pallejà, T., Planas, S., Gil, E., Val, L., & Palacín, J. (2009b). A tractor-mounted scanning LiDAR for the non-destructive measurement of vegetative volume and surface area of tree-row plantations: A comparison with conventional destructive measurements. *Biosystems Engineering*, 102(2), 128-134. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2008.10.009>

Rosell, J.R., & Sanz, R. (2012). A review of methods and applications of the geometric characterization of tree crops in agricultural activities. *Computers and Electronics in Agriculture*, 81, 124-141. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.09.007>

Rouse Jr, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. In: NASA/GSFC, Final Report, Greenbelt, MD, USA, pp, 1–137.

Rovira-Más, F., Zhang, Q., & Reid, J. F. (2005). Creation of three-dimensional crop maps based on aerial stereoimages. *Biosystems Engineering*, 90(3), 251-259.

Rovira-Más, F., Zhang, Q., & Reid, J. F. (2008). Stereo vision three-dimensional terrain maps for precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(2), 133-143.

Rüegg, J., Siegfried, W., Raisigl, U., Viret, O., Steffek, R., Reisenzein, H., & Persen, U. (2001). Registration of plant protection products in EPPO countries: Current status and possible approaches to harmonization. *EPPO Bulletin*, 31(2), 143-152. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2338.2001.tb00983.x>

Saddem, R., Naud, O., Cazenave, P., Godary-Dejean, K., & Crestani, D. (2017). Precision spraying: from map to sprayer control using model-checking. *Journal of Agricultural Informatics*, 8(3), 1–10.

Sanz, R., Palacin, J., Sisó, J., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Arnó, J., Llorens, J., Valles, J.M., & Rosell, J. (2004). Advances in the measurement of structural characteristics of plants with a LiDAR scanner. International Conference on Agricultural Engineering, Leuven (Belgium). Book of Abstracts of the AgEng 2004 Conference, Paper No. 27, 400–401.

Sanz, R., Llorens, J., Rosell, J. R., Gregorio, E., & Palacin, J. (2011). Characterisation of the LMS200 laser beam under the influence of blockage surfaces. Influence on 3D scanning of tree orchards. *Sensors*, 11(3), 2751-2772.

Sanz, R., Rosell, J. R., Llorens, J., Gil, E., & Planas, S. (2013). Relationship between tree row LiDAR-volume and leaf area density for fruit orchards and vineyards obtained with a LiDAR 3D Dynamic Measurement System. *Agricultural and Forest Meteorology*, 171-172, 153-162. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.11.013>

Sanz, R., Llorens, J., Escolà, A., Arnó, J., Planas, S., Román, C., & Rosell-Polo, J. R. (2018). LiDAR and non-LiDAR-based canopy parameters to estimate the leaf area in fruit trees and vineyard. *Agricultural and Forest Meteorology*, 260-261, 229-239. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.06.017>

SAS Institute Inc. 2002 JMP® Statistics and Graphics Guide, Version 5. Cary, NC, USA

Schieffer, J., & Dillon, C. (2015). The economic and environmental impacts of precision agriculture and interactions with agro-environmental policy. *Precision Agriculture*, 16(1), 46-61.

Schirrmann, M., Hamdorf, A., Giebel, A., Dammer, K. H., & Garz, A. (2015). A mobile sensor for leaf area index estimation from canopy light transmittance in wheat crops. *Biosystems Engineering*, 140, 23-33.

Schmidt, K., & Koch, H. (1995). Adjustment of spraying equipment and distribution of pesticide deposits in fruit production. *Nachrichtenblatt des Deutschen Pflanzenschutzdienstes*, 47, 161-167.

Schultz, H. (1995). Grape canopy structure, light microclimate and photosynthesis. I. A two-dimensional model of the spatial distribution of surface area densities and leaf ages in two canopy systems. *Vitis*, 34, 211–215.

Schumann, A. W., & Zaman, Q. U. (2005). Software development for real-time ultrasonic mapping of tree canopy size. *Computers and Electronics in Agriculture*, 47(1), 25-40. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.10.002>

Service de la Statistique et de la Prospection. (2015a). Enquête Pratique culturales en viticulture 2013 - Nombre de traitements phytosanitaires (No. 28), Les Dossiers. Service de la Statistique et de la Prospective (SSP).

Service de la Statistique et de la Prospection (2016a). L'évolution des traitements phytosanitaires entre 2011 et 2014 (No. 36), Agreste Les Dossiers.

Service de la Statistique et de la Prospection. (2018). Les résultats économiques des exploitations agricoles en 2017 - Données du Réseau d'Information Comptable Agricole, Rapport annuel RICA.

Service de la Statistique et de la Prospection. (2019a). Enquête Pratiques phytosanitaires en viticulture en 2016 (No. 2019-2), Agreste Les Dossiers.

Shoemaker, C. M., & Bornstein, J. A. (1998). The Demo III UGV program: A testbed for autonomous navigation research. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC) held jointly with IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA) Intell* (pp. 644-651). IEEE.

Sick, A. G. (2006). Technical description laser measurement systems LMS200 to LMS291. Sick AG, Waldkirch, Germany.

Siebers, M., Edwards, E., Jimenez-Berni, J., Thomas, M., Salim, M., & Walker, R. (2018). Fast Phenomics in Vineyards: Development of GRover, the Grapevine Rover, and LiDAR for Assessing Grapevine Traits in the Field. *Sensors*, 18(9), 2924. <https://doi.org/10.3390/s18092924>

Siebers, M., Edwards, E., Jimenez-Berni, J., Thomas, M., Salim, M., & Walker, R. (2018). Fast Phenomics in Vineyards: Development of GRover, the Grapevine Rover, and LiDAR for Assessing Grapevine Traits in the Field. *Sensors*, 18(9), 2924. <https://doi.org/10.3390/s18092924>

Siegfried, W., Viret, O., Huber, B., & Wohlhauser, R. (2007). Dosage of plant protection products adapted to leaf area index in viticulture. *Crop Protection*, 26(2), 73-82. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2006.04.002>

Sinfort, C. (2008). Les pertes de produits phytosanitaires dans l'environnement pendant les applications : le rôle du matériel. *Le Progrès Agricole et Viticole*, 125(21), 583-587.

Solanelles, F., Escolà, A., Planas, S., Rosell, J. R., Camp, F., & Gràcia, F. (2006). An Electronic Control System for Pesticide Application Proportional to the Canopy Width of Tree Crops. *Biosystems Engineering*, 95(4), 473-481. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2006.08.004>

Stajanko, D., Berk, P., Lešnik, M., Jejčič, V., Lakota, M., Štrancar, A., Hočevar, M., & Rakun, J. (2012). Programmable Ultrasonic Sensing System for Targeted Spraying in Orchards. *Sensors*, 12(11), 15500-15519. <https://doi.org/10.3390/s121115500>

Stermmer, R. A., Bouse, L. F., Carlton, J. B., Kirk, I. W., & Bode, L. E. (1988). Comparisons of various techniques for measuring spray deposition. Paper No. AA88-001-ASAE, St. Joseph, Michigan. Vol. Paper No. AA88-001.

Stern, V. M. R. F., Smith, R., Van den Bosch, R., & Hagen, K. (1959). The integration of chemical and biological control of the spotted alfalfa aphid: the integrated control concept. *Hilgardia*, 29(2), 81-101.

Strizyk, S. (1994). Une deuxième génération de modèles systémiques : les potentiels systèmes. Vers une utilisation appuyée sur réseaux de stations météorologiques, in: Groupe de Travail 'Biosystèmes En Viticulture', Annales ANPP, 3e Conférence Internationale Sur Les Maladies Des Plantes. pp. 1447–54.

Subramanian, V., Burks, T. F., & Arroyo, A. A. (2006). Development of machine vision and laser radar based autonomous vehicle guidance systems for citrus grove navigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 53(2), 130-143.

Symonds, M. R., & Moussalli, A. (2011). A brief guide to model selection, multimodel inference and model averaging in behavioural ecology using Akaike's information criterion. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 65(1), 13-21.

Taylor, J., Tisseyre, B., Bramley, R., & Reid, A. (2005). A comparison of the spatial variability of vineyard yield in European and Australian production systems. *Precision Agriculture*, 5, 907-914.

Taylor, J. A., Link, K., Taft, T., Jakubowski, R., Joy, P., Martin, M., Hoffman, J.S., Jankowski, J., & Bates, T. R. (2017). A protocol to map vine size in commercial single high-wire trellis vineyards using "off-the-shelf" proximal canopy-sensing systems. *Catalyst: Discovery into Practice*, 1(2), 35-47.

Tey, Y. S., & Brindal, M. (2012). Factors influencing the adoption of precision agricultural technologies: a review for policy implications. *Precision agriculture*, 13(6), 713-730.

Tisseyre, B., Mazzoni, C., & Fonta, H. (2008). Within-field temporal stability of some parameters in viticulture: Potential toward a site specific management. *OENO One*, 42(1), 27-39.

Toews, R. B., & Friessleben, R. (2012). Dose rate expression—Need for harmonization and consequences of the Leaf Wall Area approach. *erwerbs-Obstbau*, 54(2), 49-53.

Tona, E., Calcante, A., & Oberti, R. (2018). The profitability of precision spraying on specialty crops: a technical–economic analysis of protection equipment at increasing technological levels. *Precision Agriculture*, 19(4), 606-629.

Torres-Sánchez, J., López-Granados, F., Borra-Serrano, I., & Peña, J. M. (2018). Assessing UAV-collected image overlap influence on computation time and digital surface model accuracy in olive orchards. *Precision Agriculture*, 19(1), 115-133. <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9502-0>

Tran Manh Sung, C., Strizyk, S., & Clerjeau, M. (1990). Simulation of the Date of Maturity of *Plasmopora viticola* Oospores to Predict the Severity of Primary Infections in Grapevine. *Plant Disease* 74, 120–124.

Urretavizcaya, I., Royo, J. B., Miranda, C., Tisseyre, B., Guillaume, S., & Santesteban, L. G. (2017). Relevance of sink-size estimation for within-field zone delineation in vineyards. *Precision Agriculture*, 18(2), 133-144.

Urruty, N., Deveaud, T., Guyomard, H., & Boiffin, J. (2016). Impacts of agricultural land use changes on pesticide use in French agriculture. *European Journal of Agronomy* 80, 113–123. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2016.07.004>

- Van Den Berg, J. D., Van Den Berg, K. J., & Boon, J. J. (1999). Chemical changes in curing and ageing oil paints. In Triennial meeting (12th), Lyon, 29 August-3 September 1999: preprints. Vol. 1 (pp. 248-253).
- Van der Zande, D., Hoet, W., Jonckheere, I., van Aardt, J., & Coppin, P. (2006). Influence of measurement set-up of ground-based LiDAR for derivation of tree structure. *Agricultural and Forest Meteorology*, 141, 147–160
- Vercruysse, F., Steurbaut, W., Drieghe, S., & Dejonckheere, W. (1999). Off target ground deposits from spraying a semi-dwarf orchard. *Crop Protection*, 18, 565-570.
- Viret, O., Siegfried, W., Wohlhauser, R. (2005). Crop adapted spraying in viticulture. Leaf volume dependant pesticide dosage for a precise and ecological application. 8th workshop on spray application techniques in fruit growing, Barcelona, Spain, s. 23-24.
- Viret, O. & Höhn, H. (2008). Application de la dose selon la méthode du TRV. *Revue Suisse de Viticulture, Arboriculture et Horticulture* 40, 50-51.
- Vivier, M. A., & Pretorius, I. S. (2002). Genetically tailored grapevines for the wine industry. *TRENDS in Biotechnology*, 20(11), 472-478.
- Walklate, P. J., Cross, J. V., Richardson, G. M., Murray, R. A., & Baker, D. E. (2002). Comparison of different spray volume deposition models using LIDAR measurements of apple orchards. *Biosystems Engineering* 82 (3), 253–267.
- Walklate, P. J., & Cross, J. V. (2010). A webpage calculator for dose rate adjustment of orchard spraying products. *Aspects of Applied Biology*, (99), 359-366.
- Walklate, P. J., Cross, J.V., & Pergher, G. (2011). Support system for efficient dosage of orchard and vineyard spraying products. *Computers and Electronics in Agriculture* 75, 355–362
- Walklate, P. J., & Cross, J. V. (2012). An examination of Leaf-Wall-Area dose expression. *Crop Protection*, 35, 132-134.
- Walklate, P. J., & Cross, J. V. (2013). Regulated dose adjustment of commercial orchard spraying products. *Crop Protection*, 54, 65-73. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2013.07.019>
- Wandkar, S. V., Bhatt, Y. C., Jain, H. K., Nalawade, S. M., & Pawar, S. G. (2018). Real-Time Variable Rate Spraying in Orchards and Vineyards: A Review. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series A*, 99(2), 385-390.
- Wei, J., & Salyani, M. (2004). Development of a laser scanner for measuring tree canopy characteristics: Phase 1. Prototype development. *Transactions of the ASAE*, 47(6), 2101.
- Wei, J., & Salyani, M. (2005). Development of a laser scanner for measuring tree canopy characteristics: Phase 2. Foliage density measurement. *Transactions of the ASAE*, 48(4), 1595-1601.
- Westfall, P. H., Johnson, W. O., & Utts, J. M. (1997). A Bayesian perspective on the Bonferroni adjustment. *Biometrika*, 84(2), 419-427.
- Wohlhauser, R. (2009). Dose rate expression in tree fruits – the need for harmonization approach from a chemical producer industry perspective. In Paper Presented at the Tree Fruit Dose Adjustment Discussion Group Meeting, Wageningen, The Netherlands, 29 September.

- Zadoks, J. C., Chang, T. T., & Konzak, C. F. (1974). A decimal code for the growth stages of cereals. *Weed Research*, 14(6), 415-421.
- Zadoks, J.C., & Schein, R.D. (1979). *Epidemiology and plant disease management*. Oxford: Oxford University Press
- Zarco-Tejada, P. J., Diaz-Varela, R., Angileri, V., & Loudjani, P. (2014). Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods. *European Journal of Agronomy*, 55, 89–99. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2014.01.004>.
- Zhan, J., Mundt, C. C., Hoffer, M. E., & McDonald, B. A. (2002). Local adaptation and effect of host genotype on the rate of pathogen evolution: an experimental test in a plant pathosystem. *Journal of Evolutionary Biology*, 15(4), 634-647.
- Zhang, C., & Kovacs, J. M. (2012). The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. *Precision Agriculture*, 13(6), 693-712.
- Zhang, Z., Wang, X., Lai, Q., & Zhang, Z. (2018). Review of Variable-Rate Sprayer Applications Based on Real-Time Sensor Technologies. *Automation in Agriculture-Securing Food Supplies for Future Generations*.
- Zhu, H., Derksen, R. C., Guler, H., Krause, C. R., & Ozkan, H. E. (2006). Foliar deposition and off-target loss with different spray techniques in nursery applications. *Transactions of the ASABE*, 49(2), 325-334.

Annexes

Annexe du chapitre 6

Afin d'illustrer les perspectives appliquées des travaux conduits dans la thèse ainsi que le cadre d'évaluation des scénarios technologiques proposé dans le chapitre 6, une plateforme web appelée « Démonstrateur Technodoseviti » a été développée durant les derniers mois de la thèse grâce au soutien d'une cellule de développement informatique mise en place par l'institut #DigitAg. Cette plateforme prend la forme d'un outil pédagogique réalisé selon les spécifications que j'ai proposé en lien avec l'équipe projet Technodose. Elle permet d'une part de visualiser des cartes représentant sur un domaine viticole la variabilité spatio-temporelle d'indicateurs et attributs végétatifs (hauteur, épaisseur, densité, surface foliaire) obtenus à partir d'une acquisition faite par de capteurs LiDAR terrestre mobile. Elle permet d'autre part d'accéder sur ce même domaine à des cartes de préconisations de doses à appliquer en fonction de différents choix de matériels d'application pour assurer une distribution de dépôts supposée suffisante pour assurer la protection de la culture. Cette plateforme web (version beta) est disponible en ligne à partir du lien suivant : <https://technodoseviti.herokuapp.com/#/>.

Notice d'utilisation du démonstrateur Technodoseviti.

Afin d'évaluer les perspectives de réduction des doses en viticulture, plusieurs scénarios technologiques intégrant différents pulvérisateurs et raisonnements de la dose appliquée sont comparés en termes d'économie d'intrants.

Un scénario technologique se caractérise pas le choix de 3 paramètres :

- Le choix du pulvérisateur qui sert à faire les applications.
- Le choix de la parcelle.
- Le choix de la date (le stade phénologique de la culture).

Pour rendre les scénarios visuellement comparables sur la base de cartes de préconisation de dose pour toutes les parcelles et toutes les dates, l'échelle de décision sur la dose effectivement appliquée n'est pas considérée. Les indications globales fournies pour une parcelle pour

accompagner les cartes de préconisation sont la moyenne et l'écart-type du pourcentage de la dose homologuée préconisée.

Les données présentées sont issues de l'exploitation Mas Piquet (commune de Grabels), domaine du lycée viticole de Montpellier.

Les données de végétation sont issues de l'analyse de capteur LiDAR (modèle LMS100, Sick) monté sur un tracteur et utilisé en proxi-détection dans les rangs de vigne. Les données présentées dans le démonstrateur ont été acquises à trois stades végétatifs, sur trois parcelles de cépage et de vigueur contrastés.

Les modèles de dépôts permettent de prédire la quantité et la distribution des dépôts de produits phytosanitaires au sein du couvert végétal pour trois typologies contrastées de pulvérisateurs en termes de performance d'application.

Structure du démonstrateur Technodoseviti

Le démonstrateur se compose de deux onglets :

- L'onglet « Structure du végétal : variabilité inter-parcellaire et temporelle » (figure A.1) permet de visualiser et de comparer les attributs végétatifs primaires (hauteur de végétation (m), épaisseur de végétation (m), densité de végétation (%)) ainsi que la surface de haie foliaire (analogue au *leaf wall area* en $\text{m}^2 \cdot \text{ha}^{-1}$) entre deux parcelles différentes à une même date ou sur une même parcelle à différentes dates. La résolution spatiale est de trois mètres. Un exemple de cartes illustrant la variabilité spatiale de la densité de végétation observée entre deux parcelles différentes à une même date et à l'échelle d'une même parcelle est montré en figure A.1.
- L'onglet « Comparaison des scénarios technologiques » (figure A.2) permet de choisir deux scénarios différents et de comparer par une visualisation graphique les doses appliquées (en pourcentage de la dose homologuée) pour chacun des deux scénarios choisis. Un exemple de cartes permettant de visualiser la variabilité spatiale et de comparer les doses de produits phytosanitaires à appliquer en considérant un changement de technologie de pulvérisation (passage d'une voute pneumatique utilisée

en passage 1 rang sur 4 à un appareil en jet porté en face par face) est illustré est montré en figure A.2.

Deux niveaux de risque en termes de protection phytosanitaire sont proposés et sont à choisir dès l'ouverture de l'onglet. Cette notion a été définie en considérant deux distributions de références de dépôts, supposées suffisantes pour assurer la protection de la culture.

- Pour l'hypothèse « sécurisée », nous considérons suffisante la distribution de dépôt de produit obtenue en appliquant la pleine dose par hectare (dose homologuée) avec l'appareil le plus performant (face par face jet de technologie jet porté) sur une végétation pleinement développée.
- Pour l'hypothèse « risquée », nous considérons suffisante la distribution de dépôt de produit obtenue en appliquant la pleine dose par hectare (dose homologuée) avec l'appareil le moins performant (voûte pneumatique utilisée tous les 4 rangs) sur une végétation pleinement développée.

Le développement du démonstrateur a été soutenu par :





Figure A. 1. Exemple de cartes illustrant la variabilité spatiale de la densité de végétation (%) observée à une même date (milieu de végétation) entre deux parcelles différentes et au sein d'une même parcelle. Cas n° 1 (à gauche) : parcelle Aglae. Cas n° 2 (à droite) : parcelle Franquet. Chaque point représente une unité spatiale (pixel 3 m).

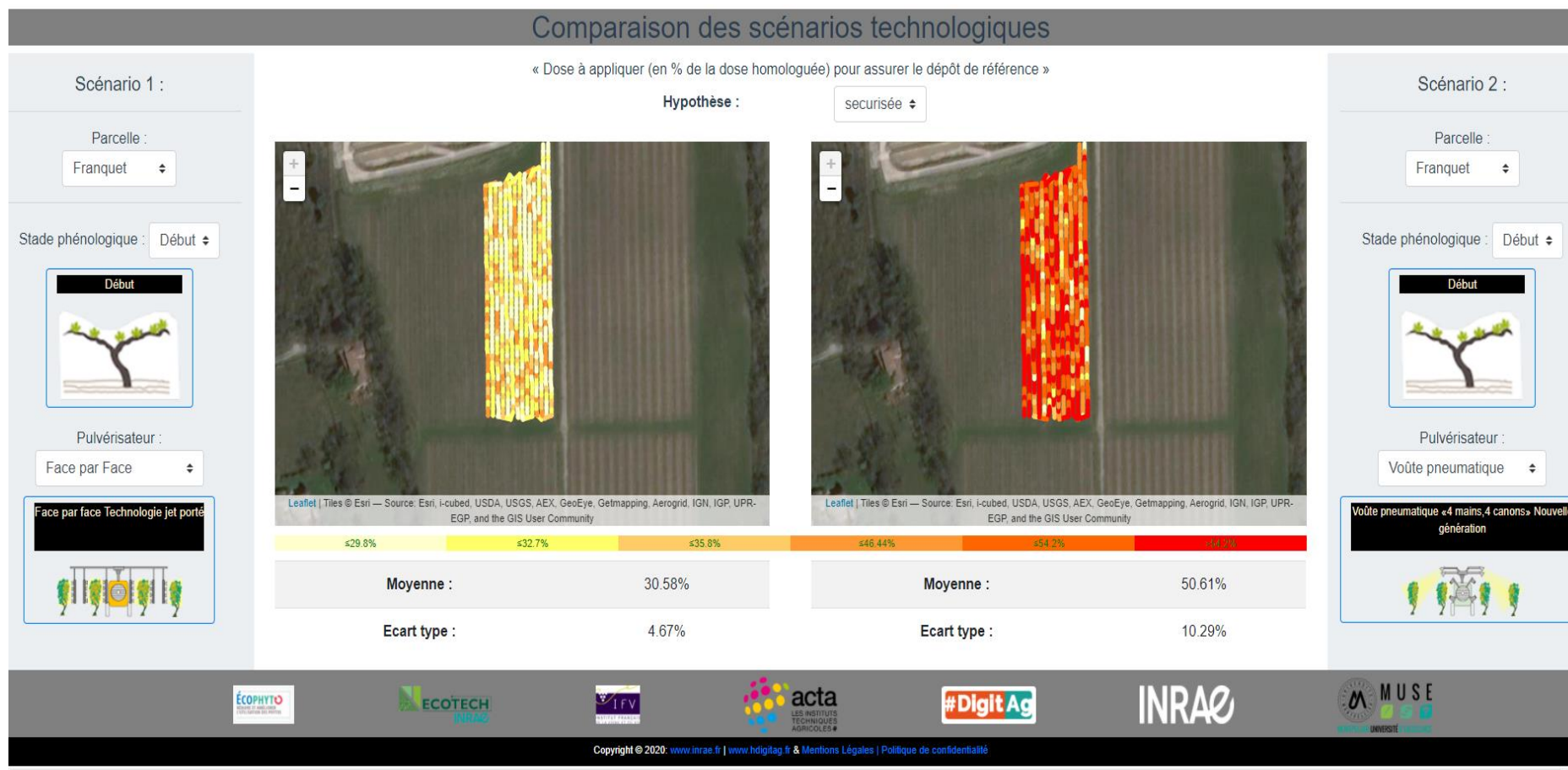


Figure A. 2. Comparaison des doses de produits phytosanitaires à appliquer en fonction des caractéristiques de la végétation et de la performance d'application du pulvérisateur. Exemples de cartes de préconisation obtenues pour deux scénarios technologiques évalués en termes de pourcentage de doses homologuée à appliquer selon l'hypothèse de niveau de protection phytosanitaire « sécurisée ». Scénario 1 (à gauche) : parcelle Franquet, en début de végétation, pulvérisateur face par face. Scénario 2 (à droite) : parcelle Franquet, en début de végétation, pulvérisateur voûte pneumatique. Chaque point représente une unité spatiale (pixel 3 m).

Liste des figures

Figure 1.1. Stades phénologiques de la vigne selon les codes BBCH et Baggiolini. D’après Bloesch & Viret, (2008).	6
Figure 1.2. Mécanismes et modes de transfert des résidus phytosanitaires vers les différents compartiments de l'environnement. Modifié d’après Fédération Régionale de Défense contre les Organismes Nuisibles.	9
Figure 1.3. Les paramètres à prendre en compte pour une efficacité des pratiques de pulvérisation. D’après Deveau, (2009).	15
Figure 1.4. Principe du fonctionnement d'un organe de pulvérisation, a : par jet porté, b : par jet projeté, c : pneumatique.	18
Figure 1.5. Schéma d’une vue arrière d’une voûte 4 mains 4 canons.	19
Figure 1.6. Schéma d’une vue arrière d’un aéroconvecteur tangentiel.	20
Figure 1.7. Schéma d’une vue arrière d’un pulvérisateur à panneaux récupérateurs.	21
Figure 1.8. Schéma d'une vue arrière d'un pulvérisateur face-par-face.	22
Figure 1.9. Moyennes des dépôts par unité de surface obtenues sur le banc d’essai EvaSprayViti pour les différentes typologies de pulvérisation testées en 2012 et 2013, classées selon le stade végétation. D’après Codis et al., (2014).	23
Figure 1.10. Les quatre phases qui constituent l’approche cyclique de la viticulture de précision. D’après Mathews, (2013).	25
Figure 1.11. Représentation schématique des indicateurs intégratifs sur une culture palissée de la vigne, a : LWA - leaf wall area ; b : TRV - tree row volume. D’après Doruchowski, (2017).	27
Figure 1.12. a : forme et dimension des collecteurs PVC utilisés sur au champ pour mesurer la pulvérisation et le dépôt, b : grille utilisée pour la mesure des dépôts et le prélèvement des collecteurs PVC. D’après Codis et al., (2018).	34
Figure 1.13. Illustration de la variabilité temporelle des dépôts de pulvérisation. Vue de profil de la matrice des dépôts moyens de pulvérisation interceptée à l’échelle d’un cep de vigne à quatre stades de croissance (28 avril, 25 avril, 23 juin et 18 juillet) obtenue avec un pulvérisateur de type voûte pneumatique 4 mains 4 canons. Un pixel de la matrice correspond à maille de 20 cm en hauteur, 10 cm en profondeur. Modifié d’après Codis et al., (2018).	35
Figure 1.14. Aperçu de l'ensemble du processus utilisé pour mettre en œuvre le « map-based Variable Rate Application » dans les essais sur le terrain. D’après Campos et al., (2020).	40

Figure 1.15. Placement des composants sur le pulvérisateur. Les capteurs à ultrasons se trouvent sur un mât du côté gauche du pulvérisateur (à gauche), et l'unité du boîtier de commande se trouve du côté droit (photo de droite). D'après Gil et al., (2013).	41
Figure 3.1. a : principe de fonctionnement de la mesure du temps de propagation des impulsions, b : principaux composants internes du LIDAR. D'après Sick, (2006).	50
Figure 3.2. Types de modes d'enregistrement LiDAR, a : première impulsion réfléchie, b : échos multiples, c : la forme d'onde entière du signal de retour. Adapté d'après Dassot et al., (2011).	51
Figure 3.3. a : vue schématique de la mesure du couvert de tomate par le TLS 3D à partir de chacune des positions de mesure de 1 à 3, b : une image 3D du couvert de tomate obtenue par le TLS stationnaire. D'après Hosoi et al., (2011).	53
Figure 3.4. Photographies du diamètre de l'empreinte du faisceau laser à des distances comprises entre 1 et 8 m du capteur. Les plus petites subdivisions sont de 1 mm. D'après Sanz et al., (2011).	54
Figure 3.5. Les applications de MTLs dans le secteur agricole. Modifiée d'après Ehlert et al., (2010).	55
Figure 3.6. Différentes sources d'erreurs de trajectoire, a : procédure de balayage correcte, b : erreur angulaire, c : erreur de distance, d : erreur de hauteur. D'après Palleja et al., (2010)...	57
Figure 3.7. Système MTLs pour l'essai sur le terrain dans les vergers de poiriers, montrant également la polarité (distance, r , et angle, θ) et les systèmes de référence des coordonnées cartésiennes (x,y,z). Adapté d'après Arnó et al., (2013).	59
Figure 3.8. a : Nuage de points correspondant aux mesures LiDAR d'une culture à partir du côté gauche, b : à partir du côté droit, c : fusion des deux nuages de points dans un seul système de coordonnées cartésien. Les points rouges représentent les jalons en bois permettant la localisation de la zone d'intérêt. D'après Rosell et al., (2009a).	60
Figure 3.9. Procédure de fusion des nuages de points LiDAR obtenus à gauche et à droite d'un même rang de vigne. D'après Rosell et al., (2009a).	61
Figure 3.10. Procédure d'ajustement manuelle, représentant les nuages de points correspondant aux côtés gauche (en rouge) et droit (en vert) et les résultats de la fusion des deux (en jaune). a : point initial, b : nuage de points après la rotation de l'axe des y , c : nuage de points après déplacement sur l'axe z et d: nuage ponctuel après déplacement sur l'axe des x . D'après Rosell et al., (2009a).	62
Figure 3.11. a : la densité de retour LiDAR obtenue en fonction des différentes hauteurs obtenues séparément, b : carte de densité de végétation géoréférencée obtenue en intégrant le nombre de faisceaux interceptés dans les trois volumes élémentaires. Modifié d'après Llorens et al., (2011b).	63

Figure 3.12. Modèles de régression linéaire du LAI obtenus sur 32 sections de 4 m de vigne (*Vitis vinifera* cv. Merlot) sur l'ensemble de la saison de végétation selon le côté balayé, a : côté gauche du rang, b : côté droit du rang, c : côté gauche et droite représenté ensemble. D'après Arnó et al., (2015)..... 65

Figure 3.13. a : scans verticaux le long de la ligne, b : grille bidimensionnelle des mailles polaires pour le calcul du TAI. Chaque maille polaire est définie par deux coordonnées (r_j , θ_k), avec r_j correspondant à la distance radiale entre la maille polaire et la position du capteur, et θ_k , à l'angle entre l'axe Oy et la direction radiale (sens des aiguilles d'une montre). Hg est la hauteur du MTLs par rapport au sol, et dt est la distance utilisée pour exclure les points interceptés au niveau du sol et du tronc. D'après Arnó et al., (2013). 67

Figure 3.14. Visualisations schématisées de l'estimation du TRV à partir de la méthode dérivée du calcul, a : de la surface de la section transversale Walklate et al., (2002), b : de volumes élémentaires Palacin et al., (2007). Modifié d'après support de présentation Bastianelli et al., (2017). 68

Figure 3.15. Points d'interception générés par des balayages consécutifs et une surface élémentaire rectangle (S_j) attribuée à l'un des points d'interception (P_j). D'après del-Moral-Martínez et al., (2015). 69

Figure 3.16. a : représentation de la procédure de balayage montrant les coordonnées polaires (distance, ρ , et angle, θ) et les systèmes de coordonnées cartésiennes (x , y , z plane). b : Vue d'ensemble de deux scans simulés le long de la rangée (x , z plane) montrant les retours projetés LiDAR pour une unité de vigne de 1 m (0.5 m de chaque côté du tronc). La zone ombrée indique la réduction progressive des retours LiDAR à travers la surface transversale de la canopée. Légende: O - origine, LoT - ligne de troncs, D - distance entre la ligne de balayage LiDAR et la LoT, $\Delta\theta$ - résolution angulaire des scans, HS - hauteur du LiDAR au-dessus du sol et HG - hauteur de la zone gazonnée au-dessus du sol, ΔW - intervalle de distance entre deux scans verticaux consécutifs et FTS - vitesse de déplacement du tracteur utilisé pour monter le LiDAR..... 85

Figure 3.17. Vue (y , z plane) d'un nuage de points LiDAR correspondant à une unité de vigne à BBCH 14 pour illustrer les points supprimés lors de l'étape automatisée de filtrage (bleu) et les points conservés (rouge) pour calculer les dimensions de la canopée. Les quatre fonctions de filtrage appliquées à ce nuage de points LiDAR (en lignes pointillées) sont (1) filtre de sol entre les rangées basé sur l'angle (δ), (2) filtrage des rangées adjacentes basé sur la distance (D), (3) filtrage de la zone gazonnée, basé sur la hauteur de la zone gazonnée (HG) et (4) filtrage des points proches. 89

Figure 3.18. Exemples de la distribution verticale des points interceptés dans les nuages de points LiDAR 3D sur une unité de vigne à trois stades phénologiques illustrant comment l'algorithme BPCC filtre et classe le nuage de points en différentes zones (sol non-vigne en blanc, zone du tronc en rouge, zone de la canopée en vert et treillis en bleu). a: BBCH 14 (début de la saison); b: BBCH 57 (milieu de la saison) et c: BBCH 76 (fin de la saison). A et B ont trois zones distinctes (tronc – canopée – treillis), tandis que C n'en a que deux car le treillis est recouvert par la canopée. Les lignes horizontales (en jaune) représentent les seuils basés sur σ (β_H : avec $\sigma=2$ pour A et B, et 3 pour C) utilisés dans le BPCC pour définir la zone de la canopée. La ligne pointillée indique le seuil utilisé pour le filtre de la zone gazonnée (HG) qui change en fonction de la vigne sous-jacente

vegetation grows. The black line represents the distribution of points in the canopy zone only. 101

Figure 3.19. Examples of the LiDAR point clouds on one vine unit seen from the inter-row to illustrate how the proposed BPCC filtering and classification algorithm defines the canopy height (VH) and the undervine grass height (HG) at different phenological stages of the season. (A, B and C same stages as figure 3.18). The horizontal lines (in yellow) represent the σ -based thresholds (β_H : with $\sigma=2$ for A and B, and 3 for C) that were used in the BPCC to define the canopy zone at each stage. The dashed line indicates the derived threshold for the grassed zone filter (HG) that changes as the under vine vegetation grows. For comparison, the canopy height derived from the PROTOLIDAR method is shown in B illustrating the effect of the trellis wire on VH estimates with PROTOLIDAR with larger canopies. 102

Figure 3.20. Examples of cross-sections ('scans') of LiDAR points for one vine unit at three different phenological stages (same vine and stages as shown in figure 3.19), illustrating how the proposed BPCC filtering and classification algorithm and the PROTOLIDAR method define canopy width (VW). The vertical lines represent the extremes of canopy width from both approaches. The BPCC has a 5% threshold to estimate the half-row width (solid line) and the distal extreme is estimated assuming symmetry (dashed lines). The PROTOLIDAR derives width directly from the LiDAR returns and underestimates canopy width in larger canopies (B and C) relative to the BPCC. 103

Figure 4.1. Représentation en vue de profil d'une section de végétation et de la grille utilisée pour la mesure des dépôts au sein des 12 sections de végétation. Quatre classes de hauteur (A - D) et neuf classes en profondeur (P1 - P9) ont été définies. Un pulvérisateur appliquant la pulvérisation de chaque côté du rang de végétation a été utilisé..... 113

Figure 4.2. Schéma de la procédure d'échantillonnage de la végétation au sein de la placette de 15 m de vigne. En rouge, les sections où les collecteurs PVC ont été positionnés (notées de S1 - S6) et en violet les sections défoliées (notées de S7 - S12). 114

Figure 4.3. Histogramme de répartition de la surface de végétation totale (m^2) en fonction de la classe de hauteur (A - D) et de la section de végétation considérée (S7 - S12). 121

Figure 4.4. Histogramme de répartition de la surface de végétation totale (m^2) en fonction de la classe en profondeur (P1 - P9) et de la section de végétation considérée (S7 - S12)..... 122

Figure 4.5. Courbes de densité empiriques des valeurs de dépôt en fonction de la section de végétation considérée, a : sur collecteurs artificiels (S1 - S6), b : sur collecteurs naturels (feuilles réelles) (S7 - S12). 124

Figure 4.6. Distributions statistiques en distinguant les dix déciles (D1 - D10) des dépôts obtenus pour les six sections de végétation (S7, en bleu; S8 en orange; S9 en gris; S10 en jaune; S11 en violet et S12 en vert) et la section contrôle agrégée (ligne pointillée en noir). 125

Figure 4.7. Représentation en vue de profil de la section contrôle qui agrège pour chaque maille les valeurs de dépôts mesurées pour les six sections de végétation en tenant compte du maillage prédéfini (allant de A1 à D9). Chaque valeur de dépôts est catégorisée en fonction du décile

(D1 - D10) auquel il appartient dans la distribution de la section contrôle. La position des valeurs au sein de chaque maille a été réalisée aléatoirement..... 126

Figure 4.8. Diagrammes en boîte des dépôts foliaires retrouvés au sein de la section contrôle en fonction de la classe, a : de hauteur (A - D), b : de profondeur (P1 - P9). Le diagramme en boîte indique la valeur médiane (trait plein), moyenne (symbole en croix), les limites inférieure et supérieure des boîtes sont les premiers et troisièmes quartiles, respectivement et les barres d'erreur pour les valeurs minimum et maximum. Les valeurs non suivies d'une lettre commune indique les groupes de profondeur sont significativement différentes selon le test de Tukey ($\alpha < 0,05$) en termes de dépôts foliaires interceptés. 128

Figure 4.9. Courbes représentatives des fonctions de répartition de dépôts obtenues sur la section contrôle (feuilles réelles, en rouge), le trio 1 (PVC, en pointillé vert) et le trio 2 (PVC, en pointillé bleu) de végétation. 131

Figure 5.1. Empirical density curves of average deposition values as a function of the date (T1, T2, T3, T4) of spraying. 143

Figure 5.2. Evolution of the LiDAR LWApTs (A) and TAI (B) indicators by field over the entire growing season (T1 to T4). A mechanical trimming operation of the vine is carried out in T3 except on the Syrah plot. 143

Figure 5.3. Comparison of the overall performance of the local empirical prediction models LWApTs (A) and TAI (B) against the mean deposition rate measurements. Model quality is assessed using the determination coefficient (R^2), bias (%) and mean square error (RMSEp) on the combined Marselan, Caladoc and Syrah plots throughout the growing season (T1, T2, T3, T4). 147

Figure 5.4. Empirical density curves of deposition values as a function of spray date (T1, T2, T3, T4) obtained from 2017 calibration data. 172

Figure 5.5. Evolution of primary canopy attributes VH (A), VW (B) and IBR (C) at the vine trio scale (shown as a dot on graphs) by blocks (Aranel (red), Caladoc (brown), Marselan (green), Petit verdot (blue) and Syrah (purple)) over the entire growing season (T1 to T4) in 2017. At each date, a box plot is presented in order to summarize the information obtained for the relevant primary canopy attribute..... 174

Figure 5.6. Relationship between the median deposition observed in 2016 and the median deposition in 2016 predicted from of univariate models for prediction of median deposition calibrated in 2017 on the Collection, Faysse, Franquet and Petit Verdot blocks over the entire growing season (T1 red square, T2 green triangle, T3 blue dot and T4 purple cross), coefficient of determination (R^2) of 0.79, normalized root mean square error of prediction (nRMSEp) of 30% and bias of +2.0%. The black curve represents a 1:1 linear curve..... 177

Figure 5.7. Left (A): Evolution of D5 median spray deposits as a linear combination of primary canopy attributes measured over the entire field and growing season (T1 red square, T2 green triangle, T3 blue dot and T4 purple cross) in 2017. The dotted black curve represents the multivariate model for prediction of median deposition (see D5 in Table 5.7 for parameters and

statistics). Right (B): Relationship between the median deposition observed in 2016 and the median deposition predicted from multivariate models for prediction of median deposition calibrated in 2017 (T1 red square, T2 green triangle, T3 blue dot and T4 purple cross), $R^2=0.94$, nRMSE=13% and bias=-2.1%. The black curve represents a 1:1 linear fit..... 182

Figure 6.1. Schéma conceptuel définissant un scénario technologique. 193

Figure 6.2. Schéma conceptuel du processus décisionnel permettant de simuler un scénario technologique. 195

Figure 6.3. Schéma conceptuel du processus d'évaluation permettant de comparer la combinaison entre deux scénarios technologiques..... 196

Figure 6.4. Méthode proposée pour calculer les préconisations de coefficient de dose à appliquer. Exemple pour une unité spatiale (pixel 3 m) issue de la parcelle Aglae au T2: comparaison entre les cinq premiers déciles (D1 - D5) des dépôts prédits (en bleu) par les modèles multivariés pour un pulvérisateur de type face par face avec l'hypothèse de niveau de risque inférieur (en rouge). La flèche noire pointillée illustre que la différence maximale observée entre la distribution prédite et de référence se situe au niveau du 2ème décile. 203

Figure 6.5. Evolution du pourcentage de la dose homologuée à appliquer au cours de la saison de végétation pour les quatre scénarios technologiques évalués en considérant deux hypothèses de niveaux de risques de protection phytosanitaires, a : supérieur, b : inférieur..... 206

Figure 6. 6. Exemples de cartes de préconisation réelles obtenues lors des essais sur le terrain pour les quatre scénarios évalués sur la parcelle Aglae au T2 selon les deux hypothèses de niveau de risque. a : scénario 1, b : scénario 2 avec une hypothèse de niveau de risque inférieur, c : scénario 2 avec une hypothèse de niveau de risque supérieur, d : scénario 3 avec une hypothèse de niveau de risque inférieur, e : scénario 3 avec une hypothèse de niveau de risque supérieur, f : scénario 4 avec une hypothèse de niveau de risque inférieur, g : scénario 4 avec une hypothèse de niveau de risque supérieur. Chaque point représente une unité spatiale (pixel 3 m). 208

Figure 6.7. Evolution de l'incidence et de la sévérité de la fragilité (en %) au cours de la saison de végétation (T1 en bleu, T2 en orange et T3 en gris) à l'échelle du domaine en considérant le scénario technologique 1 avec un niveau de risque inférieur de la protection phytosanitaire. Chaque point correspond à une unité spatiale (pixel 3 m). À chaque date, 1354 unités spatiales ont été définies (N). Le trait pointillé de couleur noire correspond à la pleine dose homologuée qui serait appliquée aux trois dates. 213

Figure A. 1. Exemple de cartes illustrant la variabilité spatiale de la densité de végétation (%) observée à une même date (milieu de végétation) entre deux parcelles différentes et au sein d'une même parcelle. Cas n° 1 (à gauche) : parcelle Aglae. Cas n° 2 (à droite) : parcelle Franquet. Chaque point représente une unité spatiale (pixel 3 m). 246

Figure A. 2. Comparaison des doses de produits phytosanitaires à appliquer en fonction des caractéristiques de la végétation et de la performance d'application du pulvérisateur. Exemples de cartes de préconisation obtenues pour deux scénarios technologiques évalués en termes de pourcentage de doses homologuée à appliquer selon l'hypothèse de niveau de protection phytosanitaire « sécurisée ». Scénario 1 (à gauche) : parcelle Franquet, en début de végétation, pulvérisateur face par face. Scénario 2 (à droite) : parcelle Franquet, en début de végétation, pulvérisateur voûte pneumatique. Chaque point représente une unité spatiale (pixel 3 m)... 247

Listes des tables

Table 1.1. Tableau récapitulatif des principales technologies de pulvérisation en viticulture.	17
Table 3.1. Points deleted from three different filtration methods, for three vine units in one vineyard (<i>Vitis vinifera</i> L. cv. Marselan) at BBCH stages 14, 57 and 76 to illustrate the differences between the automatic filtration method (AFM), the human expert filtration (HEF) and the PROTOLIDAR methodologies. Deleted points are classed according to the four groups defined in the AFM. The percentage of points retained by each filter at each stage indicates the data that are available to be used in the derivation of canopy dimensions post-filtration.	96
Table 3.2. Pairwise differences of the means of absolute errors (in m) for the vegetation height parameter of the conventional manual measurement (CMM) and PROTOLIDAR and clustering methodologies, grouped by BBCH stage class with p value from ANOVA. Variances between groups that differed significantly using Bartlett's test with the Bonferroni adjustment are in italics. Considering the clustering method, for each BBCH stage, the β_H threshold that minimised the absolute mean error rate with CMM is in bold.....	99
Table 3.3. Pairwise differences of the means of absolute errors (in m) for the vegetation width parameter of the conventional manual measurement (CMM) and PROTOLIDAR and clustering methodologies, grouped by BBCH stage and with p value from ANOVA. Variances between groups that differed significantly using Bartlett's test with the Bonferroni adjustment are in italics. Considering the clustering method, for each BBCH stage, the β_w threshold that minimised the absolute mean error rate with CMM is in bold.....	100
Table 3.4. Results of the comparison between PROTOLIDAR methodology, a LiDAR Bayesian point cloud classification algorithm (BPCC) and conventional manual measurement (CMM) in the estimation of vegetation height (VH) and width (VW) for all vines over the entire season.	104
Table 4.1. Nombre de disques foliaires prélevés dans les sections défoliées.	115
Table 4.2. Moyenne (ng.dm ² pour 1 g.ha ⁻¹) et coefficient de variation (%) observés à l'échelle des sections individuelles (S1 - S12), du trio 1 (S1 - S3), du trio 2 (S4 - S6) et de la section contrôle (S7 à S12).....	123
Table 4.3. Résultats de la comparaison entre les fonctions de répartition des dépôts observées sur la section contrôle, le trio 1 et le trio 2 issus des tests de Kolmogorov-Smirnov. La table indique pour chaque comparaison effectuée la taille totale de l'échantillon, la valeur de la statistique D, la p-value et la valeur du seuil critique D_α (n).....	129
Table 5.1. Equations, correlation coefficient (R^2) and root mean square error (RMSE) of empirical average deposit rates prediction models.	145

Table 5.2. Plots characteristics and phenological stages (BBCH scale) for each measurement dates - 2016 and 2017 trials.....	158
Table 5.3. Number of collectors sampled in 2017 and 2016 for each sampling unit selected within the 15m long plots.....	160
Table 5.4. Summary table of height (VH) and vegetation width (VW) and intercepted beam rate (IBR) data obtained at the four LiDAR acquisition dates in 2017.....	175
Table 5.5. Univariate models for prediction of decile deposition: models coefficients (U and λ) respectively assigned to the intercept and integrative indicator (LWA). Calibration step: the quality and uncertainty of univariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 is assessed using the coefficient of determination (R^2) and normalized root mean square error (nRMSE in %). Validation step: assessment of the overall performance of univariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 against observed deposition measurements in 2016. Models accuracy and robustness are assessed using the coefficient of determination (R^2) of 1:1 line, normalized root mean square error of prediction (nRMSEp in %) and the bias (%) over the entire growing season.....	176
Table 5.6. Multivariate models for predicting of decile deposition: comparison of the relative weight (order of occurrence in the model (1, 2 or 3) of the primary canopy attributes (VH, VW and IBR) according to the conditional Akaike information criterion and study of the multi-collinearity between the primary canopy attributes by variance inflation factor (VIF).....	179
Table 5.7. Multivariate models for prediction of decile deposition: model coefficients (M and α , β , γ) respectively assigned to the intercept and primary canopy attributes (VH, VW and IBR). Calibration step: the quality and uncertainty of multivariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 is assessed using the coefficient of determination (R^2) and normalized root mean square error (nRMSE in %). Validation step: assessment of the overall performance of multivariate models for prediction of decile deposition calibrated in 2017 against observed deposition measurements in 2016. Models accuracy and robustness are assessed using the coefficient of determination (R^2) of 1:1 line, normalized root mean square error of prediction (nRMSEp in %) and the bias (%) over the entire growing season.	180
Table 6.1. Cépages, superficies scannées par le MTLs aux 3 dates et mode de palissage des parcelles.....	198
Table 6.2. Dates et stades phénologique des parcelles.....	198
Table 6.3. Quatre scénarios technologiques comparés.	200
Table 6.4. Distributions de référence (du premier décile D1 au 5ème décile D5) considérées pour les deux hypothèses de niveau de risque. Données en ng.dm ² pour 1g.ha ⁻¹	201
Table 6.5. Coefficients de doses à appliquer pour les cinq premiers déciles. Exemple pour la même unité spatiale (pixel 3 m) issue de la parcelle Aglae au T2. Dans ce cas, on considère que la préconisation de dose à appliquer pour assurer le dépôt de référence est de 43,4 %.	203

Table 6.6. Différence de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios technologiques 1 et 2 en fonction de l'hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire considérée aux trois dates à l'échelle du domaine..... 209

Table 6.7. Différence de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios technologiques 2 et 3 en fonction de l'hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire considérée aux trois dates pour chacune des parcelles. 210

Table 6.8. Différence de pourcentage de dose homologuée à appliquer entre les scénarios technologiques 3 et 4 en fonction de l'hypothèse de niveau de risque de la protection phytosanitaire considérée aux trois dates pour chacune des parcelles. 210

Publications et participations à des conférences

Articles dans des revues avec comité de lecture

Publiés

Terrigeol, A., Indorf, M. F., **Cheraïet, A.**, Jouhanique, T., Tanguy, F., Hoareau, D., Rahimian, V., Agésilas-Lequeux, K., Noualhuget, M., Miedziejewski, A., Bazot, S., Lata, J.C., Mathieu, J., Hannot, C., Dreuillaux, J.M., & Zanella, Z. (2018). Study of soil–vegetation relationships on the Butte Montceau in Fontainebleau, France: Pedagogical exercise and training report. *Applied soil ecology*, 123, 646-658. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apsoil.2017.07.021>

Féret, J. B., Le Maire, G., Jay, S., Berveiller, D., Bendoula, R., **Cheraïet, A.**, Hmimina, G., Oliveira, J.C., Ponzoni, F.J., Solanki, T., de Boissieu, F., Chave, J., Nouvellon, Y., Porcar-Castell, A., Proisy, C., Soudani, K., Gastellu-Etchegorry, J.P., & Lefèvre-Fonollosa, M.J. (2019). Estimating leaf mass per area and equivalent water thickness based on leaf optical properties: Potential and limitations of physical modeling and machine learning. *Remote sensing of environment*, 231, 110959. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.002>

Cheraïet, A., Naud, O., Carra, M., Codis, S., Lebeau F., & Taylor J. A. (2020). An algorithm to automate the filtering and classifying of 2D LiDAR data for site-specific estimations of canopy height and width in vineyards. *Biosystems Engineering*. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.10.016>

Soumis

Cheraïet, A., Naud, O., Carra, M., Codis, S., Lebeau F., & Taylor J. A. (2020). Multivariate modelling using 2D LiDAR-based primary vegetation attributes to predict the distribution of agrochemical spray deposition in vines. *En cours de révision par le revue Computers and Electronics in Agriculture*.

Communications avec actes lors d'un congrès national ou international

Cheraïet, A., Carra, M., Lienard, A., Codis, S., Vergès, A., Delpuech, X., & Naud, O. (2019, July). Investigation on LiDAR-based indicators for predicting agrochemical deposition within a vine field. In 12th European Conference on Precision Agriculture '19, Wageningen Academic Publishers ed. J.V. Stafford, ISBN : 978-90-8686-337-2, Wageningen Academic Publishers, 157-164, https://doi.org/10.3920/978-90-8686-888-9_18.

Cheraïet, A., Delpuech, X., Carra, M., Andres, J., Vergès, A., Lienard, A., Codis, S., & Naud, O. (2019, May). Evaluer au vignoble des capteurs et des solutions numériques innovantes pour diminuer et gérer les intrants phytosanitaires. 49^{ème} Colloque National du Groupe Français de recherches sur les Pesticides, Montpellier, France.

Publications de vulgarisation

Lewis, M., Codis, S., Verges, A., **Cheraïet, A.**, Delpuech, X., Lienard, A., Trinquier, E., Naud, O., Douzals, J.P., Carra, M., Hudebine, Y., & Ribeyrolles, X. (2019). Workshop régional Innoseta sur la pulvérisation en viticulture: une journée technique organisée en juin à Montpellier a permis d'échanger autour des innovations en pulvérisation viticole. Revue Phytoma, N° 728, 12-16.

Résumé

La demande sociétale de réduction d'usage des produits de protection des plantes (PPP) conduit à reconsidérer les processus de protection de la vigne. Aujourd'hui l'expression des doses est basée sur une quantité fixe définie par hectare cadastral de vigne, indépendante notamment de la quantité de végétal à protéger. La performance agro-environnementale de l'application par pulvérisation des PPP en viticulture varie fortement en fonction du type de pulvérisateur et de la croissance, et du mode de conduite de la végétation.

L'objectif de cette thèse a été de développer des modèles de prédiction des quantités et distributions de dépôts sur le végétal en fonction de la structure du couvert et des caractéristiques des pulvérisateurs. La structure du couvert sur un ensemble de placettes a été caractérisée au plan dimensionnel et de la densité grâce à un capteur proximal LiDAR (*Light Detection And Ranging*) mobile. Sur les mêmes placettes, des données de distribution des quantités de PPP déposé par unité de surface dans les différentes strates du couvert végétal ont été acquises.

Malgré la démonstration de leur intérêt, l'utilisation des capteurs LiDAR est encore rare en viticulture, principalement en raison du manque de protocoles solides pour le traitement et l'interprétation des données. Un des résultats de la thèse est une méthode de traitement automatisée de filtration et classification des nuages de points issus d'un capteur LiDAR. Ceci permet d'estimer ensuite facilement les dimensions (hauteur, épaisseur) de la végétation et sa densité apparente. La méthode ne nécessite de collecter les données LiDAR que d'un seul côté du rang de vigne. La méthode développée a été comparée à une méthode de référence non automatisée, et aux mesures manuelles classiques de la végétation. La méthode proposée s'est révélée capable de caractériser les dimensions du couvert végétal à partir des données LiDAR de manière automatisée et robuste tout au long de la saison de croissance. Un deuxième ensemble de résultats de la thèse concerne l'étude à l'échelle d'un cep de vigne de la distribution statistique des dépôts foliaires interceptés sur les feuilles ou des cibles artificielles disposées au sein du couvert végétal. Nous avons mis en évidence que la répartition des dépôts au sein de la végétation est très variable. Il semble donc que pour prendre en compte les zones du couvert végétal les moins bien traitées et donc les plus exposées au développement des pathogènes, la moyenne des dépôts à l'échelle du cep soit une information insuffisante et que la distribution statistique des dépôts soit à privilégier pour la pulvérisation de précision.

La thèse propose une nouvelle approche de modélisation statistique multivariée pour prédire la distribution des dépôts en tenant compte de la technologie d'application du pulvérisateur et de la structure de la végétation évaluée par un capteur LiDAR. Cette nouvelle modélisation a été comparée avec les modèles univariés existants. Elle offre une meilleure précision et robustesse dans la prédiction de la distribution des dépôts sur la saison de végétation complète. La nouvelle approche de modélisation proposée est suffisamment générique pour être appliquée à différentes technologies de pulvérisation.

Enfin, un chapitre du mémoire est consacré à évaluer l'intérêt du développement de technologies de pulvérisation de précision, en termes d'économie de PPP et de leur capacité à maîtriser le risque phytosanitaire. La végétation d'un domaine viticole a été caractérisée périodiquement pendant toute une saison de croissance à l'aide d'un capteur LiDAR. Les modèles statistiques multivariés construits ont été inversés avec les informations haute résolution de la végétation à différentes dates afin de produire des cartes de préconisation des doses de PPP spécifiques au site. Ces cartes de préconisations sont discutées et interprétées à différentes échelles de décision et selon différents scénarios technologiques.

Abstract

The social demand for a reduction in the use of plant protection products (PPP) is a driver to reconsider the vine protection process. Today agro-chemical doses are expressed as a fixed quantity per unit area of ground in the field. Dose rates are independent of the conditions of application, and this includes the quantity of foliage to be protected. The agro-environmental performance of pesticides application in viticulture exhibits great variability according to the sprayer type and the growth stage, and training of vegetation.

The aim of this thesis was to develop models for predicting the quantities and distributions of deposits in grapevines according to the canopy structure and sprayer characteristics. The canopy structure, according to its dimensions and density, was characterised on a set of vine blocks using a proximal on-the-go LiDAR sensor (Light Detection And Ranging). Data about PPP distributions in the different strata of the canopy was acquired on the same set of plots.

LiDAR sensors have been shown to be of interest in previous works related to viticulture, but their use is still scarce in commercial perennial crops, primarily due to the lack of robust protocols for processing and interpreting the data. One of the results of the thesis is an automated method for filtering and classifying point clouds from a LiDAR sensor. This makes it easier to estimate vine canopy dimensions (height, thickness) and its apparent density. Importantly, the method requires scanning on only one side (half) of the canopy. The developed method was compared to a non-automated reference method and to classical manual canopy measurements with good agreement. The proposed method was shown to be able to characterise canopy dimensions from LiDAR data in an automated and robust manner throughout the growing season.

A second set of results of the thesis deals with the study at the vine scale of the statistical distribution of leaf deposits intercepted onto leaves and artificial targets within the vine canopy. It is the first such high-resolution study of the variability of within canopy spray depositions. The observed distribution of deposits was shown to be highly variable. It follows therefore, that in order to manage the parts of the canopy that are under treated, and more susceptible to pathogens, using the mean of the deposits, even at plant scale, is insufficient information. Precision spraying should be based on the statistical distribution of deposits, not the mean.

The thesis proposed a novel multivariate statistical modelling approach to predict the distribution of deposition taking into account the sprayer application technology and the structure of the vegetation evaluated by a LiDAR sensor. The new model was compared with existing univariate models and offered better accuracy and robustness in predicting deposition distributions, especially under evolving and varying canopy sizes. The proposed novel modelling approach is general enough to be applied to other spraying technologies.

Finally, a chapter of the thesis is devoted to assess the interest of developing variable rate precision spraying technologies, in terms of PPP savings and their ability to control the phytosanitary risk. The canopy of a vineyard estate was assessed periodically over an entire growing season with a LiDAR sensor. The multivariate statistical models constructed were inverted with the high-resolution canopy information at different dates in order to produce site-specific PPP prescription maps. These prescription maps were interpreted at different decision scales, according to different technological scenarios.

