

THÈSE

pour obtenir le titre de

Docteur de l'Université de Bourgogne Spécialité:Instrumentation et Information de l'Image

présentée par

Houda BEDIAF

Quantification et modélisation par traitement d'images de la répartition des produits pulvérisés à l'échelle de la feuille en fonction de son état de surface et la nature du produit

Composition du jury:

Carole Sinfort	Professeur - Montpellier SupAgro. France	Rapporteur
Jan Pieters	Professeur - Université de Gent. Belgique	Rapporteur
Khalid Allali	Professeur - Université de Hassan I- Settat. Maroc	Examineur
David Fofi	Professeur - Université de Bourgogne. France	Examineur
David Nuyttens	Docteur - ILVO Institute. Belgique	Examineur
Frédéric Cointault	Maître de conférence. HDR - UMR 1347 Agroécologie	Directeur de thèse
Rachid Sabre	Maître de conférence. HDR - LE2I	Co-directeur
Ludovic Journaux	Maître de conférence - LE2I	Encadrant

Résumé

Dans le cadre de la pulvérisation agricole, la diminution de la quantité des intrants est devenue une étape cruciale, et ce notamment en viticulture. La pulvérisation de précision en viticulture implique cependant une maîtrise conjointe du matériel utilisé, des produits et de la répartition de ces produits sur le feuillage. Dans ce contexte, nombreuses sont les recherches menées sur l'optimisation d'utilisation des produits phytosanitaires, leur objectif final étant de réduire de manière significative la quantité d'intrants dans la culture. Cependant, peu de travaux ont été effectués sur l'étude du comportement des produits directement sur le feuillage, ce qui constitue donc l'objectif de cette thèse. La première partie de ce travail est consacrée particulièrement à l'analyse de l'état de la surface foliaire, en se focalisant spécifiquement sur l'étude de la rugosité de surface de la feuille qui constitue un paramètre essentiel dans le processus d'adhésion du produit pulvérisé sur la feuille. L'analyse de la surface de la feuille est réalisée en déterminant les caractéristiques texturales extraites d'images microscopiques. Un nouvel indicateur de rugosité est proposé ainsi que, des paramètres spatiaux et fréquentiels sont utilisés pour estimer et la rugosité de la feuille. Ces paramètres permettent ensuite la caractérisation de l'homogénéité de la surface et la détection des nervures/poils au niveau de la surface de la feuille. Cette partie représente une base fondamentale pour mieux comprendre le comportement des gouttelettes pulvérisées sur la feuille de vigne. La deuxième partie de ce travail de thèse est consacrée à des études expérimentales, qui ont pour but de définir et construire des modèles statistiques permettant d'estimer la quantité de produit restant sur la feuille ou la surface occupée par les gouttes. Ces modèles prennent en considération différents paramètres de pulvérisation, tels que la taille de la goutte et sa vitesse, la tension superficielle du produit, l'angle d'inclinaison et la rugosité de la surface de la feuille. Ces modèles pourraient être vus comme des outils de décision communs pour optimiser la quantité du produit pulvérisé et l'estimation du produit restant sur la feuille, et comme un outil d'aide pour optimiser les bancs d'essais et de tests de la qualité de la pulvérisation.

Motsclés : Pulvérisation de précision, Analyse de la surface foliaire , Traitement d'images, Modélisation

Abstract

In the context of agricultural spraying, reducing the amount of input became a crucial step particularly in viticulture. The development of spraying precision in this domain needs the mastery of the use of spray equipment, product and distribution of these products on the foliage. In this area, many research have been done, their main goal being to optimize the use of plant product protection and to reduce significantly the input quantity inside the culture. However, few research has been done on the behavior of the product directly on the foliage which constitutes finally the main goal of this thesis. The first part of this report deals particularly with the analysis of leaf surface state by focusing precisely on the leaf surface roughness, one of the main parameters in product adhesion process. A leaf surface analysis is performed by determining the textural features extracted from microscopic images. A new roughness indicator is proposed and, spatial and frequency parameters were used to estimate and characterize the leaf roughness. These parameters allow both the characterization of surface homogeneity and the detection of the presence of rib/hair on the leaf surface. Indeed, this part represents a fundamental basis for understanding the spray droplet behavior on the vine leaf. The second part of this thesis deals with experimental studies which aim to define and to create statistical models to estimate the amount of product remaining on the leaf surface or the surface occupied by droplets. These models consider different spray parameters, such as droplet size and velocity, surface tension of the product, slope angle and roughness of the leaf. These models could be seen as aid-decision tools to optimize the amount of spray and the estimated product remaining on the leaf.

Keywords : Precision spraying, Leaf surface analysis, Image processing, Modeling.

Cette thèse est dédiée à mes Parents.

Remerciements

En préambule de ce mémoire, je souhaite adresser ici tous mes remerciements aux personnes qui m'ont apporté leur aide et qui ont ainsi contribué à l'élaboration de ces travaux de recherche.

En premier lieu, ma reconnaissance s'adresse conjointement à Messieurs Frédéric Cointault, Rachid Sabre et Ludovic Journaux pour leur encadrement, leurs précieux conseils dans toutes les phases du travail.

Je tiens à remercier Monsieur Frédéric Cointault, mon directeur de thèse. Sa confiance ne m'a jamais fait défaut et il a constamment porté un regard critique, ouvert et constructif sur ces travaux. En dépit d'un emploi du temps fort chargé, j'ai conscience des efforts qu'il a dû fournir pour se rendre disponible. Merci Fred pour ta disponibilité et pour tout ce que j'ai appris en travaillant avec toi.

Mes remerciements vont également à mon co-directeur de thèse Monsieur Rachid Sabre. A la fois pertinent et pédagogue, il a toujours su m'encourager. Ses compétences ont été un atout indéniable à la réussite de ces travaux. Merci Rachid pour ton soutien et pour les différents conseils et discussions constructives que nous avons eu.

J'adresse de sincères remerciements à mon encadrant de thèse Ludovic Journaux, qui m'a accordé sa confiance et qui m'a laissé une grande autonomie dans mon travail. Merci Ludo également pour tes qualités humaines et ton naturel.

J'exprime ma gratitude aux Professeurs Carole Sinfort et Jan Pieters pour avoir accepté de rapporter ma mémoire et pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à ce travail. Je remercie également les Professeurs David Fofi et Khalid Allali ainsi que le Docteur David Nuyttens d'avoir accepté d'examiner ce travail et de participer à ce jury de thèse.

Je tiens aussi à remercier les membres du comité de thèse Dr. Eric Debreuve et Mr Jean-claude Da Silva qui m'ont beaucoup aidé par leur conseils scientifiques. Ainsi que le conseil régional de Bourgogne et l'entreprise Nicéphore

Cité pour leur financement de ce projet de thèse.

Je souhaite aussi remercier de plus Dr. David Nuyttens, pour son accueil au sein de l'institut ILVO et d'avoir accepté de mettre à notre disposition tous le matériel nécessaire pour réaliser notre étude expérimentale, sans oublier l'aide précieux d'Ingrid et de Sofija pour mettre en place le système d'acquisition.

Je remercie vivement toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à ce doctorat. Je pense tout particulièrement à Bastien Billiot, pour sa contribution et ces conseils dans plusieurs aspects de la recherche et de la pratique notamment la mise en place de tout dispositif expérimental. Merci Bastien.

Un remerciement spécial à notre sympathique secrétaire Patricia, pour son assistance administrative, sa disponibilité et surtout à son soutien morale. Mes vifs remerciements s'adressent également aux membres de l'équipe où j'ai passé mes années de thèse : Christine, Jean-Claude, Alex, Jean-Pierre et Paul. Merci également à tous mes collègues avec qui j'ai eu la chance de passer mes années de thèse avec eux. Un merci particulier à Sofija, Simeng, Thomas, Marion, Lucile, Monia, Mona et Ias, et toutes les autres personnes que je n'ai pas citées mais qui se reconnaîtront.

Je ne pourrais clore ces remerciements sans exprimer ma reconnaissance à ceux qui me sont chers. Mes parents, Merci pour les valeurs et les principes dans les quels vous m'avez élevé. Merci pour le soutien et les encouragements malgré la distance qui nous sépare physiquement. Ce travail de thèse est le vôtre avant qu'il soit le mien. Mes frères, sœurs, ma tante et mon oncle, Merci pour tout.

Mon cher Mari, merci pour ta patience durant ces années, tes encouragements, ton soutien et ton amour m'ont permis d'achever cette étape de ma vie.

Table des matières

Remerciements	vii
Table des matières	ix
Table des figures	xiii
Liste des tableaux	xix
1 Introduction	1
2 Contexte et problématique	5
2.1 Introduction	5
2.2 Impact des produits phytosanitaires sur l'environnement	6
2.3 Produits phytosanitaires et l'agriculture française	7
2.4 Problématique et objectifs	10
2.5 Pulvérisation en viticulture	11
2.5.1 État de l'art sur les travaux existants	20
2.5.2 Modélisation	27
3 Techniques de mesures de la rugosité et des dépôts à l'échelle de la feuille	31
3.1 Caractérisation de la rugosité de la feuille par mesure de la mouillabilité	35
3.2 Techniques de mesure de la rugosité	37

TABLE DES MATIÈRES

3.3	Caractérisation de la rugosité par analyse d'images	40
3.3.1	Analyse de texture	42
3.3.2	Méthodes d'analyse de texture	43
3.4	Conclusion	49
3.5	Segmentation d'images	53
3.6	Espace colorimétrique	56
3.6.1	Espace RGB	57
3.6.2	Espace HSV	58
3.7	Conclusion	59
4	Méthode développée pour l'analyse de mesure de rugosité	61
4.1	Introduction	61
4.2	Méthodes basées sur l'image pour la caractérisation de la rugosité	62
4.2.1	Indicateur de rugosité optique	62
4.2.2	Indicateur de rugosité par ondelette	63
4.2.3	Caractérisation de rugosité de surface par le spectre de puissance	64
4.2.4	Nouvel indicateur de rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier	66
4.3	Méthode de comparaison	68
4.4	Études expérimentales	70
4.4.1	Base de données	70
4.4.2	Évaluation des rugosités de différentes surfaces foliaires	74
4.4.3	Étude spécifique sur les feuilles de vigne	85
4.5	Conclusion	94
5	Acquisition des images de feuilles pulvérisées et modélisation	97
5.1	Introduction	97
5.2	Protocole d'expériences	101
5.2.1	Système d'acquisition	101
5.2.2	Expériences	104
5.2.3	Contraintes	106

5.3	Traitement d'images associé	107
5.4	Analyse des résultats et modélisation associée	110
5.5	Conclusion	122
5.6	Protocole d'expériences	127
5.6.1	Système d'acquisition	127
5.6.2	Expériences	133
5.6.3	Contraintes	134
5.7	Traitement d'images associé	134
5.8	Analyse des résultats et modélisation	141
5.9	Conclusion	149
6	Conclusion générale	151
	Publications	157
	Annexe A	161
	Bibliographie	165

Table des figures

2.1	Quantité de substances actives vendue en France de 1997 à 2012 (UIPP, 2014)	7
2.2	Les marchés phytosanitaires en Europe en 2010 (Source UIPP, 2011)	9
2.3	Les 6 clés d'une pulvérisation efficace [Deveau, 2009]	13
2.4	Pulvérisateur à jet projeté, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)	13
2.5	Pulvérisateur à pression et à jet porté, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)	14
2.6	Pulvérisateur pneumatique, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)	15
2.7	Pulvérisateur centrifuge, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)	16
2.8	Pulvérisation électrostatique, source Irstea	16
2.9	Les principales buses utilisées (a): buse à fente, (b): buse antidérive à pastille de calibrage, (c): buse antidérive à aspiration d'air, (d) buse à turbulence classique, (e): buse à miroir classique.	18
2.10	Ramassage des collecteurs aux différentes distances étudiées, source IFV, Sébastien Codis)	21
2.11	Exemple de classement des papiers hydrosensibles - Classe A (à gauche), - Classe B (au milieu), - Classe C (à droite) (source: Chambre d'agriculture de la Côte-d'Or)	22
2.12	Vigne artificielle EvaSpray Viti : (1) Stade de milieu de végétation (surface de la feuille: SFT= 0,88 ha/ha). (2) Stade de début de végétation (SFT= 0,24 ha/ha). (3) Stade de pleine végétation (SFT= 1,68 ha/ha) [Hebrard et al.,]	23

TABLE DES FIGURES

2.13	La vélocimétrie Laser ou PDA [Schick, 2008]	25
2.14	Un analyseur d'imagerie optique (OPA) [Schick, 2008]	25
2.15	Phase Doppler Particle Analyzer PDPA [Schick, 2008]	26
3.1	Effet Lotus dû à la nanorugosité de la feuille [Journaux et al., 2011]	36
3.2	Angle de contact de la goutte sur une surface hydrophile (à gauche) et hydrophobe (à droite)	36
3.3	Modèle (A) de Wenzel et (B) Cassie-Baxter [Quere et Reyssat, 2008]	37
3.4	Erreur liée à la mesure mécanique [Mathieu et al., 2003]	39
3.5	Rugosimètre interférométrique de l'IUT de Chalon-sur-Saône	40
3.6	Microscope électronique à balayage (MEB)	41
3.7	Textures de second ordre identique [Paulhac, 2009]	43
3.8	Familles de texture	43
3.9	Une texture et son spectre de puissance [Mavromatis, 2001]	47
3.10	Décomposition des ondelettes	49
3.11	L'espace couleur RGB [Lezoray, 2000]	57
3.12	Cercle de couleur HSV [Lezoray, 2000]	58
4.1	Spectre de puissance correspondant à l'image de la feuille de Pinot	65
4.2	Illustration du calcul de l'indicateur de rugosité Rug_{DGF}	68
4.3	Exemple de la feuille de pois et les différentes variations de la rugosité de surface obtenues par application des trois types de bruits : (a) image originale, (b) image avec un bruit Gaussien ($\sigma = 0.09$), (c) image avec un bruit poivre et sel ($\sigma = 0.09$), (d) image avec un bruit sinusoïdal ($\text{fréquence} = 100\pi$)	69
4.4	Textures de feuilles : (a) feuille mature de Chardonnay, (b) feuille jeune de Chardonnay, (c) feuille mature de Pinot, (d) feuille jeune de Pinot	71
4.5	Textures des feuilles artificielles : (a) papier hydrosensible et (b) collecteur en plastique	72
4.6	Textures de feuilles : (a) Tomate, (b) Ray-grass, (c) Prêle, (d) Blé-mûr, (e) Pois et (f) Blé-jeune	73

4.7	Image (640x480 pixels) acquise par interféromètre pour la surface de feuille de vigne : (a) zone plate (b) zone avec nervure	73
4.8	Rugosité moyenne calculée des différentes espèces obtenue par l'indicateur Rug_{DGF}	75
4.9	Rugosité moyenne des différentes espèces obtenue par l'indicateur Ga	76
4.10	Rugosité moyenne des différentes espèces obtenue par l'indicateur Rug_{ond}	77
4.11	Évaluation de l'indicateur de rugosité de surface de la feuille avec les descripteurs généralisés de Fourier	78
4.12	Évaluation de la rugosité de surface de la feuille avec la rugosité optique	79
4.13	Évaluation de la rugosité de surface de la feuille Rug_{ond}	80
4.14	Reliefs (a) de feuille mature de Pinot et (b) de feuille de Prêle	83
4.15	Exemple de (a) type de surface de jeune feuille de Pinot, (b) de feuille mature de Pinot	88
4.16	Corrélation entre la rugosité optique calculée à partir de l'image et la rugosité estimée par le réseau de neurones	92
5.1	Schéma du système d'acquisition développé par Sofija Minov [Minov et al., 2015b]	101
5.2	Système piézo-électrique de génération de gouttes (1 : buse en verre, 2 : composant piézo-électrique, chambre d'éjection, 3 : pince, 4 : tuyaux transparents en plastique souple) [Minov et al., 2015b]	102
5.3	Paramètres d'éjection en mode à la demande (DOD) [Minov et al., 2015b]	103
5.4	Les quatre buses en verre [Minov et al., 2015b]	103
5.5	Exemple d'éjection de plusieurs gouttes à la fois ($t_p=3$ s, $t_a=7$ s) avec l'eau distillée	105
5.6	Feuille de vigne avec sporulation blanche visible	105
5.7	Image de quelques échantillons utilisés pour nos expériences	106
5.8	Flow chart de l'algorithme de segmentation mis en œuvre	107
5.9	Calcul de la vitesse d'une goutte [Minov et al., 2015a]	108

TABLE DES FIGURES

5.10	Mesure de l'angle de contact d'une goutte d'eau sur la feuille de vigne	109
5.11	Exemple de calcul du volume d'une goutte	109
5.12	Exemple d'extraction des gouttes sur une surface	110
5.13	La variation du diamètre moyen de la goutte en fonction de sa vitesse	111
5.14	Variation du diamètre moyen de la goutte par rapport à la tension superficielle du produit	112
5.15	Le volume retenu par la feuille en fonction de la tension superficielle du produit	114
5.16	Variation de la rugosité de la feuille	117
5.17	Variation du volume retenu par la face de la feuille	117
5.18	Volumes retenus sur les papiers hydrosensibles et les collecteurs en plastique	118
5.19	Corrélation entre le volume calculé à partir de l'image et celui prédit par le modèle	121
5.20	La distribution des valeurs résiduelles	122
5.21	Système d'acquisition dédié	128
5.22	Caméra IDS	128
5.23	Exemple d'ouverture relative [Billiot, 2014]	130
5.24	La mire et les paramètres intrinsèques de la caméra	131
5.25	Distorsion radiale de l'objectif 50 mm	132
5.26	Système à LEDs	133
5.27	Exemple de segmentation par SVM	135
5.28	Exemple de représentation d'image en bande (S) de l'espace HSV	136
5.29	Résultats de segmentation avec différentes valeurs de marqueur	137
5.30	Extraction de la feuille	137
5.31	Résultat de binarisation de l'image (S)	138
5.32	Exemple d'application de l'algorithme de segmentation	138
5.33	Coefficient Kappa pour la surface supérieure de la feuille	139
5.34	Coefficient Kappa pour la face inférieure de la feuille	140

5.35	Impact de la hauteur de pulvérisation et de l'inclinaison de la feuille sur la surface occupé par les gouttes	141
5.36	Le taux de surface occupée par les gouttes en fonction de la tension superficielle du produit pour la face inférieure de la feuille	144
5.37	Le taux de surface occupée par les gouttes en fonction de la tension superficielle du produit pour la face supérieure de la feuille	145
5.38	Histogramme de l'erreur calculée pour la face supérieure de la feuille	148
5.39	Histogramme de l'erreur calculée pour la face inférieure de la feuille	150

Liste des tableaux

2.1	Occupation du territoire et consommation de pesticides pour quelques cultures (source UIPP, 2010)	8
2.2	Principales techniques de pulvérisation [Decourselle, 2014a]	19
3.1	Les différentes expressions de la rugosité de surface [Delaunois, 2002]	38
4.1	Résultats obtenus par le test de Wilconxon pour l'ajout d'un bruit gaussien	82
4.2	Résultats obtenus par le test de Wilconxon pour l'ajout d'un bruit poivre et sel	83
4.3	Résultats obtenus par le test de Wilcoxon pour l'ajout d'un bruit sinusoïdal	84
4.4	Les valeurs moyennes de G_a , F2 et F3 pour les feuilles de Pinot et de Chardonnay	86
4.5	Les valeurs moyennes de l'entropie et de l'énergie de la matrice de co-occurrence pour les faces avec et sans nervure des feuilles de Pinot et Chardonnay	87
4.6	Les valeurs moyennes des paramètres F4 et F5 pour les faces supérieures et inférieures des feuilles de Pinot et Chardonnay	88
4.7	Les résultats obtenus par l'application du test de Student entre l'indicateur G_a et R_a : à gauche pour les feuilles de Chardonnay, à droite pour les feuilles de Pinot	89
4.8	Les résultats obtenus par l'application de test de Student entre l'indicateur Rug_{DGF} et R_a : à gauche pour les feuilles de Chardonnay, à droite pour les feuilles de Pinot	90
4.9	Les résultats obtenus par l'analyse de variance ANOVA	93

LISTE DES TABLEAUX

4.10	Les résultats obtenus par l'application de test de student : à gauche entre Pinot et collecteur en plastique, à droite entre Pinot et papier hydrosensible	94
4.11	Les résultats obtenus par l'application du test de student : à gauche entre Chardonnay et Collecteur en plastique, à droite entre Chardonnay et le papier hydrosensible	95
5.1	La corrélation entre le volume retenu par la feuille et les différents paramètres caractérisant la rugosité de la feuille	116
5.2	Variables sélectionnées pour la création du modèle	120
5.3	Distance de travail théorique pour différents objectifs	130
5.4	Ouverture relative de différents objectifs et profondeurs de champs calculées	131
5.5	Corrélation entre les indicateurs de rugosité et le taux de la surface occupée par les gouttes, pour la face supérieure	143
5.6	Corrélation entre les indicateurs de rugosité et le taux de la surface occupée par les gouttes, pour la face inférieure	144
5.7	Tableau des coefficients de la régression multiple	147
5.8	Les coefficients obtenus par la régression multiple	149

Chapitre 1

Introduction

La présence de pesticides dans différents compartiments de l'environnement et leur utilisation toujours croissante ont amené les pouvoirs publics à s'interroger sur les risques potentiels encourus par la population. La réduction des pesticides en agriculture, et notamment en viticulture, secteur dans lequel le taux d'usage des pesticides est très élevé, est donc devenue une étape primordiale pour réduire la pollution environnementale.

En viticulture, de nombreuses études ont été développées pour mieux comprendre le processus de pulvérisation, opération la plus utilisatrice de produits chimiques. Ces études ont été réalisées soit à l'échelle de la parcelle [Butault et al., 2010a, Butler Ellis et al., 2004], soit à l'échelle de la plante [Forster et al., 2005, Forster et al., 2006, Gaskin et al., 2005], ou bien encore à l'échelle de la feuille [Nairn et al., 2013, Decourselle, 2014a]. Un des objectifs communs de ces études est la détermination des paramètres pertinents influençant la qualité de la pulvérisation ainsi que la quantité de produit retenu par la cible après la pulvérisation. Notons que la majorité de ces études se sont cependant basées sur l'utilisation de feuilles artificielles, tels que les papiers hydrosensibles et les collecteurs en plastique, ce qui ne reflète malheureusement pas la réalité et représente une forte limitation pour l'estimation de la quantité de produit restant sur la feuille. Il est donc important de répondre à cette problématique en apportant des solutions innovantes et en utilisant des feuilles naturelles.

Dans cette optique, nous proposons d'utiliser l'imagerie et de développer des techniques de traitement d'images adéquates afin d'extraire les paramètres pertinents liés à la pulvérisation tels que la vitesse et la taille des gouttes, ainsi que des paramètres liés à la feuille (la rugosité). Ces paramètres seront ensuite exploités pour l'alimentation des futurs modèles, permettant d'estimer le volume ou la surface occupée par les gouttelettes pulvérisées sur la feuille.

Les objectifs principaux de ces travaux de thèse concernent ainsi l'utilisation de l'imagerie et de l'analyse d'image pour extraire des paramètres permettant de rendre compte de l'état de surface d'une feuille de vigne. En outre, ces travaux sont également axés sur la mise en place d'études expérimentales et la conception d'un système d'acquisition d'images pour la détermination de l'influence des paramètres liés à la pulvérisation, tels que la tension superficielle du produit et la vitesse et la taille des gouttes, sur le volume retenu par la feuille et la surface occupée par les gouttes. La caractérisation de cette dernière a de plus nécessité le développement d'une méthode spécifique pour détecter les gouttes pulvérisées sur la feuille. L'ensemble de ces paramètres (liés à la feuille et à la pulvérisation) est utilisé pour créer des modèles statistiques estimant le volume ou la surface de la feuille occupée par les gouttes.

Ce manuscrit s'articule ainsi autour de quatre chapitres distincts et complémentaires :

Chapitre 2 : Contexte et problématique

Ce chapitre présente le contexte général et scientifique de l'application des produits phytosanitaires et les risques potentiels sur l'environnement engendrés par l'usage excessif de ces produits. Puis une étude focalisée sur la viticulture est réalisée, dans laquelle nous présentons les différents outils et techniques de pulvérisation viticole, sans omettre un bref état de l'art sur les techniques d'évaluation de la qualité et de l'efficacité de cette pulvérisation. Enfin, une brève recherche bibliographique sur la modélisation du processus de pulvérisation intégrant notamment la rétention est effectuée.

Chapitre 3 : Techniques de mesure de la rugosité et des dépôts à l'échelle de la feuille

Le second chapitre est partagé en deux parties distinctes. La première traite de l'analyse de l'état de surface, précisément de l'analyse de la rugosité de surface. Cette dernière joue en effet un rôle important dans les mécanismes d'adhésion des produits pulvérisés sur une feuille. Nous présentons donc différentes techniques de mesure de cette rugosité, notamment un état de l'art sur l'analyse de texture et sur des approches basées sur l'analyse de l'image est réalisé.

La deuxième partie de ce chapitre a pour rôle de présenter les techniques de segmentation d'images utilisées pour détecter les gouttes pulvérisées sur une feuille.

Chapitre 4 : Méthode développée pour l'analyse de mesure de rugosité

Ce chapitre est spécifiquement dédié à l'analyse de la surface foliaire en se basant sur l'analyse de l'image. Un nouvel indicateur pour estimer la rugosité des surfaces foliaires, basée sur les descripteurs généralisés de Fourier (DGF), a été proposé. Notre indicateur est comparé à d'autres indicateurs existants dans la littérature en proposant là aussi une nouvelle méthode de comparaison, basée sur l'étude de la sensibilité des techniques sélectionnées à une variation (changement) de la rugosité de la surface. Ensuite, une application plus fine à la caractérisation de la surface de feuilles de vigne, basée sur l'analyse du spectre de puissance, est proposée. Une étude comparative entre la rugosité arithmétique de la feuille mesurée par un interféromètre et la rugosité de la feuille estimée à partir de l'image est effectuée. Enfin, pour clore ce chapitre, nous avons comparé la micro-rugosité des feuilles de vigne à celles de différents autres supports tels que les papiers hydrosensibles et les collecteurs en plastique.

Chapitre 5 : Acquisition des images de feuilles pulvérisées et modélisation

Ce dernier chapitre présente l'ensemble des études expérimentales permettant l'analyse et la compréhension des différents paramètres influençant le processus de rétention des gouttelettes sur les feuilles de vigne. La première étude expérimentale est présentée dans la première partie de ce chapitre. Elle a été réalisée dans le cadre d'une collaboration avec l'Institut public de recherche agricole et de la pêche (ILVO) en Belgique. Elle consiste en l'utilisation d'un système d'acquisition développé dans le cadre de la thèse de Sofija Vulgarakis [Minov et al., 2014], et basé sur l'utilisation d'une caméra rapide et d'un générateur de gouttelettes. L'objectif de cette étude est d'extraire l'ensemble des paramètres intrinsèques aux gouttelettes lors de la pulvérisation par l'analyse des images acquises ainsi que la modélisation du volume de produit retenu par la feuille. Pour l'ensemble des expérimentations, différents supports usuellement utilisés en recherche sur la pulvérisation ont été retenus et comparés (feuilles de vigne, papiers hydrosensibles et collecteurs en plastique).

Pour la seconde étude expérimentale, nous avons mis en place un système d'acquisition basé sur l'utilisation d'une caméra CCD et d'un pulvérisateur manuel. Son objectif est la création d'une carte de répartition des gouttes pulvérisées sur la feuille ainsi que la modélisation de la surface de la feuille occupée par les gouttelettes pulvérisées.

Un dernier chapitre est enfin consacré à la conclusion de ce travail de thèse, et présente également les perspectives d'améliorations des travaux effectués et des pistes en vue de l'optimisation du processus de pulvérisation.

Chapitre 2

Contexte et problématique

2.1 Introduction

Les produits phytosanitaires ou pesticides sont devenus primordiaux pour la protection des plantes et des cultures, sans eux un pourcentage non-négligeable de cultures serait perdu, les maladies se propageraient et les habitats naturels seraient dévastés. Ces produits sont divisés en trois catégories : les herbicides pour lutter contre les mauvaises herbes, les fongicides pour lutter contre les champignons et les insecticides pour lutter contre les insectes. La majorité de ces produits est utilisée sous forme de bouillie de pulvérisation pour protéger les cultures et optimiser voire augmenter les rendements. Cependant, l'abus de leur usage a accentué la pollution environnementale et a augmenté les risques potentiels sur la santé humaine et sur le fonctionnement du système économique. En effet, le surdosage du produit est considéré comme un traitement nocif pour les plantes, un gaspillage du produit et donc d'argent, et ainsi dangereux pour la santé et pour l'environnement. En revanche, le sous-dosage des produits est considéré comme un traitement inefficace, qui peut entraîner plusieurs recours à l'application du produit.

De ce fait, et sous la pression des consommateurs, des pouvoirs publics, et avec l'émergence du concept de pulvérisation de précision, il est devenu impérativement nécessaire de réduire ces intrants et de mieux gérer l'usage de ces traitements afin de respecter l'adage suivant : « mettre les bonnes doses aux bons endroits et aux bons moments ».

2.2 Impact des produits phytosanitaires sur l'environnement

La maîtrise et la compréhension des techniques d'application des produits phytosanitaires sont des facteurs essentiels pour réussir le traitement des plantes. Il est important d'assurer une distribution homogène du produit pour ne déposer que la dose nécessaire et suffisante sur la cible tout en minimisant les risques pour l'environnement et l'opérateur. De nombreuses études scientifiques [Briand et al., 2015, Bonicelli et al., 2012, Lichiheb et al., 2015] ont signalé la présence des pesticides dans différents compartiments de l'environnement tel que l'air, le sol, l'eau et les aliments. Ces présences sont dues au transfert des produits phytosanitaires lors de la pulvérisation. En effet, lors de l'application des traitements, une partie du produit dérive et se volatilise, une partie ruisselle et tombe sur le sol et au final, seule une faible quantité de produit atteint la cible. La dérive et la volatilisation sont les deux mécanismes liés à la pollution de l'air. La dérive est due à la dispersion des petites gouttelettes par le vent ou à leur évaporation dans des zones hors cible de traitement. En effet, plus les gouttelettes sont fines, plus la distance parcourue avant leur dépôt est grande. La dérive sur des courtes distances peut causer des concentrations des pesticides relativement élevées dans le sol ou dans l'air. Cependant, la dérive sur de longues distances se traduit en faible concentration des pesticides, mais elle contribue à la pollution des eaux de surface [Piché, 2008]. La volatilisation est la transformation du produit liquide (ou solide) sous forme de gaz. Ce dernier est alors emporté par le vent et déposé par la pluie sur le sol dans le même endroit de pulvérisation ou parfois plus loin. Les eaux de cette pluie sont susceptibles de polluer les lacs et les rivières ainsi que les surfaces des océans [Marliere, 2000]. D'après [Aubertot et Carpentier, 2011], les pertes par dérive sont estimées entre 1 et 30% des volumes de produits appliqués, alors que les pertes liées à la volatilisation peuvent atteindre jusqu'à 80% de ce volume.

Au niveau du sol, une partie du produit pulvérisé est transportée vers les cours d'eau par ruissellement et atteint au final les eaux souterraines avant d'être absorbée par les plantes et les organismes du sol. Ces pertes sont estimées à 2% du volume du produit appliqué [Marliere, 2000]. En France, d'après le rapport d'indicateur territorial de développement durable ¹ en 2011, seules 4 des 176 entités hydrogéologiques métropolitaines présentent une concentration de pesticides qui dépasse la norme fixée ($5\mu\text{g}/\text{l}$) par la directive cadre sur

1. <http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/indicateurs-indices/f/1831/1902/pesticides-eaux-douces.html>

l'eau ².

En outre, l'adsorption des pesticides du sol par les plantes est probablement une des voies majeures conduisant à leur accumulation le long des chaînes trophiques jusqu'à leur mise en contact avec l'homme et les animaux [Paterson et al., 1990]. En France, plus de 50 % des fruits et légumes consommés contiennent des résidus de pesticides, et 6% des fruits et légumes testés présentent des teneurs en pesticides dépassant la limite maximale de résidus [Paterson et al., 1990].

2.3 Produits phytosanitaires et l'agriculture française

La France est la première puissance agricole européenne et le 4ème consommateur mondial de produits phytosanitaires derrière les États-Unis, le Brésil et le Japon. D'après le rapport de l'UIPP 2014 ³, près de 63200 tonnes de substances actives sont vendues en 2012.

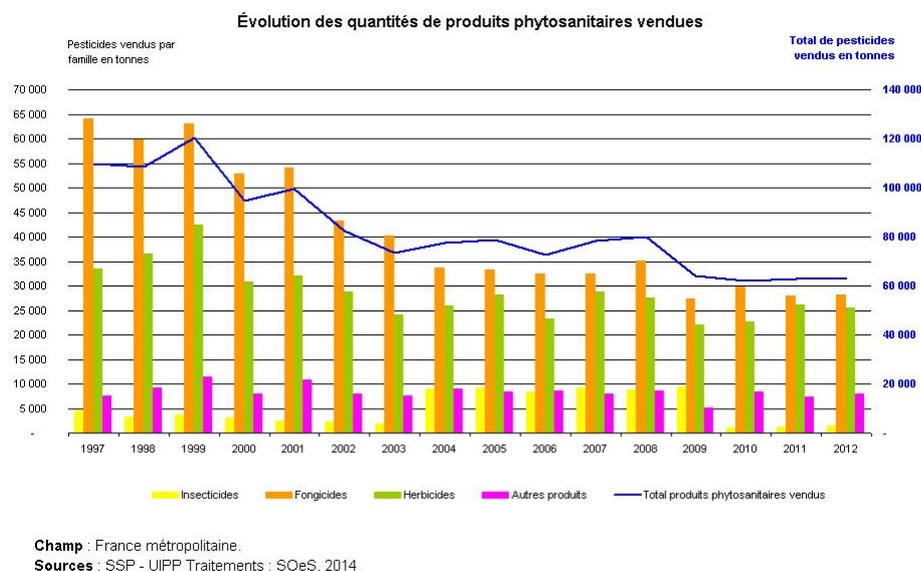


Figure 2.1 – Quantité de substances actives vendue en France de 1997 à 2012 (UIPP, 2014)

Afin de pallier une forte pression des ravageurs sur des cultures sensibles,

2. a pour objectif la préservation et la restauration des eaux et des milieux aquatiques
3. <http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr>

la France a atteint un pic maximal d'utilisation de ces produits en 1999 avec 120500 tonnes de substances actives vendues, tel que montré par la figure 2.1. Depuis les années 2000, l'évolution du tonnage montre une diminution globale de l'utilisation des pesticides, en passant de 100000 tonnes à 63200 tonnes/an entre 2001 et 2012. Cette diminution peut être expliquée par la diminution conjointe de l'usage de soufre, de cuivre et de produits de synthèse, ainsi que par le remplacement des molécules anciennes par des nouvelles molécules plus efficaces.

Par ailleurs, avec la consommation rapportée au nombre d'hectares cultivés (hors prairies permanentes), la France occupe le 3ème rang européen avec 5,4 kg/ha/an (UIPP, 2010). En effet, chaque année 80% des pesticides vendus en France sont destinés à un nombre restreint de cultures. Parmi ces cultures, nous trouvons la culture des céréales à paille, le maïs ainsi que le colza et la vigne occupant 39% de la SAU nationale [Aubertot et Carpentier, 2011] (voir tableau 2.1).

Cultures	%SAU (arrondi)	%Consommation pesticides
Céréales à paille	24	40
Maïs	7	10
Colza	4	9
Vigne	4	20
Ensemble	39	79

Tableau 2.1 – Occupation du territoire et consommation de pesticides pour quelques cultures (source UIPP, 2010)

À l'échelle européenne, la France est le premier pays consommateur de pesticides et de fongicides devant l'Allemagne et le quatrième pour ce qui concerne les insecticides derrière l'Espagne, l'Italie et l'Allemagne (figure 2.2). En termes de chiffre d'affaires, le marché des pesticides en France pèse entre 216 et 768 millions d'euros. Cependant, en Allemagne le chiffre d'affaires est entre 71 et 540 millions d'euros et entre 45 et 256 en Italie. Cette utilisation massive des produits phytosanitaires par la France pour la protection des plantes est un des facteurs qui ont permis à la France d'être la première puissance agricole en Europe.

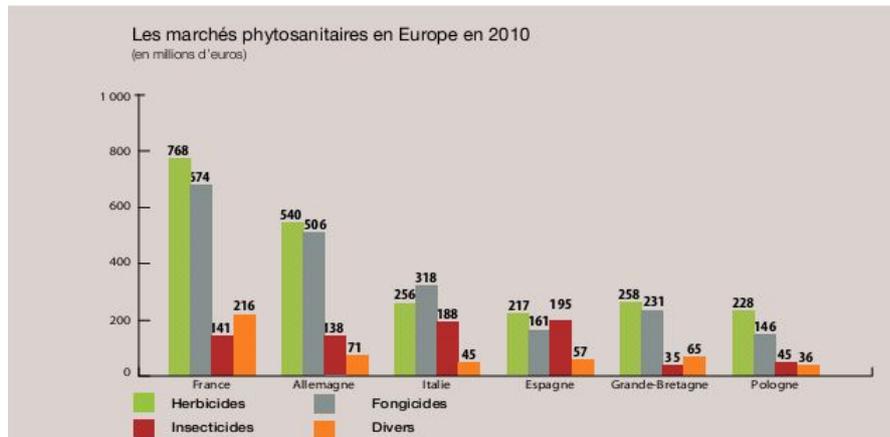


Figure 2.2 – Les marchés phytosanitaires en Europe en 2010 (Source UIPP, 2011)

Vers la réduction des intrants

Tous les bilans présentés sur la consommation des pesticides en France semblent alarmants, et la réduction de leur usage est devenue une étape nécessaire, voire cruciale pour limiter les risques environnementaux comme la pollution de l'atmosphère et de l'eau potable, ou sanitaires (risque toxique, maladie neurologique). Dans ce contexte, le plan « Ecophyto » a été lancé en 2008 [Butault et al., 2010b]. L'objectif de ce dernier était d'améliorer et de réduire de 50%, les fongicides, les herbicides et les insecticides pulvérisés sur les plantes d'ici 2018. Pour évaluer la consommation des pesticides et l'avancement du plan « Ecophyto », différents indicateurs ont été mis en place. Parmi eux, l'indicateur NODU (Nombre de Doses Unités), QSA (Quantités de Substances Actives) permettant de suivre la consommation des pesticides aux niveaux national et régional, et IFT (Indicateur de Fréquence de Traitement) pour réaliser un suivi territorial de niveau de l'évolution des pratiques par type de culture. Malgré les efforts réalisés pour réduire la consommation des pesticides, une augmentation de 5% en moyenne entre 2009 et 2013 et de 9.2% entre 2012 et 2013 a été observée dans différentes zones agricoles ⁴.

Six ans après le lancement du projet « Ecophyto », le recours aux pesticides n'ayant pas spécifiquement diminué, le gouvernement a donc élaboré le plan Ecophyto 2 [Butault et al., 2010b]. Ce dernier conserve l'objectif de réduction de 50% des produits phytosanitaires, néanmoins, rajoutant quelques axes supplémentaires tels que :

4. <http://agriculture.gouv.fr/Produits-phytosanitaires-resultats-2013>

- Expérimenter les certificats d'économie de produits phytosanitaires (CEPP), ces derniers visant à engager les distributeurs dans une logique de conseil, afin de tendre vers une moindre utilisation de ces produits
- Inciter à diversifier les cultures et à développer l'agriculture biologique notamment pour les grandes cultures
- Renforcer les recherches pluridisciplinaires et environnementales sur les pesticides
- Réduire le plus possible les effets potentiels sur la santé des citoyens à travers la surveillance de l'alimentation, de l'eau et de la contamination aérienne

Pour accompagner ces actions, 30 millions d'euros supplémentaires viendront s'ajouter aux 40 millions d'euros déjà destinés au plan Ecophyto chaque année, pour élargir le concept de la réduction de l'usage des produits phytosanitaires aux niveaux national et régional.

2.4 Problématique et objectifs

Le présent projet de recherche rentre dans le cadre de la pulvérisation de précision, avec une application spécifique à la viticulture, ce choix étant dicté par notre présence dans la région Bourgogne qui est fortement viticole et qui n'échappe pas à l'obligation de réduire l'utilisation des intrants. Il est donc apparu nécessaire de focaliser ce travail de recherche sur la caractérisation fine de la pulvérisation de pesticides en viticulture, en pointant le doigt particulièrement sur la quantification du volume restant sur la cible, c'est-à-dire sur le feuillage. Dans ce projet de recherche, nous nous sommes intéressés à la quantification et à la modélisation de la répartition des produits pulvérisés à l'échelle de la feuille, en fonction de son état de surface et de la nature des produits. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé des outils d'acquisition d'images et développé les traitements dédiés pour faciliter la création des modèles envisagés.

En effet, dans la littérature, il existe de nombreux travaux traitant le problème de la quantification de la pulvérisation. Cependant, dans ces derniers les feuilles sont souvent substituées par des feuilles artificielles ou par des papiers buvards [Hebrard et al.,]. De ce fait, les paramètres clés caractérisant la feuille tels que la rugosité et le type de la feuille (hydrophile/ hydrophobe) ne sont pas pris en compte.

D'autre part, une grande partie de ces travaux est basée sur des expérimentations effectuées dans le champ, qui sont très coûteuses et lourdes à mettre en œuvre. En outre, la quantification du produit pulvérisé est souvent effectuée manuellement ou par l'utilisation de spectrophotométrie.

Dans ce travail de thèse, nous allons proposer une méthode pour la création d'une carte de répartition des gouttes atteignant la feuille et permettant de quantifier leur volume par traitement d'images. Ce travail peut être décliné en 3 axes :

- Caractérisation de la surface foliaire : dans cette partie, nous avons utilisé l'analyse de texture de l'image pour extraire les paramètres pertinents caractérisant une surface foliaire. Nous avons donc considéré la rugosité comme un paramètre pertinent, car de nombreux travaux ont démontré qu'elle est le paramètre dominant dans les mécanismes d'adhésion des produits [Robert et al., 1999].

- Quantification et répartition du jet pulvérisé sur la feuille : afin de répondre aux objectifs de cette partie, nous avons réalisé deux études expérimentales, la première est basée sur l'utilisation d'un générateur de gouttelettes combinée à l'acquisition d'images par caméra rapides, et la seconde basée sur l'utilisation d'un pulvérisateur manuel et d'une caméra CCD. Ces deux études sont complémentaires, la première ayant pour objectif d'extraire des paramètres influençant la rétention de produit et quantifier le volume retenu par la feuille tandis que la deuxième vise à créer une carte de répartition du produit pulvérisé et à calculer le taux de la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille. Dans les deux cas, nous faisons appel aux techniques de segmentation d'image.

- Création d'un modèle statistique : cette partie consiste à créer des modèles statistiques permettant la prédiction du volume restant sur la feuille ou la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille en prenant en considération différents paramètres : paramètres liés à pulvérisation (taille goutte, vitesse/ hauteur de pulvérisation), paramètre lié au produit pulvérisé (tension superficielle), et paramètre lié à la surface de la feuille (rugosité). Ces modèles peuvent être utilisés comme des outils d'optimisation de la pulvérisation, en adaptant la tension superficielle du produit, la vitesse et/ou la taille de la goutte à la rugosité de la cible à un instant donné.

2.5 Pulvérisation en viticulture

La viticulture représente 4% des surfaces agricoles françaises et 20% du volume des pesticides consommés en France. Il s'agit majoritairement de la pulvérisation de fongicides (6 passages en moyenne, 360 euros/ha) visant essentiellement deux maladies : l'Oïdium et le Mildiou, qui à elles seules génèrent 70% des dépenses phytosanitaires [Mezière et al., 2009].

Les insecticides et les herbicides conduisent respectivement à 130 et 150

euros/ha de dépenses. En regard de cette consommation, l'utilisation de ces produits en viticulture entraîne des phénomènes de pollution ponctuelle et diffuse dans les eaux des bassins-versants viticoles [Mezière et al., 2009]. Les viticulteurs sont donc les plus sollicités pour réduire leur consommation des pesticides.

La pulvérisation est la méthode la plus utilisée pour la protection des plantes et du paysage viticole. D'après les travaux de [Deveau, 2009], une pulvérisation efficace est le croisement de différents paramètres tels que : le matériel de pulvérisation, la méthode de pulvérisation, l'opérateur, la cible (la plante) et les facteurs météorologiques ainsi que le produit utilisé (voir la figure 2.3).

Parmi les facteurs liés à la météorologie et influençant la qualité de pulvérisation, nous citons le vent et la température. Par exemple, il est recommandé de planifier la pulvérisation lorsque le vent est faible (au dessous de 2.5 m/s), les températures moyennes (entre 10 et 25°C) pour diminuer les risques de la dérive.

D'autres facteurs liés à la cible telle que le stade de développement, la densité de canopée contribuent aussi à la réalisation d'une pulvérisation efficace. En effet, la prise en compte de ces paramètres, permet d'optimiser le volume de produits utilisés pour le traitement de la plante.

Notons aussi que le dosage des produits phytosanitaires est déterminant pour garantir une meilleure efficacité du traitement pulvérisé contre les maladies fongiques et les ravageurs. En effet, le calcul de la dose à utiliser peut-être une importante source d'erreur en relation avec les densités de plantation. Dans ce contexte, des travaux de développement de système d'adaptation des doses aux surfaces foliaires ont été menés par [Viret et al., 2003, Siegfried et al., 2007, Siegfried et al., 2005], afin d'améliorer le dosage des produits phytosanitaires selon le volume de la culture. D'après ces études, la quantité d'eau mélangée avec la matière active du produit est très importante. Les volumes d'eaux peuvent varier en fonction du type de pulvérisateur et de stade de développement de la vigne. Par exemple, la quantité d'eau nécessaire à mélanger pour une surface de feuilles d'une vigne étroite (rangs distants de 1,2m) traitée en pleine végétation sera environ 15 fois supérieure à celle pour une vigne large (rangs distants de 2,5 m) traitée en début de végétation [Codis et al., 2012]. Donc, rien que ces paramètres (densité de canopée, stade développement, dosage de produits), vont permettre d'optimiser le volume du produit pulvérisé.

Un autre facteur très important est le matériel de pulvérisation utilisé lors de l'application. Il existe plusieurs types de pulvérisateurs et de buses utilisés dans le domaine de la viticulture. Parmi ces derniers, nous distinguons :

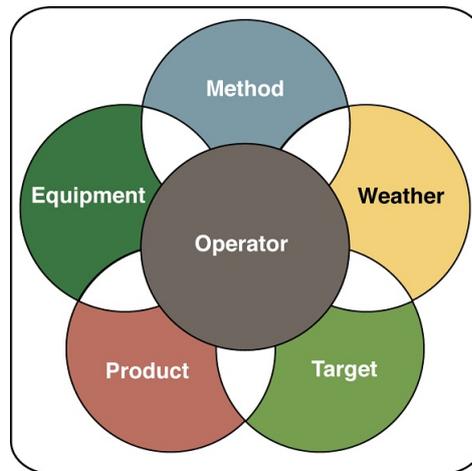


Figure 2.3 – Les 6 clés d'une pulvérisation efficace [Deveau, 2009]

Pulvérisateur à jet projeté

Les pulvérisateurs à jet projeté sont destinés généralement aux espaces verts. Ces pulvérisateurs sont portables (à main ou sur le dos) ou portés sur un tracteur, un charriot ou dans une brouette. Les pulvérisateurs portables sont manuels. Grâce à une pompe manuelle le liquide est mis sous pression (de 3 à 10 bars) et traverse la buse calibrée au bout d'une lance le fractionnant en très fines gouttelettes.

Ces pulvérisateurs existent aussi en semi-portés ou automoteurs (figure 2.4). Leur fonctionnement s'appuie sur un moteur auxiliaire électrique ou thermique, le liquide est mis sous pression entre 5 et 30 bars et traverse les buses calibrées qui le fractionnent en fines gouttelettes.



Figure 2.4 – Pulvérisateur à jet projeté, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)

Les pulvérisateurs à énergie thermique ou électrique sont destinés généralement aux professionnels. Ce type de pulvérisateur est constitué de différents composants :

- Une cuve en polyéthylène contenant la bouillie (sa taille varie d'une douzaine à plusieurs centaines de litres).
- Un circuit hydraulique : filtre, crépine, canalisation, robinet ou vannes distributeur, manomètre de pression.
- Une pompe pour mettre le liquide sous pression.
- Une rampe et/ou une lance munie de buses. Ces buses sont interchangeables en fonction du travail à effectuer.

Pulvérisateur à pression et à jet porté

Ce type de pulvérisateurs est destiné à la viticulture et à l'arboriculture. Ils ont été élaborés pour améliorer la portée et la pénétration du système à jet projeté. Leur principe consiste à utiliser un système à jet projeté auquel on ajoute une ventilation (un flux d'air) à la sortie des gouttelettes pour augmenter leur portée et leur pénétration (figure 2.5).

La pression de pulvérisation et les éléments composant ce système (cuve, pompe, circuit hydraulique, buse) sont donc identiques au pulvérisateur à jet projeté. Cependant, les pulvérisateurs à pression et à jet porté se distinguent par un puissant ventilateur installé derrière un cercle (ou arc de cercle) de buses pour générer un grand débit d'air sous une vitesse allant de 15 à 40 m/s. Les fines gouttelettes sont portées par le flux d'air qui arrive à l'arrière des buses.



Figure 2.5 – Pulvérisateur à pression et à jet porté, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)

Pulvérisateur pneumatique

Les pulvérisateurs pneumatiques sont très utilisés en viticulture, ou en arboriculture, avec des appareils à dos motorisés (figure 2.6). Ce type de pulvérisateurs est constitué d'une tuyère finale (canon) qui se termine par un rétrécissement créant une augmentation de la vitesse de l'air (analogie avec le venturi du carburateur).

La bouillie des pulvérisateurs pneumatiques est conduite sur un diffuseur (en ailette, en cône) au niveau de la tuyère. La fragmentation est obtenue par le choc ou l'étirement du film liquide avec la veine d'air circulant à très grande vitesse parfois plus de 138 m/s



Figure 2.6 – Pulvérisateur pneumatique, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)

Pulvérisateur centrifuge

Les pulvérisateurs centrifuges sont de moins en moins utilisés en agriculture et se destinent presque uniquement à l'application des herbicides (figure 2.7). Ce type de pulvérisateurs utilise la force centrifuge pour fragmenter la bouillie et l'éjecter sans pression. La fragmentation se produit par un étirement du film liquide au niveau de la périphérie du disque ou par choc de la nappe liquide avec la cage de grillage. La taille de la goutte peut être ajustée soit par le débit de liquide, soit par la vitesse de rotation du disque. Le principal avantage de cette technique est la bonne maîtrise du diamètre des gouttes de pulvérisation, ce qui permet d'obtenir un spectre de gouttes très homogène.



Figure 2.7 – Pulvérisateur centrifuge, source Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV)

Pulvérisateur électrostatique

La pulvérisation électrostatique est un type de pulvérisation très utilisé dans certains pays (USA, Italie, Chili, Argentine. . .) et qui commence à être commercialisé en France par la société Diatolclean SARL (IRSTEA Montpellier) (figure 2.8).

L'objectif majeur de cette pulvérisation est d'améliorer la capacité du produit à se fixer sur la végétation. Le pulvérisateur fournit un flux de gouttelettes à charge électrostatique. Cette charge électrique est destinée à améliorer la capacité des gouttes à cibler la végétation et à s'y fixer. Elle permet également aux gouttes de se poser sur la face inférieure des feuilles, qui ne sont pas directement exposées au jet. Les pertes en utilisant ce type de pulvérisation sont a priori données comme faibles.



Figure 2.8 – Pulvérisation électrostatique, source Irstea

La buse

La buse est un des éléments importants dans l'application des produits phytosanitaires par voie de pulvérisation. Elle est considérée comme la pièce maîtresse du processus de formation des gouttelettes. La buse du pulvérisateur détermine la forme, la composition et l'impact du jet sur la cible. Le calibre d'une buse est défini par son débit qui varie proportionnellement à la racine carrée de la pression. Une bonne combinaison entre la buse et la pression devrait maximiser l'efficacité de la pulvérisation en augmentant le dépôt de la dose nécessaire sur la cible [Smith et al., 2000]. Les travaux de [Nuyttens et al., 2007] ont montré que la taille des gouttelettes et la vitesse de distribution ont une grande influence sur l'efficacité de la pulvérisation. Les gouttelettes trop petites (diamètre inférieur à 150 μm) sont trop sensibles à la dérive et à l'évaporation. En revanche, les gouttelettes trop grosses (diamètres supérieurs à 300 μm) impliqueront un phénomène de lessivage et de ruissellement. Ces pertes ont un impact direct sur l'efficacité de l'application du traitement, et sur la rentabilité économique. Il existe plusieurs types de buses, nous citons parmi eux celles fréquemment utilisées :

Les buses à fente

Elles sont caractérisées par leur orifice en forme d'ellipse donnant un jet plat d'un angle au sommet de 110° ou 80°. Cependant, la gamme de 80° est plutôt utilisée pour les petits débits, son orifice est moins sensible au bouchage et la pulvérisation comporte un peu moins de gouttes trop fines (figure 2.9 (a)). Ces buses sont généralement utilisées à basse pression entre 2 et 4 bars. Elles produisent des gouttelettes avec un volume médian (VMD) supérieur à 200 μm . Ce type de buses est utilisé pour la plupart des traitements phytosanitaires (fongicides, insecticides, herbicides) mais surtout pour le désherbage et en grandes cultures.

Les buses antidérive

La qualité principale des buses antidérive est la réduction du risque de contamination de l'environnement grâce à la diminution des fines gouttelettes sensibles à la dérive. La pression de fonctionnement de ces buses peut varier de 3 à 7 bars, et elles génèrent des gouttelettes avec un volume médian supérieur à 450 μm .

Ces buses améliorent très nettement le comportement de la pulvérisation par rapport au vent sans dégrader la qualité de la pulvérisation. En dehors de ces qualités d'antidérive, ce type de buses favorise la multiplication du

nombre d'impacts sur la cible par dislocation des gouttelettes, ce qui améliore l'efficacité du traitement et réduit le ruissellement des gouttelettes (figure 2.9 (b), (c)).

Les buses à turbulence

Connues aussi sous le nom de buses à jet conique, les buses à turbulence sont composées de trois éléments principaux : les canaux tangentiels, une chambre de turbulence et un orifice de sortie. Les canaux tangentiels sont essentiels pour mettre la bouillie en rotation avant son arrivée dans la chambre de turbulence, puis le produit sort par un orifice circulaire et forme un jet conique de 20° à 80°. Ces buses produisent un brouillard fin et pénétrant et sont généralement employées pour la pulvérisation des fongicides et des insecticides, notamment en arboriculture (figure 2.9 (d))

Les buses à miroir

Les buses dites « miroirs » comportent un déflecteur lisse produisant un jet plat de faible épaisseur. Avec une pulvérisation grossière sur un angle large (environ 120°), l'utilisation de ce type de buses est très intéressante pour des applications localisées d'herbicide, en arboriculture et viticulture (figure 2.9 (e)).

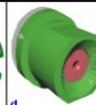
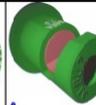
Buse					
Jet: forme & angle					
Taille des gouttes					
P(bar)	2 - 4	2 - 4	3 - 7	3 - 20	1 - 3
Dérive	Moyenne	Faible	Très faible	Faible	Élevée

Figure 2.9 – Les principales buses utilisées (a) : buse à fente, (b) : buse antidérive à pastille de calibrage, (c) : buse antidérive à aspiration d'air, (d) buse à turbulence classique, (e) : buse à miroir classique.

Bilan

Dans cette partie, un bilan sur les caractéristiques des trois techniques principalement utilisées en viticulture est présenté dans le tableau 2.2

	Jet projeté	jet porté	pneumatique
Principe de fonctionnement	Mise sous pression du liquide, passage à travers un orifice calibré	Mise sous pression du liquide, passage à travers un orifice calibré et transport des gouttelettes par un fort courant d'air (turbine, hélicoïde)	Formation des gouttes et transport par un flux d'air à grande vitesse (80 m/s à 140 m/s)
Diamètre des gouttes (μm)	100 à 500	100 à 400	100 à 150
Volume généré (L/ha)	500 à 600	150 à 300	60 à 150
Pression de travail	0.5 à 15 bars	5-15 bars	< 3 bars
Avantage	Intéressant pour les traitements nécessitant un fort mouillage du végétal	Meilleure pénétration qu'avec un jet projeté Application dirigée sur le feuillage évitant les grappes	Excellente pénétration dans la végétation dense Bonne répartition du fait de la turbulence
Inconvénient	Mauvaise pénétration à cause de faible énergie de transport des gouttes / dérive	Dérive à cause du faible diamètre des gouttes	Risques de séchage et de dérive accrus par le faible diamètre des gouttes
Utilisation	Vignoble étroit ou végétation peu dense	tout type de vignoble	végétation dense

Tableau 2.2 – Principales techniques de pulvérisation [Decourselle, 2014a]

2.5.1 État de l'art sur les travaux existants

L'efficacité de pulvérisation peut être évaluée à différentes échelles telles que l'échelle macroscopique ou microscopique de la feuille et l'échelle de la parcelle. En effet, à l'échelle macroscopique de la feuille l'évaluation de la pulvérisation est introduite par l'analyse de l'impact et le comportement de la goutte sur la cible, alors qu'à l'échelle microscopique de la feuille l'évaluation est réalisée au travers des mécanismes d'absorption des pesticides par la feuille. Enfin, au niveau de la parcelle, l'évaluation est principalement étudiée à partir du phénomène de la dérive.

Dans ce qui suit, nous présentons un bref état de l'art sur l'évaluation de l'efficacité des protocoles de pulvérisation.

Évaluation par dérive

Depuis les années 60, nombreux sont les travaux qui s'intéressent aux méthodologies de la mesure des pertes par dérive. Ces méthodes mesurent les dépôts au sol à proximité de la zone traitée et/ou les dépôts sur des cibles verticales [Force, 1997]. La norme ISO22866 intitulée « Mesurage de la dérive du jet au champ » est une méthodologie normalisée au niveau international pour les essais « dérive ». Cette méthode consiste à pulvériser sur la parcelle d'essais, dite « zone d'application directe », un produit de concentration connue et à recueillir les embruns de pulvérisation à différentes distances du bord de la parcelle (dans une zone attenante située sous le vent, appelée « zone collecte »).

Dans ces expériences, la dérive est définie comme le rapport entre la quantité de produits retrouvée par unité de surface sur la zone de la collecte et la quantité de produit appliquée par unité de surface sur la zone d'application directe. Cinq distances ont été étudiées (5 m, 10 m, 20 m, 30 m et 50 m) pour la caractérisation de la dérive (voir la figure 2.10). Chaque distance est constituée de vingt collecteurs disposés à 20 cm du sol. Les applications ont été réalisées dans des conditions de direction du vent perpendiculaire à l'orientation des rangs de la vigne.

En se basant sur le même protocole [Sinfort et al., 2009] ont réalisé des tests à partir de six pulvérisateurs afin de mesurer les pertes par dérive ainsi que sur sol. Les essais réalisés dans cette étude ont pris en considération aussi le stade végétatif de la plante et le débit de pulvérisation. Les résultats montrent que la pulvérisation se répartit suivant un pourcentage d'environ 40-20-40 en début de végétation et 10-50-40 en pleine végétation, pour les compartiments sol-plante-air, respectivement.

Dans le même contexte de mesure de la dérive, [Bahrouni et al., 2009] ont développé un modèle de dérive, afin de fournir une estimation correcte de la quantité du produit distribué au sol et des quantités perdues. Ce modèle calcule la distribution au sol quand le jet pulvérisé est placé face au vent. Pour chaque classe granulométrique, un simple développement par advection-diffusion est utilisé. Les paramètres de ce modèle ont été calés à partir de l'observation de distributions de buses à jet plat à l'intérieur d'une soufflerie. Les résultats de calcul des pertes par évaporation et celles par volatilisation obtenues par le modèle ont été ensuite comparées avec des mesures réelles (réalisées dans le champ). La comparaison confirme la justesse des résultats fournis par ce modèle. Cependant, les résultats ne sont valables que pour l'utilisation de l'eau et pour certaines buses. Par la suite, les auteurs proposent d'élargir les domaines de calage du modèle, en intégrant différentes buses, différentes de hauteurs et plus de vitesse de vent, ainsi que plus de produits.

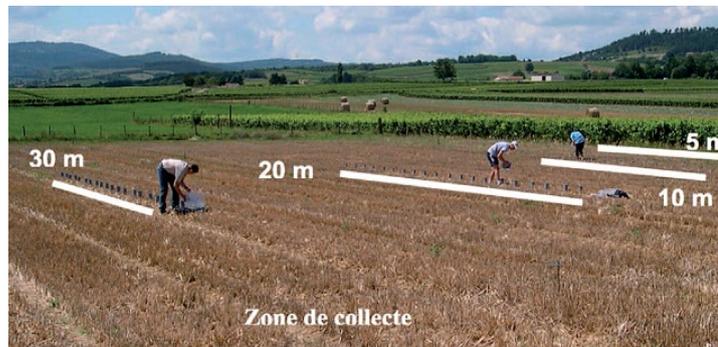


Figure 2.10 – Ramassage des collecteurs aux différentes distances étudiées, source IFV, Sébastien Codis)

Évaluation de la qualité de la pulvérisation

Une autre méthode permet d'évaluer la qualité de la pulvérisation. Elle consiste à utiliser des papiers hydro-sensibles pour détecter l'impact des gouttelettes pulvérisées [De Moor et al., 2000]. Ce papier est de couleur jaune et vire au bleu ou marron aux endroits où a lieu l'impact du produit. Il peut être placé directement dans la végétation, sur les faces inférieures ou supérieures des feuilles de vigne (en haut, au milieu et en bas de la vigne) sur une dizaine de mètres en début et en fin de trajet. Une fois la pulvérisation effectuée, il suffit de relever les échantillons et d'interpréter les projections reçues par les papiers hydrosensibles. La lecture des papiers hydrosensibles permet de définir la qualité de la pulvérisation, d'identifier l'ordre de grandeur de la taille des gouttes, de juger l'uniformité de la répartition sur la feuille et de qualifier l'ef-

efficacité du traitement sur les faces supérieures et inférieures. Cependant, elles ne sont pas représentatives de la texture de la feuille de vigne et ne permettent pas de quantifier les masses du produit perdu.

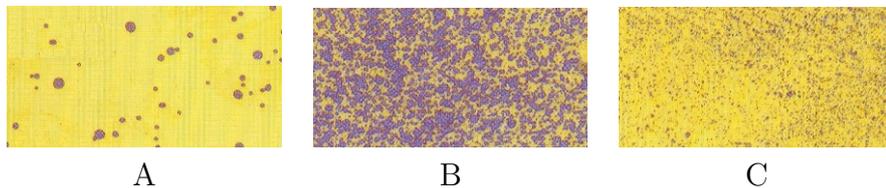


Figure 2.11 – Exemple de classement des papiers hydrosensibles - Classe A (à gauche), - Classe B (au milieu), - Classe C (à droite) (source : Chambre d’agriculture de la Côte-d’Or)

À titre d’exemple, la figure 2.11 illustre les résultats obtenus sur papiers hydrosensibles, qui sont alors catégorisés en 3 classes. Pour la classe A, l’insuffisance d’impacts est observée, ainsi qu’une hétérogénéité de la répartition des gouttes et de leur taille, ce qui permet de conclure quant à une pulvérisation de faible qualité impliquant des ruissellements, de la volatilisation et du gaspillage de produit. Pour la classe B, on observe des agglomérats de produits, le nombre d’impacts est excessif, ce qui nous permet de constater qu’il y a un gaspillage de produit et que la qualité de pulvérisation est mauvaise. Enfin, la classe C montre un résultat positif avec une densité d’impacts suffisante, ce qui semble fournir une bonne qualité de pulvérisation.

Évaluation de l’efficacité de pulvérisation par l’outil EvaSpray Viti

Parmi les travaux de recherche visant à réduire et optimiser la quantité des pesticides en viticulture, l’IFV⁵ et l’IRSTEA⁶ de Montpellier ont développé un banc de test de la pulvérisation, dans le cadre du projet ECOSPRAYVITI [Hebrard et al.,]. Les travaux menés dans ce projet ont permis de développer entre 2011 et 2013 un nouvel outil de caractérisation des performances agronomique et environnementale des pulvérisateurs. L’outil baptisé EvaSpray Viti est une vigne artificielle modulable mesurant d’une manière objective et répétable la qualité de la pulvérisation et effectuant le test des performances des différents matériels et pratiques de pulvérisation en conditions contrôlées. Ce banc d’essais reproduit 4 rangs de vigne de 10 m de long chacun. Trois configurations différentes du banc de collecte correspondant à trois stades de

5. Institut Français de la vigne et du vin

6. Institut national de recherche en sciences et technologies pour l’environnement et l’agriculture

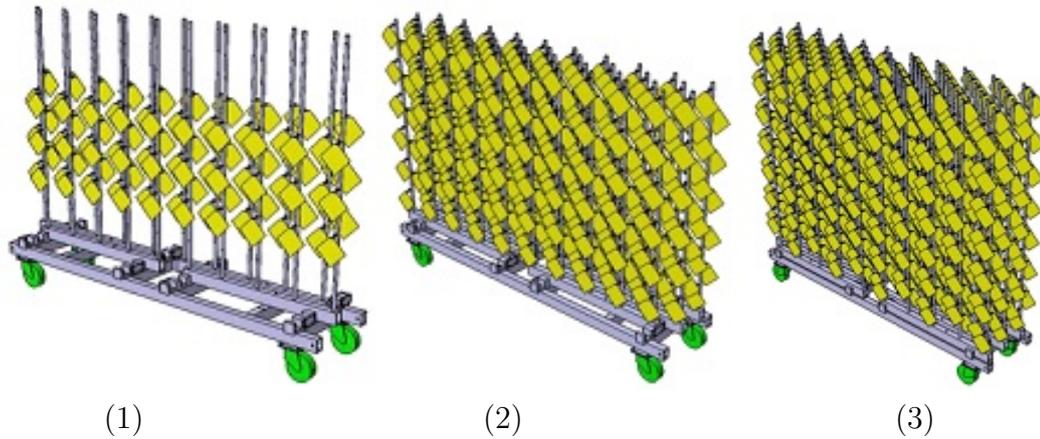


Figure 2.12 – Vigne artificielle EvaSpray Viti : (1) Stade de milieu de végétation (surface de la feuille : SFT= 0,88 ha/ha). (2) Stade de début de végétation (SFT= 0,24 ha/ha). (3) Stade de pleine végétation (SFT= 1,68 ha/ha) [Hebrard et al.,]

développement de la vigne (début, milieu et pleine végétation) permettent de tester les pulvérisateurs et les pratiques de pulvérisation, selon l'évolution de la végétation (figure 2.12). Les résultats de ce projet ont montré qu'une large optimisation peut être réalisée via l'utilisation combinée d'un matériel performant, de bons réglages de l'appareil tel que le réglage d'orientation des diffuseurs, du bon dosage du volume/ hectare ou encore via l'adaptation du nombre de passages entre les rangs de la vigne.

Cet outil utilise des collecteurs en plastique pour caractériser la qualité de la pulvérisation. Il est donc confronté aux mêmes inconvénients que papiers hydrosensibles, à savoir une non représentativité de la rugosité des feuilles aux différents stades de développement.

Évaluation par imagerie

Parmi les nouveaux outils basés sur le traitement d'images et destinés au domaine de l'agriculture, nous distinguons des outils permettant d'estimer les dépôts, d'évaluer la qualité de la pulvérisation, ainsi que des techniques pour la caractérisation du jet pulvérisé.

Les traceurs ont été souvent utilisés pour estimer les dépôts sur le sol ainsi que sur l'air et les plantes. La technique utilisée pour mesurer le dépôt dépend du type de traceur : parmi ces techniques nous citerons la technique

de spectro-colorimétrie pour les colorants, la spectro-fluorimétrie pour les traceurs de fluorescences et la spectrométrie de masse pour les métaux. La spectro-fluorimétrie est l'approche la plus développée et largement utilisée par les chercheurs [Panneton et al., 2004, Gil et Sinfort, 2005, Solanelles et al., 1996]. Elle est connue pour sa sensibilité par rapport à la spectro-colorimétrie. Son principe consiste à mesurer l'intensité de fluorescence émise par une solution contenant un traceur fluorescent excité par la lumière.

D'autre part, pour évaluer la qualité de la pulvérisation, une nouvelle technique a été mise en place par la société suisse Syngenta spécialisée en chimie et agroalimentaire. Cette technique est basée sur la pulvérisation à la fluorescence, qui se réalise la nuit, afin de faire ressortir la fluorescence des objets pulvérisés. À l'aide d'une lampe à torche violette, les impacts de pulvérisation sont repérés et la qualité de la pulvérisation est visualisée. Cependant, cette technique ne permet pas d'estimer la taille des gouttes, ni d'analyser le dépôt.

D'autres techniques destinées à la caractérisation du jet ont été développées. Ces techniques sont basées principalement sur l'optique et le traitement d'images. Parmi eux, nous trouvons entre autres, la vélocimétrie Laser ou PDA (Phase Doppler analyser), l'analyseur d'imagerie optique (OPA) et le PDPA pour Phase Doppler Particle Analyzer.

La vélocimétrie Laser ou PDA (Phase Doppler analyser) est utilisée depuis les années 80 pour évaluer le transport et la dispersion de nuages de gouttes pulvérisées. La technique du PDA permet de mesurer les vitesses et les diamètres des gouttes en différents points par des techniques non intrusives (figure 2.13). En effet, un émetteur envoie un double faisceau laser et un détecteur mesure la vitesse au point de convergence de ces deux faisceaux par un effet doppler. Un déphasage entre les deux rayons incidents permet de déterminer le sens de la vitesse. Le diamètre est obtenu par l'adjonction d'un deuxième détecteur : le déphasage du signal entre les deux détecteurs est en effet proportionnel au diamètre [Schick, 2008].

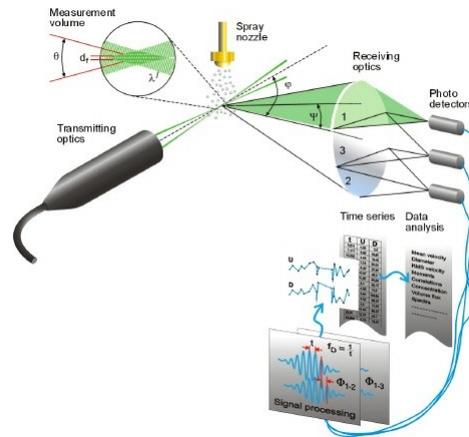


Figure 2.13 – La vélocimétrie Laser ou PDA [Schick, 2008]

L'analyseur d'imagerie optique (OPA) intègre la technique de la mesure spatiale [Schick, 2008]. Ces analyseurs sont constitués d'une source lumineuse (lumière stroboscopique ou laser), d'une caméra vidéo et d'un ordinateur. La lumière est utilisée pour illuminer le jet. Une image de ce dernier est enregistrée à l'aide de la caméra vidéo. Grâce à l'analyse d'image, les gouttes sont dimensionnées et séparées en différentes classes. La plage de mesure de ces instruments s'étend de $1 \mu\text{m}$ à une valeur illimitée avec un système optique haut de gamme. Un schéma d'un analyseur d'imagerie optique typique est représenté sur la figure 2.14.

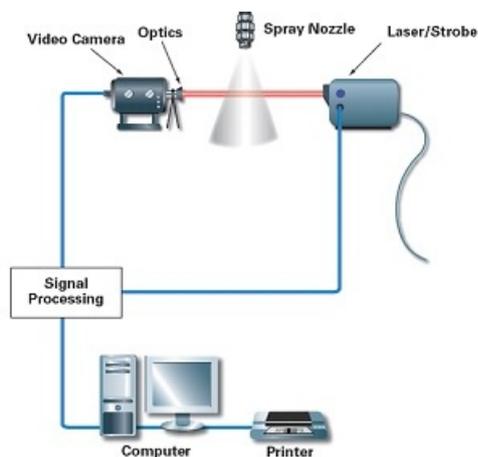


Figure 2.14 – Un analyseur d'imagerie optique (OPA) [Schick, 2008]

Une autre technique basée sur le domaine optique et laser est le PDPA pour

Phase Doppler Particle Analyzer (figure 2.15). Ce type d'analyseur est composé d'un émetteur, un récepteur et un ordinateur. Il est basé principalement sur le traitement du signal. Le PDPA utilise un laser de faible puissance pour diviser le faisceau en deux ou quatre parties pour un système 2D.

Utilisant ce séparateur et un module de fréquence, ces faisceaux laser se croisent à nouveau en un point (volume de la sonde). Lorsque la goutte traverse le volume de mesure, la lumière diffusée forme un motif de franges. Les mesures PDPA sont réalisées pour des tailles de gouttes de la gamme 0,5 à 10 000 μm , en utilisant différentes configurations optiques. Le PDPA est l'outil le mieux adapté pour évaluer la pulvérisation complète et la vitesse de chute des gouttes, en laboratoire [Schick, 2008].

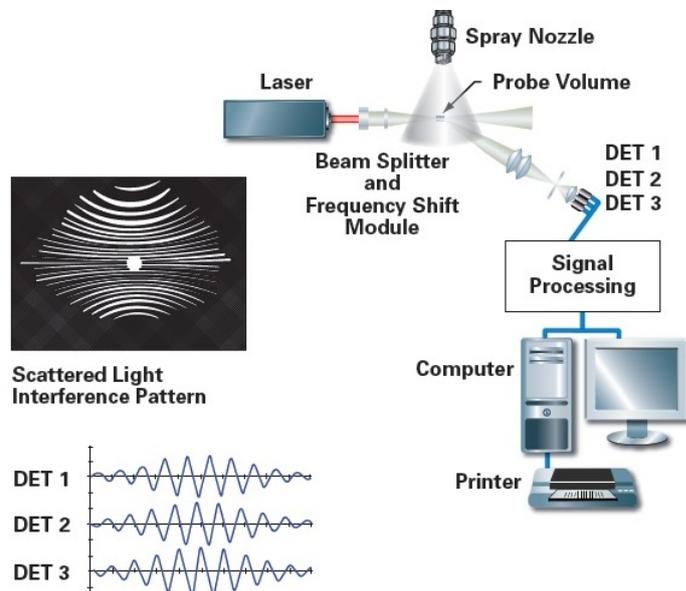


Figure 2.15 – Phase Doppler Particle Analyzer PDPA [Schick, 2008]

Il existe enfin une dernière technique basée sur l'utilisation d'une caméra rapide et d'un système de rétro-éclairage. Ce dernier est nécessaire pour l'utilisation de ce type de caméra à cause de son très faible temps d'exposition. Cette technique permet de suivre la trajectoire des gouttelettes et leur comportement lors de l'impact avec la cible. Ce qui représente un véritable indicateur de qualité de la pulvérisation [Nuyttens et al., 2009, Minov et al., 2014].

2.5.2 Modélisation

Dans la littérature, nombreuses sont les recherches sur la modélisation du volume du produit restant sur la surface de la feuille (rétention). Avant de présenter quelques modèles de rétention existant dans la littérature, il est important de comprendre le processus de la pulvérisation. En effet, ce processus peut être divisé en quatre phases : dépôt, rétention, absorption et translocation [Zabkiewicz, 2007]. La rétention de pulvérisation est la quantité du produit pulvérisé retenu par la plante. Souvent, l'évaluation de la rétention repose sur des expériences sur le terrain [Butler Ellis et al., 2004] ou sur des études en laboratoire dans des conditions qui se veulent les plus réalistes possibles par rapport à l'application de la pulvérisation [Forster et al., 2004]. Aussi, la rétention peut être caractérisée à travers la modélisation des principaux mécanismes impliqués dans son processus [Mercer et al., 2010]. Ces mécanismes sont l'adhérence, le rebond et l'éclatement de la goutte. Rappelons que l'on parle de l'adhésion quand la gouttelette s'étale sur la surface de la feuille et y reste. En revanche, on parle du rebond lorsque la gouttelette après avoir été envoyée sur la feuille, rebondit en se divisant en un certain nombre de petites gouttelettes pouvant quitter ou adhérer sur la surface [Mercer et al., 2010].

Il existe plusieurs modèles d'adhésion, de rebond et de rétention. Parmi ces modèles, on retrouve le modèle de Grayson et al. ; [Grayson et al., 1993, Grayson et al., 1991]. Dans leur étude expérimentale, les auteurs ont utilisé des plantes artificielles telles que le blé, le pois et la betterave pour mesurer les dépôts de la pulvérisation. En se basant sur la relation de Young d'adhérence des liquides sur des surfaces solides. Les auteurs ont proposé un modèle pour estimer le volume de la bouillie déposé sur la cible en fonction de la nature physique et les caractéristiques morphologiques de la surface de la feuille de plante, la tension superficielle dynamique du produit et le volume de la bouillie. Le modèle a été validé par une comparaison entre les résultats observés et ceux estimés par le modèle (avec un coefficient de corrélation de 98,6% pour la betterave, 96.6% pour le blé et 98.6% pour le pois). Cependant, Forster et al, [Forster et al., 2004] ont critiqué ce modèle, le considérant comme un modèle théorique pour estimer la rétention réellement observée.

Un autre modèle a été proposé par Gylendenkaerne et al, [Gyldenkaerne et al., 1999] estime le volume retenu par la plante et celui déposé sur le sol pendant l'application de la pulvérisation. Les expériences de pulvérisation ont été réalisées sur le blé et l'orge en utilisant des buses à jet plat avec deux tailles différentes. Les résultats de cette étude ont montré que le dépôt sur le sol dépend de l'addition des adjuvants et de la densité du couvert végétale ainsi que l'indice de surface foliaire (LAI) est considéré comme le meilleur paramètre pour caractériser cette densité.

D'autre part, un modèle empirique d'adhésion a également été développé par Forster et al [Forster et al., 2005] (modèle universel). Ce modèle est l'amélioration des quatre modèles proposés précédemment par [Forster et al., 2004, Forster et al., 2001, Forster et al., 2005] sont basés globalement sur les mesures d'angle de contact pour caractériser la mouillabilité [Gaskin et al., 2005], la vitesse d'impact de la goutte, la tension superficielle statique et dynamique du produit et l'angle de la feuille. Notons que chaque modèle a été développé suite à des études expérimentales réalisées sur cultures et à un stade de développement précis. À travers ces modèles, Foster et al, ont montré que la vitesse des gouttelettes et la tension superficielle du produit ainsi que l'angle de contact de goutte avec la feuille jouent un rôle important dans le processus d'adhésion de la goutte.

Cependant, dans ces modèles les auteurs n'ont pas pris en considération les propriétés physiques de la surface de la feuille (poilu /non poilu) et leur influence sur la dynamique de l'impact de gouttelettes. Nairn et al, [Nairn et al., 2013] se sont basés sur ce « modèle universel » pour proposer un nouveau modèle incluant un paramètre indique sur la pilosité de la feuille (poilu/non poilu). Le nouveau modèle proposé prédit avec succès ($R^2= 96 \%$) l'adhérence moyenne de plantes non poilues, poilues et super-poilues.

Un des fameux modèles de la rétention a été également réalisé par Marcer et al, [Mercer et al., 2010], les auteurs ont développé un modèle de l'ensemble des modèles de processus de rétention. Contrairement aux autres modèles basés sur des études expérimentales, les auteurs ont considéré chaque processus de l'impact des gouttelettes sur une surface (rebondir, adhère, ou s'éclate) comme un phénomène physique. Cet impact (k) dépend de la valeur de $k = Oh(Re)^{1.25}$, avec Oh est le nombre d'Ohnesorge qui représente le rapport de la force de viscosité interne à la goutte et de la force de la tension de surface [Jouanguy, 2007]. Notons que ce modèle comprend différents paramètres tels que la vitesse et la taille de la goutte, la viscosité et la tension superficielle du produit et l'angle de contact de la goutte avec la surface de la feuille. L'avantage principal de ce modèle par rapport aux modèles empiriques est de fournir une compréhension fondamentale du processus de rétention.

Par ailleurs, il existe d'autres études basées sur la construction de surfaces virtuelles en utilisant un scanner et des logiciels interactifs permettant de visualiser l'impact de la goutte et de l'étudier. Parmi ceux-ci, nous citons les travaux de [Dorr et al., 2008], qui ont développé des modèles d'interception de gouttelettes sur des architectures théoriques des plantes comme le système de Lindenmayer ⁷, qui relie les différentes techniques de pulvérisation à diffé-

7. Un système qui consiste à modéliser le processus de développement et de prolifération de plantes ou de bactéries.

rentes structures végétatives. Pour simuler l'impact de la goutte, ils ont utilisé une base de données de description du comportement des gouttelettes à l'impact. Les résultats obtenus du modèle ont été en bon accord avec les données expérimentales. Cependant, les paramètres de la surface de la feuille n'ont pas été pris en considération dans leur étude.

Dans le chapitre suivant nous présentons une étude sur l'analyse de la surface de la feuille et les outils de traitement d'images associés ainsi que les méthodes utilisées pour la détection des gouttes pulvérisées sur la surface la feuille.

Chapitre 3

Techniques de mesures de la rugosité et des dépôts à l'échelle de la feuille

Parmi les objectifs principaux de cette thèse, nous distinguerons l'analyse de la surface de la feuille et la quantification et la répartition du produit retenu par la feuille. Pour répondre à nos objectifs, nous avons fait appel aux outils de traitement d'images tels que l'analyse de texture afin d'étudier la surface de la feuille et la segmentation d'image afin de détecter les gouttes et les quantifier par la suite.

Ce chapitre présente de manière générale quelques travaux existant issus de la littérature dont certains seront utilisés dans notre étude. Ce chapitre se divise en deux parties. D'une part, une partie consacrée à un état de l'art sur l'analyse et la caractérisation de la rugosité de surface et d'autre part, une partie consacrée à un état de l'art sur les différentes méthodes de segmentation.

État de l'art sur l'analyse de la surface de la feuille

3.1 Caractérisation de la rugosité de la feuille par mesure de la mouillabilité

Cette première partie se focalise sur l'analyse de la rugosité de la feuille, car elle correspond au paramètre prédominant dans les mécanismes d'adhésion des produits sur la surface de la feuille [Robert et al., 1999]. En général, la notion de rugosité de surface est intimement liée à une notion sensorielle telle que surface lisse, douceur du toucher, qui s'oppose à la notion d'homogénéité. Du point de vue de l'analyse d'image, la rugosité est une des caractéristiques de la texture : on parle d'une texture rugueuse si la surface présente des aspérités (surface inégale, raboteuse au toucher) [Tamura et al., 1978]. Cependant, du point de vue psycho-visuel, une texture rugueuse présente des changements d'intensités rapides ainsi des irrégularités de surface [Amadasun et King, 1989].

D'autre part, la représentation de la rugosité peut être aussi liée au critère fonctionnel de la surface comme, par exemple, l'adhérence, le glissement de l'eau sur la surface ou encore la mouillabilité [Wenzel, 1949].

Pour les feuilles naturelles, la rugosité est principalement caractérisée par les reliefs de surface de la feuille (nervure, micro relief), la pilosité, la présence de champignons ou bien par une couche de cire présente sur la feuille. Notons aussi que la rugosité de la feuille, peut être modifiée par des paramètres externes et environnementaux tels que la pollution, la poussière et le taux d'humidité.

Nous allons donc présenter les différentes méthodes caractérisant la rugosité de surface. Ces méthodes peuvent être quantitatives, en attribuant une valeur à la rugosité de surface mesurée, ou qualitatives via des paramètres informant sur la rugosité de la surface.

3.1 Caractérisation de la rugosité de la feuille par mesure de la mouillabilité

Selon la littérature, la rugosité de la feuille a été largement caractérisée par la mouillabilité de sa surface [Gauvrit, 1996, Gaskin et al., 2005, Forster et al., 2005]. En effet, les feuilles mouillables sont recouvertes de cires amorphes formant des surfaces lisses qui favorisent l'étalement des gouttes pulvérisées sur la feuille, augmentant ainsi la surface de contact entre le produit et la feuille.

Dans ce cas, l'effet « Lotus » illustre l'effet de la rugosité sur la mouillabilité de la feuille. Comme le montre la figure 3.1, l'eau n'adhère pas sur la feuille et glisse comme une perle. Grâce au microscope électronique à balayage des études sur la structure de la feuille de lotus ont été effectuées [Callies Reyssat,

2007]. Ces dernières ont montré que ce phénomène est dû à la présence de la rugosité nanométrique sur la surface des feuilles, permettant de considérer la feuille de Lotus comme une feuille superhydrophobe.

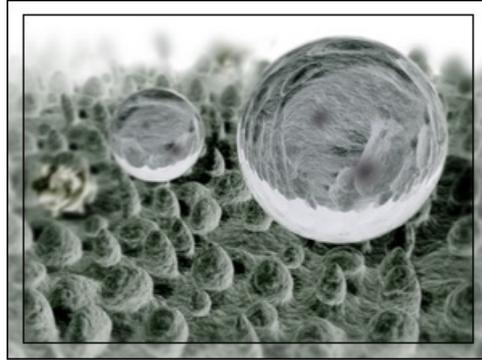


Figure 3.1 – Effet Lotus dû à la nanorugosité de la feuille [Journaux et al., 2011]

Le degré de mouillabilité diffère selon les espèces et leurs stades de croissances, la rugosité et l'hétérogénéité des surfaces. Ces derniers sont les paramètres clés influençant la mouillabilité et permettent de distinguer le type de la surface, hydrophobe ou super hydrophobe. Ces types de surface sont caractérisés par l'angle de contact θ de la goutte avec la surface de la feuille. Une surface est considérée hydrophile si $\theta \leq 90^\circ$ et hydrophobe si $\theta \geq 90^\circ$. Lorsque $\theta \geq 120^\circ$, on parle de surface super hydrophobe. La figure 3.2 illustre un exemple de l'angle de contact de la goutte sur une surface hydrophile et hydrophobe.

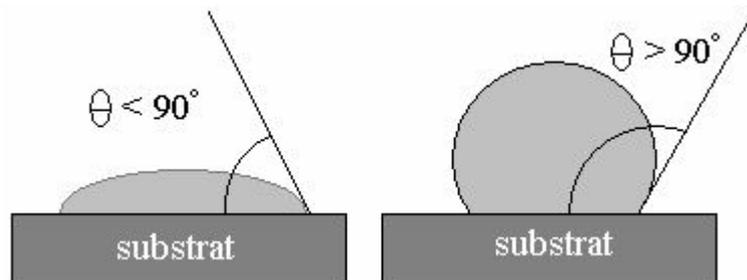


Figure 3.2 – Angle de contact de la goutte sur une surface hydrophile (à gauche) et hydrophobe (à droite)

Parmi les modèles caractérisant la rugosité de la surface par sa mouillabilité, nous distinguons les modèles de Wenzel et de Cassie-Baxter. En effet, les premiers travaux reliant la dépendance de l'angle de contact (mouillabilité) avec la rugosité ont été proposés par Wenzel [Wenzel, 1949]. Ce modèle suppose que le liquide épouse parfaitement une surface de rugosité r . La figure 3.3 (A) montre l'étalement de la goutte selon la rugosité exprimée par ce modèle.

Également, Cassie-Baxter [Cassie, 1948] a fait le lien entre la rugosité et le mouillage de la surface. Cependant, l'auteur s'est intéressé au mouillage de surfaces chimiquement hétérogènes [Cassie, 1948] où le liquide risque de ne pas se conformer avec le solide (le liquide ne peut pas pénétrer) et donc le liquide repose sur les sommets des aspérités du solide en laissant de l'air sous lui.

La figure 3.3 (B) montre l'étalement de la goutte selon la rugosité exprimé par le modèle de Cassie-Baxter.

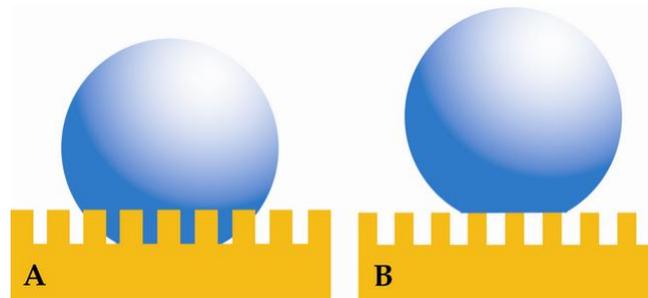


Figure 3.3 – Modèle (A) de Wenzel et (B) Cassie-Baxter [Quere et Reyssat, 2008]

3.2 Techniques de mesure de la rugosité

Si la notion de rugosité est simple à cerner, sa mesure est très délicate. En effet, la rugosité de surface peut être décrite de manière qualitative (surface rugueuse ou pas) ou d'une manière quantitative (une valeur estimant la rugosité), ce qui explique le grand nombre de paramètres proposés dans la littérature pour sa description.

Parmi les approches quantitatives (mesures de la rugosité) existantes dans la littérature, nous retrouvons les approches statistiques, les approches méca-

niques et les approches optiques. Ces dernières peuvent être considérées aussi comme qualitatives, selon l’outil de mesure utilisé.

- *Les approches statistiques* sont souvent utilisées pour modéliser la rugosité. Elles sont fondées sur le calcul des hauteurs moyennes de pics et/ou profondeurs moyennes des creux mesurés sur le profil. Le tableau 3.1 montre différents paramètres pour décrire la rugosité de la surface. Notons que le paramètre de la rugosité arithmétique R_a est le plus utilisé pour mesurer la rugosité de surfaces.

Paramètre	Description	Définition	Diagramme
R_a (RMA) DIN 4768/1	Rugosité moyenne arithmétique	$R_a = \frac{1}{l_m} \int_0^{x=l_m} y(x) dx$ Moyenne arithmétique de toutes les distances absolues du profil de rugosité R mesurée à partir de la ligne médiane du profil sur la longueur d'évaluation l_m	
R_q (RMQ)	Rugosité moyenne quadratique	$R_q = \sqrt{\frac{1}{l_m} \int_0^{x=l_m} y^2(x) dx}$ Moyenne quadratique de toutes les valeurs du profil de rugosité R calculée sur la longueur d'évaluation l_m	
R_z (DIN 4768)	Rugosité moyenne des profondeurs	$R_z = \frac{1}{5} (R_{z1} + R_{z2} + R_{z3} + R_{z4} + R_{z5})$ Moyenne des profondeurs de rugosité de 5 zones d'évaluations successives l_e	
R_p	Hauteur maximale des pics	Ici, $R_p = R_{p3}$ Hauteur maximale du profil de rugosité R au-dessus de la ligne moyenne sur la longueur d'évaluation l_m	
R_v	Profondeur maximale des vallées	Ici, $R_v = R_{v4}$ Profondeur maximale du profil de rugosité R en dessous de la ligne moyenne sur la longueur d'évaluation l_m	

Tableau 3.1 – Les différentes expressions de la rugosité de surface [Delaunoy, 2002]

- *Les approches mécaniques* sont basées sur l’exploration de la topographie de la surface à l’aide d’un palpeur. En effet, les palpeurs des stylets sont constitués d’un diamant conique avec un rayon de courbure bien défini. À l’aide de ce stylet, le profil de la surface est balayé et les différentes variations de rugosité sont déterminées. Cependant, cette mesure n’est pas fiable dans les creux de surface en raison du rayon de courbure du stylet. En outre, le fait que cette technique soit tactile, la surface peut s’endommager à force d’être mesurée (figure 3.4).

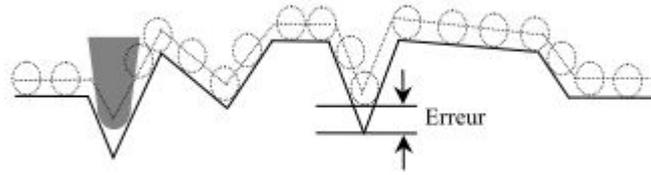


Figure 3.4 – Erreur liée à la mesure mécanique [Mathieu et al., 2003]

- *Les approches optiques* sont basées sur l'utilisation du principe d'interférence de lumière. Ce qui permet de faire des mesures sans avoir un contact avec la surface et donc sans endommager la surface. Parmi les outils basés sur l'interférence de la lumière, nous distinguons : l'interféromètre et le microscope électronique à balayage (MEB). L'interféromètre permet d'obtenir des mesures *quantitatives* de la rugosité de surface, en lui attribuant une valeur correspondante. Cependant, le MEB nous permet d'obtenir des mesures *qualitatives* de la rugosité à partir des images microscopiques. Ces dernières fournissent une description détaillée, une micro-caractérisation des objets observés ainsi qu'une précision sur leur topographie.

Dans le cadre de l'analyse de la rugosité de surface de feuille de vigne, nous avons utilisé les deux outils précédents pour évaluer la rugosité de surface de la feuille. En effet, un interféromètre à lumière blanche a été mis à notre disposition par l'IUT de Chalon-sur-Saône (figure 3.5). Le financement de cet appareil a été réalisé grâce aux aides du Grand Chalon, de la région Bourgogne et de l'Europe (120000 euros au total).

L'interféromètre est constitué principalement d'un microscope intégré à un translateur piézo-électrique dont le déplacement est contrôlé par un micro-calculateur. Le principe de mesure du relief est basé sur une technique de détection de phase par interférométrie où la lumière blanche réfléchiée par la surface à analyser est comparée à la surface de référence. Le résultat du phénomène d'interférence est alors visualisé et enregistré par une caméra CCD. Notons que le déplacement des franges d'interférence suit le mouvement du translateur piézo et elles sont enregistrées donc pour quatre positions différentes de l'interféromètre sous forme d'images. Pour chaque image, l'intensité lumineuse en chaque point du plan (x, y) de la surface de l'échantillon est connue. Ainsi qu'un algorithme adapté traduit ces images en variations de relief est utilisé [Mezghani, 2005].



Figure 3.5 – Rugosimètre interférométrique de l’IUT de Chalon-sur-Saône

Par ailleurs, en collaboration avec l’Institut National de la Recherche Agronomique (INRA) de Dijon, nous avons utilisé le MEB, pour acquérir et créer notre base d’images microscopiques. Ces dernières sont ensuite utilisées pour caractériser la rugosité des surfaces foliaires (figure 3.6). En effet, le principe de fonctionnement du MEB est basé sur l’utilisation d’un faisceau d’électrons très fin qui balaie, point par point, la surface de l’échantillon à observer. Le principe du balayage consiste à parcourir la surface de l’échantillon par lignes successives et à transmettre le signal recueilli via un détecteur à un écran cathodique dont le balayage est exactement synchronisé avec celui du faisceau incident [Mezghani, 2005].

3.3 Caractérisation de la rugosité par analyse d’images

Avec le développement des outils d’acquisition d’images, de nombreuses recherches se sont intéressées à l’évaluation qualitative de la rugosité de surface à base d’image. En effet, l’avantage primordial de la caractérisation de la rugosité de surfaces à partir de l’image est l’adaptation des méthodes selon le type de surfaces à traiter, contrairement aux méthodes quantitatives qui ne sont pas adaptées à tous les types de surface.

Notons que la plupart des méthodes de caractérisation de surface sont basées sur des mesures statistiques des niveaux de gris de l’image. Parmi ces

travaux, nous pouvons citer les travaux d'Alkindi et al [Al-Kindi et al., 1992]. Ces auteurs ont testé l'utilisation d'un système d'image numérique pour caractériser la rugosité de surfaces, en se basant sur l'espacement et les cardinalités des pics de niveau de gris sur une ligne d'image. Cependant, cette approche est mono-dimensionnelle, et n'utilise pas entièrement les informations bi-dimensionnelles de la surface de l'image. De plus, elle est sensible à la luminosité et au bruit. Dans les travaux de [Luk et al., 1989], les auteurs ont utilisé le calcul de la moyenne et de la variance d'histogramme des niveaux de gris pour caractériser la rugosité à partir de l'image. Cependant, les résultats obtenus ont montré que la moyenne et la variance d'histogramme ne sont pas linéaires avec la rugosité arithmétique R_a . De plus, le fait que la méthode soit basée uniquement sur l'histogramme de niveaux de gris elle est sensible à l'illumination.



Figure 3.6 – Microscope électronique à balayage (MEB)

[Novianto et al., 2003] et [Soille et Rivest, 1996] ont utilisé la dimension fractale pour caractériser des rugosités à partir d'images. Les résultats obtenus ont montré que la dimension fractale n'est pas suffisante pour caractériser tous les aspects d'une texture et qu'elle permet de séparer que les textures ayant des rugosités suffisamment différentes les unes des autres.

D'autres travaux existant dans la littérature se sont basés sur l'aspect fréquentiel de l'image pour caractériser la rugosité [Tsai et Tseng, 1999]. Ces derniers ont utilisé un système de vision artificielle pour estimer la rugosité de surface de pièces usinées. Dans ce cadre, le spectre de puissance de la transformée de Fourier a été considéré afin de proposer cinq paramètres dans leur ensemble caractérisant la rugosité de surface. Ces paramètres ont été utilisés par la suite par [Priya et Ramamoorthy, 2007] pour estimer la rugosité arithmétique R_a de la surface.

Dans nos travaux de thèse, nous allons nous baser sur l'analyse de texture pour l'extraction des différents paramètres caractérisant la rugosité. Les para-

graphes suivants seront consacrés à l'analyse de la texture et à la présentation des méthodes utilisées et adaptées pour caractériser la rugosité de feuilles de vigne notamment.

3.3.1 Analyse de texture

Définition d'une texture

Donner une définition précise et universelle de la texture est un problème classique qui n'a toujours pas été résolu. En termes de définition, on trouve la notion donnée par le dictionnaire, qui précise simplement qu'*une texture est une reproduction spatiale d'un motif de base dans plusieurs directions*. D'autres définitions plus précises peuvent être trouvées comme : *une texture est une structure spatiale constituée par l'organisation de primitives (ou motifs de base) ayant chacune un aspect aléatoire. Une texture est alors une structure hiérarchique à 2 niveaux*.

Du point de vue visuel, la perception de la texture a fait l'objet de travaux importants lors des trois dernières décennies. L'enjeu de ces travaux était de caractériser les informations perçues par le système visuel humain pour les interpréter algorithmiquement dans le cadre de la vision artificielle. Dans ses travaux, Gagalowicz [Gagalowicz, 1983], a associé la notion de texture à celle de la perception, « *le concept de texture étant intimement lié à l'observateur humain, il est évident que l'on ne peut dissocier une texture de la manière dont celle-ci est perçue par le système visuel* ». D'autre part, [Julesz, 1962, Julesz, 1971] a identifié deux phases dans le processus de vision de la texture. La première phase est la vision pré-attentive qui donne la première impression au système visuel. Cette phase se concentre sur l'analyse spatiale des niveaux de gris et à la présence des motifs élémentaires (textons). La seconde phase, dite de « *vision prolongée* », nécessite une analyse approfondie de la texture. Elle utilise les statistiques de second ordre pour l'analyse de niveau de gris de la texture. Cependant, il reste difficile de différencier deux textures si leurs statistiques de second ordre sont identiques. Comme le montre l'exemple suivant de la figure 3.7 (a), il y a deux régions texturées ayant un second ordre statistique identique, mais il est difficile de les distinguer. Alors que la figure 3.7 (b) présente deux textures de second ordre statique identique permettant une distinction claire des deux régions [Paulhac, 2009].

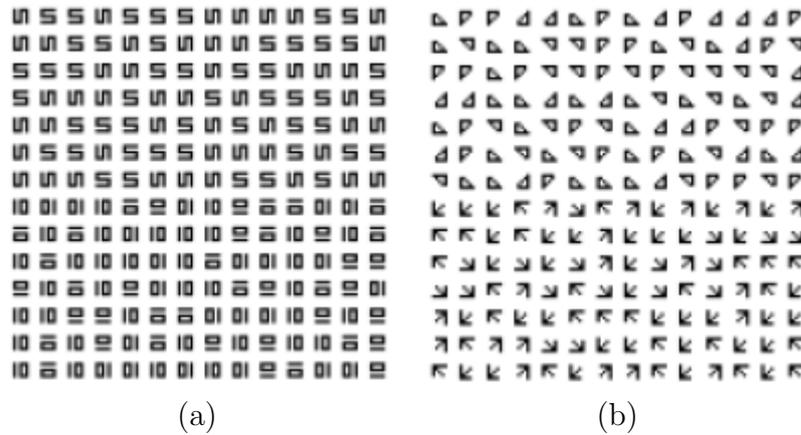


Figure 3.7 – Textures de second ordre identique [Paulhac, 2009]

Selon la répartition des motifs de texture établis par [Van Gool et al., 1985], trois familles de texture peuvent être distinguées (déterministes, stochastiques, observables). Les textures déterministes sont caractérisées par la répétition d'un motif géométrique, contrairement aux textures stochastiques qui sont irrégulières et obéissent à certaines lois statistiques. Enfin, les textures observables se décrivent comme un mélange entre la texture stochastique et la texture déterministe (figure 3.8).

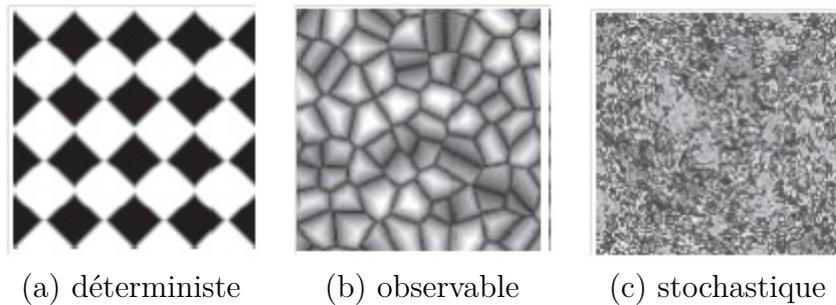


Figure 3.8 – Familles de texture

3.3.2 Méthodes d'analyse de texture

L'objectif principal de l'analyse de texture est d'identifier les caractéristiques perceptibles de la texture dans l'image et de les représenter sous forme de paramètres mathématiques. Ces caractéristiques telles que l'uniformité, le contraste, la granularité, l'orientation, la finesse, la régularité et la rugosité,

jouent un rôle important dans la description de la texture [Laws, 1980, Tamura et al., 1978]. Dans la littérature, beaucoup de méthodes ont été proposées pour extraire les différents paramètres de la texture. À l'issue des travaux de [Tuceryan et Jain, 1998] ces méthodes ont été classées en quatre familles :

- Méthodes basées sur un modèle
- Méthodes géométriques
- Méthodes statistiques
- Méthodes spatio-fréquentielles

Les méthodes basées sur un modèle permettent de construire des attributs à partir de différentes modélisations de la répartition spatiale des couleurs dans l'image. Parmi ces modèles nous distinguons le modèle Markovien et le modèle auto-régressif. Ces méthodes sont destinées beaucoup plus à la segmentation et à la classification des images texturées ce qui n'est pas notre objectif.

Les méthodes géométriques décrivent la texture par l'extraction d'un ensemble connexe de pixels partageant des propriétés similaires, par le biais d'attributs géométriques. Ces derniers sont sensibles à la régularité des motifs texturés présents dans l'image. Cependant, ils ne sont pas adaptés pour la caractérisation des textures irrégulières comme les textures naturelles et par conséquent, ils ne sont pas adéquats pour notre étude portant sur l'analyse de texture de feuilles de vigne.

Les méthodes statistiques sont très utilisées pour la caractérisation des textures fines et sans régularité apparente. Ces méthodes sont basées sur la relation entre les pixels et leurs voisins en termes de variation de couleurs ou de niveau de gris.

Puisque notre étude porte sur la caractérisation de feuille de vigne et que la texture de ces feuilles est considérée aléatoire, naturelle et fine à faible échelle, ces méthodes statistiques, qui s'appuient sur les propriétés locales des textures, seront ainsi très adaptées pour étudier notre rugosité.

Plusieurs méthodes statistiques existent dans la littérature, nous citerons entre autres les méthodes statistiques du premier ordre telles que la moyenne, la variance et l'histogramme des niveaux de gris. Malheureusement, ces approches ne donnent pas d'information sur la localisation des pixels, ce qui nous amène alors à nous intéresser aux statistiques du second ordre et d'ordre supérieur.

Parmi les mesures du second ordre, la plus connue correspond à celle des matrices de co-occurrence proposé par Haralick [Haralick et al., 1973]. Pour les méthodes d'ordre supérieur, les matrices de longueur de plage (Run Length) définies par Galloway [Galloway, 1975] sont intéressantes.

Dans notre étude, nous nous intéressons aux matrices de co-occurrence pour caractériser la texture et la rugosité de la feuille. Cette matrice, consiste à étudier le comportement conjoint de couples de pixels séparés spatialement par une translation donnée.

Matrice de co-occurrence

Elle mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situées à une certaine distance dans l'image. Pour un déplacement d (translation), un élément (i, j) de la matrice est défini par le nombre de pixels de l'image de niveau de gris j situé à une distance d d'un pixel de niveau de gris i . La matrice de co-occurrence est définie comme suit :

$$P_d(i, j) = |\{(r, s), (t, v) : I(r, s) = i, I(t, v) = j\}| \quad (3.1)$$

où

- $(r, s), (t, v)$ sont les coordonnées de l'image avec $(t, v) = (r + dx, s + dy)$
- d est un vecteur de déplacement (dx, dy)
- $||$ désigne le cardinal de l'ensemble

Haralick [Haralick et al., 1973, Haralick, 1979] a défini 14 indices qui correspondent à des caractères descriptifs de textures pouvant être calculés à partir de ces matrices. Le calcul de ces paramètres est présenté dans l'annexe A. Dans ce qui suit nous ne présentons que les paramètres les plus utilisés dans la littérature :

- L'énergie : elle mesure l'uniformité de la texture. Elle atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique.
- Le contraste : il mesure la variation locale de niveau de gris, sa valeur augmente si les variations sont importantes.
- La corrélation : elle décrit le lien entre les lignes et les colonnes de la matrice de co-occurrence. Elle mesure la dépendance linéaire des niveaux de gris de l'image.
- L'entropie : elle mesure le désordre dans l'image, elle atteint de fortes valeurs pour une texture aléatoire. De plus, elle permet de caractériser le degré de granulation de l'image, et elle est inversement corrélée avec l'énergie.
- Le moment différentiel inverse : il mesure l'homogénéité de la texture ; plus la texture possède des régions homogènes et plus le moment différentiel inverse est élevé.

On note que dans le cas où un grand nombre de matrices de co-occurrence a été calculé, toutes les relations qui existent entre les pixels d'un point de vue local (les niveaux de gris) et spatial (déplacement) seront mises en évidence. En effet, si on se limite au calcul de quelques matrices en considérant une unique direction, une grande partie des informations sera perdue. De plus, il faut indiquer que l'inconvénient majeur des méthodes statistiques basées directement sur l'image de texture est la sensibilité au bruit. Cela représente un problème majeur pour l'étude de textures naturelles. Donc, il est intéressant aussi de les étudier en se basant sur un aspect fréquentiel.

Les méthodes fréquentielles permettent d'analyser une texture en identifiant les différentes fréquences qui la composent. Parmi ces méthodes, nous retrouvons la transformée de Fourier [Bracewell, 1965], les descripteurs généralisés de Fourier [Gauthier et al., 1991] ainsi que les ondelettes [Mallat, 1999]. Ces méthodes sont connues par leurs préservations des informations globales et locales. De ce fait, elles sont bien adaptées à l'analyse des signaux quasi-périodiques comme les textures. En outre, elles permettent de caractériser la texture à différentes échelles.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les deux principales méthodes développées dans la littérature et utilisées dans notre étude pour l'extraction des paramètres de texture.

La transformée de Fourier

La transformée de Fourier [Brigham et Brigham, 1988] est utilisée pour l'analyse linéaire de l'image.

Soit f une fonction sommable dans le plan, la transformée de Fourier est définie comme suit :

$$F(\xi) = \int_{R^2} f(x) \exp(-j\xi x) dx \quad (3.2)$$

Dans le cas d'une image discrète I de taille $M * N$, la transformée de Fourier peut être définie comme :

$$F(x, y) = \frac{1}{N * M} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} I(k, l) \exp 2\pi i \left(\frac{k}{N} x + \frac{l}{M} y \right) \quad (3.3)$$

avec $i^2 = -1$.

À partir de la transformée de Fourier, il est possible de calculer le spectre de puissance défini comme le carré du module de la transformée de Fourier :

$$P(x, y) = F_R(x, y)^2 + F_I(x, y)^2 \quad (3.4)$$

avec respectivement F_R et F_I la partie réelle et la partie imaginaire de la transformée de Fourier. Plusieurs caractéristiques de texture peuvent être calculées à partir de ce spectre tel que la directionnalité où l'on observe, dans le spectre, des pics perpendiculaires à la direction principale de la texture (figure 3.9). De même, il nous donne aussi des informations sur le type de la texture, « fine » ou « grossière ». En effet, le spectre sera maximum dans les hautes fréquences pour les textures fines et inversement pour les textures grossières.



Figure 3.9 – Une texture et son spectre de puissance [Mavromatis, 2001]

Les ondelettes

Contrairement à la transformée de Fourier, l'analyse par ondelette est très utile dans l'analyse des signaux non-stationnaires. La fonction ondelette ψ est la composante principale pour la transformée des ondelettes $T^{ond} f(a, b)$

$$T^{ond} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.5)$$

avec $f(t)$ le signal numérique, les paramètres a et b représentant respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de translation.

Notons que les ondelettes représentent un ensemble de fonctions de bases, appelées les ondelettes filles, et sont construites à partir de l'ondelette mère sous la forme :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.6)$$

Le paramètre \sqrt{a} est utilisé pour une normalisation aux différentes échelles.

De nombreuses familles d'ondelettes existent, chaque ondelette correspondant à une décomposition différente. Parmi les ondelettes les plus utilisées dans le domaine du traitement de signal, nous citerons les ondelettes de Morlet [Meyer et al., 1987], le chapeau mexicain, les ondelettes de Haar [Grochenig et Madych, 1992] et les ondelettes de Daubechies [Daubechies et al., 1988].

La transformée en ondelettes discrètes (TOD) est destinée aux signaux discrets, et est définie comme suit :

$$T^{ond} f(m, n) = a_0^{-m/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(a_0^{-m}t - nb_0)dt \quad (3.7)$$

La fonction d'ondelette discrète est alors :

$$\psi_{i,j}(t) = a_0^{-m/2}\psi\left(\frac{t}{a_0^m} - nb_0\right) \quad (3.8)$$

Le principe de la TOD est d'analyser un signal à haute fréquence pour fournir les détails du profil, ce dernier étant exprimé par la différence dans l'analyse d'un signal à deux résolutions successives. Elle s'appuie sur un algorithme proposé par Mallat [Mallat, 2000] et basé sur une décomposition par un processus en cascade avec des filtrages successifs. La décomposition en ondelettes est réalisée à partir des coefficients $g(x)$ et $h(x)$ qui correspondent respectivement aux filtres passe haut et passe bas. Les filtres passe bas permettent d'obtenir les coefficients d'approximation, à l'échelle $j-1$, une opération de décimation d'un facteur $\downarrow 2$ est ensuite effectuée. Ces coefficients permettent de garder les détails grossiers dans l'image. Les filtres passe haut, quant à eux, permettent de calculer les coefficients liés aux détails. Ces derniers correspondent aux hautes fréquences présentes dans l'image. La figure 3.10 montre la décomposition d'un signal en approximation et détails.

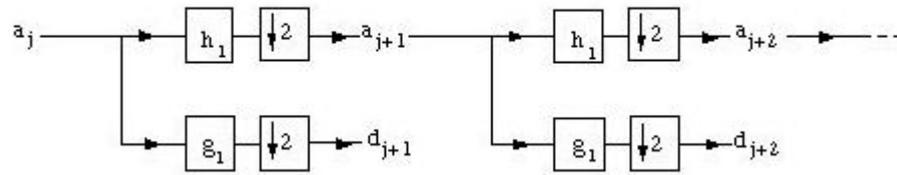


Figure 3.10 – Décomposition des ondelettes

3.4 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté un bref état de l'art sur la caractérisation et les techniques de mesure de la rugosité de surface. Différentes méthodes d'analyse de texture permettant d'extraire les paramètres pertinents de la texture ont été présentées. Ces méthodes seront utilisées par la suite (chapitre 4) pour la caractérisation et l'estimation de la rugosité des surfaces foliaires de feuilles de vigne.

**Segmentation d'images pour la
répartition des produits
pulvérisés**

3.5 Segmentation d'images

Dans cette partie du chapitre, nous allons nous focaliser sur les techniques de traitement d'images permettant la détection des gouttes pulvérisées sur la feuille. L'objectif final est de calculer la surface occupée par les gouttes pulvérisées et de quantifier leur volume et donc le volume du produit retenu par la feuille après pulvérisation.

La segmentation d'images est semble-t-il, l'outil idéal pour répondre à notre objectif. Elle consiste à isoler les objets d'intérêt présents dans l'image. Son but est de diviser l'image en un ensemble de régions disjointes selon certains critères d'homogénéité [Haralick et Shapiro, 1985, Zucker, 1976].

Dans la littérature, il existe un nombre important de techniques de segmentation. Elles peuvent être regroupées en deux familles selon leur principe de détection [Cocquerez et Philipp-Foliguet, 1995] : *approche de détection de discontinuités* et *approche de détection de régions*.

Les approches portant sur la détection de discontinuités sont basées sur la détection de contours dans l'image [Prewitt, 1970, Sobel, 1978, Canny, 1986, Deriche, 1987, Schindler et Suter, 2008]. Elles consistent à chercher les frontières de changement entre les régions. Ces frontières sont souvent bien marquées soit par une variation d'intensité de lumière, soit par une variation de couleur.

Les approches par détection de régions [Bloch et al., 2004, Ouattara et al., 2009] sont basées sur la détection de similitudes entre les régions. Ces approches consistent à regrouper certains pixels de chaque zone, respectant un critère d'homogénéité commun tel que la couleur [Carron, 1995, Chassery et Garbay, 1984] ou le niveau de gris, [Morel et Solimini, 2012, Soille, 2013] puis de les labelliser pour obtenir une carte de régions de l'image. L'avantage principal de ces approches est la détection de régions ayant des frontières fermées, ce qui n'est pas le cas pour les approches basées sur l'étude des discontinuités [Camastra, 2007].

Pour notre application, les gouttes pulvérisées sur la feuille sont translucides, ce qui rend la détection de leur contour (donc la goutte) très difficile. De ce fait, les approches basées sur la détection de régions sont plus pertinentes pour détecter les gouttes. Dans ce qui suit, un bref état de l'art sur ces approches est présenté.

Approches basées sur la détection de régions

Il existe plusieurs méthodes qui utilisent ce principe de détection de régions. Ces méthodes peuvent être aussi divisées en deux familles selon la disposition des pixels [Haralick et Shapiro, 1985]. La première famille prend en considération la disposition spatiale des pixels, tandis que la deuxième est basée sur les méthodes de classification qui prennent en considération les formes et la couleur des pixels.

Techniques prenant en compte la disposition spatiale

Ces techniques se subdivisent encore en plusieurs sous-méthodes. La première d'entre elles utilise le seuillage de l'histogramme [Postaire et al., 1993, Gevers et Stokman, 2004, Finlayson et al., 2005]. Le principe de cette technique consiste à trouver un seuil de séparation pour étiqueter les pixels qui ont le même niveau de gris (qui font donc partie de la même région) [Tobias et Seara, 2002]. Parmi les travaux existants dans la littérature, nous pouvons citer les travaux de [de Albuquerque et al., 2004] où les auteurs ont utilisé la fonction d'entropie pour définir le seuil de séparation des régions.

Une autre technique appelée *croissance de régions*, proposée par [Tremeau et Borel, 1997], a été largement utilisée pour la segmentation d'images. Son principe consiste à faire croître une région à partir d'un pixel ou d'un ensemble de pixels, appelé germe. Le développement de la région est effectué de manière progressive, et à chaque itération les pixels connexes vérifiant le critère de similarité seront ajoutés au germe. La sélection de ce germe est ainsi l'étape la plus importante dans cet algorithme. Plusieurs recherches ont focalisé leurs travaux sur la sélection du germe [Fan et al., 2001, Chang et Li, 1994, Mancas et al., 2005], parmi ceux-ci, les travaux de [Preetha et al., 2012] sont significatifs où le choix du pixel de départ dépend de la distance euclidienne entre son intensité et celle des pixels voisins. Cependant, la fusion des régions dépend de leur taille et de leur homogénéité. Dans le cadre de la segmentation d'image couleurs, [Tian et al., 2010] font appel à la technique de partage des eaux [Beucher, 1990] pour la sélection du germe. Les auteurs se basent sur l'extraction des marqueurs par des opérations de morphologie mathématiques. Puis, ils appliquent le processus de croissance de région à partir des marqueurs obtenus par application de la technique de partage des eaux.

Il est à noter que l'avantage des techniques de croissance de région est la préservation de la forme de région pour chaque image. Cependant, une mauvaise sélection des pixels de départ, ou le choix de critère de similarité

provoque un désordre d'adaptation des pixels voisins et peut engendrer des phénomènes de sur ou sous-segmentation.

Nous distinguons également les techniques utilisant la morphologie mathématique. Cette dernière a été introduite par [Coster et Chermant, 2001], pour étudier les formes et la structure des objets présents dans l'image. Son application a été destinée au traitement d'images binaires en utilisant les outils de la morphologie ensembliste [Meyer et Beucher, 1990]. Par la suite, elle a été étendue aux images en niveaux de gris [Vincent, 1994]. *La ligne des partages des eaux (LPE)* [Najman et Schmitt, 1994] est la technique de base pour la segmentation d'images par morphologie mathématique [Schmitt et Mattioli, 2013]. Au début, son application était limitée à la segmentation des images en niveau de gris [Vincent, 1994]. Avec le temps, elle a été étendue aux images couleurs [Meyer et Beucher, 1990]. Il existe plusieurs algorithmes de LPE [Vincent, 1994, Meyer et Beucher, 1990, Rioboo et al., 2002, Lezoray et Cardot, 2002]. Notons que l'avantage principal de cette technique est qu'elle fournit un ensemble de régions connexes séparées par un contour fermé.

Enfin la dernière technique fortement utilisée concerne la *fusion/division* [Chen et Pavlidis, 1979, Jain et al., 1995]. Elle consiste à diviser l'image en région homogène disjointe respectant des critères globaux. Ensuite, les régions adjacentes vérifiant des critères locaux seront fusionnées. Une des techniques les plus connues est appelée quadtree [Spann et Wilson, 1985]. Cette dernière est un tétra-arbre, chaque nœud correspondant à une zone carrée de l'image (bloc). Chaque bloc est divisé en quatre sous-blocs. Cette division est réalisée d'une manière récursive et s'arrête lorsque chaque sous-bloc respecte un critère d'homogénéité tel que la couleur/niveau de gris. Parmi les travaux basés sur ce principe, nous pouvons citer ceux de [Montoya et al., 2003]. Les auteurs utilisent la technique de croissance de région pour regrouper les pixels. Les blocs sont divisés selon la variation de luminosité, et pour chaque bloc, un point de départ est sélectionné pour initier l'algorithme de croissance de région. Il faut préciser que l'inconvénient majeur des techniques qui tiennent compte de la disposition spatiale des pixels est le problème de la sur-segmentation.

Techniques basées sur les méthodes de classification

Ces techniques consistent à utiliser *les méthodes de classification* pour segmenter l'image. Elles attribuent pour chaque pixel de l'image une classe qui définit les formes d'objets à extraire dans l'image. Dans ce cadre, plusieurs travaux ont été proposés [Pal et Pal, 1993, Ren et Malik, 2003, Bouman et al., 1994]. Ils peuvent être divisés selon plusieurs critères : la classification supervisée, qui utilise par exemple les réseaux de neurones [Özkan et al.,

1993, Sammouda et al., 2014] ou les SVM (Support Vector Machine) [Wang et al., 2012, Bertelli et al., 2011], et la classification non supervisée qui utilise des algorithmes tels que les k-mean [Dubey et al., 2013] ou le Mean Shift [Sonka et al., 2014].

Dans le même contexte, il existe des techniques de classification par clustering qui utilisent l'information spatio-colorimétrique des pixels [Orchard et al., 1991, Foucher et al., 2001]. Ces techniques consistent à sélectionner l'espace de couleurs permettant d'avoir un ensemble de pixels fortement connexes dans l'image et ayant des couleurs homogènes.

Bilan

Nous avons présenté un bref état de l'art sur les méthodes de segmentation d'images existantes et nous avons listé celles qui sont les plus pertinentes et utiles pour notre application.

Les approches basées sur la détection de contours sont très utilisées dans la littérature, et sont très efficaces pour certaines applications comme le tracking ou la vidéo surveillance par exemple. Cependant elles ne sont pas adaptées à notre application très spécifique et dépendante de nombreux paramètres biologiques ou techniques. C'est pour cela que nous nous sommes focalisés sur les approches basées sur la détection des régions, même si elles souffrent de problèmes de sur-segmentation ou de temps de calcul trop importants.

Dans notre travail, afin d'éviter ces problèmes, nous avons décidé d'utiliser les outils de morphologie mathématique comme par exemple la ligne de partage des eaux et détection des composantes connexes. En effet, l'utilisation de ces techniques va nous permettre d'obtenir les régions (la feuille ciblée et les gouttes pulvérisées sur la feuille) qui se trouvent dans l'image avec des contours fermés. De plus, en termes de temps d'exécution, elles sont rapides par rapport aux techniques de classification.

Afin d'améliorer la visibilité des gouttes pulvérisées sur la feuille, il serait intéressant de faire un pré-traitement d'images afin d'améliorer leur visibilité et donc leur détection. Le changement d'espace colorimétrique est alors une des solutions les plus utilisées en traitement d'images. Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques notions sur les espaces de couleur.

3.6 Espace colorimétrique

Dans notre étude, nous nous sommes basés sur le changement d'espace colorimétrique de l'image et la détection de composantes connexes pour dé-

tecter les gouttes pulvérisées. Tout d'abord, un espace colorimétrique ou un espace de couleurs désigne un volume géométrique exprimé numériquement pour représenter un ensemble de couleurs. Toute couleur peut être représentée comme une combinaison linéaire de trois primaires p_1 , p_2 et p_3 . De nombreux espaces de représentation de la couleur ont été proposés parmi lesquels RGB , HSV , YIQ , YUV , YXZ , $CIELAB$, $CIELUV$... Ces derniers se basent sur les propriétés physiques et physiologiques de perception de la couleur. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés aux deux espaces les plus utilisés, à savoir HSV et RGB.

3.6.1 Espace RGB

En 1931, en se basant sur les travaux de Wright et Guild [Guild, 1932, Wright, 1929], la commission internationale de l'éclairage 'CIE' a défini les primaires notées R_p , G_p et B_p correspondant aux stimulés rouge, vert et bleu, de longueurs d'ondes respectives 700nm , 546nm et 435.8nm . Cet espace a été développé en se basant sur les connaissances liées à la vision humaine. En effet, le modèle RGB est un modèle additif qui utilise le système de coordonnées cartésiennes où la diagonale du blanc $(1, 1, 1)$ au noir $(0, 0, 0)$ représente l'espace de couleur d'un volume géométrique exprimé numériquement pour représenter un ensemble de couleurs (figure 3.11).

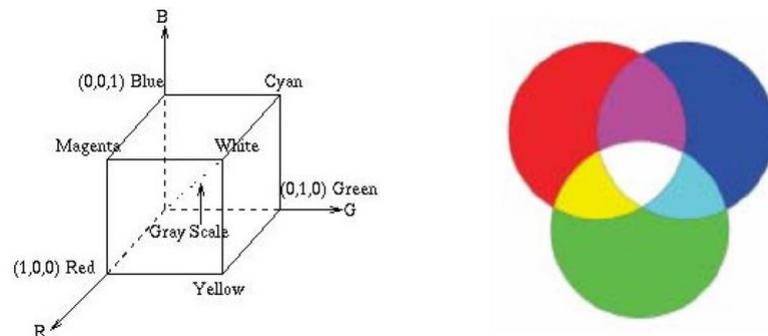


Figure 3.11 – L'espace couleur RGB [Lezoray, 2000]

Le principal inconvénient de ce modèle réside dans la manipulation des couleurs elles-mêmes. En effet, l'augmentation de la luminosité des couleurs nécessite l'incrémentement proportionnelle de chaque composante de $(R, G$ et

B) ce qui est peu approprié à la représentation des images multi-composantes sous la forme d'une image couleur.

3.6.2 Espace HSV

L'espace couleur HSV est une transformation non linéaire des composantes de l'espace RGB [Jahne, 2013]. Le sigle « HSV » fait référence à Hue, Saturation and Value (Teinte, saturation et valeur). Il offre une perception visuelle de la couleur proche de celle de la vision humaine. Ce modèle représente un dérivé de l'espace RGB où le réglage de la luminosité est identique au réglage de l'écran : la luminosité évolue entre le noir et la luminosité des couleurs primaires. Il est constitué de 3 composantes :

La teinte (ou Hue) correspond à la perception de la couleur. Cette teinte est codée suivant l'angle qui lui correspond sur le cercle de couleur (figure 3.12). Par exemple 0° ou 360° représente le rouge, 120° représente le vert.

La saturation, caractérise la pureté de la couleur par rapport à une référence blanche. En effet, la saturation est le pourcentage de la teinte variant entre 0 et 100 %, plus la saturation d'une couleur est faible, plus l'image est « grisée ».

La valeur qui est une valeur achromatique et donne une mesure de la brillance (de l'éclat). Elle varie de 0 à 100% ou entre 0 (noir) et 100 (blanc) dans le cas normalisé.

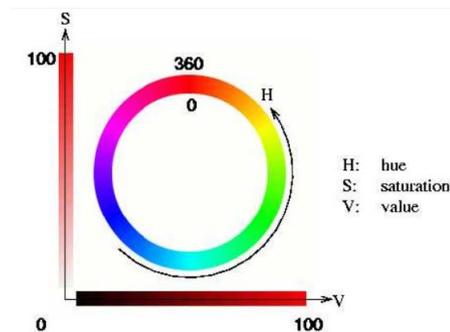


Figure 3.12 – Cercle de couleur HSV [Lezoray, 2000]

Notons que le passage de l'espace RGB vers l'espace HSV est introduit par le passage des coordonnées « cartésiennes \rightarrow polaires ». En effet, le modèle HSV est défini comme suit :

$$h = \begin{cases} (60^\circ * \frac{g-b}{Max-Min} + 360^\circ) \text{ mod } 360^\circ & si \ Max = r \\ 60^\circ * \frac{b-r}{Max-Min} + 120 & si \ Max = g \\ 60^\circ * \frac{r-g}{Max-Min} + 240^\circ & si \ Max = b \\ 0 & si \ Max = Min \end{cases} \quad (3.9)$$

$$s = \begin{cases} 0 & si \ Max = 0 \\ 1 - \frac{Min}{Max} & sinon \end{cases} \quad (3.10)$$

$$v = Max \quad (3.11)$$

Notons que r, g, b désignent les coordonnées de RGB et h, s, v désignent les coordonnées de HSV, avec $s, v, r, g, b \in [0, 1]$, et $t \in [0, 360]$ et Min et Max qui représentent respectivement la valeur minimale/ maximale entre r, v et b .

3.7 Conclusion

Nous avons présenté un bref état de l'art sur les méthodes de segmentation et quelques notions sur les espaces colorimétriques. Pour traiter notre problématique de détection des gouttes, nous avons choisi d'utiliser les techniques basées de morphologie mathématique et plus particulièrement la technique de la Ligne de Partage des Eaux (LPE) et la détection des composantes connexes. Dans le chapitre 5, ces techniques seront détaillées et utilisées dans notre algorithme de détection des gouttelettes pulvérisées sur la feuille.

Dans le chapitre suivant, la rugosité de la surface foliaire des vignes et d'autres plantes seront étudiées. Des méthodes existantes dans la littérature seront appliquées ainsi qu'une nouvelle méthode développée pour estimer la rugosité de la surface foliaire sera présentée.

Chapitre 4

Méthode développée pour l'analyse de mesure de rugosité

4.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de détailler les travaux de réflexion menant au développement d'un nouvel indicateur permettant d'estimer la rugosité des surfaces foliaires. En effet, ce type de surface est connu pour ses textures naturelles et aléatoires, donc la proposition d'un nouvel indicateur de rugosité de surface basé sur l'analyse de texture semble pertinente.

Récemment, certaines approches basées sur l'analyse de la texture telle que les descripteurs généralisés de Fourier ont montré leur efficacité pour classifier des différents types de surfaces foliaires [Journaux et al., 2011]. En reprenant les travaux sur les descripteurs généralisés de Fourier, nous allons proposer un nouvel indicateur permettant d'estimer la rugosité des surfaces foliaires en plus de leur classification. L'évaluation de ce dernier a été réalisée sur une base d'images microscopiques de différents types de surfaces foliaires. Ensuite, nous avons comparé cet indicateur aux deux autres indicateurs existant dans la littérature « indicateur de rugosité optique G_a » et « indicateur de rugosité par ondelette [Bediaf et al., 2015]. L'indicateur de rugosité (rugosité optique) a été proposé par [Priya et Ramamoorthy, 2007] utilisé dans le domaine de la métallurgie. Cet indicateur est basé sur la répartition spatiale des niveaux de gris des pixels. Quant à l'indicateur de rugosité par ondelette est utilisé pour les images médicales (ultra-sonore), il a été proposé par [Paulhac, 2009] et trouve son fondement sur la décomposition en ondelettes.

Afin de comparer ces indicateurs entre eux, nous proposons dans ce qui suit une nouvelle approche basée sur la sensibilité de chacun d'entre eux aux

changements de la rugosité de surface dans l'image. Ces changements vont être apportés artificiellement aux images par l'application de différents types de bruits. Nous utiliserons par la suite, des tests statistiques permettant de vérifier si cette sensibilité est en moyenne significativement différente pour les indicateurs étudiés. Ainsi, nous classerons ces indicateurs selon leur sensibilité aux changements (bruits) appliqués.

Suite à ces travaux plus généraux sur la rugosité, nous avons focalisé nos efforts à travers une analyse plus spécifique sur la surface des feuilles de vigne. Dans cette étude, nous testons l'efficacité d'un ensemble de cinq paramètres issus du spectre de puissance [Tsai et Tseng, 1999] pour caractériser de la surface des feuilles de vigne. À la base, ces cinq paramètres ont été destinés à la caractérisation des images des pièces usinées, mais nous allons adapter leur utilisation avec notre domaine d'application. Nous testons également l'efficacité des paramètres issus de la matrice de cooccurrence (voir le chapitre 3) appliquée aux images de feuilles de vigne.

Ensuite, nous proposons une analyse comparative entre les indicateurs de rugosité calculés à partir de l'image et la rugosité arithmétique R_a (mesurée via un interféromètre) des feuilles de vigne afin d'estimer quel est l'indicateur le plus représentatif de la rugosité R_a (mesurée).

Enfin, comme les feuilles artificielles sont souvent utilisées pour étudier la qualité de la pulvérisation, il serait donc intéressant de comparer la rugosité de ces feuilles avec celle des feuilles de vigne. Pour cela, nous allons utiliser notre nouvel indicateur pour comparer entre les feuilles de vigne, les papiers hydrosensibles et les collecteurs en plastique.

4.2 Méthodes basées sur l'image pour la caractérisation de la rugosité

4.2.1 Indicateur de rugosité optique

Cette méthode était destinée lors de sa mise en œuvre à l'évaluation de la rugosité des pièces métalliques à partir de leurs images [Priya et Ramamoorthy, 2007, Dhanasekar et Ramamoorthy, 2006]. La rugosité optique G_a a été proposée pour se substituer à la rugosité arithmétique R_a dans le cas où la mesure de cette dernière n'est pas possible.

Il est utile à ce stade de préciser que R_a est la moyenne arithmétique des valeurs absolues des pics (hauteurs) des irrégularités de rugosité à partir de la ligne médiane du profil sur la longueur d'évaluation.

$$Ra = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (4.1)$$

avec y_i le pic (la hauteur) de la rugosité à partir de la ligne médiane et n le nombre d'échantillons.

Dans le cas d'une estimation de la rugosité à partir d'une image, les irrégularités de surface sont introduites par la variation des niveaux de gris dans l'image. En effet, la rugosité optique Ga est définie comme la moyenne des écarts en valeur absolue entre les niveaux de gris de l'image et leur moyenne [Priya et Ramamoorthy, 2007]. Elle est estimée comme suit :

$$Ga = \frac{|g_1 - g_m| + |g_2 - g_m| + \dots + |g_n - g_m|}{n} \quad (4.2)$$

avec g_1, g_2, \dots, g_n sont les valeurs de niveau de gris de chaque pixel de l'image, et g_m est la valeur moyenne du niveau de gris des pixels considérés. Nous utilisons cet indicateur Ga , pour l'estimation des différentes surfaces foliaires et nous le comparons également avec la rugosité arithmétique Ra des feuilles de vigne.

4.2.2 Indicateur de rugosité par ondelette

Cette méthode a été introduite par [Paulhac, 2009] comme indicateur estimant la rugosité à partir des images ultra-sonores 3D. Afin de calculer cet indicateur, les auteurs se sont intéressés uniquement aux coefficients de détails obtenus à partir de la décomposition en ondelettes. En effet, chaque sous-bande de coefficients de détails permet de mettre en évidence les hautes fréquences de la texture d'image dans une direction particulière. Pour une résolution donnée β , ils ont proposé de calculer l'indicateur de rugosité de la texture 3D en utilisant l'équation 4.3 :

$$Rug_{ond}(x, y, z) = \sum_{\alpha=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N |w_{\alpha, \beta}(i, j, k)| \right) / M \quad (4.3)$$

où $|w_{\alpha, \beta}(i, j, k)|$ est l'ensemble des coefficients de détails compris dans un cube de taille N^3 centré sur le voxel d'une sous-bande α aux coordonnées (x, y, z) , et M est le nombre de sous-bandes de coefficients de détails pour une résolution donnée.

Pour notre application, afin de pouvoir la tester sur les images des plantes, nous avons adapté le calcul de cette approche en 2D. L'indicateur de rugosité

par ondelette peut s'écrire donc sous la forme suivante :

$$Rug_{ond}(x, y) = \sum_{\alpha=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |w_{\alpha, \beta}(i, j)| \right) / M \quad (4.4)$$

avec Rug_{ond} la rugosité à la résolution voulue β , $w_{\alpha, \beta}(i, j)$ présente l'ensemble des coefficients de détails d'un carré de taille N^2 centré sur le pixel d'une sous bande α aux coordonnées (x, y) . M est le nombre de sous-bandes de coefficients de détails pour la résolution β .

Nous utilisons cet indicateur pour évaluer la rugosité des différentes surfaces foliaires, puis nous le comparons avec les autres indicateurs proposés et présentés dans ce chapitre.

4.2.3 Caractérisation de rugosité de surface par le spectre de puissance

D'autres indicateurs ont été proposés par [Tsai et Tseng, 1999] issus du spectre de puissance de la transformée de Fourier, permettant notamment de caractériser la rugosité de surface des pièces usinées. Ces paramètres, calculés à partir de l'image, ont été utilisés avec un réseau de neurones pour estimer la rugosité arithmétique Ra (mesurée) des pièces usinées.

Rappelons que le spectre de puissance $P(x, y)$ d'une image en niveau de gris I est défini par :

$$P(x, y) = F_R(x, y)^2 + F_I(x, y)^2 \quad (4.5)$$

avec respectivement F_R et F_I la partie réelle et la partie imaginaire de la transformée de Fourier.

Soit $p(x, y)$ la normalisation du spectre de puissance $P(x, y)$ définie comme suit :

$$p(x, y) = \frac{P(x, y)}{\sum_{(x, y) \neq (0, 0)} P(x, y)} \quad (4.6)$$

La figure 4.1 suivante illustre le spectre de puissance de l'image d'une feuille de Pinot.

Suivant les travaux de [Tsai et Tseng, 1999], cinq paramètres ont été extraits à partir du spectre de puissance, ils sont définis comme suit :

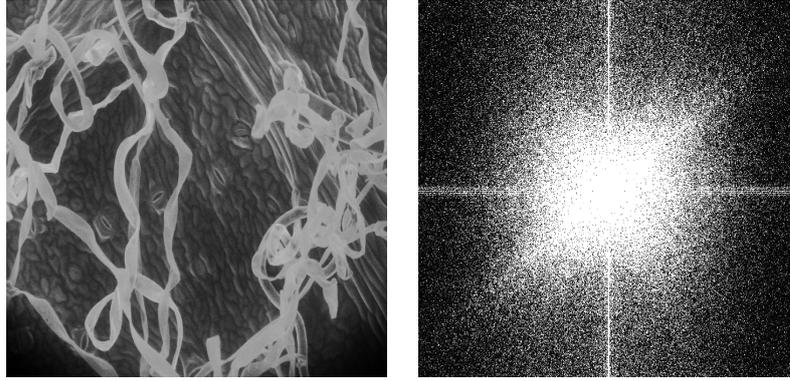


Figure 4.1 – Spectre de puissance correspondant à l'image de la feuille de Pinot

- *Le pic de fréquence maximal $F1$* : ce paramètre représente le module de la fréquence (x_1, y_1) où le spectre de puissance atteint le maximum en dehors du pic à l'origine.

$$F1 = \sqrt{(x_1^2 + y_1^2)} \quad (4.7)$$

avec (x_1, y_1) les coordonnées du pic maximal de $p(x, y)$:

$$p(x_1, y_1) = \max\{p(x, y), \forall (x, y) \neq (0, 0)\} \quad (4.8)$$

- *La valeur propre maximale $F2$* :

$$F2 = \lambda_1 \quad (4.9)$$

où λ_1 représente la valeur propre maximale de la matrice de covariance M de $p(x, y)$. Cette matrice est donnée par :

$$M = \begin{bmatrix} \text{var}(x^2) & \text{var}(xy) \\ \text{var}(yx) & \text{var}(y^2) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

où : $\text{var}(x^2) = \sum_{(x,y) \neq (0,0)} x^2 p(x, y)$

$\text{var}(y^2) = \sum_{(x,y) \neq (0,0)} y^2 p(x, y)$

$\text{var}(xy) = \text{var}(yx) = \sum_{(x,y) \neq (0,0)} xyp(x, y)$

- *La moyenne du spectre de puissance $F3$* : ce paramètre représente la valeur moyenne du spectre en dehors de l'origine.

$$F3 = \sum_{(x,y) \neq (0,0)} P(x, y) / S \quad (4.11)$$

avec $S = N^2 - 1$ pour une image de taille $N \times N$.

— *Le centre du spectre de puissance en pour-cent $F4$* : ce paramètre nous permet de calculer le pourcentage de la fréquence d'origine (maximale) du spectre.

$$F4 = \frac{P(0,0)}{\sum_x \sum_y P(x,y)} * 100\% \quad (4.12)$$

— *Le rapport entre la valeur propre maximale et minimale $F5$* :

$$F5 = \sqrt{\left(\frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right)} \quad (4.13)$$

où λ_1 et λ_2 représentent respectivement la valeur propre maximale et minimale de la matrice de covariance du spectre de puissance $p(x, y)$.

Dans notre étude, nous calculons l'ensemble de ces paramètres pour caractériser la rugosité de la feuille de vigne. Ensuite, nous montrons que l'ensemble de ces paramètres peut s'approcher via le réseau de neurones à l'indicateur de la rugosité optique Ga.

4.2.4 Nouvel indicateur de rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier

Afin de contribuer au développement de nouveaux critères adaptés aux surfaces foliaires, nous avons proposé une nouvelle approche permettant d'estimer la rugosité de ces surfaces à travers l'analyse de texture. Ce type de surface foliaire est connu pour ses textures naturelles, qui sont très sensibles aux variations de la luminosité ainsi qu'aux changements d'échelle et d'orientation. L'utilisation d'un paramètre de texture pertinent, invariant aux transformations survenues sur l'image lors de l'observation telle que la rotation, la translation et le changement d'éclairage, est donc primordiale.

Dans la littérature, [Gauthier et al., 1991] ont proposé une famille d'invariants appelée « descripteurs de mouvement ». Ces derniers sont invariants en translation, en rotation et insensibles à l'effet de miroir. Cependant, ils sont sensibles à la variation d'échelle dans le cas discret. Les descripteurs généralisés de Fourier (DGF) ont été largement utilisés dans le domaine de la

reconnaissance de forme. [Smach et al., 2008] a démontré la robustesse de ces descripteurs pour la reconnaissance de formes sur des images couleurs. Par ailleurs, ils ont déjà démontré leur efficacité dans le cas d'analyse de textures dans un contexte agronomique [Journaux et al., 2011].

Dans notre travail, afin d'estimer la rugosité de surface avec les descripteurs généralisés de Fourier, nous avons utilisé dans un premier temps un filtre passe haut, pour ne garder que les hautes fréquences présentes dans l'image. Ces dernières correspondent aux aspérités de surfaces et aux changements rapides d'intensités de niveau de gris dans l'image. Ensuite, à partir de l'image filtrée, nous calculons les descripteurs généralisés de Fourier. Ces derniers sont définis comme suit :

Étant donnée (λ, θ) les coordonnées polaires du point ξ , nous désignons alors par $F(\lambda, \theta)$ la transformée de Fourier de f au point (λ, θ) définie par l'équation 4.14

$$F(\lambda, \theta) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x, y) e^{-j(\lambda x + \theta y)} dx dy, \quad (4.14)$$

[Gauthier et al., 1991] ont défini les descripteurs généralisés de Fourier par D_f de \mathbb{R}^+ dans \mathbb{R}^+ selon l'équation 4.15 suivante :

$$D_f(\lambda) = \int_0^{2\pi} |F(\lambda, \theta)|^2 d\theta \quad (4.15)$$

avec $|F(\lambda, \theta)|^2$ correspond au spectre de puissance de la transformée de Fourier (TF) au point (λ, θ) . D_f est le vecteur caractéristique DGF qui décrit l'image de texture.

D'un point de vue pratique, le calcul de ce vecteur s'effectue à partir de l'image correspondant à la transformée de Fourier de l'image initiale. En effet, lors du calcul de la transformée de Fourier, les basses fréquences se trouvent au centre de l'image tandis que les hautes fréquences sont situées au bord de l'image. À partir du centre de l'image de Fourier, des cercles ξ de rayon ρ croissant sont construits (voir figure 4.2).

Pour chaque cercle nous calculons la moyenne des valeurs du module carrée de la TF (l'énergie). Ces valeurs sont stockées dans un vecteur caractéristique DGF. La somme des composants de vecteur de caractéristique DGF, représente la valeur de l'indicateur de la rugosité de l'image Rug_{DGF} .

$$Rug_{DGF} = \sum D_f(\lambda) \quad (4.16)$$

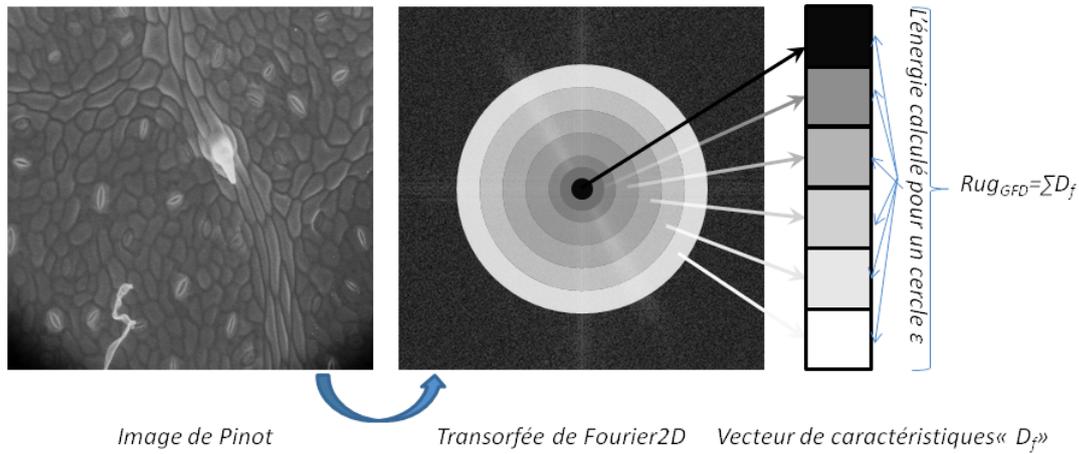


Figure 4.2 – Illustration du calcul de l'indicateur de rugosité Rug_{DGF}

Nous appliquons la méthodologie développée sur une base d'images de différentes surfaces foliaires et nous relevons les valeurs d'indicateur de rugosité obtenues pour chaque cas. Par la suite, nous comparons le résultat de notre indicateur de rugosité avec les autres indicateurs proposés (Ga et Rug_{ond}).

4.3 Méthode de comparaison

Les indicateurs de rugosité Ga , Rug_{ond} , et Rug_{DGF} sont représentés par des grandeurs différentes. Il est donc difficile, voire impossible de comparer leurs résultats directement. Pour cela, nous proposons une nouvelle approche basée sur la comparaison de sensibilité de chaque indicateur aux changements et aux variations de la rugosité de la surface. Cela permettra d'évaluer la robustesse et la précision en relatif de chaque indicateur.

Pour changer artificiellement la rugosité de la surface, nous avons ajouté aux images initiales des bruits bien choisis. Les trois types de bruits choisis sont : le bruit Gaussien pour introduire les variations aléatoires sur la surface de l'image, le bruit poivre et sel pour introduire des pics et des impulsions sur la surface, et enfin un signal sinusoïdal pour introduire une variation structurée et périodique. La figure 4.3 illustre un exemple d'application des différents bruits sur une surface de feuille de pois.

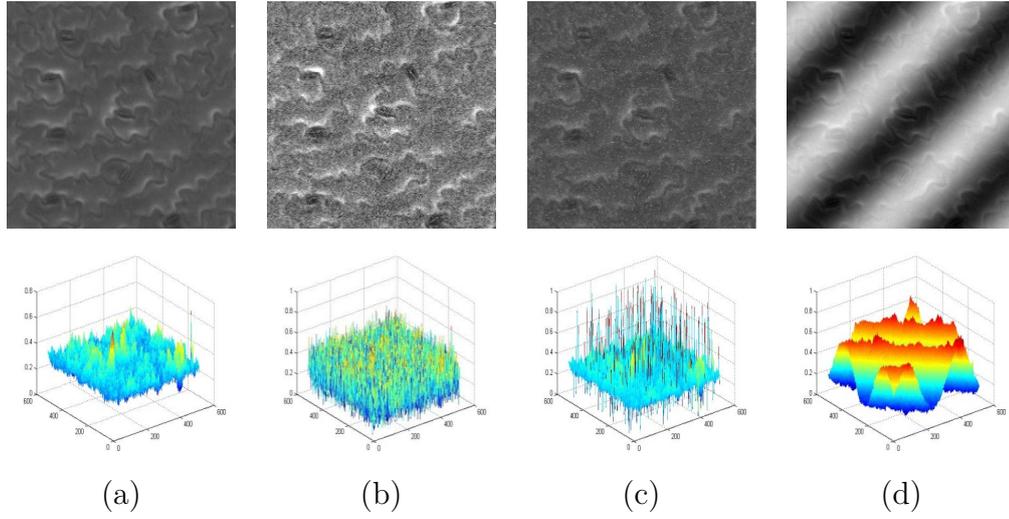


Figure 4.3 – Exemple de la feuille de pois et les différentes variations de la rugosité de surface obtenues par application des trois types de bruits : (a) image originale, (b) image avec un bruit Gaussien ($\sigma = 0.09$), (c) image avec un bruit poivre et sel ($\sigma = 0.09$), (d) image avec un bruit sinusoïdal (fréquence $= 100\pi$)

Nous définissons le paramètre de sensibilité S comme étant l'écart absolu entre un indicateur calculé à partir de l'image originale et celui calculé à partir de l'image bruitée. Il est important de noter que l'objectif de cette expérience est d'évaluer la capacité d'un indicateur à détecter un changement (variation) de la rugosité, et non pas de comparer entre la rugosité des deux images (originale et bruitée).

Notations : I_{gauss} , représente l'image avec un bruit Gaussien, $I_{s\&p}$, représente l'image avec un bruit poivre et sel et I_{sin} , représente l'image avec un signal sinusoïdal. L'indicateur de sensibilité correspondant à chaque méthode est calculé comme suit :

— Pour l'indicateur basé sur les descripteurs généralisés de Fourier :

$$S_{DGF} = |Rug_{DGF}(I) - Rug_{DGF}(I_n)| \quad (4.17)$$

avec I_n correspondant à une image des images bruitées : I_{gauss} , $I_{s\&p}$ et I_{sin}

— Pour l'indicateur de la rugosité optique :

$$S_{ga} = |Ga(I) - Ga(I_n)| \quad (4.18)$$

— Pour l'indicateur basé sur les ondelettes :

$$S_{ond} = |Rug_{ond}(I) - Rug_{ond}(I_n)| \quad (4.19)$$

À la suite des calculs des paramètres de sensibilité correspondant à chaque indicateur, nous réalisons un test statistique pour comparer ces valeurs.

Notons que le calcul de paramètre de sensibilité est effectué à partir de la même image (avec et sans bruit), et ainsi l'analyse porte sur des données dépendantes. Nous utilisons donc, le test non-paramétrique de Friedman [Theodorsson-Norheim, 1987] pour comparer entre les paramètres de sensibilité correspondant à chaque plante ainsi que pour chaque type de bruits. Si p -value < 0.05 , c'est-à-dire les 3 paramètres de sensibilités (S_{ga} , S_{DGF} , S_{ond}), ne sont pas significativement identiques, alors nous appliquerons le test de Wilcoxon [Woolson, 2008] pour les comparer deux à deux. Dans le cas où le test de Wilcoxon nous donne deux échantillons qui sont significativement différents, nous comparons alors leurs moyennes. Le paramètre de sensibilité qui a la plus grande moyenne correspond donc à l'indicateur de rugosité, le plus sensible à la variation (au changement) de la rugosité de la surface de la feuille.

4.4 Études expérimentales

4.4.1 Base de données

Afin d'appliquer et comparer les différentes méthodes présentées dans la section 4.2, des images microscopiques de différentes surfaces foliaires et des surfaces des feuilles artificielles (collecteurs en plastique et des papiers hydro-sensibles) ont été acquises par un microscope électronique à balayage environnemental « MEB ». De même, des mesures de la rugosité arithmétique « Ra » des feuilles de vigne ont été réalisées par interférométrie. Nous présentons ces bases de données en trois parties selon leur appartenance et leurs applications.

Base d'image de feuilles de vigne et de feuilles artificielles

En collaboration avec l'institut National de la Recherche Agronomique (INRA) de Dijon, nous avons créé notre base de données d'images microscopiques de feuilles de Pinot et de Chardonnay à différents stades de développement.

Pour nos expérimentations, nous avons choisi d'hydrater les échantillons au lieu de les métalliser pour conserver la rugosité des échantillons de la feuille de vigne. Ces échantillons représentent différentes surfaces de feuilles de vigne (dessus, dessous, avec et sans nervure) à différents stades de développement (au début (jeune) et à la fin de développement (mature)) et pour différents cépages (Pinot, Chardonnay). Pour chaque situation, 95 images ont été acquises, chaque image représentant une échelle de 100 μm avec un grossissement $\times 500$. Nous avons divisé chaque image en 6 petites images de taille 201*201

pixels pour construire un jeu de données composé de 576 images. La figure 4.4 illustre des images microscopiques de feuilles de Pinot et de Chardonnay en deux stades de développement différents.

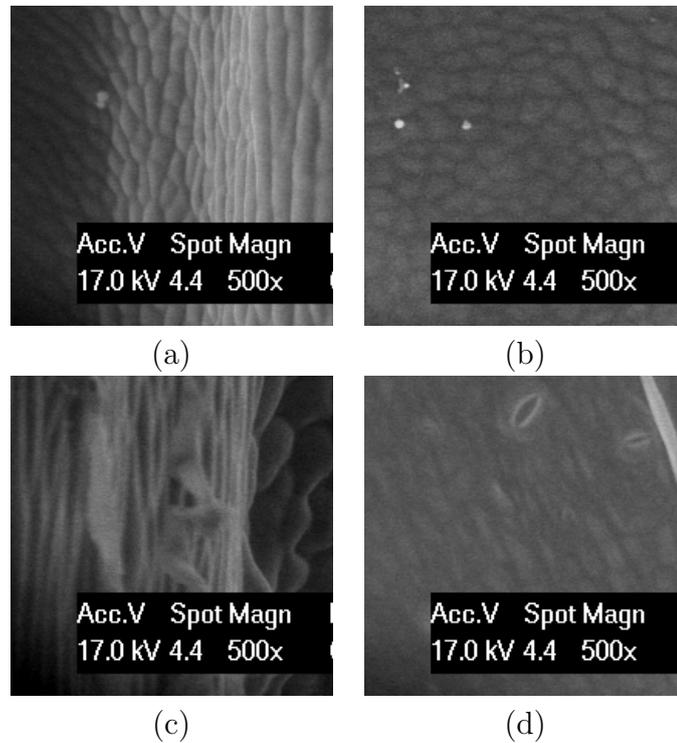


Figure 4.4 – Textures de feuilles : (a) feuille mature de Chardonnay, (b) feuille jeune de Chardonnay, (c) feuille mature de Pinot, (d) feuille jeune de Pinot

Dans nombreuses études expérimentales, des feuilles artificielles sont utilisées à la place des feuilles de vigne afin d'évaluer et optimiser les techniques de pulvérisation. Dans notre étude, nous nous sommes interrogés sur la rugosité de ces feuilles artificielles et celle de la vigne. Pour comparer entre eux, nous avons créé une base de 25 images microscopiques de papiers hydrosensibles et de collecteurs en plastique. Afin que notre comparaison soit fiable, nous avons utilisé les mêmes paramètres d'acquisition (chaque image représentant une échelle de 100 μm avec un grossissement x500) que pour les feuilles de vigne (voir figure 4.5).

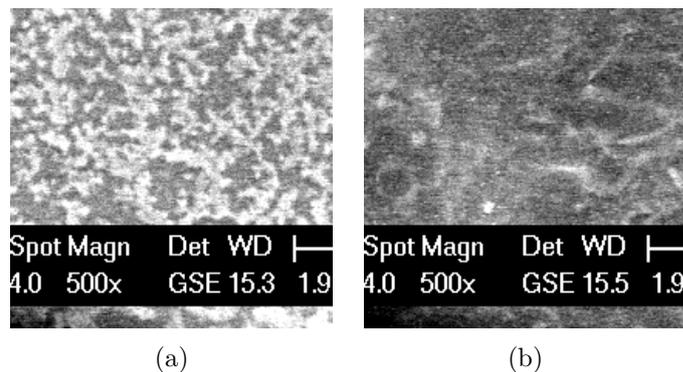


Figure 4.5 – Textures des feuilles artificielles : (a) papier hydrosensible et (b) collecteur en plastique

Base d'images d'autres plantes

Pour enrichir notre base d'images et d'estimer la rugosité de différentes surfaces foliaires, nous avons utilisé une autre base d'images fournie par l'Université de Gembloux AgroBioTech en Belgique. Il s'agit d'une base contenant des images acquises avec un microscope électronique à balayage qui représentent différents types de surfaces foliaires de six espèces végétales : tomate, ray-grass, blé-mûr/jeune, prêle et pois (voir figure 4.6). Chaque image représente une échelle de 100 μm et avec un grossissement $\times 500$. Pour notre comparaison et nos tests, nous avons utilisé 20 images de chaque espèce.

Base de données de l'interféromètre

Dans le cadre de la réalisation d'une analyse comparative entre les valeurs des indicateurs de la rugosité calculées à partir de l'image et celle de la rugosité arithmétique Ra des feuilles de vigne, nous avons mis en place un protocole de mesure de Ra des feuilles de vigne à l'aide d'un interféromètre. L'utilisation de ce dernier nécessite que l'échantillon soit parfaitement plat, afin d'obtenir des mesures précises. Pour y parvenir, nous avons donc déposé minutieusement nos échantillons de feuilles de vigne sur une face adhésive parfaitement plate pour conserver leur rugosité.

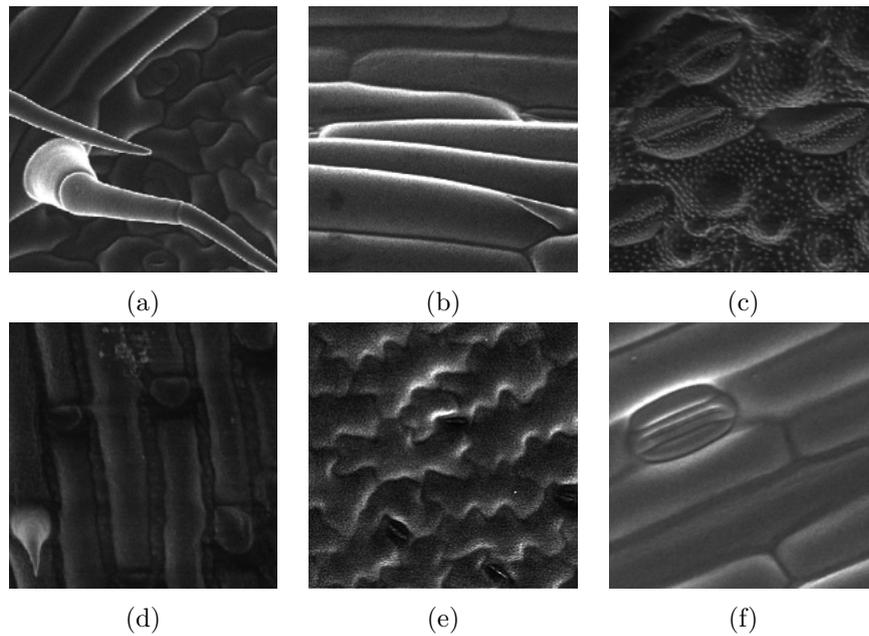


Figure 4.6 – Textures de feuilles : (a) Tomate, (b) Ray-grass, (c) Prêle, (d) Blé-mûr, (e) Pois et (f) Blé-jeune

Malgré les efforts pour conserver la surface de la feuille à plat, nous avons rencontré quelques difficultés pour avoir des mesures de rugosité exploitables. En effet, la topographie de la surface de la feuille présente une forte amplitude au niveau des nervures ce qui rend les mesures de l'interféromètre finalement imprécises. Cette imprécision est apparue visuellement dans les images acquises (figure 4.7).

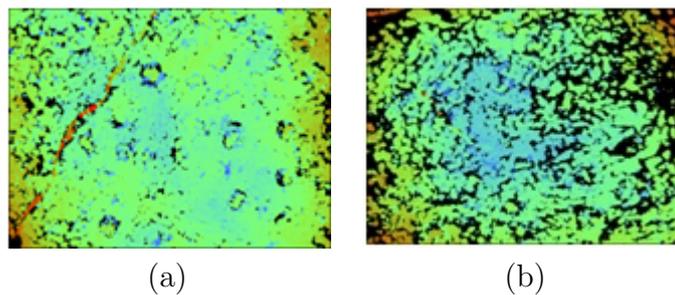


Figure 4.7 – Image (640x480 pixels) acquise par interféromètre pour la surface de feuille de vigne : (a) zone plate (b) zone avec nervure

Les points non mesurés sont représentés par des pixels noirs et leurs valeurs

de rugosité sont indéterminées. Donc, pour construire une base de données avec des mesures fiables, nous n'avons pris en considérations que les mesures des zones de surfaces planes de la feuille (sans nervure).

Notons que les bases d'images de feuilles de vigne et des différentes surfaces foliaires seront utilisées pour calculer et comparer entre les trois indicateurs de rugosité (Ga , Rug_{ond} , Rug_{DGF}). Pour la partie études spécifique à la vigne de ce chapitre, les bases d'images des feuilles de vigne et des feuilles artificielles seront exploitées pour réaliser une étude comparative entre la rugosité de ces deux types de surfaces. Cependant, les mesures réalisées par l'interféromètre se seront servis pour réaliser une comparaison entre Ra et les indicateurs de rugosité calculés à partir des images des feuilles de vigne.

4.4.2 Évaluation des rugosités de différentes surfaces foliaires

Dans cette partie, notre nouvel indicateur Rug_{DGF} , l'indicateur de la rugosité optique Ga et de la rugosité par ondelettes Rug_{ond} sont calculés. Pour cela, 200 images microscopiques ont été considérées, avec 20 images correspondantes à chaque type d'espèce tel que : Tomate, Ray-grass, Blé jeune, Blé mature, Pois et Prêles, Pinot-jeune, Pinot-mature et Chardonnay jeune et Chardonnay mature.

Dans un premier temps, nous commençons par la classification des espèces selon leur rugosité (Ga , Rug_{ond} , Rug_{DGF}). Par la suite, nous proposons une méthode basée sur la sensibilité à la variation de la rugosité de surface des feuilles pour comparer entre les trois indicateurs et ainsi, déterminer quel est l'indicateur le plus représentatif de la rugosité de surface.

Classification des feuilles selon leurs rugosités

Afin de classifier les différentes surfaces foliaires selon leurs indicateurs de rugosités, nous avons calculé pour chaque image, les trois indicateurs de rugosité (Rug_{DGF} , Ga et Rug_{ond}). Comme les résultats obtenus des différents indicateurs n'ont pas la même nature/unité, nous avons normalisé leurs valeurs afin de pouvoir comparer entre eux, et nous avons calculé leurs moyennes attribuées à chaque type d'espèce. La figure 4.8 montre l'ordre du classement des surfaces foliaires obtenu selon l'indicateur de rugosité Rug_{DGF}

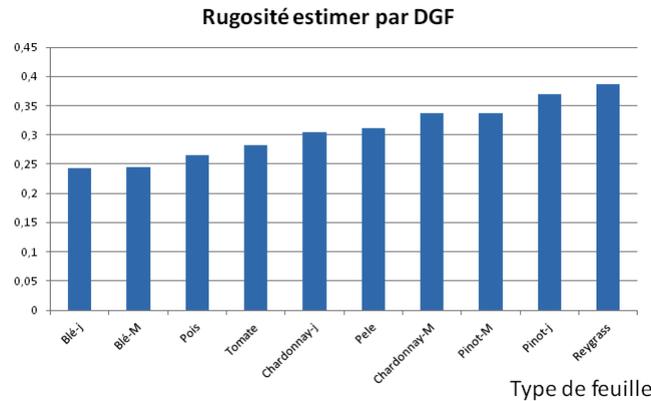


Figure 4.8 – Rugosité moyenne calculée des différentes espèces obtenue par l'indicateur Rug_{DGF}

À la suite du classement selon l'indicateur Rug_{DGF} , nous observons que les feuilles de ray-grass sont les plus rugueuses, suivies par les jeunes feuilles de Pinot. À l'inverse, les feuilles de blé (jeune et mature) sont déterminées comme les moins rugueuses que toutes les feuilles considérées. Cependant, les feuilles de pois sont estimées moins rugueuses que les feuilles de tomate. Cela rejoint les résultats obtenus dans l'étude de [Nairn et al., 2013], où les auteurs ont classifié les feuilles de tomates comme des feuilles plus poilues par rapport aux feuilles pois.

Nous observons aussi, que les jeunes feuilles de Pinot sont plus rugueuses que les feuilles matures. Ce qui nous semble logique, parce que les jeunes feuilles de Pinot sont connues par leur densité de poils par rapport aux feuilles matures [Dairien, 2007]. Cependant, chez les feuilles de Chardonnay nous avons constaté l'inverse. Cela peut être dû à la nature des poils. En effet, chez les feuilles matures de Chardonnay, les poils sont de densité faible mais dressés, alors que chez les jeunes feuilles les poils sont de densité faible mais couchés, ce qui rend la rugosité de surfaces des feuilles matures plus importantes.

D'autre part, nous observons que les feuilles de blé sont moins rugueuses que les feuilles de raygrass. Ce qui est contradictoire avec les observations indiquées dans l'étude de [Gauvrit, 1996], où les auteurs caractérisent la surface des feuilles de blé avec une pilosité abondante alors que les feuilles de raygrass, possèdent une surface lisse et sans poils.

Par ailleurs, selon l'indicateur de la rugosité optique Ga nous obtenons un nouvel ordre de classement. Ce dernier est présenté dans la figure 4.9, dans

laquelle nous observons que les feuilles de ray-grass sont désormais moins rugueuses que les feuilles de blé. Ce qui est conforme avec les résultats de l'étude de [Gauvrit, 1996]. Nous observons également, que les feuilles de pois sont devenues de plus faible valeur de rugosité (Ga). Cependant, elles sont toujours considérées moins rugueuses que les feuilles de tomate. D'autre part, les jeunes feuilles de Pinot sont considérées les plus rugueuses par rapport aux autres types de feuilles et notamment les matures feuilles de Pinot.

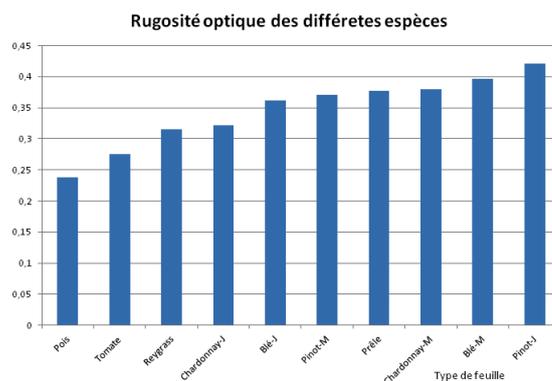


Figure 4.9 – Rugosité moyenne des différentes espèces obtenue par l'indicateur Ga

D'autre part, l'évaluation de l'indicateur de la rugosité par ondelettes Rug_{ond} nous a fourni un troisième classement présenté dans la figure 4.10. D'après cette dernière, nous constatons que les feuilles de tomates sont plus rugueuses que les feuilles de pois et de ray-grass sont considérées moins rugueuses que les feuilles de blé. Cependant, par rapport aux classements précédant, les feuilles de tomate et de Chardonnay sont devenues les plus rugueuses alors qu'avec les deux indicateurs précédant Ga et Rug_{DGF} , ces types de surfaces sont considérées de faible à moyennement rugueuses.

Suite aux résultats de classement obtenus en fonction des trois indicateurs, nous pouvons constater que les classements de la rugosité des mêmes feuilles sont complètement différents. Ce résultat confirme qu'il n'est pas possible de comparer ces indicateurs directement. D'où la nécessité d'introduire une nouvelle approche de comparaison plus objective.

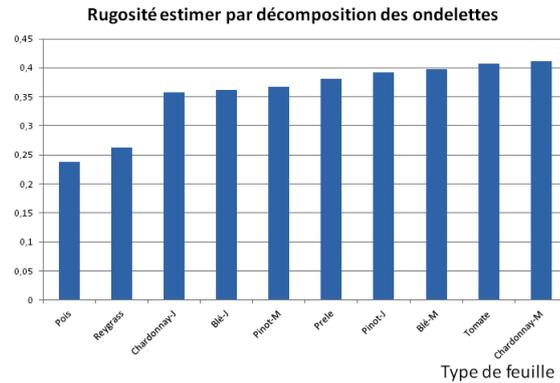


Figure 4.10 – Rugosité moyenne des différentes espèces obtenue par l'indicateur Rug_{ond}

L'influence du bruit sur l'ordre de classement de la rugosité de feuilles

Avant de commencer la comparaison entre les indicateurs de rugosité proposés, il est intéressant d'analyser l'influence du changement de la rugosité de surface sur l'ordre de classement obtenu par chaque indicateur et donc, l'influence du bruit sur chaque indicateur. La figure 4.11 présente la moyenne de l'indicateur de rugosité Rug_{DGF} calculée pour l'image de la surface originale de la feuille et également, pour l'image bruitée. Cette dernière est modifiée par l'introduction des trois types de bruit (Gaussien, poivre et sel, sinusoïdal).

D'après la figure 4.11, avec l'introduction du bruit Gaussien, nous observons que les jeunes feuilles de Chardonnay sont désormais considérées moins rugueuses que les jeunes feuilles de blé. Cependant, avec l'ajout du bruit poivre et sel, nous remarquons que la plus faible valeur d'indicateur de rugosité Rug_{DGF} est attribuée aux jeunes feuilles de Chardonnay. Tandis que la plus grande valeur est attribuée aux feuilles de blé matures.

Pour ces deux types de bruit, nous observons également, que la différence entre les valeurs de rugosité attribuées à l'image initiale et celle bruitée est importante. Cependant, nous constatons que les valeurs de rugosité attribuées pour chaque type de plantes sont devenues très proches. Cela peut être expliqué par le fait que le calcul de cet indicateur est basé sur les hautes fréquences ce qui rend les valeurs calculées pour chaque surface proches.

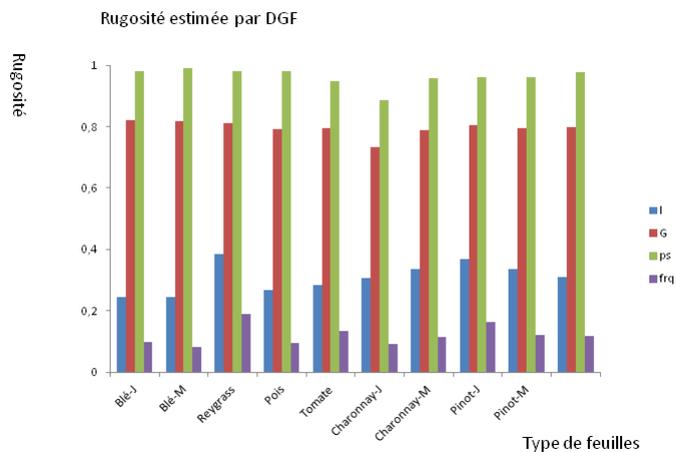


Figure 4.11 – Évaluation de l'indicateur de rugosité de surface de la feuille avec les descripteurs généralisés de Fourier

Par ailleurs, avec l'apport du bruit sinusoïdal sur les images, nous observons que les feuilles de ray-grass sont considérées comme les feuilles les moins rugueuses, alors que les jeunes feuilles de Pinot sont devenues les plus rugueuses. De plus, la différence entre les valeurs de rugosité de l'image initiale et l'image bruitée par signal sinusoïdal est faible par rapport à celles bruitées par les deux autres types de bruit (Gaussien et p&s). Cependant, la différence entre la rugosité attribuée pour chaque type de feuilles est toujours conservée.

En évaluant l'indicateur de rugosité optique (Ga) pour les différentes images de la surface foliaire, nous obtenons le résultat illustré par la figure 4.12. Nous remarquons qu'avec l'apport du bruit Gaussien, les feuilles de ray-grass et de pois sont considérées comme les moins rugueuses, contrairement aux jeunes feuilles de Pinot. Nous pouvons observer également que les feuilles de pois restent moins rugueuses que les feuilles de tomates.

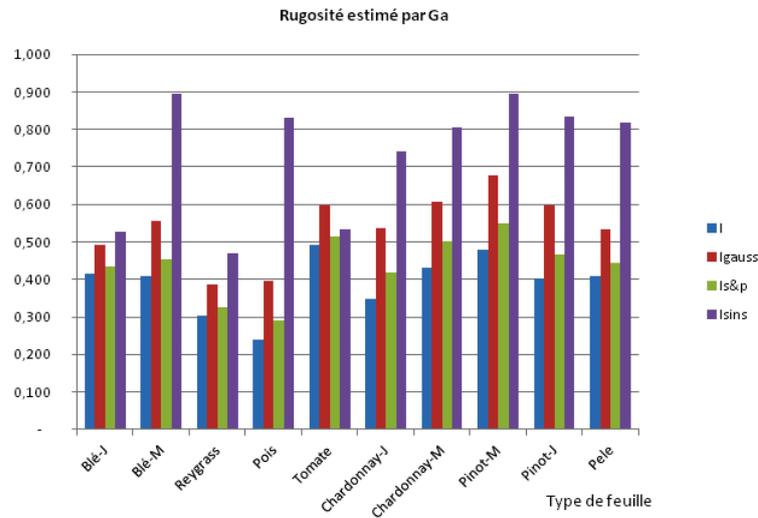


Figure 4.12 – Évaluation de la rugosité de surface de la feuille avec la rugosité optique

D'autre part, par l'introduction du bruit poivre et sel, les jeunes feuilles de Pinot sont toujours considérées comme les plus rugueuses, tandis que les feuilles de pois sont devenues les moins rugueuses parmi les différentes surfaces foliaires considérées.

Cependant, l'apport du bruit sinusoïdal a montré que les feuilles de raygrass sont les moins rugueuses. Par contre, les jeunes feuilles de Pinot restent toujours dans la tête du classement des surfaces foliaires selon l'indicateur de rugosité Ga . De plus, nous observons que la différence entre les valeurs de rugosité Ga attribuées aux images initiales et celles bruitées par le signal sinusoïdal est importante par rapport aux bruits Gaussien et poivre et sel. Cela peut être expliqué par le fait que le calcul de l'indicateur de rugosité Ga est basé sur la répartition spatiale des valeurs de niveaux de gris, et comme l'apport du signal sinusoïdal à l'image est introduit par l'ajout des vagues de dégradation du niveau de gris, donc, la valeur de cet indicateur augmente (voir figure 4.3 (d)).

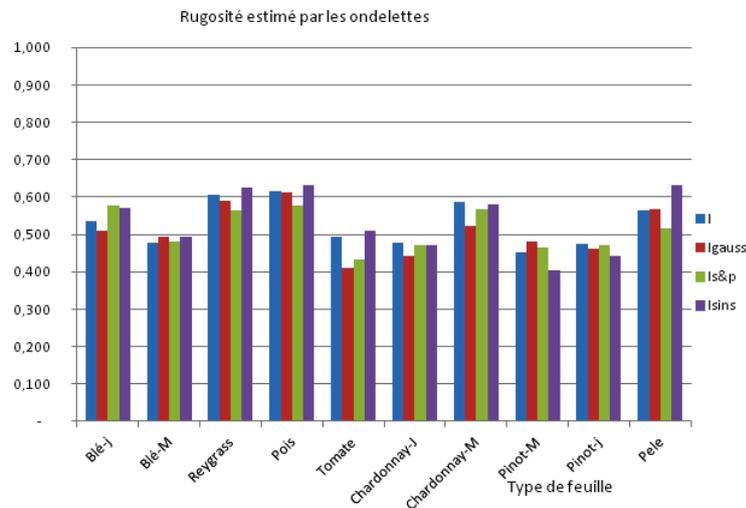


Figure 4.13 – Évaluation de la rugosité de surface de la feuille Rug_{ond}

La figure 4.13 illustre le cas d'évaluation de la rugosité des surfaces foliaires par l'indicateur Rug_{ond} . Nous observons que les feuilles de pois sont considérées comme les feuilles les plus rugueuses, suivies par les feuilles matures de Chardonnay. Tandis que les feuilles de tomate sont les moins rugueuses parmi les différentes surfaces foliaires considérées. Cependant, avec l'indicateur Rug_{ond} des variations minimales ont été observées pour les différentes images bruitées. Cela peut être expliqué par le fait que le calcul de cet indicateur Rug_{ond} est seulement basé sur les coefficients de détails et donc, nous gardons presque toujours les mêmes informations de détails qui se trouvent dans l'image. C'est pour cela que les changements des valeurs de l'indicateur ne sont pas aussi importants.

Bilan

Dans cette partie, nous avons analysé l'influence du bruit sur l'ordre de classement des rugosités des surfaces foliaires selon l'indicateur utilisé. Les résultats montrent que l'application du bruit sur les images a influencé les valeurs de Rug_{DGF} . Nous avons en particulier observé une grande différence entre les valeurs d'indicateur de rugosité Rug_{DGF} entre les images originales et les images bruitées par le bruit Gaussien et poivre & sel. Cela montre que les DGF sont sensibles à ces types de bruits. Avec l'indicateur Ga , nous avons constaté qu'il est plus sensible aux variations introduites par le signal sinusoidal qu'à celles introduites par le bruit Gaussien ou poivre & sel. Cependant,

l'indicateur de Rug_{ond} , a été l'indicateur le moins sensible aux trois types de bruit considérés. Par ailleurs, il reste toujours difficile de définir qu'elle est l'indicateur de rugosité le plus représentatif. Dans ce qui suit, nous allons présenter une nouvelle méthode afin de comparer entre ces indicateurs.

Comparaison des différentes méthodes

Les résultats expérimentaux montrent que la comparaison directe entre les indicateurs de rugosité est impossible. Car, chacun des indicateurs exprime une interprétation de la rugosité de manière différente. Pour pouvoir comparer ces résultats, nous avons donc estimé le paramètre de sensibilité pour chaque indicateur de rugosité et pour chaque type de bruit appliqué sur l'image. Ensuite, nous avons appliqué le test statistique de Friedman pour comparer entre eux. Les résultats obtenus par ce dernier montrent qu'il existe une différence significative entre les paramètres de sensibilité. Cependant, pour savoir quels sont les paramètres de sensibilité différents, nous avons appliqué le test non-paramétrique de Wilcoxon pour chacune des paires suivantes $(S_{DGF}, S_{ga}), (S_{ond}, S_{ga})$ et (S_{DGF}, S_{ond}) .

— Résultats pour le bruit Gaussien :

Le tableau 4.1 montre les résultats obtenus par l'application du test de Wilcoxon sur les paramètres de sensibilité de chaque indicateur de rugosité. D'après le tableau 4.1, le test de Wilcoxon rejette l'hypothèse nulle presque pour toutes les paires. Ce qui indique une différence significative entre toutes les paires de paramètres de sensibilité $(S_{DGF}, S_{ga}), (S_{ond}, S_{ga})$ et (S_{DGF}, S_{ond}) . Dans ce cas, pour déterminer quel est le paramètre le plus sensible aux changements de la rugosité de surface, il est alors nécessaire de comparer les moyennes de chaque paramètre de sensibilité. Le paramètre le plus sensible est celui qui présente le plus grand écart en valeur absolue entre la rugosité de l'image originale et l'image bruitée.

Pour un changement de la rugosité introduit par un bruit Gaussien, nous constatons que notre indicateur de rugosité Rug_{DGF} est le plus sensible pour tous les types de feuilles sauf pour les feuilles matures de Pinot et de Prèle. Dans ce cas, l'indicateur de la rugosité optique Ga est considéré le plus sensible pour ce changement. Cela peut être dû à la profondeur des reliefs des nervures présents dans ces deux types de feuilles. La figure 4.14 illustre ces reliefs.

	Valeur moyenne	Valeur moyenne	Valeur moyenne	p-value	p-value	p-value
	S_{DGF}	S_{ga}	S_{ond}	(S_{DGF}, S_{ga})	(S_{ond}, S_{ga})	(S_{DGF}, S_{ond})
blé_jeune	0.108	0.0247	0.035	0.0016	0.0062	0.178
blé_mûr	0.079	0.003	0.002	0.0054	0.0013	0.0003
tomate	0.048	0.030	0.0059	0.0835	0.0002	0.0044
petit pois	0.016	0.0100	0.0002	0.0008	0.0001	0.0673
prêle	0.041	0.288	0.0068	0.0019	0.0008	0.0002
ray-grass	0.067	0.046	0.0010	0.0135	0.0062	0.1789
chard/mature	0.078	0.044	0.0047	0.0258	0.0008	0.0008
chard/jeune	0.047	0.011	0.0030	0.00006	0.0191	0.00002
pinot/jeune	0.023	0.006	0.0013	0.0035	0.0006	0.00006
pinot/mature	0.024	0.112	0.0037	0.0002	0.006	0.0067

Tableau 4.1 – Résultats obtenus par le test de Wilconxon pour l'ajout d'un bruit gaussien

— Résultats pour le bruit poivre et sel :

L'hypothèse nulle du test de Wilcoxon est rejetée pratiquement pour la totalité des feuilles testées. Il existe donc une différence significative entre les paramètres de sensibilité. D'après le tableau 4.2 nous constatons que la moyenne du paramètre de sensibilité la plus élevée correspond à l'indicateur Rug_{DGF} . Cela nous permet de valider, que l'indicateur proposé Rug_{DGF} est le plus sensible à ce type de bruit.

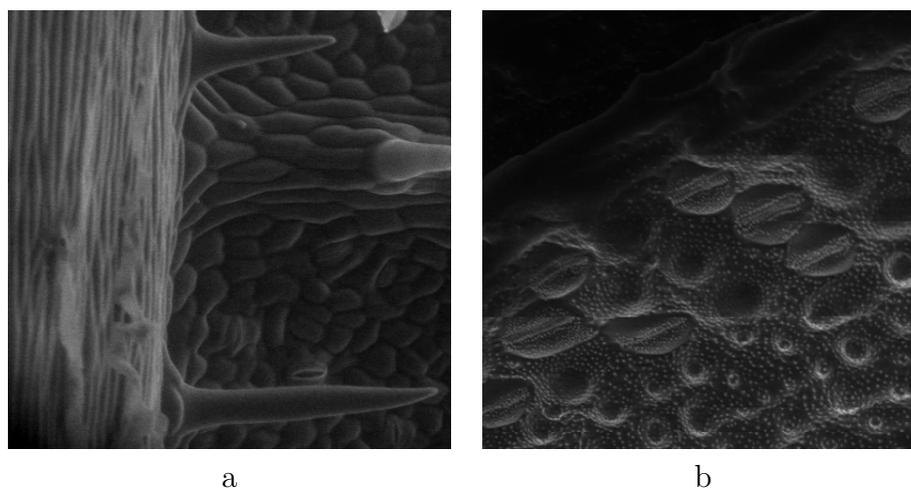


Figure 4.14 – Reliefs (a) de feuille mature de Pinot et (b) de feuille de Prêle

	Valeur moyenne	Valeur moyenne	Valeur moyenne	p-value	p-value	p-value
	S_{DGF}	S_{ga}	S_{ond}	(S_{DGF}, S_{ga})	(S_{ond}, S_{ga})	(S_{DGF}, S_{ond})
blé_jeune	0.184	0.007	0.0005	0.0008	0.00021	0.00089
blé_mûre	0.258	0.028	0.002	0.0001	0.00089	0.00012
tomate	0.048	0.030	0.005	0.0830	0.00044	0.0004
petit pois	0.185	0.034	0.002	0.00018	0.00033	0.0001
prêle	0.142	0.293	0.002	0.00511	0.00008	0.00013
ray-grass	0.100	0.011	0.0006	0.0001	0.00018	0.0001
chard/mature	0.039	0.007	0.0002	0.00005	0.0060	0.0002
chard/jeune	0.101	0.016	0.0007	0.0002	0.00003	0.00002
pinot/mature	0.081	0.001	0.014	0.0002	0.00005	0.00005
pinot/mature	0.094	0.088	0.0024	0.00002	0.1283	0.00002

Table 4.2 – Résultats obtenus par le test de Wilconxon pour l'ajout d'un bruit poivre et sel

— Résultats pour le bruit sinusoïdal :

D'après le tableau 4.3, les résultats montrent que l'hypothèse nulle est rejetée pour la quasi-totalité des paramètres de sensibilité. La comparaison des moyennes montre que pour tout type de surfaces foliaires, l'indicateur de rugosité optique G_a est le plus sensible à ce type de bruit.

	la valeur moyenne	la valeur moyenne	la valeur moyenne	p-value	p-value	p-value
	S_{DGF}	S_{ga}	S_{ond}	(S_{DGF}, S_{ga})	(S_{ond}, S_{ga})	(S_{DGF}, S_{ond})
blé_jeune	0.067	0.274	0.002	0.0008	0.0062	0.0001
blé_mûre	0.033	0.278	0.003	0.0008	0.0033	0.0001
tomate	0.014	0.131	0.036	0.0002	0.0007	0.2770
petit pois	0.024	0.295	0.0001	0.0001	0.0001	0.00014
prèle	0.0043	0.300	0.0001	0.0001	0.00008	0.00010
ray-grass	0.0005	0.166	0.045	0.0001	0.00013	0.0001
chard/mature	0.006	0.152	0.00001	0.00001	0.00001	0.00002
chard/jeune	0.003	0.253	0.00001	0.00001	0.0018	0.00002
pinot/mature	0.003	0.173	0.0311	0.00002	0.1069	0.00001
pinot/mature	0.002	0.243	0.0002	0.00004	0.00003	0.0004

Table 4.3 – Résultats obtenus par le test de Wilcoxon pour l'ajout d'un bruit sinusoïdal

Bilan

Dans cette partie, un nouvel indicateur estime la rugosité de la surface foliaire, basé sur les descripteurs généralisés de Fourier a été proposé. Cet indicateur a été comparé avec deux autres indicateurs (indicateur de rugosité

optique et indicateur de rugosité par ondelettes) généralement utilisées dans deux domaines d'application différents. La comparaison entre ces indicateurs est basée sur l'évaluation de leur sensibilité aux changements survenus sur la rugosité de la surface. Ces changements ont été réalisés par l'addition de différents types de bruits à l'image de la surface originale.

Les résultats obtenus montrent que l'indicateur de rugosité Rug_{DGF} est plus sensible aux variations aléatoires et à la présence d'aspérités soudaines. Tandis que l'indicateur de rugosité optique Ga est plus sensible aux changements de surface qui présentent des profondeurs importantes. En outre, l'indicateur de rugosité par ondelettes est apparu moins sensible aux différents types de changement de surface. Cela nous permet de constater que notre indicateur est plus adapté pour caractériser la rugosité des surfaces de faibles reliefs contrairement à l'indicateur Ga qui est plus adapté pour la caractérisation de surfaces (topographie) présentant des variations de profondeur importantes.

Dans la seconde partie du chapitre, nous allons focaliser notre étude sur l'application principale de ce projet de thèse, à savoir l'étude des feuilles de vigne.

4.4.3 Étude spécifique sur les feuilles de vigne

Comme notre projet de thèse a pour objectif à moyen terme d'optimiser la pulvérisation en viticulture, il est nécessaire de se focaliser maintenant uniquement sur l'étude de la surface des feuilles de vigne. Nous nous intéresserons plus particulièrement aux feuilles de Pinot et de Chardonnay qui représentent les cépages majoritaires en Bourgogne.

Les prochains paragraphes s'attacheront donc à détailler l'étude menée sur la caractérisation de la rugosité des feuilles de vigne selon leurs stades de développement et leur type de surface. Nous proposons également une étude comparative entre la rugosité arithmétique Ra des feuilles de vigne et l'indicateur de la rugosité optique Ga ainsi que l'indicateur de rugosité Rug_{DGF} . Pour conclure, une comparaison entre la rugosité des feuilles de vigne et celle des feuilles artificielles selon l'indicateur de rugosité Rug_{DGF} sera présentée.

Caractérisation des feuilles de vigne selon leur stade de développement

Pour analyser la surface des feuilles de vigne, nous avons utilisé notre base d'images microscopiques de feuille de Pinot et de Chardonnay. Dans le but de caractériser les feuilles de vigne selon leur stade de développement, nous avons divisé notre base d'images de feuilles de vigne en quatre groupes (feuilles

matures de Pinot/Chardonnay, feuilles jeunes de Pinot/Chardonnay), et nous avons calculé les différents paramètres cités précédemment dans la sous-section 4.2.3, ainsi que les paramètres issus de la matrice de cooccurrence (voir Annexe A). Nous avons constaté que les deux paramètres : *La valeur propre maximale* F2, *la moyenne du spectre de puissance* F3 et la valeur de la rugosité optique Ga, varient de manière significative par rapport au stade de développement des feuilles. Nous avons donc examiné les moyennes obtenues par ces trois paramètres (Ga, F2 et F3) pour les deux stades de développement de feuilles de Pinot et de Chardonnay (voir le tableau 4.4)

Type de feuille	Ga	F2 (e-004)	F3 (e0.07)
Jeune feuille de Chardonnay	9.39	2.39	3.30
Feuille mature de Chardonnay	7.73	1.70	1.79
Jeune feuille de Pinot	8.56	1.35	2.36
Feuille mature de Pinot	7.08	1.08	1.66

Tableau 4.4 – Les valeurs moyennes de Ga, F2 et F3 pour les feuilles de Pinot et de Chardonnay

D'après les résultats obtenus, nous observons que les valeurs de l'indicateur de rugosité Ga et les paramètres F2 et F3 sont plus élevées pour les jeunes feuilles de Pinot/Chardonnay que pour les feuilles matures. Cette variation peut être expliquée par la densité de poils et de champignons qui se trouvent sur la surface des jeunes feuilles des deux cépages. D'autre part, nous observons que les valeurs attribuées aux feuilles de Chardonnay sont plus élevées que celles des feuilles de Pinot. Cela peut être expliqué par la nature des poils présents sur la surface des feuilles. En effet, les feuilles de Pinot présentent deux caractéristiques connues : une faible densité de poils et une majorité de ces derniers sont couchées, contrairement aux feuilles de Chardonnay où les poils sont dressés, ce qui favorise leur détection [Dairien, 2007].

Pour la suite de notre étude, afin de caractériser la présence des nervures et des champignons sur la surface de la feuille, nous avons de nouveau divisé notre base de données d'images de feuilles en quatre groupes selon la présence des nervures et champignons sur la surface de la feuille de Pinot ou de Chardonnay.

Nous avons extrait les paramètres issus du spectre de puissance ainsi que, les paramètres issus de la matrice de cooccurrence. Les résultats obtenus nous ont montré que l'entropie et l'énergie calculés à partir de la matrice de cooccurrence sont les valeurs les plus significatives (variation des valeurs de l'énergie et l'entropie en fonction de la surface de la feuille est plus important par

rapport aux autres paramètres). Le tableau 4.5 indique les valeurs moyennes attribuées à chaque type/ face de la feuille.

Face de la feuille	Entropie	Énergie
Feuille Chardonnay sans nervure	5,81	0,06
Feuille Chardonnay avec nervure	6,84	0,02
Feuille Pinot sans nervure	5,82	0,05
Feuille Pinot avec nervure	6,89	0,01

Tableau 4.5 – Les valeurs moyennes de l’entropie et de l’énergie de la matrice de co-occurrence pour les faces avec et sans nervure des feuilles de Pinot et Chardonnay

D’après le tableau précédent 4.5, nous constatons que les valeurs moyennes de l’entropie sont plus importantes pour les faces avec nervure que pour les faces sans nervure contrairement à l’énergie où les valeurs sont faibles pour les faces avec nervure.

Pour aller plus loin dans notre étude, nous avons réalisé un troisième test, dont le but est de caractériser les feuilles de vigne selon la face supérieure et inférieure de la feuille. Nous avons donc, partagé notre base d’images en huit groupes selon la face, le stade de développement de la feuille et le cépage. Comme pour les tests précédents, nous calculons tous les paramètres et nous ne conservons que les plus significatifs entre eux. Le tableau 4.6 montre les valeurs moyennes du paramètre F4 (le centre de spectre de puissance en pourcent) et le paramètre F5 (le rapport entre la valeur propre maximale et minimale).

D’après les résultats obtenus, nous remarquons que les valeurs de F4 sont plus élevées pour les faces supérieures de la feuille et moins élevées pour les faces inférieures pour les deux cépages. Cela peut être expliqué par la variation importante des reliefs des nervures de la face inférieure par rapport à la face supérieure de la feuille. Le même constat a été observé avec le paramètre F5, sauf pour le cas des jeunes feuilles de Pinot où on observe le contraire. Cela peut être dû à la nature des échantillons acquis pour la face inférieure des jeunes feuilles de Pinot.

Face de la feuille	F4	F5 (e009)
Inférieure de jeunes feuilles de Chardonnay	87,63	1.65
Supérieure de jeunes feuilles de Chardonnay	95,5	2.55
Inférieure de feuilles matures de Chardonnay	86.19	1.56
Supérieure de feuilles matures de Chardonnay	96,64	2.74
Inférieure de jeunes feuilles de Pinot	92.91	2.50
Supérieure de jeunes feuilles de Pinot	104.05	1.44
Inférieure de feuilles matures de Pinot	89.15	1.80
Supérieure de feuilles matures de Pinot	94.86	2.18

Table 4.6 – Les valeurs moyennes des paramètres F4 et F5 pour les faces supérieures et inférieures des feuilles de Pinot et Chardonnay

En effet, il y a un nombre important d'images qui ne présentent pas de nervures sur leur surface, ce qui rend cette dernière plus homogène et uniforme (figure 4.15).

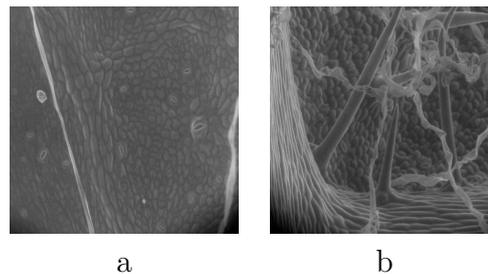


Figure 4.15 – Exemple de (a) type de surface de jeune feuille de Pinot, (b) de feuille mature de Pinot

Bilan

Durant nos expérimentations, un ensemble de paramètres basés sur le spectre de puissance, les matrices de cooccurrence et l'indicateur de rugosité « Ga » ont été testés pour caractériser la rugosité de la feuille de vigne. D'après les résultats obtenus, nous constatons que les paramètres F3, F2 et Ga peuvent être considérés comme de bons indicateurs de la rugosité sur les différents stades de développement de la feuille et de la densité de poils présents sur sa surface. Tandis que l'entropie et l'énergie issues de la matrice de co-occurrence sont considérées comme des paramètres variant selon la présence de nervures sur la surface de la feuille. D'autre part, nous pouvons considérer les paramètres F4 et F5 comme des indicateurs sur l'homogénéité de la surface, avec plus de précision a été observée pour l'indicateur F5.

Analyse comparative entre la rugosité arithmétique Ra de la vigne, l'indicateur de la rugosité optique Ga et l'indicateur de la rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier

Sur la base de la comparaison entre les différents indicateurs de rugosité dans la sous-section 4.4.2 du chapitre. Nous avons constaté que l'indicateur de la rugosité optique Ga et celui basé sur les descripteurs généralisés de Fourier Rug_{DGF} sont les plus sensibles au changement de la rugosité de surface selon les types de bruits considérés. Afin de déterminer quel indicateur parmi eux est le plus proche de la rugosité arithmétique Ra, nous avons proposé de mesurer la rugosité arithmétique Ra des feuilles de Pinot et de Chardonnay en utilisant l'interféromètre de IUT de Chalon-sur-Saône. Comme nous l'avons déjà signalé dans la section 4.4.1, les mesures de Ra n'ont pas été fiables pour les surfaces de feuilles avec nervures/champignons. Il semble donc plus judicieux de prendre en considération uniquement des mesures correctes (fiables) pour faire une comparaison fine entre les paires de valeurs (Ra et Ga) et (Ra et Rug_{DGF}).

	Ga-Chardonnay	Ra-Chardonnay		Ga-Pinot	Ra-Pinot
Moyenne	7.54	6.15	Moyenne	7.54	5.25
Variance	3.51	0.17	Variance	3.51	1.34
observations	8	8	observations	13	13
Différence hypothétique des moyennes	0		Différence hypothétique des moyennes	0	
Degré de liberté	8		Degré de liberté	10	
Statistique t	-2.04		Statistique t	3.1	
P(T<=t) unilatéral	0.03		P(T<=t) unilatéral	0.005	
Valeur critique de t (unilatéral)	1,85		Valeur critique de t (unilatéral)	1,81	
P(T<=t) bilatéral	0.07		P(T<=t) bilatéral	0.01	
Valeur critique de t (bilatéral)	2,30		Valeur critique de t (bilatéral)	2,22	

Tableau 4.7 – Les résultats obtenus par l'application du test de Student entre l'indicateur Ga et Ra : à gauche pour les feuilles de Chardonnay, à droite pour les feuilles de Pinot

Pour réaliser notre étude comparative, nous avons utilisé le test t-Student.

Les résultats de *t*-Student obtenus sur les mesures de Ra et Ga sur les feuilles de Chardonnay et les feuilles de Pinot sont présentés dans le tableau 4.7.

Pour les mesures effectuées sur les feuilles de Chardonnay, le résultat montre qu'en moyenne, la différence entre la rugosité arithmétique Ra (mesurée par l'interféromètre) et l'indicateur de rugosité optique Ga n'est pas significative (p -bilatéral = 0.07). Ce qui signifie que les rugosités Ra et Ga sont identiques en moyenne. Cependant, pour les feuilles de Pinot, la différence est significative avec p -bilatéral de 0.01, indiquant donc que les valeurs de Ga calculées à partir de l'image et celles de Ra mesurées ne sont pas significativement identiques.

	<i>Rug_{DGF}</i> - Chardonnay	Ra- Chardonnay		<i>Rug_{DGF}</i> -Pinot	Ra-Pinot
Moyenne	893.88	6.15	Moyenne	914	5.25
Variance	554.47	0.17	Variance	1326.59	1.34
observations	8	8	observations	8	13
Différence hypothétique des moyennes	0		Différence hypothétique des moyennes	0	
Degré de liberté	8		Degré de liberté	10	
Statistique t	119.34		Statistique t	78.88	
P(T<=t) unilatéral	5.17E-16		P(T<=t) unilatéral	2.14E-14	
Valeur critique de t (unilatéral)	1,83		Valeur critique de t (unilatéral)	1.83	
P(T<=t) bilatéral	1.03E-15		P(T<=t) bilatéral	4.28E-14	
Valeur critique de t (bilatéral)	2,26		Valeur critique de t (bilatéral)	2,262	

Tableau 4.8 – Les résultats obtenus par l'application de test de Student entre l'indicateur *Rug_{DGF}* et Ra : à gauche pour les feuilles de Chardonnay, à droite pour les feuilles de Pinot

La même procédure de comparaison a été réalisée entre l'indicateur de rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier et la rugosité arithmétique Ra. Le tableau 4.8 fournit les résultats obtenus par le test de Student pour les feuilles de Pinot et de Chardonnay. Avec une probabilité de $p=1,034E-15$ pour le Chardonnay et de $p= 4,28E-14$ pour le Pinot, nous constatons qu'il y a une différence significative entre la rugosité arithmétique Ra et celle de l'indicateur de rugosité *Rug_{DGF}*.

À la lecture des résultats obtenus, nous pouvons constater qu'en moyenne l'indicateur de la rugosité optique G_a coïncide avec la rugosité arithmétique. Cependant, la moyenne de l'indicateur de rugosité Rug_{DGF} est significativement différente de R_a . En outre, nous précisons que l'incertitude liée aux mesures effectuées par l'interféromètre reste toujours la contrainte majeure de l'utilisation de cette technique.

Prédiction de la rugosité par réseau de neurones

Dans la section nous avons présenté un ensemble de paramètres caractérisant la surface de la vigne en fonction de sa pilosité, et la présence des nervures et des champignons sur la surface. L'ensemble de ses caractéristiques nous informe sur la rugosité de la surface de la feuille. Afin de vérifier cette dernière, nous avons proposé d'utiliser cet ensemble des différents paramètres (F1, F2, F3, F4, F5, entropie, énergie) avec le réseau de neurones pour approcher (estimer) à la valeur de l'indicateur de la rugosité optique G_a [Bediaf et al., 2013].

Nous avons dès lors utilisé un réseau de neurones de type perceptrons multicouches (PCM) [Parizeau, 2004] pour estimer les valeurs de l'indicateur de rugosité G_a . Ce PCM est constitué de sept neurones dans sa couche d'entrée, chacun d'entre eux correspondant aux paramètres F1, F2, F3, F4, F5, énergie et entropie calculés à partir de l'image. Nous avons utilisé la fonction tangente-sigmoïde comme une fonction d'activation et l'algorithme de rétro propagation pour l'apprentissage.

Nous précisons que notre base de données a été partagée en deux parties de 288 images, une pour la phase d'apprentissage et la phase de test. La comparaison des données théoriques et des données prédites à travers le réseau de neurones 4.16 montre une forte corrélation $R^2 = 98.69\%$ entre les valeurs de la rugosité estimées par le réseau de neurones et celles calculées à partir de l'image. D'après ce résultat, nous pouvons conclure que l'ensemble de ces paramètres nous permet d'avoir une indication sur la rugosité de la surface de la feuille.

Analyse comparative entre la rugosité des feuilles de vigne et celle des feuilles artificielles

Rappelons tout d'abord qu'il existe dans la littérature des travaux sur l'évaluation de la qualité de pulvérisation qui substituent les feuilles de vigne par des feuilles artificielles tels que les papiers hydro-sensibles ou des collecteurs

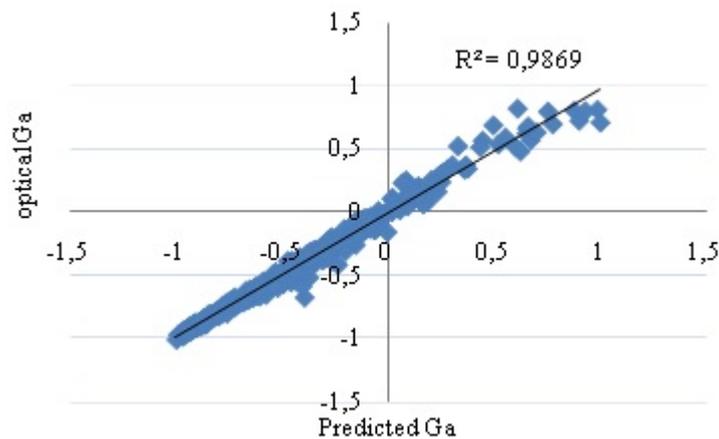


Figure 4.16 – Corrélation entre la rugosité optique calculée à partir de l'image et la rugosité estimée par le réseau de neurones

en plastique. Dans notre travail de thèse, nous nous sommes interrogés sur la nature de surfaces de ces feuilles artificielles : sont-elles vraiment identiques à celle des feuilles de vigne ? Pour répondre à cette question, nous avons réalisé une étude comparative entre ces feuilles artificielles et les feuilles de Pinot et de Chardonnay. Nous avons calculé l'indicateur de rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier pour les différentes images. Ensuite, un test de variance ANOVA a été appliqué pour effectuer une comparaison des moyennes entre l'indicateur de rugosité des différentes surfaces. Le tableau 4.9 montre les résultats de ce test. Nous remarquons que la valeur de la probabilité ($p = 4,62E - 25$) est inférieure à 0.05, ce qui signifie que les moyennes de chaque type de feuilles sont significativement différentes. De ce fait, nous appliquons le test de t-Student pour comparer deux à deux ces groupes.

Analyse de variance :				
Groupes	Nombre d'échantillons	Somme	Moyenne	Variance
Feuille de Pinot	18	8824,876	490,270	1212,119
Feuille de Chardonnay	18	9698,163	538,786	4053,667
Collecteurs en plastique	10	7104,601	710,460	32,557
Papier hydro-sensible	13	9595,995	738,153	114,473

Analyse de variance

Source des variations	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne des carrés	F	Probabilité	Valeur critique pour F
Entre groupes	653785,973	3	217928,657	131,447	4,621E-25	2,772
A l'intérieur des groupes	91185,060	55	1657,910			
Totale	744971,034	58				

Tableau 4.9 – Les résultats obtenus par l'analyse de variance ANOVA

Le tableau 4.10 montre les résultats obtenus par l'application de t-Student entre les feuilles de Pinot, les papiers hydro-sensibles et les collecteurs en plastique. Nous constatons que les valeurs de probabilité bilatérale sont très significatives, ce qui nous permet de déduire que les valeurs d'indicateur de rugosité des feuilles artificielles et des feuilles de Pinot ne sont pas identiques.

Pour les feuilles de Chardonnay, le t-Student nous a fournit les résultats présentés dans le tableau 4.11. Notons que la valeur de la probabilité bilatérale obtenue dans le cas de la comparaison entre les valeurs de l'indicateur de rugosité Rug_{DGF} pour les feuilles de Chardonnay et les papiers hydro-sensibles vaut $p = 1,321E - 10$ et est donc très significative. Autrement dit, il existe une très grande différence entre les valeurs d'indicateur de rugosité Rug_{DGF} des feuilles de Chardonnay et des papiers hydro-sensibles. De manière identique, pour les feuilles de Chardonnay et les collecteurs en plastique, la probabilité bilatérale $p = 2,322E - 09$ est donc la rugosité des deux surfaces selon ces indicateurs de rugosité Rug_{DGF} sont différentes.

	Pinot	Collecteurs en plastique		Pinot	papier hydro-sensible
Moyenne	490,270	710,460	Moyenne	490,270	738,153
Variance	1212,119	32,557	Variance	1212,119	114,473
observations	18	10	observations	18	13
Différence hypothétique des moyennes	0		Différence hypothétique des moyennes	0	
Degré de liberté	19		Degré de liberté	21	
Statistique t	-26,206		Statistique t	-28,406	
P(T<=t) unilatéral	1,114E-16		P(T<=t) unilatéral	1,527E-18	
Valeur critique de t (unilatéral)	1,729		Valeur critique de t (unilatéral)	1,720	
P(T<=t) bilatéral	2,228E-16		P(T<=t) bilatéral	3,054E-18	
Valeur critique de t (bilatéral)	2,093		Valeur critique de t (bilatéral)	2,079	

Tableau 4.10 – Les résultats obtenus par l'application de test de student : à gauche entre Pinot et collecteur en plastique, à droite entre Pinot et papier hydrosensible

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une synthèse sur l'analyse de la rugosité de la surface foliaire a été présentée. Nous avons testé des méthodes existantes dans la littérature et qui sont destinées à d'autres domaines d'application que l'agriculture. Puis nous avons proposé une nouvelle approche pour évaluer la rugosité de la surface et une nouvelle méthode de comparaison entre les différentes méthodes d'estimation de la rugosité de surface. Les résultats de la comparaison ont montré l'efficacité de l'indicateur de rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier (DGF) pour la détection des variations aléatoire et soudaine apportées à la surface des images. Cependant, l'indicateur de rugosité optique a été plus efficace pour les variations introduisant des reliefs de profondeur importante.

	Chardonnay	Collecteurs en plastique		Chardonnay	papier hydro-sensible
Moyenne	538,786	710,460	Moyenne	538,786	738,153
Variance	4053,667	32,557	Variance	4053,667	114,473
Observations	18	10	Observations	18	13
Différence hypothétique des moyennes	0		Différence hypothétique des moyennes	0	
Degré de liberté	17		Degré de liberté	18	
Statistique t	-11,357		Statistique t	-13,032	
P(T<=t) unilatéral	1,1614E-09		P(T<=t) unilatéral	6,606E-11	
Valeur critique de t (unilatéral)	1,739		Valeur critique de t (unilatéral)	1,734	
P(T<=t) bilatéral	2,3228E-09		P(T<=t) bilatéral	1,321E-10	
Valeur critique de t (bilatéral)	2,109		Valeur critique de t (bilatéral)	2,100	

Tableau 4.11 – Les résultats obtenus par l’application du test de student : à gauche entre Chardonnay et Collecteur en plastique, à droite entre Chardonnay et le papier hydrosensible

De plus, une étude spécifique a été réalisée sur deux cépages de feuilles de vigne (Pinot et Chardonnay). Dans cette étude, un ensemble de paramètres basés sur le spectre de puissance de la transformée de Fourier, et sur l’entropie et l’énergie calculées à partir de la matrice de cooccurrence ont été utilisés pour caractériser la surface de la feuille de vigne en fonction de son état de surface et de son stade de développement. Nous avons aussi montré qu’avec l’utilisation d’un réseau de neurones (PMC), l’ensemble de ces paramètres peut nous fournir des indications sur la rugosité de la surface. De plus, une étude comparative entre la rugosité arithmétique et les deux indicateurs G_a et Rug_{DGF} a été réalisée. Cette étude a montré que les valeurs l’indicateur de la rugosité optique calculée à partir de l’image est proche de la valeur de la

rugosité arithmétique mesurée via un interféromètre.

Finalemment, une comparaison entre la rugosité des surfaces de feuilles artificielles et de feuilles de vigne selon l'indicateur de rugosité basé sur les DGF a été réalisée. Cette étude a montré que la rugosité des feuilles artificielles est différente de celle des feuilles de vigne, pour le stade de développement considéré.

Dans le chapitre suivant nous allons réaliser notre étude expérimentale pour étudier les différents paramètres influençant la rétention du produit pulvérisé sur la feuille. Les différents paramètres présentés dans ce chapitre, seront utilisés par la suite pour caractériser la rugosité de surface des feuilles pulvérisées.

Chapitre 5

Acquisition des images de feuilles pulvérisées et modélisation

5.1 Introduction

L'un des objectifs de ce travail de thèse est de quantifier et modéliser la quantité de produit retenue par la feuille (rétention) ainsi que le taux de la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille, afin de pouvoir optimiser la pulvérisation.

Dans ce cadre, nous avons réalisé des expériences basées principalement sur l'acquisition et l'analyse de l'image. La qualité d'images acquises et le traitement des images associé jouent un rôle important pour l'extraction des paramètres pertinents influençant la quantité de produit retenue par la feuille, ainsi que la surface occupée par les gouttes. Pour cela, la conception d'un système d'acquisition adapté aux contraintes liées à la pulvérisation telle que la taille des gouttes et leurs vitesses, est cruciale.

Ainsi, deux études expérimentales ont été réalisées avec deux systèmes d'acquisition différents. Le premier système consiste à utiliser une caméra rapide et un générateur de gouttelettes (piézo-électrique). Le but de cette expérience est de modéliser le volume retenu par la feuille ainsi qu'à étudier l'impact des paramètres liés à la pulvérisation sur le volume retenu, notamment la vitesse de la goutte, son diamètre, la tension superficielle du produit.

La deuxième expérience nous a permis de simuler un jet réel sur la feuille à l'aide d'un pulvérisateur manuel. L'objectif est ainsi de modéliser la surface

occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille et de créer leur carte de répartition.

Ce chapitre est scindé en deux parties, chacune d'entre elles présentant l'une des études expérimentales avec son protocole d'expérience, le traitement d'images associé ainsi que l'analyse des résultats et le modèle défini.

Pulvérisation avec un générateur de gouttelettes

5.2 Protocole d'expériences

Grâce à une collaboration avec l'institut public de recherche agricole et de la pêche en Belgique (ILVO), nous avons réalisé notre première étude expérimentale pour la modélisation de la rétention du produit pulvérisé permettant la définition des paramètres influençant ce processus.

Dans ce contexte, un système d'acquisition développé par [Minov et al., 2015a] dans le cadre de ses travaux de thèse a été mis à notre disposition. Ce système est constitué d'une caméra rapide et d'un générateur de gouttelettes. Nous avons pulvérisé des produits de tensions superficielles différentes sur différents types de surface, en faisant varier la vitesse d'impact. L'idée est de construire un modèle estimant le volume restant sur la feuille en fonction de ces paramètres.

Dans ce qui suit nous allons détailler le système d'acquisition et le traitement d'images associé.

5.2.1 Système d'acquisition

Le système d'acquisition est équipé d'une caméra rapide, d'un générateur de gouttelettes piézoélectrique (Université de Liège, Gembloux Agro-bio Tech. Belgique) et d'un système d'éclairage (figure 5.1).

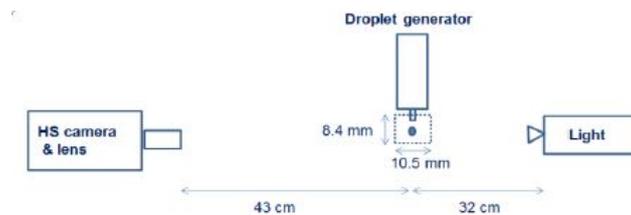


Figure 5.1 – Schéma du système d'acquisition développé par Sofija Minov [Minov et al., 2015b]

Le générateur de gouttelettes piézo-électrique (figure 5.2)

Cet instrument est constitué d'une chambre d'injection remplie de liquide fixée à un piézo-électrique. Ce dernier est lié à son tour à deux tuyaux en

plastique et une buse en verre. Deux modes de fonctionnement sont possibles : mode « à la demande » (Droplet On Demand (DOD)) où le système génère une seule goutte et le mode « continu » (Continuous Mode), où une série de gouttes de même taille et de même vitesse est générée.

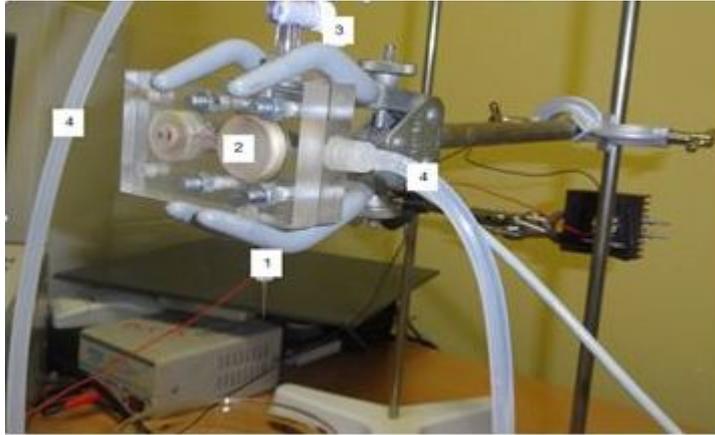


Figure 5.2 – Système piézo-électrique de génération de gouttes (1 : buse en verre, 2 : composant piézo-électrique, chambre d'éjection, 3 : pince, 4 : tuyaux transparents en plastique souple) [Minov et al., 2015b]

Le mode DOD a été utilisé dans notre étude expérimentale. Son principe d'éjection est basé sur la théorie acoustique [Yang et al., 1997] et repose sur les deux valeurs de largeur d'impulsion (temps d'absorption ta et le temps de pulsation tp) et l'amplitude de l'impulsion de tension (voltage ($\pm V_p$)) qui sont appliquées à l'aide du logiciel LabView (national instruments Austin Tex).

L'éjection de la goutte est provoquée par l'envoi d'une tension positive (V_p) au piézoélectrique. Cette dernière provoque une absorption pendant une durée ta , où la goutte forcée par le piézoélectrique se trouve à l'extrémité de la buse. Dès lors, une tension négative d'une durée tp , va provoquer une pression dans la chambre d'éjection et donc la goutte se détachera de la buse [Minov et al., 2015b]. La figure 5.3 illustre les paramètres d'éjection de la goutte en mode DOD.

Il est à noter que la présence de bulles d'air dans les tuyaux reliant le piézoélectrique à la buse peuvent engendrer des problèmes de fonctionnement du générateur de gouttelettes. La mise sous pression du liquide dans le réservoir peut régler ce problème et supprimer ainsi ces bulles.

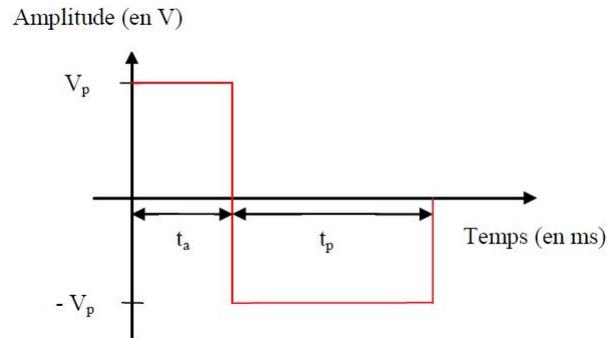


Figure 5.3 – Paramètres d'éjection en mode à la demande (DOD) [Minov et al., 2015b]

Ce système dispose de quatre buses en verre de diamètre 50, 100, 150, 200 μm qui présentent des orifices de $261,6 \pm 3,3 \mu\text{m}$ (buse 1), $123,4 \pm 5,2 \mu\text{m}$ (buse 2), $87,2 \pm 4,0 \mu\text{m}$ (buse 3) et $67,4 \pm 3,3 \mu\text{m}$ (buse 4). Ces buses ont été fournies par l'Université de Liège, Gembloux Agro-Bio Tech (figure 5.4).



Figure 5.4 – Les quatre buses en verre [Minov et al., 2015b]

Caméra rapide

Chaque test réalisé, a été filmé par une caméra rapide « N3 (IDT, Lommel, Belgique) ». Cette dernière est dotée d'un capteur CMOS 1" composé de photosites dont la dimension est de $12 \times 12 \mu\text{m}$, ce qui permet de capturer plus

de lumière pour un pixel et de réduire la sensibilité au bruit. Avec une fréquence d'acquisition qui peut atteindre 1000 images par seconde, la résolution maximale de la caméra est de 1280 x1024 pixels (1.3 mégapixels). En effet, cette caméra possède une fonctionnalité particulière, 'le binning', permettant de réduire la résolution verticale et le temps de lecture du capteur. Ainsi, elle permet d'accroître la fréquence d'acquisition. Notons que cette dernière peut atteindre 64000 images par seconde pour une résolution réduite. Cette caméra est également munie d'une lentille de type long distance microscope K2/ SC, utilisée avec un objectif CF1. Cet objectif est situé à une distance de 43 cm de la cible, permettant d'avoir un champ de vision de $1\text{cm} * 0.8\text{cm}$ [inf, 2009].

Système d'éclairage

Afin d'obtenir des images claires et dans un temps d'exposition court, le système est muni d'une lampe à arc court au xénon (WOLF 5132, Knittlingen, Germany, 300 W). Cette lumière blanche de haute puissance a un spectre continu de haute intensité avec une faible accumulation de chaleur. Nous précisons que la distance entre le système d'éclairage et la cible a été fixée à 32 cm afin d'avoir une bonne visualisation des gouttelettes.

Dans notre application, afin d'obtenir une bonne qualité des images acquises avec un éclairage suffisant, nous avons augmenté le temps d'exposition et par conséquent le nombre d'images par seconde a diminué. De ce fait, 300 images ont été acquises par seconde pour chaque test réalisé, ce qui est suffisante pour étudier le comportement de la goutte une fois stabilisée.

5.2.2 Expériences

Pour la réalisation de notre étude expérimentale, nous avons utilisé la buse de diamètre $200\ \mu\text{m}$ qui est considérée comme la plus représentative des gouttes utilisées dans la pulvérisation viticole [Decourselle, 2014a].

Afin de faire varier la vitesse de la goutte, pour chaque expérience, nous avons testé différentes combinaisons : temps de pulsation, temps d'absorption et distance entre la buse de pulvérisation et la feuille ($tp = 3\text{ s}$, $ta = 7\text{ s}$, dis=10 cm), ($tp = 50\text{ s}$, $ta = 7\text{ s}$, dis=7 cm) et ($tp = 500\text{ s}$, $ta = 3\text{ s}$, dis=8 cm). Ces combinaisons nous ont permis d'avoir en moyenne les vitesses suivantes : 0.09 m/s, 0.06 m/s et 0.05 m/s respectivement.

Nous précisons que pour chaque test, le générateur de gouttelettes nous fournit un jet. La figure 5.5 illustre une séquence des images acquises par la caméra rapide.

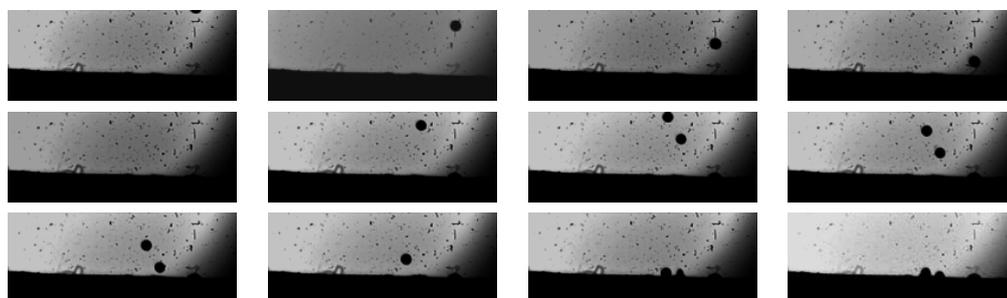


Figure 5.5 – Exemple d'éjection de plusieurs gouttes à la fois ($t_p=3$ s, $t_a=7$ s) avec l'eau distillée

En outre, pour étudier l'impact de la rugosité de la surface sur l'étalement de la goutte et la quantité de produit retenue, nous avons testé différents types de surface : collecteurs en plastique, papiers hydrosensibles, feuilles de Pinot et de Chardonnay. Ces dernières ont été recueillies juste avant la manipulation. Pour chaque cépage, 3 feuilles sont testées dont une feuille est malade. En effet, on trouve sur sa surface des zones de sporulation qui ont commencé à se développer (figure 5.6).



Figure 5.6 – Feuille de vigne avec sporulation blanche visible

Cependant, étant donné que la taille des gouttes générées est très petite, nous avons décidé de délimiter chaque feuille en quatre zones. Deux zones sont utilisées pour réaliser des mesures sur la face supérieure, et les deux autres sur la face inférieure de la feuille. Cela nous permet de construire 24 échantillons entre les feuilles de Pinot et de Chardonnay.

Comme la rugosité des feuilles artificielles (papiers hydrosensibles et collecteurs en papier) n'évolue pas, contrairement à celle des feuilles naturelles, nous avons utilisé deux échantillons pour chacun d'entre eux.

Nous précisons que pour chaque échantillon, une image a été acquise afin d'analyser la rugosité de la surface (figure 5.7).

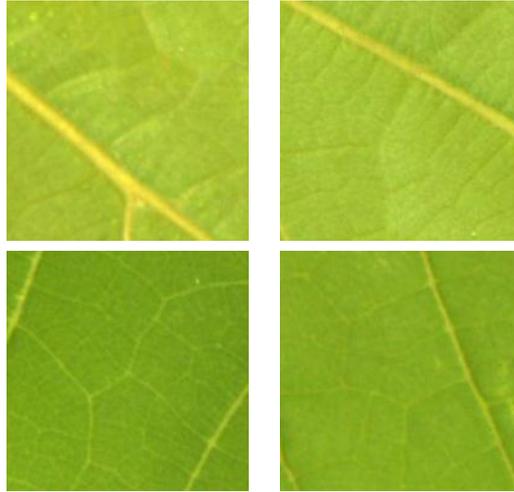


Figure 5.7 – Image de quelques échantillons utilisés pour nos expériences

Un des autres facteurs que nous avons analysé également dans notre expérience est la tension superficielle du produit. Pour cela, nous avons utilisé un surfactant non-ionique pour changer la tension superficielle du produit. Ce surfactant ayant été largement utilisé dans la littérature pour caractériser la pulvérisation [Butler Ellis et al., 2004, Stainier et al., 2004]. Trois formules ont été testées : l'eau distillée (72 N/m), l'eau distillée + 5% de surfactant (67 N/m) et l'eau distillée + 10% de surfactant (63 N/m).

Pour chaque formule, nous avons testé la pulvérisation sur les 28 échantillons avec les trois vitesses mentionnées précédemment, ce qui nous permet d'obtenir une base de données de 252 tests.

5.2.3 Contraintes

Durant la réalisation des diverses expériences, nous avons rencontré certaines difficultés, notamment en ce qui concernait la réalisation des tests avec des surfaces inclinées. Cela est dû au champ de vision de la caméra rapide (la surface de la scène visualisée par la caméra) qui est trop petit (1cm^2). Dans

ce cas, la goutte tombe souvent hors du champ de vision de la caméra. Nous n'avons donc pas pu réaliser ces tests.

Une autre contrainte que nous avons rencontrée est liée à la variation de la vitesse de la goutte. Malgré le test de différentes combinaisons de t_p et t_a , les vitesses restent toujours faibles et inférieures à 1m/s, elles sont très éloignées de celles observées dans les conditions réelles de pulvérisation (jusqu'à 13 m/s) [Decourselle, 2014a].

5.3 Traitement d'images associé

Pour traiter les différentes images acquises, des techniques de segmentation d'images, dont le but principal est d'extraire les différents paramètres de la goutte avant et après son impact sur la surface, ont été utilisées et/ou développées.

Dans un premier temps, une séquence d'images a été sélectionnée pour extraire la goutte avant qu'elle ne tombe sur la feuille, ceci afin de pouvoir calculer la vitesse d'éjection et le diamètre de la goutte. Ainsi, une sélection d'une autre séquence sera réalisée pour analyser la goutte une fois tombée sur la feuille, et pour calculer son volume.

Dans les deux cas, pour extraire la goutte, nous avons suivi les étapes du flow chart de la figure 5.8 qui sont décrites ci-dessous :

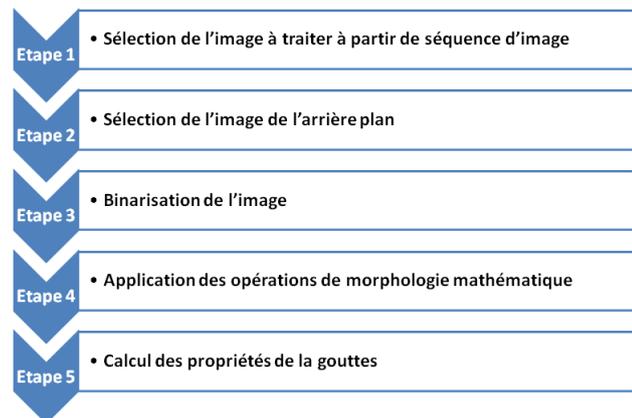


Figure 5.8 – Flow chart de l'algorithme de segmentation mis en œuvre

Étape1 : pour isoler la goutte du fond, une simple soustraction de l'arrière-

plan sans gouttes et de l'image avec les gouttes a été réalisée. En effet, l'usage de cette opération nous permet d'éliminer les bruits liés à la caméra qui se trouvent dans le fond de l'image.

Étape 2 : nous avons appliqué une binarisation d'image, suivie par quelques opérations de morphologie mathématique (fermeture et érosion) réalisées sur la goutte pour segmenter l'image.

Étape 3 : une fois la goutte bien isolée, nous appliquons une opération d'extraction de composantes connexes qui se trouvent dans l'image.

Étape 4 : après l'extraction de la goutte (composante connexe), différents paramètres tels que son diamètre, sa vitesse avant qu'elle ne tombe sur la feuille, son angle de contact et sa surface d'étalement sur la feuille après impact, puis son volume sont calculés.

- *Calcul de la vitesse de la goutte* : pour calculer la vitesse de la goutte, nous avons sélectionné une séquence d'images, dans lesquelles la goutte est détectée. Dans chaque image, nous avons déterminé le centre de la goutte, à partir duquel nous calculons le vecteur déplacement et la vitesse [Minov et al., 2015b] (figure 5.9).

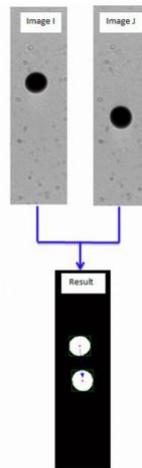


Figure 5.9 – Calcul de la vitesse d'une goutte [Minov et al., 2015a]

- *Angle de contact* : une fois que la goutte a atteint la feuille, nous pouvons calculer son angle de contact θ avec la surface (figure 5.10). Pour cela, nous avons sélectionné trois points : le premier point correspond au point d'intersection entre la goutte et la surface, le deuxième point appartient à la surface, le dernier appartient au contour de la goutte. Une fois les points déterminés, nous calculons l'angle θ .

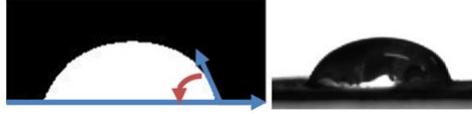


Figure 5.10 – Mesure de l'angle de contact d'une goutte d'eau sur la feuille de vigne

- *Calcul du volume des gouttes sur la feuille* : afin de calculer le volume des gouttes sur la feuille (figure 5.12), nous avons considéré l'hypothèse suivante sur la forme de la goutte :
 - Si la hauteur (h) est égale au rayon de la goutte (R) nous considérons que la goutte est une demi-sphère
 - Sinon, elle est considérée comme une calotte sphérique avec un rayon (r)

Dans les deux cas, le volume est calculé par l'équation suivante :

$$Vol = \frac{1}{2} * \pi * h * \left(\frac{h^2}{3} + r^2 \right) \quad (5.1)$$

Ainsi le volume restant sur la feuille correspond à la somme des volumes des gouttes considérées sur la surface (figure 5.11).

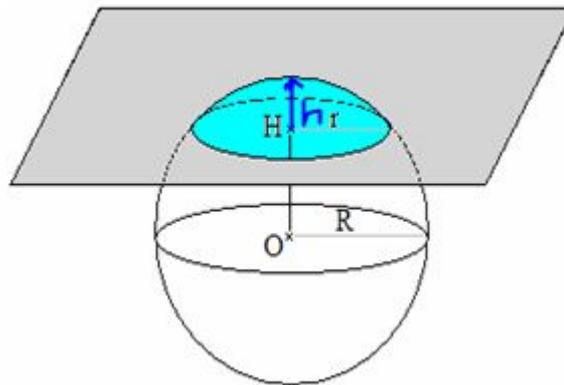


Figure 5.11 – Exemple de calcul du volume d'une goutte

5.4 Analyse des résultats et modélisation associée

En se basant sur les résultats obtenus par segmentation d'images, nous allons analyser l'impact des différents paramètres considérés dans notre expérience : la tension superficielle du produit, la vitesse et la taille de la goutte ainsi que la rugosité de surface de la feuille pulvérisée.

Nous allons partager l'analyse de nos résultats en deux parties. La première partie sera consacrée à l'analyse de la goutte générée avant l'impact, tandis que dans la deuxième partie, nous analyserons les paramètres influençant l'impact de la goutte sur la feuille.

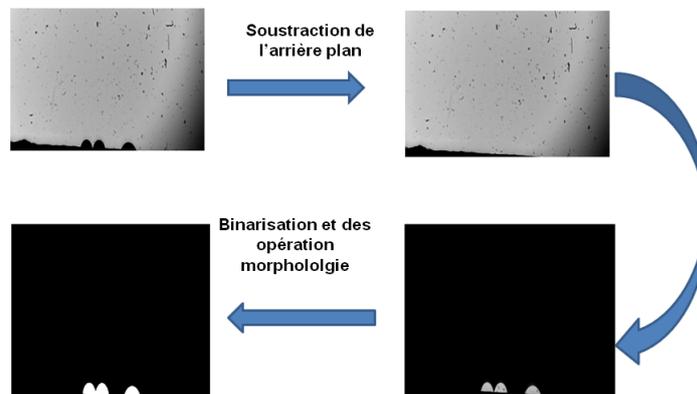


Figure 5.12 – Exemple d'extraction des gouttes sur une surface

Analyse de la goutte avant l'impact sur la feuille

— Vitesse et diamètre de la goutte

Dans un premier temps, nous avons étudié la relation entre la vitesse de la goutte et son diamètre. L'idée est d'analyser la variation du diamètre moyen des gouttes segmentées pour les différents tests de vitesse réalisés pendant notre expérience.

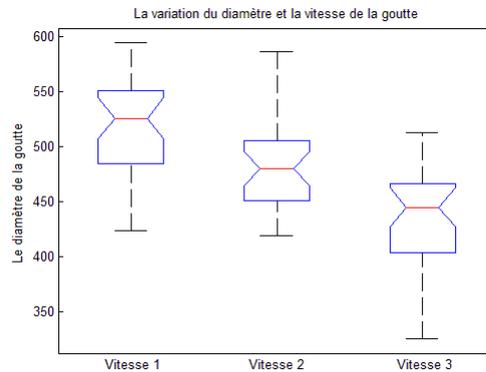


Figure 5.13 – La variation du diamètre moyen de la goutte en fonction de sa vitesse

La figure 5.13 montre cette relation pour des vitesses moyennes croissantes (vitesse 1= 0.05 m/s, vitesse 2= 0.065 m/s et vitesse 3= 0.09 m/s). Comme nous pouvons le constater, pour la plus faible vitesse (0.05 m/s), la médiane des diamètres moyens est de 530 μm , 25% des gouttes ont un diamètre moyen faible compris entre 430 et 480 μm , et 50% un diamètre moyen compris entre 480 et 550 μm . Les derniers 25% présentent les valeurs importantes de diamètres moyens comprises entre 550 et 590 μm .

Pour la vitesse 2 (0.065 m/s), la valeur de la médiane est de 475 μm , la moitié des gouttes possédant un diamètre entre 450 et 500 μm . Les 25% des faibles valeurs de diamètres moyens des gouttes sont comprises entre 430 et 450 μm , tandis que les 25% des gouttelettes possèdent un diamètre moyen important, sont comprises entre 500 et 580 μm .

Enfin, la médiane des diamètres des gouttes générées avec une vitesse de 0.09 m/s est égale à 450 μm , la dispersion des valeurs de diamètre moyen des gouttes étant très étirées vers les 25% des faibles valeurs, comprises entre 320 et 400 μm . La moitié des gouttes possèdent un diamètre compris entre 400 et 460 μm , le diamètre moyen maximal des gouttes générées peut atteindre jusqu'à 510 μm .

Pour analyser la significativité de la variation des diamètres moyens des gouttes selon la vitesse, nous appliquons le test statistique d'Anova (dans ce cas les variables sont indépendantes). Le résultat obtenu montre que la variation des diamètres moyens selon les trois vitesses est significativement différente avec p-value = 0.016. En suite, nous appliquons le test de Student pour savoir quelle sont les paires de diamètres moyens (selon la vitesse) sont significativement différentes. Avec p-value = 0.022 entre les diamètres moyens de la vitesse 2 et 3, et p-value = 0.001 entre les diamètres moyens de la vi-

tesse 1 et 3, nous pouvons constater que les gouttes générées avec ces deux vitesses possèdent des diamètres significativement différents. Cependant, les gouttes générées avec la vitesse 1 et 2 possèdent des diamètres moyens sont significativement identiques avec $p\text{-value} = 0.2$.

D'autre part, afin d'analyser la relation entre la vitesse et le diamètre moyen des gouttes nous avons calculé le coefficient de corrélation. Ce dernier est égal à -0.81 , cette valeur négative nous indique que les variations de la vitesse et du diamètre moyen des gouttes sont inversement corrélées.

Donc, pour notre expérience, nous pouvons conclure que la vitesse la plus élevée (0.09 m/s) correspond aux gouttelettes possédant un diamètre moyen faible avec une moyenne de $417.14\ \mu\text{m}$, alors que la plus faible vitesse (0.05 m/s) correspond aux grosses gouttelettes avec un diamètre moyen de $464.41\ \mu\text{m}$.

Cette observation est conforme avec les résultats obtenus par l'étude de Minov [Minov et al., 2013] et Decourselle [Decourselle, 2014a]. Ces deux derniers ont montré dans le cadre de leur étude de la caractérisation du spray avec l'utilisation de générateur de gouttelettes, que plus la taille de diamètre est faible plus la vitesse est élevée.

— *Tension superficielle du produit et diamètre moyen de la goutte*

Dans la littérature, de nombreuses études existantes ont mis en évidence l'importance de la tension superficielle du produit pulvérisé dans le processus de pulvérisation, en particulier en ce qui concerne la rétention du produit. Il est important donc d'analyser son impact sur le diamètre de la goutte avant l'impact sur la feuille, ainsi que sur le volume retenu par la feuille.

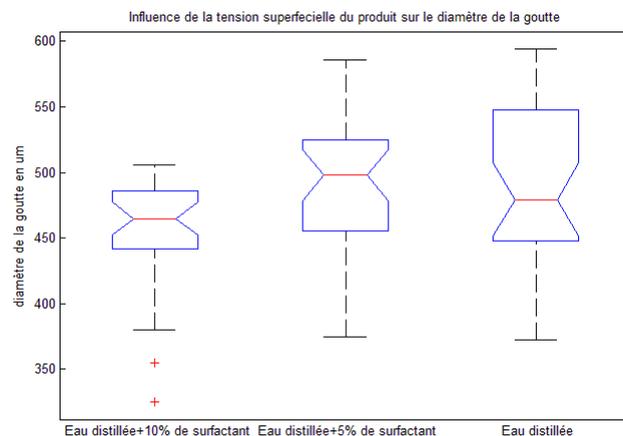


Figure 5.14 – Variation du diamètre moyen de la goutte par rapport à la tension superficielle du produit

La figure 5.14 montre la variation du diamètre moyen de la goutte par rapport à la tension superficielle du produit. Rappelons que nous avons utilisé trois produits de différentes tensions superficielles : l'eau distillée 72 N/m, l'eau distillée+5% de surfactant : 67 N/m, et l'eau distillée +10% de surfactant 63 N/m.

Nous remarquons, qu'en moyenne le diamètre de la goutte d'eau distillée varie entre 449 et 547 μm , les valeurs étant bien dispersées et une médiane de (470 μm). Le quartile des fortes valeurs du diamètre moyen varie entre 547 et 590 μm , alors que le quartile des faibles valeurs se situe entre 370 et 449 μm .

Pour l'eau distillée +5% de surfactant (67 N/m), la moitié des gouttes générées possèdent un diamètre moyen variant entre 460 et 530 μm . Les gouttes d'un diamètre moyen faible se situent entre 370 et 450 μm , tandis que les valeurs élevées de diamètre moyen des gouttes varient entre 530 et 580 μm .

Cependant, pour le cas de l'eau distillée +10% de surfactant, nous observons que la moitié des gouttelettes possèdent un diamètre moyen entre 440 et 480 μm . Le quartile des faibles valeurs de diamètres moyens qui se situe entre 370 et 440 μm , nous remarquons la présence de deux valeurs extrêmes (points aberrants), ce qui est peut être dû à une erreur de calcul ou de segmentation.

Pour les trois types de produit utilisés, les médianes sont (450, 500, 460 μm) respectivement pour l'eau distillée, l'eau distillée+5% de surfactant et l'eau distillée+10% de surfactant. Nous observons que la médiane de l'eau distillée et l'eau distillée+10% sont très proches, Cependant, pour l'eau distillée, la dispersion des valeurs est plus attirée vers le quartile des fortes valeurs, alors que pour l'eau distillée +10% de tension superficielle, les valeurs sont attirées plus vers le quartile des faibles valeurs.

Nous avons appliqué le test d'Anova afin de vérifier la significativité de la variation entre les diamètres des gouttes selon la tension superficielle du produit. Le test a été significatif avec p-value =0.044, nous avons donc appliqué par la suite le test de Student, pour vérifier la significativité entre toutes les paires de diamètres moyens, le résultat obtenu montre que les diamètres moyen des gouttes générées avec l'eau distillée et l'eau distillée +5% de surfactant sont significativement identiques avec (p=0.39). Cependant le diamètre moyen des gouttes générées avec l'eau distillée et l'eau distillée +10% , ainsi que, l'eau distillée +5% et l'eau distillée +10% sont significativement différents (avec p =0.003 et p=0.02 respectivement). Enfin, pour analyser la relation entre la tension superficielle du produit et le diamètre moyen des gouttes nous avons calculé le coefficient de corrélation entre eux. Ce dernier est de 0.98, ce qui nous a conduits à constater que dans notre expérience, le diamètre de la goutte et la tension superficielle varient de manière proportionnelle. Ce qui rejoint les observations notées dans l'étude de [Al Heidary et al., 2014], avec l'utilisation

de même type de surfactant.

Analyse de la goutte après l'impact sur la feuille

— Tension superficielle du produit et volume retenu

La relation entre la tension superficielle du produit et le volume retenu a souvent été abordée dans différentes études expérimentales [Butler Ellis et al., 2004, Dorr et al., 2008, Forster et al., 2005]. Le but est de savoir quel est le produit adhérent le mieux sur la feuille.

Dans ce contexte, nous avons réalisé des tests de pulvérisation avec des produits de tensions superficielles différentes. La figure 5.15 présente le volume retenu par les feuilles en fonction de la tension superficielle du produit pulvérisé (63 N/m, 67 N/m, 72 N/m).

Comme le montre la figure 5.15, nous observons que 50% du volume retenu avec l'eau distillée varie en entre 2.30 et 4.5 μl , avec un volume minimal retenu par la feuille de 1.5 μl , et un maximum de 7 μl . Tandis que pour l'eau distillée +5% de surfactant, le volume maximal retenu peut atteindre jusqu'à 8.5 μl . Cependant, une valeur moyenne constatée comprise entre 2.5 μl et 6.20 μl .

Enfin, pour l'eau distillée +10% de surfactant, nous remarquons que la variation du volume retenu est en moyenne comprise entre 4.3 et 9 μl . Les fortes valeurs se situent entre 9 et 13 μl , alors que les faibles volumes retenus peuvent varier entre 2 et 4.3 μl .

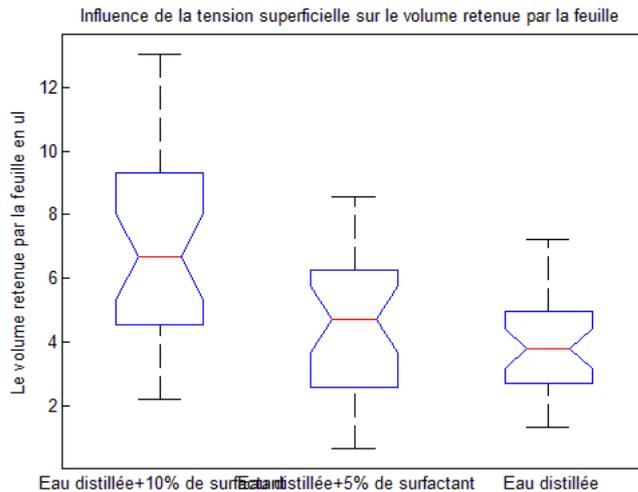


Figure 5.15 – Le volume retenu par la feuille en fonction de la tension superficielle du produit

Les données sont dépendantes (nous avons utilisé la même feuille), donc pour vérifier leurs significativités, nous utilisons le test statistique non paramétrique de Friedman. Ce test statistique a révélé qu'il existe une différence significative entre les volumes retenus par la feuille (p -value=0.011). Suite au résultat obtenu, nous appliquons le test statistique de Wilcoxon pour déterminer quelles sont les variables significativement différentes entre eux. Avec p -value =0.04 et p -value =0.01 respectivement entre le volume retenu avec (l'eau distillée +10% de surfactant et l'eau distillée+5% de surfactant) et (l'eau distillée+10% surfactant et l'eau distillée), nous pouvons constater que ces variables sont significativement différentes. Cependant, il n'y a pas de différence significative entre le volume retenu avec l'eau distillée et l'eau distillée +5% de surfactant. Cela peut être expliqué par le fait que la différence entre la tension superficielle de ces deux produits n'est aussi importante.

Par ailleurs, le coefficient de corrélation entre la tension superficielle de produit et le volume retenu est de -0.84, ce qui indique que les deux variables sont inversement corrélées.

— *Rugosité de la feuille et volume retenu par la feuille*

Un des paramètres pouvant aussi influencer le volume retenu par la feuille est la rugosité de sa surface. Il est donc important d'analyser l'influence de cette dernière sur le volume restant, afin de pouvoir mieux prédire ce volume. Dans le chapitre 4, nous avons présenté différents paramètres caractérisant la rugosité de la surface. Afin de savoir quel est le paramètre le plus représentatif de la rugosité, nous avons calculé les coefficients de corrélation entre le volume retenu par la feuille et les différents indicateurs de rugosité (tableau 5.1). D'après ce dernier, l'indicateur de la rugosité optique est l'indicateur le mieux corrélé avec le volume retenu par la feuille, avec un coefficient de corrélation = 0.216, et donc cet indicateur sera utilisé pour caractériser la rugosité des feuilles dans notre étude.

Dans un premier temps avant d'analyser l'impact de la rugosité sur le volume retenu, il est important de vérifier s'il y a une différence entre les rugosités des deux faces « supérieures / inférieures » de la feuille. La figure 5.16 montre la variation de l'indicateur de rugosité optique suivant la face de la feuille.

Les résultats obtenus montrent que la rugosité de la face supérieure de la feuille varie entre 4.5 et 5.7 selon l'indicateur de la rugosité optique G_a . Tandis que pour la face inférieure, la variation de l'indicateur G_a se situe entre 6.7 et 9, la médiane pour la face supérieure de la feuille (4.7) étant inférieure à celle de la face inférieure de la feuille (7.6). La dispersion des valeurs des rugosité des deux faces de la feuille de vigne sont donc bien différentes.

Indicateur de rugosité	Coefficient de corrélation
rugosité optique (Ga)	0.216
indicateur de rugosité (DGF)	-0.104
moyenne du spectre de puissance (F3)	0.122
pourcentage du spectre de puissance (F4)	-0.167
valeur propre maximale (F2)	0.064
rapport entre la valeur propre maximale et minimale (F5)	-0.126

Tableau 5.1 – La corrélation entre le volume retenu par la feuille et les différents paramètres caractérisant la rugosité de la feuille

Pour confirmer cette observation, nous avons appliqué le test statistique de Wilcoxon sur les données. Le résultat de ce dernier confirme que la rugosité Ga de la face supérieure et celle de la face inférieure de la feuille sont significativement différentes avec p-value = 0.04. D’après la variation de Ga nous pouvons déduire que la face inférieure de la feuille est plus rugueuse que la face supérieure suivant l’indicateur de la rugosité optique.

Ce constat est conforme avec les résultats obtenus par l’étude de [Hunsche et al., 2006, Holloway, 1970, De Rutter et al., 1990], où les auteurs ont caractérisé la face supérieure de la feuille de vigne plus lisse et facile à mouiller par rapport à sa face inférieure.

D’autre part, pour analyser l’impact de la rugosité sur le volume restant, nous avons calculé le volume restant selon la face de la feuille (figure 5.17). Nous observons que pour la moitié des faces supérieures de la feuille, le volume retenu varie entre 3.5 et 5.70 μl . Les plus faibles volumes retenus par les feuilles sont des valeurs comprises entre 2 et 3.5 μl , tandis que les volumes les plus importants qui peuvent être retenus ont des valeurs comprises entre 5.7 et 7.5 μl . Nous pouvons aussi remarquer qu’il existe trois valeurs extrêmes (point aberrants), cela peut être dû à une erreur de calcul.

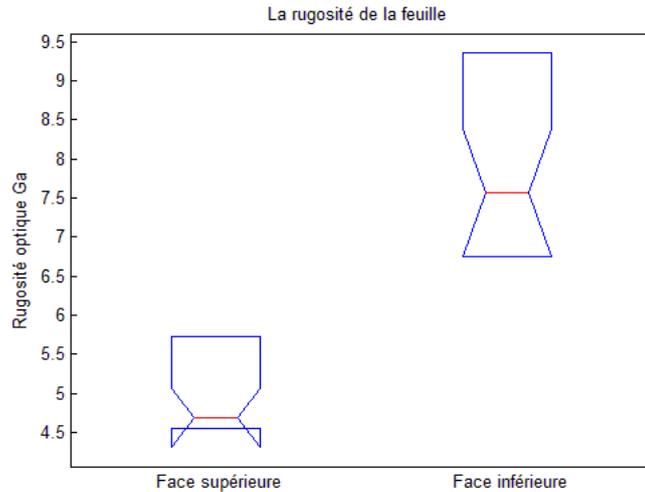


Figure 5.16 – Variation de la rugosité de la feuille

Pour la moitié des faces inférieures des feuilles, le volume retenu varie entre 4 et 6.80 μl . Le volume maximal retenu peut atteindre jusqu'à 10 μl , tandis que le plus faible volume retenu est considéré à 1.5 μl . Enfin, la médiane est de 4.5 μl pour la face supérieure et de 4.3 μl pour la face inférieure de la feuille. Pour cette dernière les valeurs sont plus dispersées et attirées par les fortes valeurs. De plus, avec $p = 0.03$ obtenue par le test de Wilcoxon, il semble évident que la différence est significative entre les volumes restants sur les faces supérieures et inférieures des feuilles et selon la variation du volume retenu nous pouvons dire que le volume retenu par la face inférieure de la feuille est plus important que celui retenu par la face supérieure (logique par rapport aux valeurs de Ga).

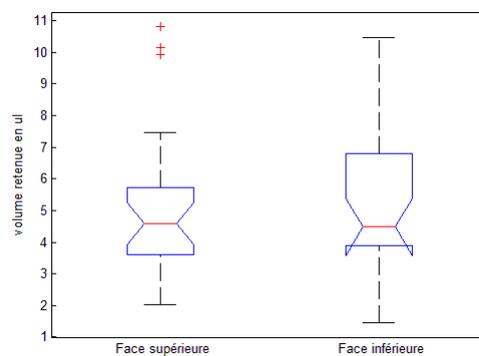


Figure 5.17 – Variation du volume retenu par la face de la feuille

Afin de comparer les volumes retenus par les feuilles de vigne et par les feuilles artificielles, nous avons calculé le volume retenu par le papier hydrosensible et les collecteurs en plastique (figure 5.18).

Le résultat obtenu montre que les 25% des papiers hydrosensibles, qui retiennent un faible volume sont comprises entre 4.3 et 5.3 μl . La moitié d'entre eux a retenu un volume entre 5.3 et 8.6 μl , et les 25% restants ont retenu un volume compris entre 8.6 et 9 μl . De la même manière, pour les collecteurs en plastique, la moitié d'entre eux retient un volume entre 2.7 et 4.5 μl . Les faibles volumes retenus par ces collecteurs ont des valeurs comprises entre 1.3 et 2.7 μl .

La comparaison entre les volumes retenus selon les deux types de surface montre une différence de volume entre les papiers hydrosensibles et les collecteurs en plastique. La médiane est de 8 μl pour les papiers hydrosensibles et de 4.5 μl pour les collecteurs en plastique. De plus, la dispersion des valeurs du volume retenu par les papiers hydrosensibles est plus importante que celle des collecteurs en plastique, et le test statistique de Wilcoxon confirme que la différence est significative entre eux (p-value = 0.05).

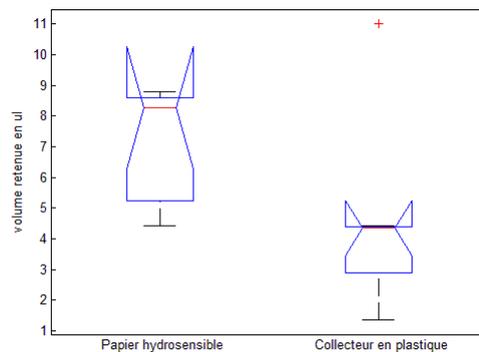


Figure 5.18 – Volumes retenus sur les papiers hydrosensibles et les collecteurs en plastique

Afin de comparer entre le volume retenu par les feuilles de vigne et celui retenu par les feuilles artificielles (papiers hydrosensibles et collecteurs en plastique) nous avons appliqué le test statistique de Student entre les volumes retenus par ces différents types de feuilles. Ce dernier montre qu'il existe une différence est significative entre le volume retenu par les papiers hydrosensibles et celui retenu par la face inférieure de la feuille de vigne (p-value = 0.03), ainsi qu'avec le volume retenu par la face supérieure de la feuille avec (p-value = 0.01). Cependant, pour le volume retenu par les collecteurs en plastique et par la face supérieure/ inférieure de la feuille, la différence n'a pas été significative

avec un p -value=0.5/0.6 respectivement.

Bilan

L'objectif de cette étude expérimentale était de définir l'impact des différents paramètres de la pulvérisation sur le volume retenu par la feuille (la rétention) à partir de traitement d'images. Différents résultats ont été présentés indiquant l'impact de la vitesse, de la taille de la goutte, de la tension superficielle du produit ainsi que de la rugosité de la surface sur la rétention du produit au niveau du feuillage.

D'après les résultats obtenus par le traitement d'images, nous avons constaté que les variations entre le diamètre et la vitesse sont inversement corrélées. Cependant, ce constat n'est pas conforme avec l'usage des buses de pulvérisation hydraulique comme il a été montré dans l'étude de [Nuyttens et al., 2009]. Cela est dû à la différence entre le mécanisme de formation des gouttelettes avec le mode à la demande du générateur de gouttelettes (DOD) et les buses de la pulvérisation hydraulique.

D'autre part, nous avons observé que la taille du diamètre de la goutte diminue avec l'augmentation du dosage du surfactant non ionique (faible tension superficielle), ce qui n'est pas le cas pour tous les types de surfactant d'après l'étude de [Al Heidary et al., 2014]. Il semble donc important de prendre en considération cette caractéristique du surfactant, car cette diminution du diamètre de la goutte peut conduire à une augmentation des risques de la dérive lors de la pulvérisation. Il a été aussi observé que la tension superficielle du produit influence la quantité de produit retenue par la feuille et donc la rétention (plus la tension superficielle est faible, plus le volume retenu par la feuille est important). Le même constat pour la tension superficielle a également été observé dans plusieurs études [Al Heidary et al., 2014, Dorr et al., 2014] avec l'utilisation de pulvérisateurs industriels, ce qui nous incite à prendre en considération la tension superficielle de produit pulvérisé afin d'optimiser la pulvérisation.

Notons aussi que la rugosité peut influencer le volume retenu par la feuille, et que son effet a plus importance si on avait utilisé un plan incliné de la feuille.

Modélisation

Dans le cadre de la modélisation de la rétention, nous allons proposer un modèle statistique basé sur les résultats obtenus par notre étude expérimentale.

tale. Il s'agit d'établir un modèle statistique permettant d'estimer le volume retenu par la feuille en fonction de la taille de la goutte générée, de sa vitesse, de la tension superficielle du produit, et de la rugosité de la surface. Ce modèle sera basé sur une étude expérimentale où toutes les variables explicatives sont extraites à partir de l'image.

Afin de créer ce modèle, nous nous sommes basés sur la méthode de la régression multiple ascendante [Cohen et al., 2013]. En effet, son principe consiste à introduire toutes les variables que nous possédons et à leur appliquer cette régression. Ensuite les variables dont la probabilité de contribution n'atteint pas un certain seuil sont progressivement éliminées, une par une.

Notons que toutes les variables ont été normalisées. Nous avons partagé notre base de données en deux groupes, une partie sera utilisée pour la création du modèle et la deuxième sera utilisée pour la validation de ce dernier.

Le tableau 5.2 montre les variables sélectionnées pour la création du modèle avec leur probabilité de contribution dans le modèle.

Variables	Coefficient	p-value
Vitesse	0.122	0.010
Rugosité optique au carré (Ga^2)	0.118	0.004
Tension superficielle du produit*diamètre de la goutte	0.722	0.000
Constante	0.167	0.000

Tableau 5.2 – Variables sélectionnées pour la création du modèle

À la lecture des résultats obtenus, nous constatons que toutes les variables intervenant dans ce modèle sont significatives avec des p-value < 0.05 . Ainsi que, ces valeurs varient de manière proportionnelle par rapport au volume retenu par la feuille obtenu pour chaque test.

Les résultats des expériences et des analyses d'images correspondantes ont montré que le volume retenu dépend beaucoup de la tension superficielle du produit multiplié par le diamètre de la goutte, avec un coefficient de 0.722. Cependant, nous observons que le coefficient de la rugosité est faible par rapport aux autres, et il est ainsi probable que l'influence de la rugosité sera importante si la feuille est positionnée de manière inclinée par exemple.

L'équation (5.2) présente le modèle obtenu. D'après le test de Fischer qui permet de déterminer s'il existe une relation significative entre $Volume_{restant}$ et les variables indépendantes, on trouve que notre modèle est globalement

significatif $F=38.48$ ($p=0.0000$), avec un taux de corrélation de 73.76%. Cette corrélation est évaluée sur la partie de la base de données dédiée à la création du modèle.

$$\begin{aligned} \text{Volume}_{\text{restant}} = & 0.161 + 0.122 * \text{vitesse}_{\text{goutte}} + 0.118 * Ga^2 \\ & + 0.722 * \text{tension}_{\text{superficielle}_{\text{produit}}} * \text{diamètre}_{\text{goutte}} \end{aligned} \quad (5.2)$$

La figure 5.19 montre la corrélation entre le volume estimé par le modèle et le volume calculé à partir de l'image pour la base de validation ($R^2=70.77\%$).

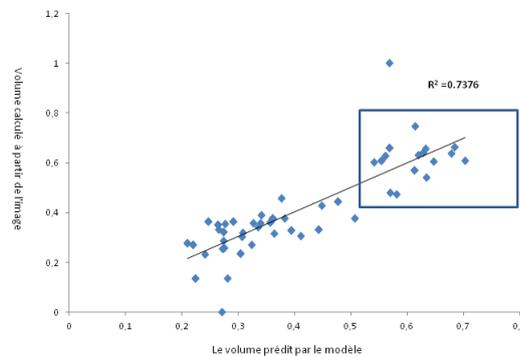


Figure 5.19 – Corrélation entre le volume calculé à partir de l'image et celui prédit par le modèle

Nous observons qu'il y a deux agglomérations de points dont une partie correspond à un volume important (partie encadrée). En effet, la majorité de ces points correspondent à la face inférieure des feuilles utilisées.

Comme il a été indiqué, nous avons utilisé la deuxième partie de notre base de données pour valider notre modèle. La différence entre le volume calculé à partir de l'image et celui obtenu par le modèle représente l'erreur (les résidus). Cette dernière est observable sur la figure 5.20. Nous remarquons que globalement la distribution des valeurs résiduelles peut être considéré comme la distribution d'une loi normale centrée à zéro. Pour confirmer cela, nous avons appliqué le test de Shapiro [Morice, 1972], avec $p\text{-value}=0.7$ nous pouvons confirmer que la distribution de l'erreur suit la loi normale.

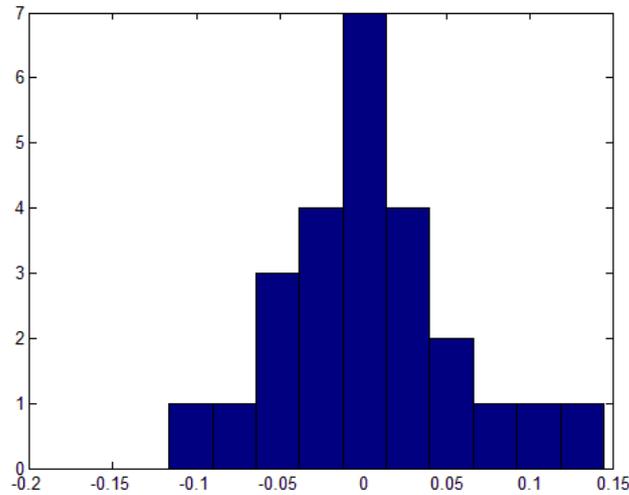


Figure 5.20 – La distribution des valeurs résiduelles

5.5 Conclusion

Dans cette partie du travail de thèse, nous avons mis en place une étude expérimentale à l'aide d'un générateur de gouttelettes et d'une caméra rapide pour l'acquisition des images des gouttes générées avant et après l'impact sur la feuille. Grâce à cette étude, nous avons pu analyser par le traitement d'images l'influence des différents paramètres sur la rétention du produit sur la feuille. En se basant sur ces résultats, nous avons créé un modèle statistique estimant le volume restant sur la feuille. Ce modèle prend en considération les paramètres de la surface de la feuille (de la rugosité de surface), les paramètres du matériel de pulvérisation utilisé (le diamètre de la goutte générée et sa vitesse) et les paramètres du produit (la tension superficielle).

Les résultats d'analyse de l'influence de la tension superficielle de produit sur la rétention obtenus dans notre étude expérimentale sont concordants avec les résultats d'études antérieures qui utilisent d'autres techniques que l'imagerie. Cependant, les résultats de l'analyse de l'impact de la rugosité sur la rétention ont montré que l'influence de la rugosité n'est pas assez importante. Cela peut être dû au fait que nous n'avons pas pu tester d'autres positions de la feuille (qui était toujours placée à l'horizontale), ce qui a pu limiter l'intensité de l'effet de la rugosité sur le volume retenu. D'autre part, on note aussi qu'avec l'usage du générateur de gouttelettes, la vitesse d'éjection des gouttes est très faible par rapport à la réalité, ce qui ne permet pas de tirer

des conclusions par rapport à son impact sur le volume retenu par la feuille en utilisant l'imagerie.

Le modèle proposé dans notre étude est néanmoins considéré comme la première étape dans la modélisation de la rétention, car la modélisation du processus de la rétention est beaucoup plus compliquée. Elle ne dépend pas seulement des paramètres que nous avons étudiés, mais elle dépend aussi d'autres paramètres tels que le stade de développement de la plante, la densité de la canopée, l'architecture de la plante, la viscosité du produit et sa tension superficielle dynamique. Ces derniers n'ont pas été considérés dans notre étude et il serait donc intéressant par la suite de réaliser une étude expérimentale en intégrant ces différents paramètres.

Dans ce qui suit, nous allons présenter une deuxième étude expérimentale, ayant pour but de créer une carte de répartition des gouttes pulvérisées et de modéliser leur surface occupée sur la feuille.

Pulvérisation manuelle

Un des objectifs de la thèse est la création d'une carte de répartition des gouttelettes pulvérisées sur la feuille, et la modélisation de leur surface occupée sur la feuille. L'usage du système d'acquisition précédent ne nous permet pas de répondre à ces objectifs.

De ce fait, dans cette partie II de ce chapitre, nous allons réaliser une deuxième étude expérimentale complémentaire à celle présentée précédemment.

Nous allons présenter dans un premier temps le protocole d'expériences que nous avons suivi pour la réalisation de cette étude. Puis nous présenterons les traitements d'images spécifiquement développés pour caractériser la surface occupée par les gouttes et enfin son modèle proposé.

5.6 Protocole d'expériences

Dans le cadre de la modélisation de la surface des gouttes pulvérisées sur une feuille, nous avons mis en place un nouveau système d'acquisition. Ce dernier est basé sur l'utilisation d'un pulvérisateur manuel à la place d'un générateur de gouttelettes. En effet, l'usage de ce pulvérisateur nous permet de simuler le jet d'un pulvérisateur industriel sans noyer la feuille sous le liquide. Nous avons utilisé une caméra CCD à la place de la caméra rapide pour visualiser toute la surface de la feuille pulvérisée.

De manière identique à notre première étude expérimentale, l'imagerie est l'outil principal pour analyser l'impact de différents paramètres liés à la pulvérisation sur la surface occupée par les gouttes pulvérisées. Nous tenons à préciser que les variables de pulvérisation que nous avons considérées dans notre étude sont : la hauteur de pulvérisation, la tension superficielle du produit, la rugosité et la position de la feuille. Notons que cette étude expérimentale a été réalisée dans un environnement contrôlé, les conditions météorologiques comme le vent et la température n'ont pas été prises en compte.

5.6.1 Système d'acquisition

Pour réaliser cette étude expérimentale, nous avons mis en place un système d'acquisition doté d'une caméra CCD, d'un pulvérisateur manuel et d'un système d'éclairage à LED (figure 5.21).

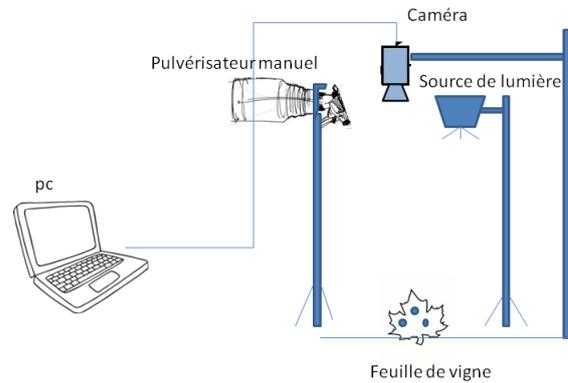


Figure 5.21 – Système d’acquisition dédié

Caméra

Nous avons utilisé une caméra de type *IDS UI - 2280SE*, possédant un capteur CCD couleur à filtre de Bayer de 2/3 pouces (8.446 x 7.066 mm). Ce capteur a une résolution de 2448 x 2050 (5 mégapixels), dont les photos-éléments mesurent $3.45 \mu\text{m}^2$ (figure 5.22).

Afin de visualiser toutes les gouttes pulvérisées sur la feuille, la caméra a été mise en position verticale par rapport à la feuille. Elle est reliée à l’ordinateur par un protocole USB.



Figure 5.22 – Caméra IDS

Un des paramètres importants pour notre étude est la qualité des images acquises. Il est nécessaire qu’elles soient nettes, sans distorsion, et que les dimensions reflétées sur le capteur correspondent bien aux dimensions réelles.

Pour cela, il était impérativement nécessaire de trouver le plan de netteté des objets. Théoriquement, il existe une seule zone de netteté (une gamme de plans de netteté relativement réduite), les objets qui se situent avant ou après cette zone étant considérés comme flous. La profondeur de champ est la distance séparant ces deux limites (le plan de netteté et le plan de flou). Cette profondeur de champ dépend de différents paramètres liés à l'objectif de la caméra tels que la distance d'acquisition, la focale de l'objectif, l'ouverture du diaphragme et le diamètre du cercle de confusion [Billiot, 2014]. Nous rappelons dans ce qui suit quelques notions de base :

La distance d'acquisition (de travail) (D), est la distance entre l'objectif et le plan de la scène le plus net. Le réglage de cette distance de mise au point permet de faire coïncider le plan objet avec le point de l'espace où la netteté est souhaitée.

La distance focale (f), est la distance entre l'objectif et le point focal. Elle est exprimée en millimètres, son choix dépend de la taille de l'objet, de la distance d'acquisition et de la taille du capteur. La distance focale peut être calculée comme suit :

$$\frac{w}{W} = \frac{h}{H} = \frac{f}{D} \quad (5.3)$$

$$W = \frac{w \cdot D}{f} \quad (5.4)$$

$$H = \frac{h \cdot D}{f} \quad (5.5)$$

avec w la largeur du capteur (mm), h la hauteur du capteur (mm), W la largeur de la scène (mm), et H la hauteur de la scène (mm).

L'ouverture (A) dépend de la focale f et du diamètre du diaphragme D . En effet, l'acquisition d'une image lumineuse implique une quantité de lumière importante et une faible ouverture du diaphragme.

$$A = f/D \quad (5.6)$$

L'ouverture A varie selon une suite géométrique de raison $\sqrt{2}$. Si $A = 1.2$ le diaphragme possède une grande ouverture, alors qu'une valeur plus grande indique une ouverture plus faible. Chaque incrémentation de A correspond à une illumination deux fois plus faible au travers de l'objectif (figure 5.23).

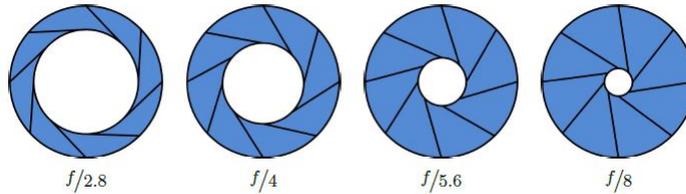


Figure 5.23 – Exemple d’ouverture relative [Billiot, 2014]

Dans notre expérience, nous avons testé différentes focales avec différentes ouvertures pour trouver le plan de netteté de la scène.

Dans un premier temps, il est nécessaire de définir la distance de travail (D). Cette dernière dépend de la taille de la scène (la largeur : $W=155.3$ mm et la hauteur $H=130$ mm) et des paramètres du capteur de la caméra ($w=8.446$, $h=7.066$ mm). Le tableau 5.3 montre les différents tests réalisés pour déterminer la distance de travail théorique pour obtenir le champ de vue souhaité.

Focale (mm)	25	35	50
Distance minimale de mise au point (mm)	430	600	920
Distance de travail théorique	459	643.92	919.89

Tableau 5.3 – Distance de travail théorique pour différents objectifs

À la lecture des résultats obtenus (tableau 5.3), nous remarquons que pour les deux premiers cas, la distance théorique est un peu plus grande que la distance minimale de la mise au point (entre 30 et 45 mm), tandis que dans le dernier cas, les distances (théorique et distance minimale de mise au point) sont quasiment identiques.

Cependant, pour faire le choix entre ces focales, il est nécessaire de calculer également la profondeur de champ. Cette dernière est liée aussi à l’ouverture relative de l’objectif. De ce fait, nous avons testé les objectifs de différentes focales avec différentes ouvertures. Le tableau 5.4 indique les ouvertures des différents objectifs et les profondeurs de champ calculées.

Nous observons que la profondeur de champ est faible conjointement avec l’objectif de 25 mm et l’ouverture relative de 1.2. L’utilisation de l’objectif de 35 mm avec une ouverture relative de 2.8, nous fournit une profondeur de champ de 40 mm. Cependant, avec cette ouverture, moins de lumière passera par l’objectif, et la visualisation des gouttes sur la feuille donc ne sera pas

Focale (mm)Le carré d'amplitude des composantes principale	25	35	50
Distance minimale de mise au point (mm)	400	600	920
Distance de travail théorique	459	643.92	919.89
Ouverture relative	1.2	2.8	1.4
Profondeur de champs (mm)	20	40	60

Tableau 5.4 – Ouverture relative de différents objectifs et profondeurs de champs calculées

optimum.

Par conséquent, l'objectif de 50 mm avec une ouverture de 1.4 a été choisi et semble plus adapté pour notre étude, en fournissant une profondeur de champ de 60 mm, plus grande et permettant d'extraire les caractéristiques des gouttes pulvérisées sur la feuille.

Calibrage de la caméra

Le calibrage de la caméra a pour but principal la détermination des informations métriques en vue d'application de mesures dimensionnelles précises. Pour avoir une mesure précise, il est indispensable de prendre en compte les distorsions géométriques induites par le système optique utilisé. En effet, calibrer une caméra c'est aussi déterminer ses paramètres intrinsèques et extrinsèques.

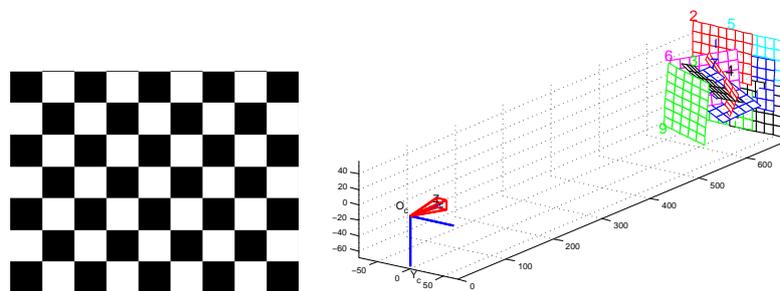


Figure 5.24 – La mire et les paramètres intrinsèques de la caméra

. Rappelons que les paramètres intrinsèques sont la focale et le centre optique de la caméra, et que les paramètres extrinsèques sont la position de repère absolu de la caméra par rapport à la scène (figure 5.24).

Le processus standard de calibration utilisé dans notre étude a été développé par [Bouguet, 2011] pour le logiciel Matlab. Le principe consiste à faire des acquisitions de plusieurs images d'une mire dans différentes positions. Après la détection de points d'intérêts des images, les paramètres intrinsèques et extrinsèques sont déterminés et le calcul de la distorsion est effectué. Ce dernier résulte en un vecteur de coefficients et un modèle de distorsion. Le vecteur de coefficients est sous la forme : $k_c = [k_1 \ k_2 \ p_1 \ p_2 \ k_3]$ avec k_1, k_2, k_3 les coefficients de distorsions radiales et p_1 et p_2 les coefficients de distorsions tangentiels. Ces derniers ne seront pas pris en considération dans notre calibration.

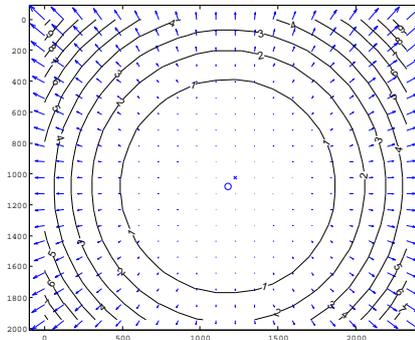


Figure 5.25 – Distorsion radiale de l'objectif 50 mm

En effet, le vecteur de coefficients de distorsion radiale permet d'effectuer les corrections de distorsion sur l'image. Tandis que le modèle de distorsion radiale (utilisant uniquement le coefficient k_1) nous permet d'estimer les nouvelles coordonnées de l'image sans distorsion. La figure 5.25 illustre le modèle de distorsion radiale obtenue par l'objectif 50 mm, présentant une faible distorsion d'environ 9 pixels de décalage maximum en bordure de l'image, cela semble logique étant donné qu'une focale de 50 mm correspond à peu près à la vision humaine qui ne déforme les informations visuelles que sur les bords.

Systeme d'éclairage

Afin de limiter les problèmes d'illumination de l'extérieur et d'unifier l'éclairage tout au long du processus d'acquisition, nous avons utilisé un éclairage à LEDs, qui a été mis à notre disposition par notre laboratoire (figure 5.26).

La puissance d'éclairage du système à LEDs est de 3W, la teinte de l'ampoule à LEDs est le blanc neutre (4500K). Le système conçu est doté d'un dissipateur thermique qui fournit un dégagement de chaleur minimal [Decourselle, 2014a].

Notons que le système d'illumination a été positionné perpendiculairement à la surface de la feuille à une distance de 60 cm.



Figure 5.26 – Système à LEDs

Pulvérisateur

Afin de pouvoir créer une carte de répartition des gouttes pulvérisées sur la feuille, et d'analyser l'impact des différents paramètres liés à la pulvérisation sur la surface de la feuille occupée par le produit, nous avons décidé d'utiliser un pulvérisateur manuel à la place d'un pulvérisateur industriel. En effet, ce dernier envoie une quantité trop importante de produit en un seul jet, ce qui va saturer la feuille en produit, et ainsi saturer l'information utile dans l'image. L'utilisation d'un pulvérisateur manuel, permettant de simuler une pulvérisation réelle (avec un pulvérisateur industriel), est ainsi apparue comme plus appropriée pour notre expérience.

5.6.2 Expériences

Plusieurs feuilles ont été considérées dans notre expérience avec des paramètres de pulvérisation différents. Afin de faire varier la vitesse de pulvérisation, nous avons pulvérisé le produit à deux hauteurs différentes (68 cm et 88 cm).

Pour chaque hauteur de pulvérisation, nous avons pulvérisé trois produits de différentes tensions superficielles. Pour changer la tension superficielle du produit, nous avons utilisé l'alcool éthylique comme surfactant. Nous avons utilisé de l'eau distillée à 72 N/m, de l'eau distillée +10% de surfactant à

50.59 N/m et de l'eau distillée +25% pour une tension superficielle de 41.1 N/m. Ces différents produits vont nous aider à analyser l'impact de la tension superficielle sur la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille.

Pour analyser l'impact de la rugosité sur la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille, nous avons utilisé 8 feuilles de vigne. Chaque face de la feuille (inférieure/ supérieure) a été testée selon deux positions : inclinée (45°) et plane (0°), et chaque test a été répété deux fois. Ces expériences réalisées ont permis d'obtenir une base de données de 192 tests.

5.6.3 Contraintes

Parmi les contraintes que nous avons rencontrées pour la mise en place du système d'acquisition nous citerons en particulier l'éclairage. En effet, nous ne possédons qu'un seul système d'éclairage présenté précédemment. Nous n'avons pas pu tester un autre type d'éclairage permettant d'avoir une meilleure qualité d'image peut-être pour la segmentation.

Une autre contrainte est liée au pulvérisateur manuel pour lequel la taille des gouttes théorique projetées n'est pas connue, et ne peut pas donc être considérée dans le modèle.

5.7 Traitement d'images associé

Dans cette partie, nous allons nous focaliser sur la segmentation des images acquises, pour créer la carte de répartition des gouttes pulvérisées sur la feuille, ainsi qu'à calculer les variables liées aux gouttes détectées et modéliser leur surface occupée.

Avant d'extraire les gouttes pulvérisées sur la feuille, nous allons réaliser un prétraitement pour extraire uniquement l'image de la feuille pulvérisée et éviter la détection des gouttes tombant hors de la cible. Comme les images acquises sont en couleur, nous avons tout d'abord envisagé la mise en œuvre d'une méthode de segmentation basée sur la classification des pixels selon leurs couleurs. Nous avons testé une technique de segmentation basée sur l'utilisation des SVM (Support Vector Machines)[[Bertelli et al., 2011](#)]. Visuellement, les résultats obtenus sont satisfaisants (figure [5.27](#)).

Cependant, le temps d'exécution de l'algorithme est important, raison pour laquelle nous avons utilisé une autre technique de segmentation plus rapide. Nous avons donc utilisé la ligne des partages des eaux (LPE) avec marqueur [[Beucher et Lantuéjoul, 1979](#)] pour l'extraction de la feuille. La ligne des par-



Figure 5.27 – Exemple de segmentation par SVM

tages des eaux (LPE) est une des méthodes de base de la morphologie mathématique, son application est adaptée pour la segmentation des images en niveau de gris et couleur. Cette méthode consiste à utiliser une description topographique de l'image. Elle considère les valeurs d'intensité des pixels comme une information d'altitude où les pixels de fortes intensités sont considérés comme des sommets, tandis que les pixels de faible intensité sont considérés comme des fonds de vallées et les contours des objets correspondant aux lignes de crête. La répartition de cette surface est assimilée à un processus d'inondation de la surface à partir des minima de chaque région. Cette inondation permet de construire des bassins versants. Quand deux bassins se rencontrent, un barrage est construit sur la ligne de crêtes à la jointure des deux bassins. L'ensemble de ces barrages constitue la ligne de partage des eaux. Notons que l'efficacité de la segmentation dépend des points de départ de l'algorithme, appelés « minima locaux ». Cependant, sans traitement préalable, le risque de sur-segmentation est très fréquent [Vincent et Soille, 1991].

Dans notre étude, afin d'éviter cette problématique, nous avons utilisé la *LPE avec marqueur* [Vincent et Soille, 1991], cette dernière permettant d'indiquer quels sont les minima qui seront utilisés comme source des bassins versants. La LPE avec marqueur consiste à marquer les régions à extraire dans l'image. Chaque marqueur de région est considéré comme un ensemble connexe de pixels appartenant à la région. Lors de l'application de la LPE, on impose ces marqueurs comme des minima régionaux. Cela permet de ne conserver que les lignes de crête situées entre les marqueurs et de supprimer alors les autres minima qui sont à l'origine de la sur-segmentation [Vincent, 1994].

Avant d'utiliser la technique de LPE avec marqueur pour segmenter l'image, nous avons effectué un changement d'espace colorimétrique pour toutes les images acquises. Ce dernier est nécessaire pour avoir un meilleur résultat de segmentation des images. Après avoir testé la représentation des images dans différents espaces couleur, nous avons choisi de représenter l'image dans

l'espace HSV, précisément selon la bande S. Cette dernière nous permet de mettre en valeur l'intensité lumineuse des pixels et de rendre ainsi l'intensité des pixels faisant partie de la feuille et des gouttes pulvérisées plus importante. La figure 5.28 montre le résultat obtenu après le changement d'espace couleur de l'image. Nous pouvons remarquer que les intensités des pixels de la feuille et des gouttes pulvérisées sur la feuille sont bien différentes de celle de l'arrière-plan de l'image.



Figure 5.28 – Exemple de représentation d'image en bande (S) de l'espace HSV

Une fois le prétraitement réalisé, nous pouvons extraire la feuille du fond afin de ne conserver que l'objet qui nous intéresse dans l'image. Nous appliquons donc la technique de LPE avec marqueur. La sélection du marqueur a été établie de manière empirique. La figure 5.29 montre un exemple d'extraction de la feuille en utilisant différentes valeurs du marqueur. La sélection de la valeur du marqueur est très importante, pour avoir un bon résultat de segmentation. Comme nous pouvons le constater sur la figure 5.29, le choix d'une valeur de marqueur plus importante (0.8) ou plus faible (0.2) que la valeur idéale (0.67), risque de nous fournir des résultats de segmentation erronés.

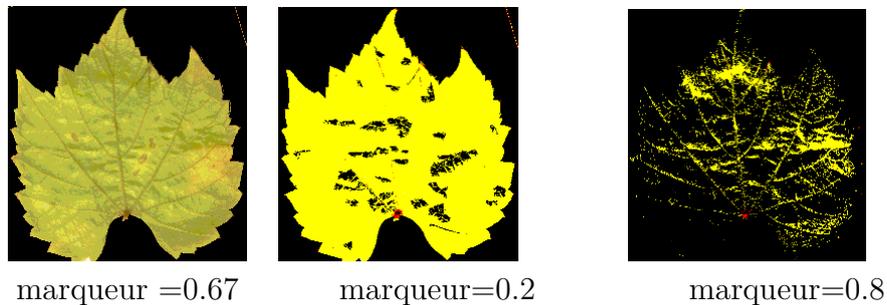


Figure 5.29 – Résultats de segmentation avec différentes valeurs de marqueur

En complément de l'utilisation de la LPE avec marqueur, nous avons appliqué une opération de morphologie mathématique (extraction des composantes connexes) pour l'extraction de la feuille et calculer sa surface (figure 5.30).



Figure 5.30 – Extraction de la feuille

Une fois que la feuille pulvérisée est isolée dans l'image (la bande S de l'espace hsv), nous pouvons procéder à la détection des gouttes pulvérisées sur la feuille pour chaque image. Les images sont au préalable binarisées, le seuil de binarisation étant choisi de manière empirique pour pallier la problématique de l'éclairage (figure 5.31).

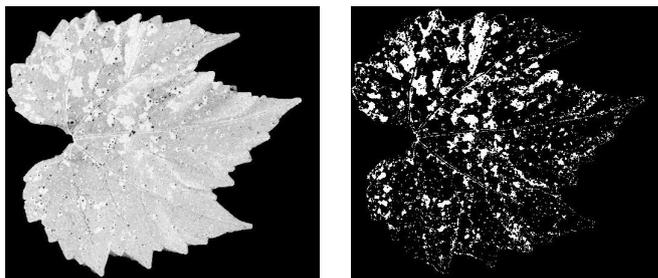


Figure 5.31 – Résultat de binarisation de l'image (S)

Ensuite, nous avons étiqueté et extrait les composantes connexes présentes dans l'image binaire. Ces composantes correspondant aux gouttes pulvérisées sur la feuille. Pour visualiser correctement les gouttes, nous avons tracé les contours de chaque composante connexe considérée (figure 5.32).

Évaluation de la segmentation

L'évaluation de la qualité de la segmentation est un travail conséquent qui nécessite à lui seul un travail de thèse. Ainsi, pour notre étude, l'évaluation de l'algorithme développé a été réalisée grâce à la mesure du coefficient Kappa [Bannari et al., 1998]. Ce dernier est largement utilisé en télédétection pour évaluer une classification supervisée par rapport à une classification experte.

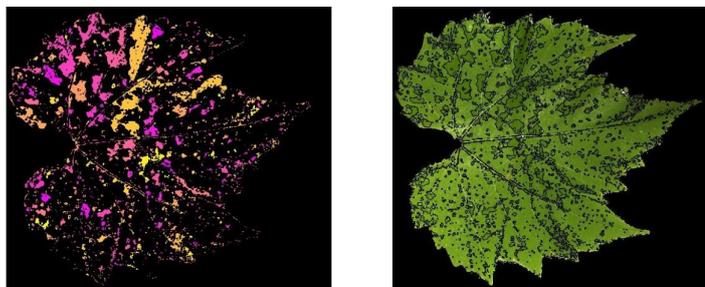


Figure 5.32 – Exemple d'application de l'algorithme de segmentation

En effet, le coefficient Kappa mesure la correspondance entre deux classifications (segmentations) et donne une estimation correspondant au rapport entre la concordance réelle et la concordance aléatoire. Ce coefficient exprime l'accord observé entre des jugements qualitatifs, obtenus par un algorithme de segmentation (composante aléatoire) et une vérité terrain (composante d'accord véritable).

Le calcul du coefficient Kappa nécessite la création d'une matrice de confusion [Chitroub, 2004]. Cette dernière établit la relation entre les classes de l'image obtenue par l'algorithme de segmentation et les classes de référence qui représentent la vérité terrain.

Le coefficient kappa exprime donc une différence entre la proportion d'accord observée P_0 et la proportion d'accord aléatoire (obtenue) P_e , dans le cas où le nombre de classes obtenu automatiquement et celui déterminé par un expert sont identiques, sinon il est impossible d'évaluer le coefficient kappa.

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (5.7)$$

avec P_0 la proportion d'accord observée et P_e , la proportion d'accord aléatoire ou concordance attendue sous l'hypothèse d'indépendance de jugement.

L'évaluation de notre algorithme de segmentation sur quelques images de la surface supérieure de la feuille nous a permis d'obtenir un coefficient Kappa compris entre 0.70 et 0.80 (figure 5.33)

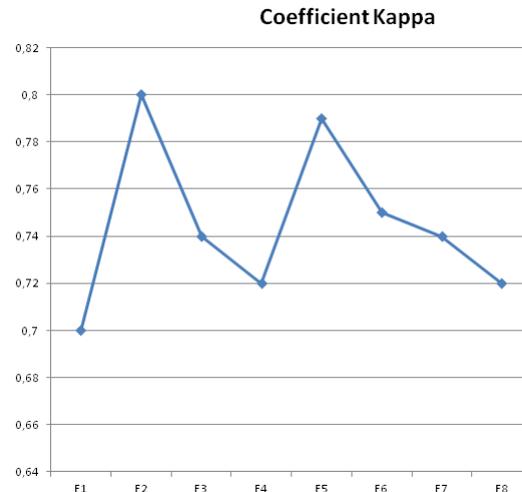


Figure 5.33 – Coefficient Kappa pour la surface supérieure de la feuille

Contrairement aux résultats de la segmentation obtenus pour les surfaces supérieures des feuilles, le coefficient kappa varie entre 0.55 et 0.73 pour les faces inférieures. Cela indique que la qualité de la segmentation obtenue pour les images de la face supérieure de la feuille est meilleure que celle des images de la face inférieure (figure 5.34).

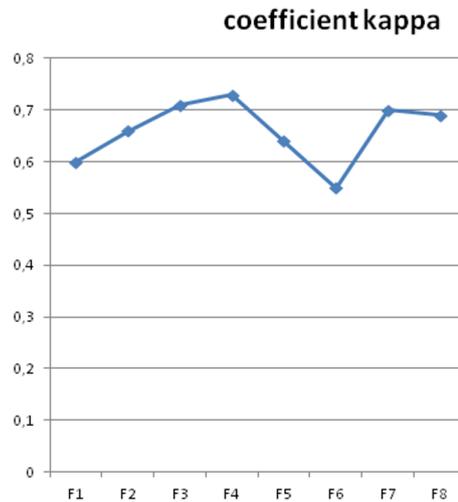


Figure 5.34 – Coefficient Kappa pour la face inférieure de la feuille

Cela peut-être dû à la couleur de la face inférieure (le vert étant très clair par rapport à la surface supérieure) et comme la représentation de la feuille sous la bande S, le choix de seuil été a très difficile et la différence entre le niveau de gris de la feuille et celui de la goutte n'a pas été suffisante pour extraire les gouttes et donc le résultat n'a pas été aussi précis.

Bilan

Dans cette partie, nous avons présenté l'algorithme de segmentation utilisé pour l'extraction des gouttes pulvérisées sur la feuille. Cet algorithme est divisé en deux étapes, la première étape consiste à utiliser LPE avec marqueur pour extraire la feuille pulvérisée. La deuxième étape consiste à binariser l'image de la feuille (obtenu par l'étape 1) représentée selon la bande S de l'espace HSV, et extraire les composantes connexes qui représentent les gouttes pulvérisées sur la feuille.

Les résultats obtenus par cet algorithme sont évalués à travers le coefficient Kappa, qui a montré que la qualité de la segmentation pour la face supérieure de la feuille est meilleure que celle de la face inférieure de la feuille. Dans la suite, nous analyserons donc, l'impact des différents paramètres considérés sur la face supérieure et inférieure séparément.

5.8 Analyse des résultats et modélisation

Dans le cadre de la modélisation de la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille, nous avons réalisé 192 tests sur différentes feuilles de vigne localisées selon deux positions différentes. Chaque feuille a été pulvérisée à deux hauteurs (distances) (68 et 88 cm) en utilisant trois produits de différentes tensions superficielles (72, 51 et 41 N/m). En se basant sur les résultats du traitement d'images, nous allons analyser l'impact des différentes variables considérées dans notre étude expérimentale.

— *Influence de l'angle d'inclinaison et de la hauteur de pulvérisation sur la surface occupée par les gouttes*

Afin d'analyser l'influence de l'angle d'inclinaison et de la hauteur de pulvérisation, nous avons calculé le nombre de pixels correspondant aux gouttes détectées sur la feuille. Ce nombre sera considéré comme la surface de occupée par les gouttes. La figure 5.35 illustre la distribution des valeurs de surface occupée par les gouttes selon la hauteur de pulvérisation et l'angle d'inclinaison de la feuille.

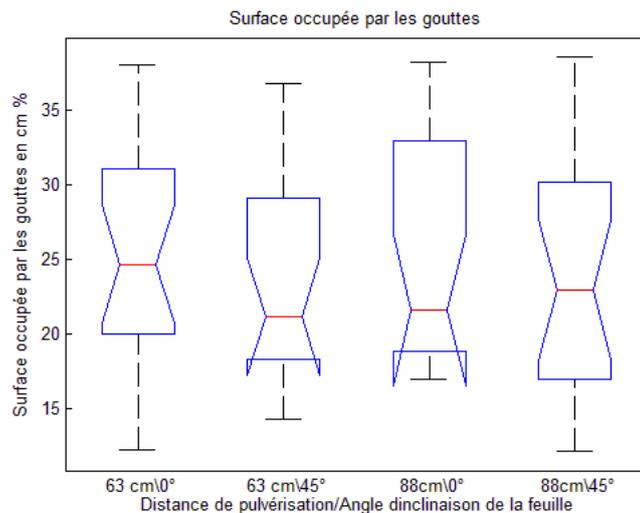


Figure 5.35 – Impact de la hauteur de pulvérisation et de l'inclinaison de la feuille sur la surface occupée par les gouttes

Dans le cas où les feuilles pulvérisées sont en position horizontale (ang = 0°) et pour une hauteur de pulvérisation de 63 cm (dis = 63 cm), nous observons que pour 50% des tests réalisés, la surface occupée par les gouttes varie entre 20.9 et 31 mm^2 . Les 25% de surfaces les plus faibles occupées par les gouttes se situent entre 13.3 et 20.9 mm^2 et les 25% de surfaces les plus importantes

occupées par les gouttes se situent entre 31 et 38 mm^2 . Nous observons aussi que la dispersion de données est plus allongée vers les valeurs élevées.

Pour la même hauteur de pulvérisation mais dans le cas où les feuilles sont inclinées d'un angle de 45° ($\text{ang} = 45^\circ$), nous pouvons constater que la surface occupée par les gouttes varie entre 18.3 et 25.8 mm^2 pour la moitié des cas testés. La surface maximale occupée par les gouttes peut atteindre jusqu'à 29.5 mm^2 tandis que la surface minimale ne descend pas en-dessous de 14.2 mm^2 .

Nous observons également que la dispersion des valeurs est très importante pour une hauteur de pulvérisation de 88 cm combinée à un angle de 0° . Les surfaces occupées par les gouttes variant alors entre 19 et 33 mm^2 . Cependant, l'occupation maximale de la feuille par les gouttes est cloisonnée dans un intervalle compris entre 33 et 38 mm^2 .

Lorsque l'angle d'inclinaison de la feuille est de 45° et que la hauteur de pulvérisation vaut 88 cm, nous observons que la surface occupée par les feuilles varie entre 17 et 28.2 mm^2 . Les valeurs maximales de la surface occupée par les gouttes peuvent atteindre jusqu'à 33.5 mm^2 , tandis que les valeurs minimales de la surface occupée peuvent être de 12 mm^2 .

Comme les tests réalisés dépendent de la même feuille, nous utilisons le test statistique non paramétrique de Wilcoxon pour vérifier leur significativité. Ce test nous a montré qu'il existe une différence significative entre la surface occupée pour le cas (hauteur /angle : 63/ 0° , 63/ 45°) avec p-value=0.008, ainsi que pour le cas (88/ 0° , 88/ 45°) avec p-value= 0.002.

— *Influence de la rugosité*

Afin d'analyser l'impact de la rugosité sur la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille, nous avons calculé les différentes variables caractérisant la rugosité de la surface de la feuille présentés au chapitre 4. Comme la qualité de la segmentation des gouttes pulvérisées sur la face supérieure et inférieure de la feuille n'a pas été identique, les deux faces de la feuille seront donc analysées séparément.

Afin de choisir l'indicateur le plus représentatif de la rugosité de la face de la feuille, les coefficients de corrélation entre tous les indicateurs de rugosité et le taux de surface occupée par les gouttes sont calculés. Ce dernier (le taux de surface occupée) représente le rapport entre la surface occupée par les gouttes (nombre de pixels correspondant aux gouttes) et la surface de la feuille pulvérisée (nombre de pixels correspondant à la feuille).

Pour la face supérieure de la feuille, le tableau 5.5 fournit les coefficients de corrélation entre le taux de surface occupée par les gouttes et les différents indicateurs de rugosité.

Indicateur de rugosité	Coefficient de corrélation	p-value
rugosité optique Ga	0.66	0.0000
indicateur de rugosité DGF	-0.17	0.132
moyenne du spectre de puissance F3	-0.63	0.0000
pourcentage du spectre de puissance F4	0.32	0.0039
valeur propre maximale F2	0.16	0.151
rapport entre valeur propre maximale et minimale F5	0.5	0.000

Tableau 5.5 – Corrélation entre les indicateurs de rugosité et le taux de la surface occupée par les gouttes, pour la face supérieure

D’après les résultats obtenus, l’indicateur de la rugosité optique est le paramètre le mieux corrélé avec le taux d’occupation des gouttes et très significative avec un coefficient de corrélation de 0.66 et p-value=0.000. Cet indicateur sera utilisé par la suite dans la modélisation de la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la face supérieure de la feuille.

En ce qui concerne la face inférieure, l’indicateur de rugosité basé sur le pourcentage de spectre de puissance F4 est considéré comme le plus représentatif de la rugosité de la feuille avec un coefficient de corrélation égale à -0.67 (voir le tableau 5.6). Nous allons donc l’exploiter pour la création de notre modèle pour la face inférieure de la feuille.

Cependant, nous observons que pour les deux faces de la feuille, les coefficients de corrélation sont significatifs mais ils sont faibles, ce qui peut être indiqué que le taux de la surface occupée dépend aussi des autres paramètres de pulvérisation.

— *L’influence de la tension superficielle sur la surface occupée par les gouttes pulvérisées*

Il serait aussi intéressant d’analyser l’impact de la tension superficielle du produit sur la surface occupée par les gouttes. La figure 5.36 illustre la variation de taux de la surface occupée par les gouttes en fonction de la tension superficielle pour la face supérieure et inférieure de la feuille.

Pour la face inférieure de la feuille (figure 5.36), dans le cas de l’eau distillée+25% de surfactant, nous observons que la moitié des valeurs se situe

Indicateur de rugosité	Coefficient de corrélation	p-value
rugosité optique Ga	0.56	0.0001
indicateur de rugosité DGF	-0.22	0.000
moyenne de spectre de puissance F3	0.5	0.027
pourcentage de spectre de puissance F4	-0.67	0.000
carré d'amplitude des composantes principales F2	-0.33	0.001
rapport entre l'axe majeur et l'axe mineur F5	-0.02	0.0001

Tableau 5.6 – Corrélation entre les indicateurs de rugosité et le taux de la surface occupée par les gouttes, pour la face inférieure

entre 23.8% et 34.2% avec une médiane de 30%. Les faibles valeurs de taux d'occupation varient entre 19.5 et 23.8%, alors que les valeurs importantes se situent entre 34.2% et 37%.

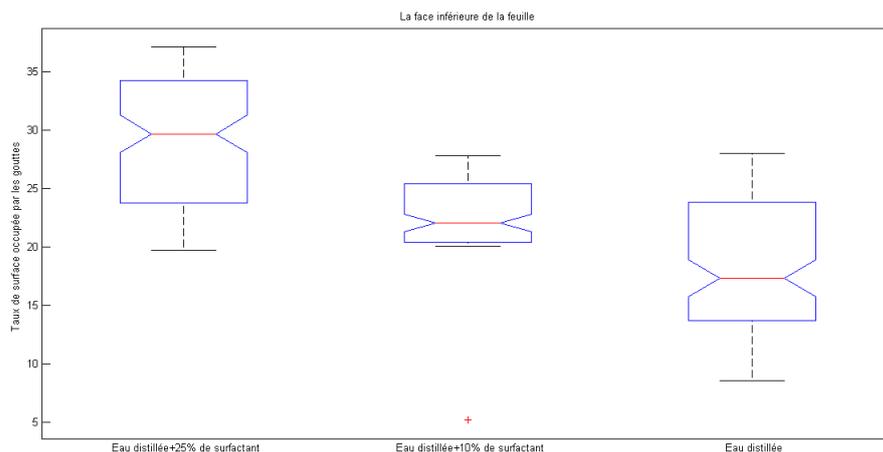


Figure 5.36 – Le taux de surface occupée par les gouttes en fonction de la tension superficielle du produit pour la face inférieure de la feuille

Cependant pour l'eau distillée +10% de surfactant, les valeurs sont moins dispersées, la médiane est de 22%, les 50% des données varient entre 20 % et 25.5%. Le taux maximal de la surface occupée par les gouttes peut atteindre 28%. Enfin, pour l'eau distillée, la moitié des données se situe entre 14% et 24% avec une médiane de 17.5%. Le quartile des faibles valeurs varie entre 8.5% et 14% alors que le quartile des valeurs importantes varie entre 24 et 28%.

L'application de test de significativité de Friedeman entre les différents taux d'occupation des gouttes selon la tension superficielle de produit, nous a montré qu'il existe une différence significative entre eux avec $p=0.001$. Par la suite, nous avons appliqué le test de Wilcoxon entre les différentes paires de taux de surface occupée par les gouttes. Le résultat obtenu confirme qu'il existe une différence significative entre le taux de surface occupée par (l'eau distillée+25% surfactant, et l'eau distillée +10% de surfactant) et (l'eau distillée+25% surfactant et l'eau distillée) avec $p=0.0001$ et $p=0.003$ respectivement. Cependant, pour l'eau distillée +10% de surfactant et l'eau distillée le test n'a pas été significatif avec $p=0.1$.

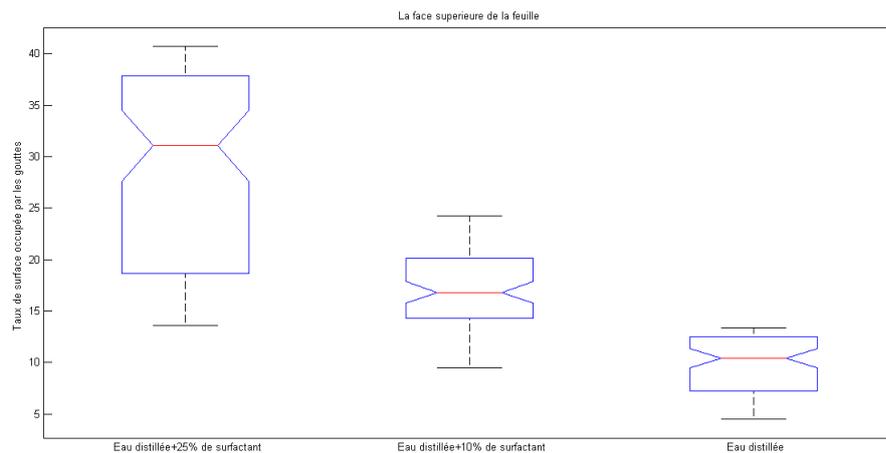


Figure 5.37 – Le taux de surface occupée par les gouttes en fonction de la tension superficielle du produit pour la face supérieure de la feuille

Pour la face supérieure de la feuille (figure 5.37), nous observons que 50% des valeurs de taux de la surface occupée par les gouttes pour l'eau distillée +25% de surfactant se situent entre 19% et 38%, avec une médiane de 31%. Les 25% des faibles valeurs se situent entre 14 % et 18% alors que les 25% des valeurs élevées varient entre 38 et 41%. Dans le cas de l'eau distillée +10% de surfactant, la moitié d'entre eux varient entre 14 % et 20% avec une médiane

de 17%. Le quartile des faibles valeurs se situe entre 9 et 14% et le quartile des fortes valeurs se situe entre 20 et 24%. Pour le dernier cas de l'eau distillée, nous observons que 50% des valeurs varient entre 7 % et 12.5% et le taux d'occupation maximal peut atteindre jusqu'à 12.5%.

L'application de test statistique de Friedman a montré qu'il existe une différence significative entre les différentes variables avec $p= 0.000$. Ainsi que le test de Wilcoxon, a confirmé que toutes les paires sont significativement différentes avec $p =0.001$ pour (l'eau distillée +25 %, l'eau distillée +10%), $p= 0.004$ pour (l'eau distillée +25%, l'eau distillée) et $p = 0.01$ pour (l'eau distillée +10 et l'eau distillée).

Donc, d'après notre expérience, nous pouvons constater que pour les deux faces de la feuille, la tension superficielle de produit influence le taux de la surface occupée par les gouttes, plus elle est faible plus le taux de surface occupée par les gouttes est élevé. Ce qui a été observé également avec le volume retenu dans notre première étude expérimentale.

Modélisation

Cette partie est consacrée à la modélisation du taux de surface de la feuille occupée par les gouttes pulvérisées en fonction de la rugosité de la surface de la feuille, de l'angle d'inclinaison de la feuille, de la hauteur de pulvérisation et de la tension superficielle du produit.

Pour que notre modèle soit plus fiable, nous allons prendre en considération le résultat de l'évaluation de l'algorithme de segmentation. De plus, nous avons vu que l'indicateur caractérisant la rugosité de la surface n'est pas le même pour les deux faces. Pour toutes ces raisons, nous avons créé pour chaque face de la feuille un modèle permettant d'estimer la surface occupée par les gouttes pulvérisées, en se basant sur la régression linéaire multiple descendante. Nous avons introduit toutes les variables calculées à partir de l'image et les variables définies lors de la réalisation de l'expérience. Les variables qui ne sont pas significatives, ont été éliminées.

Pour la surface supérieure de la feuille, nous avons partagé notre base de données en deux parties (48 tests pour chaque partie), une pour la réalisation du modèle et la deuxième pour la validation de ce dernier. Le tableau 5.7 présente les variables sélectionnées pour la création du modèle avec leur probabilité de contribution dans le modèle.

Les résultats présentés dans le tableau 5.7 tendent à prouver que seul le produit de l'angle d'inclinaison de la feuille multiplié par la hauteur de pulvérisation n'est pas très significatif ($p=0.06$) dans le modèle. En outre, étant

Variable	Coefficient	Valeur-probabilité
Indicateur de rugosité optique Ga	0.47	0.00000
Moyenne de spectre de puissance F3	-0.42	0.00000
Tension superficielle du produit	-0.44	0.00000
Angle inclinaison de la feuille*hauteur de pulvérisation	0.02	0.06
Surface totale de la feuille	-0.49	0.0004
Constante	0.89	0.0001

Tableau 5.7 – Tableau des coefficients de la régression multiple

données les valeurs de probabilité obtenues, le modèle est très affecté par la tension superficielle du produit et les deux indicateurs de rugosité (Ga et F3). Ces deux derniers interviennent de manière opposée, l'indicateur de la rugosité optique Ga varie de manière proportionnelle avec le taux de surface occupée par les gouttes, tandis que l'indicateur F3 est inversement proportionnel à la variation du taux de la surface occupée par les gouttes.

Notre modèle nous permet alors d'avoir une estimation du taux d'occupation, avec un taux de corrélation de 78.02%, et le test de Fischer utilisé, dont la valeur vaut 49.69, indique que notre modèle est globalement significatif ($p=0.0000$) (équation (5.8)).

$$Taux_{occ} = -0.49 * surface_{totale} - 0.44 * tension_{superficielle}_{produit} + 0.47 * Ga - 0.43 * F3 + 0.02 * hauteur_{pulvérisation} * angle_{incliné}_{de la feuille} + 0.89 \quad (5.8)$$

Pour la validation et le test du modèle proposé, nous avons utilisé la deuxième partie de notre base de données. La différence entre le taux de surface occupée obtenu à partir de l'image et celui obtenu par le modèle représente l'erreur, appelée « résidus ». La figure 5.38 illustre l'histogramme d'erreur obtenue pour le modèle de la face supérieure de la feuille. Il est centré à zéro, pour vérifier si la distribution de l'erreur suit une distribution normale, nous calculons le test de Shapiro, Avec $p\text{-value} = 0.78$, l'hypothèse nulle est rejetée et donc la distribution de l'erreur suit la loi normale.

Pour la face inférieure de la feuille, nous avons suivi les mêmes étapes en

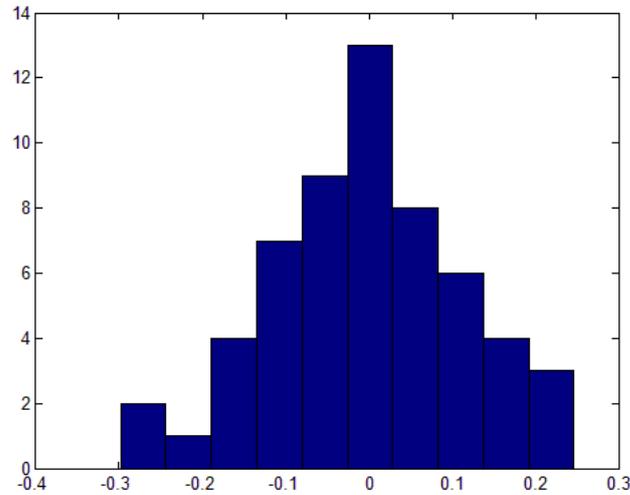


Figure 5.38 – Histogramme de l’erreur calculée pour la face supérieure de la feuille

utilisant la même méthode de régression. Le tableau 5.8 présente les variables les plus significatives pour l’estimation du taux d’occupation de surface par les gouttes.

Nous pouvons constater que la quasi-totalité des variables utilisées pour le modèle précédent interviennent aussi pour la modélisation de la surface de la feuille occupée par les gouttes pulvérisées sur la face inférieure de la feuille, exception faite de l’indicateur de rugosité optique auquel se substitue par le paramètre « du centre de spectre de puissance (en %) F4 » avec un coefficient de -2.4, ce qui indique qu’il influence le taux de la surface occupée par les gouttes. Nous observons également que toutes les variables qui interviennent dans ce modèle sont significatifs ($p < 0.05$).

Le modèle obtenu nous permet d’obtenir un taux de corrélation de 71,6% avec une valeur du test de Fischer de 45,39 ($p = 0.00000$) (équation (5.9)).

$$\begin{aligned}
 \text{Taux}_{occinf} = & -0.73 * \text{surface}_{totale} - 0.18 * \text{tensionsperficielle}_{produit} - 2.4 * F4 \\
 & - 1.83 * F3 - 0.08 * \text{hauteur}_{pulvérisation} * \text{angle}_{incliné\text{de}la\text{feuille}} + 2.99
 \end{aligned}
 \tag{5.9}$$

De la même manière que précédemment, le modèle de prédiction du taux d’occupation des gouttes sur la face inférieure de la feuille a été validé avec le deuxième jeu de données. L’histogramme des résidus calculés est illustré sur la figure 5.39. Peut être considéré comme un histogramme d’une loi normale, avec

variable	Coefficient	Valeur-probabilité
Le centre de spectre de puissance (en %) F4	-2.40	0.00000
La moyenne du spectre de puissance F3	-1.83	0.00000
La tension superficielle du produit	-0.18	0.016
L'angle inclinaison de la feuille*la hauteur de pulvérisation	-0.08	0.01
La surface totale de la feuille	-0.73	0.00000
Constante	2.99	0.000

Tableau 5.8 – Les coefficients obtenus par la régression multiple

(p-value =0.56) de test Shapiro, l'hypothèse nulle est rejetée, la distribution des résidus suit la loi normale.

Il est intéressant sans doute de conclure que pour les deux faces, deux indicateurs de rugosité sont des paramètres significatifs pour l'évaluation du taux d'occupation des gouttes sur les feuilles. Ceci permet de justifier tout le travail effectué sur la mesure de rugosité, qui se trouve de fait être l'élément prépondérant quant à un bon comportement des gouttes sur les feuilles.

5.9 Conclusion

Dans cette partie du travail de thèse, une étude expérimentale à l'aide d'un pulvérisateur manuel et d'une caméra CCD a été mise en place, permettant d'analyser l'impact de différents paramètres de pulvérisation à l'échelle de la feuille sur la surface occupée par les gouttes pulvérisées sur la feuille. La segmentation d'images est la technique d'imagerie utilisée dans cette étude, afin d'extraire toutes les informations liées aux gouttes, dans un objectif de les analyser par la suite.

Dans cette étude expérimentale, il a été constaté que la tension superficielle de produit et la rugosité de la surface de la feuille peuvent influencer la surface occupée par les gouttes pulvérisées avec un impact important de la rugosité de la surface de la feuille, et constitue même le paramètre primordial. Cependant, l'influence de la hauteur de pulvérisation et l'angle d'inclinaison a été très

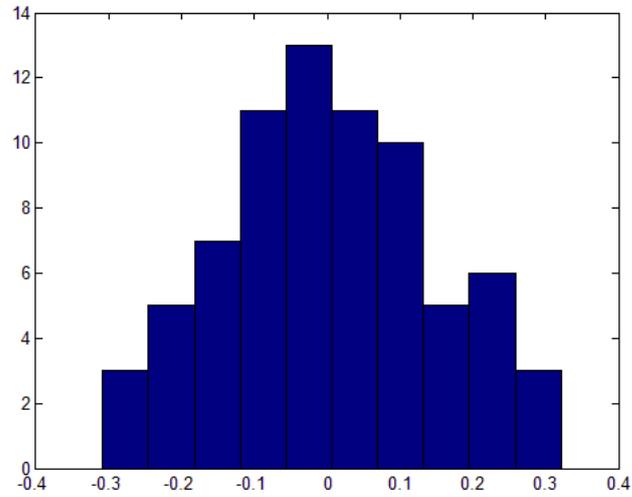


Figure 5.39 – Histogramme de l'erreur calculée pour la face inférieure de la feuille

limitée.

Nous avons proposé deux modèles qui peuvent nous informer sur le taux d'occupation des produits pulvérisés sur la feuille et donc nous renseigné sur la distribution du traitement sur le feuillage. L'amélioration des résultats obtenus par ces deux modèles dépend à la fois de la mise en place de tests plus conséquents prenant en compte un nombre de paramètres plus important tel que la taille de la goutte, sa vitesse d'impact, mais aussi à l'amélioration des résultats de la segmentation d'images. Cette dernière, dépend à son tour, des conditions d'acquisition et de la qualité des images acquises.

Chapitre 6

Conclusion générale

Dans le cadre de la pulvérisation de précision et du programme ECO-PHYTO 2, la diminution de l'utilisation des produits phytosanitaires pour le traitement des plantes est devenue une action phare et primordiale, qui doit conduire à une réduction de la pollution de l'environnement et à une diminution des coûts. Pour satisfaire ces conditions, des études empiriques au niveau des parcelles et à l'échelle de la feuille ont été réalisées notamment en viticulture afin de définir les paramètres d'une pulvérisation optimale. Cependant, la majorité de ces études ont remplacé les feuilles de vigne par des feuilles artificielles comme des papiers hydrosensibles ou des collecteurs en plastique, non représentatifs de la texture des feuilles et donc de l'interaction avec les produits pulvérisés. De même, ils utilisent souvent un spectrophotomètre pour la quantification du produit retenu sur la feuille. Afin d'éviter ce travail sur le terrain et les problèmes qui en découlent l'analyse de l'image constitue un outil intéressant.

Cette thèse apporte ainsi un ensemble d'outils opérationnels qui permettent d'analyser la surface des feuilles à partir des images. Un ensemble de paramètres a été défini en se basant sur des études expérimentales et l'analyse de l'image pour caractériser une pulvérisation optimale. Ainsi, des modèles statistiques ont été élaborés permettant de prédire la quantité de produit retenu par la feuille ainsi que la surface occupée par les gouttelettes pulvérisées.

Deux objectifs étaient fixés :

- Une analyse de la surface de feuilles de vigne à partir de l'image pour caractériser les paramètres représentatifs de la rugosité de surface.
- Une modélisation de la répartition et de la quantification des produits pulvérisés sur la feuille.

Le travail de cette thèse s'inscrit dans un projet commun entre l'UMR

Agroécologie et notamment l'une de ses composantes Agrosup Dijon, Nicéphore cité et la Région Bourgogne, destiné à étudier, comprendre et modéliser la répartition et la quantité de produit phytosanitaire pulvérisé sur des feuilles de vigne. Les travaux de ce projet de thèse sont pluridisciplinaires, ils demandent des connaissances en agronomie, traitement d'image et en statistiques.

De l'analyse de la surface de la feuille...

Durant cette thèse et afin d'étudier l'état de la surface de la feuille, nous avons fait le choix d'utiliser des images microscopiques pour analyser la micro-rugosité de la feuille. Généralement, dans la littérature, l'étude de la rugosité de la surface est souvent basée sur le calcul de l'angle de contact entre la feuille et la goutte. Dans cette étude, nous nous sommes orientés sur l'analyse de l'image pour caractériser la rugosité de la surface foliaire. Pour cela différentes approches existantes issues de la littérature, et destinées à d'autres applications que l'agriculture, ont été adaptées et testées. Nous avons en outre proposé un nouvel indicateur pour évaluer la rugosité de la surface et une nouvelle méthode de comparaison entre les différents indicateurs de la rugosité de surface. Cette dernière est basée sur la sensibilité de chaque indicateur à la variation de la rugosité de surface. Cependant, le résultat de cette méthode reste perfectible et ne nous permet pas de déterminer, de manière générique, quel est l'indicateur le plus représentatif de la rugosité réelle.

Une étude spécifique pour la vigne a été réalisée, des paramètres basés sur l'analyse du spectre de puissance ont été testés pour caractériser l'homogénéité de la surface et la densité des poils et des nervures présents sur la surface de la feuille.

De plus, une comparaison entre l'indicateur de rugosité optique, notre nouvel indicateur de rugosité basé sur les descripteurs généralisés de Fourier et la rugosité arithmétique de la feuille de vigne a été réalisée. Nous avons démontré que les mesures de rugosité arithmétique coïncident avec l'indicateur de rugosité optique lorsque la surface est parfaitement plate. Néanmoins, les mesures obtenues par interférométrie ne sont pas fiables pour toutes les zones de la surface de la feuille. En outre, ce type de matériel est destiné à des surfaces solides, ce qui n'est pas le cas pour les surfaces foliaires. Il serait donc intéressant de trouver un autre moyen pour mesurer la rugosité arithmétique de la feuille.

Pour finir, nous avons effectué une analyse comparative entre la rugosité des feuilles de vigne et celle de feuilles artificielles. De cette analyse, il ressort explicitement qu'il existe une différence significative de rugosité entre ces deux

types surfaces ce qui nous permet de déduire que ces feuilles artificielles ne peuvent pas se substituer aux feuilles de vigne pour des études expérimentales. Il serait néanmoins important de confirmer ce résultat par des études plus fines prenant par exemple en compte le stade de développement de la vigne, ainsi que le type de cépage.

... à la modélisation

Le second objectif de cette thèse était d'établir des modèles prédictifs permettant d'estimer la surface occupée par les gouttes pulvérisées et de quantifier la répartition et le volume de produit restant sur la feuille après pulvérisation. Ces travaux ont fait l'objet de deux études expérimentales afin de définir les paramètres d'une pulvérisation optimale.

La première étude a été réalisée dans le cadre d'une collaboration avec l'organisme ILVO en Belgique. Elle a nécessité l'utilisation d'un générateur de gouttelettes et d'une caméra rapide, mis à notre disposition par nos collègues belges. Les images acquises lors de la réalisation de ces expériences ont été traitées pour l'extraction des différents paramètres de la goutte tels que son diamètre, sa vitesse et son angle de contact avec la surface. En parallèle des paramètres de la goutte, nous avons calculé la tension superficielle du produit et la rugosité de la surface des feuilles utilisées.

L'analyse de ces résultats expérimentaux nous a permis de conclure qu'une pulvérisation optimale dépend de la tension superficielle du produit utilisé, de la rugosité de surface et aussi du diamètre et de la vitesse de la goutte. Nous avons donc développé un modèle permettant de prédire le volume retenu par la feuille après la pulvérisation, en prenant en considération les différents paramètres de la goutte, l'état de surface de la feuille et de la tension superficielle du produit utilisé.

Suite à cette étude expérimentale un modèle nous fournit une prédiction de la quantité du produit retenu par la feuille, en prenant en considération les différents paramètres cités précédemment.

D'autre part, la seconde étude empirique réalisée s'est basée sur l'utilisation d'un système d'acquisition développé au sein de notre laboratoire. Ce système d'acquisition est basé sur l'utilisation d'une caméra CCD et d'un pulvérisateur manuel. Cette étude expérimentale a eu un double objectif. Le premier est la création d'une carte de répartition des gouttelettes pulvérisées à l'échelle de la feuille. Pour cela, un algorithme de segmentation basé sur une approche morphologique a été spécifiquement développé pour la détection des gouttes et l'extraction de leurs paramètres (surface de la feuille occupée par les gouttes). Le second objectif est la création de deux modèles prédictifs de la surface de

la feuille occupée par les gouttes pulvérisées en intégrant les caractéristiques de chaque face de la feuille, la tension superficielle du produit et la distance de pulvérisation,

En conclusion, les résultats et les apports obtenus durant ces travaux de thèse ont montré incontestablement leurs pertinences pour étudier les différents aspects liés à la pulvérisation de précision dans le cadre de la viticulture. Au-delà des résultats et des modèles obtenus, c'est toute la chaîne de traitements d'images qui est validée. Ainsi, la démarche scientifique élaborée et l'apport de l'imagerie dans ce domaine offrent de très bonnes perspectives pour extraire des paramètres pertinents permettant d'estimer la rugosité de surface et de modéliser le processus complet de comportement des gouttes sur des feuilles. Cette application opérationnelle illustre le potentiel et l'apport de l'imagerie au service de l'agronomie et plus particulièrement de la pulvérisation de précision dans un contexte de réduction des intrants, véritable défi de demain.

Perspectives

À travers le souhait des différents partenaires d'analyser et de modéliser la pulvérisation de précision pour la viticulture, nous avons développé un outil méthodologique adapté. Cette étude ouvre par conséquent des perspectives intéressantes.

Dans le cadre de la suite de ces travaux, il sera impérativement nécessaire d'agir de deux manières sur les travaux proposés. D'un côté, il est nécessaire d'automatiser et d'améliorer l'algorithme de segmentation pour la création d'une carte de réparation des gouttelettes. Cette amélioration dépend notamment des conditions d'acquisition des images et plus particulièrement de l'éclairage qui entraîne une forte variabilité des images acquises. D'un autre côté, il est important d'élargir le modèle de la rétention en prenant en considération les conditions réelles de pulvérisation, à savoir : les aspects météorologiques, les vitesses de pulvérisation plus proches de la réalité, l'utilisation d'une véritable bouillie de pulvérisation, ainsi que les paramètres de la plante tels que son stade de développement et la densité de la canopée, l'architecture de la plante, la viscosité du produit et sa tension superficielle statique et dynamique. En outre, nos tests ont été réalisés sur des surfaces planes, situation que l'on ne retrouve pas dans la réalité. Il est également important de développer dans le futur, une méthode basée sur le traitement d'image, permettant de quantifier et d'estimer le volume pulvérisé sur la feuille à partir de la surface occupée par les gouttes.

Il serait aussi intéressant de faire le lien entre nos travaux de thèse et les travaux de T. Decourselle [Decourselle, 2014b], qui a défini le nombre critique de transition (nombre de Weber) pour les feuilles de vigne. En effet, le nombre de Weber correspond au ratio de l'énergie cinétique sur l'énergie de surface et peut être utilisé pour classer les gouttes. Il serait intéressant de faire le lien entre la rugosité des feuilles de vigne et le nombre de Weber selon le stade de développement de la feuille et le cépage

Dans le cadre de l'optimisation de la pulvérisation et afin de définir des paramètres d'une pulvérisation plus fine et optimale, il serait intéressant de modéliser la feuille de vigne en différente position et orientation et de modéliser une scène de pulvérisation en 3D en se basant sur la stéréo-vision. Cela permettrait par la suite de réaliser des simulations de pulvérisation pour déterminer des paramètres plus fins.

Au cours de cette thèse, nous avons abordé plusieurs thèmes situés entre le traitement des images et la viticulture. Ces grands thèmes sont l'analyse de la texture, la segmentation d'image, la modélisation et l'analyse de la pulvérisation en viticulture. Notre contribution scientifique est l'aboutissement d'une démarche réfléchie parfois remise en cause par d'âpres discussions scientifiques et techniques. Elle a contribué à afficher une démarche scientifique à la charnière des deux domaines tant au niveau de l'analyse de l'image (analyse de texture, segmentation) qu'au niveau de l'analyse et de la modélisation des paramètres de pulvérisation.

Publications

Revue

- **Houda Bediaf**, Rachid Sabre, Ludovic Journaux, Frédéric Cointault. Comparaison of leaf surface roughness analysis methods by sensitivity to noise analysis. *Biosystems Engineering*, Volume 136, August 2015, Page 77-86.

Conférences internationales et nationales

- **Houda Bediaf**, Ludovic Journaux, Rachid Sabre, Frédéric Cointault. Roughness evaluation of vine leaf by image processing. *10th IASTED International Conference Signal Processing, Pattern Recognition and Applications (SPPRA 2013)*, Feb 2013, Innsbruck, Austria. pp.258-263, 2013
- **Houda Bediaf**, Ludovic Journaux, Rachid Sabre, Frédéric Cointault. Vine leaf roughness estimation by image processing. *EFITA2013 Conference Sustainable agriculture through ICT innovation*, Jun 2013, Torino, Italy. CIGR, pp.360, 2013
- **Houda Bediaf**, Ludovic Journaux, Frédéric Cointault, Rachid Sabre. Détermination de la texture de la feuille de vigne par imagerie. (Poster) *Orasis, Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur*, Jun 2013, Cluny, France.
- **Houda Bediaf**, Ludovic Journaux, Rachid Sabre, Frédéric Cointault. Leaf surface roughness characterization by image processing. (Poster) *Proceedings 9th European Conference on Precision Agriculture*. July 7 -11, Leida, Spain. 2013.
- **Houda Bediaf** et Frédéric Cointault. Estimation de la quantité de produit pulvérisé restant sur des feuilles de vigne par imagerie et modèle statistique associé. (Poster) *Les rencontres du végétale*, Agrocampus

- Ouest, Angers 8^{ème} édition 12-13 Janvier 2015.
- **Houda Bediaf**, Ludovic Journaux, Rachid Sabre, Frédéric Cointault.
Optimisation de pulvérisation par analyse d'images de texture de feuille.
(Poster) *Forum des Jeunes Chercheurs*, Besançon, France, 2012.

Annexe A

Paramètres de textures d'Haralick

A partir d'une matrice de cooccurrence d'Haralick P de taille n^2 , nous pouvons calculer les caractéristiques les plus souvent utilisées comme suit :

Moyenne :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n iP(i, j) \quad (1)$$

Variance :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - Moy)^2 P(i, j) \quad (2)$$

Maximum de probabilité :

$$\max[P(i, j)] \quad (3)$$

Moment angulaire du second ordre :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \{P(i, j)\}^2 \quad (4)$$

Contraste de texture :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |i - j| P(i, j) \quad (5)$$

Corrélation :

$$\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - \mu_x)(j - \mu_y) P(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (6)$$

Entropie :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) \log(P(i, j)) \quad (7)$$

Homogénéité :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (8)$$

Contraste :

$$\sum_{i=1}^n i^2 P_{x-y}(i) \quad (9)$$

Somme des moyennes (Sum Average) :

$$\sum_{i=1}^{2n} i P_{x+y}(i) \quad (10)$$

Somme des entropies (Sum entropy) :

$$- \sum_{i=1}^{2n} P_{x+y}(i) \log(P_{x+y}(i)) \quad (11)$$

Différence d'entropie (Difference Entropy) :

$$- \sum_{i=1}^n P_{x-y}(i) \log(P_{x-y}(i)) \quad (12)$$

Mesure d'information de corrélation 1 (Information measure of correlation 1) :

$$\frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (13)$$

Mesure d'information de corrélation 2 (Information measure of correlation 2) :

$$\sqrt{1 - \exp(-2(HXY2 - HXY))} \quad (14)$$

Pour pouvoir calculer les deux dernières caractéristiques, il est nécessaire de définir les statistique suivantes :

$$HX = - \sum_{i=1}^n P_x(i) \log(P_x(i))$$

$$HY = - \sum_{i=1}^n P_y(i) \log(P_y(i))$$

$$HXY = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) \log(P(i, j))$$

$$HXY1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) \log(P_x(i)P_y(j))$$

$$HXY2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_x(i)P_y(j) \log(P_x(i)P_y(j))$$

$$P_x(i) = \sum_{j=1}^n P(i, j)$$

$$P_y(j) = \sum_{i=1}^n P(i, j)$$

$$P_{x+y}(i) = \sum_{i+j=q} P(i, j), q = 2, 3, \dots, 2k$$

$$P_{|x-y|}(i) = \sum_{i+j=q} P(i, j), q = 0, 1, \dots, k-1$$

$$\mu_x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n iP(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n jP(i, j)$$

Bibliographie

- [inf, 2009] (2009). *Infinity Photo-Optical Company. Model K2/SC Long-Distance Microscope System.* Cité page 104
- [Al Heidary et al., 2014] Al Heidary, M., Douzals, J., Sinfort, C., et Vallet, A. (2014). Influence of spray characteristics on potential spray drift of field crop sprayers : A literature review. *Crop Protection*, 63 :120–130. 2 citations pages 113 et 119
- [Al-Kindi et al., 1992] Al-Kindi, G., Baul, R., et Gill, K. (1992). An application of machine vision in the automated inspection of engineering surfaces. *The international journal of production research*, 30(2) :241–253. Cité page 41
- [Amadasun et King, 1989] Amadasun, M. et King, R. (1989). Textural features corresponding to textural properties. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 19(5) :1264–1274. Cité page 35
- [Aubertot et Carpentier, 2011] Aubertot, J. et Carpentier, A. (2011). Pesticides, agriculture et environnement. réduire l'utilisation des pesticides et en limiter les impacts environnementaux. expertise scientifique collective inra-cemagref (decembre 2005). *Rapport.* 2 citations pages 6 et 8
- [Bahrouni et al., 2009] Bahrouni, H., Sinfort, C., Hamza, E., Cotteux, E., Bonicelli, B., et Ruelle, B. (2009). Un modèle de dérive à faible complexité pour les pulvérisations en culture basse adapté aux conditions méditerranéennes. In *XXXIXème Congrès du Groupe Français des Pesticides*, pages 4–p. Cité page 21
- [Bannari et al., 1998] Bannari, A., He, D.-C., Morin, D., et Anys, H. (1998). Analyse de l'apport de deux indices de végétation à la classification dans les milieux hétérogènes. *Canadian journal of remote sensing*, 24(3) :233–239. Cité page 138
- [Bediaf et al., 2013] Bediaf, H., Journaux, L., Sabre, R., et Cointault, F. (2013). Roughness evaluation of vine leaf by image processing. *Signal Processing, Pattern Recognition and Applications : Computer Graphics and Imaging.* Cité page 91

- [Bediaf et al., 2015] Bediaf, H., Sabre, R., Journaux, L., et Cointault, F. (2015). Comparison of leaf surface roughness analysis methods by sensitivity to noise analysis. *Biosystems Engineering*, 136 :77–86. Cité page 61
- [Bertelli et al., 2011] Bertelli, L., Yu, T., Vu, D., et Gokturk, B. (2011). Kernelized structural svm learning for supervised object segmentation. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*, pages 2153–2160. IEEE. 2 citations pages 56 et 134
- [Beucher, 1990] Beucher, S. (1990). *Segmentation d’images et morphologie mathématique*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Mines de Paris. Cité page 54
- [Beucher et Lantuéjoul, 1979] Beucher, S. et Lantuéjoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. In *International workshop on image processing, real-time edge and motion detection*. Cité page 134
- [Billiot, 2014] Billiot, B. (2014). *Conception d’un dispositif d’acquisition d’images agronomiques 3D en extérieur et développement des traitements associés pour la détection et la reconnaissance de plantes et de maladies*. PhD thesis, Université de Bourgogne. 3 citations pages xvi, 129 et 130
- [Bloch et al., 2004] Bloch, I., Gousseau, Y., Maître, H., Matignon, D., Pesquet-Popescu, B., Schmitt, F., Sigelle, M., et Tuplin, F. (2004). Le traitement des images. *Polycopié du cours ANIM, Département TSI-Télécom-Paris*, 370. Cité page 53
- [Bonicelli et al., 2012] Bonicelli, B., Fanlo, J., Aubert, B., Cotteux, E., Sinfort, C., Ruelle, B., Moura, D., et Diouloufet, G. (2012). Mesure en continue de la qualité de l’air en aval d’une zone de traitement. In *42e congrés du Groupe Français des Pesticides*, pages 5–p. GFP. Cité page 6
- [Bouguet, 2011] Bouguet, J.-Y. (2011). Camera calibration toolbox for matlab. [http. www. vision, caltech, edu](http://www.vision.caltech.edu). Cité page 132
- [Bouman et al., 1994] Bouman, C., Shapiro, M., et al. (1994). A multiscale random field model for bayesian image segmentation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 3(2) :162–177. Cité page 55
- [Bracewell, 1965] Bracewell, R. (1965). The fourier transform and its applications. *New York*. Cité page 46
- [Briand et al., 2015] Briand, O., De Alencastro, L. F., Bedos, C., Benoit, P., Brunet, Y., Carluer, N., Cattan, P., Chevreuil, M., Coquet, Y., Delmas, F., et al. (2015). Transferts de pesticides et réduction de la contamination de l’environnement : Transfert et devenir des pesticides dans l’atmosphère. Technical report, Editions Quae. Cité page 6
- [Brigham et Brigham, 1988] Brigham, E. O. et Brigham, E. (1988). *The fast Fourier transform and its applications*, volume 1. Prentice Hall Englewood Cliffs, NJ. Cité page 46

- [Butault et al., 2010a] Butault, J., Dedryver, C., Gary, C., Guichard, L., Jacquet, F., Meynard, J., Nicot, P., Pitrat, M., Reau, R., Sauphanor, B., et al. (2010a). *Ecophyto r&d. Quelles voies pour réduire l'usage des pesticides*, page 92. *Cité page 1*
- [Butault et al., 2010b] Butault, J., Dedryver, C., Gary, C., Guichard, L., Jacquet, F., Meynard, J., Nicot, P., Pitrat, M., Reau, R., Sauphanor, B., et al. (2010b). *Ecophyto r&d. Quelles voies pour réduire l'usage des pesticides*, page 92. *Cité page 9*
- [Butler Ellis et al., 2004] Butler Ellis, M. C., Webb, D. A., et Western, N. M. (2004). The effect of different spray liquids on the foliar retention of agricultural sprays by wheat plants in a canopy. *Pest management science*, 60(8) :786–794. *4 citations pages 1, 27, 106 et 114*
- [Callies Reyssat, 2007] Callies Reyssat, M. (2007). *Splendeur et misère de l'effet lotus*. PhD thesis, Paris 6. *Cité page 36*
- [Camastra, 2007] Camastra, F. (2007). Image processing : Principles and applications [book review]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 18(2) :610–610. *Cité page 53*
- [Canny, 1986] Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, (6) :679–698. *Cité page 53*
- [Carron, 1995] Carron, T. (1995). *Segmentations d'images couleur dans la base Teinte-Luminance-Saturation : approche numérique et symbolique*. PhD thesis. *Cité page 53*
- [Cassie, 1948] Cassie, A. (1948). Contact angles. *Discussions of the Faraday Society*, 3 :11–16. *Cité page 37*
- [Chang et Li, 1994] Chang, Y.-L. et Li, X. (1994). Adaptive image region-growing. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 3(6) :868–872. *Cité page 54*
- [Chassery et Garbay, 1984] Chassery, J.-M. et Garbay, C. (1984). An iterative segmentation method based on a contextual color and shape criterion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, (6) :794–800. *Cité page 53*
- [Chen et Pavlidis, 1979] Chen, P. C. et Pavlidis, T. (1979). Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm. *Computer graphics and image processing*, 10(2) :172–182. *Cité page 55*
- [Chitroub, 2004] Chitroub, S. (2004). Combinaison de classifieurs : une approche pour amélioration de la classification d'images multisources multi-dates de télédétection. *Télédétection*, 4(3) :289–301. *Cité page 139*

- [Cocquerez et Philipp-Foliguet, 1995] Cocquerez, J. P. et Philipp-Foliguet, S. (1995). Analyse d'images : filtrage et segmentation. *Cité page 53*
- [Codis et al., 2012] Codis, S., Douzals, J.-P., Davy, A., Chapuis, G., Debuisson, S., et Wisniewski, N. (2012). Doses de produits phytos autorisées sur vigne en europe, vont-elles s'harmoniser. *Phytoma-La Défense des végétaux*, (656) :37–41. *Cité page 12*
- [Cohen et al., 2013] Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., et Aiken, L. S. (2013). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences*. Routledge. *Cité page 120*
- [Coster et Chermant, 2001] Coster, M. et Chermant, J.-L. (2001). Image analysis and mathematical morphology for civil engineering materials. *Cement and Concrete Composites*, 23(2) :133–151. *Cité page 55*
- [Dairien, 2007] Dairien, J.-L. (2007). *Catalogue des variétés et clones de vigne cultivés en France*. Institut français de la vigne et du vin, ENTAV-ITV France. *2 citations pages 75 et 86*
- [Daubechies et al., 1988] Daubechies, I. et al. (1988). Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on pure and applied mathematics*, 41(7) :909–996. *Cité page 48*
- [de Albuquerque et al., 2004] de Albuquerque, M. P., Esquef, I., et Mello, A. G. (2004). Image thresholding using tsallis entropy. *Pattern Recognition Letters*, 25(9) :1059–1065. *Cité page 54*
- [De Moor et al., 2000] De Moor, A., Langenakens, J., Vereecke, E., Jaeken, P., Lootens, P., et Vandecasteele, P. (2000). Image analysis of water sensitive paper as a tool for the evaluation of spray distribution of orchard sprayers. *Aspects of Applied Biology*, 57 :329–342. *Cité page 21*
- [De Rutter et al., 1990] De Rutter, H., Uffing, A. J., Meinen, E., et Prins, A. (1990). Influence of surfactants and plant species on leaf retention of spray solutions. *Weed Science*, pages 567–572. *Cité page 116*
- [Decourselle, 2014a] Decourselle, T. (2014a). *Etude et modélisation du comportement des gouttelettes de produits phytosanitaires sur les feuilles de vigne par imagerie ultra-rapide et analyse de texture*. PhD thesis, Université de Bourgogne. *7 citations pages xix, 1, 19, 104, 107, 112 et 133*
- [Decourselle, 2014b] Decourselle, T. (2014b). *Etude et modélisation du comportement des gouttelettes de produits phytosanitaires sur les feuilles de vigne par imagerie ultra-rapide et analyse de texture*. PhD thesis, Université de Bourgogne. *Cité page 155*
- [Delaunois, 2002] Delaunois, F. (2002). Les dépôts chimiques de nickel-bore sur alliages d'aluminium. *2 citations pages xix et 38*

- [Deriche, 1987] Deriche, R. (1987). Using canny’s criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International journal of computer vision*, 1(2) :167–187. *Cité page 53*
- [Deveau, 2009] Deveau, J. (2009). *Six elements of effective spraying in orchards and vineyards*. Ontario, Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs. *3 citations pages xviii, 12 et 13*
- [Dhanasekar et Ramamoorthy, 2006] Dhanasekar, B. et Ramamoorthy, B. (2006). Evaluation of surface roughness using a image processing and machine vision system. *Journal of Metrology Society of India*, 21(1) :9–15. *Cité page 62*
- [Dorr et al., 2008] Dorr, G., Hanan, J., Adkins, S., Hewitt, A., O’Donnell, C., et Noller, B. (2008). Spray deposition on plant surfaces : a modelling approach. *Functional Plant Biology*, 35(10) :988–996. *2 citations pages 28 et 114*
- [Dorr et al., 2014] Dorr, G. J., Kempthorne, D. M., Mayo, L. C., Forster, W. A., Zabkiewicz, J. A., McCue, S. W., Belward, J. A., Turner, I. W., et Hanan, J. (2014). Towards a model of spray canopy interactions : interception, shatter, bounce and retention of droplets on horizontal leaves. *Ecological Modelling*, 290 :94–101. *Cité page 119*
- [Dubey et al., 2013] Dubey, S. R., Dixit, P., Singh, N., et Gupta, J. P. (2013). Infected fruit part detection using k-means clustering segmentation technique. *IJIMAI*, 2(2) :65–72. *Cité page 56*
- [Fan et al., 2001] Fan, J., Yau, D. K., Elmagarmid, A. K., et Aref, W. G. (2001). Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 10(10) :1454–1466. *Cité page 54*
- [Finlayson et al., 2005] Finlayson, G., Hordley, S., Schaefer, G., et Tian, G. Y. (2005). Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation. *Pattern recognition*, 38(2) :179–190. *Cité page 54*
- [Force, 1997] Force, S. D. T. (1997). A summary of airblast application studies. *Washington, DC Spray Drift Task Force*. *Cité page 20*
- [Forster et al., 2005] Forster, W., Kimberley, M., et Zabkiewicz, J. (2005). A universal spary droplet adhesion model. *Transactions of the ASAE*, 48(4) :1321–1330. *4 citations pages 1, 28, 35 et 114*
- [Forster et al., 2004] Forster, W., Steele, K., Gaskin, R., Zabkiewicz, J., et al. (2004). Spray retention models for vegetable crops : preliminary investigation. *New Zealand Plant Protection*, 57 :260. *2 citations pages 27 et 28*
- [Forster et al., 2006] Forster, W. A., Kimberley, M. O., Steele, K. D., Haslett, M. R., et Zabkiewicz, J. A. (2006). Spray retention models for arable crops. *Journal of ASTM International*, 3(6). *Cité page 1*

- [Forster et al., 2001] Forster, W. A., Kimberley, M. O., et Zabkiewicz, J. A. (2001). Pesticide spray droplet adhesion modeling. In *Pesticide Formulations and Application Systems : A New Century for Agricultural Formulations, Twenty First Volume*. ASTM International. *Cité page 28*
- [Foucher et al., 2001] Foucher, P., Revollon, P., et Vigouroux, B. (2001). Segmentation d'images en couleurs par réseau de neurones : Application au domaine végétal. *Actes du Congrès francophone de Vision par Ordinateur (ORASIS), Cahors, France*, pages 309–317. *Cité page 56*
- [Gagalowicz, 1983] Gagalowicz, A. (1983). *Vers un modèle de textures*. PhD thesis. *Cité page 42*
- [Galloway, 1975] Galloway, M. M. (1975). Texture analysis using gray level run lengths. *Computer graphics and image processing*, 4(2) :172–179. *Cité page 44*
- [Gaskin et al., 2005] Gaskin, R., Steele, K., Forster, W., et al. (2005). Characterising plant surfaces for spray adhesion and retention. *New Zealand Plant Protection*, 58 :179. *3 citations pages 1, 28 et 35*
- [Gauthier et al., 1991] Gauthier, J., Bornard, G., et Silbermann, M. (1991). Motions and pattern analysis : harmonic analysis on motion groups and their homogeneous spaces. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 21(1) :159–172. *3 citations pages 46, 66 et 67*
- [Gauvrit, 1996] Gauvrit, C. (1996). *Efficacité et sélectivité des herbicides*. Editions Quae. *3 citations pages 35, 75 et 76*
- [Gevers et Stokman, 2004] Gevers, T. et Stokman, H. (2004). Robust histogram construction from color invariants for object recognition. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 26(1) :113–118. *Cité page 54*
- [Gil et Sinfort, 2005] Gil, Y. et Sinfort, C. (2005). Emission of pesticides to the air during sprayer application : A bibliographic review. *Atmospheric Environment*, 39(28) :5183–5193. *Cité page 24*
- [Grayson et al., 1993] Grayson, B. T., Pack, S. E., Edwards, D., et Webb, J. D. (1993). Assessment of a mathematical model to predict spray deposition under laboratory track spraying conditions. ii : Examination with further plant species and diluted formulations. *Pesticide science*, 37(2) :133–140. *Cité page 27*
- [Grayson et al., 1991] Grayson, B. T., Webb, J. D., Pack, S. E., et Edwards, D. (1991). Development and assessment of a mathematical model to predict foliar spray deposition under laboratory track spraying conditions. *Pesticide science*, 33(3) :281–304. *Cité page 27*

- [Grochenig et Madych, 1992] Grochenig, K. et Madych, W. R. (1992). Multi-resolution analysis. haar bases, and self similar tilings of sup n. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 38(2) :556–568. Cité page 48
- [Guild, 1932] Guild, J. (1932). The colorimetric properties of the spectrum. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character*, pages 149–187. Cité page 57
- [Gyldenkærne et al., 1999] Gyldenkærne, S., Secher, B. J. M., et Nordbo, E. (1999). Ground deposit of pesticides in relation to the cereal canopy density. *Pesticide science*, 55(12) :1210–1216. Cité page 27
- [Haralick et al., 1973] Haralick, R., Shanmugam, K., et Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6) :610–621. 2 citations pages 44 et 45
- [Haralick, 1979] Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5) :786–804. Cité page 45
- [Haralick et Shapiro, 1985] Haralick, R. M. et Shapiro, L. G. (1985). Image segmentation techniques. In *1985 Technical Symposium East*, pages 2–9. International Society for Optics and Photonics. 2 citations pages 53 et 54
- [Hebrard et al.,] Hebrard, O., Davy, A., Codis, S., et Douzals, J. paul, ruelle, b.(2011). projet ecosprayviti. développement des éco-technologies de la pulvérisation en viticulture. *Projet EcoSPrayViti-Comite pro*. 4 citations pages xiii, 10, 22 et 23
- [Holloway, 1970] Holloway, P. (1970). Surface factors affecting the wetting of leaves. *Pesticide science*, 1(4) :156–163. Cité page 116
- [Hunsche et al., 2006] Hunsche, M., Bringe, K., Schmitz-Eiberger, M., et Noga, G. (2006). Leaf surface characteristics of apple seedlings, bean seedlings and kohlrabi plants and their impact on the retention and rainfastness of mancozeb. *Pest management science*, 62(9) :839–847. Cité page 116
- [Jahne, 2013] Jahne, B. (2013). *Digital image processing*. Springer Science. Cité page 58
- [Jain et al., 1995] Jain, R., Kasturi, R., et Schunck, B. G. (1995). *Machine vision*, volume 5. McGraw-Hill New York. Cité page 55
- [Jouanguy, 2007] Jouanguy, J. (2007). *Modélisation phénoménologique de pulvérisation de sprays couplée à une approche LES pour la phase gazeuse*. PhD thesis, Université de Rouen. Cité page 28
- [Journaux et al., 2011] Journaux, L., Simon, J., Destain, M., Cointault, F., Miteran, J., et Piron, A. (2011). Plant leaf roughness analysis by texture classification with generalized fourier descriptors in a dimensionality reduction context. *Precision Agriculture*, 12(3) :345–360. 4 citations pages xiv, 36, 61 et 67

BIBLIOGRAPHIE

- [Julesz, 1962] Julesz, B. (1962). Visual pattern discrimination. *Information Theory, IRE Transactions on*, 8(2) :84–92. *Cité page 42*
- [Julesz, 1971] Julesz, B. (1971). Foundations of cyclopean perception. *Cité page 42*
- [Laws, 1980] Laws, K. I. (1980). Textured image segmentation. Technical report, DTIC Document. *Cité page 44*
- [Lezoray, 2000] Lezoray, O. (2000). *Segmentation images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseau de neurones application à la classification de cellules en cytologie des sereuses*. PhD thesis. *3 citations pages xiv, 57 et 58*
- [Lezoray et Cardot, 2002] Lezoray, O. et Cardot, H. (2002). Cooperation of color pixel classification schemes and color watershed : a study for microscopic images. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 11(7) :783–789. *Cité page 55*
- [Lichiheb et al., 2015] Lichiheb, N., Bedos, C., Personne, E., et Barriuso, E. (2015). Synthèse des connaissances sur le transfert des pesticides vers l’atmosphère par volatilisation depuis les plantes. *2268-3798*. *Cité page 6*
- [Luk et al., 1989] Luk, F., Huynh, V., et North, W. (1989). Measurement of surface roughness by a machine vision system. *Journal of physics E : Scientific instruments*, 22(12) :977. *Cité page 41*
- [Mallat, 1999] Mallat, S. (1999). *A wavelet tour of signal processing*. Academic press. *Cité page 46*
- [Mallat, 2000] Mallat, S. (2000). *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions Ecole Polytechnique. *Cité page 48*
- [Mancas et al., 2005] Mancas, M., Gosselin, B., et Macq, B. (2005). Segmentation using a region-growing thresholding. In *Electronic Imaging 2005*, pages 388–398. International Society for Optics and Photonics. *Cité page 54*
- [Marliere, 2000] Marliere, F. (2000). Mesure des pesticides dans l’atmosphère. *Cité page 6*
- [Mathieu et al., 2003] Mathieu, H. J., Bergmann, E., et Gras, R. (2003). *Analyse et technologie des surfacescouches minces et tribologie*, volume 4. PPUR presses polytechniques. *2 citations pages xiv et 39*
- [Mavromatis, 2001] Mavromatis, S. (2001). *Analyse de texture et visualisation scientifique*. PhD thesis, Université de la Méditerranée. *2 citations pages xiv et 47*
- [Mercer et al., 2010] Mercer, G. N., Sweatman, W. L., et Forster, W. A. (2010). A model for spray droplet adhesion, bounce or shatter at a crop

- leaf surface. In *Progress in Industrial Mathematics at ECMI 2008*, pages 945–951. Springer. *2 citations pages 27 et 28*
- [Meyer et Beucher, 1990] Meyer, F. et Beucher, S. (1990). Morphological segmentation. *Journal of visual communication and image representation*, 1(1) :21–46. *Cité page 55*
- [Meyer et al., 1987] Meyer, Y., Jaffard, S., et Rioul, O. (1987). Analyse par ondelettes. *Pour la science*, 119 :28–37. *Cité page 48*
- [Mezghani, 2005] Mezghani, S. (2005). *Approches multi-échelles de caractérisation tridimensionnelle des surfaces : Applications aux procédés d’usinage*. PhD thesis. *2 citations pages 39 et 40*
- [Mezière et al., 2009] Mezière, D., Gary, C., Barbier, J., Bernos, L., Clément, C., Constant, N., Delière, L., Forget, D., Grosman, J., Molot, B., et al. (2009). Ecophyto r&d, vers des systèmes de cultures économes en pesticides, volet 1 tome iii : analyse comparative de différents systèmes en viticulture meedat e map e inra. Technical report, MEEDAT-MAP-INRA. *2 citations pages 11 et 12*
- [Minov et al., 2014] Minov, S. V., Cointault, F., Vangeyte, J., Pieters, J., et Nuyttens, D. (2014). Development of high-speed image acquisition systems for spray characterization based on single-droplet experiments. *Trans. ASABE*. *2 citations pages 3 et 26*
- [Minov et al., 2015a] Minov, S. V., Cointault, F., Vangeyte, J., Pieters, J., et Nuyttens, D. (2015a). Development of high-speed image acquisition systems for spray characterization based on single-droplet experiments. *TRANSACTIONS OF THE ASABE*, 58(1) :27–37. *3 citations pages xv, 101 et 108*
- [Minov et al., 2013] Minov, S. V., Cointault, F., Vangeyte, J., Pieters, J. G., et Nuyttens, D. (2013). Measurement of single droplet characteristics using high speed imaging techniques. In *Proceedings of the IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition and Applications (SPRA)*, pages 321–326. ACTA Press. *Cité page 112*
- [Minov et al., 2015b] Minov, S. V., Cointault, F., Vangeyte, J., Pieters, J. G., et Nuyttens, D. (2015b). Droplet generation and characterization using a piezoelectric droplet generator and high speed imaging techniques. *Crop Protection*, 69 :18–27. *5 citations pages xv, 101, 102, 103 et 108*
- [Montoya et al., 2003] Montoya, M. D. G., Gil, C., et Garcia, I. (2003). The load unbalancing problem for region growing image segmentation algorithms. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 63(4) :387–395. *Cité page 55*
- [Morel et Solimini, 2012] Morel, J.-M. et Solimini, S. (2012). *Variational methods in image segmentation : with seven image processing experiments*, volume 12. Springer Science & Business Media. *Cité page 53*

- [Morice, 1972] Morice, E. (1972). Tests de normalité d'une distribution observée. *Revue de statistique appliquée*, 20(2) :5–35. Cité page 121
- [Nairn et al., 2013] Nairn, J., Forster, W., et Leeuwen, R. (2013). Universal spray droplet adhesion model accounting for hairy leaves. *Weed Research*, 53(6) :407–417. 3 citations pages 1, 28 et 75
- [Najman et Schmitt, 1994] Najman, L. et Schmitt, M. (1994). Watershed of a continuous function. *Signal Processing*, 38(1) :99–112. Cité page 55
- [Novianto et al., 2003] Novianto, S., Suzuki, Y., et Maeda, J. (2003). Near optimum estimation of local fractal dimension for image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 24(1) :365–374. Cité page 41
- [Nuyttens et al., 2007] Nuyttens, D., Baetens, K., De Schampheleire, M., et Sonck, B. (2007). Effect of nozzle type, size and pressure on spray droplet characteristics. *Biosystems Engineering*, 97(3) :333–345. Cité page 17
- [Nuyttens et al., 2009] Nuyttens, D., De Schampheleire, M., Verboven, P., Brusselman, E., et Dekeyser, D. (2009). Droplet size and velocity characteristics of agricultural sprays. *Transactions of the ASAE*, 52(5) :1471–1480. 2 citations pages 26 et 119
- [Orchard et al., 1991] Orchard, M. T., Bouman, C., et al. (1991). Color quantization of images. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 39(12) :2677–2690. Cité page 56
- [Ouattara et al., 2009] Ouattara, S., Clement, A., Vigouroux, B., et Varela, J. R. (2009). Segmentation d'images couleur par analyse d'histogrammes couleur compacts. In *15^{ème} Colloque National de la Recherche en IUT, juin 2009, Villeneuve d'Ascq, France, sur CD-ROM*. Cité page 53
- [Özkan et al., 1993] Özkan, M., Dawant, B. M., et Maciunas, R. J. (1993). Neural-network-based segmentation of multi-modal medical images : a comparative and prospective study. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 12(3) :534–544. Cité page 56
- [Pal et Pal, 1993] Pal, N. R. et Pal, S. K. (1993). A review on image segmentation techniques. *Pattern recognition*, 26(9) :1277–1294. Cité page 55
- [Panneton et al., 2004] Panneton, B., Lacasse, B., et Theriault, R. (2004). Effect of the characteristics of air jets on the performance of a spray recovery sprayer for vineyards. In *ASAE/CSAE Annual International Meeting, Fairmont, Chateau Laurier, Ottawa, Ontario, Canada*, pages 1–4. Cité page 24
- [Parizeau, 2004] Parizeau, M. (2004). Réseaux de neurones. *GIF-21140 et GIF-64326*, 124. Cité page 91
- [Paterson et al., 1990] Paterson, S., Mackay, D., Tam, D., et Shiu, W. (1990). Uptake of organic chemicals by plants : A review of processes, correlations and models. *Chemosphere*, 21(3) :297–331. Cité page 7

- [Paulhac, 2009] Paulhac, L. (2009). *Outils et méthodes d'analyse d'images 3D texturées : application à la segmentation des images échographiques*. PhD thesis, Université François Rabelais-Tours. 5 citations pages [xiv](#), [42](#), [43](#), [61](#) et [63](#)
- [Piché, 2008] Piché, M. (2008). *La dérive des pesticides : prudence et solutions*. Ministère de l'agriculture, des pêcheries et de l'alimentation. Cité page [6](#)
- [Postaire et al., 1993] Postaire, J.-G., Zhang, R., et Lecocq-Botte, C. (1993). Cluster analysis by binary morphology. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, (2) :170–180. Cité page [54](#)
- [Preetha et al., 2012] Preetha, M. M. S. J., Suresh, L. P., et Bosco, M. J. (2012). Image segmentation using seeded region growing. In *Computing, Electronics and Electrical Technologies (ICCEET), 2012 International Conference on*, pages 576–583. IEEE. Cité page [54](#)
- [Prewitt, 1970] Prewitt, J. M. (1970). Object enhancement and extraction. *Picture processing and Psychopictorics*, 10(1) :15–19. Cité page [53](#)
- [Priya et Ramamoorthy, 2007] Priya, P. et Ramamoorthy, B. (2007). The influence of component inclination on surface finish evaluation using digital image processing. *International Journal of Machine tools and manufacture*, 47(3) :570–579. 4 citations pages [41](#), [61](#), [62](#) et [63](#)
- [Quere et Reyssat, 2008] Quere, D. et Reyssat, M. (2008). Non adhesive lotus and other hydrophobic materials. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 366(1870) :1539–1556. 2 citations pages [xiv](#) et [37](#)
- [Ren et Malik, 2003] Ren, X. et Malik, J. (2003). Learning a classification model for segmentation. In *Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on*, pages 10–17. IEEE. Cité page [55](#)
- [Rioboo et al., 2002] Rioboo, R., Marengo, M., et Tropea, C. (2002). Time evolution of liquid drop impact onto solid, dry surfaces. *Experiments in Fluids*, 33(1) :112–124. Cité page [55](#)
- [Robert et al., 1999] Robert, P., Stafford, J., et al. (1999). Precision agriculture : research needs and status in the usa. In *Precision agriculture '99, Part 1. Papers presented at the 2nd European Conference on Precision Agriculture, Odense, Denmark, 11-15 July 1999.*, pages 19–33. Sheffield Academic Press. 2 citations pages [11](#) et [35](#)
- [Sammouda et al., 2014] Sammouda, R., Adgaba, N., Tourir, A., et Al-Ghamdi, A. (2014). Agriculture satellite image segmentation using a modified artificial hopfield neural network. *Computers in Human Behavior*, 30 :436–441. Cité page [56](#)

- [Schick, 2008] Schick, R. J. (2008). Spray technology reference guide : Understanding drop size. *Number Bulletin*, (459C).
4 citations pages [xiv](#), [24](#), [25](#) et [26](#)
- [Schindler et Suter, 2008] Schindler, K. et Suter, D. (2008). Object detection by global contour shape. *Pattern Recognition*, 41(12) :3736–3748.
Cité page [53](#)
- [Schmitt et Mattioli, 2013] Schmitt, M. et Mattioli, J. (2013). *Morphologie mathématique*. Presses des MINES.
Cité page [55](#)
- [Siegfried et al., 2007] Siegfried, W., Viret, O., Huber, B., et Wohlhauser, R. (2007). Dosage of plant protection products adapted to leaf area index in viticulture. *Crop Protection*, 26(2) :73–82.
Cité page [12](#)
- [Siegfried et al., 2005] Siegfried, W., Viret, O., et Wohlhauser, R. (2005). Dosage des fongicides en fonction du volume foliaire de la vigne. *Revue suisse de viticulture, arboriculture et horticulture*, 37(1) :59–64.
Cité page [12](#)
- [Sinfort et al., 2009] Sinfort, C., Cotteux, E., Bonicelli, B., Ruelle, B., Douchin, M., Berenger, M., Lagrevol, J., Liet, O., et De Rudnicki, V. (2009). Influence des conditions et matériels de pulvérisation sur les pertes de pesticides au sol et dans l’air en viticulture languedocienne. In *Colloque National du Groupe Français d’études et d’applications des pesticides*, pages 4–p.
Cité page [20](#)
- [Smach et al., 2008] Smach, F., Lemaître, C., Gauthier, J.-P., Miteran, J., et Atri, M. (2008). Generalized fourier descriptors with applications to objects recognition in svm context. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 30(1) :43–71.
Cité page [67](#)
- [Smith et al., 2000] Smith, D., Askew, S., Morris, W., Shaw, D., Boyette, M., et al. (2000). Droplet size and leaf morphology effects on pesticide spray deposition. *Transactions of the ASAE-American Society of Agricultural Engineers*, 43(2) :255–262.
Cité page [17](#)
- [Sobel, 1978] Sobel, I. (1978). Neighborhood coding of binary images for fast contour following and general binary array processing. *Computer graphics and image processing*, 8(1) :127–135.
Cité page [53](#)
- [Soille, 2013] Soille, P. (2013). *Morphological image analysis : principles and applications*. Springer Science.
Cité page [53](#)
- [Soille et Rivest, 1996] Soille, P. et Rivest, J.-F. (1996). On the validity of fractal dimension measurements in image analysis. *Journal of visual communication and image representation*, 7(3) :217–229.
Cité page [41](#)
- [Solanelles et al., 1996] Solanelles, F., Fillat, A., Pifarré, C., et Planas, S. (1996). A method of drift measurement for spray applications in tree crops. In *International Conference on Agricultural Engineering. AgEng96-Madrid (1996), Paper*.
Cité page [24](#)

- [Sonka et al., 2014] Sonka, M., Hlavac, V., et Boyle, R. (2014). *Image processing, analysis, and machine vision*. Cengage Learning. *Cité page 56*
- [Spann et Wilson, 1985] Spann, M. et Wilson, R. (1985). A quad-tree approach to image segmentation which combines statistical and spatial information. *Pattern Recognition*, 18(3) :257–269. *Cité page 55*
- [Stainier et al., 2004] Stainier, C., Lebeau, F., Straet, S., Phaleg, V., Destain, M.-F., et Schiffers, B. (2004). Etude par imagerie numérique et granulométrie laser de l'influence de huit adjuvants sur la formation du jet de pulvérisation pour trois types de buses. In *Colloque mieux traiter*. *Cité page 106*
- [Tamura et al., 1978] Tamura, H., Mori, S., et Yamawaki, T. (1978). Textural features corresponding to visual perception. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 8(6) :460–473. *2 citations pages 35 et 44*
- [Theodorsson-Norheim, 1987] Theodorsson-Norheim, E. (1987). Friedman and quade tests : Basic computer program to perform nonparametric two-way analysis of variance and multiple comparisons on ranks of several related samples. *Computers in biology and medicine*, 17(2) :85–99. *Cité page 70*
- [Tian et al., 2010] Tian, Y., Yang, X., et Arditi, A. (2010). Computer vision-based door detection for accessibility of unfamiliar environments to blind persons. In *Computers Helping People with Special Needs*, pages 263–270. Springer. *Cité page 54*
- [Tobias et Seara, 2002] Tobias, O. J. et Seara, R. (2002). Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 11(12) :1457–1465. *Cité page 54*
- [Tremeau et Borel, 1997] Tremeau, A. et Borel, N. (1997). A region growing and merging algorithm to color segmentation. *Pattern recognition*, 30(7) :1191–1203. *Cité page 54*
- [Tsai et Tseng, 1999] Tsai, D. et Tseng, C. (1999). Surface roughness classification for castings. *Pattern recognition*, 32(3) :389–406. *3 citations pages 41, 62 et 64*
- [Tuceryan et Jain, 1998] Tuceryan, M. et Jain, A. K. (1998). Texture analysis. *The handbook of pattern recognition and computer vision*, 2 :207–248. *Cité page 44*
- [Van Gool et al., 1985] Van Gool, L., Dewaele, P., et Oosterlinck, A. (1985). Texture analysis anno 1983. *Computer vision, graphics, and image processing*, 29(3) :336–357. *Cité page 43*
- [Vincent, 1994] Vincent, L. (1994). Morphological area openings and closings for grey-scale images. In *Shape in Picture*, pages 197–208. Springer. *2 citations pages 55 et 135*

- [Vincent et Soille, 1991] Vincent, L. et Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 13(6) :583–598.
Cité page 135
- [Viret et al., 2003] Viret, O., Siegfried, W., Holliger, E., et Raisigl, U. (2003). Comparison of spray deposits and efficacy against powdery mildew of aerial and ground-based spraying equipment in viticulture. *Crop protection*, 22(8) :1023–1032.
Cité page 12
- [Wang et al., 2012] Wang, X.-Y., Zhang, X.-J., Yang, H.-Y., et Bu, J. (2012). A pixel-based color image segmentation using support vector machine and fuzzy c-means. *Neural Networks*, 33 :148–159.
Cité page 56
- [Wenzel, 1949] Wenzel, R. N. (1949). Surface roughness and contact angle. *The Journal of Physical Chemistry*, 53(9) :1466–1467.
2 citations pages 35 et 37
- [Woolson, 2008] Woolson, R. (2008). Wilcoxon signed-rank test. *Wiley Encyclopedia of Clinical Trials*.
Cité page 70
- [Wright, 1929] Wright, W. D. (1929). A re-determination of the trichromatic coefficients of the spectral colours. *Transactions of the Optical Society*, 30(4) :141.
Cité page 57
- [Yang et al., 1997] Yang, J., Chien, W., King, M., et Grosshandler, W. (1997). A simple piezoelectric droplet generator. *Experiments in fluids*, 23(5) :445–447.
Cité page 102
- [Zabkiewicz, 2007] Zabkiewicz, J. A. (2007). Spray formulation efficacy holistic and futuristic perspectives. *Crop Protection*, 26(3) :312–319.
Cité page 27
- [Zucker, 1976] Zucker, S. W. (1976). Region growing : Childhood and adolescence. *Computer graphics and image processing*, 5(3) :382–399.
Cité page 53

BIBLIOGRAPHIE

Résumé

Dans le cadre de la pulvérisation agricole, la diminution de la quantité des intrants est devenue une étape cruciale, et ce notamment en viticulture. La pulvérisation de précision en viticulture implique cependant une maîtrise conjointe du matériel utilisé, des produits et de la répartition de ces produits sur le feuillage. Dans ce contexte, nombreuses sont les recherches menées sur l'optimisation d'utilisation des produits phytosanitaires, leur objectif final étant de réduire de manière significative la quantité d'intrants dans la culture. Cependant, peu de travaux ont été effectués sur l'étude du comportement des produits directement sur le feuillage, ce qui constitue donc l'objectif de cette thèse. La première partie de ce travail est consacrée particulièrement à l'analyse de l'état de la surface foliaire, en se focalisant spécifiquement sur l'étude de la rugosité de surface de la feuille qui constitue un paramètre essentiel dans le processus d'adhésion du produit pulvérisé sur la feuille. L'analyse de la surface de la feuille est réalisée en déterminant les caractéristiques texturales extraites d'images microscopiques. Un nouvel indicateur de rugosité est proposé ainsi que, des paramètres spatiaux et fréquentiels sont utilisés pour estimer et la rugosité de la feuille. Ces paramètres permettent ensuite la caractérisation de l'homogénéité de la surface et la détection des nervures/poils au niveau de la surface de la feuille. Cette partie représente une base fondamentale pour mieux comprendre le comportement des gouttelettes pulvérisées sur la feuille de vigne. La deuxième partie de ce travail de thèse est consacrée à des études expérimentales, qui ont pour but de définir et construire des modèles statistiques permettant d'estimer la quantité de produit restant sur la feuille ou la surface occupée par les gouttes. Ces modèles prennent en considération différents paramètres de pulvérisation, tels que la taille de la goutte et sa vitesse, la tension superficielle du produit, l'angle d'inclinaison et la rugosité de la surface de la feuille. Ces modèles pourraient être vus comme des outils de décision communs pour optimiser la quantité du produit pulvérisé et l'estimation du produit restant sur la feuille, et comme un outil d'aide pour optimiser les bancs d'essais et de tests de la qualité de la pulvérisation.

Mots clés : Pulvérisation de précision, Analyse de la surface foliaire, Traitement d'image, Modélisation

Abstract

In the context of agricultural spraying, reducing the amount of input became a crucial step particularly in viticulture. The development of spraying precision in this domain needs the mastery of the use of spray equipment, product and distribution of these products on the foliage. In this area, many research have been done, their main goal being to optimize the use of plant product protection and to reduce significantly the input quantity inside the culture. However, few research has been done on the behavior of the product directly on the foliage which constitutes finally the main goal of this thesis. The first part of this report deals particularly with the analysis of leaf surface state by focusing precisely on the leaf surface roughness, one of the main parameters in product adhesion process. A leaf surface analysis is performed by determining the textural features extracted from microscopic images. A new roughness indicator is proposed and, spatial and frequency parameters were used to estimate and characterize the leaf roughness. These parameters allow both the characterization of surface homogeneity and the detection of the presence of rib/hair on the leaf surface. Indeed, this part represents a fundamental basis for understanding the spray droplet behavior on the vine leaf. The second part of this thesis deals with experimental studies which aim to define and to create statistical models to estimate the amount of product remaining on the leaf surface or the surface occupied by droplets. These models consider different spray parameters, such as droplet size and velocity, surface tension of the product, slope angle and roughness of the leaf. These models could be seen as aid-decision tools to optimize the amount of spray and the estimated product remaining on the leaf.

Keywords : Precision spraying, Leaf surface analysis, Image processing, Modeling.