

Développement d'une méthode de caractérisation externe et interne de sprays de carburants par imagerie rapide

par

Cyprien JOURDAIN

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE AÉROSPATIAL
M. Sc. A.

MONTREAL, LE 06 OCTOBRE 2017

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Cyprien Jourdain, 2017



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY
CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Patrice Seers, directeur de mémoire
Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Julien Weiss, codirecteur de mémoire
Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Christian Belleau, président du jury
Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Romain Lemaire, membre du jury
Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 19 SEPTEMBRE 2017

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

À mon frère Renaud,

REMERCIEMENTS

Prioritairement, je souhaite remercier mon directeur de maîtrise, M. Patrice Seers. Il a supervisé ce travail avec un professionnalisme et une pédagogie hors pair. Son soutien constant et sa bonne humeur au fil des jours, m'ont permis d'avancer et de poursuivre mes efforts pour terminer ce projet de recherche.

Ensuite, je tiens à remercier M. Julien Weiss, mon co-directeur de maîtrise qui a toujours montré un fort intérêt pour cette étude et qui lui aussi, m'a soutenu tout au long de ce travail.

Au-delà de leur apport personnel et pédagogique, ils m'ont permis de présenter une partie de cette étude à la conférence AVIATION 2017 de l'American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) à Denver, Colorado en juin 2017.

En outre, je tiens à souligner l'apport considérable des autres professeurs du laboratoire de Thermo-Fluide pour le Transport qui m'ont épaulé, M. Louis Dufresne, M. Romain Lemaire et M. François Morency.

J'adresse aussi mes remerciements à l'École de Technologie Supérieure pour avoir en partie, financé la conférence AIAA.

Les installations utilisées pour les expériences ont été réalisables grâce à l'apport des membres du département Génie Mécanique et particulièrement, M. Michel Drouin, M. Simon Laflamme et M. Michel Orsini.

L'environnement de travail a été idéal grâce à la contribution de mes collègues du laboratoire : Abdel, Arnaud, Delphine, Denis, Emmanuel, Hafiz, Pascal ainsi que Saleh.

Je remercie vivement mon école, l'Institut National des Sciences Appliquées, à Toulouse, en France, pour m'avoir donné l'opportunité de faire ce double-diplôme.

Je conclus par des remerciements plus personnels à ma famille. Je remercie profondément mes exemples, ma mère et mon père, pour m'avoir soutenu tout au long de mes études. Mamy et Pédro qui me sont chers. Chanceux d'être si bien entouré, mes soeurs et mon frère m'ont beaucoup apporté durant cette expérience.

VIII

Pour finir, j'adresse mes remerciements les plus chaleureux à ma petite-amie, Vanessa, pour son courage et sa détermination à me soutenir dans les bons et dans les mauvais moments.

DÉVELOPPEMENT D'UNE MÉTHODE DE CARACTÉRISATION EXTERNE ET INTERNE DE SPRAY DE CARBURANTS PAR IMAGERIE RAPIDE

Cyprien JOURDAIN

RÉSUMÉ

La qualité de la combustion dans un moteur à explosion ou dans une turbine à gaz est directement influencée par la phase d'injection du carburant. Une maîtrise de la distribution spatiale et temporelle du liquide injecté est alors impérative afin de consommer le maximum de carburant présent dans la chambre et de limiter les rejets de polluants. Pour caractériser le processus d'injection, une technique grandement utilisée est l'imagerie rapide de sprays, suivie par le traitement des images. L'ombroscopie, avec une caméra à haute vitesse, est préférée dans cette étude étant donné la configuration expérimentale (injecteur mono-trou, faible densité du carburant, etc.). En général, les méthodes de post-traitement d'images sont diversifiées, allant de la simple segmentation par seuillage à des méthodes alternatives comprenant une détection de contours puis une segmentation. La revue de littérature dans le domaine de l'analyse de sprays a montré des manques et des imprécisions qui persistent. Aussi, dans les études de caractérisation complète de sprays, des méthodes distinctes sont utilisées pour l'analyse externe (macroscopique) et interne (microscopique), ce qui est à la fois complexe à mettre en place et dangereux au vu des erreurs pouvant être introduites. L'objectif principal est alors de proposer un outil complet, capable de traiter des images de sprays, conduisant à l'obtention des propriétés externes et internes, de manière fidèle et représentative de la réalité. La méthode retenue est une méthode hybride comportant tout d'abord une phase conséquente d'amélioration et de débruitage de l'image par filtrage Bayésien sur réseau multi-échelles. Cette première étape semble essentielle étant donné la qualité moindre des images de sprays obtenues. La seconde phase est l'application d'une méthode alternative de contours actifs suivie d'une segmentation afin de transformer les contours détectés en régions. Cette approche est comparée aux outils utilisés de nos jours et elle démontre une performance supérieure. La majorité des comparaisons est effectuée sur des images de synthèse puis sur des images naturelles, par des analyses visuelles, des analyses d'indicateurs de qualité, des analyses de spectres d'images. La caractérisation du spray débute ensuite par l'obtention des propriétés externes (longueur de pénétration, angle de cône, aire et volume) puis des propriétés internes (distribution des diamètres de gouttes, diamètres moyens et représentatifs). La performance de l'algorithme de post-traitement permet de mener une étude des paramètres morphologiques des gouttes avec un niveau de confiance élevé, du fait de la préservation des propriétés des objets au cours du calcul (pas d'extrapolation ni de suppression de contours). L'application à des injections à basse pression d'iso-octane, démontre l'efficacité de la solution proposée.

Mots clés: caractérisation macroscopique et microscopique, filtrage, gouttelettes, imagerie, ombroscopie, segmentation, sprays

DEVELOPMENT OF AN EXTERNAL AND INTERNAL FUEL SPRAY CHARACTERIZATION METHOD WITH HIGH-SPEED IMAGING

Cyprien JOURDAIN

ABSTRACT

Combustion quality is directly impacted by the fuel injection phase in internal combustion engines and gas turbines. The spatial and temporal distribution of the liquid needs to be managed to maximize the fuel consumed in the combustion chamber and to minimize pollutant emissions. To characterize the injection process, high-speed imaging followed by an image processing step is commonly used. Given the experimental setup (single hole injector, low fuel density, etc.), shadowgraphy with a high-speed camera is preferred in this study. Several image processing methods exist, ranging from simple image thresholding to alternative methods with contour detection followed by region segmentation. The literature review highlights a lack of information and accuracy with classical approaches. Moreover, separated methods are generally used while analyzing external (macroscopic) and internal (microscopic) spray shapes for complete spray characterization. This strategy requires complex and time-consuming calculations and may introduce a bias into the final results. The main objective of this work is to implement a single complete tool with the capability of processing spray images, leading to realistic external and internal properties. The chosen method is a hybrid method with an initial major step of image enhancing and filtering with a Bayesian multi-scale approach. This step is important regarding the poor quality of the input images. The second major step is the application of an alternative active contours detection method followed by a region segmentation to transform the contours into regions. The proposed approach is compared to well-known tools and it shows a better performance. The comparisons are mostly performed for synthetic images and natural images using visual inspection, metrics, and spectral analysis. Spray characterization is then possible by obtaining external properties (penetration length, cone angle, area and volume) and internal properties (droplet diameter distributions, mean diameters and representative diameters). The global performance of the processing algorithm allows studying the droplet morphology with a high level of confidence, owing to the preservation of contour features during the calculations (no contour extrapolation or suppression). Application on low-pressure injections of isooctane shows the efficiency of the proposed solution.

Keywords: macroscopic and microscopic characterization, filtering, droplets, imaging, shadowgraphy, segmentation, sprays

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE.	3
1.1 Avant propos	3
1.2 Propriétés des sprays et atomisation	3
1.2.1 Structure du spray	3
1.2.2 Echelle globale	4
1.2.3 Echelle intermédiaire	9
1.2.4 Echelle microscopique	17
1.3 Traitement des images de sprays	20
1.3.1 Avant propos	20
1.3.2 Normalisation	21
1.3.3 Débruitage et amélioration	22
1.3.3.1 Filtrage linéaire par convolution	23
1.3.3.2 Filtrage non linéaire	24
1.3.3.3 Autres méthodes de filtrage	26
1.3.4 Seuillage et détection des contours du spray	28
1.3.4.1 Méthodes de segmentation	29
1.3.4.2 Méthodes de détection de contours	32
1.3.4.3 Méthodes alternatives	37
1.4 Synthèse et objectifs	39
CHAPITRE 2 DISPOSITIF EXPÉRIMENTAL	43
2.1 Système d'injection	43
2.2 Chambre d'injection	44
2.3 Source d'illumination	44
2.4 Acquisition des données	45
2.5 Description des montages	48
2.6 Propriétés des carburants	51
CHAPITRE 3 ETUDE DE LA MÉTHODE DE TRAITEMENT D'IMAGES DE SPRAYS	53
3.1 Sélection des images de référence	53
3.2 Développement de la méthode	57
3.2.1 Filtrage Bayésien multi-échelles	57
3.2.1.1 Méthode originale	57
3.2.1.2 Implémentation numérique	60
3.2.2 Détection par contours actifs	61
3.2.2.1 Méthode originale	61
3.2.2.2 Implémentation numérique	62

3.3	Performance intrinsèque de la méthode	64
3.3.1	Etude du modèle Bayésien	64
3.3.1.1	Influence d'une dégradation Gaussienne	67
3.3.1.2	Etude spectrale des dégradations	71
3.3.1.3	Application sur images réelles	76
3.3.2	Etude paramétrique de la méthode de détection	81
3.3.3	Conclusion sur la validation de la méthode proposée	87
CHAPITRE 4	VALIDATION DE LA MÉTHODE RETENUE	91
4.1	Performance du débruitage	91
4.1.1	Inspection visuelle	91
4.1.2	Analyse des indicateurs de qualité	94
4.1.3	Synthèse de la comparaison des filtrages	99
4.2	Performance de l'extraction d'objets	100
4.2.1	Définition du set d'images de référence	101
4.2.2	Inspection visuelle	102
4.2.3	Espace d'indicateurs	106
4.2.4	Limites des méthodes pour des images naturelles	109
4.3	Conclusion du chapitre	111
CHAPITRE 5	APPLICATION EN CHAMP LOINTAIN	113
5.1	Longueur de pénétration	113
5.2	Angle de cône	115
5.3	Surface et volume	116
5.4	Conclusion du chapitre	118
CHAPITRE 6	APPLICATION EN CHAMPS LOCAL ET MICROSCOPIQUE	119
6.1	Etude locale	119
6.1.1	Définition des fenêtres d'interrogation	119
6.1.2	Distribution des diamètres	120
6.1.3	Détermination des diamètres moyens	121
6.2	Etude microscopique	124
6.2.1	Dimensions caractéristiques	124
6.2.2	Facteurs morphologiques	125
6.3	Conclusion du chapitre	128
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	131
ANNEXE I	PROPRIÉTÉS ADDITIONNELLES DU SPRAY	135
ANNEXE II	MÉTHODES ANNEXES DE TRAITEMENTS D'IMAGES	145
ANNEXE III	FICHES TECHNIQUES DES INSTRUMENTS	151
ANNEXE IV	SUPPLÉMENTS POUR LA MÉTHODE CHOISIE	155

ANNEXE V	RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES	165
BIBLIOGRAPHIE		169

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Sommaire des filtres à comparer..... 40
Tableau 1.2	Matrice de choix des méthodes d'extraction d'objets 41
Tableau 2.1	Spécifications du capteur CMOS de la caméra 46
Tableau 2.2	Configuration choisie de la caméra dans le champ global..... 49
Tableau 2.3	Configuration choisie de la caméra dans le champ local 51
Tableau 2.4	Propriétés du carburant utilisé 51
Tableau 3.1	Indicateurs de qualité d'une image de spray d'iso-octane à l'échelle global..... 77
Tableau 3.2	Indicateurs de qualité d'une image de spray d'iso-octane à l'échelle microscopique. 80
Tableau 3.3	Configuration initiale du modèle 82
Tableau 4.1	Réponses des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une image de spray global (Figure 4.1)..... 95
Tableau 4.2	Réponses moyennes des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une série de 211 images globales 96
Tableau 4.3	Réponses des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une image locale (Figure 4.2) 98
Tableau 4.4	Réponses moyennes des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une série de 304 images locales 99
Tableau 4.5	Configuration initiale du modèle 105
Tableau 6.1	SMD moyen dans les fenêtres d'interrogation 122
Tableau 6.2	SMD et D43 moyens dans les fenêtres d'interrogation 128

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Structure du spray et régions d'atomisation (Berrocal, 2006) 4
Figure 1.2	Image binarisée (gauche), distribution de la largeur du spray (haut droite) et détermination de $S_L(t)$ (bas droite) (Tinprabath, 2004) 5
Figure 1.3	Contour du spray après segmentation et mesure de la longueur de rupture Triballier (2003) 6
Figure 1.4	Mesure de l'angle théorique θ (Triballier, 2003)..... 7
Figure 1.5	Caractéristiques du spray pour le calcul de son volume (Seneschal, 2009) 9
Figure 1.6	Illustration des facteurs de forme (Blaisot & Yon, 2005) 18
Figure 1.7	Grandeurs caractéristiques d'une goutte déformée (Blaisot & Yon, 2005) 19
Figure 1.8	Processus d'évolution du filtre de Nagao 26
Figure 1.9	Représentation des fenêtres W_1 et W_2 (Seneschal, 2009)..... 34
Figure 2.1	Injecteur Keihin <i>source : www.autohausaz.com</i> 44
Figure 2.2	Caméra Phantom V9.1 46
Figure 2.3	AF-S NIKKOR 50mm f/1,4G <i>source : www.nikon.com</i> 47
Figure 2.4	Microscope Navitar Zoom 6000 <i>source : www.navitar.com</i> (gauche), disposition du microscope sur la caméra (droite) 48
Figure 2.5	Montage expérimental en champ lointain dans une chambre semi-ouverte 49
Figure 2.6	Montage expérimental en champ microscopique dans une chambre semi-ouverte 50
Figure 3.1	Dégradation d'une image de synthèse à l'échelle microscopique : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$ 54

Figure 3.2	Dégradation d'une image de synthèse à l'échelle globale : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$	54
Figure 3.3	Champ global d'un spray d'iso-octane à 0.34 MPa	55
Figure 3.4	Champ microscopique d'un spray d'iso-octane à 0.34 MPa.	56
Figure 3.5	Exemple de réseau multi-échelle sur une matrice finale de 8 pixels \times 8 pixels	58
Figure 3.6	Influence du bruit sur RMSE avant et après débruitage	67
Figure 3.7	Influence du bruit sur SNR (gauche) et PSNR (droite) avant et après débruitage	68
Figure 3.8	Influence du bruit sur Chi2 (gauche) et NCC (droite) avant et après débruitage	69
Figure 3.9	Influence du bruit sur AD (gauche) et MD (droite) avant et après débruitage	70
Figure 3.10	Influence du bruit sur SC (gauche) et NAE (droite) avant et après débruitage	70
Figure 3.11	Spectre d'amplitude de l'image de référence	71
Figure 3.12	Spectres d'amplitude des images bruitées : 20% (haut gauche), 40% (haut droite), 60% (centre gauche), 80% (centre droite) et 100% (bas gauche).....	73
Figure 3.13	Spectres d'amplitude des images débruitées : 20% (haut gauche), 40% (haut droite), 60% (centre gauche), 80% (centre droite) et 100% (bas gauche).....	74
Figure 3.14	Images débruitées : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$	75
Figure 3.15	Spectre du spray global avant débruitage	77
Figure 3.16	Spectre du spray global après débruitage	78
Figure 3.17	Image initiale du spray	79
Figure 3.18	Image reconstruite du spray	79

Figure 3.19	Spectre d'une fenêtre du spray avant (gauche) et après débruitage (droite).....	80
Figure 3.20	Champ microscopique du spray avant (gauche) et après débruitage (droite).....	81
Figure 3.21	Influence de la limite de convergence sur le temps de calcul	82
Figure 3.22	Influence de la taille du masque sur le temps de calcul.	84
Figure 3.23	Masque initial à formes multiples.....	85
Figure 3.24	Répétabilité de la détection avec un masque multiple	85
Figure 3.25	Influence du facteur de correction sur le temps de calcul	86
Figure 3.26	Image finale de synthèse segmentée	88
Figure 3.27	Evolution des contours actifs : initialisation (A), 100ème itération (B), 300ème itération (C) et image finale binarisée (D).....	89
Figure 4.1	Spray global d'iso-octane à 0.34MPa: A : Image initiale, B : Image améliorée, C : Wiener, D : Médian 3x3, E : Diffusion anisotropique, F : Variation totale, G : Nagao, H : Moyen 3x3, I : Moyen 5x5, J : Gaussien 3x3, K : Gaussien 5x5 et L : Bayésien (méthode choisie)	92
Figure 4.2	Spray local d'iso-octane à 0.34MPa: A : Image initiale, B : Image améliorée, C : Wiener, D : Médian 3x3, E : Diffusion anisotropique, F : Variation totale, G : Nagao, H : Moyen 3x3, I : Moyen 5x5, J : Gaussien 3x3, K : Gaussien 5x5 et L : Bayésien.....	94
Figure 4.3	Espace d'indicateurs SNR-RMSE sur une série de 211 images de spray global pour le filtrage Bayésien	96
Figure 4.4	Espace d'indicateurs SNR-RMSE sur une série de 211 images de spray global pour le filtrage Bayésien	98
Figure 4.5	Set d'images de référence à l'échelle microscopique	101
Figure 4.6	Set d'images de référence binarisées à l'échelle microscopique	102
Figure 4.7	Comparaison visuelle des détecteurs (A)	103
Figure 4.8	Comparaison visuelle des détecteurs (B)	103

Figure 4.9	Comparaison visuelle des détecteurs (C)	104
Figure 4.10	Indicateurs de performance de l'extraction d'objets pour la référence A	107
Figure 4.11	Indicateurs de performance de l'extraction d'objets pour la référence B	108
Figure 4.12	Indicateurs de performance de l'extraction d'objets pour la référence C	109
Figure 4.13	Comparaison des méthodes d'extraction d'objets sur une image naturelle de spray	110
Figure 5.1	Longueur de pénétration en fonction du temps (ASOI).....	113
Figure 5.2	Mesure de la longueur de pénétration.....	114
Figure 5.3	Evolution de la longueur de pénétration en fonction du temps (ASOI).....	115
Figure 5.4	Evolution de l'angle en fonction du temps (ASOI)	116
Figure 5.5	Evolution de l'aire du spray d'iso-octane en fonction du temps (ASOI).....	117
Figure 5.6	Evolution du volume du spray d'iso-octane en fonction du temps (ASOI).....	117
Figure 6.1	Localisation des fenêtres d'interrogation	120
Figure 6.2	Densité de probabilité de la taille des gouttes : haut gauche, haut droit, bas gauche et bas droit	121
Figure 6.3	Evolution du SMD en fonction du temps (ASOI)	122
Figure 6.4	Evolution du D_{43} en fonction du temps (ASOI).....	123
Figure 6.5	Espace caractéristique des diamètres équivalents périmètre D_p - surface/périmètre D_{ap}	124
Figure 6.6	Espace caractéristique des diamètres de sphères équivalentes D_a - moyens D_{moyen}	125
Figure 6.7	Facteur d'ellipticité	126

Figure 6.8	Facteur d'irrégularité	127
Figure 6.9	Facteur de sphéricité	128

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AD	Différence moyenne
AF	Mise au point automatique
ASOI	Après le début d'injection
BV	Espace de Banach
CMOS	Semi-conducteur à l'oxyde de métal complémentaire
CRP	Procédé du restaurant chinois
CV	Chan-Vese
ET	Ecart Type
ETS	École de Technologie Supérieure
FN	Faux Négatif
FP	Faux Positif
gPb-OWT-UCM	globalized Probability of boundary-Oriented Watershed Transform-Ultrametric Contour Map
ISO	Organisation internationale pour les normes
JS	Jensen-Shannon
KL	Kullback-Leibler
LHS	Echantillonnage par hypercube latin
LOG	Laplacien du Gaussien
L2F	Laser 2-Focus
MD	Différence maximale
ME	Maximisation de l'entropie
MMD	Diamètre médian en masse
MS	Changement moyen
MSh	Mumford-Shah

MSE	Erreur quadratique moyenne
MVI	Maximisation de la Variance Interclasse
NAE	Erreur absolue normalisée
NC	Coupes normalisées
NCC	Corrélation croisée normalisée
PCC	Phantom Camera Control
PSNR	Rapport signal sur bruit crête
RMSE	Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne
RON	Nombre d'octane pour recherche
SC	Contenu de structure
SMD	Diamètre moyen de Sauter
SNR	Rapport signal sur bruit
TFT	Thermo-Fluide pour le Transport
Var	Variance
VCO	Orifice recouvert par l'aiguille
VN	Vrai Négatif
VP	Vrai Positif

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

Unités de mesure

A	Ampère (unité de courant)
cm	centimètre (unité de longueur)
cm^2	centimètre carré (unité de surface)
cm^3	centimètre cube (unité de volume)
C	Celsius (unité de température)
dB	décibel
fps	image par seconde
Hz	Hertz (unité de fréquence)
K	Kelvin (unité de température)
kg	kilogramme (unité de masse)
$kg \cdot m^{-3}$	kilogramme par mètre cube (unité de concentration)
$kJ \cdot kg^{-1}$	kilojoule par kilogramme (unité de transfert d'énergie)
$kg \cdot m^{-1} \cdot s^{-1}$	kilogramme par mètre par seconde (unité de viscosité dynamique)
L	litre (unité de volume)
m	mètre (unité de longueur)
ms	milliseconde (unité de temps)
$m \cdot s^{-1}$	mètre par seconde (unité de vitesse)
m^2	mètre carré (unité de surface)
$m^3 \cdot s^{-1}$	mètre cube par seconde (unité de débit)
min	minute
$MJ \cdot kg^{-1}$	mégajoule par kilogramme (unité de transfert d'énergie)
mm	millimètre (unité de longueur)

MPa	mégapascal (unité de pression)
Pa	Pascal (unité de pression)
s	seconde (unité de temps)
V	Volt (unité de tension)
W	Watt (unité de puissance)
μm	micromètre (unité de longueur)
μs	microseconde (unité de temps)
$^{\circ}$	degré (unité d'angle)

Symboles

Lettres grecques :

α	Facteur de correction pour contours actifs en région texturée
α_F, λ_F	Termes de force sur le contour
α_{JS}	Facteur d'atténuation de Jensen-Shannon
$\alpha_{LH}, \beta_{LH}, \delta_{LH}, \mu_{LH}$	Paramètres de la distribution log-hyperbolique
α_0, α_1	Demi-angle gauche du spray [$^{\circ}$]
β	Coefficient de stabilité temporelle
δ	Coefficient de largeur inverse
δ_f	Dimension fractale
δ_{CA}	Fonction Dirac
Δx	Epaisseur de disque [mm]
ε	Ellipticité de goutte
ε_{VT}	Constante de variation totale
η	Uniformité de goutte
θ	Angle de cône du spray [$^{\circ}$]

θ_{LH3}	Angle de rotation des asymptotes [rad]
μ	Moyenne de la loi normale
μ_g	Viscosité dynamique du gaz ambiant [$kg.m^{-1}.s^{-1}$]
μ_l	Viscosité dynamique du liquide [$kg.m^{-1}.s^{-1}$]
μ_{CA}	Contrainte de longueur des contours actifs
μ_{LH3}	Paramètre de la distribution log-hyperbolique à 3 paramètres
ν	Viscosité cinématique du carburant [$Pa.s^{-1}$]
ν_s	Tension superficielle [$mN.m^{-1}$]
ν_{CA}	Contrainte de surface des contours actifs
ξ	Poids assigné aux "enfants"
ρ_g	Densité du gaz ambiant [$kg.m^{-3}$]
ρ_l	Densité du liquide [$kg.m^{-3}$]
σ	Ecart type
σ_B^2	Variance interclasse
σ_{LN}	Largeur de la distribution log-normale
σ_{RN}	Largeur de la distribution racine-normale
σ_{UL}	Largeur de la distribution de haute limite
σ_{est}	Estimation de la variance globale
τ	Paramètre de lissage de la distribution basée sur les données
τ_θ	Seuil de fermeture de Jensen-Shannon
ϕ	Fonction level-set
ϕ_{ge}	Irrégularité de goutte
ω_0, ω_1	Probabilités d'occurrence de C_0 et C_1
Ω	Espace de contours actifs

Lettres latines :

a, b	Paramètres de diamètre moyen
a_r	Rapport des diamètres maximal et représentatif
$a_{NT}, b_{NT}, p_{NT}, q_{NT}$	Paramètres de Nukiyama-Tanasawa
a_{LH3}	Premier paramètre de la distribution log-hyperbolique à 3 paramètres
A	Aire du spray [cm^2]
A_f	Carte des orientations
c	Diffusivité thermique isotrope et stationnaire
C	Ensemble des configurations de poids des "enfants"
C_0, C_1	Classes des pixels
d_v	Diamètre de disque [mm]
d_{inj}	Diamètre en sortie d'injecteur [mm]
D	Diamètre de goutte [μm]
D_A	Diamètre équivalent d'une goutte sphérique de même surface [μm]
D_i	Diamètre significatif de la classe i [μm]
D_P	Diamètre équivalent d'une goutte sphérique de même périmètre [μm]
D_r	Diamètre représentatif [μm]
D_x, D_y	Vecteurs dérivation dans la direction x et y
D_{ab}	Diamètre moyen recherché en fonction de a et b [μm]
D_{AP}	Diamètre équivalent surface/périmètre [μm]
D_{LW}	Diamètre moyen géométrique [μm]
D_{ML}	Taille moyenne logarithmique de la distribution [μm]
D_{max}	Diamètre maximal de la goutte [μm]
\bar{D}	Diamètre moyen [μm]
D_{32}	Diamètre moyen de Sauter [μm]

f	Fonction de densité de probabilité
f_0	Fonction de densité de probabilité en nombre
f_3	Fonction de densité de probabilité en volume
F	Image dégradée
F_g	"Force" globale sur les contours actifs
g	Fonction de diffusion Gaussienne ou Lorentzienne
G	Noyau de convolution Gaussien
h	Gradient de Gaussienne
h_{fg}	Enthalpie de formation gazeuse [$kJ.kg^{-1}$]
H	Fonction de distribution
H_f	Filtre de convolution flou
H_n, H_s	Entropies relatives
H_{CA}	Fonction de Heavyside
I_F	Image débruitée
I_R	Image de référence
J	Variation totale
K	Noyau de convolution moyen
K_d	Ensemble de discontinuités
K_s	Seuil de diffusion
K_1	Fonction de Bessel de premier ordre et de troisième espèce
l	Valeur de seuillage retenue [%]
lim	Limite de convergence de la fonction d'énergie
L	Longueur de goutte [μm]
L_{col}	Longueur de la colonne liquide [mm]
L_{max}	Longueur maximale de la goutte [μm]

L_{min}	Longueur minimale de la goutte [μm]
m_f	Débit massique [$kg.s^{-1}$]
M	Paramètre de lissage du CRP
M_f	Carte des modules
N	Loi normale
N_b	Nombre de boîtes
N_i	Nombre d'objets dans la classe i
N_p	Estimation du nombre de particules
N_{max}	Niveau de gris maximal
N_{min}	Niveau de gris minimal
N_{seuil}	Valeur seuil observée
$N_{\omega 1}, N_{\omega 2}$	Niveau de gris moyen dans W_1 et W_2
P	Périmètre de goutte [μm]
Pb	Probabilité
P_B	Image de l'arrière plan en niveaux de gris
P_n	Image normalisée en niveaux de gris
P_s	Somme des probabilités des niveaux de gris
P_{init}	Image initiale en niveaux de gris
P_{norm}	Niveau de gris moyen de l'arrière plan
P_0	Image avec obturation du capteur
q_{RR}	Largeur de la distribution de Rosin-Rammler
Q	Noyau de régularisation
r_{max}	Rayon maximal de la goutte [μm]
r_{min}	Rayon minimal de la goutte [μm]
Re_l	Nombre de Reynolds du spray

s	Seuil d'entropie maximale
S_C	Surface circulaire équivalente [μm^2]
S_l	Surface de la goutte [μm^2]
S_L	Longueur de pénétration spray [cm]
S_P	Sphéricité de goutte
s^*	Seuil optimisé
T_D	Seuil de Jensen-Shannon
T_{ebul}	Température d'ébullition du carburant [$^{\circ}C$]
T_{eclair}	Température éclair du carburant [$^{\circ}C$]
$T_{auto-inflam}$	Température d'auto-inflammation du carburant [$^{\circ}C$]
u	Partie non bruitée de l'image dans un espace de Banach
U	Image initiale
v	Partie bruitée de l'image dans L^2
V	Volume du spray [cm^3]
W	Largeur de goutte [μm]
W_s	Carte des singularités
W_1, W_2	Sous-fenêtres d'étude
We_l	Nombre de Webber du spray
x	Distance à l'injecteur [mm]
x_{LH}	Premier paramètre de la distribution log-hyperbolique
X	Vecteur observation

INTRODUCTION

La majorité des moteurs à combustion interne et des turbines à gaz possède un système d'injection de carburant à haute ou à basse pression. Le système d'injection permet de transformer un carburant liquide en un mélange de carburant liquide et gazeux. Le rendement de la combustion et la quantité d'émissions polluantes sont directement en lien avec le processus d'injection. La connaissance du mélange via l'analyse interne et externe du spray permet d'augmenter le rendement du moteur et de limiter la portion de carburant imbrûlé.

Dans l'optique de comprendre les mécanismes physico-chimiques se déroulant lors de l'injection, il est utile de visualiser correctement les gouttelettes et les ligaments une fois le carburant injecté dans la chambre de combustion. De nombreuses techniques d'investigation optiques existent comme l'ombroscopie, l'observation Schlieren ou encore la fluorescence induite par laser. En outre, de nouvelles méthodes sont de plus en plus utilisées telles que l'imagerie par rayons X. Une fois la méthode de visualisation choisie, un algorithme permettant de traiter les images d'intérêt (le spray et les gouttelettes) est utilisé. Dans le cas de cette étude, les données d'intérêt sont toutes les caractéristiques liées à la morphologie du spray et des gouttes/ligaments, ainsi que leurs distributions spatiale et temporelle. La plupart de ces algorithmes existe depuis plusieurs années et leur performance n'est plus à démontrer. Cependant, de nouvelles méthodes sont apparues dans d'autres domaines scientifiques et ont prouvé de bonnes performances dans des milieux délicats à traiter et bruités. De plus, l'approche traditionnelle oblige la plupart du temps à utiliser des méthodes différentes pour l'analyse macroscopique (ou externe) et microscopique (ou interne).

L'objectif global de cette maîtrise est de développer un outil simple et rapide pour caractériser des sprays de carburants de manière externe et interne, utilisable pour diverses applications de type moteur à combustion interne ou turbines à gaz.

Dans le premier chapitre de ce mémoire, une revue de littérature est présentée. Elle fait l'état de l'art des deux domaines sur lesquels repose cette étude, soit le domaine thermophysique des

sprays et le traitement d'images. Dans la première partie, les propriétés globales puis locales du spray sont explicitées. La deuxième partie retrace les grandes techniques d'imagerie, utilisées ou adaptables à l'analyse de sprays, dont certaines sont usitées depuis plus de quarante ans.

Le second chapitre décrit le montage expérimental utilisé au laboratoire de Thermo-Fluide pour le Transport, situé dans les locaux de l'École de Technologie Supérieure. Deux montages principaux de cette étude, basés sur les techniques optiques d'ombroscopie et d'imagerie à haute vitesse, sont mis en place afin de pouvoir acquérir des images à l'échelle globale et locale dans le spray.

Le troisième chapitre est consacré à l'algorithme utilisé pour traiter les images. Le schéma numérique passe par diverses étapes dont les plus importantes sont le débruitage par filtrage et l'extraction d'objets. La méthode proposée est validée, tout d'abord en utilisant des images de synthèse, puis par la suite, avec des images naturelles de spray atteintes par des bruits physique et numérique.

Le quatrième chapitre est une confrontation de la méthode proposée avec les méthodes déjà réputées performantes dans le domaine. L'évaluation des méthodes est effectuée par des inspections visuelles et des études d'indicateurs de performance.

Le cinquième chapitre est une application à l'échelle globale d'un spray d'iso-octane à basse pression. Les propriétés globales communes sont obtenues, telles que la longueur de pénétration, l'angle de cône du spray, l'aire ou encore le volume du spray.

Le sixième et dernier chapitre est une application à l'échelle locale sur le spray d'iso-octane. Des fenêtres d'interrogation sont localisées à travers le spray et les objets présents y sont analysés. Des diamètres moyens, des diamètres représentatifs et des distributions de gouttes sont calculés. De plus, des facteurs morphologiques sont déduits après l'isolement des gouttes et des ligaments.

Finalement, une conclusion reprend les travaux antérieurs et des suggestions sont formulées sur une suite possible des recherches.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE.

1.1 Avant propos

Cet état de l'art couvre deux domaines importants pour la présente étude que sont : la caractérisation des sprays de carburants et les techniques d'imagerie pouvant leur être appliquées. Les méthodes proposées ci-après sont applicables au problème de caractérisation des sprays de carburants par imagerie. Cette revue a pour objet de déterminer les techniques les plus performantes d'après de nombreux critères, e.g. complexité de calcul, temps d'exécution, qualité des résultats... La littérature sur ces sujets est vaste et l'investigation suivante n'est pas vouée à créer la liste exhaustive des techniques employées depuis le début des années 1980.

1.2 Propriétés des sprays et atomisation

1.2.1 Structure du spray

La première étape d'un travail de caractérisation de spray est de connaître sa morphologie globale (Berrocal, 2006). Différents régimes d'injection existent et le comportement du fluide lors de ces régimes dépend de nombreux facteurs, e.g. le type de fluide, les conditions thermophysiques. Les processus d'atomisation (primaire et secondaire) sont des phénomènes physiques résultant d'une compétition entre les forces de cohésion du liquide (tension de surface) et les forces aérodynamiques. Cette atomisation régit l'état du spray à un instant et à un endroit donné durant l'injection. Une illustration universelle permet de comprendre et de dissocier les zones présentes dans un spray provenant d'un injecteur simple mono-trou (Fig.1.1). Le carburant traverse l'injecteur puis est injecté à haute pression dans la chambre. Un cône appelé colonne liquide persiste durant l'injection. En périphérie de cette colonne, il existe une couche multiphasique dans laquelle le liquide se fragmente : c'est l'atomisation primaire. La colonne liquide peut avoir une taille prépondérante selon les conditions d'injection et le carburant em-

ployé. Un carburant à forte densité de type Diesel ou biodiesel développe une colonne liquide importante en comparaison avec des carburants plus volatiles tels que l'essence et les alcools.

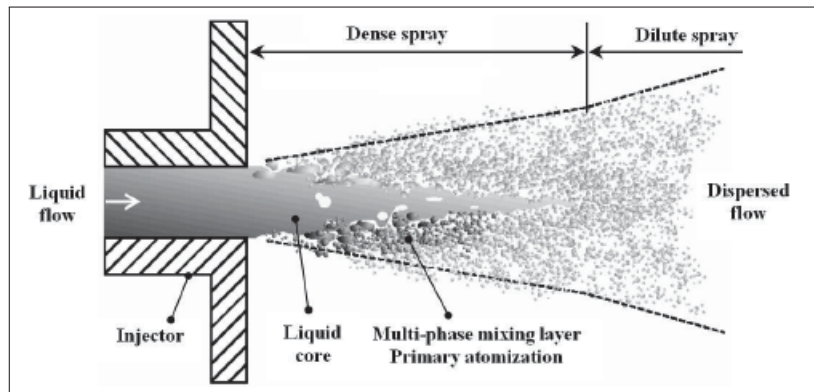


Figure 1.1 Structure du spray et régions d'atomisation (Berrocal, 2006)

Dans la région proche de l'injecteur, il existe une zone dense, dans laquelle domine des ligaments et des grosses gouttes. Loin de l'injecteur, se trouve une zone diluée. Cette dernière naît avec l'atomisation secondaire, soit la fragmentation des ligaments et des grosses gouttes en gouttelettes.

1.2.2 Echelle globale

La caractérisation d'un spray de carburant à l'échelle globale s'effectue à l'aide de différents paramètres géométriques tels que la longueur de pénétration, l'angle de cône du spray, l'aire ou encore le volume du spray. Ces notions sont expliquées dans les sections suivantes.

1.2.2.1 Longueur de pénétration du spray

La longueur de pénétration est définie comme étant la distance entre la sortie de l'injecteur et le front du spray. Cette longueur dépend du temps et s'écrit $S_L(t)$. De nombreux modèles empiriques ont été développés en fonction des conditions d'injection et du type de carburant (Naber & Siebers, 1996)(Dos Santos, 2012). La thèse de Seneschal (2009) recense les modèles

empiriques les plus utilisés afin de caractériser la longueur de pénétration des sprays Diesel en injection directe.

La mesure de cette longueur est réalisable par une mesure directe sur l'image du spray. Par exemple, Tinprabath (2004) part de l'image binarisée et inversée afin de cerner le spray dans sa totalité. La distribution de la taille du spray est ensuite exprimée en fonction de la longueur totale du spray (Fig.1.2). Sur cette figure, l'étude de l'image binarisée permet de tracer la distribution radiale cumulée des pixels blancs, correspondant à la largeur du spray, en fonction de la distance à la sortie d'injecteur. Dans ce cas, l'auteur a décidé de choisir la longueur S_L à 20% de la largeur du spray (seuil rouge sur la courbe) afin de ne pas surestimer la longueur de pénétration. En effet, le front du spray est rarement uniforme et une certaine dissymétrie peut apparaître. En minorant la longueur maximale pour S_L , cela lui semble plus représentatif de la réalité.

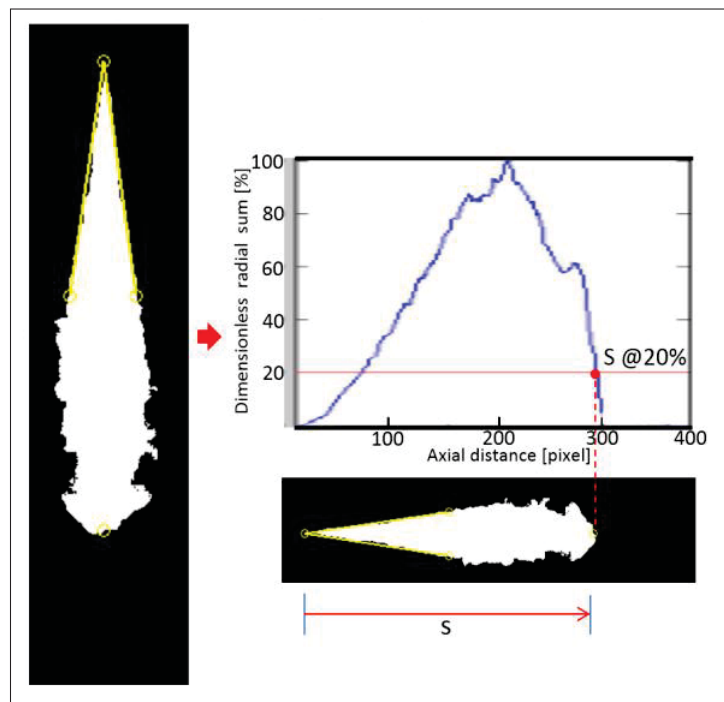


Figure 1.2 Image binarisée (gauche), distribution de la largeur du spray (haut droite) et détermination de $S_L(t)$ (bas droite) (Tinprabath, 2004)

En contre-partie, Triballier (2003) a choisit de déterminer S_L à partir d'une image ayant subi une détection de contours. Cela permet de faire ressortir le contour extérieur du spray pour faciliter la mesure de la longueur de rupture (Fig.1.3).

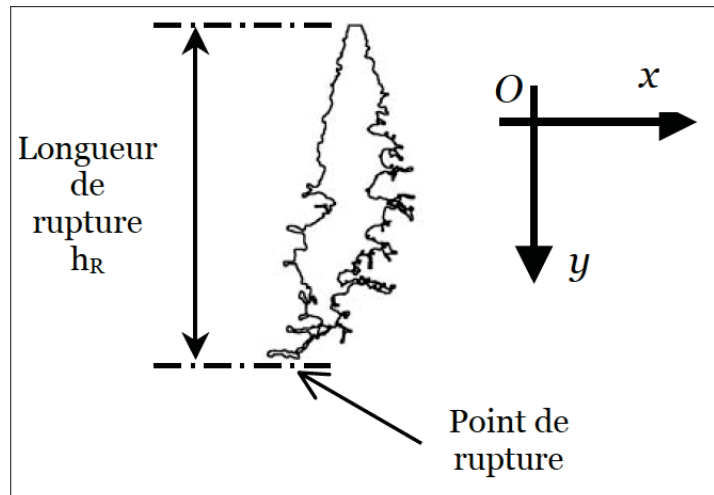


Figure 1.3 Contour du spray après segmentation
et mesure de la longueur de rupture
Triballier (2003)

Cette première donnée $S_L(t)$ permet de connaître la distribution spatiale de la masse de carburant injecté soit dans le conduit d'admission, soit directement dans la chambre de combustion. Cette distribution impacte la qualité de la combustion car des quantités de liquide peuvent se déposer sur les parois des conduits ou de la chambre (hydrocarbures imbrûlés) menant à la production de particules (Yon, 2003). La deuxième donnée importante est l'angle de cône du spray qui définit aussi la distribution du liquide dans l'espace.

1.2.2.2 Angle de cône

Lorsque le spray est injecté dans la chambre, les forces aérodynamiques sont telles qu'elles obligent le spray à se développer en forme de cône. Ceci est d'autant plus vrai lorsque la densité du gaz présent dans la chambre augmente (Dos Santos, 2012). Des formules empiriques ont été établies pour les différents cas d'injection et pour différents carburants. Parmi les plus connues, Arai *et al.* (1984) ont mis en place une formule prenant en compte le gradient de

pression entre l'amont et l'aval de l'injecteur Diesel. Plus tard, Hiroyasu & Arai (1990) ont développé une formule pour les injecteurs Diesel à sac, en prenant en compte la géométrie interne de l'injecteur. Les injections d'essence, d'alcools et de biodiesels ont aussi fait l'objet de plusieurs études (Hung *et al.*, 2008), (Bao *et al.*, 2014).

L'angle de cône du spray peut aussi se mesurer directement sur l'image qu'elle soit moyenne (angle moyen en régime développé) ou instantanée (évolution de l'angle lors du régime transitoire). Triballier (2003) définit un angle théorique et fait appel à des contraintes géométriques particulières. Cet angle est dépendant de l'écoulement dans la section de sortie de l'injecteur. Deux plans P_1 et P_2 sont alors tracés, dont le premier est la référence. Le plan P_1 est placé au plus proche possible de la sortie de l'injecteur (Fig.1.4).

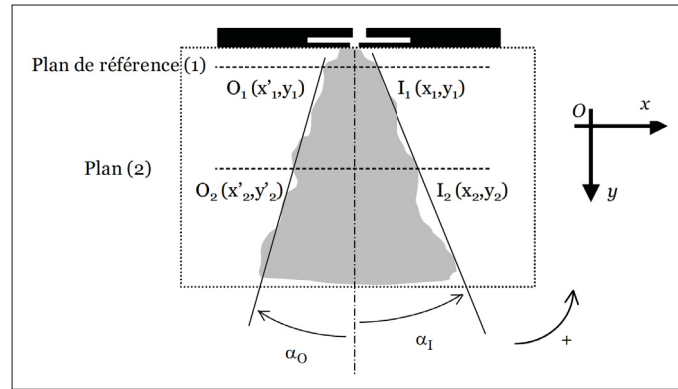


Figure 1.4 Mesure de l'angle théorique θ (Triballier, 2003)

Sur ce schéma, deux angles sont représentés : l'angle interne α_1 et l'angle externe α_0 . Ces angles sont calculés à partir du plan de référence P_1 et de P_2 qui sont tous deux à une distance aussi faible que possible. Les points O_1 , O_2 , I_1 et I_2 sont les points d'interface entre le jet et les plans. Finalement, les deux angles sont calculés de manière géométrique par :

$$\alpha_0 = \arctan\left(\frac{x'_2 - x'_1}{y_2 - y_1}\right) \quad (1.1)$$

$$\alpha_1 = \arctan\left(\frac{x_2 - x_1}{y'_2 - y'_1}\right) \quad (1.2)$$

Finalement, l'angle résultant θ est donné par :

$$\theta = |\alpha_0| + |\alpha_1| \quad (1.3)$$

Cette méthode présentée par Triballier (2003) est simple à mettre en œuvre et rapide. Dans son travail, l'auteur utilise une image binarisée moyenne à partir d'une série de 300 images binarisées. La distance entre les deux plans se doit d'être faible, mais plus elle diminue, plus l'erreur engendrée par la pixelisation du contour augmente. Il faut donc, une fois de plus, trouver le bon compromis entre précision et incertitude de la mesure.

1.2.2.3 Volume du spray

Différentes méthodes pour étudier le volume du spray existent et elles se basent sur l'hypothèse que ce volume est de révolution selon l'axe de l'injecteur.

1.2.2.3.1 Modèle de Chagnot-Auclair

Une première approximation utilise l'aire du spray A et sa longueur de pénétration S_L comme données d'entrée (Chagnot-Auclair, 1998) :

$$V = \frac{\pi}{3} \left(\frac{A^2}{S} \right) \quad (1.4)$$

L'aire A doit être estimée a priori et rapprochée à une forme triangulaire en utilisant par exemple l'angle θ et la longueur de pénétration S_L .

1.2.2.3.2 Modèle de Castellanos

Castellanos (2002) considère le spray comme étant une succession de cylindres de diamètres différents en fonction de la largeur du spray à un endroit donné entre l'extrémité de l'injecteur et le front du spray (Fig.1.5).

La relation revient simplement à sommer ces cylindres le long du spray :

$$V = \sum_{x=1}^S \Delta V(x) = \sum_{x=1}^S \frac{\pi d_v^2(x)}{4} \Delta x \quad (1.5)$$

Avec Δx , la hauteur constante des cylindres qui équivaut à un pixel ici et d_v le diamètre du disque à la distance x de la sortie de l'injecteur.

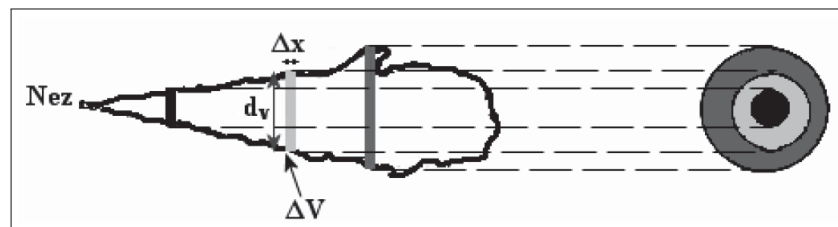


Figure 1.5 Caractéristiques du spray pour le calcul de son volume (Seneschal, 2009)

La deuxième méthode requiert plus de rigueur tout en étant plus approfondie. Une autre donnée étudiée dans le spray est sa dimension fractale. Le développement de la méthode (Triballier, 2003) est présenté en annexe (Voir ANNEXE I.1, p.135-137).

Les principales propriétés du spray à l'échelle globale ont été développées dans cette section et il est maintenant nécessaire de cibler les zones afin d'étudier le spray de manière localisée.

1.2.3 Echelle intermédiaire

1.2.3.1 Longueur de colonne liquide

Dos Santos (2012) caractérise la colonne liquide en sortie comme représentée par un mélange de liquide et de gaz sous forme d'un bloc conique, dont la base correspond au plan de sortie de l'injecteur. La colonne liquide de longueur L_{col} s'étend de la sortie d'injecteur jusqu'à la distance où les ligaments se dissocient et forment des gouttes. La périphérie de la colonne étant fortement exposée au gaz environnant, elle subit en premier l'atomisation. Le processus

persiste et s'intensifie le long de l'axe du spray. Hiroyasu & Arai (1990) ont étudié cette partie du spray et ont découvert que la longueur de la colonne liquide diminue avec la pression d'injection, ainsi qu'avec la densité ambiante. De même, une augmentation des dimensions internes de l'injecteur telles que le diamètre de sortie, la longueur et le rayon du cône en sortie d'injecteur, conduisent à la croissance de la longueur de la colonne. Dans ce même travail, ils mettent en évidence les phénomènes de cavitation au sein de l'injecteur et les conséquences induites sur le degré d'atomisation primaire. La thèse de Dos Santos (2012) apporte une formule permettant de quantifier la longueur de colonne avec l'addition d'un terme de température du gaz environnant.

1.2.3.2 Distribution des diamètres

La distribution des diamètres de gouttes s'exprime généralement grâce aux résultats expérimentaux. Par la suite, des fonctions de densité de probabilité peuvent être créées, basées sur des modèles statistiques, afin de prédire le comportement des distributions hors du domaine d'essai. Des modèles entièrement prédictifs sont aussi utilisés afin de s'affranchir de données expérimentales. Les principales fonctions présentées dans la section suivante sont recensées dans la revue de littérature de Babinsky & Sojka (2002) et dans le livre de Lefebvre (1989).

Les méthodes empiriques et mathématiques sont utilisées en adaptant des fonctions de distribution au cas étudié. Au sens des statistiques descriptives, une fonction de distribution est une fonction arithmétique décrivant la probabilité d'occurrence d'un événement dans un domaine borné (échantillon connu). Il est complexe de trouver une loi couvrant tous les types de sprays mais les résultats au cas par cas sont réalistes. Les fonctions de distribution comportant un indice de 0 définissent les fonctions de distribution par nombre de particules. Un indice de 3 est indiqué pour les fonctions de distribution en volume. Les distributions suivantes sont mentionnées ici comme étant potentiellement adaptées à cette étude dans le cadre comparatif et réputées pour leur fiabilité.

1.2.3.2.1 Distribution log-normale

La distribution log-normale est donnée par la relation (Babinsky & Sojka, 2002) :

$$f_0(D) = \frac{1}{D(\ln \sigma_{LN})\sqrt{2\pi}} \exp -\frac{1}{2} \left[\frac{\ln(D/D_{ML})}{\ln \sigma_{LN}} \right]^2 \quad (1.6)$$

Avec D_{ML} la taille moyenne logarithmique de la distribution et σ_{LN} la largeur positive de la distribution.

1.2.3.2.2 Distribution de haute limite

C'est une modification de la méthode précédente car une taille maximale de goutte est introduite (Babinsky & Sojka, 2002) :

$$f_3(D) = \frac{\delta D_{max}}{\sqrt{\pi} D (D_{max} - D)} \exp -\delta^2 \left[\ln \left(\frac{a_r D}{D_{max} - D} \right) \right]^2 \quad (1.7)$$

Des paramètres ont été ajoutés dans l'équation avec :

$$a_r = \frac{D_{max}}{D_r} \quad \text{et} \quad \delta = \frac{1}{\sqrt{2}(\ln \sigma_{UL})} \quad (1.8)$$

Avec D_{max} le diamètre maximal de la goutte, D_r un diamètre représentatif et σ_{UL} la largeur positive de la distribution. Elle s'approche de la distribution log-normale quand le diamètre maximal tend vers l'infini.

1.2.3.2.3 Distribution racine-normale

A l'origine, cette distribution sert à exprimer la distribution en volume des gouttes dans un spray. Cependant, la distribution du nombre de gouttes peut être obtenue directement car la fonction de distribution de probabilité a un gradient quasi nul à la limite basse de la distribution

(Babinsky & Sojka, 2002).

$$f_3(D) = \frac{1}{2\sigma_{RN}\sqrt{2\pi\bar{D}}} \exp - \frac{1}{2} \left[\frac{\sqrt{D} - \sqrt{\bar{D}}}{\sigma_{RN}} \right]^2 \quad (1.9)$$

Avec \bar{D} le diamètre moyen et σ_{RN} la largeur de la distribution.

1.2.3.2.4 Distribution Rosin-Rammler

La distribution Rosin-Rammler a l'avantage d'être mathématiquement très simple à utiliser. Elle est pour cela la plus fréquemment rencontrée dans la littérature (Babinsky & Sojka, 2002). L'expression en nombre est :

$$f_0(D) = q_{RR} \bar{D}^{-q_{RR}} D^{q_{RR}-1} \exp - \left(\frac{D}{\bar{D}} \right)^{q_{RR}} \quad (1.10)$$

Avec \bar{D} la moyenne des valeurs des diamètres et q_{RR} la valeur de la largeur de distribution. Les petites valeurs de q_{RR} sont associées aux sprays larges alors que les grandes valeurs représentent les sprays étroits.

1.2.3.2.5 Distribution Nukiyama-Tanasawa

La distribution Nukiyama-Tanasawa est flexible avec trois paramètres ajustables par l'opérateur (b_{NT} , d_{NT} et q_{NT}) et une constante normalisée a_{NT} (Lefebvre, 1989) :

$$f_0(D) = a_{NT} D^{p_{NT}} \exp(-b_{NT} D)^{q_{NT}} \quad (1.11)$$

Dans plusieurs études, p_{NT} est fixé à 2. Les paramètres b_{NT} , p_{NT} et q_{NT} permettent de contrôler la largeur de distribution et la localisation de la moyenne.

1.2.3.2.6 Distribution log-hyperbolique

La distribution log-hyperbolique est l'une des distributions les plus utilisées car elle couvre un grand nombre de cas d'études possibles. Son problème principal réside dans le fait qu'elle soit instable mathématiquement (Babinsky & Sojka, 2002). Son expression est :

$$f_0(x; \alpha_{LH}, \beta_{LH}, \delta_{LH}, \mu_{LH}) = a(\alpha_{LH}, \beta_{LH}, \delta_{LH}) \exp - \alpha_{LH} \sqrt{\delta_{LH}^2 + (x - \mu_{LH})^2} + \beta_{LH}(x - \mu_{LH}) \quad (1.12)$$

Avec K_1 une fonction de Bessel de premier ordre et de troisième espèce et :

$$a = \frac{\sqrt{\alpha_{LH}^2 - \beta_{LH}^2}}{2\alpha_{LH}\delta_{LH}K_1(\delta_{LH}\sqrt{\alpha_{LH}^2 - \beta_{LH}^2})} \quad (1.13)$$

Les différents paramètres servent à caractériser le logarithme de la fonction de distribution de probabilité qui est une hyperbole. Ils sont définis dans les domaines suivants :

$$-\infty < x < \infty, \alpha_{LH} > 0, |\beta_{LH}| < \alpha_{LH}, \delta_{LH} > 0, -\infty < \mu_{LH} < \infty$$

1.2.3.2.7 Distribution log-hyperbolique à trois paramètres

Dans le but de corriger le problème de stabilité de la distribution log-hyperbolique, une nouvelle relation a été mise en place par Babinsky & Sojka (2002) :

$$f_0(x) = A \exp \left[- \frac{a_{LH3} \sqrt{(a_{LH3}^2 \cos^2 \theta_{LH3} - \sin^2 \theta_{LH3}) + (x + \mu_0 - \mu_{LH3})^2}}{a_{LH3}^2 \cos^2 \theta_{LH3} - \sin^2 \theta_{LH3}} - \frac{(a_{LH3}^2 + 1) \sin \theta_{LH3} \cos \theta_{LH3} (x + \mu_0 - \mu_{LH3})^2}{a_{LH3}^2 \cos^2 \theta_{LH3} - \sin^2 \theta_{LH3}} \right] \quad (1.14)$$

Les paramètres a_{LH3} , θ_{LH3} et μ_{LH3} concernent la forme et A est une constante normalisée. μ_0 et A sont données par :

$$A = \frac{\sqrt{a_{LH3}^2 - (a_{LH3}^2 + 1)^2 \sin^2 \theta_{LH3} \cos^2 \theta_{LH3}}}{2a_{LH3} \sqrt{a_{LH3}^2 \cos^2 \theta_{LH3} - \sin^2 \theta_{LH3}} K_1 \sqrt{\frac{a_{LH3}^2 - (a_{LH3}^2 + 1)^2 \sin^2 \theta_{LH3} \cos^2 \theta_{LH3}}{a^2 \cos^2 \theta_{LH3} - \sin^2 \theta_{LH3}}}} \quad (1.15)$$

$$\mu_0 = - \frac{(a_{LH3}^2 + 1) \sin \theta_{LH3} \cos \theta_{LH3}}{\sqrt{\frac{a_{LH3}^2 - (a_{LH3}^2 + 1)^2 \sin^2 \theta_{LH3} \cos^2 \theta_{LH3}}{a_{LH3}^2 \cos^2 \theta_{LH3} - \sin^2 \theta_{LH3}}}} \quad (1.16)$$

Physiquement, a_{LH3} correspond à la pente des asymptotes de l'hyperbole, μ_{LH3} est la position du mode statistique, θ_{LH3} est l'angle de rotation des asymptotes dans un repère Cartésien et K_1 est comme précédemment une fonction de Bessel de premier ordre et de troisième espèce. Il faut toutefois noter que la majorité des paramètres et des constantes sont obtenus de manière expérimentale, rendant ainsi les distributions log-hyperboliques difficiles à mettre en place.

Les principaux modes de distributions sont donc établis pour les cas expérimentaux. Cependant, il semble parfois complexe d'extrapoler des données hors du domaine de l'expérience. Etendre la phase expérimentale est parfois impossible, que cela soit d'une manière technologique ou financière par exemple. Ainsi, des modèles prédictifs ont été mis en place. Ils se basent sur des domaines probabilistes et ils mènent des approches à la fois déterministe et stochastique. Un modèle bien connu est la maximisation de l'entropie. La méthode est présentée en annexe (Voir ANNEXE I.2.1, p.137-140).

1.2.3.3 Diamètres moyens

Les diamètres moyens sont constamment utilisés en analyse de sprays car ils permettent d'apprécier directement l'état du spray sous forme de valeurs uniques. De nombreux diamètres moyens existent, et parmi les plus connus le diamètre moyen de volume, de Sauter (*SMD*) et de De Brouckere. Le *SMD*, particulièrement utilisé pour les problèmes de transfert de masse et les réactions (Lefebvre, 1989), est explicité ci-après.

Le diamètre moyen de Sauter (SMD ou D_{32}) est le diamètre qu'a une goutte de rapport volume/surface égal au rapport du volume de toutes les gouttes du spray divisées par leurs surfaces. C'est un bon indice d'approximation du diamètre des gouttes et en particulier dans le cadre d'une étude de combustion. Les résultats sont pertinents pour les sprays d'essence dans la fenêtre d'analyse du spray complet, alors que dans le cas d'un spray Diesel ou biodiesel, les méthodes suivantes sont réalistes uniquement dans la zone diluée du spray. Le caractère dense de ces derniers et leur concentration en ligaments et autres structures liquides à géométries complexes ne permettent pas de s'appuyer sur des formules pour géométries simples.

D'après les informations émises précédemment, les formules pour le reste du chapitre sont prises en compte uniquement dans la partie diluée des sprays denses et pour le spray essence au complet. Ce découplage pour les sprays denses est impératif sous peine d'introduire un biais important dans les résultats du SMD et des autres calculs a posteriori.

1.2.3.3.1 Modèles semi-empiriques

Le modèle de Hiroyasu & Arai (1990) est particulièrement intéressant car il propose deux types de formules en fonction de la densité du carburant injecté et de la densité du gaz au repos dans la chambre. Une première formule est applicable pour les faibles pressions d'injection, soit typiquement pour les sprays essence en injection directe ou indirecte :

$$D_{32} = 4,12 d_{inj} Re_l^{0,12} We_l^{-0,75} \left(\frac{\mu_l}{\mu_g} \right)^{0,54} \left(\frac{\rho_l}{\rho_g} \right)^{0,18} \quad (1.17)$$

Les sprays Diesel sont en revanche traités avec la formule suivante :

$$D_{32} = 0,38 d_{inj} Re_l^{0,25} We_l^{-0,32} \left(\frac{\mu_l}{\mu_g} \right)^{0,37} \left(\frac{\rho_l}{\rho_g} \right)^{-0,47} \quad (1.18)$$

La différence se trouve au niveau des exposants afin de redistribuer l'importance des variables selon le type d'injection. Après avoir vu cette méthode semi-empirique pour déterminer D_{32} , il

est intéressant de la comparer avec des formules empiriques provenant directement des résultats de cette étude ou par les densités de probabilité présentées précédemment.

1.2.3.3.2 SMD basé sur les résultats expérimentaux

Le *SMD*, tout comme les autres diamètres moyens, peut se calculer simplement par la formule suivante (Lefebvre, 1989) :

$$D_{ab} = \left[\frac{\sum N_i D_i^a}{\sum N_i D_i^b} \right]^{1/(a-b)}, \quad a, b > 0 \quad (1.19)$$

Avec i la classe des gouttes, N_i le nombre de gouttes dans la classe i et D_i le diamètre significatif de la classe i . Les paramètres a et b sont des entiers positifs utilisés pour dissocier les différents diamètres moyens étudiés (pour le *SMD*, $a=3$ et $b=2$).

1.2.3.3.3 SMD basé sur une fonction de densité de probabilité

Basé sur les fonctions de densité de probabilité explicitées précédemment, il est aussi possible de trouver les diamètres moyens (Babinsky & Sojka, 2002). Cette expression, reposant sur l'hypothèse de gouttes sphériques, est définie comme :

$$D_{ab} = \left[\frac{\int_0^\infty D^a f(D) dD}{\int_0^\infty D^b f(D) dD} \right]^{1/(a-b)}, \quad a, b > 0 \quad (1.20)$$

Avec D le diamètre considéré et $f(D)$ la fonction de densité de probabilité étudiée.

Il est important de noter qu'il ne faut pas confondre diamètre moyen et diamètre représentatif dans une étude de sprays de carburants. Un diamètre moyen est un diamètre calculé mettant en valeur un phénomène physique particulier. Un diamètre représentatif est une valeur unique tirée de la distribution telle que le diamètre pour lequel $n\%$ du volume total de liquide est en dessous ou au dessus d'une certaine valeur telle que $n = 10\%, 63.2\%, 90\%$ et 99.9% , alors que $n = 50\%$ correspond au diamètre médian en masse (MMD). Le diamètre ayant la plus grande fréquence d'apparition dans la distribution est le diamètre crête (Lefebvre, 1989). Ce dernier

s'obtient graphiquement sur la courbe de distribution des fréquences, par l'intersection de la tangente et de la courbe au point maximal des fréquences.

D'autres propriétés basées sur les diamètres des gouttes sont exploitables à cette échelle telles que la distribution de masse volumique et le débit massique (Voir ANNEXE I.2.2-2.3, p.140-141). D'autres investigations possibles à cette échelle peuvent renseigner sur l'état du spray, comme la dynamique des gouttes et leur évaporation. Ces théories, mises en place dans des travaux antérieurs, ne sont pas développées dans le présent mémoire.

La dernière partie de cet état de l'art sur la caractérisation des sprays est l'étude à l'échelle microscopique.

1.2.4 Echelle microscopique

Après avoir déterminé la morphologie du spray, il est possible d'entamer une analyse locale approfondie. De nombreuses techniques sont disponibles pour identifier les gouttes et seulement celles qui sont utilisées le plus souvent sont répertoriées ici. La forme et la taille des gouttes sont étudiées sous différents paramètres. Ces dernières sont généralement difficiles à traiter car elles sont rarement sphériques et elles se superposent souvent. Ce travail est d'autant plus délicat dans les zones à densité élevée. La caractérisation intrinsèque des gouttes permet de classifier les gouttes en diverses catégories.

1.2.4.1 Facteurs morphologiques

Les facteurs morphologiques servent à caractériser la forme que possède une goutte une fois isolée des autres. Les différents facteurs morphologiques sont recensés dans les travaux de Blaisot & Yon (2005).

Le paramètre d'uniformité η est un indicateur de distribution de la masse autour du centre de gravité. Pour cela, la goutte entière est balayée par la mesure entre le centre de gravité et la périphérie de la goutte, afin de déduire r_{min} et r_{max} (Fig.1.6a) :

$$\eta = \frac{(r_{max} - r_{min})}{r_{mes}}, \quad 0 < \eta < \infty \quad (1.21)$$

Un paramètre de sphéricité S_P est ensuite exprimé afin d'évaluer la ressemblance entre la goutte et une sphère parfaite (Fig.1.6b). S_C est la surface circulaire de même aire que celle de la goutte S_I placée au centre de gravité. Une tendance sphérique amène à obtenir un S_P nul :

$$S_P = \frac{aire(S_I \cup S_C - S_I \cap S_C)}{aire(S_I)}, \quad 0 < S_P < 2 \quad (1.22)$$

Un troisième paramètre reprend le concept d'étirement de la particule. C'est l'ellipticité ε qui caractérise ce phénomène (Fig.1.6c). L'axe majeur L_{max} et l'axe mineur L_{min} de la particule sont recherchés afin d'écrire le rapport :

$$\varepsilon = \frac{L_{min}}{L_{max}}, \quad 0 < \varepsilon < 1 \quad (1.23)$$

Un dernier paramètre d'irrégularité ϕ_{ge} est utilisé pour représenter le pliage de la particule par rapport au plan de visualisation. Si cette dernière est fortement déformée ou entrelacée, elle a une irrégularité importante. A contrario, ce paramètre pour un objet avec une courbure quasi constante a une valeur faible. L'irrégularité s'exprime par :

$$\phi_{ge} = \frac{p\acute{e}rim\grave{e}tre(S_C)}{p\acute{e}rim\grave{e}tre(S_I)}, \quad 0 < \phi_{ge} < 1 \quad (1.24)$$

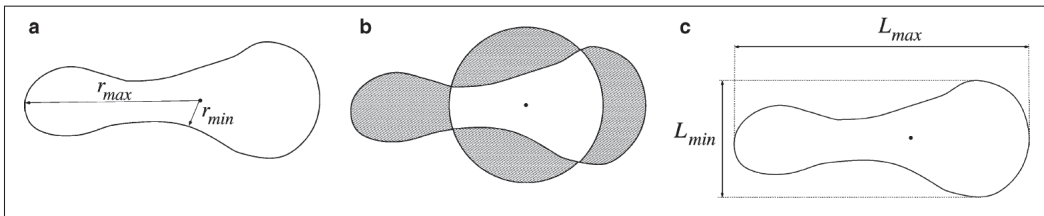


Figure 1.6 Illustration des facteurs de forme (Blaisot & Yon, 2005)

1.2.4.2 Paramètres de taille

De par sa morphologie, la goutte est classée comme étant sphérique ou déformée. Pour savoir dans quel état elle se trouve, il faut prendre une décision au regard d'un ou de plusieurs de ses facteurs de formes. Par exemple, si la sphéricité S_p est proche de 2, la goutte peut être considérée comme étant déformée (Fig.1.7).

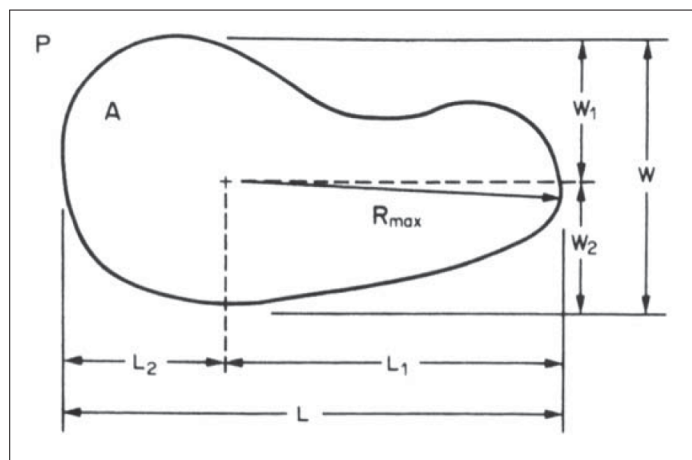


Figure 1.7 Grandeurs caractéristiques d'une goutte déformée (Blaisot & Yon, 2005)

Avant d'étudier la goutte déformée, il faut identifier sa plus grande longueur. De nombreuses caractéristiques sont basées sur cette mesure (Blaisot & Yon, 2005). Les diamètres de la goutte déformée sont les suivants :

- D_A : diamètre équivalent d'une goutte sphérique de même surface :

$$D_A = \sqrt{\frac{4S}{\pi}} \quad (1.25)$$

- D_P : diamètre équivalent d'une goutte sphérique de même périmètre :

$$D_P = \frac{P}{\pi} \quad (1.26)$$

- D_{AP} : diamètre équivalent surface/périmètre :

$$D_{AP} = \frac{4S}{P} \quad (1.27)$$

- D_{LW} : diamètre moyen :

$$D_{LW} = \frac{L + W}{2} \quad (1.28)$$

- D_{max} : diamètre majorant :

$$D_{max} = 2r_{max} \quad (1.29)$$

Les principales informations tirées de l'échelle microscopique ont été mises en avant dans cette section. Des problèmes complexes que l'on retrouve souvent quand les gouttes sont concentrées, sont la superposition des gouttes et leur présence partielle dans le cadre de l'image. Des méthodes de traitement pour ces cas particuliers sont présentées en annexe (Voir ANNEXE I.3, p.141-144).

La prochaine partie de cet état de l'art présente les techniques de traitements d'images permettant d'extraire les propriétés vues dans ce chapitre.

1.3 Traitement des images de sprays

Cette partie est consacrée aux méthodes de traitements d'images obtenues par capture à hautes vitesses dans le cadre des études de sprays de carburants. Du fait de leur caractère dynamique, ces images présentent souvent une qualité variant de moyenne à très faible. Les méthodes retenues ici sont donc choisies en adéquation avec leurs performances en milieu bruité.

1.3.1 Avant propos

Avant d'entamer la revue de littérature des traitements d'images disponibles pour l'étude des sprays de carburants, il est indispensable d'expliquer quelques notions.

La première notion est de différencier les méthodes de segmentation d'images et de détection de contours. Ces notions sont souvent interverties ou utilisées à mauvais escient dans le lan-

gage courant. Comme convention dans ce mémoire, le terme "segmentation" est utilisé pour une segmentation par région. Une segmentation par région consiste à faire ressortir les régions par un seuillage des valeurs, c'est-à-dire en décidant pour chaque pixel à quelle catégorie il appartient, e.g. spray ou arrière plan. L'expression "détection de contours" est utilisée pour caractériser une méthode permettant d'extraire uniquement les limites des objets et non leur contenu. C'est le gradient d'intensité de l'image qui permet de conclure si la variation est suffisamment rapide pour qu'elle corresponde à la frontière d'un objet. Pour arriver à un résultat visuel comparable, la détection de contour doit être suivie par des opérations morphologiques afin d'associer une certaine surface à chaque objet.

La deuxième notion est celle d'images à haut niveau de bruit. Une image peut être bruitée par de nombreuses causes physiques et numériques. Dans le cadre de ce travail, la plupart des images obtenues lors des expériences par imagerie rapide sont fortement bruitées. La revue des méthodes de traitement est donc axée vers les méthodes qui présentent de bons résultats dans ce genre de milieux particuliers.

La dernière notion discutée ici est la visualisation du spray. Bien que le spray représente globalement un milieu diphasique liquide/gaz, seul le liquide est observable sur les images. Les techniques d'obtention d'images dans cette étude sont principalement de l'ombroscopie (variations d'indice de réfraction du second ordre) et visualisation par rétroéclairage (diffusion de Mie). Ces dernières, à la différence de la technique Schlieren (variations d'indice de réfraction du premier ordre), ne permettent pas de mettre en évidence les faibles gradients de contraste, créés par la circulation des gaz et les rendent donc difficilement observables.

La prochaine section présente la première étape après l'acquisition des images de sprays.

1.3.2 Normalisation

La normalisation repose sur la différenciation des contrastes entre l'arrière plan de l'image et le liquide/gaz observé. La thèse de Seneschal (2009) décrit clairement ce processus.

La première image est la porteuse. Seul l'arrière plan illuminé est enregistré par la caméra. Le niveau de gris est alors relativement élevé. La deuxième image est qualifiée d'obscur car elle

visé à recueillir le bruit du capteur de manière intrinsèque. Cette étape est effectuée en prenant une image avec le couvercle placé sur l'objectif.

A partir de ces données, il est possible d'obtenir une relation entre les niveaux de gris d'un pixel (i, j) qu'il faut ensuite intégrer sur l'image entière pour avoir un rendu normalisé (Blaisot & Yon, 2005) :

$$P_n(i, j) = \beta P_{norm} \frac{P_{init}(i, j) - P_0(i, j)}{P_B(i, j) - P_0(i, j)} \quad (1.30)$$

Avec β un coefficient qui dépend de la stabilité temporelle de l'intensité lumineuse, $P_{init}(i, j)$ le niveau de gris du pixel (i, j) , $P_B(i, j)$ le niveau de gris du pixel (i, j) en arrière plan sans objet, $P_0(i, j)$ le niveau de gris du pixel (i, j) obtenu après l'étape d'obturation du capteur, P_{norm} le niveau de gris moyen de l'arrière plan. Finalement, $P_n(i, j)$ est le niveau de gris du pixel (i, j) de l'image normalisée. Dans le cas de spray avec une densité optique élevée tel que le Diesel ou le biodiesel, il convient de décomposer l'image initiale en plusieurs zones. Chacune de ces zones a son propre histogramme de niveau de gris, ce qui permet d'utiliser l'équation (1.30) localement. Il s'agit ensuite d'interpoler les pixels calculés sur la globalité de l'image pour obtenir un rendu normalisé.

1.3.3 Débruitage et amélioration

L'étape de débruitage est obligatoire pour des images de sprays qui sont sujettes aux bruits physique et numérique. Les bruits physiques peuvent provenir de l'environnement extérieur, e.g. vibrations de la caméra, flou cinétique ou encore corps étrangers sur la lentille. Les bruits numériques peuvent être dus à des erreurs de transmission ou à des erreurs induites par le post-traitement, e.g. pixels défectueux, saturation en niveau de gris. Les filtrages présentés ci-après sont pour la plupart maîtrisés depuis longtemps. Cependant, de nouvelles méthodes sont en plein essor, telles que le filtrage sur réseau multi-échelles et le filtrage par ondelettes (non explicités ici). Le défi majeur de cette étape est de supprimer les bruits tout en préservant l'intégrité du contour des objets. Le compromis à trouver est un équilibre entre lissage de l'image et conservation des objets (et inévitablement des bruits).

1.3.3.1 Filtrage linéaire par convolution

1.3.3.1.1 Filtre moyen

Le filtre moyen est un filtrage par convolution en prenant en compte les pixels voisins du pixel étudié (Pan *et al.*, 2007). Un noyau mobile permet d'assigner un poids à chacun des pixels voisins. Ce noyau est une matrice de taille prédéfinie (souvent 3×3 ou 5×5) avec en son centre le pixel étudié et des valeurs prédéfinies. La valeur du pixel étudié obtient après filtrage une valeur pondérée par l'influence du noyau sur les voisins.

Ce filtre est défini par la formule de convolution :

$$I_f(i, j) = U(m, n) * K \quad (1.31)$$

Avec $m = 1, 2, \dots, M$, $n = 1, 2, \dots, N$ (M : nombre total de lignes, N : nombre total de colonnes) et K le noyau étant une matrice de taille choisie de coefficients $1/mn$.

Ce filtre est utilisé à des fins de débruitage en lissant l'image. Ses inconvénients sont un sur-lissage de l'image, un temps de calcul élevé et finalement comme toutes les méthodes par convolution, les pixels des lignes et des colonnes en périphérie de l'image ne peuvent être traités sans extrapoler les valeurs hors de l'image (reproduction de la matrice, duplication par symétrie, mise à une valeur prédéfinie)(Gonzalez *et al.*, 2010).

1.3.3.1.2 Filtre Gaussien

Le filtre Gaussien reprend le même principe de noyau que le filtre moyen. Dans ce cas, le noyau est obtenu par une distribution Gaussienne en deux dimensions (Gonzalez *et al.*, 2010). La distribution est exprimée de manière isotropique par :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1.32)$$

Connaissant la distribution en fonction de l'écart type considéré, il est possible d'obtenir le noyau de convolution. Par opération de convolution, l'image finale est alors déterminée.

Cette méthode de filtrage permet de lisser l'image et d'éliminer les bruits. Cependant, elles souffrent des mêmes défauts que la méthode de filtrage moyen (Gonzalez *et al.*, 2010). D'autres études ont permis d'établir des modèles plus performants et plus rapides en 1D, 2D ou 3D, e.g. par anisotropie (Lampert & Wirjadi, 2006), par séparation unidimensionnelle (Geusebroek *et al.*, 2003), par processus itératif (Young & Van Vliet, 1995), à la fois dans le domaine spatial ou fréquentiel. Ces dernières méthodes ne sont pas utilisées dans la présente étude en raison de la performance qu'offrent d'autres modèles non-linéaires avec des coûts de calcul moindres.

1.3.3.2 Filtrage non linéaire

1.3.3.2.1 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener s'inscrit comme une méthode de débruitage dans le domaine fréquentiel (Bergounioux, 2008). Il permet de traiter les images dégradées à la fois par du bruit (approximé Gaussien) et par du flou, e.g. flou cinétique sur une image de spray. Dans le domaine de Fourier, l'expression à minimiser est :

$$\min_{U \in L^2(\mathfrak{R})} \|F - H_f U\|_2^2 + \|U Q\|_2^2 \quad (1.33)$$

Avec les termes après transformée de Fourier : l'image dégradée (F), l'image originale (U), le noyau de convolution du filtre flou (H_f) et le noyau de régularisation (Q). La solution de U après dérivation est (Bergounioux, 2008) :

$$U = \frac{\overline{H_f}}{|H_f|^2 + |Q|^2} F \quad (1.34)$$

Le terme $|Q|^2$ est à fixer d'après la puissance spectrale de l'image originale et du bruit. La dernière est connue directement dans le cas d'un bruit Gaussien car elle est égale à la variance

(σ^2) alors que la première est a priori inconnue. Il est tout de même possible d'estimer la puissance spectrale de l'image par principe d'indépendance entre le bruit additif et l'image.

1.3.3.2.2 Filtre Médian

Le filtre médian consiste à remplacer le pixel étudié par la médiane des valeurs de la fenêtre qui lui est associée (Wang *et al.*, 2011). Cette fenêtre est une matrice impaire, souvent de taille 3×3 ou 5×5 . Ce filtre spatial est basé sur une mesure quantitative statistique, tout comme le filtre moyen, et permet de lisser l'image.

Cette alternative au filtre moyen a de nombreux avantages. Tout d'abord, il n'ajoute pas de nouvelles valeurs de niveaux de gris car il les remplace seulement. Il peut par contre les diminuer, ce qui a pour effet d'unifier les valeurs et d'éliminer les dégradés. Lors du débruitage, il est réputé pour ne pas accentuer le flou déjà présent sur l'image (Wang *et al.*, 2011). Bien que nous nous affranchissons, par hypothèses, des bruits autres que Gaussiens, il est important de noter que ce type de filtre est performant contre le bruit impulsif de type "poivre et sel" (Bergounioux, 2008). Des défauts majeurs persistent en particulier pour notre application. Cette méthode a des problèmes pour supprimer les bruits uniformes tels que les bruits Gaussiens, ce qui est d'autant plus vrai lorsque la densité du bruit augmente. Pour finir, les géométries complexes et les contours précis peuvent être éliminés lors du calcul. Dans ce cas aussi, de nombreuses études ont permis d'améliorer l'algorithme afin de minimiser ces défauts, e.g. filtres adaptatifs (Hwang & Haddad, 1995)(Singh & Bora, 2014).

1.3.3.2.3 Filtre de Nagao

Le dernier filtre spatial et non linéaire étudié ici est le filtre de Nagao (Nagao & Matsuyama, 1979). Pour cette méthode spatiale, le pixel étudié est au centre d'une matrice 5×5 . Neuf combinaisons de neuf pixels dont le pixel étudié sont analysées comme le montre la Figure 1.8.

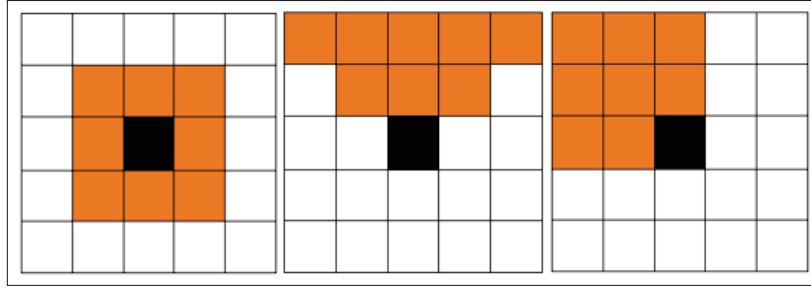


Figure 1.8 Processus d'évolution du filtre de Nagao

Les neuf combinaisons sont : la fenêtre centrale (Figure 1.8 gauche), quatre combinaisons pyramidales (Figure 1.8 centre) et quatre combinaisons en coin (Figure 1.8 droite). La fenêtre retenue pour le filtrage est celle qui présente une variance minimale. Le pixel étudié (pixel noir sur l'illustration) est ensuite remplacé par la moyenne des valeurs des pixels pour toute la fenêtre retenue. La caractéristique de moyennage des valeurs en fait un filtre de lissage, mais sa procédure sélective permet de garder les contours intacts.

1.3.3.3 Autres méthodes de filtrage

1.3.3.3.1 Filtre par diffusion anisotropique

Des équations aux dérivées partielles sont arrivées dans le domaine du traitement d'images depuis plusieurs années, en se basant souvent sur des principes physiques ou mécaniques. C'est le cas avec l'équation de diffusion utilisée en traitement d'images pour la première fois par Perona & Malik (1990) et qui, à l'origine, provient de la diffusion de la chaleur. L'expression est (Dargent, 2006) :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = c \cdot \Delta U \quad (1.35)$$

Avec c statuant comme une diffusivité thermique isotrope et stationnaire. En imagerie, la résolution de cette équation est équivalente, pour un certain t , à un lissage par filtre Gaussien d'écart type $\sqrt{2t}$.

La diffusion anisotropique est mise en place par Perona & Malik (1990) afin d'éliminer le principal défaut du filtre Gaussien, qui est le lissage des contours d'intérêt et donc la perte

d'informations. En se basant sur l'hypothèse que les gradients d'intensité les plus élevés correspondent à des contours et non à des bruits, ils écrivent une nouvelle équation de diffusion :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla U|) \cdot \nabla U) \quad (1.36)$$

Avec g une fonction de diffusion estimée Gaussienne (Equation 1.37) ou Lorentzienne (Equation 1.38) telle que (Perona & Malik, 1990) :

$$g(|\nabla U|) = \exp\left(-\left(\frac{|\nabla U|}{K_s}\right)^2\right) \quad (1.37)$$

$$g(|\nabla U|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla U|}{K_s}\right)^2} \quad (1.38)$$

Avec K_s le seuil de diffusion qui doit être judicieusement défini. Ce dernier permet de séparer de manière dichotomique les contours et les zones à lisser (bruit et zones uniformes). Ce paramètre est généralement défini après avoir estimé le bruit dans l'image.

Le principal avantage de cette méthode est la conservation et le rehaussement des contours alors que les autres parties de l'image sont lissées. Les inconvénients se trouvent au niveau de la difficulté pour déterminer le paramètre K_s qui influe considérablement sur le rendu final (Dargent, 2006). De plus, le nombre d'itérations, déduit de t , est aussi délicat à déterminer car il dépend fortement de K_s . Une mauvaise estimation de ce couple de paramètres peut conduire à différents problèmes, e.g. surlissage de l'image (retour vers une diffusion isotropique) ou rehaussement des bruits.

Tout comme pour les autres méthodes, celle-ci a connu des évolutions comme une généralisation de la diffusion rétrograde au niveau des contours (Dargent, 2006). La diffusion dans la direction du gradient conduit originalement à un lissage ou à un rehaussement des valeurs et ce, de manière non contrôlée (diffusion inverse). Ce problème tend à lisser des portions de contours involontairement. Pour minimiser ce phénomène, des auteurs ont discrétisé les valeurs obtenues sur les contours selon des seuils de diffusion supplémentaires : K_f (forward) pour les éléments à lisser et K_b (backward) pour les éléments à conserver (Gilboa *et al.*, 2001)(Gilboa *et al.*, 2002).

1.3.3.3.2 Filtre par variation totale

La dernière méthode de filtrage étudiée dans ce mémoire est la variation totale ou *ROF* (Rudin *et al.*, 1992). L'image bruitée est divisée en deux parties, soit une partie représentant l'image et une partie représentant le bruit. Le terme de régularisation présent dans l'expression de minimisation du problème de maximum de vraisemblance entre l'image dégradée et l'image originale, porte uniquement sur la partie représentant le bruit (Bergounioux, 2008). Cela conduit à l'expression à minimiser :

$$\min\{J(u) + \frac{1}{2\varepsilon_{VT}}\|v\|_2^2\}, \quad u \in BV(\Omega), \quad v \in L^2(\Omega), \quad u + v = u_d \quad (1.39)$$

Avec $J(u)$ le terme de variation totale, ε_{VT} une constante positive, u la partie non bruitée exprimée dans un espace de Banach (BV) et v la partie bruitée dans un espace de fonctions de carré intégrable (processus stochastique du second ordre dans L^2). En traitement d'images, le problème se pose dans un espace discret. Des opérations de discrétisation sont alors nécessaires. La partie bruitée est exprimée comme étant la différence entre la partie intacte et la somme des deux. Le gradient de u est introduit de manière discrète pour créer une variation totale discrète. Une solution unique à ce problème est obtenue comme étant l'image finale débruitée.

1.3.4 Seuillage et détection des contours du spray

La seconde partie de cette revue de littérature, sur le traitement d'images applicables en spray, regroupe les méthodes usuelles de segmentation et de détection de contours. La première section traite des méthodes de segmentation (par régions) et la seconde partie expose des méthodes de détection de contours.

1.3.4.1 Méthodes de segmentation

1.3.4.1.1 Seuillage manuel

Cette méthode est la plus simple car elle consiste à déterminer un seuil de niveau de gris qui délimite la zone d'acceptation ou de rejet des pixels de l'image. Ce seuil est obtenu par l'analyse de l'histogramme des niveaux de gris de l'image qui permet d'observer la population de pixels pour chaque niveau de gris. Si une caméra avec un capteur 8 bits est utilisée, alors 256 niveaux de gris différents sont envisageables, de 0 à 255. L'idée est donc de déterminer $N_{seuil} \in [N_{min}; N_{max}]$, c'est-à-dire $N_{seuil} \in [0; 255]$.

Plusieurs auteurs proposent leurs propres valeurs de N_{seuil} basées sur leurs histogrammes. Parmi les plus connues, Kim (2000) propose d'observer le gradient de niveau de gris en étudiant la dérivée de la fonction pour trouver la tangente maximale qui coupe l'axe des abscisses de l'histogramme. Cette intersection correspond à N_{seuil} . Malot & Blaisot (2000) propose d'utiliser un pourcentage de l'intervalle suivant :

$$l = \frac{N_{seuil} - N_{min}}{N_{max} - N_{min}} \quad (1.40)$$

Dans l'article de Malot & Blaisot (2000), les auteurs ont choisi d'utiliser $l = 61\%$ après de multiples essais.

1.3.4.1.2 Entropie maximale

Shannon (1948) introduit la notion d'entropie maintenant très utilisée en traitement d'images. Dans le domaine probabiliste, l'entropie peut être représentée comme une variable aléatoire discrète qui représente la quantité d'informations reçues. L'entropie totale de l'image est définie comme étant la somme des quantités d'informations reçues pour chaque classe de niveaux de gris.

Afin d'amplifier la différence entre les contrastes, une méthode de maximisation de l'entropie est mise au point dans les travaux de Kapur *et al.* (1985) basée sur la méthode Pun (1980).

D'après l'hypothèse binaire que deux classes A et B de niveaux de gris sont nécessaires, deux fonctions de distribution séparées par un seuil s sont employées. $H(A)$ (de $i = 0$ à $i = s$) et $H(B)$ (de $i = s + 1$ à $i = n$) sont définies ci-après :

$$H(A) = \ln(P_s) + \frac{H_s}{P_s} \quad (1.41)$$

$$H(B) = \ln(1 - P_s) + \frac{H_n - H_s}{1 - P_s} \quad (1.42)$$

Avec P_s et $1 - P_s$ les sommes des probabilités pour chaque niveau de gris associés aux domaines A et B respectivement. De plus, H_s et H_n représentent les entropies relatives aux deux classes :

$$H_s = - \sum_{i=0}^s p_i \ln(p_i) \quad (1.43)$$

$$H_n = - \sum_{i=0}^n p_i \ln(p_i) \quad (1.44)$$

A partir de ces équations, une fonction continue sur le domaine de l'image est introduite :

$$\psi(s) = \ln[P_s(1 - P_s)] + \frac{H_n - H_s}{1 - P_s} + \frac{H_s}{P_s} \quad (1.45)$$

Il convient ensuite de maximiser l'Equation 1.45 afin de trouver le seuil qui convient . Dans le cas le plus simple, c'est-à-dire quand $A=B$, le seuil équivaut à $s = \frac{1}{2}n$.

1.3.4.1.3 Maximisation de la variance interclasse

La méthode de maximisation de la variance interclasse est basée sur les statistiques d'analyse factorielle discriminante d'après Otsu (1979). Elle permet avant tout de séparer les pixels dans chacune des deux classes de niveaux de gris et ce, de manière très prononcée. La variance interclasse est définie ci-après :

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (1.46)$$

Avec ω_0 et ω_1 , les probabilités d'occurrence des classes C_0 et C_1 , respectivement définies par :

$$\omega_0 = P(C_0) = \sum_{i=0}^k p_i = \omega(k) \quad (1.47)$$

$$\omega_1 = P(C_1) = \sum_{i=k+1}^L p_i \quad (1.48)$$

Dans ces dernières expressions, p_i représente la probabilité qu'un pixel d'avoir un i_{eme} niveau de gris avec $i \in [1; L]$ séparé par un seuil k . De plus, μ_0 et μ_1 sont obtenus par les relations suivantes :

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k \frac{i p_i}{\omega_0} = \frac{\mu(k)}{\omega(k)} \quad (1.49)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^L \frac{i p_i}{\omega_1} = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)} \quad (1.50)$$

L'Equation 1.46 est ensuite reformulée en fonction de k :

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (1.51)$$

Après maximisation de l'Equation 1.51, il est possible d'obtenir l'expression d'une valeur de seuil optimisée k^* , ce qui revient à l'expression :

$$\sigma_B^2(k^*) = \max \sigma_B^2(k) \quad (1.52)$$

La thèse de Seneschal (2009) apporte de nombreux détails sur les deux méthodes de segmentation précédentes. L'auteur les compare sur des images synthétiques et réelles de sprays globaux et il conclue que la méthode de maximisation de la variance interclasse est plus précise. La méthode d'entropie maximale a tendance à agrandir les régions et donc surestime potentiellement l'aire des objets détectés.

1.3.4.1.4 Méthodes additionnelles

De nombreuses autres méthodes de segmentation existent et sont efficaces sur des images synthétiques et sur des images réelles. Arbelaez *et al.* (2011) comparent de nombreuses méthodes de segmentation. Outre leur méthode qui est classée première (voir Section "Méthodes alternatives"), deux méthodes, avec un F-measure (moyenne harmonique des critères de précision et de rappel) au dessus ou égale à 0.62, sont intéressantes à citer ici, les valeurs de F-measure s'étalant de 0.53 à 0.71 dans leur ensemble à comparer. Au vu du nombre important de méthodes comparées dans leur étude, la seconde moitié de ces dernières est sélectionnée à des fins comparatives pour le présent travail.

La première se nomme MS pour Mean Shift (Comaniciu & Meer, 1999). Le MS est un estimateur non paramétrique du gradient de densité de l'image. L'algorithme utilise à la fois le domaine spatial (matrice simple pour images en niveaux de gris) et le domaine quantitatif de l'histogramme. La convergence est recherchée pour chacun des points dans un espace en trois dimensions unissant les deux domaines précédents. Lorsque ces points sont proches dans cet espace, ils sont considérés comme faisant partie de la même région. Cette méthode à deux paramètres converge naturellement sans intervention de l'utilisateur.

La seconde méthode est la méthode NC pour Normalized Cuts (Cour *et al.*, 2005). L'algorithme est basé sur une segmentation spectrale multi-échelles de l'image. La segmentation utilise le principe de graphiques d'affinité entre les pixels et ce, sur différentes échelles de précision en parallèle. Un des avantages de cette méthode est l'utilisation d'un réseau multi-échelles permettant le traitement d'images de grandes tailles.

1.3.4.2 Méthodes de détection de contours

1.3.4.2.1 Détection de Canny

La détection (ou le filtre) de Canny est une méthode reprenant le filtre de Sobel pour estimer un gradient d'image (Canny, 1986). L'algorithme est défini suivant plusieurs étapes majeures. La première étape est le lissage de l'image par un filtre Gaussien afin de supprimer les bruits.

Ensuite, il faut trouver les gradients suivant les deux directions (x, y) de l'image. L'image du gradient s'exprime par les relations :

$$I_{f(x,y)} = U * h_{x,y} \quad (1.53)$$

Avec l'opérateur de type gradient de Gaussienne exprimé par un filtre $h_{x,y}(x, y)$:

$$h_{x,y}(x, y) = -\frac{x, y}{\sigma^2} \exp \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \quad (1.54)$$

Après avoir trouvé les directions du gradient, les modules des équations (1.53) selon x et y sont calculés. Les maxima locaux correspondent alors aux points des contours quand leurs modules sont supérieurs aux modules des pixels voisins. Selon les cas, l'étude des pixels voisins s'effectue sur un voisinage de huit pixels ou alors uniquement dans la direction du gradient. La dernière étape est la détection du contour par hysteresis. Elle vise à rejeter les points détectés qui ne sont pas supérieurs à un seuil prédéfini ou qui ne sont pas en contact avec un contour fort. Des étapes complémentaires d'optimisation de ce processus sont possibles, comme la fermeture des contours, la suppression des points isolés, le remplissage des cellules et ce, de manière manuelle ou automatisée (Arbelaez *et al.*, 2011). Pour finir, une méthode de détection de Canny sur un réseau multi-échelles est présentée en annexe (Voir Annexe II, p.145-150).

1.3.4.2.2 Détection de Jensen-Shannon

La détection de contours de Jensen-Shannon (JS) requiert l'utilisation de la divergence de Jensen et de l'entropie de Shannon (Lin, 1991). Des travaux très prometteurs ont été effectués (Seneschal, 2009)(Atae-Allah *et al.*, 2001). En effet, cette méthode est efficace dans des applications à faibles contrastes et avec des densités de bruit pouvant être élevées. La démarche se décompose en trois segments principaux : calcul des matrices de divergence et de direction, sélection des pixels des contours et fermeture des contours.

1.3.4.2.2.1 Matrices de divergence et de direction

Pour commencer, il convient de déterminer les pixels pour lesquels la divergence JS est maximale. Pour cela, une fenêtre subdivisée en deux sous-fenêtres W_1 et W_2 doit translater le long de la direction du contour délimitant deux régions distinctes. La divergence JS est alors maximale lorsque W_1 et W_2 sont totalement de part et d'autre de ce même contour :

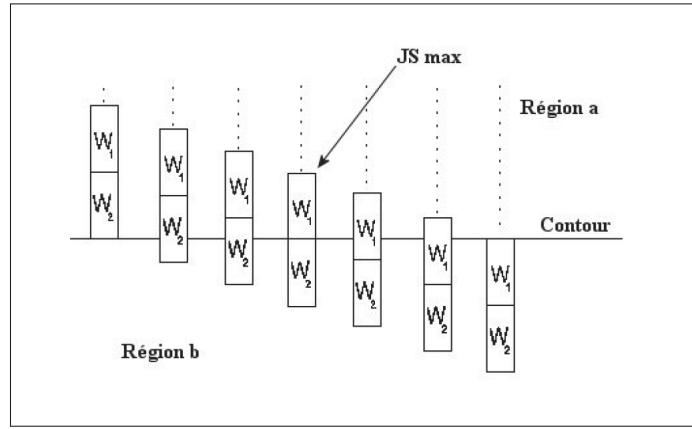


Figure 1.9 Représentation des fenêtres W_1 et W_2 (Seneschal, 2009)

Il faut étudier de cette manière chaque pixel de l'image dans quatre directions (horizontale, verticale et les deux diagonales) afin d'obtenir $JS = \{JS_1, JS_2, JS_3, JS_4\}$. Le maxima de la divergence est :

$$JS(x) = \frac{JS_1 + JS_2 + JS_3 + JS_4}{4} + \frac{JS_2 - JS_4}{2} \sin(2\pi x) + \frac{JS_1 - JS_3}{2} \cos(2\pi x) \quad (1.55)$$

Les valeurs dans les directions x sont déterminées en parallèle en fonction des différences entre les JS_i qui sont eux-mêmes prédéterminés dans des fenêtres d'orientations fixes $(0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4})$. La matrice de divergence est ensuite construite à partir de l'équation (1.55) optimisée pour rejeter les différents bruits :

$$JS_{i,j}^* = JS_{i,j} (1 - \alpha_{JS} + \alpha_{JS} W_{i,j}) \quad (1.56)$$

Et

$$W_{i,j} = \frac{|N_{w1} - N_{w2}|}{N_w} \quad (1.57)$$

Avec N_{w1} et N_{w2} les niveaux de gris moyens des sous-fenêtres W_1 , W_2 , N_w le niveau de gris maximum dans la fenêtre et $\alpha_{JS} \in [0, 1]$. Cette dernière modification permet de rendre la méthode plus robuste car l'algorithme est maintenant hybride entre un algorithme basé sur les textures, un algorithme de JS et un algorithme de niveau de gris.

Finalement, les pixels avec les JS les plus élevés sont gardés en tant que candidats pour les contours. La prochaine étape traite de la sélection des pixels définissant réellement les contours.

1.3.4.2.2.2 Sélection des pixels des contours

Il faut maintenant déterminer quels pixels de la matrice de divergence représentent des maxima locaux. Pour chaque pixel candidat, ses deux voisins $j = 1, 2$ placés dans la direction perpendiculaire au contour, lui sont comparés. Ainsi, une inégalité est exprimée pour permettre la sélection :

$$JS_{centrale} - JS_j \geq T_D \quad (1.58)$$

T_D représente un seuil qui est ajustable par l'utilisateur.

1.3.4.2.2.3 Fermeture des contours

Généralement, les contours ne sont pas totalement fermés après l'étape précédente. Il convient alors d'utiliser des pixels ne correspondant pas à des maxima dans la matrice de divergence mais qui satisfont les critères ci-après :

- a. La divergence JS du pixel étudié doit être élevée. La condition est satisfaite pour :

$$JS_{fin} - JS_{candidat} \leq \tau_d \quad (1.59)$$

- b. Les contours estimés doivent avoir une direction quasi similaire pour les deux pixels à relier, de même que pour la direction de la ligne physique les joignant. Cette condition est respectée si :

$$(Dir_{fin-candidat} - Dir_{fin})^2 + (Dir_{fin-candidat} - Dir_{candidat})^2 \leq \tau_\theta \quad (1.60)$$

Avec τ_θ et τ_d deux seuils à définir manuellement. Pour approfondir dans la méthode, des détails sont clairement rapportés dans la thèse de Seneschal (2009).

1.3.4.2.3 Méthodes additionnelles

Dans cette section, quatre méthodes classiques de détection de contours sont présentées. Elles sont choisies car elles sont réputées comme étant robustes et fiables.

La première méthode est la méthode du Laplacien de Gaussien (LOG)(Marr & Hildreth, 1980). Elle a pour but de créer un opérateur de convolution permettant de lisser puis de détecter les objets. L'opérateur Gaussien agit sur le lissage de l'image et son Laplacien permet de localiser et d'extraire le contour des objets. L'opérateur LOG en deux dimensions peut être approximé par un noyau de convolution 5×5 et il s'en suit une opération de convolution avec l'image observée.

La seconde méthode est celle de Prewitt (Prewitt, 1970). L'image est convoluée avec un opérateur de lissage particulier de taille 3×3 . Par la suite, les gradients dans les directions x et y sont déterminés puis une matrice d'amplitude des gradients et une matrice de direction des gradients sont définies. Finalement, les maxima locaux des gradients sont considérés comme étant des points de contours.

La troisième méthode est la détection de Sobel (Kaabi *et al.*, 1991). Le déroulement du calcul est similaire à celui de Prewitt. Cependant, les valeurs contenues dans le masque diffèrent. L'estimation du gradient est plus exacte dans le cas de Sobel car les valeurs du masque représentent une série Gaussienne.

La quatrième méthode est celle de Roberts (Kaabi *et al.*, 1991). Ce type de détection fait aussi appel aux opérateurs de dérivation précédents mais il n'y pas d'opération de lissage.

Le principal problème est l'accentuation du bruit due uniquement à la présence d'opérateurs de dérivation.

1.3.4.3 Méthodes alternatives

Des méthodes dites alternatives sont introduites dans les deux prochaines sections. Le terme "alternatif" reflète une complémentarité, du fait qu'elles produisent à la fois une carte des contours puis une segmentation. Ce processus permet d'avoir la précision d'un détecteur de contours avec les propriétés accessibles pour les objets qu'offre la segmentation. La section "contours actifs" ne présente pas une méthode à proprement dite mais plutôt une brève revue de littérature des méthodes usuelles.

1.3.4.3.1 Contours actifs

Les méthodes de contours actifs ou de "snakes" sont de plus en plus utilisées dans le traitement d'images depuis les dernières années. Le terme "actif" vient du fait que le contour se déforme et que l'énergie à son interface varie. La méthode des *level-set* est étudiée par Papari & Petkov (2011) et est préférée quand le nombre d'objets est inconnu dans la fenêtre d'interrogation. Ce constat est particulièrement adapté à l'étude des sprays. Osher & Fedkiw (2001) ont mis en place une méthode dans laquelle une fonction d'énergie Φ a une valeur nulle par défaut à l'interface du contour, positive à l'intérieur et négative à l'extérieur. Une carte de distance signée est alors créée et permet de renseigner la distance entre les points étudiés et le contour réel. Le contour se déforme alors par minimisation de l'intégral séparant l'ensemble des points et le contour réel. Cette technique provient du domaine de l'imagerie médicale. De nombreuses avancées ont été effectuées dans ce domaine avec par exemple des ensembles de formes prédéfinies, assurant ainsi une robustesse au bruit et une diminution du temps de calcul (Leventon *et al.*, 2000). De même, l'indépendance entre la position initiale et la performance de la méthode est étudiée par Tsai *et al.* (2003). Le principal problème avec ces techniques est qu'elles sont valables uniquement si un seul objet est à détecter. Peu de temps après, la multi-détection a été étudiée (Tsai *et al.*, 2004). De manière générale, de nombreux auteurs tels que Bresson

et al. (2006) utilisent la segmentation initiale de Mumford-Shah (Mumford & Shah, 1989) qui se résume à minimiser une expression comportant : un terme de fidélité (1), un terme de lissage (2) et un terme géométrique (3). L'expression initiale est (Vitti, 2012) :

$$MSh(u_l, K_d) = \overbrace{\int_{\Omega \setminus K_d} (u_l - U)^2}^1 + \overbrace{\lambda_F \int_{\Omega \setminus K_d} |\nabla u_l|^2 dx}^2 + \overbrace{\alpha_F \text{length}(K_d)}^3 \quad (1.61)$$

Avec U l'image, u_l une approximation lissée de U , K_d l'ensemble des discontinuités et des coefficients pour contrôler la force des termes (α_F, λ_F). Chan & Vese (2001) ont modifié cette fonction en y ajoutant une contrainte permettant à Φ de prendre uniquement les valeurs 1 à l'intérieur du contour et -1 à l'extérieur.

Les méthodes de contours actifs ont été brièvement introduites en mettant l'accent sur la méthode des *level-set*. Le principal avantage des contours actifs est la création d'une carte de contours fermés, évitant ainsi des opérations morphologiques supplémentaires. Pour plus de détails sur l'origine des contours actifs, le lecteur est encouragé à consulter l'ouvrage *Active Contours* de Blake & Isard (1998).

1.3.4.3.2 Méthode gPb-OWT-UCM

La méthode gPb-OWT-UCM pour globalized probability of boundary-oriented watershed transform-ultrametric contour map, provient du travail de Arbelaez *et al.* (2011). Leur algorithme est séquentiel, débutant par l'étape gPb pour obtenir la carte des contours, puis OWT et UCM pour fournir une carte des régions. Il s'inscrit donc parfaitement dans le cadre d'une méthode alternative.

Pour les images en niveaux de gris, la première étape est de déterminer des cartes de gradients orientés sur deux types d'images : une image originale et une image texturée. L'image texturée est obtenue en convoluant l'image avec un set de 17 filtres Gaussiens. Pour chacun des pixels, des valeurs sont assignées pour chaque filtre. La méthode de regroupement k-Moyennes est utilisée afin de trouver la valeur finale pour chacun des pixels.

Pour déterminer la carte des gradients des deux images précédentes, un calcul multi-échelles

est utilisé. Un disque de trois rayons différents (échelle) est placé successivement sur chaque pixel. Ces disques sont séparés en deux demi-disques suivant un angle θ prédéfini. Les différences des histogrammes des deux demi-disques sont calculées par la méthode du χ^2 (test statistique de comparaison d'échantillons par l'étude des histogrammes) et elles permettent d'obtenir la valeur du gradient pour le pixel. Ce gradient est ensuite calculé pour chaque taille de disque, pour chaque set d'orientations prédéfini et pour chaque pixel des images originales et texturées. Pour tous les pixels, la valeur maximale du gradient calculé est retenue.

L'étape suivante est une globalisation par étude spectrale. L'association de matrices d'affinité et de vecteurs propres permet de calculer un gradient de la même manière que précédemment. Finalement, une sommation des deux signaux local et spectral permet d'obtenir une carte de contours.

La dernière étape est une segmentation hiérarchique débutant par une fermeture des contours par l'utilisation de l'OWT et finalement de l'UCM. Chaque contour est exprimé en fonction de segments de différentes tailles. Un raffinement du nombre de segments, pratiqué dans les zones curvilignes, permet d'approximer au mieux les contours en présence de courbures importantes. Après cette opération de OWT, une opération de segmentation à différents niveaux de précision permet de quantifier les similitudes entre les régions et définit la carte UCM présentant des contours fermés et remplis.

1.4 Synthèse et objectifs

1.4.1 Synthèse

Dans cette section, plusieurs méthodes de filtrage puis d'extraction d'objets ont été revues. Elles ont chacune des avantages et des inconvénients. Cependant, l'application aux sprays de carburant est particulière du fait de l'aspect dynamique de l'image et de la densité du bruit environnant.

Les méthodes de filtrage ont pour la plupart des problèmes de conservation de l'information à cause d'un lissage non localisé. Pour palier à cela, des techniques émergentes utilisant des

réseaux multi-échelles sont réputées performantes.

L'étape d'extraction d'objets peut être réalisée de trois façons. La première est la segmentation, permettant de faire ressortir directement les régions. La seconde est la détection de contours, qui se focalise sur les variations brutales de niveaux de gris. Depuis plusieurs années, des méthodes alternatives sont apparues, reprenant le concept de détection de contours, puis leur remplissage automatique les transformant en régions. Ces dernières sont particulièrement intéressantes dans le cas des sprays car la perte d'information entre les deux étapes est minimisée. En effet, à des fins de caractérisation du spray, l'aspect physique doit être respecté afin d'être au plus proche de la réalité et d'estimer correctement les propriétés.

Chaque méthode de filtrage présentée est testée afin de permettre une comparaison exhaustive pour une application de sprays de carburants (Tableau 1.1). Etant donné le potentiel des filtres multi-échelles, une méthode stochastique est mentionnée ici et développée dans le chapitre "Traitement d'images de sprays".

Une matrice de choix (Tableau 1.2) présente les méthodes d'extraction d'objets retenues. En effet, il n'est pas question ici de toutes les essayer étant donné leur complexité de mise en place et leur temps de calcul. Au delà des performances, le nombre de paramètres à définir par l'utilisateur entre aussi en compte dans la sélection des méthodes.

Tableau 1.1 Sommaire des filtres à comparer

Filtre	Type	Paramètres
Moyen	Linéaire	1
Gaussien	Linéaire	2
Wiener	Non Linéaire	1
Médian	Non Linéaire	1
Nagao	Non Linéaire	0
Diffusion Anisotropique	Statistique	3
Variation Totale	NA	1
Bayésien multi-échelles	Statistique	0

Tableau 1.2 Matrice de choix des méthodes d'extraction d'objets

Méthode	Type	Paramètres
Seuillage manuel	Segmentation	1
Entropie Maximale	Segmentation	0
Maximisation Variance Interclasse	Segmentation	0
Mean Shift	Segmentation	0
Normalized Cuts	Segmentation	0
Canny originale	Détection contours	2-3
Canny multi-échelles	Détection contours/wavelets	1
Jensen-Shannon	Détection contours	2-3
Laplacien de Gaussien	Détection contours	2
Prewitt	Détection contours	1
Sobel	Détection contours	1
Roberts	Détection contours	1
Chan-Vese	Alternative	4
gPb-OWT-UCM	Alternative	7

Le choix est ici guidé sur l'application particulière de cette étude. Chaque type d'extraction d'objets est essayé en sélectionnant les candidats à même d'exceller dans des milieux à fortes densités de bruit et qui plus est, sont sujets à des non-uniformités d'éclairage.

La première méthode de segmentation retenue est la maximisation de la variance interclasse, qui présente de nombreux avantages, dont sa parfaite autonomie, sa flexibilité (nombre de classes) et sa précision dans la délimitation de régions telles qu'un spray global (Seneschal, 2009). La méthode Mean Shift, figurant parmi les travaux plus récents, a aussi été étudiée et apporte de bon résultats (Arbelaez *et al.*, 2011). Elle est donc candidate pour la comparaison dans la présente étude.

La détection de contours est aussi un choix raisonnable pour cette étude. Le principal problème est la fermeture de ces contours qui est délicate pour les méthodes de Canny, LOG, Prewitt, Sobel et Roberts. Parmi ces dernières, le détecteur de Canny est celui qui réagit le mieux d'après de nombreuses études (Heath *et al.*, 1998). Il est donc conservé et il sera suivi d'opérations morphologiques pour retrouver au mieux les informations réelles des sprays. Le détecteur de Canny multi-échelles n'est pas développé ici du fait de l'implémentation du code de transformée en ondelettes qui est fastidieuse au regard de la durée de l'étude.

Les deux méthodes alternatives, i.e. Chan-Vese (Chan & Vese, 2001) et gPb-OWT-UCM, sont prometteuses en vue d'obtenir des résultats proches de la réalité et sont donc sélectionnées comme outils comparatifs.

1.4.2 Objectifs

L'objectif principal de cette étude est de créer un outil capable de caractériser les sprays de carburants de manière globale (spray entier), locale (zones particulières du spray) et microscopique (isolement d'objets). Pour cela, l'algorithme doit pouvoir opérer en milieu fortement atteint par différents bruits physique et numérique, approximés ici Gaussien. Les propriétés extraites doivent refléter la réalité afin de donner une estimation à la fois spatiale et temporelle de l'état du spray.

Le premier sous-objectif est de trouver parmi la littérature, des candidats aptes à ce type de traitement d'images.

Le deuxième sous-objectif est d'adapter une méthode, a priori considérée comme la plus performante, à l'application pour sprays de carburants. Cette méthode est ensuite approfondie par une étude paramétrique sur des images de synthèse. Des images naturelles sont aussi acquises en créant un montage expérimental pour chaque cas d'études (global, local et microscopique). Le troisième sous-objectif est la validation de la méthode retenue, en la comparant avec les autres candidats, pour déterminer le meilleur outil en fonction du cas d'études.

Finalement, la méthode qui est globalement jugée la plus performante, tous cas d'études confondus, est utilisée pour extraire les propriétés du spray.

Pour conclure, ce chapitre était dédié, d'une part à mettre en avant les propriétés les plus importantes à extraire d'un spray de carburant et d'autre part, à découvrir les techniques de traitements d'images pouvant permettre d'étudier les sprays. L'approche retenue a priori, au vu de ses performances dans la littérature, est séquentielle avec un débruitage par filtrage Bayésien (Li & Ghosal, 2014) puis une extraction des objets via les contours actifs de Chan-Vese (Chan & Vese, 2001).

CHAPITRE 2

DISPOSITIF EXPÉRIMENTAL

Les montages expérimentaux ont été élaborés au laboratoire de Thermo-Fluide pour le Transport (TFT) basé dans les locaux de l'École de Technologie Supérieure. Ils sont détaillés dans les prochaines sections de ce chapitre.

2.1 Système d'injection

De nos jours, la tendance est à l'injection directe mais l'injection indirecte se retrouve dans des motorisations plus traditionnelles ou plus anciennes. Dans ce cas, l'injection du carburant se fait en amont de la chambre de combustion. En motorisation essence, le mélange air/carburant est formé dans le conduit ou le collecteur d'admission. Le tout est ensuite conduit dans la chambre de combustion via les soupapes (moteur 4 temps) ou une boîte à clapets (moteur 2 temps).

L'injecteur indirect utilisé dans les expériences provient d'un fabricant d'équipements d'origine (OEM). Il est de marque Keihin et était installé sur un moteur atmosphérique Honda essence à quatre cylindres en ligne. Cet injecteur est de type Valve Covered Orifice (VCO), c'est-à-dire qu'il ne possède pas de sac et son diamètre en sortie est mesuré à $150\ \mu\text{m}$. La pression d'utilisation pour ce type d'injecteur est faible et pour les besoins des expériences, elle est fixée à 0.34 MPa. Les gaz utilisés pour pressuriser le réservoir contenant le carburant sont de l'air comprimé provenant du réseau de l'école, ou de l'azote en bouteille.

Ce type d'injecteur fonctionne avec un solénoïde. Un champ magnétique est appliqué pour faire déplacer l'aiguille et laisser passer le carburant. Une fois le solénoïde désexcité, un ressort permet de remettre l'aiguille en position initiale. La tension d'entrée est délivrée par un générateur de puissance. L'impulsion est contrôlée via un micro-contrôleur placé en série, en amont du générateur. La Figure 2.1 illustre le type d'injecteur utilisé.



Figure 2.1 Injecteur Keihin
source : www.autohausaz.com

2.2 Chambre d'injection

Les chambres d'injection sont des enceintes permettant la visualisation du spray et sa récupération lors de l'injection, de manière sécuritaire. Elles peuvent être semi-ouvertes lors de mesures à la pression atmosphérique et fermées lorsqu'une contre-pression est nécessaire.

L'enceinte utilisée dans cette étude est une chambre semi-ouverte à pression atmosphérique. Elle consiste simplement en un bac de récupération résistant aux hydrocarbures et avec des montants surélevés pour éviter les projections de carburants à l'extérieur. Outre les études à pression atmosphériques, cette chambre a permis la mise au point de la partie acquisition de données et de l'algorithme de traitement d'images.

2.3 Source d'illumination

Les sources d'illumination sont un point essentiel permettant de mettre en évidence le spray pendant l'injection. De nombreuses sources de lumière existent et sont relayées par des instruments tels que des lampes stroboscopiques, des lampes halogènes ou des lasers dans la plupart des études. L'éclairage choisi dans cette étude est une lampe halogène car sa puissance est nécessaire pour prendre des images en utilisant l'ombroscopie. Elle permet de plus un éclairage en continu, facilitant les diverses mises au point du montage et de la méthode numérique.

Le projecteur halogène est une lampe par incandescence montée sur un tripode permettant une multitude d'orientations. La puissance maximale de cette lampe est de 300 W.

Le principal avantage de la lampe halogène est son coût réduit, sa flexibilité d'utilisation et son fonctionnement continu. Il y a donc une indépendance entre l'éclairage et la prise d'images, ce qui est pratique lors des étapes de réglages.

Un inconvénient majeur est cependant l'intensité lumineuse faible, ce qui limite les plages d'utilisation de la caméra en terme de nombre de prises de vue par seconde, de temps d'exposition et de résolution. Le fait d'approcher la lampe du lieu de mesure corrige ce phénomène. Cependant, une limite d'encombrement et de sécurité apparaît. Le second inconvénient majeur est donc l'aspect sécurité. La lampe halogène engendre une augmentation significative de la température du milieu environnant, due à son fonctionnement par incandescence. Ce phénomène peut favoriser l'auto-inflammation du carburant en fonction de sa nature. Pour palier à ce risque, les études se sont toujours déroulées dans les plages de température de non auto-inflammation du carburant.

2.4 Acquisition des données

L'acquisition des données consiste en la prise d'images et fait intervenir une caméra haute vitesse, des objectifs et des logiciels de post-traitement.

La caméra haute vitesse choisie dans les études est une Phantom V9.1 de la société Vision Research (Figure 2.2). La résolution maximale est de 1632 pixels \times 1200 pixels et la vitesse maximale dans ces conditions est de 1000 images par seconde. En très basse résolution, elle peut atteindre 153 846 images par seconde et le temps d'exposition minimal est de 2 μ s. Les images en sortie sont codées sur 14 bits par défaut. Cette valeur est par la suite modifiable dans le logiciel de post-traitement pour atteindre d'autres valeurs, i.e. 8 bits (perte d'information) ou 16 bits (extrapolation). Plus de détails au sujet de la caméra sont donnés en annexe (voir ANNEXE III.1 p.151).



Figure 2.2 Caméra Phantom V9.1

Le capteur est de type *Complementary Metal Oxide Semiconductor* (CMOS) dont les caractéristiques sont présentées dans le Tableau 2.1 :

Tableau 2.1 Spécifications du capteur CMOS de la caméra

Données	Valeurs
Résolution	1632 × 1200 pixels
Taille de pixel	11.5 μm
Dimensions	18.76 mm × 13.8 mm
Nombre de bits	8, 10, 12, 14 bits
ISO	2400-600

Une bague adaptable permet d'y apposer différents objectifs, macro-objectifs et micro-objectifs. La caméra est maintenue sur un châssis escamotable, et le montage permet de laisser les trois degrés de liberté en translation accessibles.

Le premier objectif utilisé est un Nikon Nikkor de 50 mm à focale fixe. La mise au point peut être faite de manière automatique par le biais d'un moteur silencieux. Le mode manuel est uniquement utilisé pour les expériences afin de définir précisément le plan focal. L'ouverture est caractérisée par un nombre de f allant de 1.4 à 16, conduisant respectivement à une forte ou faible intensité lumineuse. La distance minimale de mise au point pour cet objectif est de 0.45 m. L'objectif est représenté sur la Figure 2.3 et plus de détails sont donnés en annexe (Voir ANNEXE II.2.1, p.152).



Figure 2.3 AF-S NIKKOR
50mm f/1,4G *source :*
www.nikon.com

Le second objectif est un microscope Navitar Zoom 6000 qui permet des investigations microscopiques du spray afin d'isoler des gouttes allant de quelques centaines à une seule (Figure 2.4). Dans le cadre de cette étude, cet objectif est utilisé uniquement en chambre semi-ouverte avec une lampe halogène afin de l'approcher au maximum du spray. Une limite majeure à ce système est le besoin en lumière qui s'accroît fortement en zoomant. Un compromis entre résolution, vitesse de capture et grossissement est à trouver afin de réussir à figer et à distinguer les gouttes avec suffisamment d'intensité lumineuse. Ce type d'objectif contient différents composants tels qu'un tube d'adaptation, un coupleur et un support de lentille et des lentilles. L'ensemble des composants disponibles au laboratoire offre une plage de grossissement de $12 \times$ (1 à 7). En fonction du montage, les distances de travail varient de 341 mm à 37 mm avec des tailles de champs diagonales de 22.99 mm à 1.90 mm, et de 2.88 mm à 0.24 mm, respectivement sur les deux tiers du capteur. Les configurations disponibles pour ce type de microscope sont présentées en annexe (Voir ANNEXE III.2.2, p.153).

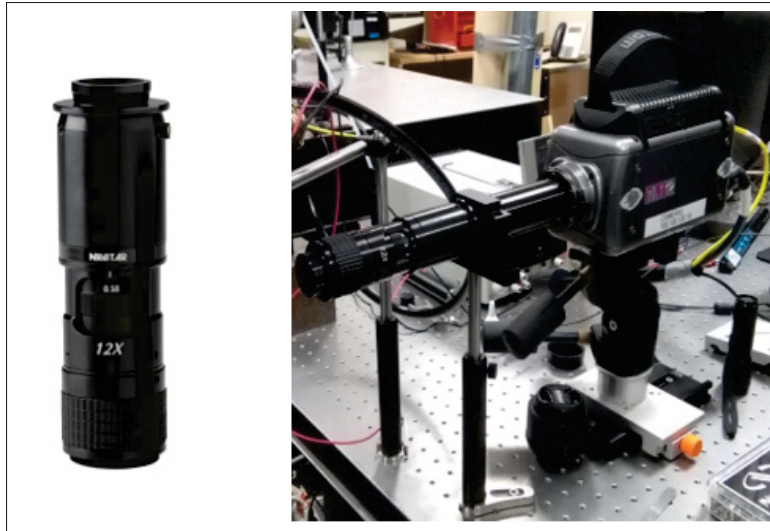


Figure 2.4 Microscope Navitar Zoom 6000 *source : www.navitar.com* (gauche), disposition du microscope sur la caméra (droite)

Le logiciel d'acquisition de données se nomme Phantom Camera Control (PCC). Il est destiné à gérer les paramètres de prises d'images, i.e. la résolution, le temps d'exposition, la vitesse de capture et le stockage. Les séquences que le logiciel enregistre atteignent parfois des dizaines de milliers d'images. Le *.cine* est le format utilisé par PCC, adapté pour contenir et compresser les données avec un minimum de pertes. Lorsque le nombre d'images est suffisamment faible, les fichiers *multi-page tiff* sont privilégiés car ils sont lisibles directement par un grand nombre de plateformes (visionneuses et logiciels de calcul).

2.5 Description des montages

Deux montages principaux ont été effectués pour ce projet afin d'étudier et de visualiser le champ global et le champ microscopique du spray de carburant.

Le montage en champ global sert à étudier le spray dans sa globalité pour en tirer des propriétés telles que la longueur de pénétration du spray, l'angle de cône, l'aire et le volume du spray. Dans cette configuration, l'objectif Nikkor 50 mm est utilisé. Le montage en chambre ouverte est présenté sur la Figure 2.5.

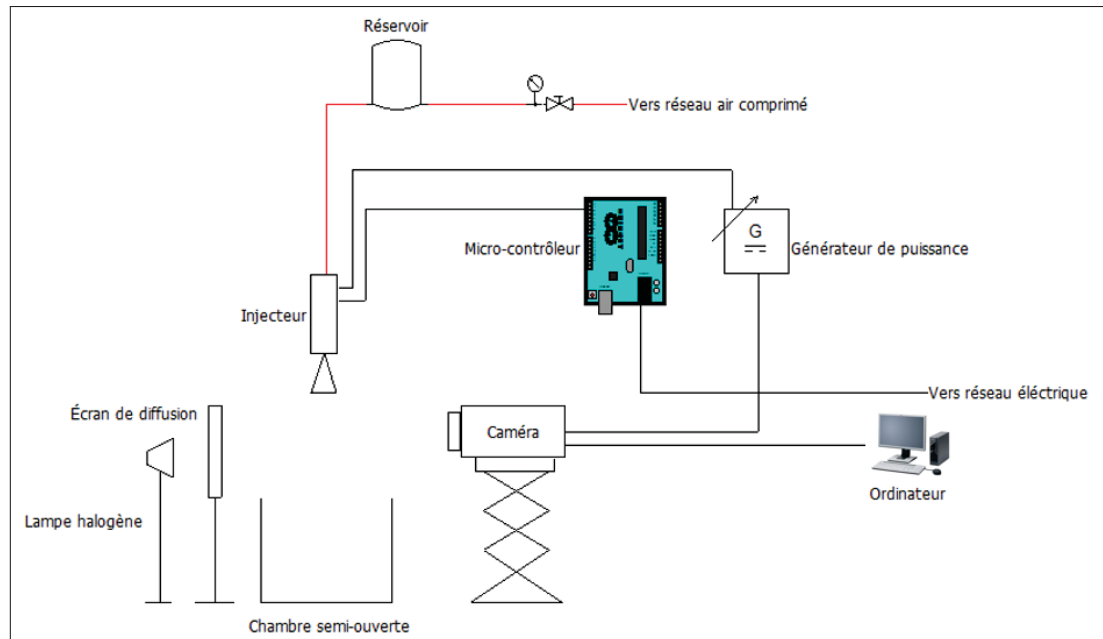


Figure 2.5 Montage expérimental en champ lointain dans une chambre semi-ouverte

La pression d'air comprimé disponible via le réseau du laboratoire s'étend sur une plage de 0 MPa à 1.03 MPa. Le générateur est réglé à 12 V pour l'injecteur. Le micro-contrôleur permet de déclencher l'injection pour une durée variable : 0.256 ms, 0.544 ms, 0.970 ms, 2.034 ms, 4.004 ms, 5.008 ms et 9.990 ms. La durée maximale d'injection est privilégiée afin d'avoir autant d'images du spray que possible.

Pour cette étude, la caméra avec l'objectif Nikkor 50 mm à focale fixe, est placée à la distance minimale de mise au point (0.45 m), afin d'avoir une visualisation précise et globale du spray. Les configurations de la caméra et du logiciel sont détaillées dans le Tableau 2.2.

Tableau 2.2 Configuration choisie de la caméra dans le champ global

Paramètres	Valeurs
Résolution image (pixels)	480 × 1200
Vitesse de prise (fps)	2600
Intervalle (μ s)	385
Temps d'exposition (μ s)	40
Rapport de reproduction	1 :6.6
Nombre de bits	14

Le montage en champ microscopique a pour but d'étudier les gouttelettes de manière très proche afin d'obtenir leurs distributions et leurs propriétés morphologiques. Les principales difficultés pour ce montage sont dues au besoin de lumière, à la mise en place des fenêtres d'interrogation et aux réglages de la caméra et du logiciel de post-traitement. Le montage en lui-même est légèrement plus complexe que précédemment, notamment en terme de disposition des instruments. Ce montage est représenté dans la Figure 2.6.

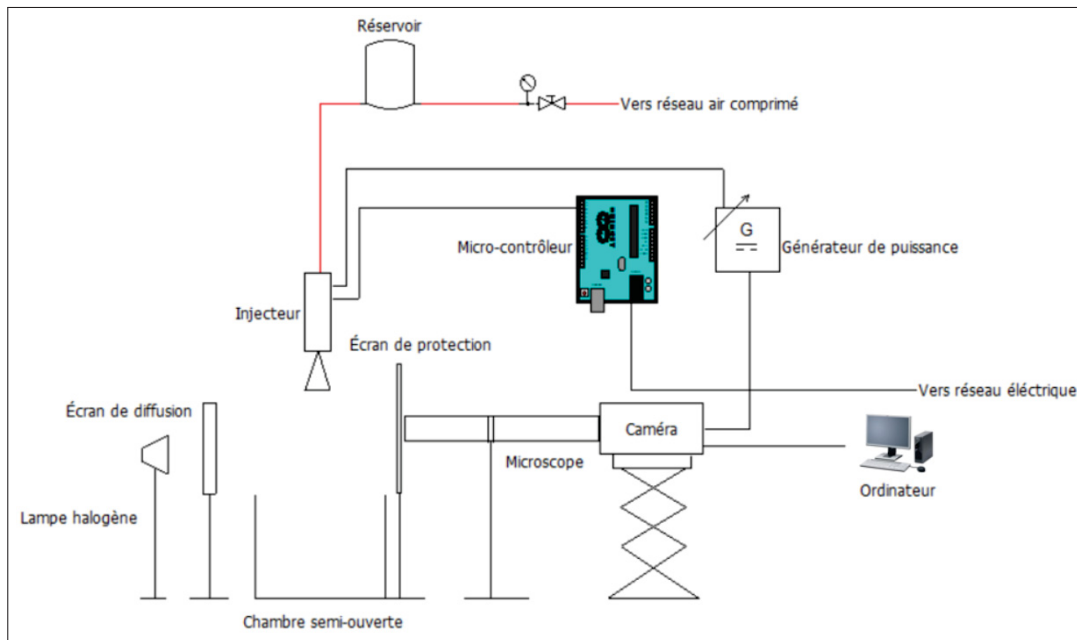


Figure 2.6 Montage expérimental en champ microscopique dans une chambre semi-ouverte

Dans cette configuration, la distance de mise au point du microscope est de 0.398 m et le grossissement est de $\times 36$ (12×3). Les réglages détaillés de la caméra sont synthétisés dans le Tableau 2.3.

Finalement, les fenêtres d'interrogation sont de tailles $17 \text{ mm} \times 17 \text{ mm}$ et sont localisées le long de l'axe du spray ou en périphérie, à la fois dans le champ proche ou lointain du spray. Les localisations de ces fenêtres sont décrites dans le Chapitre 6 "Application en champs local et microscopique".

Tableau 2.3 Configuration choisie de la caméra dans le champ local

Paramètres	Valeurs
Résolution image (pixels)	576×576
Vitesse de prise (fps)	4700
Intervalle (μs)	212
Temps d'exposition (μs)	10
Rapport de reproduction	36 :1
Nombre de bits	14

2.6 Propriétés des carburants

Le carburant utilisé dans cette étude est décrit dans le Tableau 2.4.

Tableau 2.4 Propriétés du carburant utilisé

Carburant	iso-octane
ρ_l (kg/m^3) (20 °C)	692
T_{ebul} (°C)	99.8
h_{fg} (kJ/kg)	271.6
ν_s (Pa/s) (25 °C)	5.1×10^{-4}
γ (mN/m) (20 °C)	14.7
$T_{auto-inflam}$ (°C)	447
T_{eclair} (°C)	-12.2
Chaleur latente de vaporisation (MJ/kg)(25°C)	0.305
Research Octane Number (RON)	100

Le chapitre décrivant les montages expérimentaux est maintenant terminé. Le prochain chapitre traite de l'implémentation de la méthode de traitement d'images choisie.

CHAPITRE 3

ETUDE DE LA MÉTHODE DE TRAITEMENT D'IMAGES DE SPRAYS

La majeure partie de cette étude a été d'investiguer une méthode robuste d'amélioration d'images de sprays et d'en extraire des objets. Trois sections distinctes décrivent le choix des images de références, le développement de la méthode et la validation de l'ensemble. L'utilisation d'algorithmes *open source*, a permis une implémentation plus rapide du filtrage Bayésien et de la méthode de contours actifs Chan-Vese. Le code de filtrage provient du travail original de Li & Ghosal (2014). La structure du code de contours actifs, est disponible sur le site de Yue Wu (Wu, 2010), de Tufts University. Il s'en suit diverses modifications et améliorations pour convenir à l'étude des sprays de carburants.

3.1 Sélection des images de référence

Avant la mise au point du traitement d'images, il convient de choisir des images représentatives des sprays réels. De plus, des images de synthèse sont utilisées pour tester et valider l'algorithme.

3.1.1 Images de synthèse

Les images de synthèse sont très utilisées en traitement d'images car elles permettent une validation, au moins partielle, des algorithmes. Avec des formes prédéfinies de tailles connues, il est possible d'évaluer la capacité des méthodes à débruiter et à extraire les contours.

Le premier set d'images de synthèse créé, représente diverses formes pouvant apparaître dans une image de spray à l'échelle microscopique, telles que des cercles, des ellipses, des superpositions, des textures diverses ou encore des morceaux de contours. Ces images peuvent subir diverses dégradations en réalité, par exemple des lacunes de contraste, de gamma (distorsion induite entre la luminosité d'un pixel et la luminance à l'écran), de luminosité ou un excès de flou. Pour modéliser numériquement un bruit impactant des instruments de mesure, il est souvent nécessaire de faire l'hypothèse d'une distribution Gaussienne du bruit. Cette condition

suppose qu'il n'y ait pas de problème de transmission, un capteur parfait et pas d'obstacles physiques lors de la prise d'images (poussières ou rayures sur la lentille). Le set d'images Figure 3.1 présente des dégradations Gaussienne sévères selon plusieurs variances et une moyenne nulle.

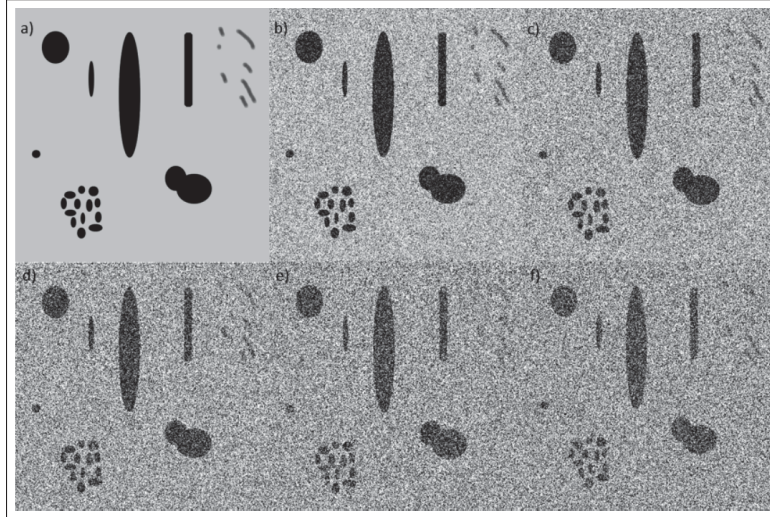


Figure 3.1 Dégradation d'une image de synthèse à l'échelle microscopique : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$

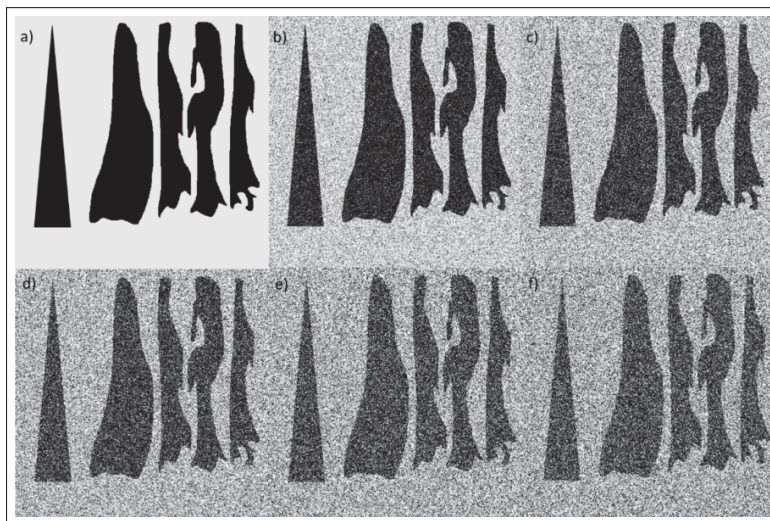


Figure 3.2 Dégradation d'une image de synthèse à l'échelle globale : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$

Le second set est composé de formes triangulaires parfaites et déformées qui imitent le spray à l'échelle globale (Figure 3.2).

La mise au point de la méthode se fait donc grâce à ces sets d'images. Une fois les essais validés sur ces images, il est possible d'étudier des images dans un contexte réel.

3.1.2 Images naturelles de spray

Deux images de référence pour le spray sont choisies dans cette section, la première à l'échelle globale et la seconde à l'échelle microscopique. L'injecteur utilisé pour cet image est l'injecteur indirect Keihin avec de l'iso-octane à basse pression (0.34 MPa). La première image est prise avec l'objectif Nikkor 50 mm avec le capteur placé à une distance de 0.45 m du plan objet et un éclairage avec la lampe halogène (Figure 3.3). Dans ces conditions, la vitesse de prise est de 2600 images/seconde, le temps d'exposition de $40\ \mu\text{s}$ et la résolution de l'image finale de $480\ \text{pixels} \times 1200\ \text{pixels}$.



Figure 3.3 Champ global d'un spray d'iso-octane à 0.34 MPa

L'image du spray global montre de forts gradients d'intensité et des zones de flou induites par le flou cinétique. De plus, l'inhomogénéité de la diffusion de la lumière, ainsi que la présence d'une zone à discriminer, i.e. la potence de l'injecteur, augmentent la difficulté du traitement. La seconde image est de type microscopique, prise avec le microscope Navitar, sur l'axe du spray et à 11 cm de la sortie d'injecteur (Figure 3.4). Dans ces conditions, la distance entre le plan objet et le plan focal est de 39.8 cm (mesurée). La vitesse de prise est de 4700 images/seconde, le temps d'exposition de $10\ \mu\text{s}$ et la résolution de $576\ \text{pixels} \times 576\ \text{pixels}$.

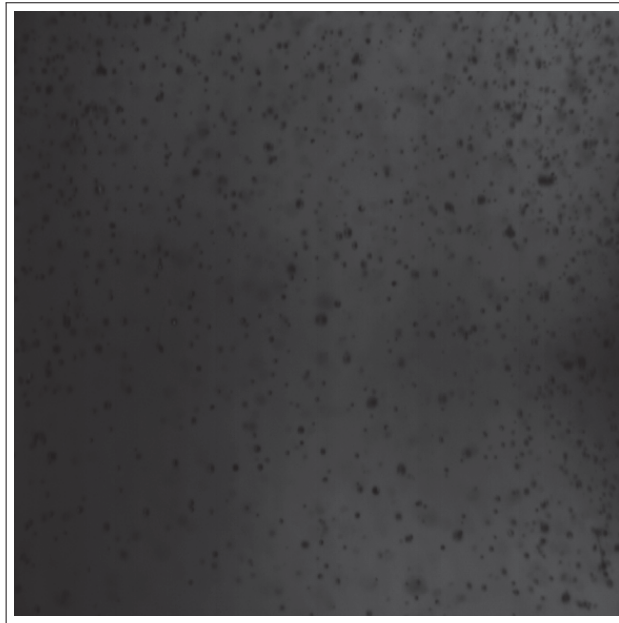


Figure 3.4 Champ microscopique d'un spray d'iso-octane à 0.34 MPa.

Sur cette image, un manque de luminosité global et une non uniformité de la lumière sont visibles. La majorité des objets sont des gouttes de taille moyenne à grosse. La principale difficulté est de faire ressortir les gouttes qui sont obstruées par les zones d'ombre. Les images étant choisies, il convient maintenant de présenter et de valider la méthode de traitement d'images proposée.

3.2 Développement de la méthode

L'approche retenue est une méthode hybride composée d'un pré-traitement par lissage Bayésien multi-échelles et d'une extraction d'objets par contours actifs. Ces deux sous-méthodes ont été choisies dans la littérature au vu de leur performance et de leur lancement relativement récent dans le domaine de l'imagerie médicale. Le principal objectif est de démontrer la performance de l'ensemble de l'algorithme sur des images dynamiques de sprays souffrant d'un fort taux de dégradation (bruits physique et numérique).

3.2.1 Filtrage Bayésien multi-échelles

Cette étude est basée sur les travaux novateurs de Li & Ghosal (2014), qui ont mis en place une méthode de lissage Bayésien multi-échelles, appliquée aux images souffrant d'un bruit de nature Gaussienne. Dans un premier temps, la méthode originale est présentée (Li & Ghosal, 2014). Dans un second temps, une étude démontre comment cette méthode est applicable aux images dynamiques de sprays, dans des conditions de luminosité insuffisante et de qualité moyenne. Dans cette section, il n'est pas question de réinventer la méthode, mais plutôt de l'adapter à notre cas d'étude, tout en connaissant son efficacité sur des images de synthèse ou encore des images médicales naturelles.

3.2.1.1 Méthode originale

Cette méthode se base sur des critères stochastiques a priori, afin d'estimer les liens entre les pixels voisins. Elle repose sur les fondements de la théorie des espaces d'échelle et fait donc partie de la catégorie des méthodes de débruitage multi-échelles. Il est possible d'établir un réseau en partant de l'image brute $l = 0$ jusqu'à atteindre le niveau du pixel $l = L$. La théorie Bayésienne est intéressante dans ces conditions car elle permet d'estimer des probabilités à un certain niveau, tout en connaissant les probabilités du niveau précédent, et en se basant sur le principe de probabilité conditionnelle. La Figure 3.5 est un exemple de localisation des calculs dans le réseau, à partir du niveau de l'image brute, jusqu'au niveau de l'image reconstruite.

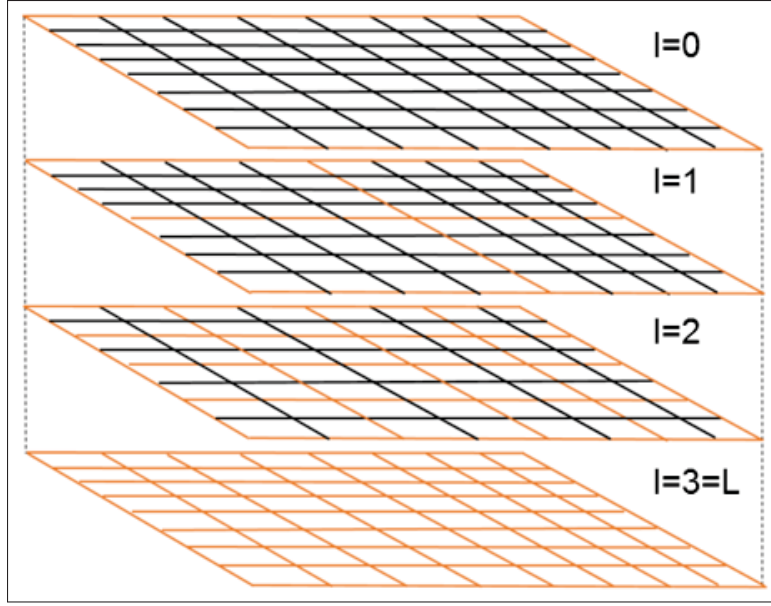


Figure 3.5 Exemple de réseau multi-échelle sur une matrice finale de 8 pixels \times 8 pixels

La structure redondante comprend un ensemble de quatre pixels qui forment un bloc. Les quatre pixels sont appelés "enfants" et le bloc est appelé "parent". L'ensemble se nomme un groupe "parent-enfants". Au changement de niveau de $l = l$ vers $l = l + 1$, chaque "enfant" devient "parent" à son tour. Le modèle probabiliste utilisé pour l'image entière est (Li & Ghosal, 2014) :

$$Pb(X|\mu, \Sigma) = N(X_{0,(1,1)}; \mu_{0,(1,1)}, \sigma_{0,(1,1)}^2) \times \prod_{l=0}^{L-1} \prod_{j=1}^{2^l} \prod_{k=1}^{2^l} N(\mathbf{X}_{l,(j,k)}^*; \mu_{l,(j,k)}^*, \Sigma_{l,(j,k)}^*) \quad (3.1)$$

Dans cette expression, N représente la fonction de densité de probabilité de la distribution Gaussienne, $X_{0,(1,1)}$ l'observation du pixel de coordonnées $(1, 1)$ au point de départ, c'est-à-dire au niveau 0, μ la moyenne et σ la variance. Les autres niveaux sont définis par le second terme exprimé en fonction des "enfants". $\mathbf{X}_{0,(1,1)}$ est le vecteur observation des quatre "enfants" de niveau $l + 1$, μ^* le vecteur moyen et Σ^* la matrice de covariance. De manière générale, les termes avec $(*)$ sont relatifs aux "enfants".

Les auteurs développent la formule (3.1) afin d'exprimer les termes en fonction du niveau 0. Ils font alors l'hypothèse que la variance est homogène sur chaque niveau l et que la transfor-

mation des "enfants" en "parents" en passant les niveaux, permet de reparamétriser la moyenne des "enfants" en fonction de celle des "parents".

La formule finale du modèle de probabilité devient alors (Li & Ghosal, 2014) :

$$Pb(X|\mu, \Sigma) = N(X_{0,(1,1)}; \mu_{0,(1,1)}, \sigma_{0,(1,1)}^2) \times \prod_{l=0}^{L-1} \prod_{j=1}^{2^l} \prod_{k=1}^{2^l} N(\mathbf{X}_{l,(j,k)}^*; \frac{1}{4} X_{l,(j,k)} \mathbf{I}_4 + \xi_{l,(j,k)}^*, \frac{\sigma_0^2}{4^l} \Sigma_0) \quad (3.2)$$

Avec $\xi_{l,(j,k)}^*$ le poids assigné aux quatre "enfants" du niveau $l + 1$ et $\mathbf{I}_4 = (1, 1, 1, 1)^T$.

Le calcul des poids se déroule en deux phases : une estimation puis un calcul final des valeurs. L'estimation a priori est définie par une méthode stochastique appelée "le procédé du restaurant chinois" (CRP). Le lecteur est invité à se référer à l'ANNEXE IV.1, p.155-156 pour plus de détails sur la méthode du CRP. Cette méthode nécessite à l'utilisateur d'entrer un seul paramètre de lissage M . Les auteurs introduisent un terme pour calculer la distribution a priori par la probabilité $Pb(C|M)$, avec C représentant les combinaisons des distributions des paramètres possibles (ordre et égalité), soit des quatre poids des enfants : ξ_1, ξ_2, ξ_3 et ξ_4 . Les valeurs des poids sont calculées en utilisant une loi normale de moyenne nulle, avec une variance dépendante de la matrice de contrainte associée à $Pb(C|M)$.

Par la suite, la distribution du vecteur observation des quatre enfants $Pb(\mathbf{X}|C, \tau, X)$ est calculée en fonction de la collection des configurations possibles C , d'un paramètre de lissage τ et de l'intensité du parent X . Les valeurs de \mathbf{X} sont obtenues par une loi normale avec une moyenne et une variance définies d'après l'estimation des poids.

Finalement, Les distributions a posteriori sont données par la loi de Bayes en fonction de C (Li & Ghosal, 2014) :

$$Pb(C|M, \tau, \mathbf{X}) \propto Pb(C|M) Pb(\mathbf{X}|C, \tau, X) \quad (3.3)$$

À partir de cette distribution, il est possible de calculer les valeurs finales pour les poids et les intensités des vecteurs "enfants" pour chacun des groupes de pixels de chaque niveau. Les étapes de factorisation des probabilités à travers les niveaux ne sont pas développées dans cette section. Finalement, les termes de l'expression 3.2 étant connus, il est possible de construire

l'image finale au niveau $l = L$.

La prochaine section présente le code écrit sur MATLAB qui est une simplification du code original, adapté à l'étude des sprays.

3.2.1.2 Implémentation numérique

Le schéma numérique reprend le code original proposé par Li & Ghosal (2014) mais de manière simplifiée (suppression des termes 3D). Les paragraphes suivants décrivent les étapes majeures du code MATLAB.

La première étape est de déterminer la variance de l'image bruitée suivant la troisième dimension constituée de quatre matrices. Ces matrices sont composées des valeurs de l'image, mais par incréments de deux dans l'indexage. Elles sont donc de taille moitié moins grande que l'image. La première matrice contient les valeurs des colonnes $j \in \{1, 3, 5, \dots, N\}$ et des lignes $i \in \{1, 3, 5, \dots, N\}$ avec N la longueur de la matrice carrée. La variance globale du bruit est estimée par la relation :

$$\sigma_{est} = \frac{1}{n} \sum_{i,j}^N \left[\sum_{k=1}^n (X_{i,j,k} - \overline{X_{i,j}})^2 \right] \quad (3.4)$$

Avec $X_{i,j,k}$ la valeur du pixel (i, j) de la matrice de dimension k , n le nombre de dimensions et N la longueur des matrices carrées. Il faut, par la suite, paramétrer l'estimation de M et τ , paramètres du CRP et de la distribution Gaussienne a priori, respectivement.

La seconde étape est de mettre en place le réseau multi-échelles sur les n niveaux. En partant de l'image initiale, chaque groupe de quatre pixels est additionné pour en former un seul avec une valeur correspondant à la somme des quatre pixels au niveau suivant.

Par la suite, les configurations possibles des liens entre les pixels "enfants" sont définis en 12 combinaisons différentes, régies par le CRP et par les matrices de contraintes associées. Chaque groupe de pixels "enfants" est sommé pour devenir "parents", ce qui signifie que des liens entre chaque groupe de pixels doivent être prédéfinis. Ces liens sont exprimés par des

poids qui jugent de la disparité entre deux groupes voisins. Par exemple, si le lissage d'une zone est recherchée, les groupes de pixels "enfants" auront des intensités proches. Le produit des probabilités de chaque configuration par rapport à M donne la probabilité globale $Pb(C|M)$. Il est ensuite possible de maximiser l'expression de la probabilité marginale donnée par (Li & Ghosal, 2014) :

$$Pb(\mathbf{X}|M, \tau, X) = \sum_{C \in \mathcal{C}} Pb(C|M) Pb(\mathbf{X}|C, \tau, X) \quad (3.5)$$

Après avoir estimé les paramètres M et τ pour le premier niveau, il faut le faire pour chaque niveau suivant, jusqu'au niveau du pixel.

La dernière étape consiste à appliquer le lissage avec les paramètres estimés pour obtenir l'image finale.

3.2.2 Détection par contours actifs

3.2.2.1 Méthode originale

Les contours actifs sont très utilisés en traitement d'images statiques dans le domaine médical par exemple, mais ils ne sont, à ce jour, pas employés en combustion pour traiter les données provenant de sprays de carburants. La méthode retenue dans cette étude est celle de Chan & Vese (2001) pour son faible besoin en données à entrer, son efficacité dans les régions à faible contraste, sa simplicité de mise en oeuvre et ses perspectives de personnalisation. La qualité d'une bonne détection repose principalement sur des critères de qualité visuelle (qualité globale, continuité des contours, nombre d'objets détectés, présence d'objets étrangers...) et sur des critères intrinsèques (résistance au bruit, déformation des contours...).

La méthode est basée sur une fonction *level-set* ϕ qui prend des valeurs nulles sur le contour C , positives à l'intérieur de C et négatives à l'extérieur de C . L'évolution de cette fonction s'illustre par des variations des termes d'énergie à chaque itération, jusqu'à atteindre un minimum. À partir d'une certaine valeur locale d'énergie, le contour est susceptible de se diviser en contours plus petits. Chaque sous-contour évolue alors jusqu'à atteindre une convergence de la fonction d'énergie. C'est à ce moment que le calcul s'arrête et donc que la forme finale

est atteinte au plus proche de l'objet réel. Ce modèle représente un problème de minimisation et il est défini d'après la fonction ϕ par :

$$\begin{aligned} Fg(c_1, c_2, \phi) = & \mu_{CA} \int_{\Omega} \delta_{CA}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu_{CA} \int_{\Omega} H_{CA}(\phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |f(x, y) - c_1|^2 H_{CA}(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |f(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{CA}(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (3.6)$$

Où H_{CA} est la fonction de Heavyside, δ_{CA} est la fonction Dirac, f est la matrice image, λ_1 , λ_2 , μ_{CA} , ν_{CA} sont respectivement deux poids, une contrainte de longueur, une contrainte d'aire prédéfinis et c_1 , c_2 sont deux paramètres définis par :

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} f(x, y) H_{CA}(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{CA}(\phi(x, y)) dx dy} \quad (3.7)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} f(x, y) (1 - H_{CA}(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{CA}(\phi(x, y))) dx dy} \quad (3.8)$$

Pour l'implémentation numérique, une régularisation de la fonction de Heayvisde et de la fonction Dirac sont nécessaires. Les formules dans le domaine d'Euler-Lagrange sont notés H_{ϵ} , δ_{ϵ} , et le terme de force F_{ϵ} . La première possibilité de régularisation pour H présentée dans les travaux de Chan & Vese (2001) est utilisée dans la présente étude, du fait de sa meilleure stabilité selon les auteurs :

$$H_{\epsilon}(z) = \begin{cases} 1 & \text{if } z > \epsilon \\ 0 & \text{if } z < -\epsilon \\ \frac{1}{2} [1 + \frac{z}{\epsilon} + \frac{1}{\pi} \sin(\frac{\pi z}{\epsilon})] & \text{if } |z| \leq \epsilon. \end{cases} \quad (3.9)$$

3.2.2.2 Implémentation numérique

Le schéma numérique est principalement basé sur les travaux de Chan & Vese (2001), Getreuer (2012) et sur le code de Yue Wu (Wu, 2010). Le déroulement des itérations est basé sur un

schéma de différences finies. L'étape d'initialisation comprend la définition du masque et la création de la première itération de la fonction *level – set*, notée ϕ_0 .

3.2.2.2.1 Initialisation

La première étape est la création du masque qui forme le contour initial déformable. Cette section met l'accent sur le type de masque le plus commun appliqué, qui est le masque simple circulaire.

Le masque initial est composé d'un cercle positionné au centre de l'image. Ce cercle peut être de tailles diverses selon les objets à extraire. Pour une étude à l'échelle globale, le cercle est de taille importante et sa localisation peut être soit centrée sur l'image ou proche de l'injecteur, tout en évoluant en s'éloignant de ce dernier au cours des itérations. Dans le cas d'une étude dans une fenêtre d'interrogation microscopique, le cercle possède une taille du même ordre de grandeur que les plus grosses gouttes et il est centré sur l'image. L'influence de la taille du cercle est étudiée dans la section de validation de la méthode.

Une solution d'initialisation stochastique par la création d'un masque multiple est présentée en annexe (Voir ANNEXE IV.2, p.157-158). Cette solution est nommée ici en tant qu'initialisation optimisée et permet de réduire considérablement le temps de convergence de la fonction globale d'énergie. Elle a été testée dans cette étude sur des images de synthèse, et les résultats apportent un haut niveau de confiance dans une perspective d'extraction de gouttelettes (Voir Section 3.3.2 "Validation de la méthode de détection").

La seconde étape est l'implémentation du premier niveau de la fonction *level – set*, ϕ_0 . Cette dernière est similaire peu importe la solution envisagée pour créer le masque. La fonction ϕ_0 est obtenue par opérations mathématiques sur les distances euclidiennes entre les pixels de valeurs 0 et 1. Le résultat est une matrice avec des valeurs positives à l'intérieur du contour et négatives à l'extérieur.

L'étape d'initialisation étant terminée, la matrice obtenue est intégrée puis évolue dans une boucle de contours actifs.

3.2.2.2 Boucle de contours actifs

La première étape de la boucle est le calcul des paramètres c_1 et c_2 . La force externe est ensuite calculée par le processus de différences finies :

$$\begin{aligned} \frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} = & \delta_h(\phi_{i,j}^n) \left[\frac{\mu_{CA}}{h^2} \Delta_-^x \left(\frac{\Delta_+^x \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{(\Delta_+^x \phi_{i,j}^n)^2/h^2 + (\phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j-1}^n)^2/(2h)^2}} \right) \right. \\ & + \frac{\mu_{CA}}{h^2} \Delta_-^y \left(\frac{\Delta_+^y \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{(\Delta_+^y \phi_{i,j}^n)^2/h^2 + (\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i-1,j}^n)^2/(2h)^2}} \right) - v_{CA} \\ & \left. - \lambda_1(f(i,j) - \alpha c_1(\phi^n))^2 + \lambda_2(f(i,j) - c_2(\phi^n))^2 \right] \end{aligned} \quad (3.10)$$

La nouvelle force est ajoutée à la précédente matrice qui représente $\phi - 1$ pour donner une nouvelle matrice ϕ . La solution converge lorsque la fonction ne varie plus. La convergence peut cependant être ralentie ou biaisée dans le cas d'images avec de fortes textures créées, par exemple, par la non uniformité de l'illumination dans le cas d'études microscopiques du spray. En effet, les contours finaux ont tendance, dans ce cas, à s'établir autour de régions texturées et non d'objets. Pour pallier à ce problème, un facteur de correction α est ajouté au calcul de c_1 . Finalement, l'image finale est construite à partir de la dernière itération de la fonction *level-set* ϕ .

3.3 Performance intrinsèque de la méthode

Pour quantifier la performance intrinsèque de la méthode globale, les deux-sous méthodes sont dissociées et étudiées avec des images de synthèse, puis avec des images du spray d'iso-octane.

3.3.1 Etude du modèle Bayésien

Dans le cadre de l'étude de la méthode de filtrage, des indicateurs de qualité ont été employés. Ils permettent d'apprécier et de quantifier l'amélioration de l'image après le débruitage. La plupart de ces indicateurs est basé sur les différences entre les pixels ou sur des corrélations.

Plusieurs études mettent en avant une large gamme d'indicateurs (Avcibas *et al.*, 2002)(Grgic *et al.*, 2004).

Le premier indicateur est la racine carrée de la moyenne des erreurs (RMSE). Il quantifie l'erreur entre l'image de référence I_R et l'image après débruitage I_F . Ce paramètre, basé sur la différence entre les pixels des deux images, s'exprime :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_R - I_F)^2} \quad (3.11)$$

Deux autres indicateurs sont utilisés et permettent de déterminer l'influence du bruit sur l'image de référence : le rapport signal sur bruit (SNR) donné en dB par la formule 3.12 et le rapport signal sur bruit crête (PSNR) donné en dB par la formule 3.13 :

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{x,y} I_F(x,y)^2}{\sum_{x,y} (I_R(x,y) - I_F(x,y))^2} \right) \quad (3.12)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\max(I_R)}{RMSE} \right) \quad (3.13)$$

Un autre critère utilisé dans cette étude est la distance du χ^2 . Cette distance permet de souligner les différences entre les histogrammes de niveau de gris de I_R et I_F (Przelaskowski, 2004). Elle s'exprime :

$$\chi^2 = d(h(I_R), h(I_F)) = \sum \frac{(h(I_R) - h(I_F))^2}{h(I_R)} \quad (3.14)$$

Un indicateur basé sur une corrélation croisée est aussi défini pour comparer les similarités entre les deux images. Son principal avantage est son indépendance vis-à-vis des variations de contraste (Briechele & Hanebeck, 2001). Cette approche est particulièrement utile quand il n'y a pas de variation d'échelles ou de rotations entre les images comparées (Avcibas *et al.*, 2002).

L'expression du critère de corrélation croisée normalisée est :

$$NCC = \frac{\sum_{x,y}^{N,M} I_R(x,y)I_F(x,y)}{\sum_{x,y}^{N,M} I_R(x,y)^2} \quad (3.15)$$

Pour quantifier les différences entre les pixels, deux autres indicateurs sont définis. Le premier est la différence moyenne (AD) des pixels entre I_R et I_F . Il permet de déterminer si il y a un glissement entre les images durant l'étape de suppression du bruit (Avcibas *et al.*, 2002). Le second est la différence maximum entre les pixels (MD). Ce dernier est plus fiable dans le cas de petites fenêtres d'interrogation. Ces deux indicateurs sont calculés comme suit :

$$AD = \frac{1}{N \times M} \sum_{x,y}^{N,M} I_R(x,y) - I_F(x,y) \quad (3.16)$$

$$MD = \max \left(|I_R(x,y) - I_F(x,y)| \right) \quad (3.17)$$

Un paramètre visant à quantifier les variations de lumière entre les deux images est aussi introduit, c'est la structure du contenu (SC)(Avcibas *et al.*, 2002) :

$$SC = \frac{\sum_{x,y}^{N,M} I_R(x,y)^2}{\sum_{x,y}^{N,M} I_F(x,y)^2} \quad (3.18)$$

Finalement, le dernier indicateur pertinent choisi pour cette étude est l'erreur absolue normalisée (NAE)(Grgic *et al.*, 2004) :

$$NAE = \frac{\sum_{x,y}^{N,M} |I_R(x,y) - I_F(x,y)|}{\sum_{x,y}^{N,M} |I_R(x,y)|} \quad (3.19)$$

Les différents critères de qualité étant définis, il convient maintenant de les étudier sur les sets d'images sélectionnés dans la première section de ce chapitre.

3.3.1.1 Influence d'une dégradation Gaussienne

Cent valeurs de variance et une moyenne nulle sont définies pour bruiteur l'image de référence (Figure 3.1a). La capacité de l'algorithme de débruitage est soulignée en comparant l'image débruitée avec l'image de référence (volontairement bruitée). La variance est ici le rapport entre une variance de calcul et le carré du niveau de gris maximal pour une image codée sur huit bits (uint8) :

$$Var(X) = \frac{Var_c(X)}{255^2} \quad (3.20)$$

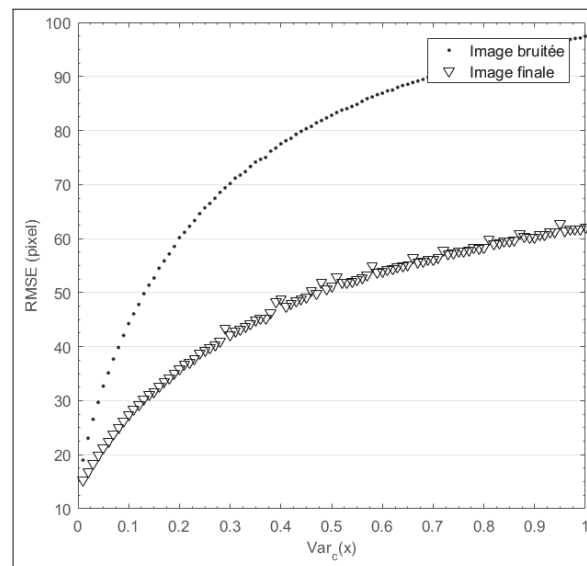


Figure 3.6 Influence du bruit sur RMSE avant et après débruitage

L'augmentation de la variance, sur l'image de référence de la Figure 3.1a, suite au débruitage par filtrage Bayésien, conduit à une uniformisation de la matrice, par lissage, et donc une dispersion moindre des valeurs d'intensité pour chaque pixel. La Figure 3.6 représente le premier indicateur étudié (RMSE) sur les images bruitées et débruitées, pour différents niveaux de variance du bruit.

La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne augmente globalement pour les images testées (Figure 3.6 droite). En revanche, l'erreur est plus forte pour l'image bruitée car l'écart entre les valeurs des intensités pour chacun des pixels se creuse énormément par rapport à l'image de référence. Cela s'explique parce que la distribution du bruit apporte de nombreuses valeurs extrêmes : 255 (blanche) et zéro (noir)(Figure 3.1b-f).

Le débruitage permet d'améliorer le rapport du signal sur le bruit (Figure 3.7 gauche). Concernant le PSNR, il se comporte quasi similairement au SNR (Figure 3.7 droite). A partir d'une variance d'environ deux, les courbes des SNR et des PSNR commencent à s'aplatir.

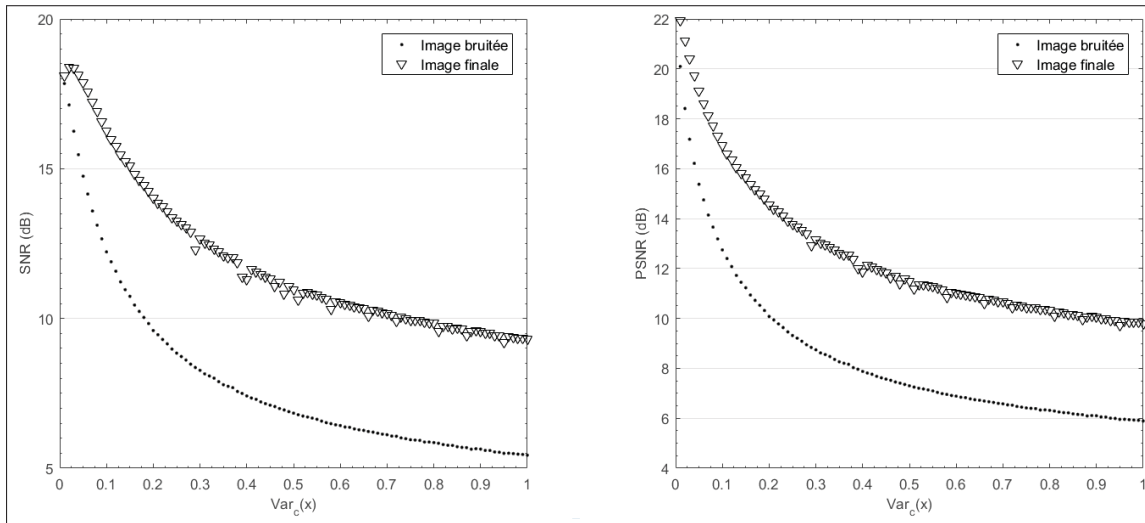


Figure 3.7 Influence du bruit sur SNR (gauche) et PSNR (droite) avant et après débruitage

L'évolution des distances du χ^2 est quasiment constante pour l'image débruitée avec des valeurs nettement supérieures à celles de l'image bruitée. Cette tendance est observable sur le graphique non normalisé présenté sur la Figure 3.8 (gauche). Une similarité parfaite entre les histogrammes se définit par une distance du χ^2 égale à 0. La raison de cette différence entre les images est que la méthode de débruitage proposée lisse l'image, ce qui influe directement sur l'histogramme des niveaux de gris. Un glissement de l'histogramme se produit pour tendre vers une uniformité des intensités.

Les valeurs de corrélation croisée normalisée sont dans une plage de valeurs de -1 (anti-corrélé) à 1 (corrélé). Une valeur proche de 1 indique que l'image testée coïncide avec la

référence. Dans ce cas, les résultats montrent une indépendance vis-à-vis du débruitage (Figure 3.8 droite). Une diminution des valeurs de NCC est à noter car le lissage induit un étalement des objets sur l'image et donc un déplacement des objets d'intérêt.

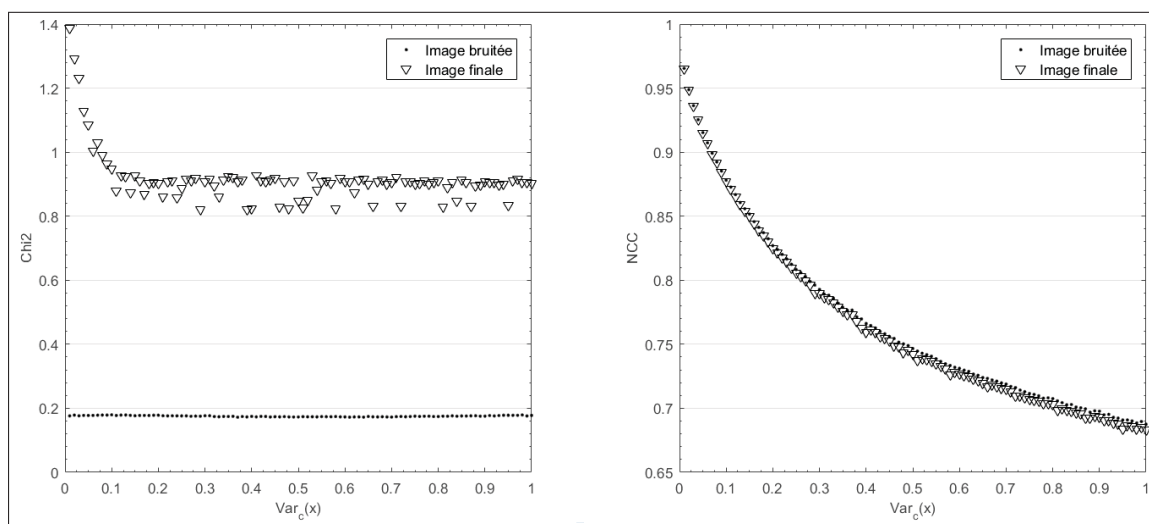


Figure 3.8 Influence du bruit sur Chi2 (gauche) et NCC (droite) avant et après débruitage

Les différences moyennes des valeurs de niveaux de gris augmentent avec la variance. Ici aussi, cela est dû à l'uniformisation progressive des niveaux de gris sur l'image (Figure 3.9 gauche). Le débruitage n'a pas d'influence sur les différences moyennes, d'après la superposition des deux courbes. Les différences maximales sont constantes dans le cas de l'image bruitée sur toute la plage de variance (Figure 3.9 droite). Après débruitage, les valeurs sont inférieures et se stabilisent après trois itérations. Les performances du débruitage sur les valeurs de MD sont le résultat du lissage.

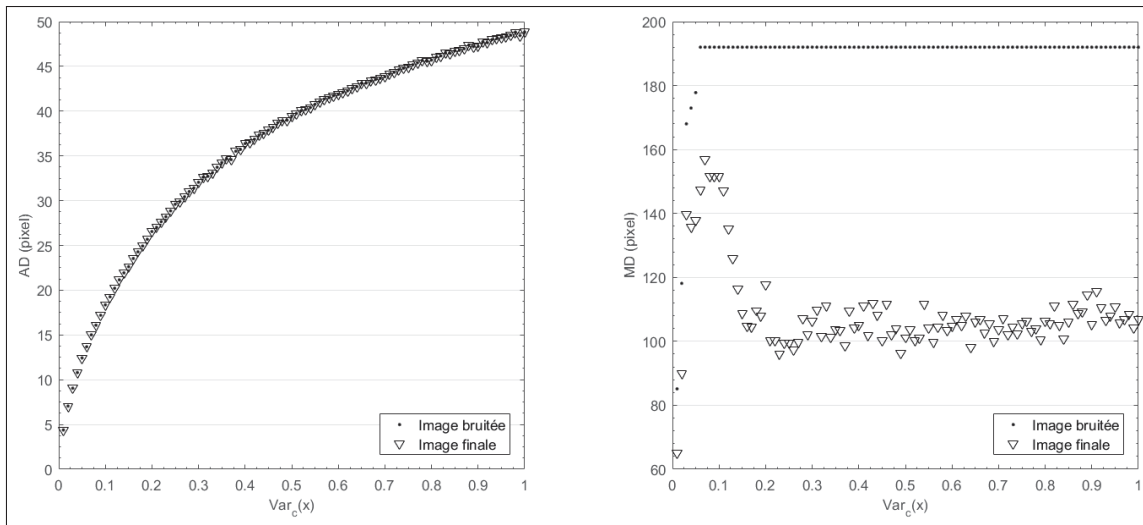


Figure 3.9 Influence du bruit sur AD (gauche) et MD (droite)
avant et après débruitage

La structure de contenu doit idéalement être proche de un. Une fois débruitée, l'image présente de moins bonnes propriétés de SC (Figure 3.10 gauche).

Le dernier indicateur est l'erreur absolue normalisée (Figure 3.10 droite). Ces deux indicateurs montrent une augmentation sur la plage de variance avec une indépendance entre les images test (Figure 3.10 droite).

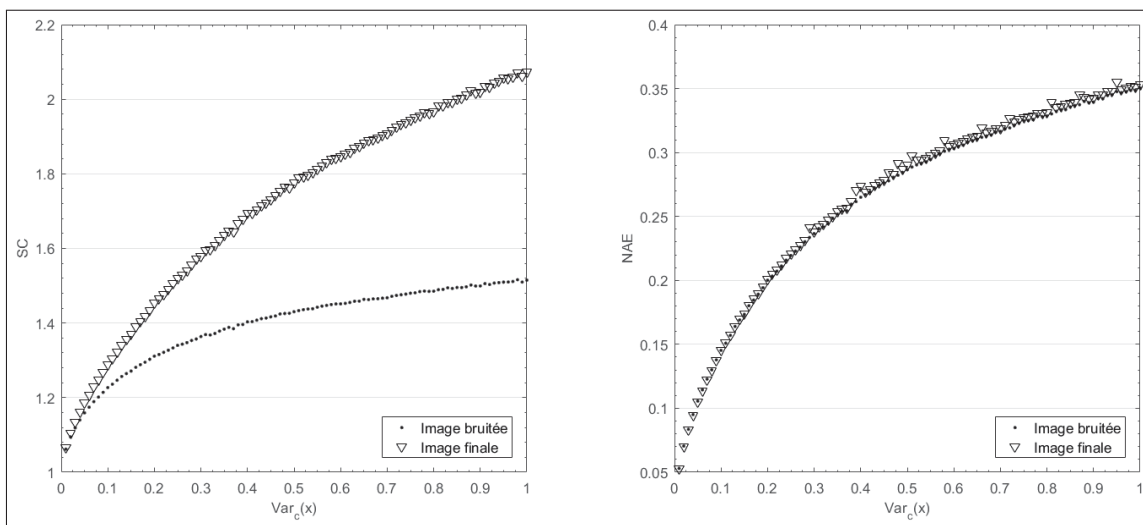


Figure 3.10 Influence du bruit sur SC (gauche) et NAE (droite)
avant et après débruitage

Finalement, l'efficacité du débruitage est démontrée avec l'étude de ces indicateurs de qualité. Seulement deux indicateurs ne présentent pas d'amélioration après filtrage, ce sont la distance du χ^2 et la structure de contenu. Une indépendance du filtrage pour NCC, AD et NAE est aussi observée. Le set d'images finales est présenté sur la Figure 3.14.

3.3.1.2 Etude spectrale des dégradations

Il est intéressant d'étudier le domaine fréquentiel en traitement d'images pour faire ressortir les tendances qui ne sont pas forcément visibles dans le domaine spatial. Les images étant des matrices, à valeurs discrètes, il convient de leur appliquer une transformée de Fourier discrète en deux dimensions et d'y ajouter une amélioration de rendu logarithmique. Le spectre de l'image de référence est représenté sur la Figure 3.11.

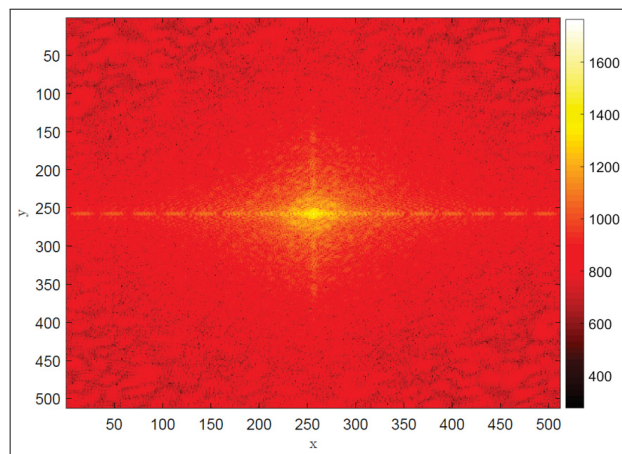


Figure 3.11 Spectre d'amplitude de l'image de référence

Ce spectre centré présente un axe majeur selon x et un axe mineur selon y . L'axe en x traverse la matrice complète, ce qui signifie qu'il y a des lignes de force perpendiculaires. Ces lignes représentent l'orientation de la distribution des intensités au travers de la matrice. En réalité, ce long axe apparaît grâce aux formes à caractère longitudinal que présente l'image de synthèse dans la direction y . L'axe mineur en y prouve qu'il y a tout de même des tendances dans la direction x sur l'image. Ces deux axes sont en pointillés, ce qui signifie qu'il y a une périodicité

dans les deux directions (Gonzalez *et al.*, 2010).

D'après les spectres des images bruitées présents sur la Figure 3.12, l'augmentation du bruit conduit à augmenter ou à diminuer la distribution d'énergie vers les hautes fréquences de manière aléatoire. Il n'est pas possible de reconnaître les axes de ces spectres, mais uniquement un centre de petite taille.

Sur les spectres des images reconstruites (Figure 3.13), des axes majeurs selon x se distinguent des axes mineurs sur y . La présence de ces axes prouve l'existence des lignes de forces dans les deux directions x et y . Cela prouve que les objets sont bien distincts sur l'image reconstruite alors qu'ils ne l'étaient presque plus sur l'image bruitée. L'énergie est fortement concentrée au centre de ces spectres, ce qui est d'autant plus vrai quand les coins tendent vers le rouge foncé et le noir. Le débruitage par lissage Bayésien agit ainsi comme un filtre passe-bas.

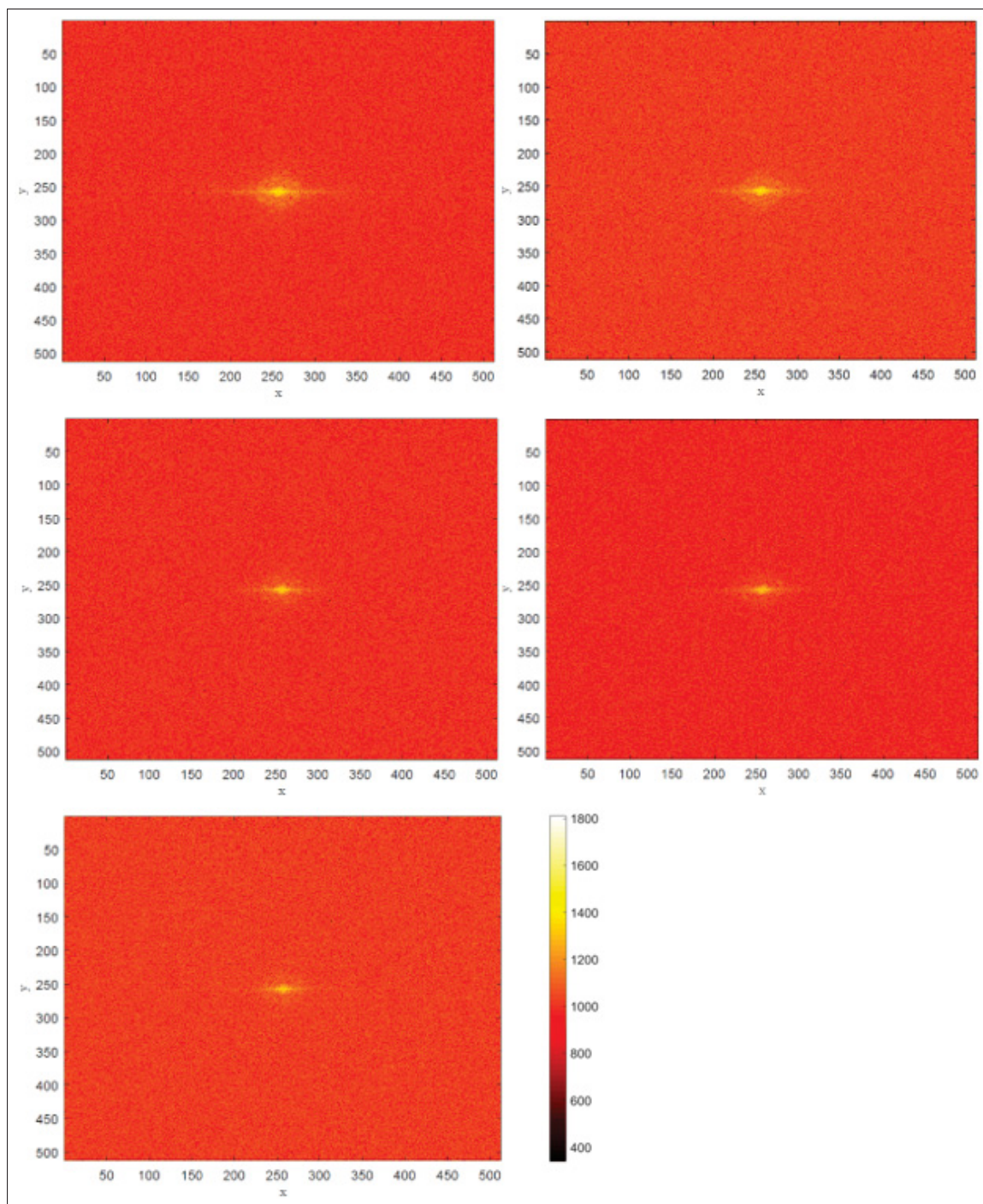


Figure 3.12 Spectres d'amplitude des images bruitées : 20% (haut gauche), 40% (haut droite), 60% (centre gauche), 80% (centre droite) et 100% (bas gauche)

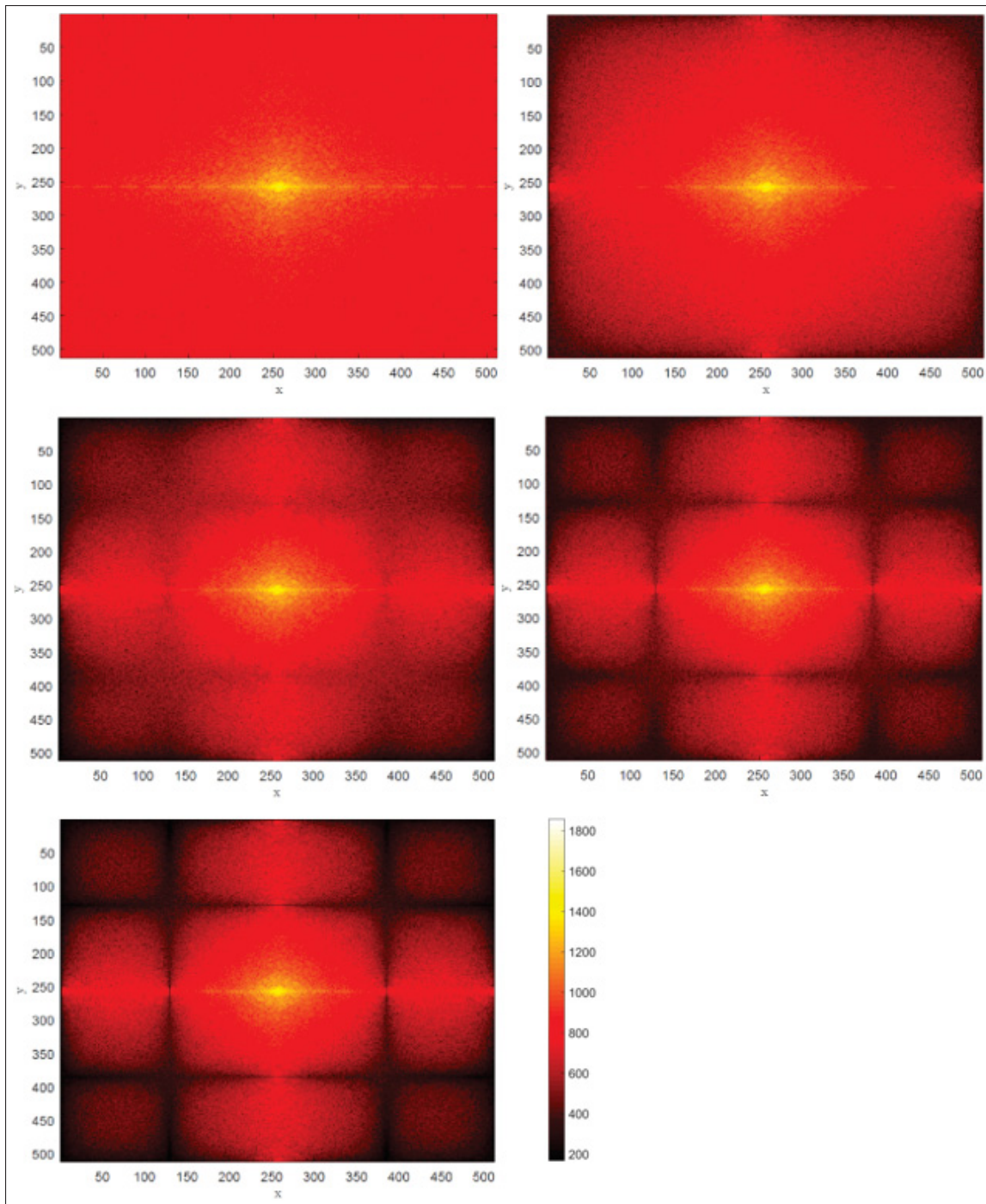


Figure 3.13 Spectres d'amplitude des images débruitées : 20% (haut gauche), 40% (haut droite), 60% (centre gauche), 80% (centre droite) et 100% (bas gauche)

Un avantage important qu'offre ce type de filtrage multi-échelles est son processus sélectif de suppression de la fréquence principale du bruit. Cette propriété est illustrée sur les spectres par le croisement des deux lignes foncées. Le point d'intersection correspond à la fréquence principale du bruit qui est mise à zéro. Grâce à cette particularité, il est possible de supprimer le bruit sans sur-lisser l'image, et ainsi perdre la possibilité d'extraire des propriétés de manière réaliste. Finalement, les images obtenues sont présentées sur la Figure 3.14.

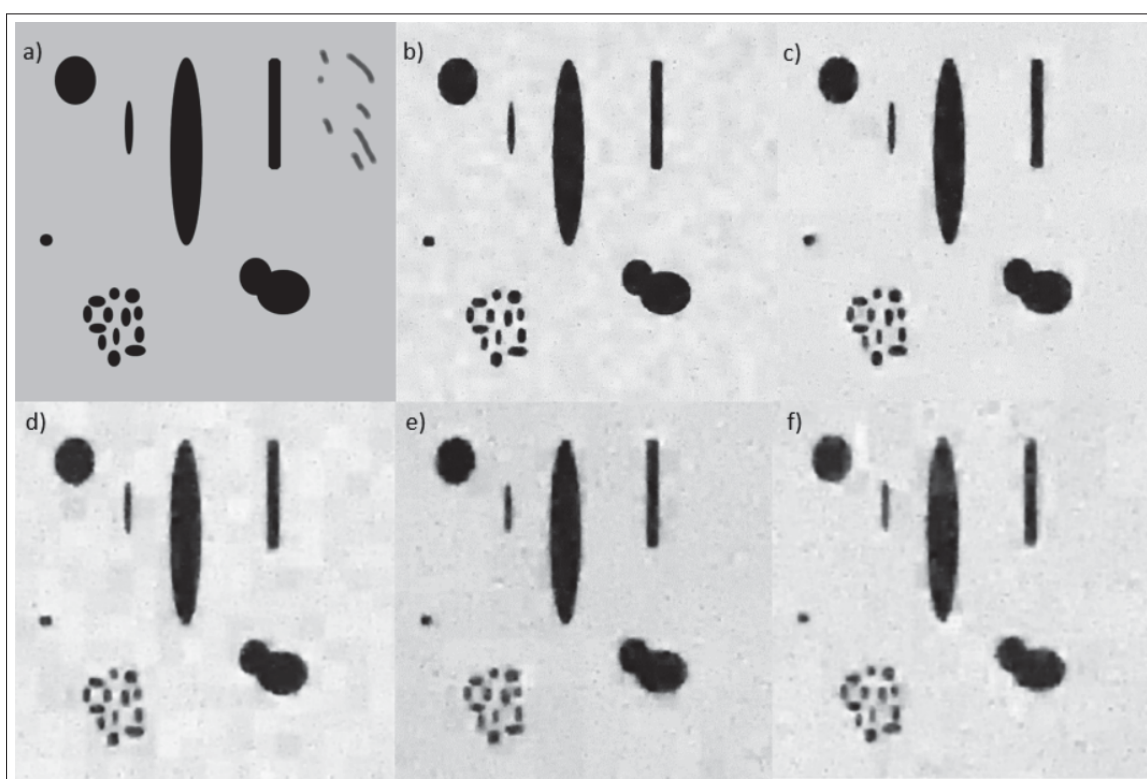


Figure 3.14 Images débruitées : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$.

Bien que de mauvaise qualité, les principaux objets sont visibles. Le lissage a aussi eu comme impact de faire disparaître les objets moins marqués.

Le second set d'images de synthèse est étudié afin d'imiter la forme d'un spray à l'échelle globale (Voir ANNEXE IV.3-5 p.159-163). Les résultats concernant les indicateurs de qualité montrent des tendances similaires. Des dissociations sont à noter pour les courbes de NCC et NAE qui ne sont plus indépendantes des images test, mais qui montrent plutôt une dégradation

de l'image reconstruite.

L'étude spectrale montre que l'image initiale a une énergie assez diffuse sur la hauteur et sur la largeur. Les spectres des images bruitées justifient ici aussi un mouvement aléatoire vers les basses fréquences. Une fois reconstruits, les spectres des images sont concentrés au milieu, mais cette concentration est plus faible à variance égale que dans le cas du premier set.

Des différences sont donc visibles entre une image de synthèse, dans laquelle l'arrière plan domine avec quelques petits objets visibles (champ microscopique), et une image avec des formes étalées sur la majorité de l'espace (échelle globale).

Finalement, cette étude a permis de mettre en évidence les influences qu'a un bruit Gaussien sur la qualité d'une image et sur son débruitage. La méthode de filtrage Bayésien sur réseau multi-échelles permet un lissage de l'image et apporte une image de bonne qualité. Les indicateurs de qualité prouvent une amélioration globale de l'image avec par exemple des valeurs des SNR d'environ 10 dB au dessus des images bruitées, après la phase transitoire pour les deux sets d'images. L'étape de validation par images de synthèse est terminée et les images finales de synthèse sont prêtes pour le processus d'extraction d'objets.

3.3.1.3 Application sur images réelles

Après avoir compris le fonctionnement et validé la méthode sur des images de synthèse, une application avec les deux images réelles à l'échelle globale (Figure 3.3) puis à l'échelle microscopique (Figure 3.4) est effectuée.

3.3.1.3.1 Échelle globale

La procédure est la même que dans le cas des images de synthèse mais cette fois, l'image initiale est directement l'image bruitée. Le Tableau 3.1 récapitule les valeurs des indicateurs de qualité après l'étape de débruitage :

Tableau 3.1 Indicateurs de qualité d'une image de spray d'iso-octane à l'échelle global.

Indicateur	Valeurs
ET (pixel)	13.8861
MSE (pixel)	1.0198
RMSE (pixel)	1.0098
SNR (dB)	38.1643
PSNR (dB)	46.4124
χ^2	0.3600
NCC	0.9997
AD (pixel)	3.3824×10^{-13}
MD (pixel)	7.4193
SC	1.0004
NAE	0.0080

L'image finale est de bonne qualité d'après de faibles valeurs pour ET, MSE, RMSE, χ^2 , AD, MD et NAE, de fortes valeurs pour SNR et PSNR et des valeurs proches de 1 pour NCC et SC. Les spectres (Figures 3.15-3.16) permettent d'analyser l'amélioration dans le domaine fréquentiel.

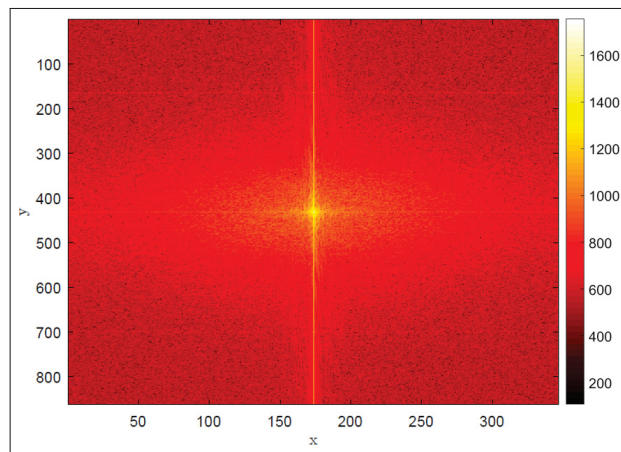


Figure 3.15 Spectre du spray global avant débruitage

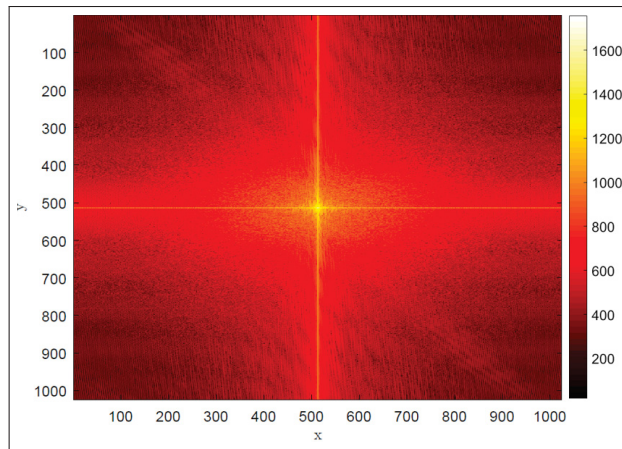


Figure 3.16 Spectre du spray global
après débruitage

Le spectre final montre l'impact du lissage sur l'image. Le fort gradient de couleurs entre le rouge et le jaune prouve que les basses fréquences sont privilégiées. Des lignes de force existent dans chaque direction étant donné que le spray se développe sur toute la hauteur et sur une grande partie de la largeur de l'image. L'image finale est post-traitée pour pouvoir passer à l'étape de détection des objets.

L'image finale est plus lumineuse que l'image initiale. Le lissage a eu pour conséquence la disparition des objets isolés et avec une faible intensité en niveau de gris. La prochaine section est consacrée à l'étude d'une fenêtre du spray uniquement.



Figure 3.17 Image initiale du spray



Figure 3.18 Image reconstruite du spray

3.3.1.3.2 Échelle microscopique

L'image du spray à l'échelle microscopique présente un manque global de lumière (Figure 3.4). Il est difficile d'y distinguer l'arrière plan et les objets. Les indicateurs de qualité montrent ici aussi une bonne performance du débruitage (Tableau 3.2). Une étude des spectres est également utilisée pour faire ressortir les propriétés non visibles avec l'image seule (Figure 3.19). Les deux spectres présentent des similarités notamment en terme de lignes de force. Le spectre de l'image débruitée montre une distribution de l'énergie vers les basses fréquences. L'image résultante est illustrée sur la Figure 3.20.

Cette image est de bonne qualité visuelle. Très peu d'objets ont été supprimés par le lissage, ce qui signifie que l'information est préservée et donc que la prochaine étape d'extraction peut conduire à une représentation réaliste des gouttelettes.

Tableau 3.2 Indicateurs de qualité d'une image de spray d'iso-octane à l'échelle microscopique.

Indicateur	Valeurs
ET	6.5471
MSE	0.4512
RMSE	0.6717
SNR (dB)	38.2471
PSNR (dB)	42.1300
χ^2	7.1473×10^{-5}
NCC	0.9995
AD	3.1976×10^{-13}
MD	2.9383
SC	1.0008
NAE	0.0098

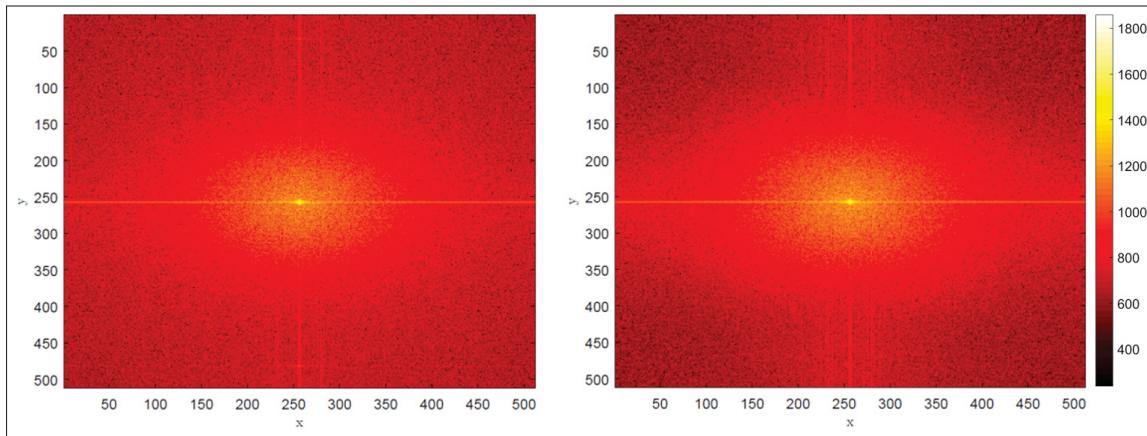


Figure 3.19 Spectre d'une fenêtre du spray avant (gauche) et après débruitage (droite)

Pour conclure sur cette étape de validation de la méthode de filtrage, cette dernière s'avère être efficace pour les types d'images de synthèse et d'images réelles traitées. Les rendus sont satisfaisants à la fois visuellement, mais aussi en ce qui concerne les propriétés intrinsèques des images.

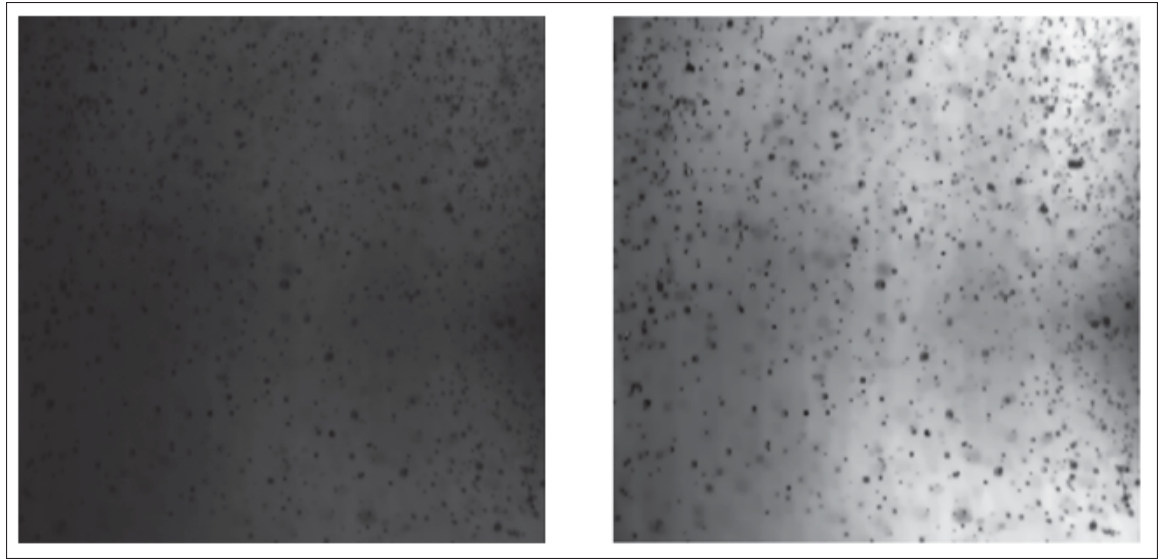


Figure 3.20 Champ microscopique du spray avant (gauche) et après débruitage (droite)

Cette méthode est comparée à d'autres méthodes réputées dans le domaine de traitement d'images de sprays dans le prochain chapitre. La prochaine section porte sur la validation de la méthode de détection appliquée sur les images précédentes.

3.3.2 Etude paramétrique de la méthode de détection

Pour démontrer la performance de la méthode de détection, les images de synthèse traitées précédemment sont utilisées dans l'algorithme de contours actifs, puis une étude paramétrique est menée. Les prochaines sections montrent l'influence de divers paramètres sur le résultat final : la contrainte de longueur μ , la taille et le type de masque, la limite de convergence lim , le paramètre de correction α , et la performance du débruitage. Un seul paramètre est modifié à la fois et les conditions initiales sont définies pour chaque image test.

Le set d'images de synthèse étudié ici est uniquement celui pour application locale, représentant des ligaments et des gouttes. Volontairement, le set présentant les formes globales de spray n'est pas traité car il ne présente pas de complexité particulière en comparaison avec le set local. Les conditions initiales sont répertoriées dans le Tableau 3.3 :

Tableau 3.3 Configuration initiale
du modèle

Paramètre	Valeurs
μ	0.2
Type de masque	Cercle simple
Taille du masque (pixel)	10
lim	0.02
α	0.2
Type de régularisation	1
Niveau de bruit (%)	100

3.3.2.1 Influence de lim

La limite de convergence est un paramètre définissant la condition d'arrêt du calcul. Une limite précoce stoppe le calcul sans que tous les objets soient détectés. Il faut qu'un seuil soit atteint par la fonction, permettant ainsi de rendre le nombre d'objets détectés indépendant du nombre d'itérations (Figure 3.21).

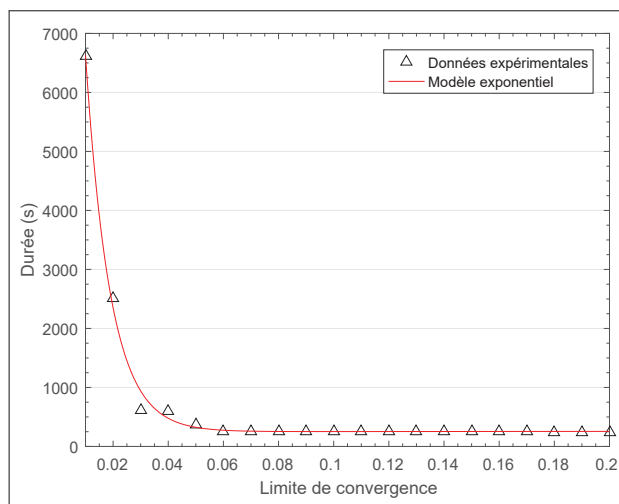


Figure 3.21 Influence de la limite
de convergence sur le temps de calcul

Par soucis de temps de calcul, le modèle par défaut a une limite de 0.02, ce qui conduit à

un nombre d'objets détectés de 19. Quelque soit la valeur utilisée dans la plage, le nombre d'objets détectés est correct et le rendu similaire, mais avec un temps de calcul différent. Plus petite est la limite, plus précise est la forme du contour final. Avec des formes simples comme celles présentées dans le premier set, une limite trop basse, c'est-à-dire inférieure à 0.03, n'est pas nécessaire (Figure 3.21). Un compromis est possible en prenant une valeur à la base de la pente, qui tend vers l'infini quand la limite de convergence tend vers 0.

3.3.2.2 Influence de μ

La contrainte de longueur est la seule contrainte propre au contour qui est utilisée dans la méthode de Chan & Vese (2001). Pour cette étude, μ est modifié de 0.1 à 1 par incréments de 0.1. Le nombre d'objets n'est pas affecté par un changement de contrainte de longueur du contour pour l'image initiale. Le nombre d'objets est constant à 19.

D'après les travaux de Chan & Vese (2001), ce paramètre s'ajuste en fonction de la taille de l'objet cible. Si cet objet est petit, μ doit tendre vers 0. De plus, dans le cas d'une détection multi-objets, une valeur forte de μ conduit à un groupement des objets à proximité pour former des structures. Au contraire si cette valeur est faible, la détection a pour effet de diviser les objets. Ces particularités ne sont pas observées sur l'image de synthèse utilisée en raison de la distance séparant les objets, de la simplicité des formes et de la qualité de l'arrière plan.

La convergence ne dépend pas directement de la contrainte de longueur étant donné que le nombre d'itérations est égal. De plus, la durée du calcul est aussi quasi similaire pour tous les cas étudiés, soit environ 1.7×10^3 s.

3.3.2.3 Influence de la taille du masque

Le masque circulaire est placé en position centrale et son rayon est ici modifié de 5 à 255 pixels par incréments de 5. La limite maximum est donnée par la taille de l'image qui est de 512 pixels \times 512 pixels. Un masque de plus en plus grand entraîne une convergence rapide avec peu d'itérations. Le nombre d'objets reste constant lorsque le rayon du masque augmente.

Le nombre d'objets diminue sensiblement pour atteindre 18, seulement en ce qui concerne les deux dernières itérations (rayons de 250 et 255 pixels).

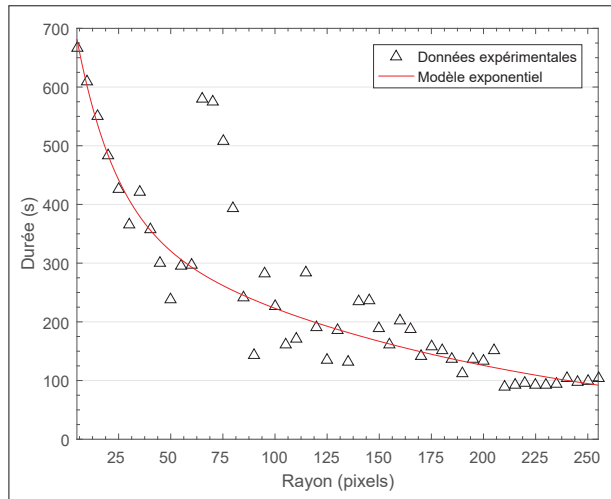


Figure 3.22 Influence de la taille du masque sur le temps de calcul.

3.3.2.4 Influence du type de masque

Le type de masque est défini par sa taille, ses formes géométriques et le nombre de formes qui le compose. Une méthode d'échantillonnage par hypercube latin (LHS) est utilisée pour répartir un nombre prédéfini de formes circulaires sur le masque. L'algorithme de comptage est totalement autonome alors que celui permettant de répartir aléatoirement requiert un rayon maximal pour créer la distribution.

Après avoir balayé la surface des intensités de l'image entre K_{min} et K_{max} correspondant respectivement au niveau de gris minimal et maximal, le nombre d'objet retenu est 26.

La configuration du modèle LHS est telle que le rayon maximal peut atteindre 25 pixels. Le masque qui en résulte est présenté sur la Figure 3.23. Il faut noter que c'est l'image de synthèse initiale et non filtrée qui est utilisée dans cette section.

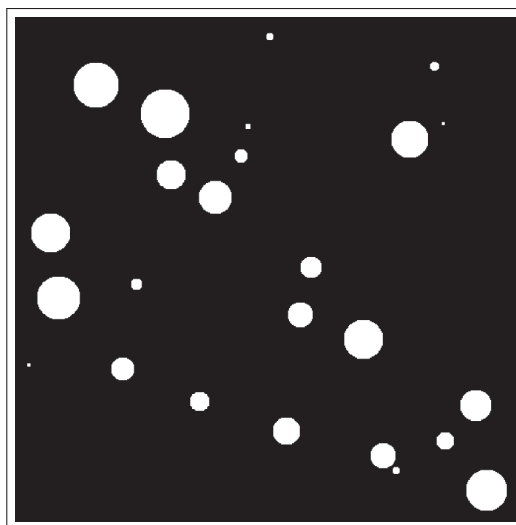


Figure 3.23 Masque initial à formes multiples

Cette configuration a été répétée plusieurs fois afin de créer un échantillon représentatif. Les résultats sont présentés sous la forme d'un histogramme (Figure 3.24).

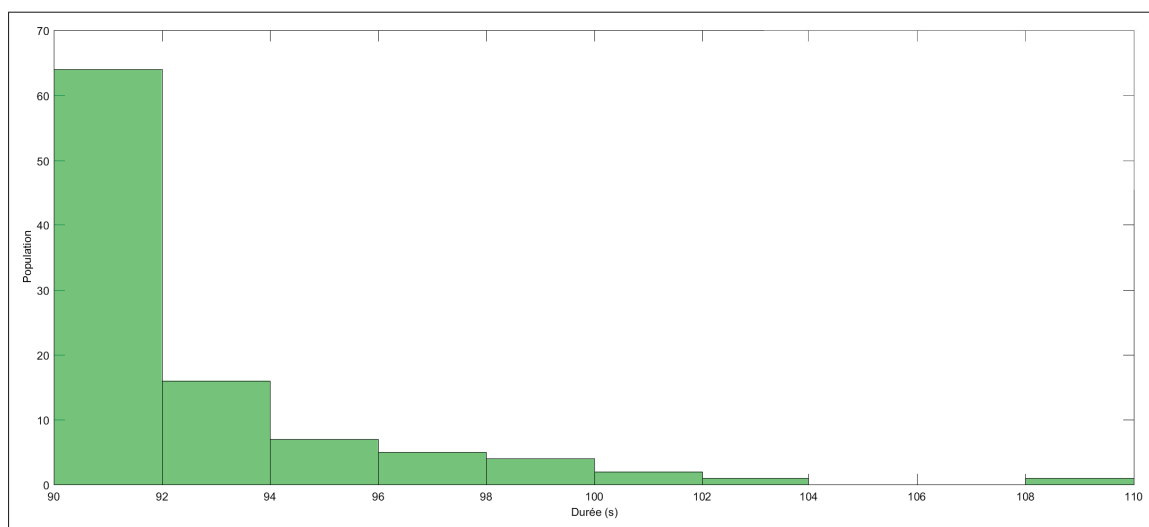


Figure 3.24 Répétabilité de la détection avec un masque multiple

D'après les mesures, le temps de calcul est compris entre 90 et 110 secondes. Cette méthode d'initialisation surpasse l'originale, car elle présente une durée de calcul équivalente à celle d'un masque circulaire unique avec un rayon d'au moins 200 pixels. Cependant, l'augmenta-

tion du rayon du masque conduit inévitablement à une précision moindre sur les petites formes à détecter. Cela peut poser des problèmes de nombre et d'intégrité, notamment sur les images naturelles de spray de faible qualité.

3.3.2.5 Influence de α

Le paramètre α est un facteur correctif ajouté dans la fonction d'énergie afin d'outrepasser les régions texturées souvent présentes dans les images dynamiques de spray. Le contour est alors forcé de poursuivre à travers le faible gradient d'intensité de niveau de gris qui est présent entre deux régions, pour finalement rencontrer les objets réels qui eux, montrent des gradients d'intensité élevés. La Figure 3.25 montre l'évolution du temps de calcul en fonction de α . L'impact majeur est visible sur le nombre d'objets détectés ainsi que sur leurs tailles. L'image de synthèse filtrée fournit des objets bien distincts de l'arrière plan, à part dans le regroupement en bas à gauche de l'image. Une augmentation de α conduit à la formation de liens entre les objets de ce regroupement, et par conséquent un nombre moins élevé d'objets détectés et une augmentation du temps de calcul.

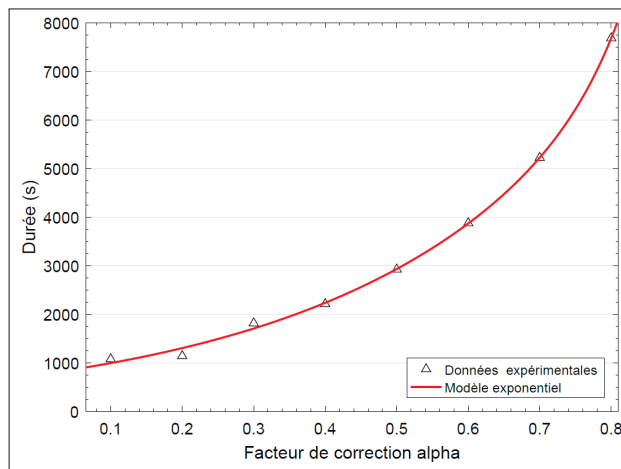


Figure 3.25 Influence du facteur de correction sur le temps de calcul

Cette tendance est accentuée pour les images réelles, surtout microscopiques, pour lesquelles

une valeur élevée de α conduit à la détection de régions aberrantes créées par la non-uniformité dans l'illumination ou par des bruits divers.

3.3.3 Conclusion sur la validation de la méthode proposée

La méthode de filtrage Bayésien a prouvé son efficacité dans cette section en apportant un moyen de lisser l'image, c'est-à-dire de supprimer les bruits, tout en conservant l'intégrité des contours. Cette propriété est d'une importance primordiale à des fins de détection d'objets, qui se doivent de respecter un sens physique. En effet, la majorité des méthodes utilisées en spray, qui n'utilisent pas une approche multi-échelles, est exposée à une sur-estimation des propriétés. Les calculs des propriétés étant basés sur des opérations entre pixels, le non respect des formes et de leur position, induit inévitablement un biais dans le résultat final. Il peut se traduire par une surestimation des propriétés globales (longueur de pénétration, angle de cône, aire etc.) et donc par une mauvaise connaissance spatiale et temporelle du spray. Il en est de même avec les propriétés microscopiques (diamètres de gouttes...). Dans le cadre d'injection de carburant, les conséquences peuvent être néfastes et peuvent conduire à une mauvaise maîtrise du rapport air/carburant et de la quantité de polluants émise. Ces conséquences sont discutées plus longuement dans le Chapitre "Validation de la méthode retenue".

Le filtrage Bayésien a déjà été validé dans des travaux antérieurs sur des images médicales et des images de synthèses. Le principal défi était d'appliquer la méthode à des images de spray et les résultats obtenus sont satisfaisants.

La méthode alternative de contours actifs est aussi étudiée avec une image de synthèse. L'approche alternative avec, tout d'abord, une détection de contours, puis une segmentation par régions, permet de s'affranchir de l'obtention d'une image avec des contours ouverts et des formes irréalistes. Les principaux paramètres modifiables par l'utilisateur ont été étudiés dans ce chapitre. Sur une image aussi simple que celle proposée ici, l'influence de ces paramètres repose essentiellement sur le coût de calcul. Une étude implicite sur des images dans des fenêtres d'interrogation de spray, a permis de mettre en évidence le besoin du paramètre α pour être capable d'outrepasser les régions texturées.

L'image finale de synthèse segmentée est présentée sur la Figure 3.26.

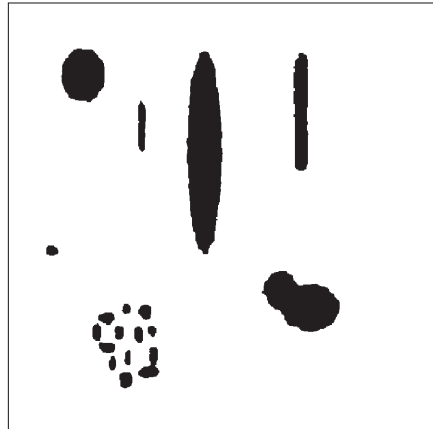


Figure 3.26 Image finale
de synthèse segmentée

Un exemple de déroulement du calcul pour une fenêtre d'interrogation proche injecteur, déportée sur la gauche, est présenté sur la Figure 3.27. Une validation partielle par inspection visuelle permet d'apprécier la performance de la méthode sur cette image naturelle. Des effets de bords dans les coins gauches et en bas à droite, sont le résultat de la mauvaise illumination de l'image initiale.

Une étude approfondie des paramètres pour ce genre d'images naturelles n'est pas possible sans un fort caractère subjectif, notamment pour déterminer si un objet fait parti de l'arrière plan ou non. Pour éviter cette option, l'étude de la méthode de contours actifs s'arrête ici aux images de synthèse.

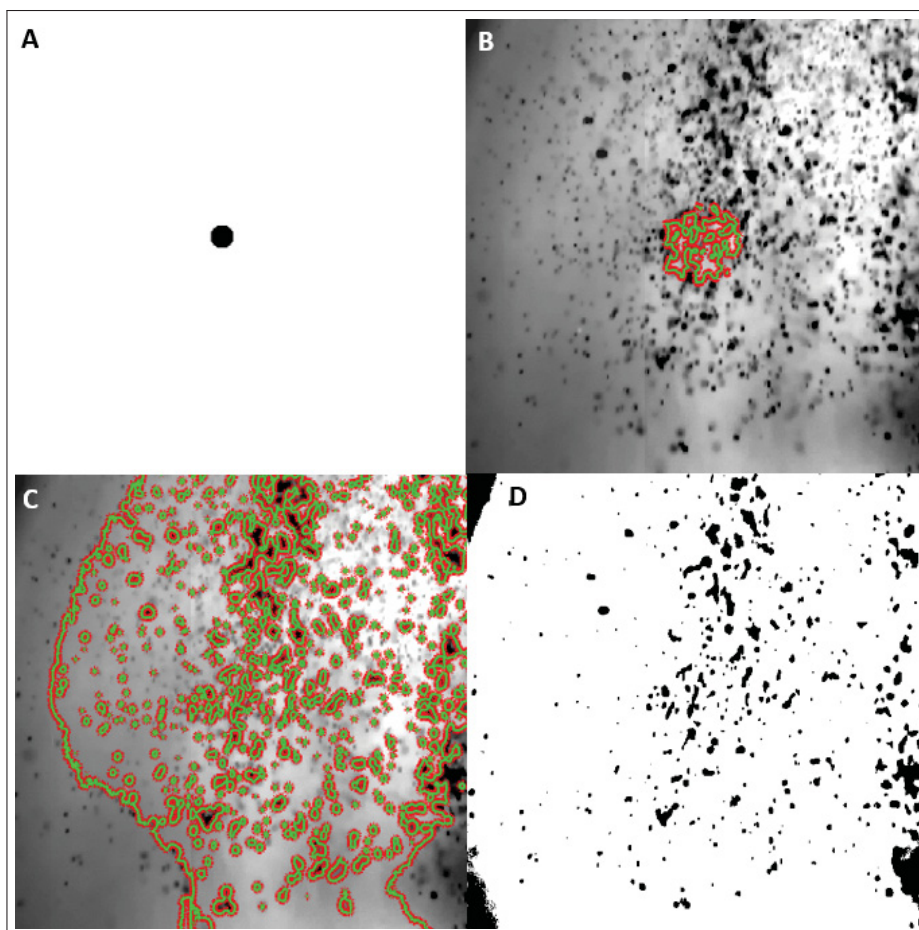


Figure 3.27 Evolution des contours actifs : initialisation (A), 100ème itération (B), 300ème itération (C) et image finale binarisée (D)

CHAPITRE 4

VALIDATION DE LA MÉTHODE RETENUE

Ce chapitre s'intéresse à la validation de la méthode retenue par comparaison des méthodes de filtrage et d'extraction d'objets présentes dans la littérature. La première section traite du filtrage dans le but de débruiter l'image, et la seconde section confronte les méthodes d'extraction d'objets. Pour ces deux parties, des indicateurs de qualité et de performance sont utilisés. Ils sont confirmés par des appréciations visuelles.

Les images proviennent des montages expérimentaux présentés au Chapitre 2. Deux études, à l'échelle globale puis locale, sont présentées. Pour rappel, le spray étudié est un spray d'isooctane injecté à basse pression (0.34 MPa) par un injecteur, de type indirect mono-trou, dans une chambre semi-ouverte.

4.1 Performance du débruitage

Le débruitage est une étape cruciale avant toute extraction d'objets. L'application aux sprays de carburants est particulière car la présence de bruits et leur détection peuvent nuire considérablement à la fiabilité du résultat final. Le filtrage se doit de respecter deux obligations : le lissage des zones atteintes par du bruit et la conservation des contours. Dans cette section, un bruit Gaussien de variance 0.05 est ajouté sur l'image améliorée, afin d'amplifier la densité de bruit et observer la performance des techniques de débruitage exclusivement.

4.1.1 Inspection visuelle

L'inspection visuelle permet d'estimer de façon subjective la qualité de l'image après le débruitage. Si la comparaison est complexe du fait que deux images sont quasi-similaires, il peut être utile de regrouper les avis d'un nombre de personnes déterminé (échantillon représentatif). Au contraire, si les différences sont très marquées, l'hypothèse que l'étape précédente n'est pas nécessaire, et donc que l'appréciation d'une seule personne est suffisante, peut être émise.

4.1.1.1 Spray global

Le set d'images (Figure 4.1) représente le spray original, puis débruité à 1.5 ms après le début de l'injection (ASOI).

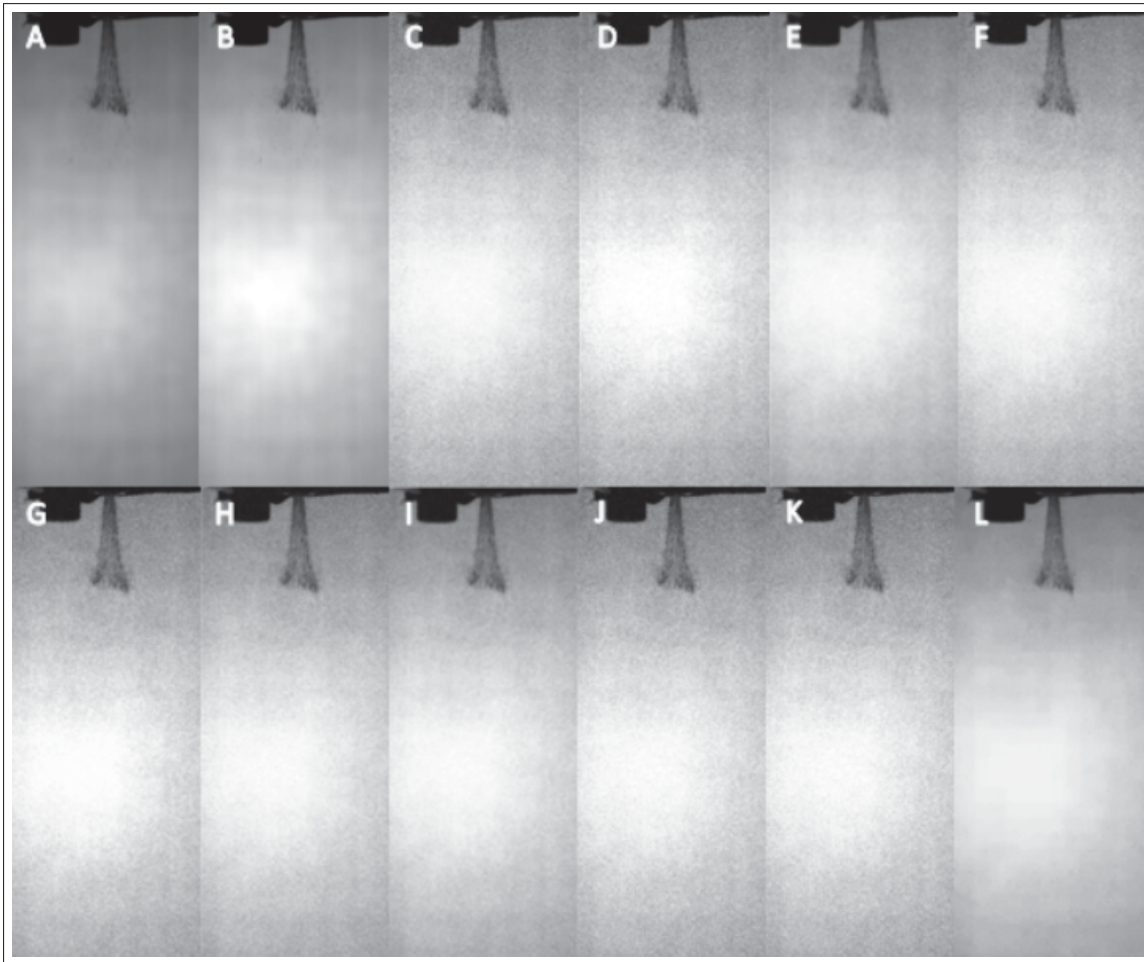


Figure 4.1 Spray global d'iso-octane à 0.34MPa: A : Image initiale, B : Image améliorée, C : Wiener, D : Médian 3x3, E : Diffusion anisotropique, F : Variation totale, G : Nagao, H : Moyen 3x3, I : Moyen 5x5, J : Gaussien 3x3, K : Gaussien 5x5 et L : Bayésien (méthode choisie)

L'image initiale (Figure 4.1 A) est tout d'abord normalisée afin d'améliorer sa répartition de luminosité (Figure 4.1 B). L'image améliorée est ensuite volontairement bruitée. Les différentes images après filtrage sont présentées (Figure 4.1 C-L), à partir des techniques couram-

ment utilisées (voir Section 1.3.3 "Débruitage et amélioration") et de la technique choisie (voir Section 3.2.1 "Filtrage Bayésien multi-échelles"). Des techniques conduisent à un sur-lissage des contours, comme pour les filtres moyens (Figure 4.1 H-I), et à moindre mesure, pour le filtre par diffusion anisotropique (Figure 4.1 E). D'autres techniques ne sont pas efficaces pour supprimer le bruit additif, c'est le cas des filtres de Wiener (Figure 4.1 C), médian (Figure 4.1 D), par variation totale (Figure 4.1 F), Nagao (Figure 4.1 G) et Gaussiens (Figure 4.1 J-K). Le filtre qui a le comportement recherché est le filtre Bayésien (Figure 4.1 L). Il démontre en effet une efficacité particulière à lisser les parties uniformes telles, que l'arrière plan ou le support d'injecteur, tout en conservant les contours et les formes internes du spray.

4.1.1.2 Fenêtre en zone diffuse

Le set d'images (Figure 4.2) est un exemple de fenêtre dans le spray en zone diffuse ($17mm \times 17mm$). L'image souffre initialement d'un manque de luminosité sur toute sa surface, ce qui oblige son amélioration prononcée par normalisation (Figure 4.2 B). En revanche, la soustraction de l'arrière plan est ici impossible à cause du fort décalage de l'histogramme des niveaux de gris vers les faibles valeurs. En d'autres termes, la soustraction pourrait engendrer une perte d'informations en supprimant des objets. Des effets de bords sont toujours présents sur l'image améliorée, ce qui est un réel défi plutôt sur l'étape d'extraction que celle de débruitage.

Sur ces images, il est observable que des filtres ne sont pas adaptés, parce qu'ils sur-lissent l'image créant un flou réparti sur toute sa surface, ou parce qu'ils conservent le bruit. Les filtres Gaussiens (Figure 4.2 J-K) et médian (Figure 4.2 D) ont tendance à conserver la densité de bruit, ce qui s'accroît avec la taille du masque. Le filtre de Wiener (Figure 4.2 C) et le filtre moyen 3×3 (Figure 4.2 H) présentent aussi ce problème. Le filtre par diffusion anisotropique (Figure 4.2 E) préserve peu les contours en les lissant. Finalement, les quatre méthodes qui fonctionnent le mieux, d'un aspect visuel, sont la variation totale (Figure 4.2 F), Nagao (Figure 4.2 G), moyen 5×5 (Figure 4.2 I) et Bayésienne (Figure 4.2 L). Alors que les deux premières conservent les contours, elles laissent tout de même perdurer une densité de bruit. Le filtrage Bayésien semble ici être le meilleur compromis avec une forte diminution du bruit sur toute

l'image et une conservation des contours des gouttes. Le filtre moyen 5×5 se classe deuxième car son faible lissage sur toute l'image élimine totalement le bruit et apporte un flou minime qui peut être corrigé.

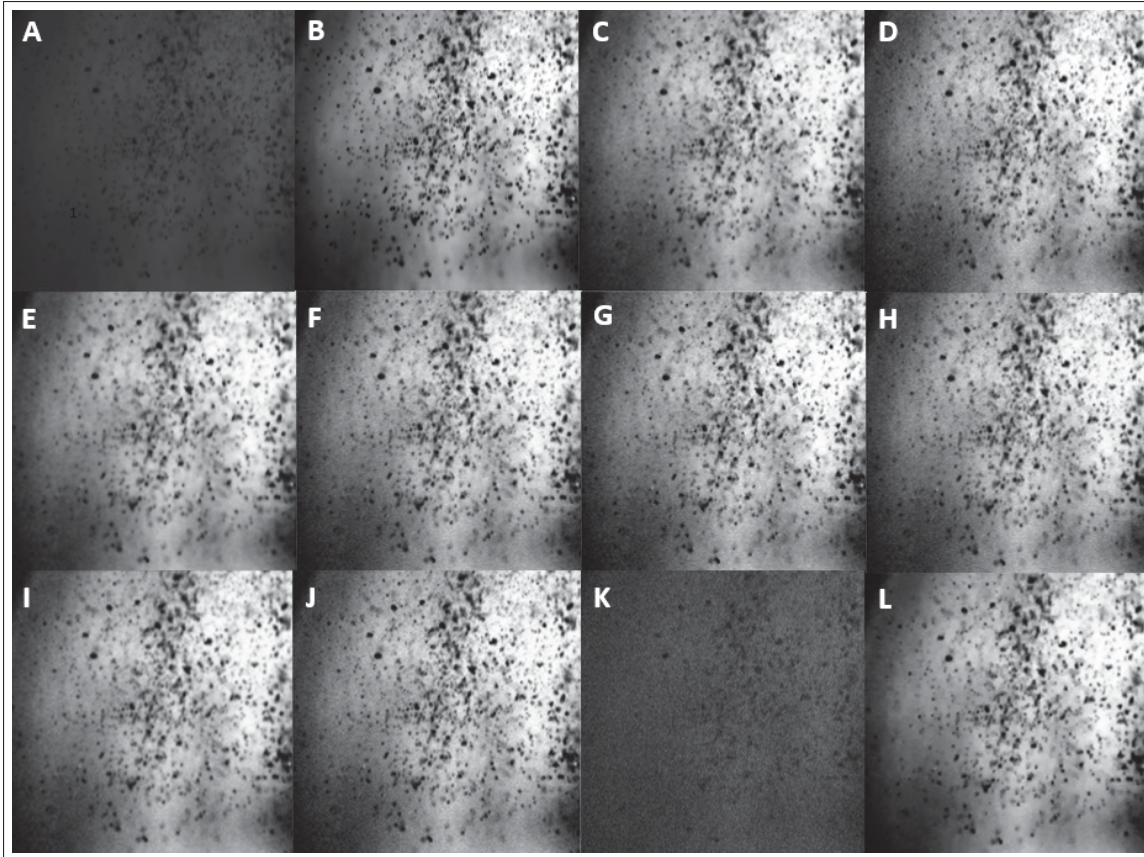


Figure 4.2 Spray local d'iso-octane à 0.34MPa: A : Image initiale, B : Image améliorée, C : Wiener, D : Médian 3x3, E : Diffusion anisotropique, F : Variation totale, G : Nagao, H : Moyen 3x3, I : Moyen 5x5, J : Gaussien 3x3, K : Gaussien 5x5 et L : Bayésien

Une analyse complémentaire par indicateurs de qualité est utilisée pour quantifier le rendu de chacune des techniques de débruitage.

4.1.2 Analyse des indicateurs de qualité

La première étape est d'obtenir les valeurs des indicateurs sur les images de sprays globales débruitées vues dans la section précédente.

Tableau 4.1 Réponses des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une image de spray global (Figure 4.1)

Indicateur	Wiener	Médian 3X3	AnD	TV	Nagao
RMSE (pixels)	10.7218	10.0993	7.9144	9.2986	10.3574
SNR (dB)	20.6542	21.1353	22.8669	21.8996	20.7544
PSNR (dB)	27.5255	28.0450	30.1625	28.7625	27.8258
χ^2	0.0004	0.3950	0.3356	0.3541	0.3705
NCC	1.0140	1.0162	1.0138	1.0141	1.0165
AD	4.3767	4.8465	4.3517	4.3995	4.8921
MD	80	255	24.7324	55.4144	84
SC	0.9709	0.9669	0.9722	0.9713	0.9665
NAE	0.0243	0.0236	0.0207	0.0220	0.0240
Indicateur	Moyen 3X3	Moyen 5X5	Gaussien 3X3	Gaussien 5X5	Bayésien
RMSE (pixels)	10.3198	10.6318	12.1580	12.1502	9.4772
SNR (dB)	15.4821	13.2064	19.7659	19.7714	23.9405
PSNR (dB)	27.8574	27.5986	26.4335	26.4391	28.5972
χ^2	0.3558	0.3489	0.3580	0.3579	0.2938
NCC	1.0127	1.0115	1.0137	1.0137	0.9994
AD	4.1082	3.8747	4.3076	4.3077	1.3706
MD	142	163	63	63	89.1253
SC	0.9736	0.9757	0.9709	0.9710	0.9997
NAE	0.0228	0.0231	0.0277	0.0277	0.0348

La seconde étape est de déterminer la tendance globale des indicateurs sur ce genre d'images, à des fins de répétabilité de l'expérience et de la méthode. Les calculs des indicateurs sont alors effectués sur 211 images de sprays d'iso-octane durant des cycles complets d'injection. Les résultats pour le filtrage Bayésien, pour deux indicateurs communs (SNR et RMSE) sont illustrés sur la Figure 4.3. Les figures pour chaque type de filtrage sont présentées en annexe (Voir ANNEXE V-1.1, p.165-166). Pour apprécier le comportement des méthodes dans leur globalité, la moyenne de chaque indicateur est récapitulée dans le Tableau 4.2.

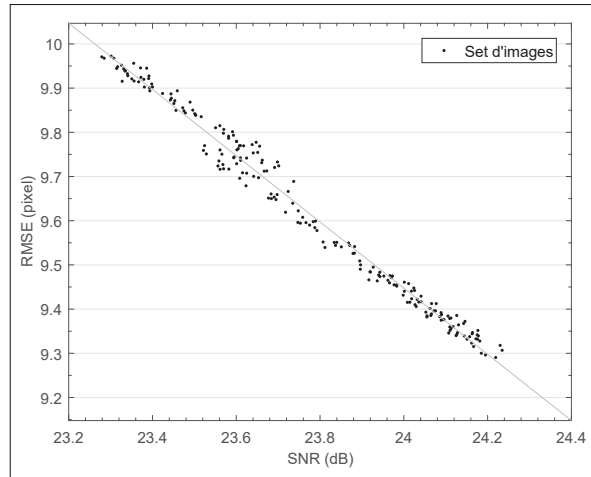


Figure 4.3 Espace d'indicateurs SNR-RMSE sur une série de 211 images de spray global pour le filtrage Bayésien

Tableau 4.2 Réponses moyennes des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une série de 211 images globales

Indicateur	Wiener	Médian 3X3	AnD	TV	Nagao
RMSE (pixels)	10.7756	10.1457	8.0228	9.3518	10.4605
SNR (dB)	20.6234	21.1131	22.8143	21.8618	20.6681
PSNR (dB)	27.4822	28.0053	30.0456	28.7132	27.7403
χ^2	0.0004	0.3900	0.3357	0.3542	0.3689
NCC	1.0140	1.0162	1.0138	1.0141	1.0165
AD	4.3997	4.8675	4.3758	4.4235	4.9277
MD	77.4028	255	32.1793	62.4718	69.0968
SC	0.9707	0.9667	0.9720	0.9710	0.9662
NAE	0.0245	0.0237	0.0208	0.0221	0.0242
Indicateur	Moyen 3X3	Moyen 5X5	Gaussien 3X3	Gaussien 5X5	Bayésien
RMSE (pixels)	10.3479	10.6849	12.1996	12.1919	9.6189
SNR (dB)	15.5129	13.2485	19.7427	19.7482	23.7710
PSNR (dB)	27.8339	27.5556	26.4040	26.4095	28.4703
χ^2	0.3557	0.3489	0.3575	0.3574	0.2703
NCC	1.0127	1.0115	1.0137	1.0137	0.9994
AD	4.1320	3.8987	4.3310	4.3310	1.4007
MD	142	163	64.6209	64.5403	80.1953
SC	0.9733	0.9754	0.9707	0.9707	0.9994
NAE	0.0228	0.0232	0.0278	0.0278	0.0350

Cette comparaison en fenêtre globale fait ressortir la performance du filtrage Bayésien, qui présente des valeurs élevées pour les indicateurs moyens tels que le SNR ou le AD. Il est classé premier pour ces deux derniers critères et aussi pour le NCC et le SC. Il présente des valeurs moyennes pour les autres indicateurs.

La complémentarité entre la perception humaine et les valeurs des indicateurs est soulignée. En effet, la perception est nécessaire pour déterminer si la qualité visuelle est assez importante pour permettre une future étape d'extraction d'objets. De ce fait, le filtrage Bayésien se classe définitivement premier de cette comparaison en fenêtre globale.

Les images débruitées du spray dans une fenêtre en zone diffuse sont étudiées ici de manière ponctuelle, puis sur une série de 304 images. Le Tableau 4.3 récapitule les valeurs des sept indicateurs de qualité choisis. Le filtrage Bayésien est le plus performant en moyenne dans ce cas de suppression de bruit Gaussien de forte densité. Le filtre moyen 5×5 est classé second, mais son principal défaut est le rendu de l'image qui est flou et non utilisable à des fins d'extraction d'objets. Des algorithmes de réduction de flou existent et sont nécessaires pour une éventuelle utilisation d'un tel filtre (Anand *et al.*, 2012).

La comparaison est ensuite effectuée sur une série d'images et une fois encore, le filtrage Bayésien semble s'imposer pour une image locale de spray. Les valeurs présentées font référence à une étude dans une fenêtre de $17mm \times 17mm$ dans la zone diffuse du spray. La Figure 4.4 présente les résultats obtenus pour les indicateurs SNR et RMSE et le Tableau 4.4 synthétise les valeurs moyennes de chaque indicateur pour chacune des méthodes essayées.

Tableau 4.3 Réponses des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une image locale (Figure 4.2)

Indicateur	Wiener	Médian 3X3	AnD	TV	Nagao
RMSE (pixels)	15.6707	17.1983	16.0602	16.6008	19.7855
SNR (dB)	20.0367	19.6967	19.9259	19.8287	19.4719
PSNR (dB)	24.2290	23.4211	24.0158	23.6969	22.2039
χ^2	0.0049	0.0052	0.0050	0.0048	0.0047
NCC	1.0673	1.0771	1.0649	1.0721	1.0820
AD	11.9201	12.5642	12.0801	12.2738	13.0156
MD	81.0000	158.0000	52.2250	69.0819	111.7143
SC	0.8716	0.8550	0.8747	0.8630	0.8443
NAE	0.1050	0.1133	0.1051	0.1104	0.1269
Indicateur	Moyen 3X3	Moyen 5X5	Gaussien 3X3	Gaussien 5X5	Bayésien
RMSE (pixels)	16.0112	16.5077	20.3029	20.2908	15.4765
SNR (dB)	19.8292	19.8136	19.8716	19.8719	19.7931
PSNR (dB)	24.0423	23.7771	21.9796	21.9848	24.3374
χ^2	0.0048	0.0049	0.0046	0.0046	0.0050
NCC	1.0696	1.0633	1.0732	1.0732	1.0675
AD	11.9956	11.7726	12.1845	12.1841	12.2717
MD	101.0000	119.0000	78.0000	78.0000	43.3990
SC	0.8677	0.8765	0.8562	0.8563	0.8715
NAE	0.1069	0.1073	0.1309	0.1308	0.1045

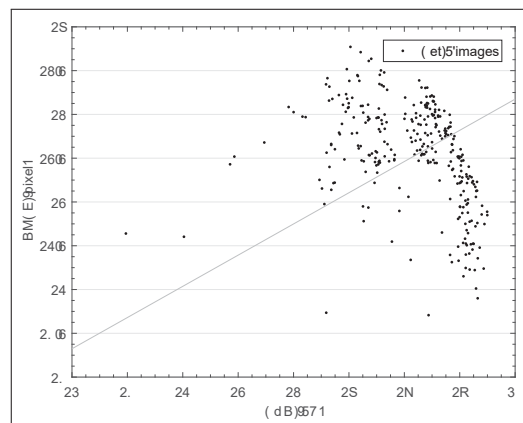


Figure 4.4 Espace d'indicateurs SNR-RMSE sur une série de 211 images de spray global pour le filtrage Bayésien

Tableau 4.4 Réponses moyennes des indicateurs à un bruit gaussien de variance 0.05 sur une série de 304 images locales

Indicateur	Wiener	Médian 3X3	AnD	TV	Nagao
RMSE (pixels)	15.5079	17.0843	15.9096	16.4223	19.1936
SNR (dB)	18.6323	17.8798	18.4719	18.0433	16.9696
PSNR (dB)	24.2162	23.3744	24.0034	23.7165	22.3712
χ^2	1.0682	0.0409	0.1112	0.0523	0.0409
NCC	1.0673	1.0771	1.0649	1.0721	1.0820
AD	11.8350	12.4593	11.9572	11.9572	12.1426
MD	72.5377	238.6393	55.1734	62.6159	85.9185
SC	0.8694	0.8527	0.8717	0.8617	0.8434
NAE	0.1076	0.1172	0.1069	0.1136	0.1292
Indicateur	Moyen 3X3	Moyen 5X5	Gaussien 3X3	Gaussien 5X5	Bayésien
RMSE (pixels)	16.0645	16.6169	20.1244	20.1122	15.4928
SNR (dB)	17.9988	17.4797	16.2989	16.3041	18.0869
PSNR (dB)	23.9070	23.6215	21.9557	21.9610	24.2262
χ^2	0.0445	0.0730	0.0281	0.0282	1
NCC	1.0696	1.0633	1.0732	1.0732	1.0675
AD	11.8211	11.5628	12.0399	12.0395	12.1482
MD	133.7213	154.8951	66.5803	66.5803	61.0577
SC	0.8672	0.8754	0.8553	0.8554	0.8703
NAE	0.1109	0.1104	0.1356	0.1355	0.1076

Les résultats des 304 images pour les autres méthodes sont disponibles en annexe (Voir ANNEXE V-1.2, p.167-168).

4.1.3 Synthèse de la comparaison des filtrages

Cette comparaison des méthodes a permis de confronter des méthodes de natures différentes afin d'en sélectionner une particulière qui convient au mieux aux études de sprays de carburant, à la fois globale et locale.

La plupart des méthodes sont limitées par leurs opérations globales sur l'image, soit du lissage, soit du rehaussement de bruit. Outre les méthodes classiques, de nouvelles approches sont utilisées localement et sur des réseaux multi-échelles. La conséquence est la prise en compte par l'algorithme que deux entités doivent être dissociées, les contours et l'arrière plan.

C'est dans ce cadre que le filtrage Bayésien prédomine en fournissant des images de bonne qualité, même dans un milieu à haute densité de bruit.

La complémentarité entre l'aspect visuel et la valeur des indicateurs classe premier le filtrage Bayésien. Cette complémentarité ne profite pas aux autres indicateurs qui peuvent exceller dans l'une ou l'autre catégorie mais pas les deux. C'est le cas du filtrage par diffusion anisotropique et du filtre de Wiener qui présentent des valeurs d'indicateurs élevées. Cependant, le rendu de leurs images finales n'est pas adapté, avec un rehaussement exagéré des contours et/ou un flou important dans certaines régions. A contrario, le filtrage moyen 5×5 présente des valeurs d'indicateurs moyennes, mais fournit une image légèrement lissée et utilisable pour une future étape d'extraction d'objets.

4.2 Performance de l'extraction d'objets

L'extraction d'objets permet, à partir de l'image filtrée, de fournir une image binarisée des régions correspondant aux gouttelettes. Comme expliqué dans la synthèse de la revue de littérature, cinq méthodes sont comparées, regroupant des méthodes de segmentation directe, de détection de contours ou encore des méthodes alternatives.

Des approches communes pour quantifier la performance des algorithmes d'extraction d'objets, sont la comparaison visuelle et la comparaison par indicateurs, des images finales et des images de référence. Dans notre cas, il n'est pas possible de créer une image de référence avec nos images réelles de spray étant donné leur qualité et le nombre d'objets. Le nombre d'objets devrait alors être obtenu manuellement, et cette subjectivité aurait pour conséquence d'introduire un fort biais dans le résultat. C'est ainsi qu'un set d'images naturelles de référence est défini. Ces images s'approchent des conditions réelles obtenues sur une image de spray.

4.2.1 Définition du set d'images de référence

Les images de références sont sélectionnées en fonction de leur taux de similarité avec des images réelles de spray. Pour l'étude locale, trois images de référence sont sélectionnées et sont présentées sur la Figure 4.5. Ces images sont disponibles sur les sites internet : <https://imagej.nih.gov/ij/docs/examples/dot-blot/> et <https://petebankhead.gitbooks.io/imagej-intro/content/chapters/binary/binary.html>.

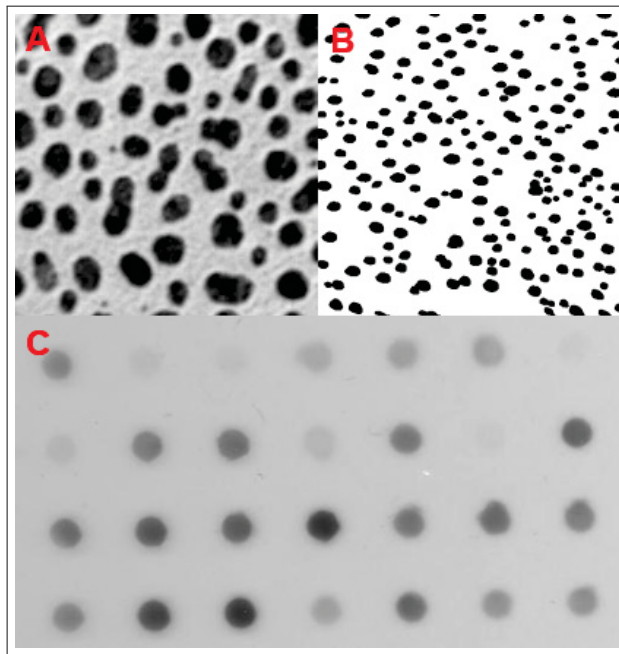


Figure 4.5 Set d'images de référence
à l'échelle microscopique

Deux images dans des fenêtres locales représentent un ensemble de formes circulaires et elliptiques (Figure 4.5 A-B). Une autre image présente des disques avec des intensités et des niveaux de lissage différents (Figure 4.5 C). L'ensemble permet de tester à la fois la détection de nombreux objets en même temps, mais aussi d'apprécier la capacité des méthodes à détecter des objets presque invisibles et flous. Dans le but d'avoir des images comparables après segmentation, les images de référence sont binarisées (Figure 4.6).

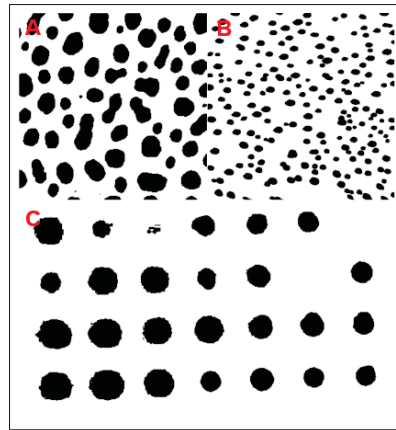


Figure 4.6 Set d'images de référence binarisées à l'échelle microscopique

Le set d'images de référence étant défini, il est possible de procéder à l'extraction d'objets par les cinq méthodes choisies et de les inspecter tout d'abord visuellement.

4.2.2 Inspection visuelle

La première image étudiée est l'image de la Figure 4.5(A). L'image de référence ne présente pas de difficulté, donc la binarisation pour créer la référence binarisée est faite automatiquement par seuillage. Les images après le processus d'extraction d'objets, sont présentées sur la Figure 4.7.

L'image obtenue par détection de Canny souffre d'approximation des contours et elle présente des lacunes dans la reproduction fidèle du nombre d'objets. Les objets partiellement détectés ne sont pas pris en compte et doivent être fermés manuellement. En outre, les segments et les points isolés doivent aussi être supprimés par l'utilisateur.

Les méthodes de segmentation directe de maximisation de la variance interclasse (MVI) présente le bon nombre d'objets, mais ils peuvent être creusés et déformés. La méthode MS conduit à des manques de matière et à un nombre incorrect d'objets détectés. Cette dernière est moins performante que la méthode MVI dans ce cas de figure.

Concernant les méthodes alternatives, le gPb-owt-ucm n'offre pas un rendu acceptable, et conduit à un nombre incorrect d'objets détectés et à des groupements de formes en structure.

De plus, il ne prend pas en charge les objets partiellement détectés, une opération de fermeture est donc nécessaire. Finalement, la méthode des contours actifs Chan-Vese, modifiée dans cette étude pour gérer les régions texturées, présente un bon aspect visuel. En effet, le nombre d'objets correspond et leurs formes paraissent similaires au regard de la référence.

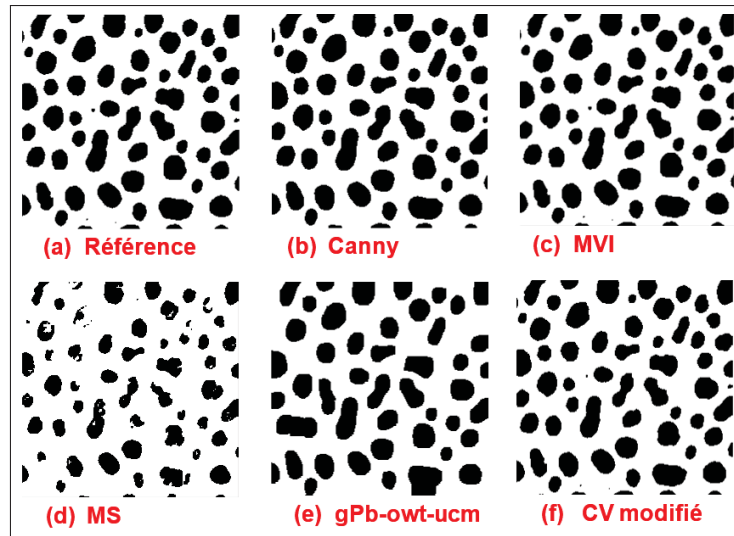


Figure 4.7 Comparaison visuelle des détecteurs (A)

La seconde image de référence utilisée est la Figure 4.5(B). Les résultats sont présentés sur la Figure 4.8.

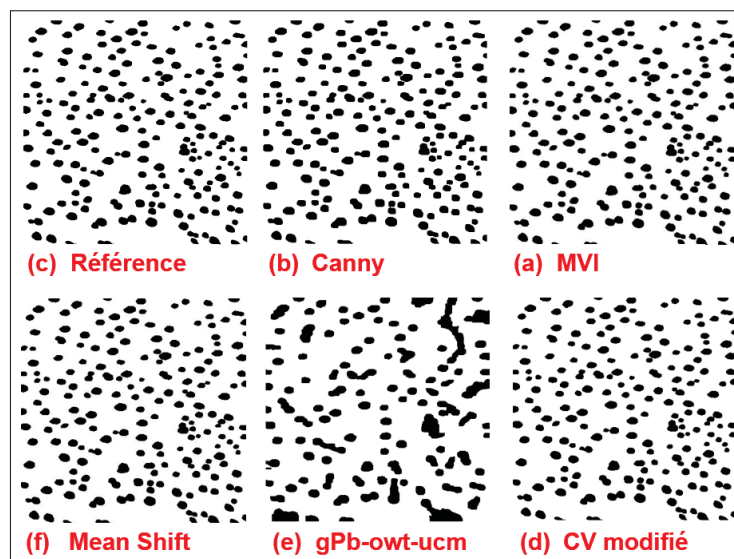


Figure 4.8 Comparaison visuelle des détecteurs (B)

Pour cet essai, le détecteur de Canny apporte une image finale de bonne qualité visuelle avec le nombre correct d'objets, cependant, au détriment de la forme des objets qui paraît moins arrondie et plus carrée. Les méthodes MVI et MS sont aussi efficaces l'une que l'autre et reproduisent l'image de référence correctement. Le gPb-owt-ucm présente ici l'inconvénient de vouloir grouper les objets pour en faire des structures. La variation du seuil de binarisation permet d'éviter ce problème, au détriment, toutefois, d'une chute considérable du nombre d'objets. Quant au modèle Chan-Vese, il reproduit parfaitement l'image de référence.

La dernière image de référence est plus délicate à traiter car elle présente différents niveaux de flou, symbolisant la distance en fonction du plan objet (Figure 4.5(C)). Les résultats sont illustrées sur la Figure 4.9.

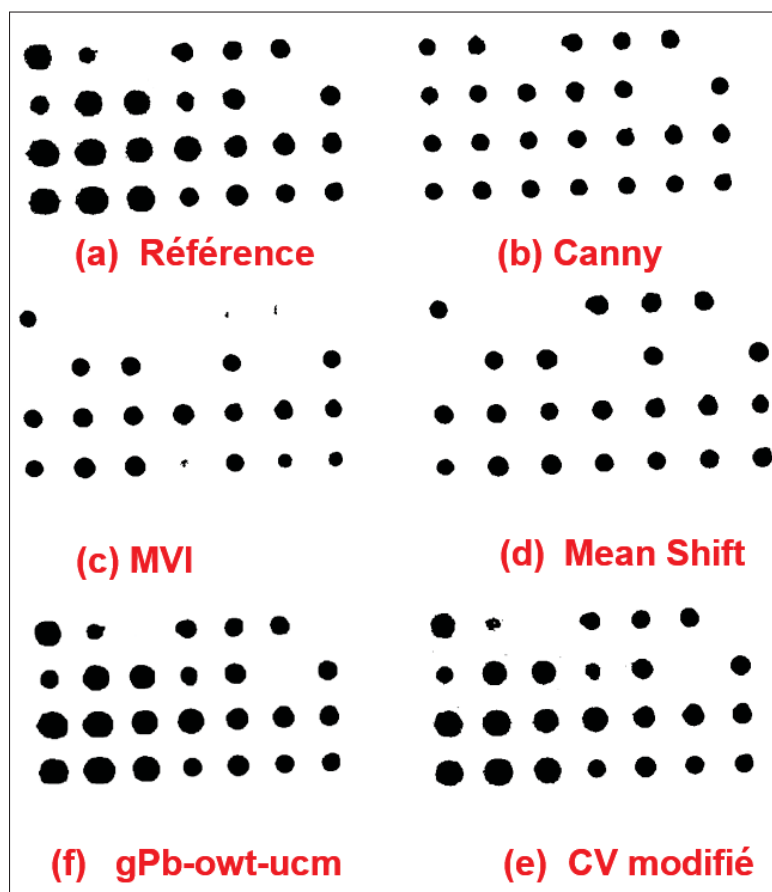


Figure 4.9 Comparaison visuelle des détecteurs (C)

Cette dernière étude est moins pertinente car l'étape de filtrage qui précède l'extraction d'objets, est censée corriger les problèmes de flou. C'est donc à titre indicatif que la performance en milieu flouté est analysée dans cette section.

La méthode gPb-owt-ucm semble être la plus appropriée dans ce cas, suivie par la méthode CV modifiée. Les techniques de segmentation et de détection directes, ne permettent ni de retrouver des surfaces correctes, ni le bon nombre d'objets.

Le Tableau 4.5 résume le nombre d'objets et l'aire total des objets pour chacun des cas et ce, en fonction des images de référence.

Tableau 4.5 Configuration initiale
du modèle

Propriété/Méthode	Référence	Canny	MVI	MS	gPb-owt-ucm	CV modifié
Aire A (pixel)	22243	21570	21019	19803	21531	21570
Aire B (pixel)	28311	31197	28311	28311	31045	28311
Aire C (pixel)	23600	13791	10818	12423	22500	20304
Nombre d'objets A	64	66	63	51	46	66
Nombre d'objets B	188	187	188	188	105	188
Nombre d'objets C	25	25	21	22	25	25

Globalement, la méthode Chan-Vese modifiée est la plus efficace sur les trois cas étudiés. Ensuite, la performance des méthodes de segmentation directe sont altérées lorsque la plage de niveaux de gris est large. La détection de Canny n'est pas précise dans les cas étudiés et elle nécessite encore une fois l'intervention de l'utilisateur pour retirer les aberrances sur l'image. Finalement, la méthode gPb-owt-ucm s'avère être efficace sur un set d'images de type cercles floutés. Sur des formes plus compliquées et sur des regroupements, elle tend à approximer les formes et à regrouper les objets.

L'étude visuelle étant terminée, des indicateurs sont utilisés dans la prochaine section afin de quantifier les performances des algorithmes en concurrence.

4.2.3 Espace d'indicateurs

Dans cette section, des indicateurs permettant de quantifier la qualité de la reconstruction de l'image après segmentation sont utilisés. Sept indicateurs forment le set.

Avant de les définir, il est utile de comprendre comment ils sont calculés et sur quelle base de comparaison. La comparaison est pratiquée entre l'image test et l'image de référence. Les images peuvent être pensées comme restructurées en deux vecteurs colonnes, puis les valeurs des pixels constituant ces vecteurs sont comparées entre elles. Quatre cas sont alors envisageables, basés sur une classification binaire : les vrais positifs VP (1 pour 1), les vrais négatifs VN (0 pour 0), les faux positifs FP (1 pour 0) et les faux négatifs FN (0 pour 1) (Zhu *et al.*, 2010).

Le premier indicateur est la précision. Il est défini par :

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP} \quad (4.1)$$

Cet indicateur sert à mesurer la performance de l'algorithme à refuser les solutions fausses.

L'indicateur suivant est le rappel, exprimé comme :

$$Rappel = \frac{VP}{VP + FN} \quad (4.2)$$

Avec ces deux dernières notions, il est possible de déterminer le F-measure :

$$F - measure = \frac{2 \times Precision \times Rappel}{Precision + Rappel} \quad (4.3)$$

Les prochains indicateurs sont la sensibilité, la spécificité et l'exactitude. Il sont définis tels que :

$$Sensibilite = \frac{VP}{VP + FN} \quad (4.4)$$

$$Specificite = \frac{VN}{VN + FP} \quad (4.5)$$

$$Exactitude = \frac{VN + VP}{VN + VP + FN + FP} \quad (4.6)$$

La sensibilité représente la capacité de l'algorithme à détecter un pixel noir réellement à sa place. La spécificité reflète la performance de détection d'un pixel faisant parti de l'arrière plan alors qu'il en fait réellement partie. L'exactitude est liée à la conformité de l'information vis-à-vis de la réalité.

Le dernier indicateur présenté est le G-mean, aussi appelé l'index de Fowlkes-Mallows (Fowlkes & Mallows, 1983). Il représente la moyenne géométrique de la précision et du rappel. Son expression est :

$$G - mean = \sqrt{precision \times rappel} \quad (4.7)$$

Le premier set avec la référence A (Figure 4.7) est étudié et les résultats sont présentés sous forme d'un histogramme sur la Figure 4.10.

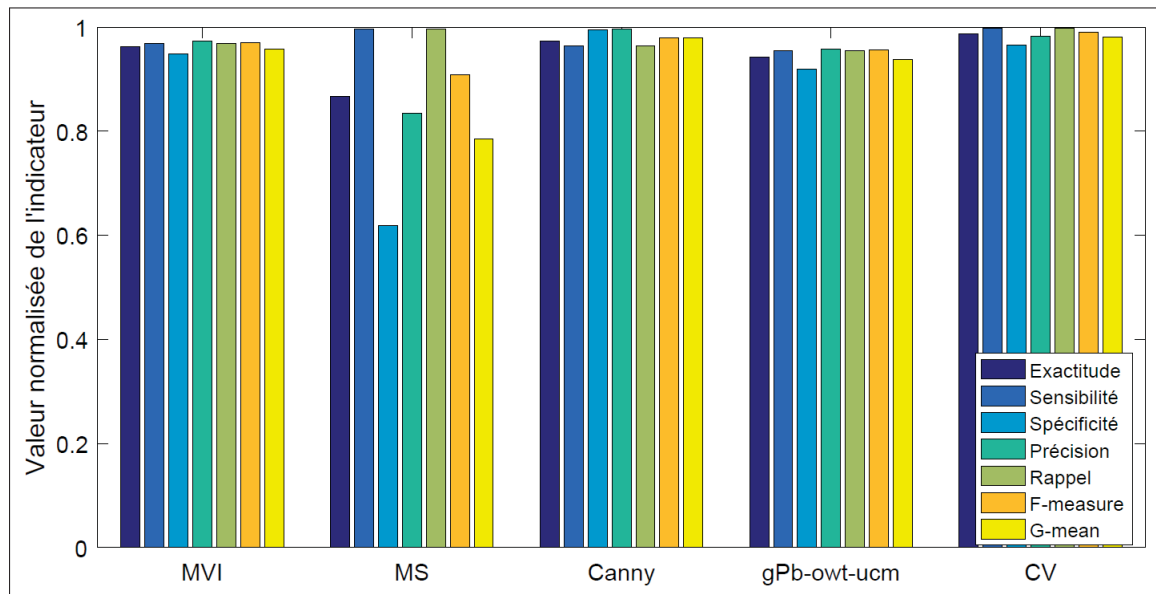


Figure 4.10 Indicateurs de performance de l'extraction d'objets pour la référence A

La méthode de segmentation par contours actifs se classe première au regard de l'exactitude, la sensibilité, le rappel et le F-measure. Il se classe aussi second derrière le détecteur de Canny pour la spécificité, la précision et la moyenne géométrique. Finalement, la méthode alternative par contours actifs de type Chan-Vese se positionne première au classement général. Le détecteur de Canny termine deuxième sur ce type d'images. La méthode de segmentation de

maximisation de la variance interclasse se classe troisième et le gPb-owt-ucm est quatrième. La méthode la moins performante dans ce cas est la méthode Mean Shift. La seconde étude s'applique au set avec la référence B (Figure 4.8). Les résultats sont présentés sur la Figure 4.11.

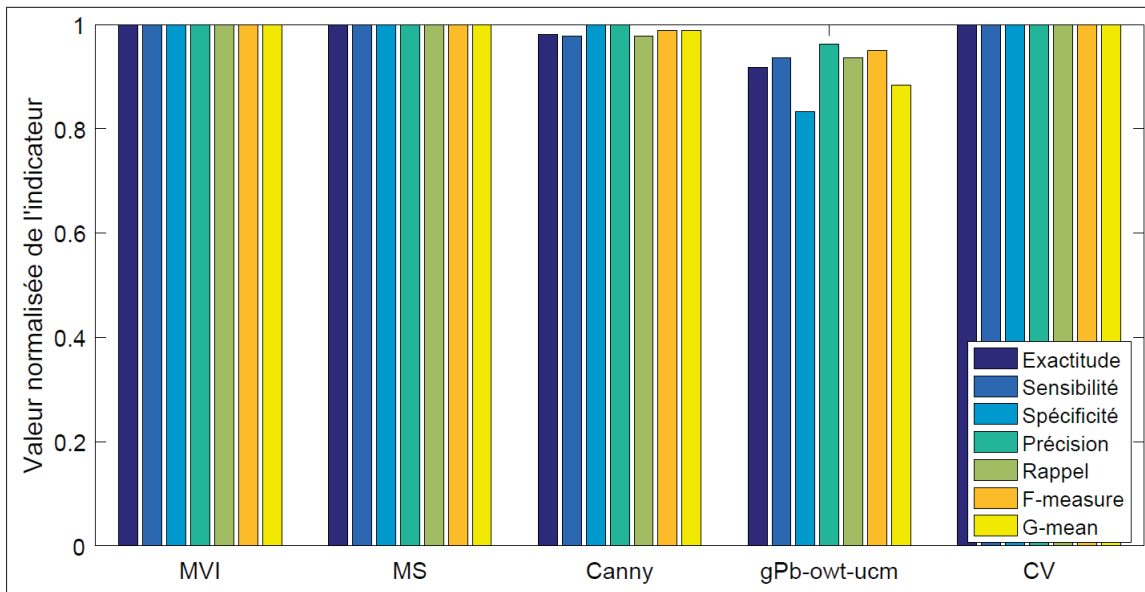


Figure 4.11 Indicateurs de performance de l'extraction d'objets pour la référence B

Dans ce cas, trois méthodes démontrent une même performance avec une réplique exacte de la référence. Ces méthodes sont les segmentations par maximisation de la variance interclasse et le Mean Shift, ainsi que la méthode alternative de contours actifs Chan-Vese. La détection de Canny se positionne quatrième et le gPb-owt-ucm termine encore une fois en dernière position. La raison pour laquelle les deux méthodes de segmentation directe sont aussi performantes que la méthode CV, est que l'image initiale est déjà en noir et blanc. Ainsi, seules deux classes sont à discrétiser, l'arrière plan en blanc et les objets en noir. C'est donc une différence majeure avec la première image (A), car cette dernière possède un set d'intensités discret mais plus diversifié (entre 0 et 255).

La dernière étude des indicateurs porte sur le set d'images floues (Figure 4.12).

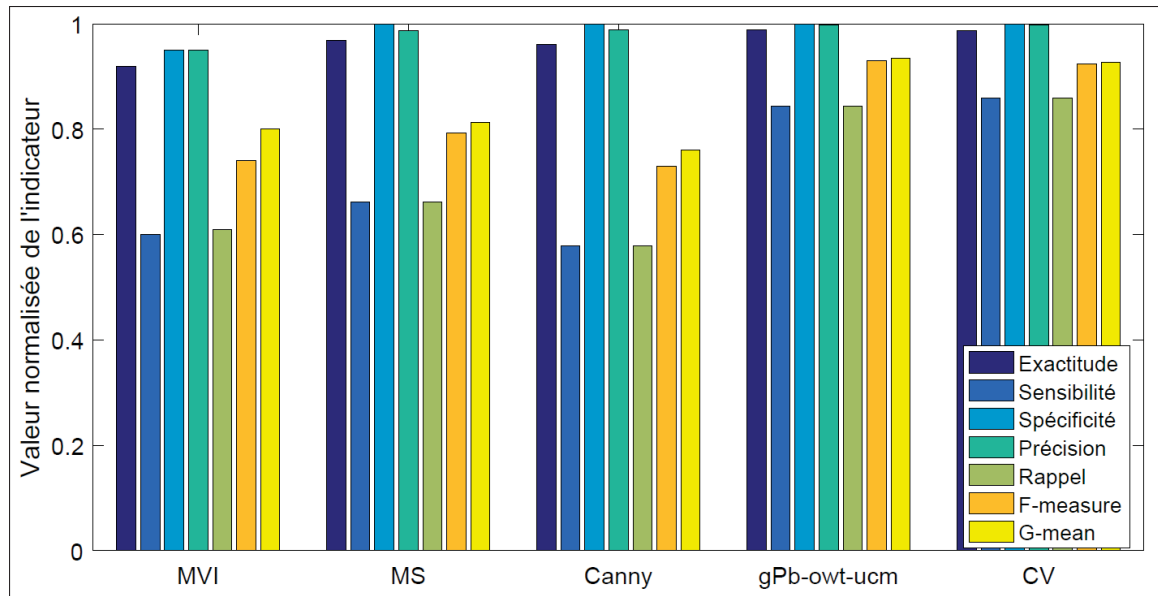


Figure 4.12 Indicateurs de performance de l'extraction d'objets pour la référence C

Les deux méthodes gPb-owt-ucm et CV réagissent quasi-similairement face à un set d'objets simples mais floutés. Les valeurs pour la sensibilité et le rappel sont tout de même plus élevées et l'exactitude, la précision, le F-measure et le G-mean plus faibles pour CV que pour gPb-owt-ucm. La méthode de segmentation directe MS réagit mieux que MVI. Elles se classent respectivement troisième et quatrième. Le candidat le moins adapté à cette situation est le détecteur de Canny.

L'étude des indicateurs pour comparer la performance des méthodes d'extraction d'objets est terminée. La méthode Chan-Vese modifiée obtient la première place en observant ses performances sur les trois sets d'objets. La prochaine section présente les principales limites à une comparaison utilisant les images naturelles de spray.

4.2.4 Limites des méthodes pour des images naturelles

Dans cette section, une comparaison visuelle est effectuée, sur une image de spray d'iso-octane à l'échelle microscopique (Figure 4.13). Le but est de souligner l'impossibilité de quantifier la performance des méthodes avec des indicateurs, au vu de la grande disparité des rendus finaux. Il est, pour la plupart, compliqué de distinguer les objets réels, de l'arrière plan et du bruit.

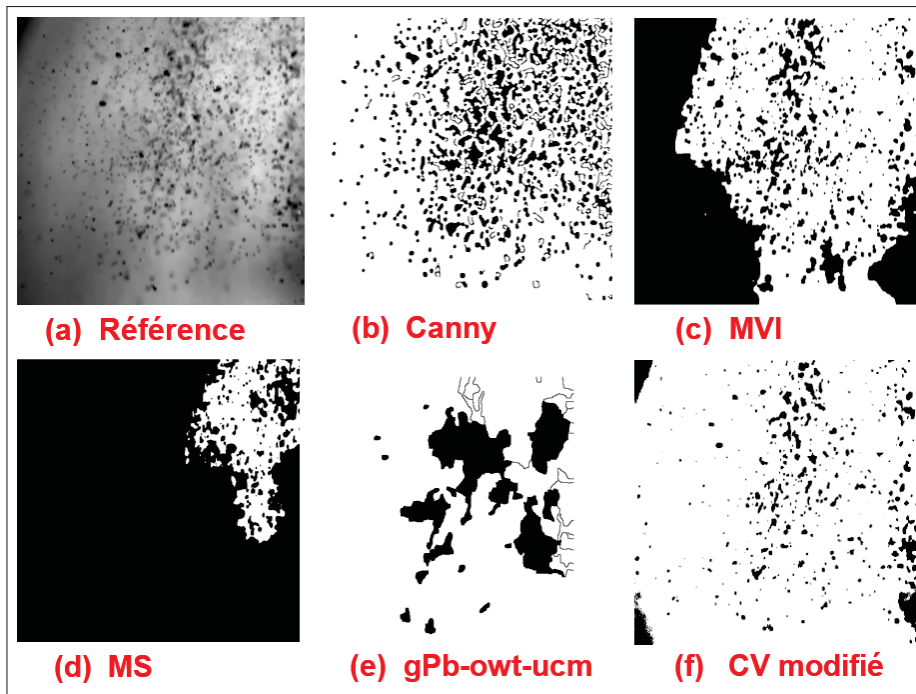


Figure 4.13 Comparaison des méthodes d'extraction d'objets sur une image naturelle de spray

Ce set d'images est produit après avoir optimisé le paramétrage pour chacune des méthodes. Il est observable que les méthodes de Canny, MS et gPb-owt-ucm ne sont pas adaptées à ce cas d'étude. La technique MS n'arrive pas à se développer dans les zones non lumineuses. Ensuite, le détecteur de Canny laisse un nombre important de contours isolés et ce, même après de nombreuses opérations morphologiques. L'approche gPb-owt-ucm est la méthode la moins adaptée en raison de la forte quantité de classes de niveaux de gris que comporte l'image. Cette approche ne peut pas gérer à la fois le bon nombre d'objets et leur bonne représentation (séparation et forme). La technique MVI est plus appropriée mais ne permet pas d'outrepasser les régions avec un manque important de luminosité. Seulement la méthode CV modifiée est à même d'offrir une image exploitable. Il persiste tout de même des zones non traitables, i.e. aux 3 coins de l'image (haut gauche, bas gauche et bas droit). Une comparaison visuelle entre cette dernière image et l'image de référence montre la présence des objets avec des formes et des localisations correctes.

4.3 Conclusion du chapitre

Ce chapitre fut dédié à la validation de la méthode hybride proposée au Chapitre 3, en la comparant à des techniques réputées en traitement d'images, à la fois en analyse de sprays ou dans l'imagerie médicale.

Dans la première partie de ce chapitre, les méthodes de filtrage sont comparées au filtrage proposé. Après une inspection visuelle des images aux deux échelles d'intérêt, le filtrage Bayésien a démontré son potentiel et est reconnu comme apportant des images de meilleure qualité en vue d'une future extraction d'objets. Les calculs de neuf indicateurs de qualité confirment cette prédominance.

La seconde partie de ce chapitre compare les méthodes d'extraction d'objets. Deux méthodes de segmentation directe, une méthode de détection directe de contours et deux méthodes alternatives sont confrontées en utilisant des images de synthèse avec des formes simples plus ou moins nombreuses et plus ou moins dégradées. Sur les images les plus simples avec des classes de niveau de gris bien distinctes, les méthodes de segmentation directe sont efficaces. De plus, les images floutées sont complexes à traiter par toutes les méthodes, l'approche alternative gPb-owt-ucm s'avérant, néanmoins, être plus performante dans ces conditions. La méthode des contours actifs Chan-Vese, modifiée pour gérer les milieux texturés, est globalement la plus efficace sur l'ensemble des images étudiées. Finalement, l'application de toutes ces méthodes sur des images naturelles de spray dans une fenêtre locale, prouve la supériorité de la méthode choisie.

Le prochain chapitre est dédié à l'application de la méthode retenue (filtrage Bayésien et segmentation de Chan-Vese modifiée), sur des images de spray à l'échelle globale.

CHAPITRE 5

APPLICATION EN CHAMP LOINTAIN

Le champ lointain, au sens de l'imagerie de sprays, est un champ encadrant le spray dans sa globalité. Il permet de visualiser à la fois la phase de développement du spray et son régime développé. Trois propriétés sont extraites de cette échelle : la longueur de pénétration du spray, son angle de cône et son aire. Le spray étudié dans cette section est le spray d'iso-octane, obtenu grâce au montage expérimental du Chapitre 2 "Dispositif expérimental".

5.1 Longueur de pénétration

La longueur de pénétration est mesurée directement sur l'image binarisée. Elle équivaut à la distance à partir du premier pixel blanc (sortie d'injecteur) jusqu'au dernier pixel blanc (front du spray).

Le premier cas traité est l'injection d'un spray d'iso-octane d'une durée de 9.990 ms à 0.34 MPa, vu dans le chapitre précédent. L'évolution du spray en fonction du temps après le début d'injection est illustré dans la Figure 5.1.

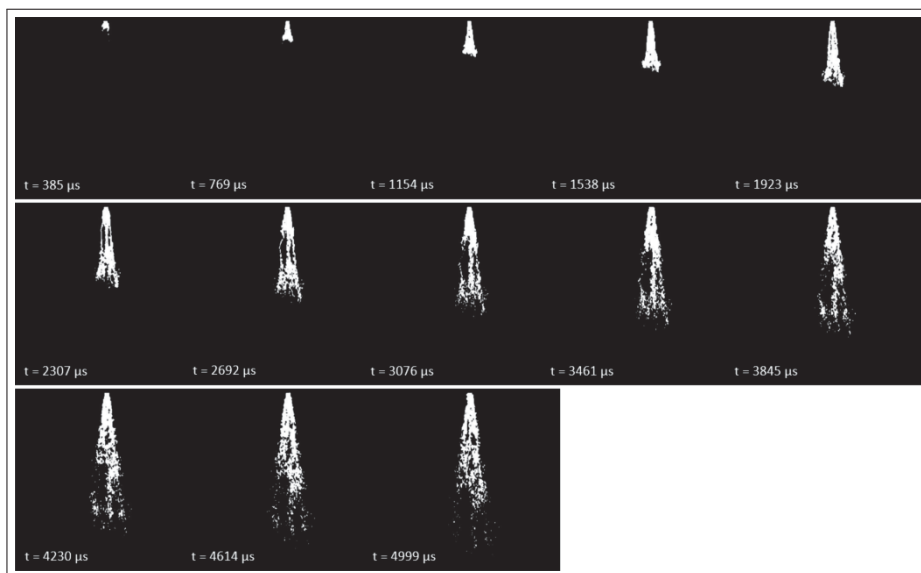


Figure 5.1 Longueur de pénétration en fonction du temps (ASOI)

Les techniques de mesure de la longueur de pénétration et de l'angle de cône sont présentées sur la Figure 5.2.

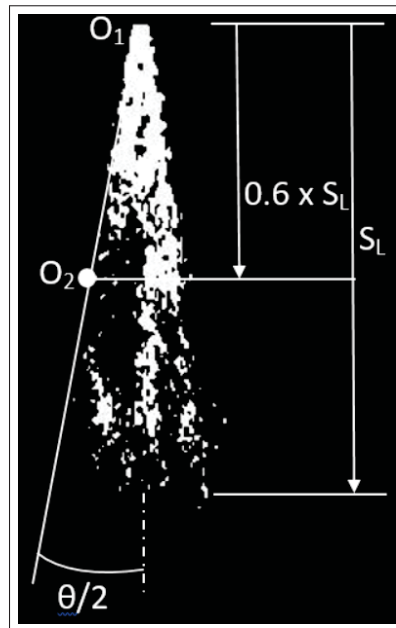


Figure 5.2 Mesure de la longueur de pénétration

Les résultats des longueurs de pénétration proviennent du set d'image du chapitre précédent. L'hypothèse est faite que les pixels aberrants au delà du front de spray sont négligés. La Figure 5.3 illustre ces résultats par regroupement statistique dans un diagramme en boîtes de Tukey. Pour cette figure, 13 cycles d'injection complet sont étudiés à des fins de répétabilité.

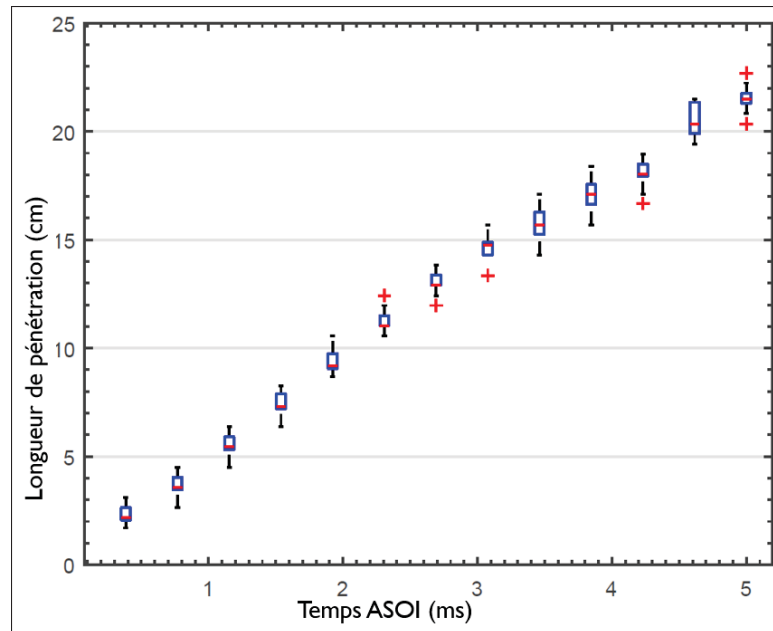


Figure 5.3 Evolution de la longueur de pénétration en fonction du temps (ASOI)

Les valeurs augmentent naturellement en fonction du temps et elles sont globalement élevées en raison de l'absence de contre pression dans le montage et aussi de la présence de la gravité. Les boîtes de la Figure 5.3 représentent les échantillons au complet, la barre rouge est la médiane et les croix rouges sont des valeurs aberrantes. Les médianes sont majoritairement dans la première moitié des boîtes et les valeurs aberrantes sont peu nombreuses.

La seconde propriété étudiée est l'angle de cône du spray.

5.2 Angle de cône

L'angle de cône du spray est l'angle mesuré entre les deux tangentes du spray avec comme origine le point sur l'axe du spray en sortie d'injecteur et les points tangents correspondant à l'intersection d'une droite perpendiculaire à l'axe du spray, disposée à 60% de la longueur de pénétration, et la frontière du spray. Cet angle dépend du temps et il devient constant une fois le régime permanent établi. Dans le cas du spray d'iso-octane étudié, l'angle de cône est représenté sur la Figure 5.4.

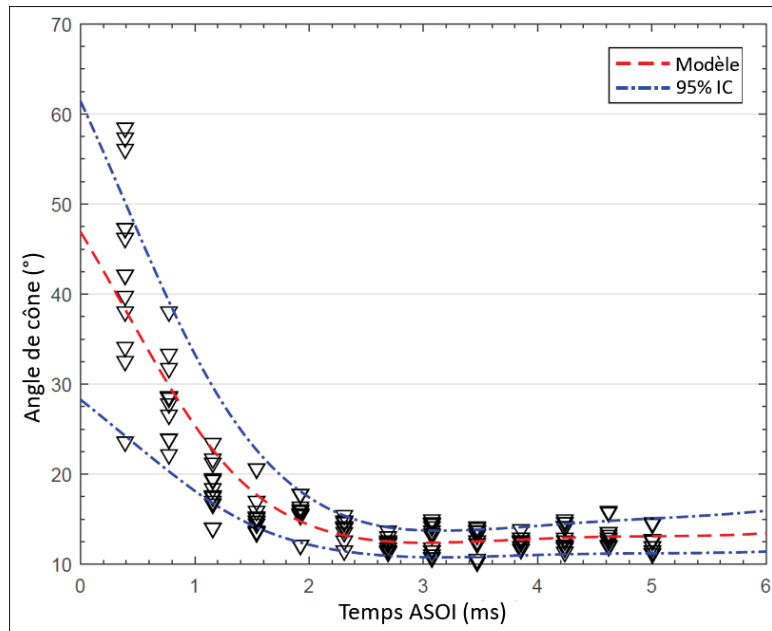


Figure 5.4 Evolution de l'angle en fonction du temps (ASOI)

Les valeurs tendent vers une constante, 3 ms après le début de l'injection. Cette constante est de 13° . L'angle décroît fortement au début de l'injection, dû au mécanisme de formation du jet. En effet, l'air au repos avant l'injection, crée une forte inertie en sortie d'injecteur, empêchant le spray de se développer librement. Ce phénomène se produit dans les deux premières ms après le début de l'injection. Une fois l'air entraîné, le spray se développe librement et l'angle devient constant.

Une fonction des moindres carrées est ajoutée afin de pouvoir interpoler sur la plage de durées d'injection. Aussi, un intervalle de confiance de 95 % permet d'estimer la qualité du modèle.

5.3 Surface et volume

L'aire du spray est une information importante car elle permet d'estimer la distribution de masse de liquide en fonction de l'espace et du temps (Figure 5.5).

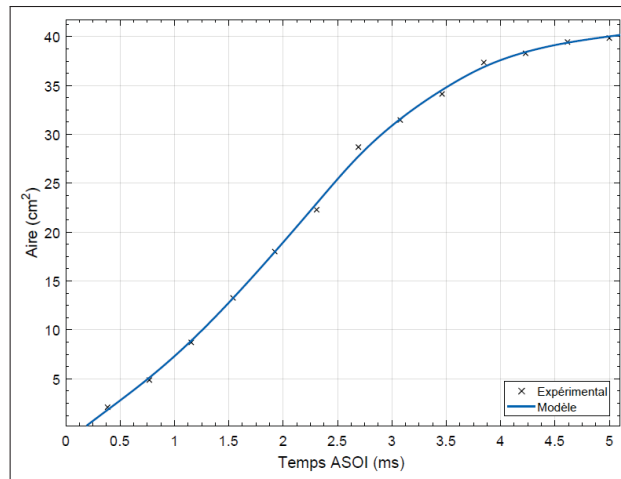


Figure 5.5 Evolution de l'aire du spray d'iso-octane en fonction du temps (ASOI)

L'aire du spray d'iso-octane, obtenue par la somme des pixels blancs sur l'image finale binarisée, augmente fortement jusqu'à 4 ms où un plateau apparaît. L'aire maximale est de 40 cm^2 . Dans une moindre mesure, il est possible d'approximer le spray comme étant de parfaite révolution et ainsi d'en déduire le volume du spray (Figure 5.6). L'évolution du volume est approximée par la méthode de Chagnot-Auclair (Chagnot-Auclair, 1998), simplifiant le spray comme étant un triangle.

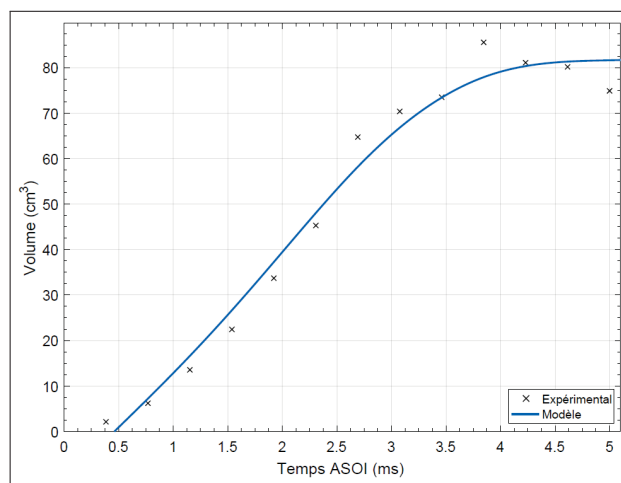


Figure 5.6 Evolution du volume du spray d'iso-octane en fonction du temps (ASOI)

Le volume est important dans ce cas d'étude car le spray s'étale largement sur le plan image en raison de l'injection en chambre semi-ouverte, donc avec une faible contre-pression (pression atmosphérique). Ici aussi, une valeur seuil est atteinte 4 ms après le début d'injection. Cette valeur maximale est de 80 cm^3 malgré plusieurs points aberrants.

5.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, quatre propriétés externes du spray sont étudiées. La longueur de pénétration augmente naturellement avec le temps. Il faut noter que les longueurs de pénétration d'iso-octane, bien qu'élévées, sont réalistes au vu des conditions d'injection imposées (Lefebvre, 1989).

Les valeurs des angles de cône sont calculées à 60% de la longueur de pénétration du spray. Pour le spray d'iso-octane, l'angle est élevé immédiatement après l'injection, puis il se stabilise autour de 13° . Les comparaisons avec la littérature montrent la validité du résultats par une similitude d'ordres de grandeur.

Les deux dernières propriétés sont l'aire et le volume du spray. Elles permettent d'estimer la distribution de masse en deux ou trois dimensions en fonction du temps.

Ce chapitre sur les résultats des propriétés globales du spray est maintenant terminé. Le prochain chapitre est dédié à l'étude du spray d'iso-octane à l'échelle microscopique.

CHAPITRE 6

APPLICATION EN CHAMPS LOCAL ET MICROSCOPIQUE

Le champ microscopique représente l'étude des gouttelettes dans des fenêtres d'interrogation de taille prédéfinie. Cette application permet de déterminer les propriétés du spray de manière spatio-temporelle et permet de déduire la distribution de masse du liquide dans le plan du spray. Les propriétés étudiées dans ce chapitre sont la distribution des diamètres de gouttelettes, les diamètres moyens, les diamètres représentatifs et finalement, la morphologie des gouttes. Pour obtenir les résultats, le traitement d'images est ici aussi effectué par l'approche proposée de filtrage Bayésien puis de détection par contours actifs.

6.1 Etude locale

6.1.1 Définition des fenêtres d'interrogation

Les fenêtres d'interrogation sont définies dans des endroits précis du spray, dans lesquels des phénomènes particuliers existent. C'est par exemple le cas le long de l'axe du spray sur lequel se développe la colonne liquide en proche sortie d'injecteur. Aussi, en périphérie du spray, les mécanismes typiques d'interactions du mélange diphasique (carburant et air) ont lieu. Dans ces frontières, les forces aérodynamiques sont prépondérantes en comparaison avec les tensions superficielles assurant la cohésion des objets liquides. Sept zones sont alors définies comme étant des fenêtres de $17\text{ mm} \times 17\text{ mm}$ avec des positions représentées sur la Figure 6.1.

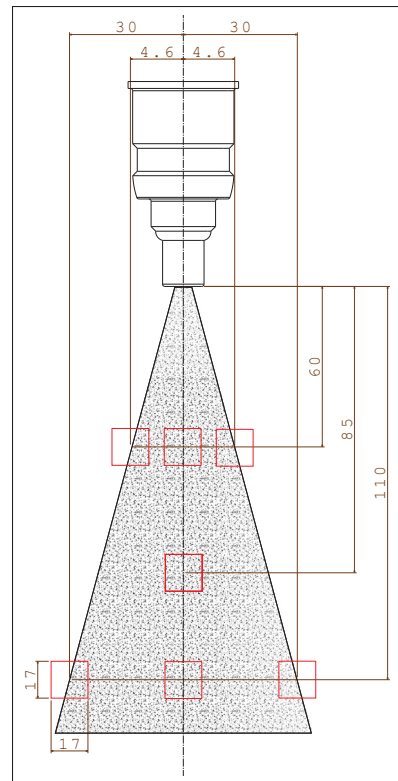


Figure 6.1 Localisation
des fenêtres d'interrogation

6.1.2 Distribution des diamètres

La distribution des diamètres dans la fenêtre d'interrogation permet d'apprécier l'évolution de la taille des gouttes et donne une première estimation du processus d'atomisation du spray. Il est utile de classer les tailles de gouttes et de déduire des fonctions de densité de probabilité. Les fonctions étudiées ici sont exclusivement à caractère expérimental. Les fonctions de densité de probabilité pour les quatre fenêtres d'interrogation (haut gauche, haut droit, bas gauche et bas droit), sont représentées sur la Figure 6.2. Les distributions des diamètres dans les trois fenêtres sur l'axe du spray ne sont pas illustrées dans cette section. Les valeurs moyennes de ces diamètres sont présentées dans le Tableau 6.1 avec MH (milieu haut), MC (milieu central) et MB (milieu bas).

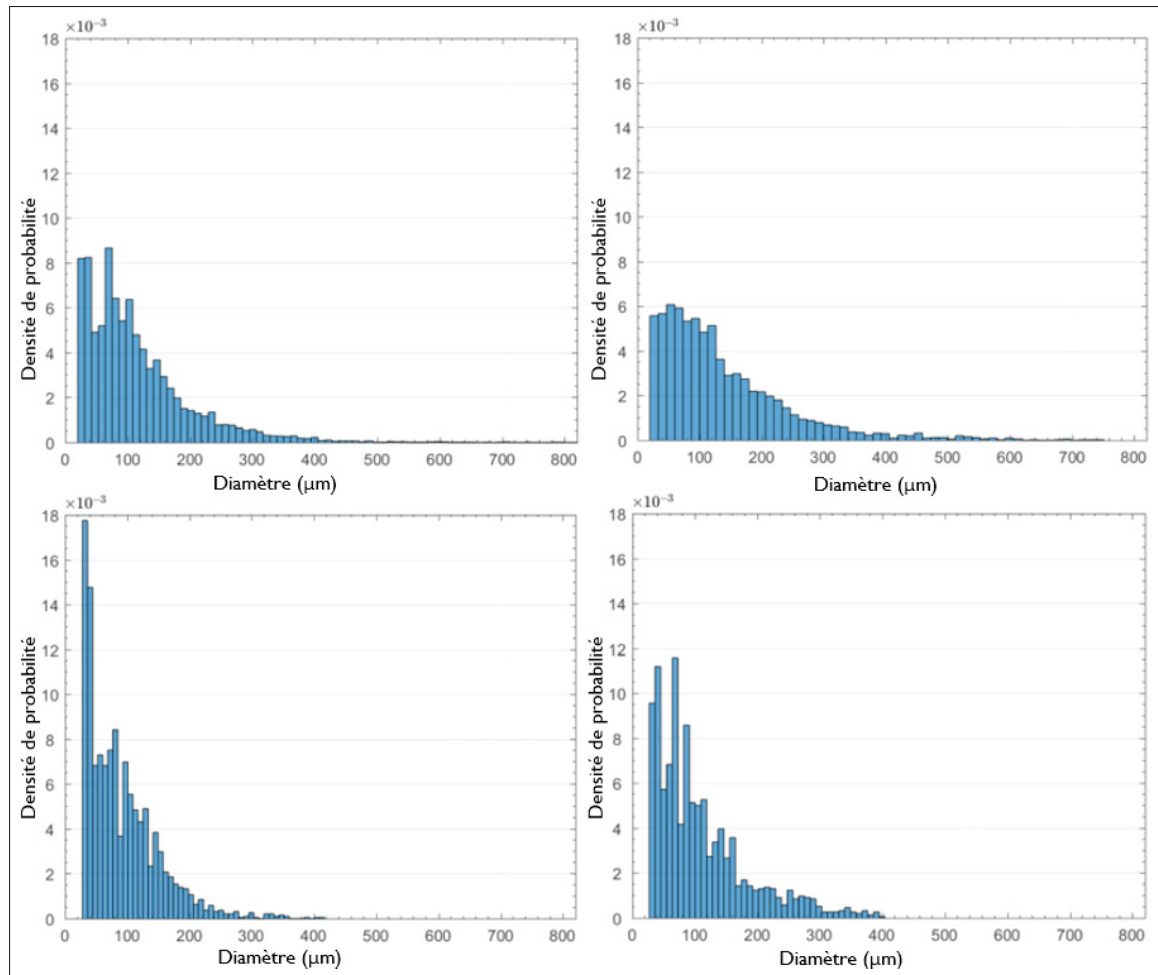


Figure 6.2 Densité de probabilité de la taille des gouttes : haut gauche, haut droit, bas gauche et bas droit

Ces distributions permettent d'observer que les valeurs des diamètres sont plus élevées dans la région proche injecteur que dans le champ lointain du spray. C'est une conséquence des mécanismes d'évaporation et de fragmentation des grosses gouttes et des ligaments durant leur trajet une fois sortis de l'injecteur.

6.1.3 Détermination des diamètres moyens

Les diamètres moyens sont des valeurs uniques permettant de représenter le comportement du spray dans l'espace et dans le temps. Parmi ces diamètres, il existe pour les plus connus,

le diamètre moyen de De Brouckere (D_{43}) et de Sauter (D_{32}). En moyenne, 600 images sont utilisées par fenêtre afin de déterminer les tendances locales.

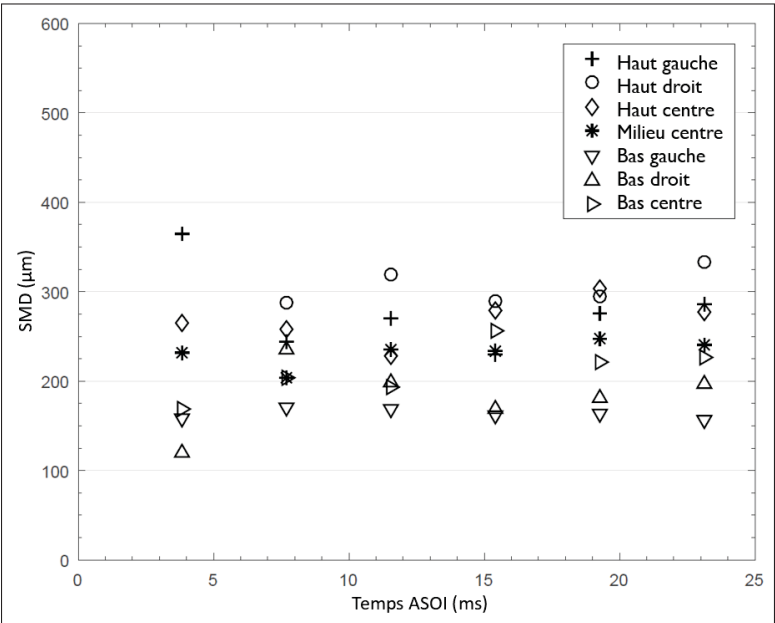


Figure 6.3 Evolution du SMD en fonction du temps (ASOI)

Les valeurs de SMD sont plus faibles dans le champ lointain du spray comme il est observable dans les trois fenêtres du bas. Les valeurs de SMD sont aussi plus faibles dans la périphérie gauche que droite du spray. Cette étude renseigne sur l’activité de l’atomisation secondaire avant l’entrée du liquide dans les fenêtres d’interrogations inférieures (Lefebvre, 1989). Pour approfondir, il serait nécessaire d’étudier des nombres adimensionnels représentatifs tels que les nombres de Ohnesorge, Reynolds, Weber, etc.

Les valeurs moyennes des SMD pour chaque fenêtre sont rapportées dans le Tableau 6.1.

Tableau 6.1 SMD moyen dans les fenêtres d’interrogation

Fenêtre	HG	HD	BG	BD	MH	MC	MB
SMD (μm)	228.4	304.9	163.2	183.1	268.4	231.9	211.7
D ₄₃ (μm)	368.3	386.8	208.3	244.9	410.4	323.8	313.2

La distribution des diamètres de De Brouckere (D_{43}) est représentée sur la Figure 6.4.

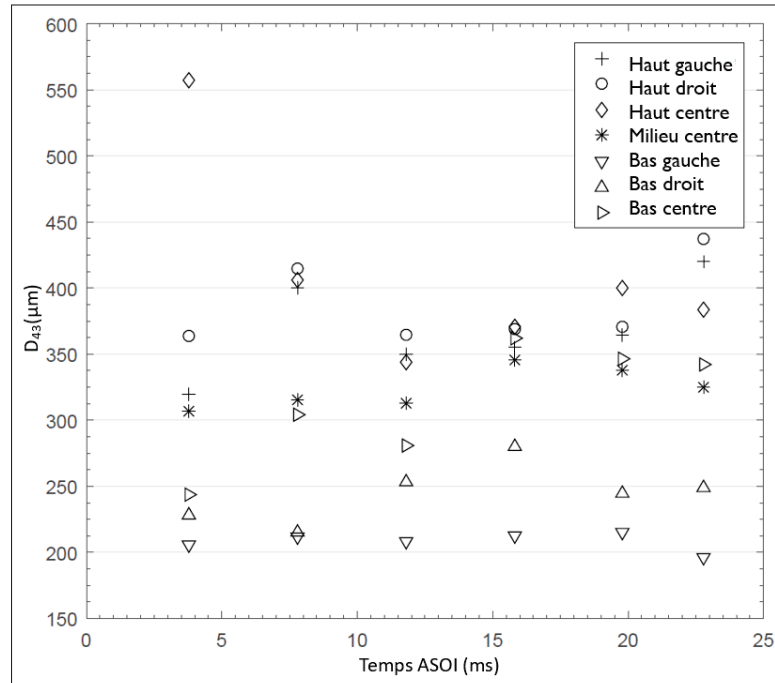


Figure 6.4 Evolution du D_{43} en fonction du temps (ASOI)

Les valeurs de D_{43} représentent les diamètres moyens en volume dans chacune des fenêtres en fonction du temps. La signification physique de ce diamètre moyen est le transfert d'énergie vers les gouttes de carburant liquide (Lefebvre, 1989). Les tendances sont souvent les mêmes que pour le SMD mais les différences sont accentuées et les valeurs sont globalement plus élevées.

Des différences notables avec le SMD sont présentes au début de l'injection avec un fort D_{43} au point le plus proche de la sortie d'injecteur. Aussi, l'alternance des valeurs entre le milieu centre et le bas centre, montre que l'énergie transférée dans ces régions devient constante en moyenne sur le cycle d'injection.

Finalement, l'étude du SMD et du D_{43} permet de connaître où se trouve le "centre de gravité" des distributions de surface et de volume respectivement, le tout, en faisant abstraction de la détermination du nombre d'objets.

6.2 Etude microscopique

L'étude est dite microscopique quand les gouttes sont d'abord isolées puis étudiées une par une. Deux types de propriétés sont généralement utilisées dans ces conditions, ce sont les dimensions caractéristiques et les facteurs morphologiques.

6.2.1 Dimensions caractéristiques

Les dimensions caractéristiques étudiées dans cette section sont les diamètres équivalents et des diamètres moyens. Un premier espace caractéristique est utilisé pour représenter les diamètres en équivalence périmètre et en équivalence surface/périmètre. Les données utilisées pour chacun des points, est une moyenne sur six relevés d'injection. Les résultats sont rapportés sur la Figure 6.5.

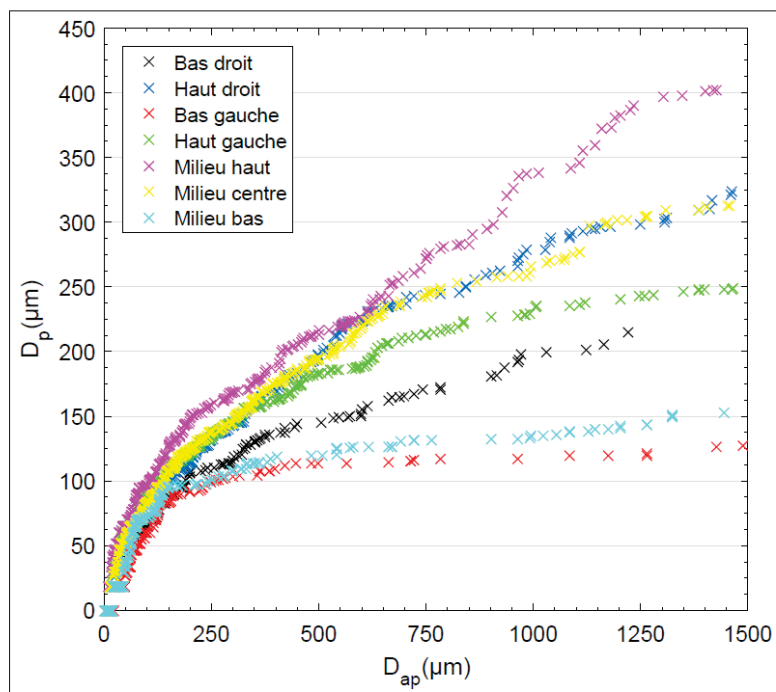


Figure 6.5 Espace caractéristique des diamètres équivalents périmètre D_p - surface/périmètre D_{ap}

Les tendances montrent que les diamètres équivalents en périmètre sont largement supérieurs dans les fenêtres proche injecteur. Les gouttes dans le milieu du spray sont d'une taille de l'ordre de grandeur de celles trouvées dans les fenêtres proche injecteur en périphérie du spray. Les rapports surface/périmètre sont cependant quasi-identiques pour toutes les localisations à l'étude.

Le second espace caractéristique utilise le diamètre de sphère équivalente et le diamètre moyen. Les résultats pour chaque fenêtre pour l'ensemble des six injections sont illustrés sur la Figure 6.6. L'évolution est naturellement linéaire entre les deux caractéristiques mais le diamètre moyen est la plupart du temps supérieur au diamètre de sphère équivalente.

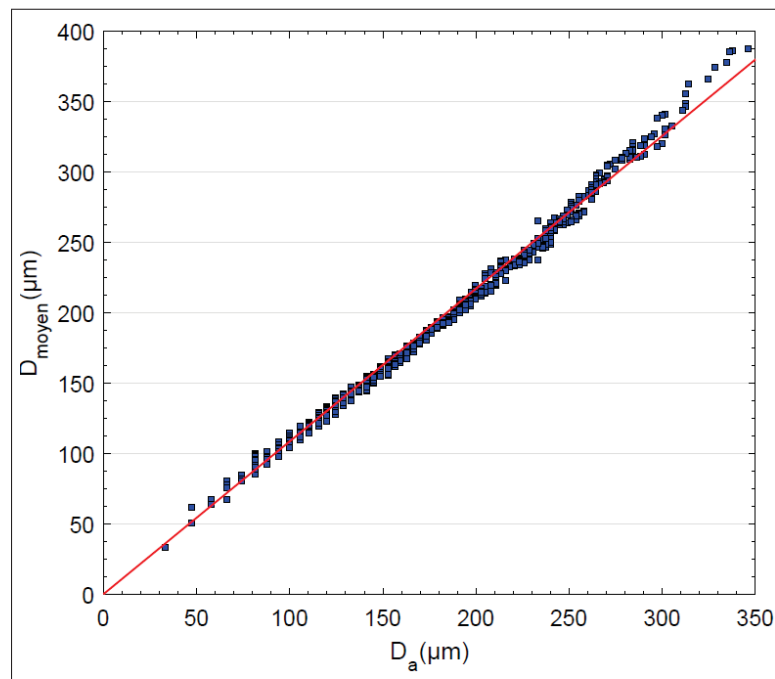


Figure 6.6 Espace caractéristique des diamètres de sphères équivalentes D_a - moyens D_{moyen}

6.2.2 Facteurs morphologiques

La dernière section est consacrée à l'étude des facteurs morphologiques sur les gouttelettes.

L'ellipticité, la sphéricité et l'irrégularité sont analysées dans chacune des fenêtres d'interrogation.

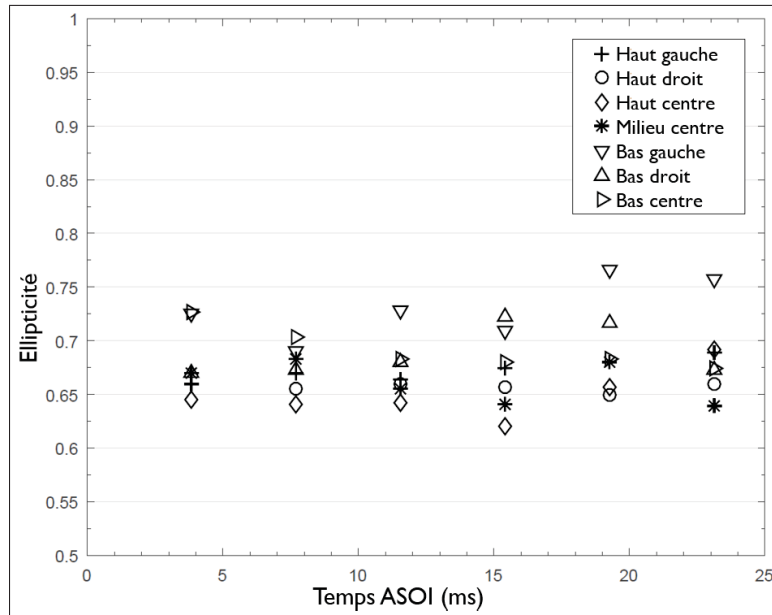


Figure 6.7 Facteur d'ellipticité

Le facteur d'ellipticité est calculé de sorte qu'une valeur proche de 1 signifie que les axes majeur et mineur sont de même taille, autrement dit que la goutte tend à être circulaire dans le plan. Sur la base de l'axe du temps, nous pouvons voir que les valeurs fluctuent peu, ce qui permet de considérer des valeurs moyennes afin de comparer les distributions axiale et radiale. Axialement, les gouttes dans les fenêtres proche injecteur sont plus elliptiques que celles dans le champ lointain. La raison est la forte concentration en ligaments se détachant de la colonne liquide en proche sortie injecteur. Radialement, les gouttes sur l'axe du spray sont plus elliptiques qu'en périphérie. Les périphéries gauche et droite présentent environ les mêmes tendances, prouvant qu'il n'y a pas de dissymétrie dans les valeurs d'ellipticité des gouttes. Les valeurs des facteurs d'ellipticité des gouttes dans les sept fenêtres d'interrogation sont rassemblées dans la Figure 6.8.

Le facteur d'irrégularité est déterminé par la complexité de la goutte. Si la goutte a une interface à fort caractère concave, convexe ou une alternance des deux, l'irrégularité est forte.

Une gouttelette avec une valeur proche de 0 est considérée comme purement circulaire dans le plan. Selon l'axe du spray, l'irrégularité est plus proche dans la région de la sortie de l'injecteur du fait des objets complexes de type ligaments. La distribution radiale des facteurs d'irrégularité montre globalement une dissymétrie vers la gauche avec des irrégularités plus faibles. Les irrégularités dans les sept fenêtres sont représentées sur la Figure 6.8.

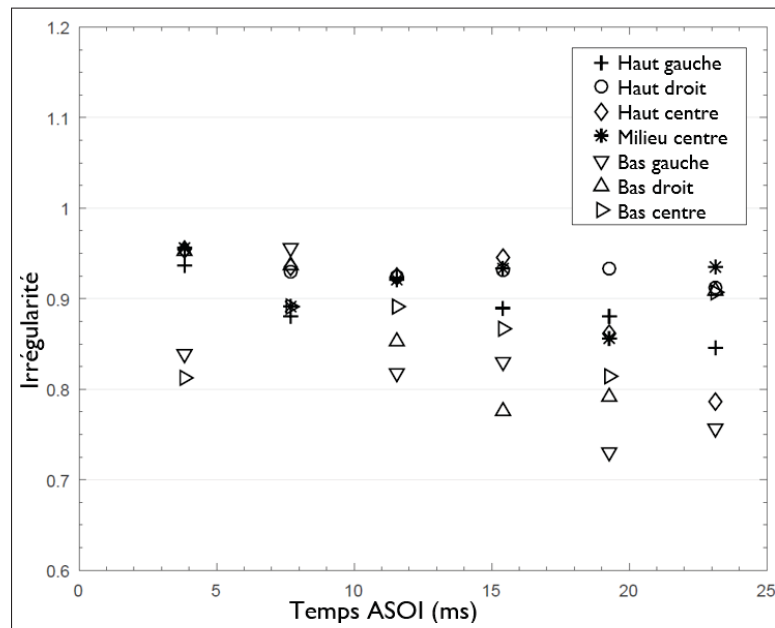


Figure 6.8 Facteur d'irrégularité

Le facteur de sphéricité permet de juger de la ressemblance de la goutte au vue d'une sphère parfaite (valeur égale à 1). Les valeurs sont faibles dans l'ensemble mais les gouttes sont tout de même plus sphériques dans le champ lointain que dans les environs de l'injecteur. Le dissymétrie radiale est confirmée ici avec des facteurs de sphéricité plus forts dans la périphérie gauche du spray.

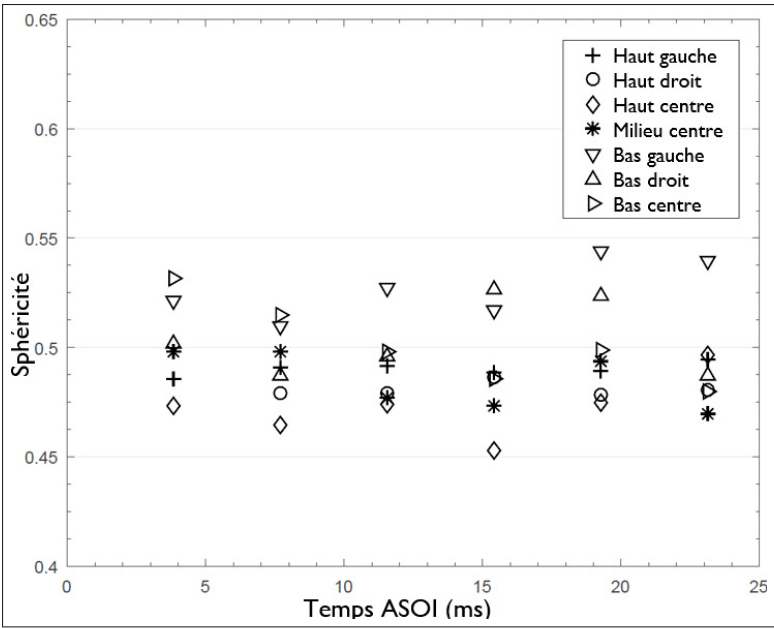


Figure 6.9 Facteur de sphéricité

Les facteurs morphologiques moyens sont finalement répertoriés dans le Tableau 6.2

Tableau 6.2 SMD et D43 moyens dans les fenêtres d’interrogation

Fenêtre	HG	HD	BG	BD	MH	MC	MB
Ellipticité	0.67	0.65	0.73	0.69	0.65	0.66	0.69
Irrégularité	0.89	0.92	0.82	0.86	0.90	0.91	0.85
Sphéricité	0.49	0.48	0.53	0.51	0.47	0.49	0.51

6.3 Conclusion du chapitre

L’application dans les champs local et microscopique passe tout d’abord par la définition des fenêtres d’interrogation à travers le spray. Des propriétés dites locales sont ensuite calculées avec les distributions des diamètres de gouttes dans ces fenêtres. Une fois regroupées, ces distributions permettent de déterminer des diamètres moyens : le SMD et le diamètre de De Brouckere. L’observation de toutes ces informations permet d’estimer globalement la réparti-

tion de la masse dans la chambre.

Une étude microscopique est aussi utilisée dans le but de connaître les propriétés intrinsèques des gouttes telles que leur morphologie. Pour cela, les gouttes sont isolées, se traduisant, sur les images binarisées, par le cadrage d'objet unique un par un. Des mesures sur ces images permettent d'obtenir les dimensions caractéristiques qui peuvent être des diamètres moyen, équivalent ou encore maximal.

Ces informations sont généralement recherchées lorsque le spray doit être caractérisé de manière approfondie. L'exactitude et la fiabilité de la méthode de traitement d'images choisie, permet d'avoir un haut niveau de confiance pour extraire ces données. Physiquement, elles apportent des connaissances sur les mécanismes qui régissent la désintégration du spray lors de son avancée dans la chambre d'injection.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif principal de ce travail a été de développer une méthode robuste de caractérisation de sprays de carburants, permettant avec un même outil, d'étudier les propriétés globales (externes) et locales (internes).

Depuis le début des années 1980, des méthodes de traitement d'images sont développées puis appliquées aux sprays. La plupart de ces méthodes est basée sur de nombreuses approximations, pouvant conduire à un biais dans l'obtention des propriétés du spray. A l'heure où les études numériques ont besoin de données précises venant de l'expérimentation, pour créer des modèles fidèles, les méthodes utilisées en traitement d'images de sprays se doivent d'évoluer. En parallèle, la motivation pour cette étude, venait aussi du nombre important de techniques existant à la fois pour l'analyse externe et interne du spray, qui sont généralement faites séparément. Un outil unique permettant ces deux analyses, a été présenté dans ce mémoire et a permis de s'affranchir des hypothèses et des erreurs induites dans le passage d'une échelle à l'autre.

Les montages expérimentaux ont reposé sur une technique d'ombroscopie, couplée à l'imagerie à haute vitesse, afin d'obtenir des images d'un spray d'isooctane à basse pression (0.34 MPa). Un objectif macroscopique et un microscope ont été utilisés pour prendre des images à l'échelle globale et locale respectivement. La méthode de traitement proposée est hybride, utilisant des processus stochastiques pour le débruitage par filtrage Bayésien sur réseau multi-échelles, puis une approche par contours actifs, dite « Chan-Vese modifiée » pour la segmentation des objets. Ayant déjà été validées dans le domaine de l'imagerie médicale, ces méthodes ont démontré leur potentiel sur des images de synthèse imitant les formes d'un spray de carburant, i.e. des triangles simples et déformés pour le spray global et des cercles et ellipses pour le spray local. Après des applications sur des images naturelles de sprays, une quantification

des performances de la méthode proposée a démontré son efficacité, via des indicateurs de qualité, et via une inspection visuelle des images et de leurs spectres. Une comparaison avec les méthodes les plus performantes et les plus communes est pratiquée. Le filtrage Bayésien a terminé premier du set de candidats au filtrage (10 techniques) et l'approche CV modifiée a aussi prouvé sa supériorité sur ses quatre concurrents.

Des applications sur des sprays naturels d'iso-octane a permis d'obtenir des propriétés à la fois globales et locales, en fonction de l'espace et du temps. La longueur de pénétration, l'angle de cône, l'aire et le volume du spray ont été déterminés à partir des images traitées et binarisées. L'étude locale a démontré que les distributions des diamètres de gouttes se sont établies vers des plus faibles valeurs dans le champ lointain du spray. Aussi, la périphérie du spray a été présentée comme une région où les diamètres sont plus faibles que sur l'axe de l'injecteur. La qualité du rendu des images, a ouvert la possibilité d'étudier les facteurs morphologiques des gouttes, i.e. l'ellipticité, l'irrégularité et la sphéricité.

Finalement, une méthode complète a été mise en place afin de caractériser des sprays de carburants de manière externe et interne. Des sous-méthodes sont empruntées à d'autres domaines dont le principal est l'imagerie médical. L'application à l'analyse de spray est concluante et les résultats sont prometteurs. La méthode hybride a prouvé sa supériorité en comparaison avec les méthodes classiques utilisées aujourd'hui pour caractériser les sprays de carburants. Néanmoins, de futurs efforts restent à faire pour rendre la méthode encore plus précise et plus autonome. Ces recommandations sont explicitées dans les paragraphes suivants.

Des travaux futurs seraient à envisager pour rendre la méthode globalement plus robuste. Cela passerait à la fois par l'ajout d'étapes dans l'implémentation numérique et aussi, par de nouveaux montages expérimentaux, afin d'acquérir plus de données et de traiter plus de cas.

Tout d'abord, l'objectif de l'implémentation d'une telle méthode dédiée à l'analyse de spray était de limiter le plus possible les interventions de l'utilisateur. Actuellement, l'utilisateur doit intervenir pour garder ou rejeter une goutte si elle n'est pas circulaire, par la définition d'une valeur seuil de circularité. Ensuite, il est obligé de rejeter les objets partiellement détectés ou superposés. Un avancement majeur serait donc de traiter correctement les objets non circulaires ou alors de démontrer que leur contribution n'est pas significative. Aussi, une méthode pour traiter les objets partiellement détectés ou superposés devrait être ajoutée. Des approches bien connues dans le domaine sembleraient adaptées à nos cas d'études avec, par exemple, la transformée de Hough, la courbure limite, le couplage en modèle circulaire, l'érosion à huit voisins ou encore la méthode de la coque convexe (voir ANNEXE I.3, p.141-144). Pour finir, le temps de calcul semble être le principal inconvénient de la méthode proposée. Pour y remédier, un début de solution a été implémentée sur des images de synthèse afin de diminuer le temps de convergence de la fonction d'énergie des contours actifs. Le résultat permet d'être confiant en vue d'une future utilisation pour des fenêtres d'interrogations de sprays.

Le deuxième type de recommandation concerne la partie expérimentale. Les images en ombroscopie n'étaient pas de très bonnes qualité, du fait de la puissance de notre source d'illumination. De nouvelles acquisitions seraient nécessaires avec différentes illuminations comme par exemple l'utilisation de lampes stroboscopiques ou de laser. Le principal point faible de notre système d'illumination se retrouve lors de l'étude en fenêtres d'interrogation. Il était impossible de descendre en dessous de $29.5 \mu\text{m}/\text{pixel}$, ce qui empêche de traiter les objets plus petits que cette valeur. De plus il serait intéressant de pouvoir comparer des études antérieures (expérimentales et CFD) traitées avec des méthodes classiques avec la méthode hybride proposée afin d'observer les différences.

ANNEXE I

PROPRIÉTÉS ADDITIONNELLES DU SPRAY

1. Propriétés globales additionnelles

1.1 Dimension fractale

L'étude de la dimension fractale permet d'avoir des informations quant-à l'état du processus d'atomisation et sur la turbulence de l'écoulement (Triballier, 2003). L'analyse des contours de sprays, souvent très complexes, est alors possible. Pour qu'un contour soit considéré fractal, le nombre d'objet $N(r)$ de taille r qu'il faut pour tracer le contour total doit être de la forme :

$$N(r) = cr^{\delta_F} \quad (\text{A I-1})$$

Avec δ_F représentant la dimension fractale et c une constante.

La dimension fractale prend ses valeurs entre 1 (ligne), 2 (surface) et 3 (volume) provenant des mêmes dimensions euclidiennes. Entre ces valeurs cependant, la dimension fractale est distribuée de façon continue au contraire de la dimension des objets. En considérant le spray dans un seul plan, les contours représentés par des lignes ont une dimension fractale s'approchant de 2 quand elles sont de plus en plus tortueuses. C'est cet aspect désordonné qui renvoie directement aux phénomènes de turbulence et de rupture (Triballier, 2003).

1.1.1 Approche grossière

La technique présentée ici est le comptage des boîtes car c'est celle qui est la plus utilisée en géométrie fractale (Triballier, 2003). La première étape est de déterminer une fenêtre de référence de hauteur L (à valeur paire) de sorte qu'elle couvre tout le spray. Dans la thèse de Triballier (2003), l'auteur utilise une fenêtre de référence carrée de 1536 pixels (Fig.I-1).

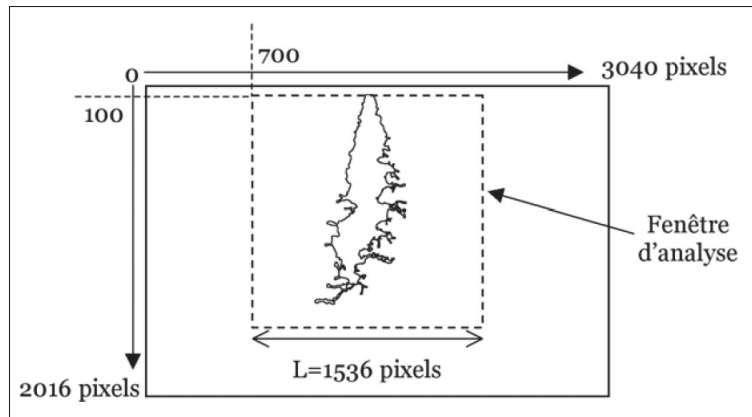


Figure-A I-1 Création d'une fenêtre de référence autour du spray, tiré de Triballier (2003)

Ensuite, des boîtes de taille r sont ajoutées et elles quadrillent itérative ment la fenêtre de référence avec $r = L; \frac{L}{2}; \frac{L}{4}; \frac{L}{8} \dots$ et ce, jusqu'au plus petit entier possible. Pour chaque itération, le nombre de boîtes qui contiennent un morceau du contour sont comptées et le tout est stocké dans un tableau. Les valeurs du tableau permettent de tracer la courbe $\ln[N(r)] = f(\ln(r))$. La linéarité du résultat permet de justifier la caractérisation du contour comme fractal. La régression linéaire permet alors de déterminer la dimension fractale δ car elle est égale au coefficient directeur en valeur absolue de cette courbe.

1.1.2 Approche affinée

L'approche affinée se mène à l'échelle globale si la résolution de l'image le permet (Triballier, 2003) ou à l'échelle intermédiaire (Shavit & Chigier, 1995). La méthode se base sur une fenêtre de référence flottante, laquelle est aussi décomposée avec des boîtes comme précédemment. L'aspect flottant indique qu'elle se déplace dans le plan du spray selon les deux directions, en partant du coin haut-gauche, c'est-à-dire sur la gauche contre le plan de sortie de l'injecteur. Triballier (2003) choisit d'utiliser une fenêtre avec $L = 256$ pixels et $r = 256; 125; 64; \dots; 1$ (Fig.I-2).

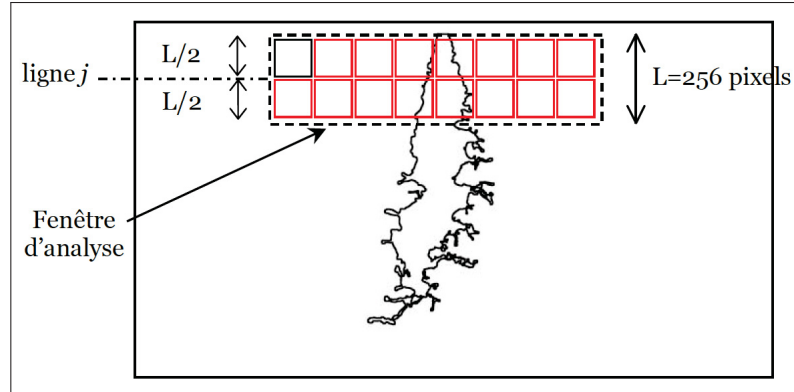


Figure-A I-2 Création d'une fenêtre flottante de boîtes autour d'une zone du spray, tiré de Triballier (2003)

Le déplacement se fait verticalement suivant l'indice j qui est situé sur la ligne médiane de L . Pour chaque pas vertical, équivalent à r , le nombre d'objet $N(r)$ à considérer est la moyenne des $Nb_{j,i}(r)$ en faisant varier i le long d'une boîte de largeur r . L'auteur choisit de déplacer la fenêtre horizontalement afin de limiter les incertitudes qui peuvent subsister entre chaque incrément vertical. La formule résultante pour chaque incrément vertical est (Triballier, 2003) :

$$Nb_j(r) = \frac{1}{r} \sum_{i=1, r}^{i=i+1} N_{j,i}(r) \quad (\text{A I-2})$$

Avec $Nb_{j,i}(r)$ le nombre de boîtes de taille r sur la ligne j et qui contiennent un morceau de contour.

Finalement, il est possible d'obtenir l'évolution $\delta = f(j)$ en déplaçant la fenêtre de référence vers le bas. Les résultats de Triballier (2003) sont concluants avec des coefficients de corrélation linéaire proches de 1 pour chaque courbe $\ln[N(r)] = f(\ln(r))$. Les valeurs des dimensions fractales sont reportées à partir d'une série de 300 images et la courbe qui en résulte croît jusqu'à atteindre un maximum puis diminue ensuite. Ce comportement semble cohérent car il évolue de la même façon que la largeur du spray avec la distance à l'injecteur et il laisse transparaître l'amorçage du mécanisme de rupture.

2. Propriétés intermédiaires additionnelles

2.1 Méthode prédictive de distribution des diamètres : maximisation de l'entropie

Il semble impossible à l'heure actuelle, avec des moyens modestes, d'observer et de connaître le comportement de chaque goutte d'un spray ainsi que les interactions entre elles. Cette pre-

mière méthode traite le processus d'atomisation secondaire comme une « boîte noire » avec en entrée une phase liquide et en sortie un réseau de gouttelettes avec une distribution particulière. La première étape consiste à fixer les contraintes physiques, i.e. la conservation de la masse ou de l'énergie. La seconde étape repose sur la maximisation de l'entropie du système au regard de ces contraintes et sur la déduction de la distribution des gouttes.

L'étude se limite ici à l'étude du modèle simplifié qui est hybride : prédictif à caractère expérimental. Cette maximisation de l'entropie (ME) permet de traiter efficacement les termes d'entrée qui sont nécessaires pour ajuster au mieux la méthode. Dans une ME classique, ces données sont évaluées par des méthodes probabilistes. Or, le fait de pouvoir profiter de données expérimentales améliore grandement la précision des résultats (Babinsky & Sojka, 2002).

2.1.1 Approche basée sur le diamètre des gouttes

Le travail de Ahmadi & Sellens (1993) se base sur l'utilisation de ME sans utiliser l'aspect vélocimétrique qui était, jusque là, au cœur même des équations des premiers principes utilisés pour la ME (conservation de l'énergie cinétique et du moment). Cela simplifie considérablement les équations de base qui sont :

- Normalisation :

$$\int_{\delta_{min}}^{\delta_{max}} f d\delta_* = 1 \quad (\text{A I-3})$$

- Conservation de l'énergie de surface :

$$\int_{\delta_{min}}^{\delta_{max}} f \delta_*^2 d\delta_* = \frac{D_{30}}{D_{32}} \quad (\text{A I-4})$$

- Conservation de la masse :

$$\int_{\delta_{min}}^{\delta_{max}} f \delta_*^3 d\delta_* = 1 \quad (\text{A I-5})$$

- Partition de l'énergie de surface :

$$\int_{\delta_{min}}^{\delta_{max}} f \delta_*^{-1} d\delta_* = K_p \quad (\text{A I-6})$$

K_p est le coefficient de partition qui est nécessaire afin que la distribution de taille des gouttes approche zéro quand la taille des gouttes devient nulle. La fonction de densité de probabilité est alors :

$$f_0 = \exp(-\lambda_0 - \lambda_1 \delta_*^2 - \lambda_2 \delta_*^3 - \lambda_3 \delta_*^{-1}) \quad (\text{A I-7})$$

Et

$$K_p = \int_0^\infty f \delta_*^{-1} d\delta_* = D_{30} D_{-10} \quad (\text{A I-8})$$

Les données d'entrée de ce modèle sont les diamètres moyens de volume et de Sauter, respectivement D_{30} et D_{32} . Ils peuvent être déterminés expérimentalement ou analytiquement selon la région étudiée dans le spray.

2.1.2 Approche basée sur le volume des gouttes

Dans cette section, une hypothèse sur la sphéricité des gouttes est émise. La relation entre le volume de gouttes et leur diamètre doit apparaître dans le formalisme pour assurer une distribution des volumes cohérente. Maximiser l'entropie du système revient à dire que la distribution du nombre de gouttes est uniforme. Cela implique une première distribution de volume (Babinsky & Sojka, 2002) :

$$g_3 = \frac{4D^3}{D_{max}^4} \quad (\text{A I-9})$$

La maximisation de l'entropie passe, dans ce cas, par la minimisation de la divergence de Kullback-Leibler (KL). Cette divergence quantifie la disparité qui existe entre les deux distributions : celle exprimée a priori g_3 et celle recherchée f_3 . La relation de KL s'exprime par :

$$I(f_3 : g_3) = \int_{D_{min}}^{D_{max}} f_3 \ln \left[\frac{f_3}{g_3} \right] dD \quad (\text{A I-10})$$

Les équations de contraintes se restreignent à :

$$\int_0^\infty f_3 dD = 1, \quad \int_0^\infty f_3 D^{p-3} dD = D_{p3}^{p-3} \quad (\text{A I-11})$$

La distribution finale se présente sous la forme suivante :

$$f_3 = \frac{|p-3|^{(p-7)/(p-3)} D^3}{\Gamma[4/(p-3)] D_{p-3,0}^4} \exp \left(\frac{-D^{p-3}}{|p-3| D_{p-3,0}^{p-3}} \right) \quad (\text{A I-12})$$

Posons $q = p - 3$, alors le diamètre $D_{q,0}$ doit être défini. Cela est possible en trouvant d'une autre façon le diamètre moyen de Sauter D_{32} et en faisant varier le paramètre q :

$$D_{32} = D_{q,0} \sqrt[q]{q} \frac{\Gamma(4/q)}{\Gamma(3/q)} \quad (\text{A I-13})$$

Quand q est correctement défini, il est possible d'avoir une similarité prononcée entre la distribution expérimentale et théorique.

2.2 Distribution de masse volumique

La distribution de densité est une donnée qui reflète directement la façon dont le spray occupe le volume disponible dans le chambre. Une technique expérimentale récente est le micro sondage L2F (Laser 2-Focus) qui permet de calculer les propriétés d'une goutte passant successivement dans deux nappes laser. Ce montage a permis aux auteurs de déterminer bon nombre de propriétés comme la distribution de la densité et le débit massique (Sakaguchi *et al.*, 2008). Le micro sondage L2F est un vélocimètre qui, en sortie, donne la vitesse tout comme le fait la technique de vélocimétrie par images de particules. Le nombre de particules approximé dans un volume unitaire est (Sakaguchi *et al.*, 2008) :

$$N_D(x, y, t) = \frac{1}{(L_D(x, y, t)(L(x, y, t) + D(x, y, t))(F + D(x, y, t)))} \quad (\text{A I-14})$$

En faisant l'hypothèse que les particules sont distribuées de manière isotrope, la distance entre elles peut être estimée par :

$$L(x, y, t) = \frac{1}{N_D(x, y, t)^{\frac{1}{3}}} \quad (\text{A I-15})$$

Et

$$L_D(x, y, t) = u(x, y, t) \Delta t = u(x, y, t)(t_2 - t_1) \quad (\text{A I-16})$$

L'équation (A I-14) devient alors :

$$N_D(x, y, t) = \frac{1}{(L_D(x, y, t)(\frac{1}{N_D(x, y, t)^{\frac{1}{3}}} + D(x, y, t))(F + D(x, y, t)))} \quad (\text{A I-17})$$

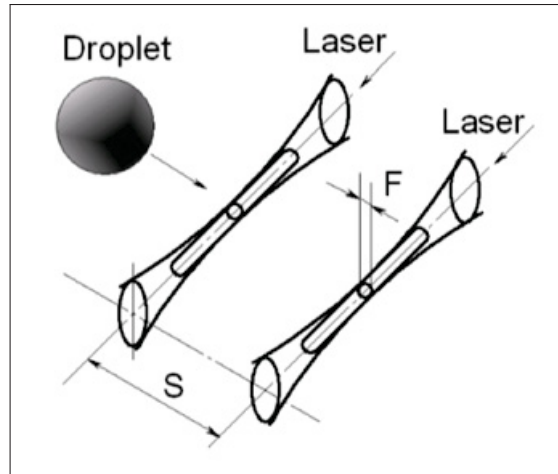


Figure-A I-3 Présentation du micro-sondage L2F (Sakaguchi *et al.*, 2008)

2.3 Débit massique

Toujours basé sur les travaux (Sakaguchi *et al.*, 2008), il est possible de déterminer le débit massique en un point donné et ensuite d'exprimer une distribution des débits massiques :

$$m_f(x, y, t) = \rho_l V_p(x, y, t) u(x, y, t) N_D(x, y, t) \quad (\text{A I-18})$$

3. Propriétés microscopiques additionnelles

3.1 Superposition des gouttes

La superposition des gouttes est un phénomène qui regroupe à la fois les gouttes qui se recouvrent entièrement ou celles qui se recouvrent partiellement. Chaque auteur a son propre avis sur la question, c'est-à-dire soit garder et étudier les gouttes superposées, soit les rejeter.

3.1.1 Transformée de Hough

La transformée de Hough a été dernièrement démontrée très efficace pour dissocier des gouttes sphériques superposées (Kim & Lee, 2002). Le principe est d'identifier la goutte par un cercle grâce aux pixels du contour comme présenté sur la Figure I-4. Chaque pixel du contour a un cercle de rayon r avec comme centre, le centre du pixel. Dans la pratique, il faut faire varier le rayon de référence de r_0 à r_1 car le véritable rayon R n'est pas encore connu. Le centre de la goutte est alors déterminé par l'intersection des cercles après plusieurs itérations sur la variabilité du rayon.

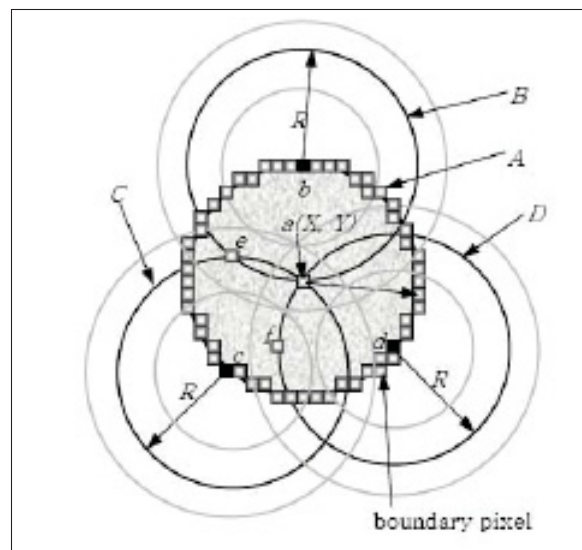


Figure-A I-4 Identification de la goutte par transformée de Hough, tiré de Kim & Lee (2002)

Cette méthode, tout comme la méthode des triangles (voir Fig.I-5), est aussi particulièrement efficace pour interpréter les gouttes qui sont coupées par le cadre de l'image, par le pré-traitement ou par lacune de contraste.

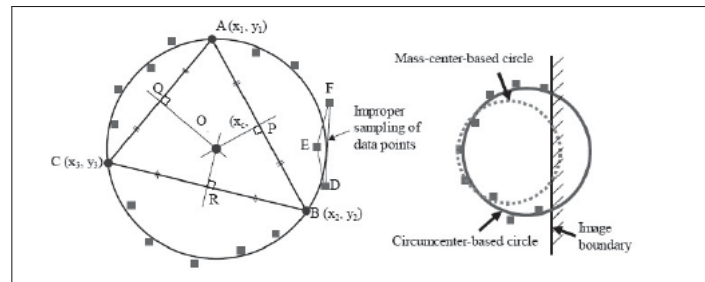


Figure-A I-5 Identification de la goutte par géométrie triangulaire, tiré de Yon (2003)

3.1.2 Courbure limite

Le suivi du contour limite permet d'apprécier la forme de la particule en voyant varier sa courbure $\frac{\Delta\theta}{\Delta l}$. La Figure I-6 représente ce suivi selon des formes circulaire, elliptique et superposée.

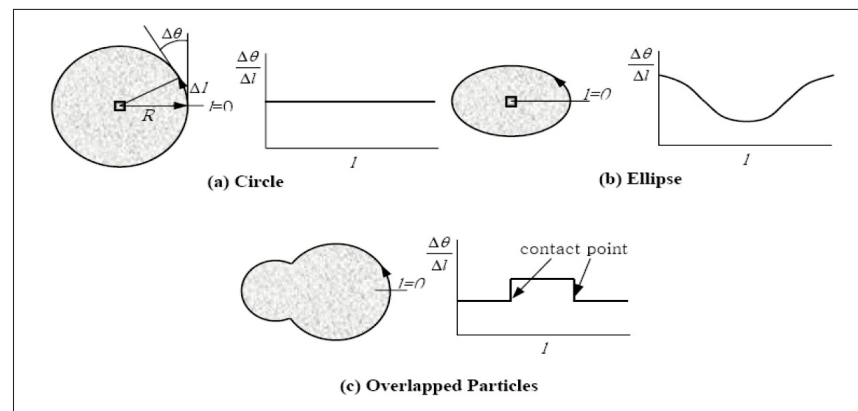


Figure-A I-6 Suivi de la courbure le long du contour de différentes formes de particules (Yon, 2003)

Les fonctions de contour sont tracées en fonction du périmètre de la particule. Des points de rebroussement apparaissent dans le cas de particules superposées, ce qui se traduit par un échelon sur la représentation de la fonction.

3.1.3 Autres méthodes

Trois autres méthodes sont aussi réputées comme étant efficace pour résoudre les problèmes de superposition. Tout d'abord, la méthode de couplage en modèle circulaire consiste à ajuster un cercle inscrit dans l'amas de gouttes dans le but d'en retirer une particule circulaire

(Watano & Miyanami, 1995)(Lee & Kim, 2004). Le reste de l'amas est alors supprimé. Cette méthode ne permet cependant pas de déterminer la forme réelle de la particule.

Ensuite, une méthode d'érosion à huit voisins est utilisée dans (Watano & Miyanami, 1995) et (Lee & Kim, 2004). Le principe est de rendre nul le niveau de gris des pixels qui sont dans le plan de mise au point. La seule condition est que ces derniers doivent avoir leurs huit voisins avec un niveau de gris nul. Le cœur de goutte se rétracte donc d'un pixel. L'opération doit être répétée deux fois afin d'obtenir une ségrégation des gouttes superposées.

Une dernière méthode est traitée dans le présent rapport, c'est la méthode de la coque convexe (Lee & Kim, 2004). Un polygone de périmètre le plus petit possible est tracé autour de l'amas de gouttes comme le montre la Figure I-7.

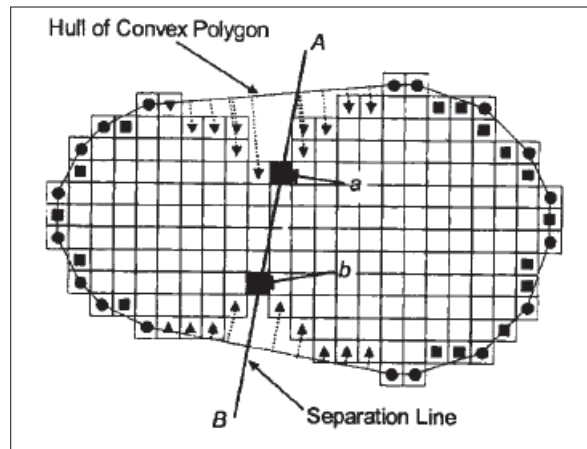


Figure-A I-7 Séparation de particules superposées (Lee & Kim, 2004)

La mesure est prise perpendiculairement aux segments extérieurs jusqu'aux plus proches pixels constituant les gouttes. Lorsque la distance mesurée est maximale, cela se traduit par l'intersection des deux cercles de base des gouttes. Il est alors aisé de reconstituer les deux gouttes de base et d'en déduire leurs caractéristiques intrinsèques.

ANNEXE II

MÉTHODES ANNEXES DE TRAITEMENTS D'IMAGES

1. Détection de Canny sur réseau multi-échelles

L'étude de Le Cadet (2004) est basée sur la méthode des transformées en ondelettes mais elles sont appliquées à la détection de Canny. L'idée est ici d'implémenter une cascade de convolutions entre un masque B-Spline de degré 1 et la matrice de l'image. Cet algorithme est assez coûteux en temps de programmation mais il offre des informations de manière plus exhaustive que les autres méthodes plus classiques. L'aspect multi-échelles signifie que les calculs sont faits pour différentes échelles n à partir de l'échelle la plus grossière N jusqu'à l'échelle $a = 1$. Dans la thèse de Le Cadet (2004), l'auteur compare l'algorithme en cascade de convolution B-Spline avec l'algorithme en cascade de convolution gaussien. L'inconvénient majeur de ce dernier est qu'il utilise des masques de dimensions élevées et l'utilisation de nombreuses transformées directe et inverse dans l'espace de Fourier sont obligatoires. Cela alourdit le calcul et accentue la difficulté de mise en place. Le schéma de ces deux méthodes est voisin mais les cascades B-Spline est le moyen le plus optimisé.

1.1 Détermination du masque B-Spline

Le masque utilisé dans l'étude est une matrice 3×3 , c'est-à-dire le filtre le plus petit possible. Il est effectivement plus facile d'utiliser une matrice à dimensions impaires pour avoir un seul élément central. Le masque B-Spline utilisé est (Le Cadet, 2004) :

$$\Theta = 16 \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

1.2 Calcul des coefficients d'ondelettes

La transformée en ondelettes continues sur f nécessite de calculer les coefficients à appliquer lors des convolutions pour modéliser le module et l'orientation du vecteur ondelettes. Deux types de coefficients sont à déterminer et sont représentés sous forme de matrices de la taille de l'image et ils sont modifiés pour chaque échelle n . La première carte définit les modules

$Mf(.,., \sqrt{\frac{n}{2}})$ par :

$$Mf(u, v, a) = \sqrt{|W_s^1 f(u, v, a)|^2 + |W_s^2 f(u, v, a)|^2} \quad (\text{A II-1})$$

La seconde carte représente l'orientation des vecteurs ondelettes :

$$Af(u, v, a) = \arctan \frac{W_s^2 f(u, v, a)}{W_s^1 f(u, v, a)} \quad \text{si} \quad W_s^1 f(u, v, a) \geq 0 \quad (\text{A II-2})$$

$$Af(u, v, a) = \pi - \arctan \frac{W_s^2 f(u, v, a)}{W_s^1 f(u, v, a)} \quad \text{si} \quad W_s^1 f(u, v, a) < 0 \quad (\text{A II-3})$$

Il s'agit dans un premier temps d'obtenir les transformées en ondelettes w_x et w_y , la première détectant les singularités verticales et la seconde les singularités horizontales de l'image d'entrée. Elles sont définies par :

$$W_s^1 f(.,., \sqrt{\frac{n}{2}}) = \sqrt{\frac{n}{2}} f \star (\overbrace{\Theta * \Theta \dots * \Theta}^{n-1 \text{ convolutions}}) \star D_x \quad (\text{A II-4})$$

$$W_s^2 f(.,., \sqrt{\frac{n}{2}}) = \sqrt{\frac{n}{2}} f \star (\overbrace{\Theta * \Theta \dots * \Theta}^{n-1 \text{ convolutions}}) \star D_y \quad (\text{A II-5})$$

Les produits de convolution sont exprimés différemment suivant si le calcul se fait entre une image et un masque (convolution périodique \star) ou alors entre deux masques ($*$). Il faut prendre soin de distinguer les deux car la convolution masque-masque crée, avec le masque Θ précédent, une matrice avec deux lignes et deux colonnes en plus. La convolution périodique voit le plan comme une période d'images, ainsi il n'y a pas de problème de bords et la matrice de sortie a la même dimension que l'image de départ.

Dans les équations (A II-4) et (A II-5), l'image f est convoluée itérative ment sur chaque échelle n suivant Θ et par les vecteurs dérivation dx et dy . Ces derniers sont donnés par :

$$D_x = \begin{bmatrix} 0, & 1, & -1 \end{bmatrix}$$

$$D_y = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Il est dès lors possible de cartographier les modules et les orientations des vecteurs ondelettes pour chacune des échelles $n \in [a; N]$. L'étape suivante est la localisation des maximums dans $Mf(u, v, a)$ grâce à l'étude en parallèle de la carte des orientations.

1.3 Détermination des maxima des modules

Le pixel (x, y) est à la même place sur la matrice des modules et sur celle des orientations par similarité de taille des matrices. Ce pixel est d'abord ciblé sur la matrice des modules puis il faut trouver la valeur Θ correspondante dans $Af(x, y, n)$. En fonction de la valeur de Θ , le tableau II-1 donne le voisin de (x, y) à comparer par rapport à (x, y) sur $Mf(x, y, n)$. De la même manière, il faut comparer le symétrique du précédent voisin par rapport au pixel (x, y) avec (x, y) .

Pixel voisin	Θ
$(x+1, y)$	$[-\frac{\pi}{8}; \frac{\pi}{8}[$
$(x+1, y+1)$	$[\frac{\pi}{8}; \frac{3\pi}{8}[$
$(x, y+1)$	$[\frac{3\pi}{8}; \frac{5\pi}{8}[$
$(x-1, y+1)$	$[\frac{5\pi}{8}; \frac{7\pi}{8}[$
$(x-1, y)$	$[\frac{7\pi}{8}; -\frac{7\pi}{8}[$
$(x-1, y-1)$	$[-\frac{7\pi}{8}; -\frac{5\pi}{8}[$
$(x, y-1)$	$[-\frac{5\pi}{8}; -\frac{3\pi}{8}[$
$(x+1, y-1)$	$[-\frac{3\pi}{8}; -\frac{\pi}{8}[$

Tableau-A II-1 Architecture globale de traitement

Les modules à comparer sont : $Mf(x, y, n)$ le module de référence puis $Mf(x_1, y_1, n)$ et $Mf(x_2, y_2, n)$ dans les directions $Af(x, y, n)$ et $-Af(x, y, n)$ respectivement. Le module $Mf(., ., n)$ est dit maximal dans la direction $Af(., ., n)$ si l'une des deux conditions suivantes est respectée :

$$Mf(x, y, a) - Mf(x_1, y_1, n) > \varepsilon \quad \text{et} \quad Mf(x, y, a) \geq Mf(x_2, y_2, n) \quad \text{ou} \quad (\text{A II-6})$$

$$Mf(x, y, a) - Mf(x_2, y_2, n) > \varepsilon \quad \text{et} \quad Mf(x, y, a) \geq Mf(x_1, y_1, n) \quad (\text{A II-7})$$

eps est une valeur positive permettant de ne pas relever les maximums pouvant être créés par des petits gradients d'intensité comme des bruits. Si une des conditions est respectée, $Mf(.,.,n)$ conserve sa valeur. A contrario, si aucune condition (A II-6) ou (A II-7) n'est vraie, alors le module $Mf(.,.,n)$ n'est pas un maximum et voit sa valeur devenir nulle.

1.4 Chaînage des maxima locaux

Après avoir déterminé les maxima locaux dans les N cartes de modules, il faut les relier entre eux à travers les échelles. Le schéma de la Figure II-1 permet d'illustrer la démarche.

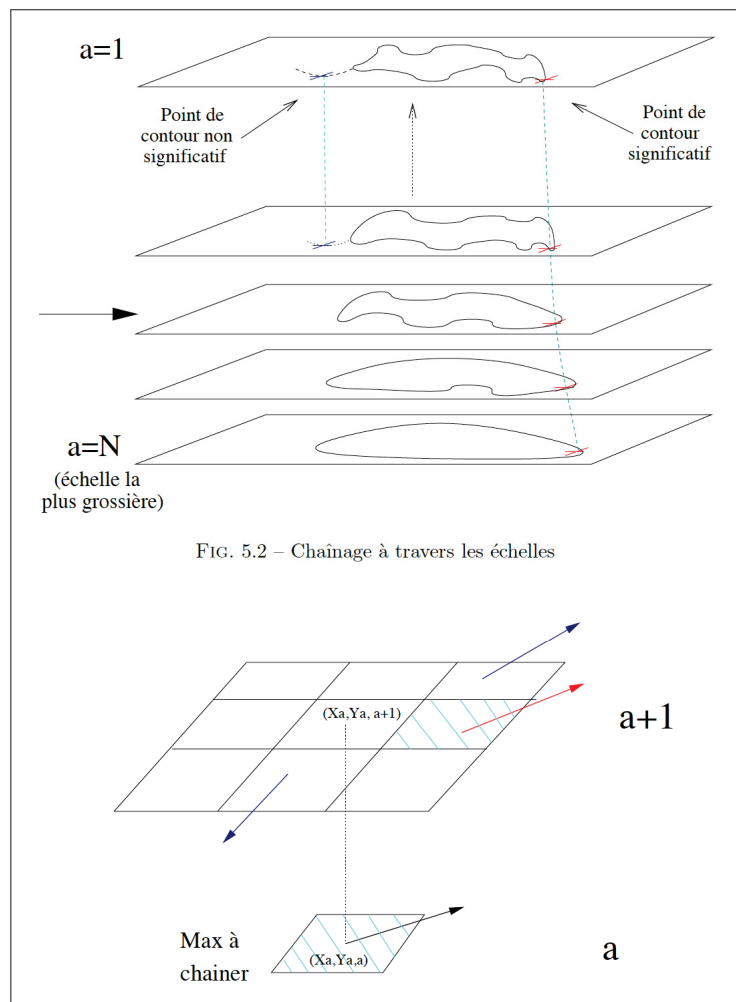


Figure-A II-1 Chaînage des maxima de modules à travers les échelles (Le Cadet, 2004)

En partant de l'échelle la plus grossière N , les points singuliers $Mf(.,.,N)_{max}$ sont ciblés et il faut étudier la relation de ces points avec les maxima à l'échelle $N - 1$. Par exemple, si l'étude se fait sur $Mf(x, y, N)$ alors 9 pixels sont analysés sur la carte $Mf(.,., N - 1)$ soit $Mf(x, y, N - 1)$ et ses 8 voisins. L'élément retenu est celui qui présente une orientation $Af(.,., N - 1)$ la plus proche de l'orientation du pixel de référence $Mf(x, y, n)$. En effet, étant donné que le contour est censé être le même, il doit y avoir une continuité de la direction du gradient. Le Cadet (2004) définit la valeur limite, pour considérer la continuité du contour, égale à $\frac{\pi}{8}$. Si la différence de la valeur d'orientation du pixel voisin $Af(x + 1, y + 1, N - 1)$, par exemple, et du pixel de référence $Af(x, y, N)$ est supérieure à la valeur précédente, alors la liaison est dite rompue. Cette opération doit être répétée sur toutes les matrices de modules et d'orientations et à toutes les échelles. Si la chaîne aboutie sur l'échelle a qui est l'échelle 1, alors la valeur du module $Mf(x_0, x_0, a)$ est conservée. La carte $Mf(.,., a)$, judicieusement élaborée, sert ensuite à évaluer la régularité lipschitzienne des singularités obtenues en bout de chaîne à l'échelle a .

1.5 Régularité lipschitzienne des contours

Basée sur les chaînes de maxima mises en place précédemment, une carte des régularités lipschitzienne doit être implémentée afin de finaliser l'algorithme. En effet, cette carte permet de distinguer sur l'image finale si les singularités sont des points, des lignes ou des transitions. Il est ensuite possible de donner une couleur pour chacun de ces types.

L'idée est de prendre chacune des chaînes qui aboutissent jusqu'à a pour les traiter indépendamment. Toujours d'après Le Cadet (2004), les maxima $Mf(x, y, n)$ vérifient de $n = a$ à $n = N$ la relation suivante :

$$Mf(x_n, y_n, n) \leq An^{\alpha + \frac{1}{2}} \quad (\text{A II-8})$$

L'équation de la courbe g permet d'estimer la pente égale à $-\alpha + \frac{1}{2}$ qui souvent s'approxime comme une droite si le chaînage a été correctement réalisé :

$$\log Mf(x_n, y_n, n) = g(-\log a) \quad (\text{A II-9})$$

La régularité peut ainsi être déterminée au point limite (x_0, y_0) qui est le pixel d'arrivée de la chaîne partant du pixel (x, y) à l'échelle N . En répétant ce mécanisme sur l'ensemble des chaînes recensées, il est possible de créer la carte des régularités lipschitziennes des points de contour appelée matrice *alpha*. La théorie veut que la régularité vaille -2 pour les points isolés, -1 pour les lignes et 0 pour les transitions. C'est grâce à cette matrice que peut être reconstruite l'image des points de contour. L'image du Mandrill Fig.II-2 est un exemple pertinent de la

puissance d'un tel algorithme de détection. Il est tout à fait possible d'envisager une application de cette méthode à une caractérisation des sprays de carburants.

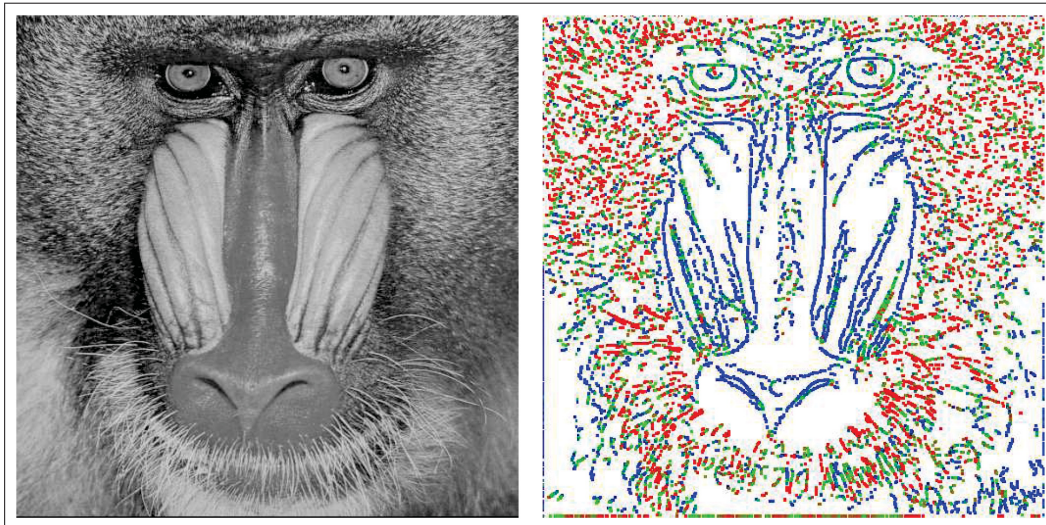


Figure-A II-2 Mandrill original (gauche) et carte des régularités lipschitziennes (droite) (Le Cadet, 2004)

ANNEXE III

FICHES TECHNIQUES DES INSTRUMENTS

1. Caméra Phantom V9.1



HIGH RESOLUTION, HIGH SPEED, HIGH SENSITIVITY

With its CMOS sensor, the Phantom v9.1 offers 1,000, 14-bit, frames per second at a full resolution of 1,632 x 1,200 active pixels. Like its predecessor, the Phantom v9.0, the v9.1 preserves such feature as Gigabit Ethernet for camera control and file transfer, and the ability to segment a significantly larger DRAM image memory for multiple cine recording. In addition to these features, the v9.1 has added an HD-SDI interface, and the ability to continuously data stream 8-bit or 12-bit images.

Phantom v9.1

Provides 14-bit image depth, and 1,000 frames per second at a full resolution of 1,632 x 1,200 pixels



- Full frame 4:3 aspect ratio CMOS sensor composed of 1,632 x 1,200 pixels
- 14-bit image depth (standard)
- 1,000 frames per second full resolution, up to 153,846 fps maximum
- "CAR" (Continuously Adjustable Resolution) in 96 x 8 pixel increments
- 2400 ISO/ASA monochrome, 600 ISO/ASA color sensitivity equivalency
- Global on-chip shuttering to 2 microseconds
- "EDR" Extreme Dynamic Range™ exposure control
- Auto Exposure control
- Up to 24 Gigabytes DRAM, 24 Gigabytes non-volatile flash memory (optional)
- IRIG-B timing capture, modulated or unmodulated, IRIG lock w/phase shift
- Continuous video output (NTSC, PAL, HD/SDI 720p, 1080p, 1080i, 1080psf)
- Optional continuous data streaming up to 500 fps (8-bits), 350 fps (12-bits)
- Automated multiple session recording for remote unmanned operation
- Gigabit Ethernet or RS232 control

Datasheet - Subject to Change

Revision: 10.8.2007

Figure-A III-1 Source : www.phantomhighspeed.com

2. Instruments optiques

2.1 Nikkor 50 mm

■ Caractéristiques		Nb. de lamelles du diaphragme :	9 (circulaires)
Type d'objectif :	Objectif NIKKOR AF-S de type G avec microprocesseur intégré et monture à baïonnette Nikon.	Diaphragme :	Entièrement automatique
Focale :	50mm	Plage des ouvertures :	f/1,4 à f/16
Ouverture maximale :	f/1,4	Mesure de l'exposition :	Via méthode pleine ouverture
Construction optique :	8 lentilles en 7 groupes	Diamètre de fixation pour accessoires :	58mm (P = 0,75 mm)
Angle de champ:	46° avec les reflex argentique 24x36 Nikon et reflex numériques Nikon au format FX 31°30' avec les reflex numériques Nikon au format DX 38° avec les appareils photo IX240	Dimensions :	Env. 73,5 mm diam. x 54 mm (à partir du plan d'appui de la monture d'objectif de l'appareil)
Informations de distance :	Communiquée au boîtier de l'appareil photo	Poids :	Env. 280 g
Mise au point :	Autofocus avec moteur silencieux; manuellement via une bague de mise au point indépendante	<i>Les caractéristiques et la conception sont susceptibles d'être modifiés sans préavis ni obligation de la part du fabricant.</i>	
Échelle des distances de prise de vue :	Graduée en mètres et pieds de 0,45 m à l'infini (∞)		
Distance minimale de mise au point :	0,45 m		

Figure-A III-2 Source : www.nikon.com

2.2 Microscope Navitar

Lens Attachment	W.D. (mm)	Camera Formats/Parameters	0.5X Adapter Low-High	0.67X Adapter Low-High	1X Adapter Low-High	1.33X Adapter Low-High	2X Adapter Low-High	3.3X Adapter Low-High	Resolve Limit (μm) Low-High	Depth of Field (mm) Low-High
0.25X (2)0.005 - 0.025 NA 1-50011	341	Mag.	0.07X - 0.87X	0.10X - 1.20X	0.15X - 1.75X	0.19X - 2.33X	0.29X - 3.50X	0.48X - 5.78X	66.66 - 13.34	20.00 - 0.80
		1/4" Sensor	57.14 - 4.59	41.16 - 3.40	27.60 - 2.28	21.05 - 1.72	13.90 - 1.14	8.36 - 0.69	66.66 - 13.34	20.00 - 0.80
		1/3" Sensor	85.71 - 6.89	61.73 - 5.10	41.38 - 3.42	31.57 - 2.57	20.69 - 1.71	12.54 - 1.04	66.66 - 13.34	20.00 - 0.80
		1/2" Sensor	—	82.32 - 6.80	55.16 - 4.56	42.10 - 3.43	27.58 - 2.28	16.72 - 1.38	66.66 - 13.34	20.00 - 0.80
		2/3" Sensor	—	(1) 72.00 - 9.35	75.88 - 6.28	57.89 - 4.72	37.94 - 3.14	22.99 - 1.90	66.66 - 13.34	20.00 - 0.80
0.5X 0.009 - 0.051 NA 1-50012	165	Mag.	0.14X - 1.75X	0.20X - 2.40X	0.29X - 3.50X	0.39X - 4.66X	0.58X - 7.00X	0.96X - 11.55X	37.04 - 6.66	6.17 - 0.19
		1/4" Sensor	28.57 - 2.28	20.58 - 1.70	13.79 - 1.14	10.25 - 0.86	6.90 - 0.76	4.18 - 0.35	37.04 - 6.66	6.17 - 0.19
		1/3" Sensor	42.85 - 3.42	30.87 - 2.55	20.69 - 1.71	15.38 - 1.29	10.34 - 0.86	6.27 - 0.52	37.04 - 6.66	6.17 - 0.19
		1/2" Sensor	—	41.16 - 3.40	27.58 - 2.28	20.51 - 1.72	13.79 - 1.14	8.36 - 0.69	37.04 - 6.66	6.17 - 0.19
		2/3" Sensor	—	(1) 36.00 - 4.68	37.94 - 3.14	28.20 - 2.36	18.97 - 1.57	11.50 - 0.95	37.04 - 6.66	6.17 - 0.19
0.75X 0.014 - 0.076 NA 1-50013	108	Mag.	0.22X - 2.62X	0.29X - 3.50X	0.44X - 5.30X	0.58X - 6.98X	0.87X - 10.50X	1.44X - 17.33X	23.80 - 4.44	2.55 - 0.09
		1/4" Sensor	18.18 - 1.52	13.72 - 1.14	9.19 - 0.76	6.89 - 0.57	4.60 - 0.38	2.78 - 0.23	23.80 - 4.44	2.55 - 0.09
		1/3" Sensor	27.27 - 2.29	20.58 - 1.70	13.79 - 1.14	10.34 - 0.85	6.89 - 0.57	4.18 - 0.35	23.80 - 4.44	2.55 - 0.09
		1/2" Sensor	—	27.44 - 2.27	18.34 - 1.52	13.79 - 1.14	9.19 - 0.76	5.56 - 0.46	23.80 - 4.44	2.55 - 0.09
		2/3" Sensor	—	(1) 24.30 - 3.12	25.30 - 2.09	18.96 - 1.57	12.64 - 1.05	7.67 - 0.63	23.80 - 4.44	2.55 - 0.09
None 0.019 - 0.101 NA	86	Mag.	0.29X - 3.49X	0.39X - 4.70X	0.58X - 7.00X	0.77X - 9.31X	1.16X - 14.00X	1.91X - 23.10X	18.52 - 3.34	1.39 - 0.05
		1/4" Sensor	13.79 - 1.14	10.29 - 0.85	6.90 - 0.57	5.19 - 0.43	3.45 - 0.29	2.09 - 0.17	18.52 - 3.34	1.39 - 0.05
		1/3" Sensor	20.69 - 1.72	15.44 - 1.28	10.34 - 0.86	7.79 - 0.64	5.18 - 0.43	3.13 - 0.26	18.52 - 3.34	1.39 - 0.05
		1/2" Sensor	—	20.58 - 1.70	13.79 - 1.14	10.39 - 0.86	6.90 - 0.57	4.18 - 0.35	18.52 - 3.34	1.39 - 0.05
		2/3" Sensor	—	(1) 18.20 - 2.34	18.97 - 1.57	14.28 - 1.18	9.49 - 0.78	5.75 - 0.48	18.52 - 3.34	1.39 - 0.05
1.5X 0.028 - 0.151 NA 1-50014	50	Mag.	0.43X - 5.23X	0.58X - 7.00X	0.87X - 10.50X	1.16X - 14.0X	1.74X - 21.00X	2.87X - 34.65X	12.34 - 2.24	0.64 - 0.02
		1/4" Sensor	9.30 - 0.76	6.86 - 0.57	4.60 - 0.38	3.44 - 0.28	2.30 - 0.19	1.39 - 0.12	12.34 - 2.24	0.64 - 0.02
		1/3" Sensor	13.95 - 1.14	10.29 - 0.85	6.89 - 0.57	5.17 - 0.44	3.45 - 0.29	2.09 - 0.17	12.34 - 2.24	0.64 - 0.02
		1/2" Sensor	—	13.72 - 1.13	9.19 - 0.76	6.89 - 0.57	4.60 - 0.38	2.78 - 0.23	12.34 - 2.24	0.64 - 0.02
		2/3" Sensor	—	(1) 12.20 - 1.55	12.64 - 1.05	9.48 - 0.78	6.33 - 0.52	3.83 - 0.323	12.34 - 2.24	0.64 - 0.02
2.0X 0.038 - 0.202 NA 1-50015	37	Mag.	0.58X - 6.98X	0.78X - 9.40X	1.16X - 14.00X	1.54X - 18.6X	2.32X - 28.00X	3.83X - 46.20X	9.00 - 1.66	0.35 - 0.01
		1/4" Sensor	6.89 - 0.57	5.14 - 0.43	3.45 - 0.29	2.59 - 0.21	1.73 - 0.15	1.05 - 0.09	9.00 - 1.66	0.35 - 0.01
		1/3" Sensor	10.34 - 0.85	7.72 - 0.64	5.18 - 0.43	3.89 - 0.32	2.59 - 0.22	1.57 - 0.13	9.00 - 1.66	0.35 - 0.01
		1/2" Sensor	—	10.29 - 0.85	6.90 - 0.57	5.19 - 0.43	3.45 - 0.29	2.09 - 0.17	9.00 - 1.66	0.35 - 0.01
		2/3" Sensor	—	(1) 9.10 - 1.17	9.49 - 0.78	7.14 - 0.59	4.75 - 0.40	2.88 - 0.24	9.00 - 1.66	0.35 - 0.01

(1) Vignetting occurs at zoom settings less than 0.9X.

(2) NA varies depending on zoom setting. The above fields of view are measured diagonally in millimeters (Horizontal = Diagonal x 0.8 and Vertical = Diagonal x 0.6).

Figure-A III-3 Source : www.navitar.com

ANNEXE IV

SUPPLÉMENTS POUR LA MÉTHODE CHOISIE

1. Procédé du restaurant chinois

À l'origine, ce procédé est utilisé en statistique Bayésien pour démontrer la méthode de Dirichlet en simulant le flux de clients dans un restaurant chinois. Dans ce restaurant, il y a une infinité de tables et chaque table contient une infinité de places. Les tables sont circulaires pour illustrer l'invariance de la probabilité résultante aux permutations circulaires. Diverses conditions sont à respecter :

- Le premier client entre et s'assoit à la première table (vide);
- Le second client entre et il a deux choix : soit il s'assoit à la première table à côté du premier client avec une probabilité $\propto 1$ ou il s'assoit à une nouvelle table avec une probabilité $\propto M$;
- Le $i - \text{eme}$ client entre et s'assoit à une des tables déjà occupée avec une probabilité proportionnelle au nombre de personnes déjà assises à cette table ou alors s'assoit à une nouvelle table une probabilité $\propto M$.

Il est alors possible de trouver la probabilité de telle ou telle configuration. C'est ainsi que procèdent Li & Ghosal (2014) avec un CRP à quatre personnes afin d'obtenir la probabilité d'avoir une configuration particulière des poids associés aux "enfants" connaissant le paramètre M . Dans ce cas, les tables sont associées aux classes de poids ayant la même valeur et M est le paramètre proportionnel à l'ouverture d'une nouvelle classe. Les différentes configurations sont présentées (Figure IV-1) sans prendre en compte les liens diagonaux (probabilité faible) et les permutations circulaires (similaire). Au total, il y a 12 configurations prises en compte. La probabilité de la configuration a) s'exprime :

$$P(C|M) = \frac{M}{M} \times \frac{1}{M+1} \times \frac{2}{M+2} \times \frac{3}{M+3} \quad (\text{A IV-1})$$

Dans le cas b), l'une des quatre probabilités similaires est :

$$P(C|M) = \frac{M}{M} \times \frac{1}{M+1} \times \frac{2}{M+2} \times \frac{M}{M+3} \quad (\text{A IV-2})$$

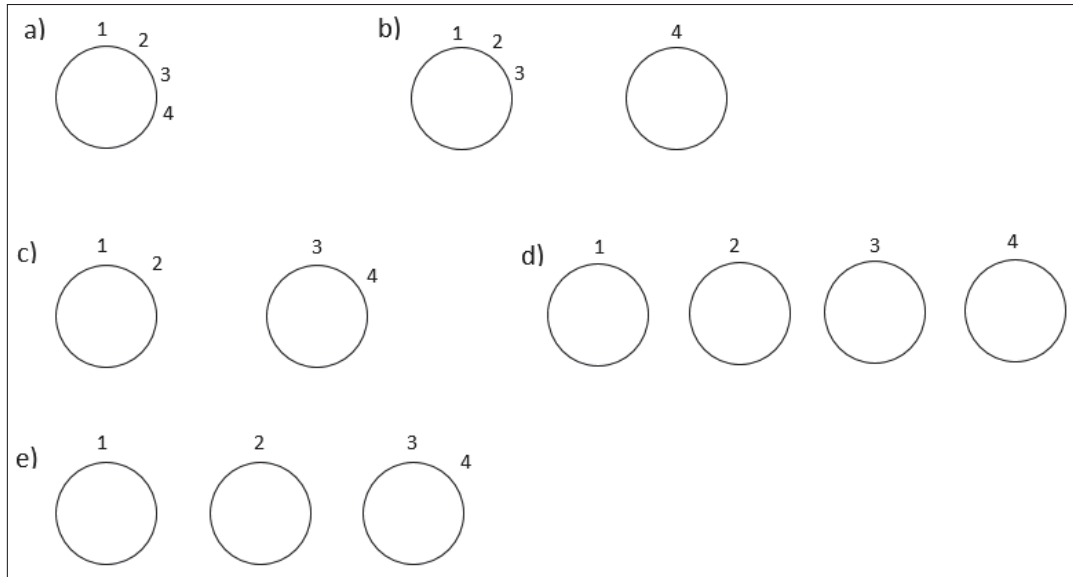


Figure-A IV-1 CRP à quatre personnes

Sans prendre en compte la diagonalité, l'une des deux probabilités dans la configuration c) est :

$$P(C|M) = \frac{M}{M} \times \frac{1}{M+1} \times \frac{M}{M+2} \times \frac{1}{M+3} \quad (\text{A IV-3})$$

L'expression de d) à quatre classes distinctes est :

$$P(C|M) = \frac{M}{M} \times \frac{M}{M+1} \times \frac{M}{M+2} \times \frac{M}{M+3} \quad (\text{A IV-4})$$

Finalement, les dernières configurations possibles sont représentées en e) par la probabilité :

$$P(C|M) = \frac{M}{M} \times \frac{M}{M+1} \times \frac{M}{M+2} \times \frac{1}{M+3} \quad (\text{A IV-5})$$

2. Initialisation optimisée

La méthode modifiée consiste à prédéfinir le nombre d'objets à être présent dans le masque. Ces objets sont définis comme étant une proportion de cercles et une proportion d'ellipse. Ces proportions sont ajustées en fonction de la zone du spray étudiée, par exemple, les cercles seront majoritaires en zone diluée. Ensuite, les objets sont disposés de manière aléatoire sur le masque.

Pour estimer le nombre d'objets dans l'image, il est possible d'étudier la cartographie en deux dimensions des niveaux de gris. Un seuil défini par l'utilisateur est utile pour distinguer les endroits où une zone d'intensité assez faible est considérée comme un objet ou non.

L'opération est une maximisation de l'expression de comptage du nombre d'intersection de la surface en trois dimensions avec le plan. Visuellement, le plan translate selon un axe définis orthogonalement au plan passant par les moindres carrés de la surface au niveau de gris minimum. Deux seuils sont choisis par défaut pour borner le calcul : $K_{min} = 150$ et $K_{max} = 250$. Le nombre d'objets maximal est alors obtenu par comptage du nombre d'intersection sur le plan de coordonnées le seuil retenu lors de la maximisation précédente.

La Figure IV-2 présente un exemple d'intersection du plan de seuillage à $z = 160$ et de la surface des intensités d'une image d'essai de taille 50 pixels \times 65 pixels.

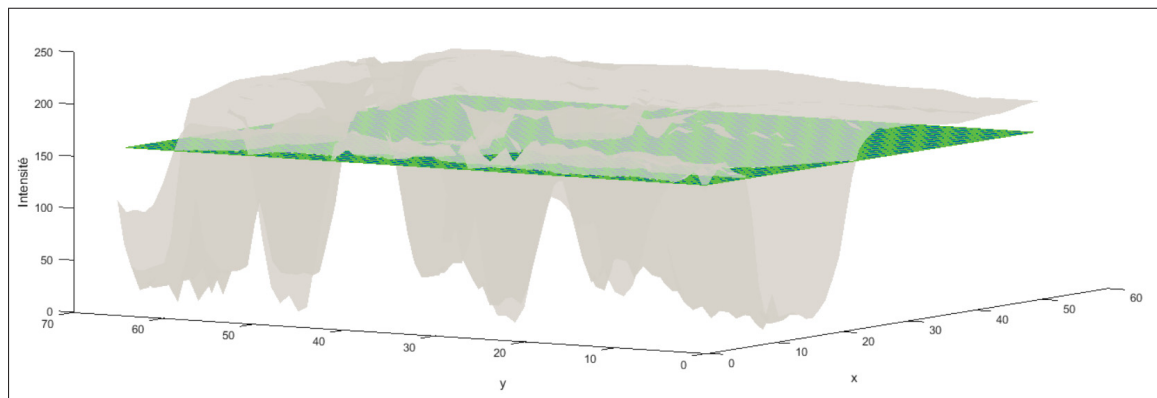


Figure-A IV-2 Intersection du plan avec la surface des intensités

Il y a au maximum sept intersections dans cette configuration avec un seuil optimal à $z = 160$. L'estimation du nombre d'objets étant faite, il faut maintenant leur donner une certaine morphologie et les positionner. La forme privilégiée est la forme circulaire à une dimension caractéristique qui est le rayon. Un processus aléatoire d'échantillonnage par hypercube latin (LHS) est utilisé pour distribuer les dimensions caractéristiques et les positions. L'utilisation de ce type d'échantillonnage se justifie par une distribution s'étalant au maximum sur la plage possible contrairement au processus normal qui peut être concentré. Des contraintes sur les

dimensions sont alors mises en place pour respecter l'échelle des objets et d'autres sur les positions afin d'éviter les chevauchements sur les axes.

3. Influence du bruit sur les indicateurs de qualité du second set d'images de synthèse

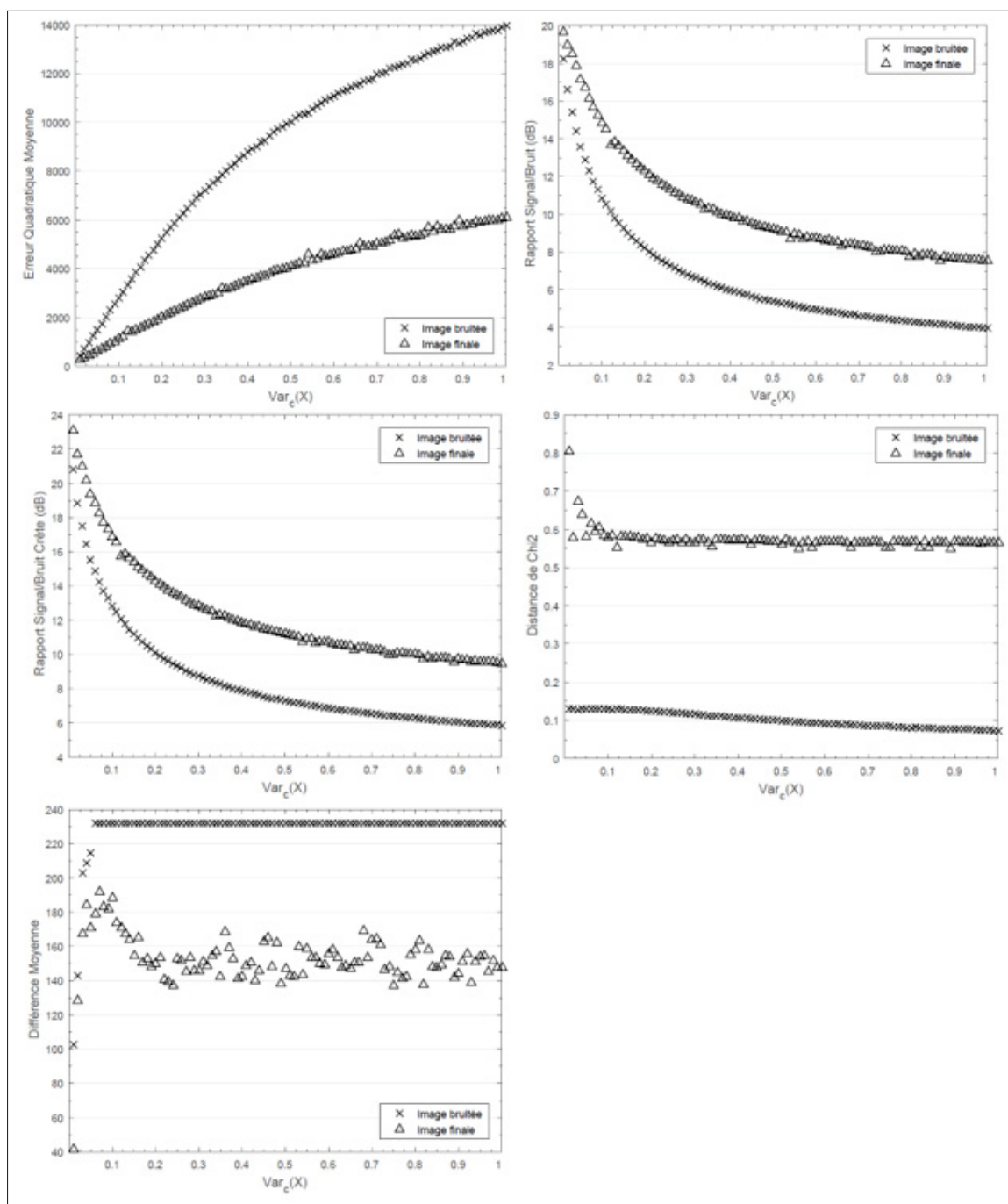


Figure-A IV-3 Ensemble de cinq indicateurs (MSE, SNR, PSNR, Chi2 et AD) pour le second set d'images de synthèse

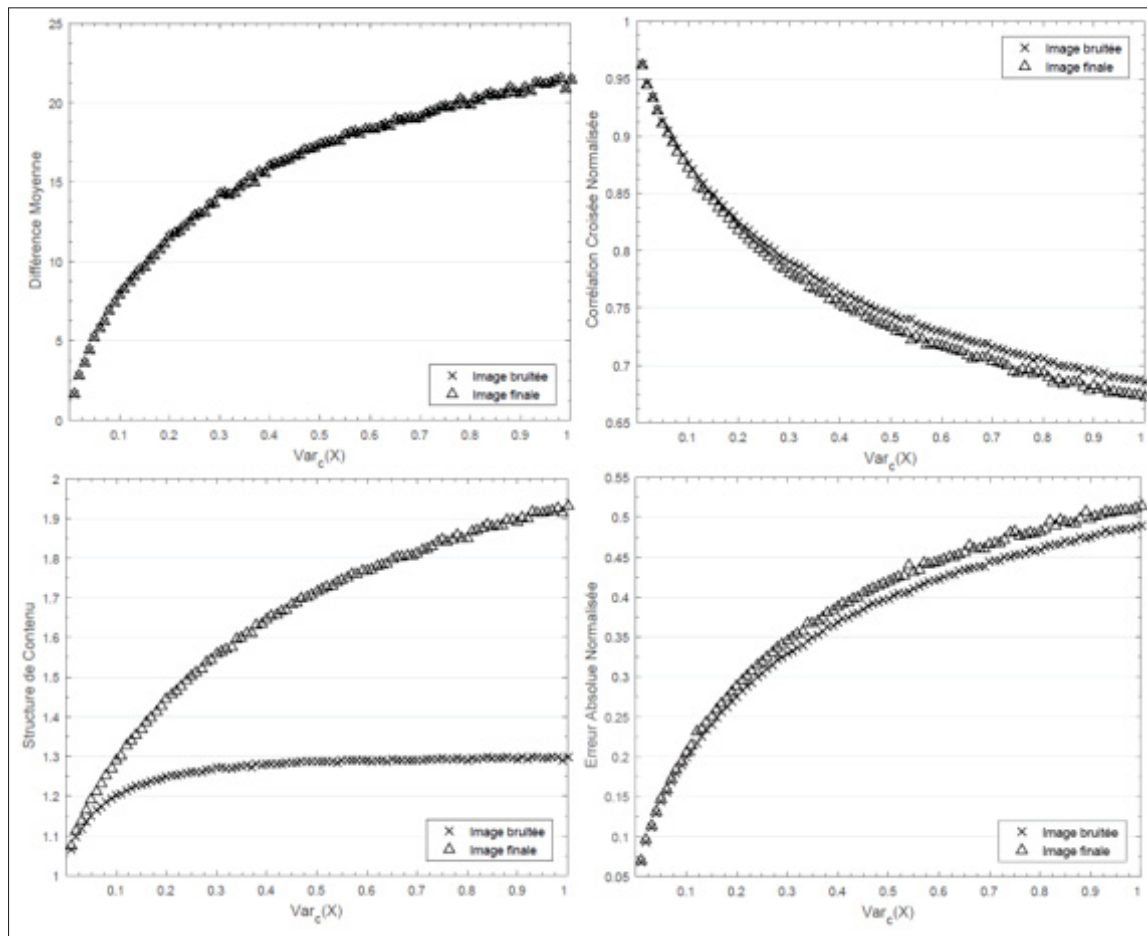


Figure-A IV-4 Ensemble de quatre indicateurs (MD, NCC, SC et NAE) pour le second set d'images de synthèse

4. Comparaison des spectres du second set d'images de synthèse

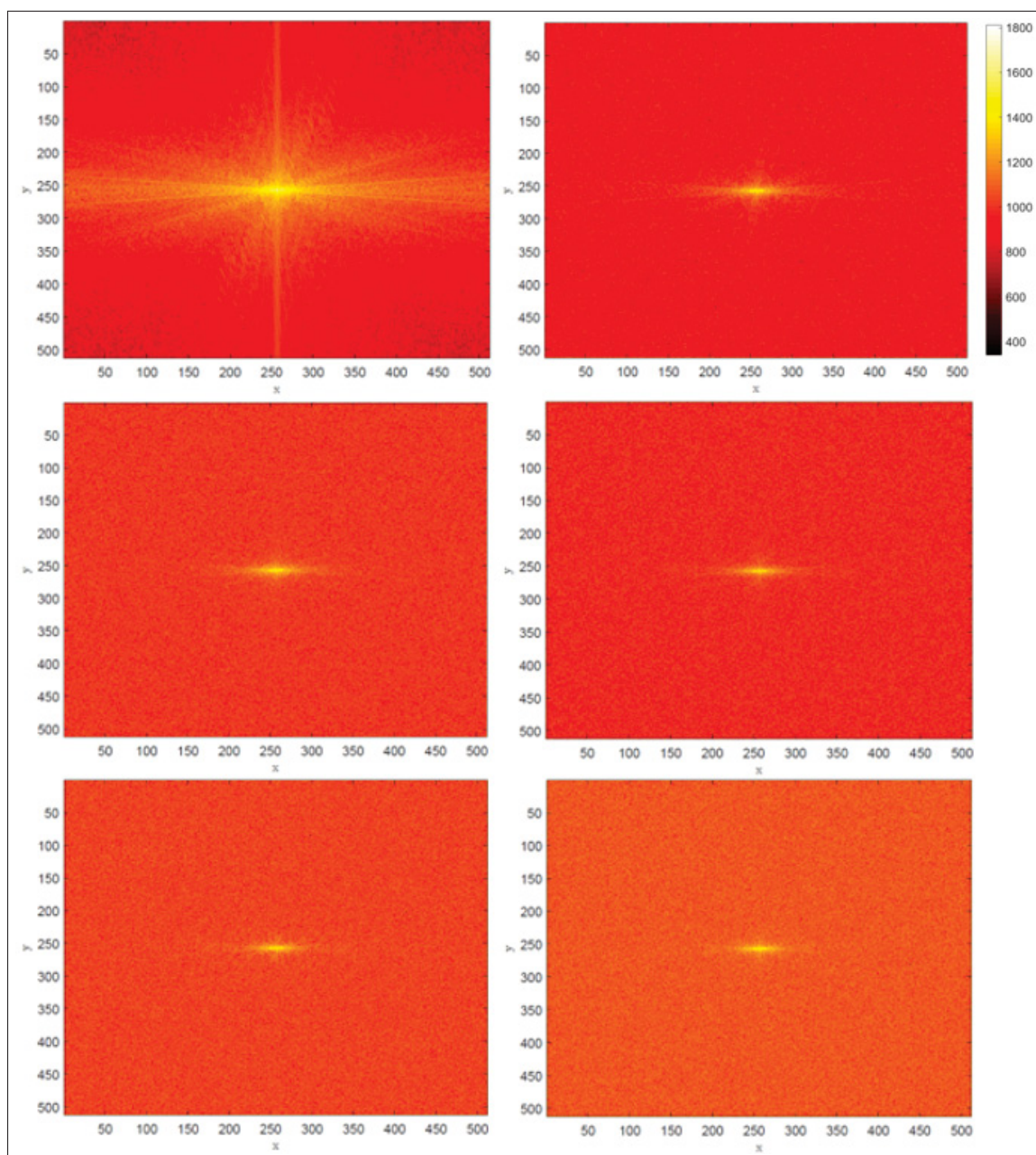


Figure-A IV-5 Spectres d'amplitude des images bruitées pour le second set : initial (haut gauche), 20% (haut droit), 40% (centre gauche), 60% (centre droit), 80% (bas gauche) et 100% (bas droit)

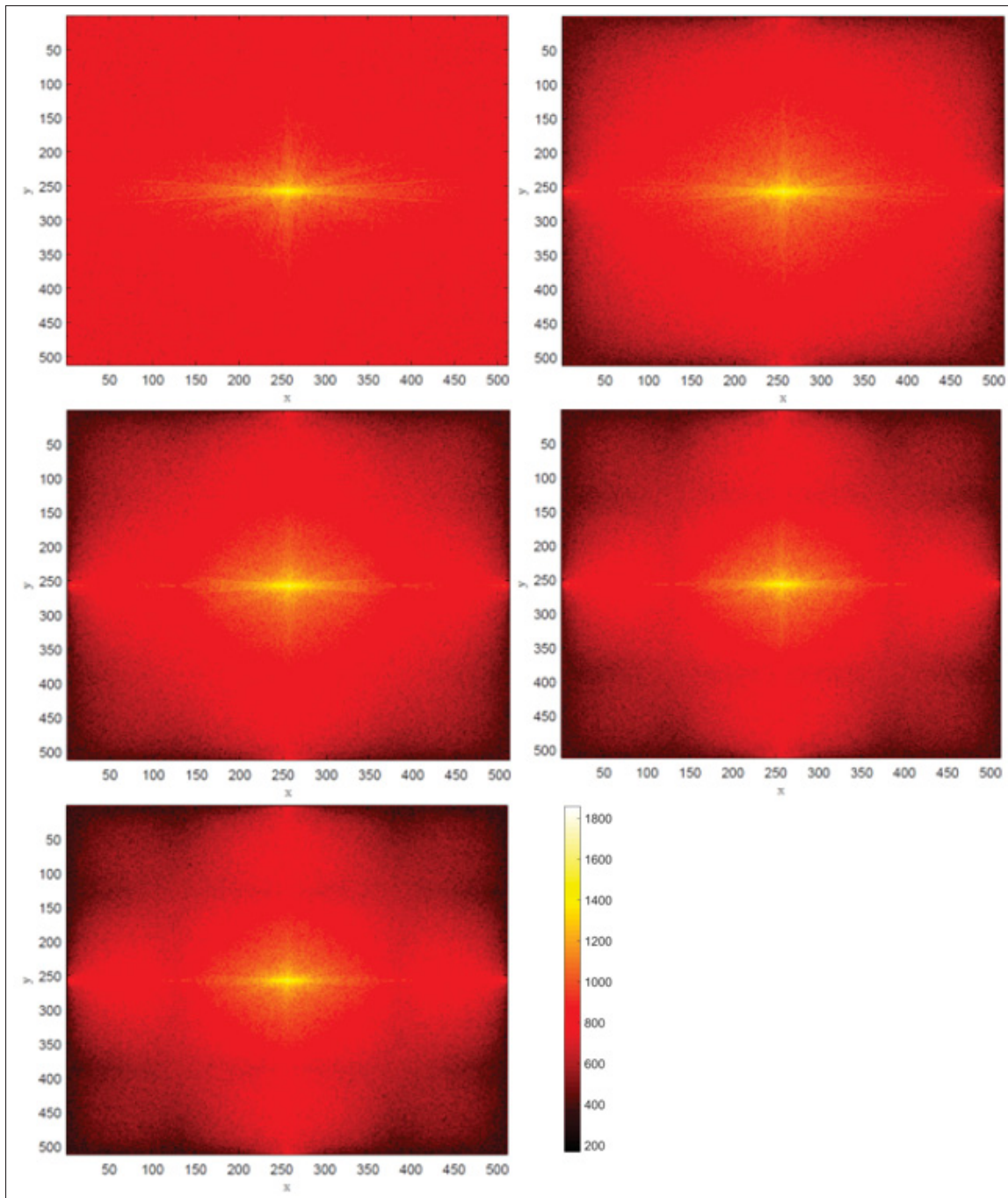


Figure-A IV-6 Spectres d'amplitude des images débruitées pour le second set : 20% (haut gauche), 40% (haut droite), 60% (centre gauche), 80% (centre droite) et 100% (bas gauche)

5. Images reconstruites du second set d'images de synthèse

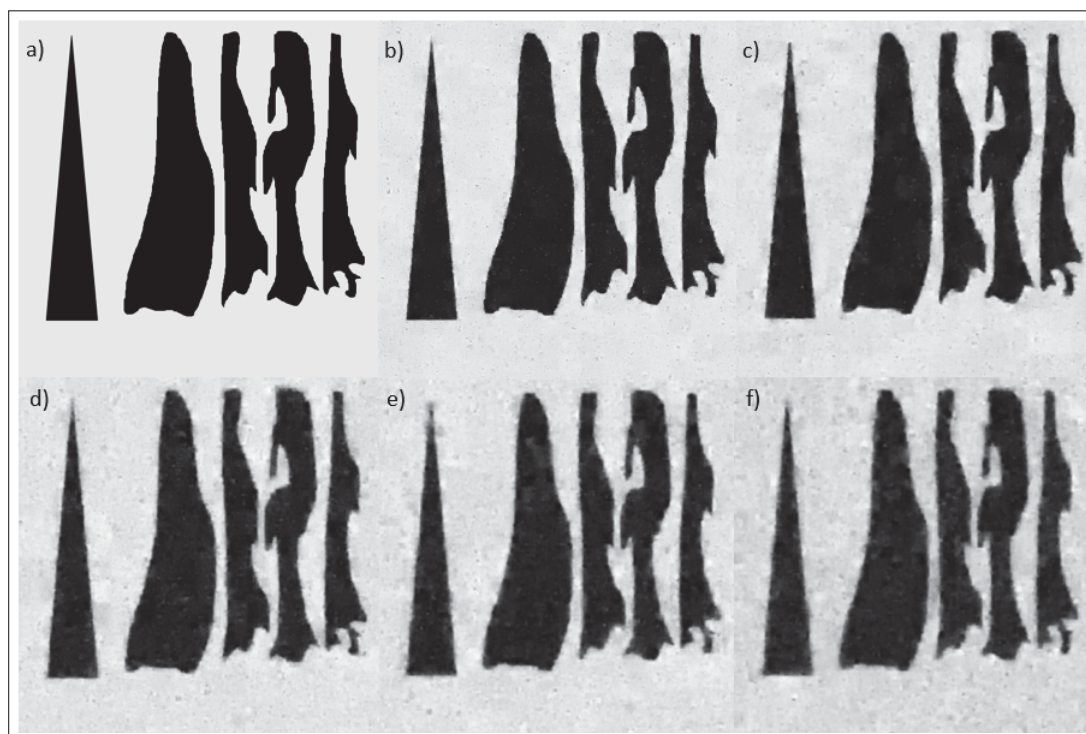


Figure-A IV-7 Images débruitées : a) Initiale, b) $Var_c = 0.2$, c) $Var_c = 0.4$, d) $Var_c = 0.6$, e) $Var_c = 0.8$ et f) $Var_c = 1$.

ANNEXE V

RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

1. Comparaison des méthodes

1.1 Etude globale

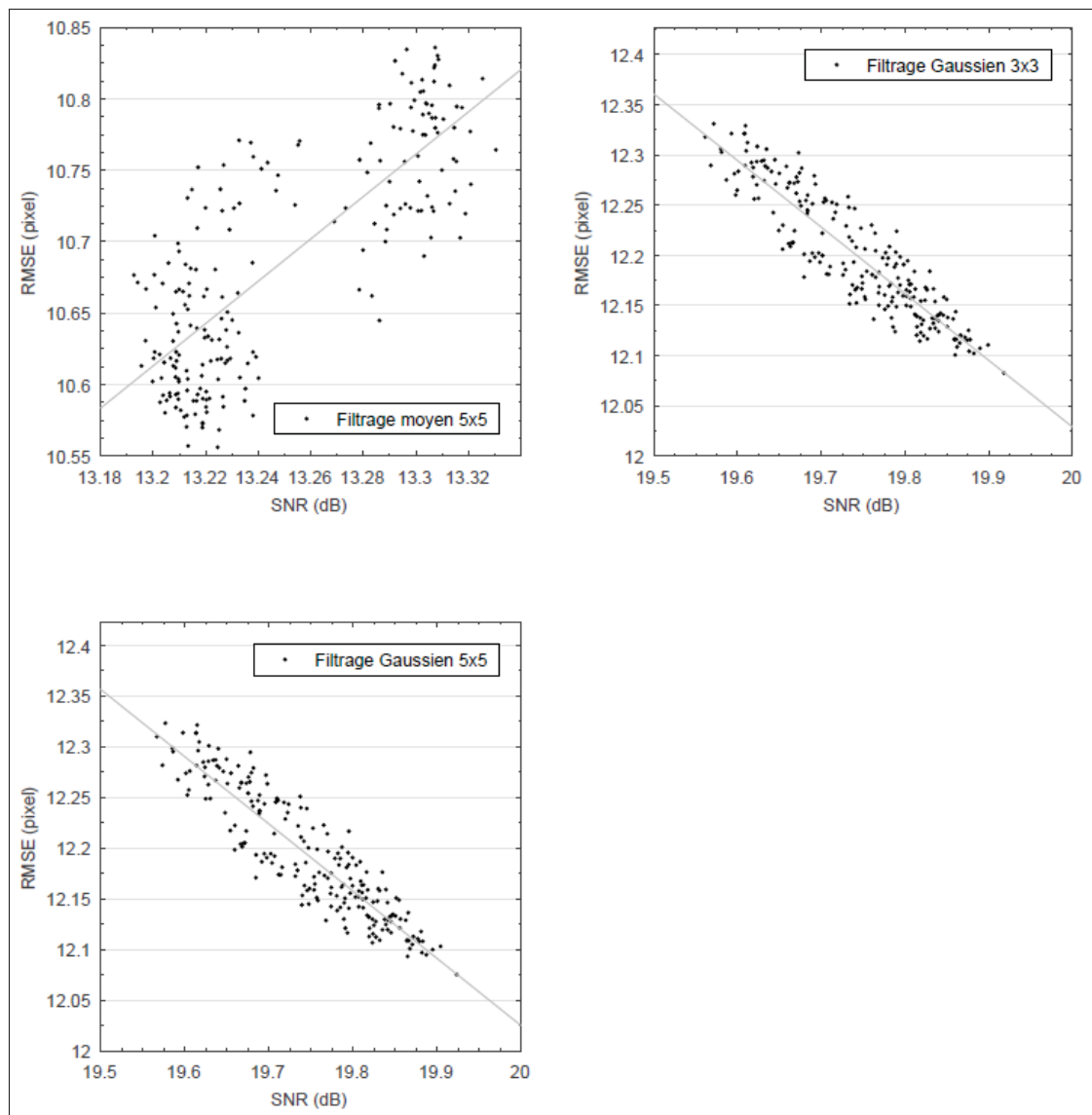


Figure-A V-1 Espace d'indicateurs SNR-RMSE pour les filtrages comparés sur spray global (partie 1)

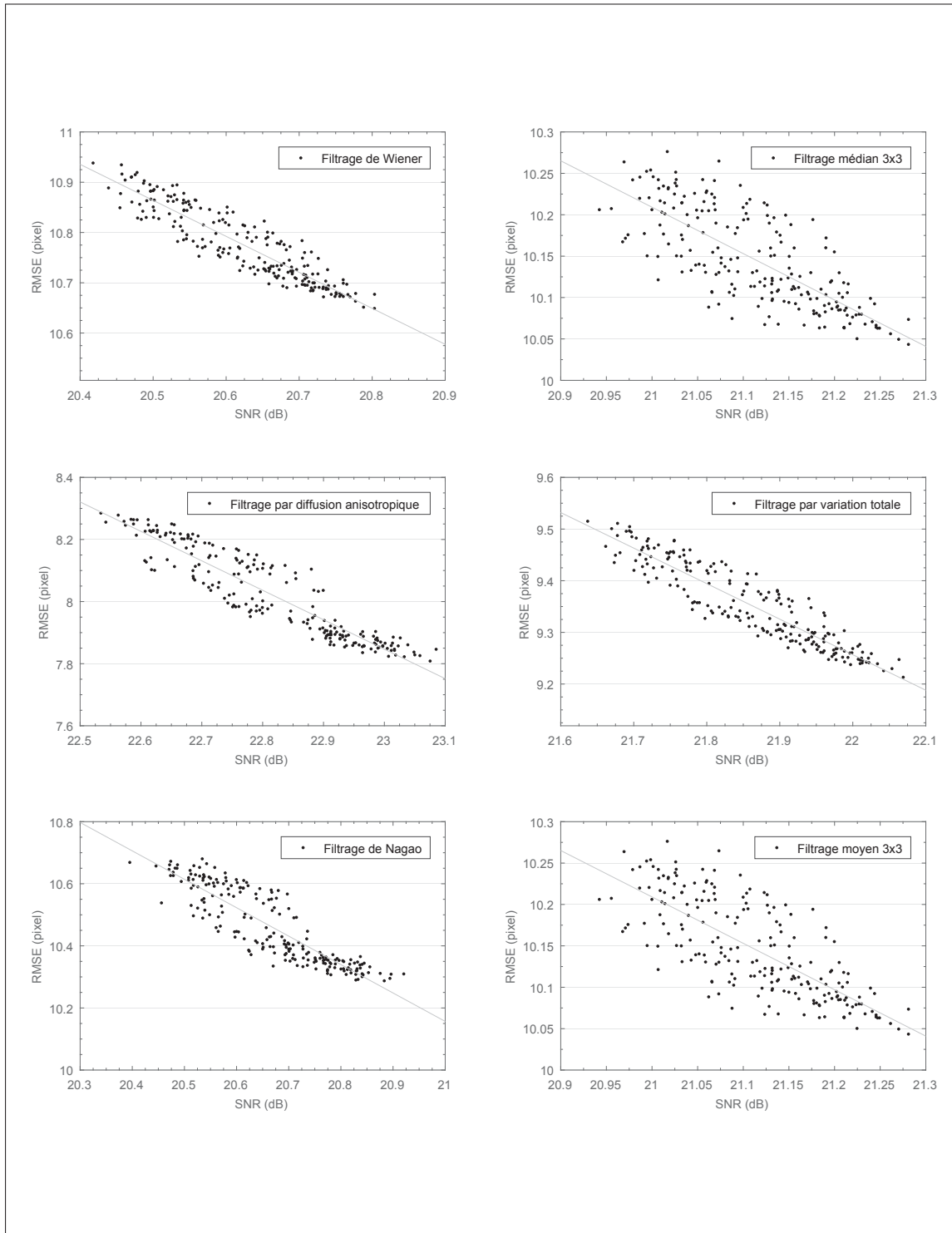


Figure-A V-2 Espace d'indicateurs SNR-RMSE pour les filtrages comparés sur spray global (partie 2)

1.2 Etude locale

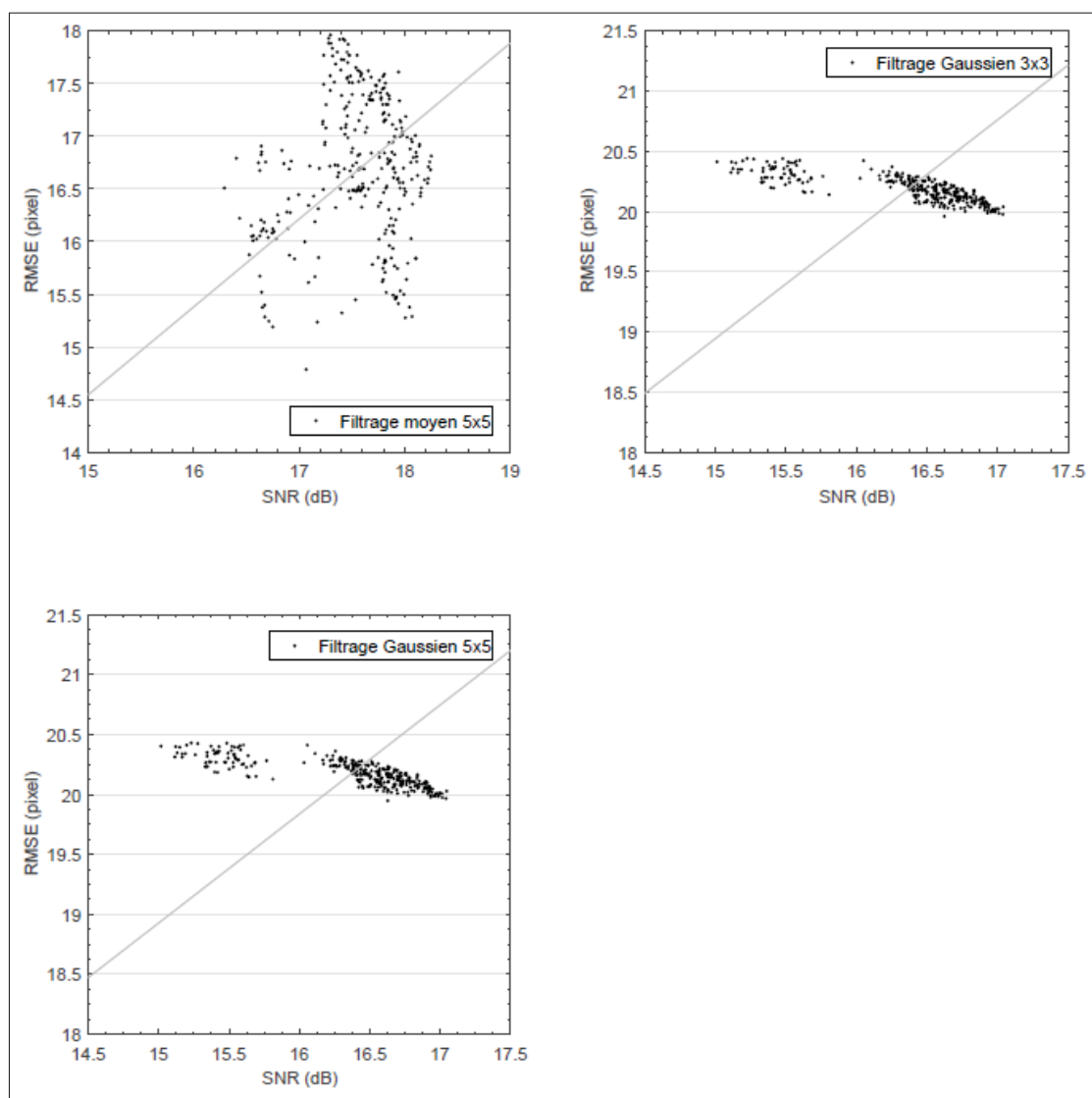


Figure-A V-3 Espace d'indicateurs SNR-RMSE pour les filtrages comparés sur spray local (partie 1)

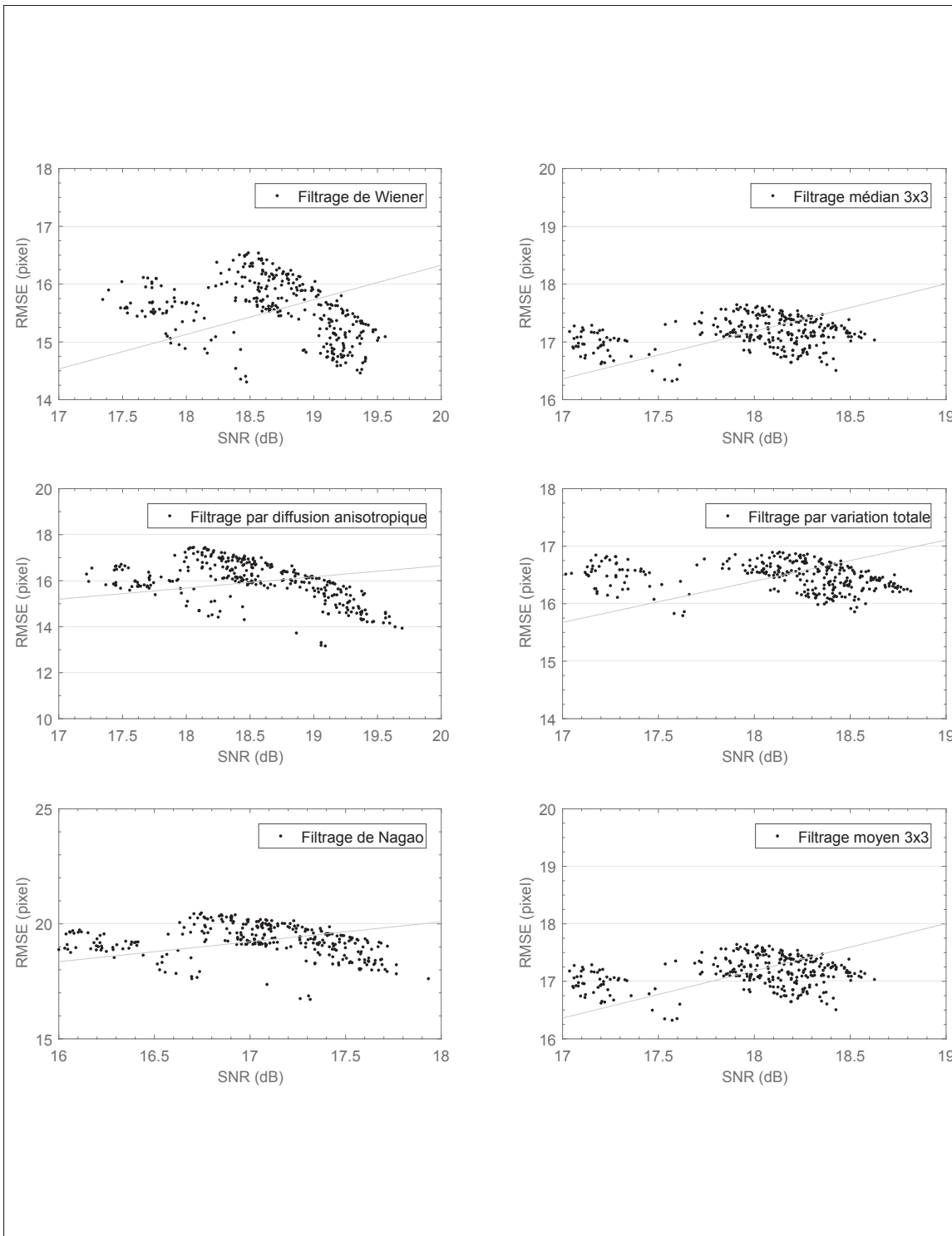


Figure-A V-4 Espace d'indicateurs SNR-RMSE pour les filtrages comparés sur spray local (partie 2)

BIBLIOGRAPHIE

- Ahmadi, M. & Sellens, R. (1993). A simplified maximum-entropy-based drop size distribution. *Atomization and sprays*, 3(3), 291-310.
- Anand, T., Madan Mohan, A. & Ravikrishna, R. (2012). Spray characterization of gasoline-ethanol blends from a multi-hole port fuel injector. *Fuel*, 102(1), 613-623.
- Arai, M., Tabata, M., Hiroyasu, H. & Shimizu, M. (1984, Mars). *Disintegrating process and spray characterization of fuel jet injected by a diesel nozzle*. Communication présentée à SAE international congress and exposition, Détroit, Michigan (pp. 10).
- Arbelaez, P., Maire, M., Fowlkes, C. & Malik, J. (2011). Contour detection and hierarchical image segmentation. *IEEE tpami*, 33(5), 898-916.
- Atae-Allah, C., Cabrerizo-Vilchez, M., Gomez-Lopera, J., Holgado-Terriza, J., Roman-Roldan, R. & Luque-Escamilla, P. (2001). Measurement of surface tension and contact angle using entropic edge detection. *Measurement science and technology*, 12(3), 288-298.
- Avcibas, I., Sankur, B. & Sayood, K. (2002). Statistical evaluation of image quality measures. *Journal of electronic imaging*, 11(2), 206-223.
- Babinsky, E. & Sojka, P. (2002). Modeling drop size distributions. *Progress in energy and combustion science*, 28(4), 303-329.
- Bao, Y., Chan, Q., S., K. & Hawkes, E. (2014). Spray penetrations of ethanol, gasoline and iso-octane in an optically accessible spark-ignition direct-injection engine. *International journal of fuels and lubricants*, 7(3), 1010-1026.
- Bergounioux, M. (2008). *Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'image* (Rapport n°1). Université d'Orléans : HAL.
- Berrocal, E. (2006). *Multiple scattering of light in optical diagnostics of dense sprays and other complex turbid media*. (Thèse de doctorat, Cranfield University, Cranfield).
- Blaisot, J.-B. & Yon, J. (2005). Droplet size and morphology characterization for dense sprays by image processing : application to the diesel spray. *Experiments in fluids*, 6(2), 977-994.
- Bresson, X., Vandergheynst, P. & Thiran, J. (2006). A variational model for object segmentation using boundary information and shape prior driven by the mumford-shah functional. *International journal of computer vision*, 68(2), 145-162.
- Briechle, K. & Hanebeck, U. (2001, Avril). *Template matching using fast normalized cross correlation*. Communication présentée à Proceedings of spie - the international society for optical engineering, San Diego, CA (pp. 8).

- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 8(6), 679-698.
- Castellanos, J. (2002). *Caractérisation de sprays diesel haute pression par analyse d'images ombroscopiques*. (Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, Lyon).
- Chagnot-Auclair, F. (1998). *Etude expérimentale de l'injection diesel par imagerie ultrarapide*. (Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, Lyon).
- Chan, T. & Vese, L. (2001). Active contours without edges. *IEEE transactions on image processing*, 10(2), 266-277.
- Comaniciu, D. & Meer, P. (1999, Septembre). *Mean shift analysis and applications*. Communication présentée à IEEE international conference on computer vision, Kerkyra, Greece (pp. 7).
- Cour, T., Benezit, F. & Shi, J. (2005, Juin). *Spectral segmentation with multiscale graph decomposition*. Communication présentée à IEEE computer vision and pattern recognition, San Diego, CA (pp. 8).
- Dargent, R. (2006). *Filtrage adaptatif et diffusion anisotrope pour l'aide à l'interprétation des données sismiques*. (Thèse de doctorat, Université de Bordeaux I, Bordeaux).
- Dos Santos, F. (2012). *Contribution à l'étude de la formation des sprays*. (Thèse de doctorat, Université de Bourgogne, Dijon).
- Fowlkes, E. & Mallows, C. (1983). A method for comparing two hierarchical clusterings. *Journal of the american statistical association*, 78(383), 553-569.
- Getreuer, P. (2012). Chan-Vese segmentation. *Image processing on line*, 1(1), 214-224.
- Geusebroek, J., Smeulders, A. & Van de Weijer, J. (2003). Fast anisotropic gauss filtering. *IEEE transactions on image processing*, 12(8), 938-943.
- Gilboa, G., Zeevi, Y. & Sochen, N. (2001, Juillet). *Complex diffusion processes for image filtering*. Communication présentée à 3rd international conference on scale-space and morphology in computer vision, Vancouver, Canada (pp. 9).
- Gilboa, G., Zeevi, Y. & Sochen, N. (2002). Forward-and-backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising. *IEEE transactions on image processing*, 11(7), 689-703.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E. & Eddins, S. L. (2010). *Digital image processing using matlab* (éd. 2). University of Tennessee : McGraw Hill.
- Grgic, S., Grgic, M. & Mrak, M. (2004). Reliability of objective picture quality measures. *Journal of electrical engineering*, 55(1), 3-10.

- Heath, M., Sarkar, S., Sanocki, T. & Bowyer, K. (1998). Comparison of edge detectors. a methodology and initial study. *Computer vision and image understanding*, 69(1), 38-54.
- Hiroyasu, H. & Arai, M. (1990, Février). *Structures of fuel sprays in diesel engines*. Communication présentée à SAE international congress and exposition, Détroit, Michigan (pp. 15).
- Hung, D., Harrington, D., Gandhi, A., Markle, L., Parrish, S., Shakai, J., Sayar, H., Cummings, S. & Kramer, J. (2008). Gasoline fuel injector spray measurement and characterization - a new SAE j2715 recommended practice. *International journal of fuels and lubricants*, 1(1), 534-548.
- Hwang, H. & Haddad, R. (1995). Adaptive median filters : new algorithms and results. *IEEE transactions on image processing*, 4(4), 499-502.
- Kaabi, L., Loloyan, M. & Huang, H. (1991). Comparison of morphological and conventional edge detectors in medical imaging applications. *Proceedings of spie - the international society for optical engineering*, 1(1445), 11-23.
- Kapur, J., Sahoo, P. & Wong, A. (1985). A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer vision : Graphics and image processing*, 29(3), 273-285.
- Kim, J. (2000). *Study of internal flow characteristics and atomisation performance of effervescent atomizers*. (Thèse de doctorat, Korean Advanced Institute of Science and Technology, Daejeon, Corée du Sud).
- Kim, Y. & Lee, S. (2002). Application of hough transform to image processing of heavily overlapped particles with spherical shapes. *Atomization and sprays*, 12(4), 451-461.
- Lampert, C. H. & Wirjadi, O. (2006, Octobre). *Anisotropic gaussian filtering using fixed point arithmetic*. Communication présentée à IEEE international conference, image processing, Atlanta, GA (pp. 4).
- Le Cadet, O. (2004). *Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images*. (Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique De Grenoble, Grenoble, France).
- Lee, S. & Kim, Y. (2004). Sizing of spray particles using image processing technique. *KSME international journal*, 18(6), 879-894.
- Lefebvre, A. H. (1989). *Atomization and sprays* (éd. 1). Purdue University, West Lafayette, Indiana : Norman Chigier.
- Leventon, M., Grimson, W. & Faugeras, O. (2000, Juin). *Statistical shape influence in geodesic active contours*. Communication présentée à Proceedings of the IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, Hilton Head Island, SC (pp. 8).

- Li, M. & Ghosal, S. (2014). Bayesian multiscale smoothing of gaussian noised images. *Bayesian analysis*, 9(3), 733-758.
- Lin, J. (1991). Divergence measures based on the shannon entropy. *IEEE transactions on information theory*, 37(1), 145-151.
- Malot, H. & Blaisot, J. (2000). Droplet size distribution and sphericity measurements of low-density sprays through image analysis. *Particle and particle systems characterization*, 17(4), 146-158.
- Marr, D. & Hildreth, E. (1980). Theory of edge detection. *Proceedings of the royal society of london, series b, biological sciences*, 207(1167), 187-217.
- Mumford, D. & Shah, J. (1989). Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on pure and applied mathematics*, 42(5), 577-685.
- Naber, J. D. & Siebers, D. L. (1996, Février). *Effect of gas density and vaporization on penetration and dispersion of diesel sprays*. Communication présentée à SAE international congress and exposition, Détroit, Michigan (pp. 29).
- Nagao, M. & Matsuyama, T. (1979). Edge preserving smoothing. *Computer graphics and image processing*, 4(9), 394-407.
- Osher, S. & Fedkiw, R. (2001). Level set methods : an overview and some recent results. *Journal of computational physics*, 169(2), 463-502.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *Transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Pan, J., Tang, Y. & Pan, B. (2007, Novembre). *The algorithm of fast mean filtering*. Communication présentée à International conference on wavelet analysis and pattern recognition, Beijing (pp. 5).
- Papari, G. & Petkov, N. (2011). Edge and line oriented contour detection : state of the art. *Image and vision computing*, 29(2), 79-103.
- Perona, P. & Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE transactions on pattern recognition and machine intelligence*, 12(7), 629-639.
- Prewitt, J. (1970). Object enhancement and extraction. *Picture processing and psychopictorics*, 1(1), 75-149.
- Przelaskowski, A. (2004). Vector quality measure of lossy compressed medical images. *Computers in biology and medicine*, 34(3), 193-207.
- Pun, T. (1980). New method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Signal processing*, 2(3), 223-237.

- Rudin, L., Osher, S. & Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica d*, 60(1), 259-268.
- Sakaguchi, D., Yamamoto, S., Ueki, H. & Ishdia, M. (2008, Octobre). *Study of heterogeneous structure in diesel fuel spray by using micro-probe l2f*. Communication présentée à 7th JSME-KSME thermal and fluids engineering conference, Sapporo, Japon (pp. 10).
- Seneschal, J. (2009). *Etude et réalisation d'un système automatique de caractérisation de jets diesel en champ proche et lointain*. (Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, Saint-Etienne).
- Shannon, C. (1948). A mathematical theory of communication. *The bell system technical journal*, 27(1), 379-423.
- Shavit, U. & Chigier, N. (1995). Fractal dimensions of liquid jet interface under breakup. *Atomization and sprays*, 5(6), 525-543.
- Singh, K. & Bora, P. (2014). Switching vector median filters based on non-causal linear prediction for detection of impulse noise. *Imaging science journal*, 62(6), 313-326.
- Tetrault, P., Plamondon, E., Breuze, M., Hespel, C., Mounaïm-Rousselle, C. & Seers, P. (2015, Avril). *Fuel spray tip penetration model for double injection strategy*. Communication présentée à SAE 2015 world congress and exhibition, Détroit, MI (pp. 9).
- Tinprabath, P. (2004). *L'influence des propriétés physiques et chimiques du biodiesel, diesel et de leur mélange sur l'injection et le spray*. (Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble).
- Triballier, K. (2003). *Etude énergétique des processus d'atomisation primaire : application au comportement des injecteurs essence basse pression à triple disque*. (Thèse de doctorat, Faculté des Sciences de l'Université de Rouen, Rouen).
- Tsai, A., Yezzi, A., Wells, W., Tempny, C., Tucker, D., Fan, A., Grimson, W. E. & Willsky, A. (2003). A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets. *IEEE transactions on medical imaging*, 22(2), 137-154.
- Tsai, A., Wells, W., Tempny, C., Grimson, W. E. & Willsky, A. (2004). Mutual information in coupled multi-shape model for medical image segmentation. *Medical image analysis*, 8(4), 429-445.
- Vitti, A. (2012). The mumford-shah variational model for image segmentation : An overview of the theory, implementation and use. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 69, 50-64.
- Wang, G., Wang, R., Wang, F. & Liu, W. (2011). An implementation and improvement of fast two-dimensional median filtering. *Applied mechanics and materials*, 55(1), 95-100.

- Watano, S. & Miyanami, K. (1995). Image processing for on-line monitoring of granule size distribution and shape in fluidized bed granulation. *Powder technology*, 83(1), 55-60.
- Wu, Y. (2010, Septembre, 24). Rex's tribe of image processing. Repéré à <https://sites.google.com/site/rexstribeofimageprocessing/>.
- Yon, J. (2003). *Jet diesel haute pression en champ proche et lointain : étude par imagerie*. (Thèse de doctorat, Faculté des Sciences de l'Université de Rouen, Rouen).
- Young, I. & Van Vliet, L. (1995). Recursive implementation of the gaussian filter. *Signal processing*, 44(2), 139-151.
- Zhu, W., Zeng, N. & Wang, N. (2010, Novembre). *Sensitivity, specificity, accuracy, associated confidence interval and roc analysis with practical sas implementations*. Communication présentée à Nesug, Baltimore, Maryland (pp. 9).