



HAL
open science

Etude d'algorithmes de traitement d'images pour l'étude du mouvement d'objets déformables, application à la mesure de vitesses d'écoulements

Jacques Fayolle

► **To cite this version:**

Jacques Fayolle. Etude d'algorithmes de traitement d'images pour l'étude du mouvement d'objets déformables, application à la mesure de vitesses d'écoulements. Informatique [cs]. Université Jean Monnet - Saint-Etienne, 1996. Français. NNT : . tel-00381025

HAL Id: tel-00381025

<https://theses.hal.science/tel-00381025v1>

Submitted on 12 Jul 2009

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

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

THESE

présentée pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Saint-Etienne

Spécialité : Analyse et Traitement d'images

par

Jacques Fayolle

Etude d'algorithmes de traitement d'images pour l'analyse du
mouvement d'objets déformables
Application à la mesure de vitesses d'écoulements

Soutenue le 18 décembre 1996 devant le jury :

H. Burnage
P. Bouthémy
J.C. Champoussin
P. Bolon
S. Mallat
R. Rougny
J.P. Schon
J. Wallace

Professeur, Université de Strasbourg
Directeur de recherche, IRISA Rennes
Professeur, Ecole centrale de Lyon
Professeur, Université de Savoie
Professeur, Ecole polytechnique Palaiseau
Professeur, Université de St-Etienne
Professeur, Université de St-Etienne
Professeur, University of Maryland, USA

Président
Rapporteur
Rapporteur

*Je connais une planète où il y a un Monsieur Cramoisi.
Il n'a jamais respiré une fleur. Il n'a jamais regardé une étoile. Il n'a jamais aimé personne.
Il n'a jamais rien fait d'autre que des additions. Et toute la journée il répète comme toi :
"Je suis un homme sérieux! Je suis un homme sérieux!"
et ça le fait gonfler d'orgueil. Mais ce n'est pas un Homme, c'est un champignon!*

Antoine de Saint Exupéry

à Martine,
à Maman et Papa,
à Tonton Roger

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé au sein du laboratoire "Traitement du Signal et Instrumentation" de l'Université Jean Monnet à Saint-Etienne. Je remercie Messieurs Jean-Pierre Goure et Alain Cachard, directeurs du laboratoire pour m'y avoir accueilli.

J'adresse mes plus sincères remerciements à Monsieur Jean-Paul Schon, Professeur de l'Université Jean Monnet, pour m'avoir accepté dans son équipe et pour avoir bien voulu encadrer ce travail de thèse. L'intérêt qu'il a toujours su porter à mes travaux, ainsi que ses conseils avisés sur l'interprétation physique des résultats, m'ont été d'une aide précieuse.

Je voudrais exprimer toute ma gratitude à Monsieur Patrick Bouthemy, Directeur de recherche à l'INRIA, qui a bien voulu être rapporteur de cette thèse. Les quelques remarques issues de la discussion que nous avons eu lors du congrès IEEE International Conference on Image Processing m'ont beaucoup aidé pour améliorer la qualité de ce travail.

J'exprime mes plus vifs remerciements à Monsieur Jean-Claude Champoussin, Professeur au laboratoire Machines Thermiques de l'Ecole Centrale de Lyon, qui a lui aussi accepté d'être rapporteur de ce travail. Ses précieux conseils sur l'étude du jet diesel m'ont été d'un grand secours.

Monsieur Stéphane Mallat, Professeur au Centre de Mathématiques Appliquées de l'Ecole Polytechnique, me fait le grand honneur de juger ce travail. Ses travaux sur la caractérisation des singularités d'une image par transformées en ondelettes ont été l'une de mes principales sources d'inspiration. Je tiens à lui témoigner ici toute ma reconnaissance.

Monsieur James Wallace, Professeur au "Department of mechanical engineering" de l'université du Maryland (USA) et spécialiste de la mesure de vitesses d'écoulements turbulents, me fait le plaisir de juger aujourd'hui la qualité des mesures présentées. Je l'en remercie sincèrement.

Je remercie Monsieur Philippe Bolon, Professeur à l'Université de Savoie, pour s'être intéressé à mon travail et avoir accepté d'être membre du jury.

J'exprime toute ma gratitude à Monsieur Henri Burnage, Professeur à l'Université Louis Pasteur de Strasbourg pour avoir bien voulu participer au jury et donner ainsi son avis sur la qualité du travail présenté.

J'adresse tout mes remerciements à Monsieur Robert Rougny, Directeur de l'Institut Supérieur des Techniques Avancées de Saint-Etienne (ISTASE), pour sa participation au jury.

Je tiens aussi à adresser de grands remerciements à toute l'équipe "Systèmes de Vision pour l'Etude des Mouvements" pour m'avoir soutenu dans les moments difficiles et aussi, bien sur, pour la sympathique ambiance de chaque jour. Je tiens à remercier plus particulièrement Christophe Ducottet pour son aide constante, ses critiques constructives et ses idées toujours fructueuses (le nombre de réponses à mes questions est innombrable). De même, l'assistance de Thierry Fournel et de Henri Zara a été très efficace et toujours agréables. De longues discussions nous ont, je pense, permis de progresser ensemble. Je les remercie tant pour leur apport scientifique que pour leur sympathie. Je ne saurais oublier les autres membres de l'équipe : Frédéric Celle, Patricia Louis, Robert Fouquet, Jacques Jay, Gérard Jacquet, Viktor Fisher, Ebi Tafazzoli qui m'ont aidé constamment à résoudre les menus problèmes quotidiens parfois seulement d'un mot ou d'un sourire... Enfin, je souhaite bon courage à Laurence Riou et à Myriam Chouvellon pour ces trois années de thèse. Qu'elles y trouvent autant de plaisir que j'ai pu le faire.

Je voudrais également remercier l'ensemble du personnel du laboratoire, et tout particulièrement Jeanine Percet et Valérie Garnier pour leurs travaux d'intendance, Gérald Brun pour les discussions d'optique géométrique toujours passionnantes.

Je voudrais remercier de manière plus personnelle les abonnés de la pause café (ou thé) : Patricia, Laurence et Myriam, Henri, Thierry et Gérald. Ces moments de détente, parfois de franche rigolade, de blagues plus ou moins "acides" et de gâteaux "Made in De Henri" ont toujours été parmi les instants privilégiés de chaque jour. Merci à tous.

Au fait, ce n'est pas parce que je suis entraîné que je vais écrire d'autres volumes comme suite de ce que certains appellent "un excellent opuscule", n'est ce pas Henri, Laurence et Myriam ?!... Et pour ce qui concerne le gâteau maintes fois promis : juré, je le fais demain. Ou peut être après demain...

Ces quelques lignes seraient bien pales si j'oubliais celle qui m'a soutenu et encouragé à chaque instant, son sourire et sa joie m'accompagneront, beaucoup plus loin que ces trois années de thèse, tout au long de ma vie, pour les grands projets que nous faisons ensemble. Merci Martine.

TABLES DES MATIERES

Introduction

1. Le mouvement d'objets non rigides : position du problème

1.1.L'originalité de cette recherche.....	1
1.2.Les principales applications	3
1.2.1. La détermination de déplacement en mécanique des fluides	3
1.2.2. D'autres applications possibles	5
1.3.Structuration du mémoire.....	6

PARTIE 1 : LA "VELOCIMETRIE PAR IMAGES DE PARTICULES"

2. Méthodes classiques de mesures en Vélocimétrie par Images de Particules (VIP)

2.1.Introduction	9
2.2.Techniques de mesures en VIP.....	10
2.2.1. Les techniques antérieures à la VIP : la mesure par fil chaud et la Vélocimétrie Laser Doppler (LDV).....	10
2.2.2. La Vélocimétrie par Images de Traits	11
2.2.3. Le suivi individuel de particules.....	12
2.2.4. La Vélocimétrie par Images de Particules	14
2.2.4.1. L'intercorrélation d'images de particules.....	15
2.2.4.2. L'autocorrélation d'images de particules	19
2.2.5. La vélocimétrie par Speckle	21
2.2.6. Les franges de Young	21
2.3.Introduction à de nouvelles techniques en VIP numérique	22

3. Le cepstre et l'identification

3.1.Introduction	25
3.2.L'identification des déplacements.....	25
3.3.Le cepstre d'énergie	31
3.4.Propriétés du cepstre et de l'identification.....	36
3.4.1. Estimation valide des densités spectrales	37
3.4.2. Indépendance vis à vis de la taille des points	38
3.4.3. Obtention de la répartition des déplacements	39
3.4.4. Majoration des gradients de déplacements	41
3.4.5. Mesures de déplacements sub-pixels	43
3.4.6. Comportement en fonctions de changements d'éclairement	44
3.5.Conclusion.....	46

4. Sur la robustesse des mesures de déplacements par cepstre, identification et corrélation

4.1.Introduction	47
4.2.Présentation et modélisation des paramètres.....	48
4.2.1. Les paramètres classiques.....	48
4.2.2. Modélisation de la concentration.....	50
4.2.3. Modélisation du biais géométrique.....	51
4.2.4.Modélisation du biais d'illumination	52
4.2.5.Modélisation du déplacement moyen	52
4.2.6.Les effets de gradients de déplacements.....	53
4.2.7.Modélisation du bruit	55
4.2.8.Modélisation de la déformation des traces des particules	56
4.2.9.Mesures effectuées	57
4.3.Résultats	58
4.3.1.L'identification des déplacements.....	58
4.3.2. Le cepstre	66
4.3.3. L'intercorrélation	71
4.3.4. L'autocorrélation.....	79
4.4.Conclusion.....	86

4.4.1. Comparaison identification - intercorrélacion	86
4.4.2. Comparaison cepstre - autocorrélacion	88

5. Pré et post traitement sur des images de points

5.1.Introduction	89
5.2.Le positionnement des fenêtrés de calcul	90
5.2.1. Le positionnement classique	90
5.2.2. Le chevauchement de fenêtrés	91
5.2.3. Positionnement par estimation de la concentration.....	92
5.2.4. Le positionnement adapté de fenêtrés.....	97
5.3.Les post-traitements	101
5.3.1. Elimination des vecteurs déplacements erronés.....	101
5.3.1.1. Par estimation de la qualité de la mesure	101
5.3.1.2. Par algorithme génétique.....	102
5.3.1.3. Par comparaison aux vecteurs voisins.....	104
5.3.2. Interpolation de carte de vecteurs déplacements	106
5.3.2.1. De grille régulière à grille régulière.....	106
5.3.2.2. De dispositions irrégulières à grille régulière	107
5.3.3. Le lissage des résultats	109
5.4.Conclusion.....	110

PARTIE 2 : LES TECHNIQUES DE SUIVI DE FRONTIERES

6. Techniques existantes de mesures de déplacements d'interfaces

6.1.Introduction	113
6.2.Présentation des techniques existantes	116
6.2.1. Les points dominants	116
6.2.2. Approche multi-échelle par ondelettes	120
6.2.3. L'intercorrélacion	124
6.3.Comparaison des différents résultats.....	126
6.4.Conclusion.....	129

7. Mesure de déplacements d'interfaces par points caractéristiques multiéchelles

7.1.Introduction	131
7.2.La transformée en ondelettes continue	131
7.3.Mesures des régularités locales par ondelettes	137
7.3.1. La mesure des coefficients de Lipschitz	137
7.3.2. Mesure des tailles de singularités filtrées	139
7.4.Mesure de déplacements d'interfaces par points caractéristiques multi- échelles	144
7.4.1. La détermination des frontières	145
7.4.2. La détermination des points caractéristiques multi-échelles	147
7.4.3. Résolution du problème de mise en correspondance	153
7.4.4. Post-traitements	159
7.4.4.1. Cohérence spatiale	159
7.4.4.2. Cohérence des frontières	160
7.4.4.3. Cohérence des trajectoires	161
7.4.4.4. Statistique	164
7.4.5. Résumé	165

8. Quelques résultats

8.1.Résultats	167
8.1.1. La détermination des frontières	167
8.1.2. La détection des points dominants multi-échelles	170
8.1.3. La mise en correspondance des points caractéristiques	174
8.1.4. Les post-traitements	181
8.1.5. Quelques résultats finaux	182
8.1.5.1. Séquence "E"	183
8.1.5.2. Séquence champignon	184
8.1.5.3. Séquence voiture	185
8.1.5.4. Séquence téléphone	186
8.1.5.5. Séquence "engrenage"	187
8.1.5.6. Séquence météorologique	188
8.1.5.7. Séquence "cylindre"	189
8.1.6. Etude de l'influence de l'échelle de détection des frontières	190
8.2.Conclusion	193

PARTIE 3 : COMPARAISON ENTRE LE SUIVI DE FRONTIERES ET LA VELOCIMETRIE PAR IMAGES DE PARTICULES

9. Comparatif des méthodes de mesures par suivi d'interfaces et par suivi de points

9.1.Introduction	195
9.2.Principe de l'étude	196
9.2.1. Dispositif expérimental.....	196
9.2.2. Calculs réalisés	197
9.3.Approche VIP	198
9.3.1. Méthode utilisée	198
9.3.2. Résultats	199
9.4.Approche suivi d'interfaces	200
9.4.1. Méthode utilisée	200
9.4.2. Résultats	201
9.5.Comparaison des résultats	202
9.6.Conclusion.....	203

PARTIE 4 : APPLICATION A LA MESURE DE VITESSES D'ECOULEMENTS

10. Application de l'analyse du mouvement d'objets déformables à la mesure de vitesses d'écoulements turbulents

10.1. Introduction	205
10.2. Les grandeurs mesurables.....	206
10.2.1.L'écart type des déplacements et l'intensité de turbulence.....	206
10.2.2.La vorticité	207
10.2.3.La divergence	208
10.2.4.Les lignes de courant.....	209
10.3. Le système d'acquisition d'images	210

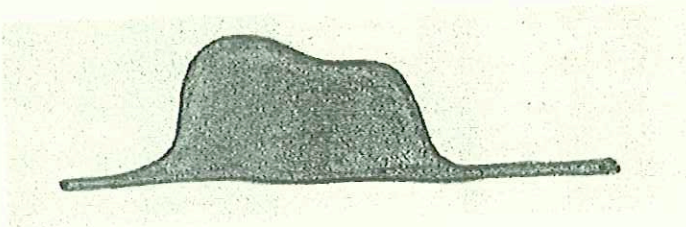
10.4. Résultats en mécanique des fluides	213
10.4.1. Etude du sillage à l'aval d'un cylindre	213
10.4.2. La turbulence de grille.....	218
10.4.3. Etude de l'injection diesel.....	224
10.4.4. Etude de poches de cavitation instationnaires	229
10.5. Conclusion.....	237

BIBLIOGRAPHIE

ANNEXE A

ANNEXE B

INTRODUCTION



INTRODUCTION

La détection et la compréhension du mouvement d'objets est depuis toujours l'un des centres d'intérêt de l'homme. Le mouvement relatif des planètes a, par exemple, été l'un des plus grands sujets de controverse du monde moderne. Parmi ces grands problèmes, il demeure certains mouvements dont la compréhension est encore très imparfaite. C'est le cas par exemple, des écoulements turbulents. Actuellement, la connaissance de phénomènes tels que la diffusion turbulente, la cavitation, ou plus généralement les mouvements locaux de fluides est surtout fondée sur des concepts théoriques ou sur des simulations numériques.

Dès le siècle dernier, les scientifiques se sont préoccupés de la validation expérimentale de modèles théoriques. Pour cela, l'étude visuelle des écoulements, (en particulier après l'avènement de la photographie), a pris un caractère quantitatif. Des articles datant du début du siècle ([Cerisaie 1920] et [Camichel 1921]) prouvent que, d'une part l'acquisition d'images par chronophotographie et d'autre part l'interprétation de ces images pour la mesure de vitesses d'écoulement ne sont pas des techniques récentes.

L'utilisation de sources de lumière cohérente et le développement des techniques informatisées offrent aujourd'hui des possibilités de mesures sans comparaison avec celles possibles il y a une vingtaine d'années. En particulier le développement conjoint de l'imagerie numérique, de la tomographie laser (technique consistant à éclairer une tranche de l'écoulement) et du traitement d'images permettent l'obtention instantanée de cartes bidimensionnelles des déplacements du fluide. La motivation initiale de notre travail a donc été la mise au point d'algorithmes aptes à fournir ce type de renseignements sur des écoulements complexes.

Les applications de notre travail ne sont pas limitées au seul domaine de la mécanique des fluides. En fait, une zone marquée du fluide peut être modélisé de façon générale comme un objet déformable. Nous nous sommes donc attachés à développer des techniques de mesure du mouvement ou plus précisément des déplacements ou déformations locales d'objets non rigides à partir de séquences d'images. Pour cela nous utilisons deux approches assez différentes dans leurs principes.

Le premier type de méthodes proposé découle de techniques relativement classiques en mécanique des fluides. Il s'agit de la Vélocimétrie par Images de Particules (VIP). D'un point de vue plus général, il s'agit d'essayer de suivre les déplacements de points de contraste (ou marqueurs) disposés dans un objet déformable. Nous proposons dans cet axe de recherche deux méthodes novatrices dont les propriétés offrent de nouvelles possibilités de mesures. D'autre part, nous quantifions les divers champs d'application de chacune de ces techniques.

La démarche suivie pour la deuxième approche est totalement différente. En effet, au lieu de suivre les déplacements de quelques points marqués dans l'objet, nous déterminons le déplacement et la déformation des frontières de structures d'un objet. L'algorithme proposé utilise les possibilités offertes par la transformation en ondelettes pour caractériser ces frontières et pour définir des points caractéristiques le long de ces frontières. Cette démarche, via une étude multi-échelle, conduit à la caractérisation précise des discontinuités d'un signal monodimensionnel. La validation de cette

technique de mesure des déplacements et déformations est réalisée par comparaison avec des résultats fournis par la première approche.

Enfin, l'apport de ces techniques au domaine de recherche sur l'étude des écoulements turbulents est démontré sur trois exemples. La première expérience choisie concerne la mesure de l'extinction de la turbulence de référence (turbulence de grille homogène et isotrope) par une approche du type VIP. Le suivi temporel des frontières d'objets non rigides nous a permis de caractériser l'évolution d'un jet de gasoil au cours d'un cycle d'injection diesel, ainsi que les déplacements locaux d'une poche de cavitation instationnaire.

Notre étude s'inscrit dans le cadre de collaborations entre divers laboratoires. Les algorithmes mis en place ont permis de traiter des images provenant du laboratoire de Mécanique des Fluides de Poitiers, du laboratoire Machines Thermiques de l'Ecole Centrale de Lyon, du CremHyg de l'Institut National Polytechnique de Grenoble et du Centre de Thermique de l'INSA de Lyon.

1. LE MOUVEMENT D'OBJETS NON RIGIDES : POSITION DU PROBLEME

1.1. L'ORIGINALITE DE CETTE RECHERCHE

L'étude du mouvement ou de la déformation d'objets non rigides revêt un caractère original dans le domaine de la recherche en traitement d'images. La communauté scientifique s'intéresse beaucoup à la détermination du mouvement d'objets rigides, articulés ou non rigides, ainsi qu'à de nombreux problèmes connexes. Ceux-ci sont très variés mais comportent tous une étape de caractérisation du mouvement ou du déplacement des objets de la scène étudiée. Viéville donne un aperçu des problèmes pouvant être reliés à l'étude du mouvement d'objets [Viéville 1996]:

- le suivi d'objets caractéristiques,
- le calcul du mouvement,
- la reconstruction stéréographique d'une scène,
- le suivi stéréographique d'objets,
- la détermination de la structure des objets à partir de leurs mouvements apparents,
- la détermination de l'angle de vue,
- la calibration du système optique d'acquisition d'images de manière non intrusive.

Malgré la somme de problèmes liés à la caractérisation du mouvement, ainsi que le nombre très important d'applications de ces recherches, assez peu de travaux ont été consacrés au cas particulier de l'étude du mouvement d'objets non rigides. L'hypothèse admise par de nombreux auteurs est de supposer la rigidité des objets en mouvement dans la scène. Cette hypothèse permet de ne considérer que des déplacements simples du type : translation, rotation. Lorsque la distance entre les objets et le système d'acquisition d'images varie, l'objet bien que rigide paraît changer de taille (phénomène de perspective) et donc d'autres types de mouvements sont pris en compte (cisaillement, extension, ...). La plupart des algorithmes mis en oeuvre utilisent quand même l'hypothèse de rigidité pour résoudre le problème de suivi des objets entre deux images successives. L'étape suivante de ces travaux est de considérer des objets rigides mais articulés. Un exemple typique est l'étude des mouvements du corps humain. Une autre approche concerne le cas particulier d'une scène fixe filmée avec une caméra en mouvement. L'étude des déplacements apparents des objets de la scène permet de remonter à la trajectoire réalisée par le système d'acquisition lors de celle-ci. La caractérisation de ces mouvements apparents est souvent réalisée par le biais d'un algorithme supposant la scène indéformable.

Pour de nombreuses applications, les hypothèses de rigidité des objets ou même d'objets articulés sont très restrictives. Ainsi, nous nous affranchissons de ces hypothèses pour étudier le mouvement et la déformation d'objets non rigides. Le but de cette étude est d'obtenir des champs de déplacements entre deux clichés rapprochés dans le temps d'une même scène sans réaliser d'hypothèses contraignantes sur la scène elle-même. Comme nous le verrons dans la présentation détaillée des algorithmes mis en oeuvre, certaines hypothèses ont été réalisées. Mais, celles-ci ne concernent pas la nature de la scène mais plutôt la manière d'enregistrer les images. Ainsi, nous nous limitons volontairement à l'étude des déplacements et déformations dans un espace à deux dimensions qui est l'espace de l'image. Les mesures obtenues représentent donc les projections (dans le plan de l'image) des déplacements réels

(tridimensionnels) des objets. Cette hypothèse n'est pas très restrictive, en particulier pour la principale application de ces recherches qui est l'étude d'écoulements. Nous utilisons pour cette application une technique d'acquisition d'images (dite de tomographie laser) qui permet d'isoler une coupe bidimensionnelle de la scène étudiée. La perte de la troisième dimension est donc prise en charge directement au niveau de la plate-forme expérimentale. Cette hypothèse n'est pas réductrice pour l'avenir. Une fois la possibilité de mesurer des déplacements 2D d'objets non rigides démontrée, l'obtention de la troisième dimension peut se réaliser avec un système d'acquisition stéréographique. La reconstruction de l'image 3D à partir de deux images 2D légèrement décalées est un problème très similaire à la mesure d'un déplacement entre ces deux images. En effet, il s'agit toujours de mettre en correspondance chacun des objets de la scène entre les deux images.

La seconde hypothèse faite au cours de ce travail est de supposer une déformation relativement faible des objets entre deux clichés successifs de la même scène. Il apparaît difficile de demander à un algorithme de caractériser le mouvement entre deux images lorsque l'oeil humain (qui est un capteur très sensible au mouvement [Pantle 1976], [Todd 1982]) est incapable de réaliser la même opération. Ainsi, nous ne considérons que des images où la déformation et le déplacement des objets pendant le temps séparant les deux instants d'acquisition est relativement faible. Pour l'une des deux techniques présentées dans ce mémoire, l'hypothèse de faible déformation est suffisante. Le déplacement de l'objet entre les deux images n'est pas limité dans ce cas là.

Pour résoudre le problème de caractérisation du mouvement d'objets non rigides, nous présentons deux types de méthodes :

- le suivi de quelques points marqués sur ces objets,
- le suivi d'interface des objets.

La première approche est la plus simple dans son principe et est issue principalement de la mesure de déplacement en mécanique des fluides. L'idée est de déterminer le déplacement moyen dans de petites zones réalisant un pavage de l'image. Pour cela, nous recherchons les meilleures ressemblances entre un motif de points d'une image et la zone correspondante dans la seconde. Ce type de méthode est déjà très développé dans la communauté scientifique de mécanique des fluides (il s'agit alors de déterminer le mouvement de petites particules ensemencées dans le fluide). Certains problèmes inhérents à ces méthodes ne sont pas résolus. Nous voulons donc étudier ces méthodes via une approche plus fondamentale (a priori détachée du contexte de l'étude des déplacements d'écoulements turbulents) de manière à définir précisément les caractéristiques de ces méthodes et à introduire de nouvelles méthodes alternatives.

La deuxième méthode repose sur la localisation des frontières ou des contours de chacun des objets de la scène, sur la détermination de caractéristiques le long de ces contours et enfin sur la résolution du problème de mise en correspondance de ces ensembles de caractéristiques entre images successives.

Les principales applications de ces recherches concernent la mesure des déplacements de fluides (objets non rigides par excellence) en particulier dans le cas d'écoulement turbulent, l'étude de la résistance des matériaux soumis à de très fortes contraintes, la déformation d'objets quelconques dont les surfaces sont marquées par des points, ou encore le déplacement apparent de points lumineux fixes mais enregistrés à l'aide d'un système d'acquisition en mouvement. Nous décrivons ci-après les principales applications de ces recherches.

1.2. LES PRINCIPALES APPLICATIONS

1.2.1. La détermination de déplacement en mécanique des fluides

La principale application de l'étude des déplacements d'objets non rigides est la mesure des vitesses d'écoulements turbulents de manière non invasive. Cette application est la motivation originelle de ce travail de recherche. Les équations de Navier-stockes qui régissent le comportement d'un écoulement ne sont résolues que pour des cas particuliers généralement très simples (écoulements laminaires, turbulence de grille isotrope et homogène par exemple). L'étude des écoulements plus compliqués (couches limites, jets, cavitations, etc...) n'est réalisée qu'à l'aide de deux techniques concurrentes : la simulation numérique des écoulements et la mesure expérimentale des phénomènes physiques. Nous nous intéressons au deuxième type d'étude. Le but à atteindre est d'obtenir des résultats probants permettant de valider ou d'invalider les modèles numériques mis en place. Les mesures expérimentales des déplacements à l'intérieur d'un écoulement turbulent peuvent se faire de manière soit invasive (introduction d'un capteur) soit de manière non invasive (traitement d'images ou de signaux). Nous qualifierons les mesures par introduction de capteurs d'approche Eulérienne par opposition à l'approche non invasive dite Lagrangienne. Plus précisément, l'approche Eulérienne consiste à mesurer une quantité (par exemple la vitesse) en un point et à étudier la variation de celle-ci. Au contraire, en se plaçant dans le cadre de l'approche Lagrangienne, nous cherchons à suivre une même particule du fluide au cours du temps et ainsi à déterminer sa trajectoire. Les algorithmes que nous présentons s'inscrivent complètement dans ce cadre là. La figure 1.1 schématise les différentes approches possibles de l'étude des écoulements turbulents.

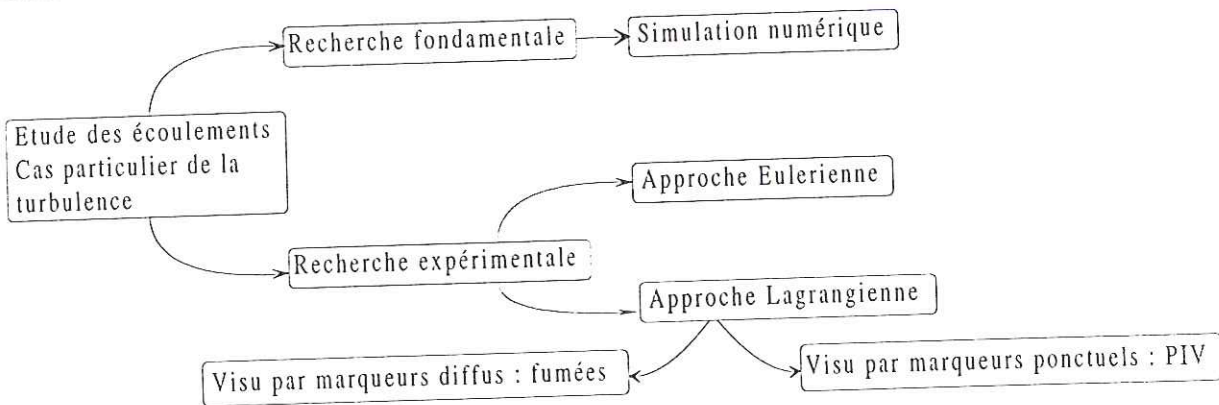


Figure 1.1 : Les différentes approches de l'étude des écoulements turbulents.

Le fluide étudié étant souvent transparent (eau, air par exemple), il est nécessaire d'introduire des marqueurs pour visualiser son écoulement. Ces visualisations d'écoulements sont classiquement réalisées en introduisant dans le fluide de petites particules servant de traceurs. Suivant le diamètre de ces particules et le grandissement optique du système d'acquisition d'images, il est possible ou non d'individualiser les traces de ces marqueurs sur les images obtenues. Dans le cas où l'individualisation des traces des particules est impossible, nous parlerons "d'images de nuages de fumée" (dans le cas contraire nous parlerons "d'images de particules"). Ces deux types de visualisations donnent lieu aux deux catégories d'algorithmes précitées :

- le suivi d'interface des objets,
- le suivi de quelques points marqués sur ces objets.

Pour les images de fumées, nous nous intéressons à l'évolution de la forme des frontières des nuages de fumées et donc au suivi de leurs interfaces. Dans le deuxième cas, les particules correspondent à des points marqués sur l'objet (le fluide), et donc nous nous attacherons à déterminer le déplacement de ces ensembles de points au cours du temps.

Une plate-forme d'acquisition d'images en mécanique des fluides (Cf. figure 1.2) comporte les éléments suivants :

- un laser muni d'une lentille hémicylindrique de manière à transformer le rayon lumineux en une nappe de lumière bidimensionnelle,
- un système d'acquisition d'images (caméra CCD, ordinateur muni d'une carte d'acquisition) placé perpendiculairement à la nappe éclairée,
- un générateur d'écoulement,
- un système de synchronisation permettant d'ordonner et de maîtriser la chronologie des divers événements.

L'hypothèse inhérente de ce type d'étude est de perdre une dimension (de 3D à 2D). Ceci est fait grâce à la nappe laser qui n'éclaire qu'une tranche de l'écoulement (principe de la tomographie laser). Le système d'acquisition placé perpendiculairement à cette tranche enregistre l'évolution, au cours du temps et dans cette tranche, des traceurs ensemencés dans l'écoulement. Les images sont alors stockées numériquement sur un disque dur de l'ordinateur. Le dépouillement de ces images (mesures des paramètres de l'écoulement) est alors réalisé, en temps différé, à l'aide d'un logiciel de traitement d'images (Wima, développé au laboratoire).

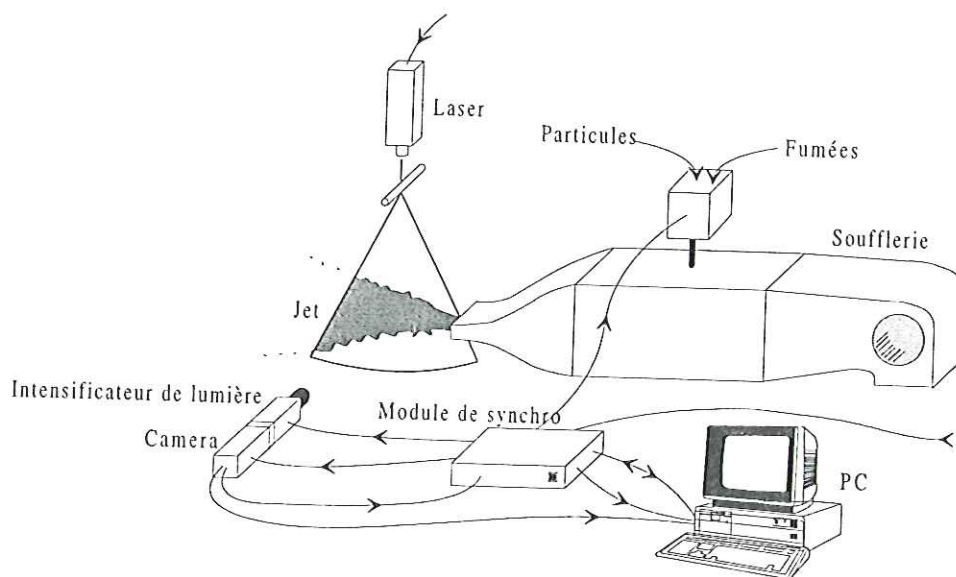


Figure 1.2 : Schéma d'une plate-forme typique d'acquisition d'image sur un écoulement turbulent dans l'air.

1.2.2. D'autres applications possibles

L'étude des déplacements d'objets non rigides peut s'appliquer à de nombreux problèmes pratiques. Ces algorithmes sont plus généraux que ceux traitant du cas d'objets rigides. Ainsi, toutes les applications d'étude du mouvement d'objets rigides peuvent être considérées comme des applications possibles pour nos algorithmes. L'information de rigidité des objets devrait conduire à des résultats de meilleures qualités. Les applications présentées concerneront donc, autant que possible, des études de déformation et de mouvement d'objets non rigides.

L'une des applications les plus classiques de l'étude du mouvement est la compression d'images via la compensation du mouvement entre images successives. Les techniques couramment utilisées dans ce domaine, connues sous le nom de block matching, sont apparentées aux techniques de corrélation (suivi de points marqués sur les objets) (voir par exemple [Illgner 1996] ou [Chen 1996]).

L'étude de la résistance des matériaux est un domaine applicatif intéressant de l'étude de la déformation d'objets. Une expérience est de visualiser par biréfringence les contraintes de déformation dues à la pression le long des dents d'un engrenage. Ce procédé de visualisation optique fonctionne suivant le principe suivant (cf. figure 1.3). Un objet transparent (Plexiglas) est éclairé au moyen d'une lumière polarisée. Les contraintes de pression ont pour effet de modifier localement l'indice optique de l'objet. Ainsi, tous les rayons lumineux ne suivent pas le même trajet optique et des franges d'interférence se créent. En plaçant un deuxième polariseur en opposition de direction de polarisation, tous les rayons lumineux non déviés sont éliminés et ainsi seules les franges sont observées. La quantification de l'évolution de ces franges renseigne sur la manière dont les courbes d'isopression évoluent lorsque les contraintes augmentent. Le suivi des déformations de ces lignes d'isocontraintes s'inscrit tout à fait dans l'étude du suivi d'interfaces.

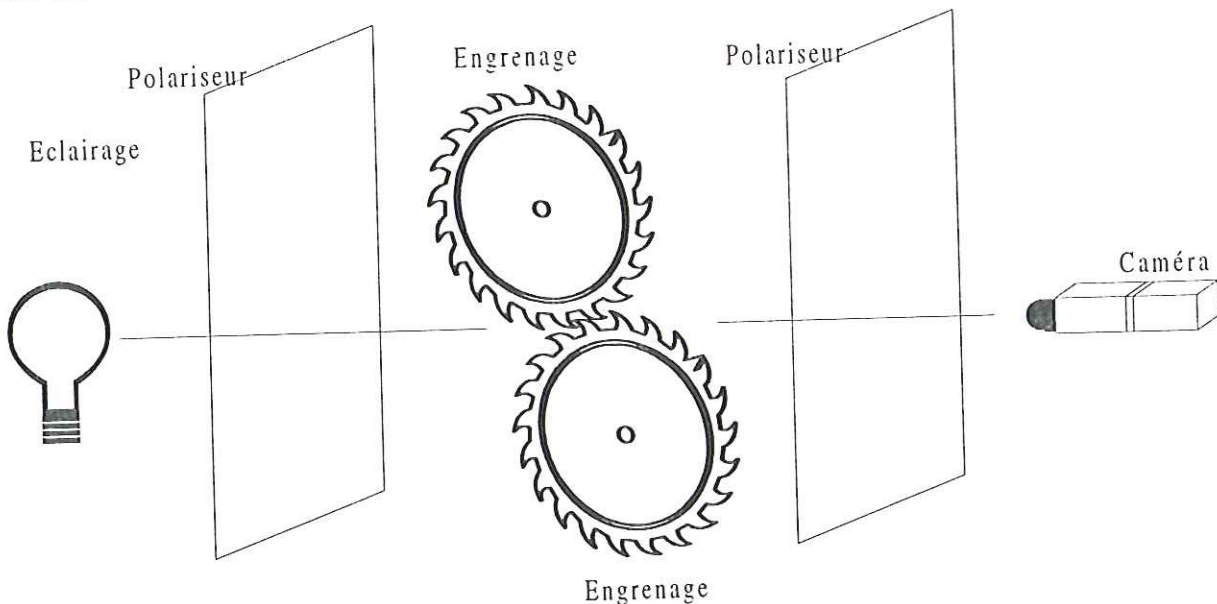


Figure 1.3 : Schéma du système optique de biréfringence permettant de visualiser des lignes d'isopression en résistance des matériaux.

D'autres applications au suivi d'interfaces sont possibles. Citons, par exemple, le suivi des mouvements de personnages dans une scène ou encore le suivi des déplacements de nuages à partir d'images météorologiques (Cf. figure 1.4).

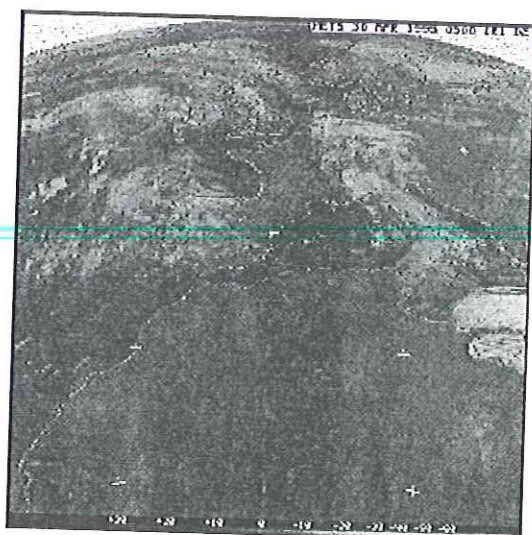


Figure 1.4 : Exemple d'images météorologiques servant de support pour le suivi des nuages.

L'autre direction de recherche (suivi de motifs de points) possède moins d'applications évidentes. Il est possible d'appliquer ce type d'algorithmes pour suivre des amas de neige dans les avalanches ou durant un phénomène de saltation. Le suivi de cibles positionnées sur les différentes articulations d'un athlète permet de mesurer le déplacement relatif de ses membres au cours de l'effort (sprint, détente verticale, etc...). Enfin, si des images d'une scène fixe sont acquises de différents points de vue (caméra en mouvement), le déplacement de groupe de points prédéterminés dans la scène permet de remonter au déplacement de la caméra.

1.3. STRUCTURATION DU MEMOIRE

La présentation de nos travaux est structurée en quatre volets. Les deux premiers concernent l'étude détaillée des algorithmes avec le souci d'être le plus général possible (c'est à dire en se détachant au maximum des applications ultérieures). Ensuite, nous présentons une étude comparative des résultats fournis par les deux approches proposées sur la même expérience. L'objectif de cette comparaison est la validation des différentes techniques. La quatrième partie de ce mémoire sera au contraire totalement dédiée à la présentation de quelques applications des algorithmes introduits dans les deux premières parties au domaine des écoulements.

Le suivi de groupes ou de motifs de points est présenté dans le premier volet de ce rapport. Ne s'agissant pas de méthodes totalement novatrices mais issues en partie de l'étude des déplacements dans les écoulements turbulents, il est important de réaliser une rapide synthèse des méthodes préexistantes (chapitre 2). De nouvelles techniques permettant de solutionner certains problèmes inhérents aux méthodes classiques sont introduites dans le chapitre suivant. La caractérisation intrinsèque et comparée de chacune de ces méthodes occupe la fin de ce premier volet.

Dans la deuxième partie, nous nous intéresserons au suivi d'interfaces d'objets non rigides. Tout d'abord, les motivations des choix réalisés pour aboutir à la méthode présentée seront présentées, ainsi que les raisons du rejet de diverses méthodes classiques en traitement d'images (flot optique, ...). Nous introduisons alors une technique multi-échelle d'extraction de points caractéristiques travaillant directement sur une image en niveaux de gris. Ensuite, nous introduisons une nouvelle méthode de suivi de contours (de frontières) d'objets non rigides entre deux images. Cette méthode permet en particulier de résoudre le problème de mise en

correspondance d'ensembles de points caractéristiques d'une manière relativement satisfaisante. Les résultats obtenus par cet algorithme sont comparés avec ceux obtenus par d'autres techniques et en particulier avec les techniques présentées en première partie.

Dans la troisième partie de ce mémoire, nous proposons une étude comparative des deux approches introduites sur une même expérience de mécanique des fluides. Ceci nous permet de définir les taux d'erreurs relatives de chacune des méthodes. Enfin, les diverses applications de ces algorithmes composent la quatrième et dernière partie de ce mémoire. Nous présenterons des résultats sur des expériences de mécanique des fluides assez diverses. Nous verrons que l'utilisation de ces techniques conduit à des résultats assez intéressants du point de vue de la mécanique des fluides.

Nous concluons en essayant de synthétiser les possibilités offertes par les algorithmes présentés tant d'un point de vue traitement d'images que mécanique des fluides.

LA VELOCIMETRIE PAR IMAGES DE PARTICULES

2. METHODES CLASSIQUES DE MESURES EN VELOCIMETRIE PAR IMAGES DE PARTICULES (VIP)

2.1. INTRODUCTION

Avant de présenter de nouvelles méthodes de mesures de déplacements en vélocimétrie par images de particules ou de points (VIP), il est important de situer ce travail vis à vis des méthodes préexistantes. Nous présentons les méthodes les plus classiques utilisées en VIP : techniques de corrélations, mesures de longueurs de traits, suivi individuel de points. Ces techniques ont différents champs d'applications (images digitales, mesures ponctuelles directes, ...). Le but de ce chapitre est de fournir des algorithmes de référence, acceptés par l'ensemble de la communauté scientifique. Ainsi, il sera possible de comparer les résultats obtenus et les paramètres de nos propres algorithmes avec des résultats et des paramètres admis.

La vélocimétrie par images de particules (VIP) est issue du domaine de la mesure de vitesses ou de déplacements dans des écoulements en mécanique des fluides. Toutefois, son principe est plus général et il serait restrictif de réduire son champ d'application à ce seul domaine. En particulier, les techniques de corrélation sont beaucoup utilisées pour les algorithmes de compensation vidéo (algorithmes de codage pour la transmission d'images, cf. par exemple [Illgner 1996] ou [Chen 1996]). Le champ d'application des méthodes d'estimation du mouvement par VIP est donc extrêmement large. Pour la clarté de cet exposé, nous commençons par rappeler les techniques de mesures courantes par VIP.

La VIP est une technique de mesures de vitesses d'écoulements relativement récente. Historiquement, les premiers travaux réalisés concernaient simplement la visualisation d'un écoulement par injection de traceurs le plus souvent diffus. Clayton et Massey [Clayton 1967] donne une revue de ces premières visualisations. Déjà, quelques mesures sont introduites sur ces visualisations. Par exemple, le mouvement de bouchons posés sur la surface de l'écoulement renseigne sur la nature turbulente ou laminaire de l'écoulement. De même, en répandant une fine couche d'huile sur la surface, l'observation des franges d'interférence donne des informations sur la structure de l'écoulement. Mais les premières véritables mesures de déplacements réalisés en VIP ont vu le jour avec la tomographie laser. Cette technique de visualisation [Schon 1979] permet d'éclairer simplement une tranche bidimensionnelle de l'écoulement. Ainsi, en plaçant un système d'acquisition d'images (appareil photo, caméra à film, ou plus récemment caméra vidéo) il est possible d'obtenir une ou plusieurs images successives de l'écoulement 2D. Il est nécessaire de supposer l'absence de phénomènes tridimensionnels dans l'écoulement pour pouvoir interpréter les images enregistrées. Dans le cas contraire d'écoulements 3D, l'accès à la troisième dimension de mesure du champ de déplacements est possible via des techniques de reconstruction stéréoscopique de deux images simultanées enregistrées par deux caméras décalées spatialement [Prasad 1993]. Nous ne nous intéressons pas à ce type de problème. L'étude des phénomènes bidimensionnels est encore d'actualité aujourd'hui. Même s'il existe des algorithmes commercialisables de mesures de déplacements 2D (par VIP), il demeure beaucoup de travail pour interpréter les mesures obtenues (problème de concordance entre le mouvement des traceurs et le mouvement du fluide), et pour cerner les domaines effectifs d'application de ces mesures.

D'une manière générale, deux types d'images de VIP sont distingués. Si la gamme de vitesses de l'écoulement est trop importante, il est actuellement impossible d'enregistrer l'évolution des traceurs sur images successives. En effet, la fréquence image des systèmes d'acquisition standards étant de 25 images par seconde, dès que le champ d'étude devient relativement petit, les positions des points subissant de grands déplacements ne peuvent plus être enregistrées sur images successives. Dans ce cas là, il est possible d'enregistrer plusieurs positions des traceurs sur la même image. On parle alors d'images multi-exposées. Dans le cas où soit la vitesse de l'écoulement est relativement faible, soit le champ d'intérêt est relativement grand, il est possible d'enregistrer le déplacement des traceurs sur images successives. On parle alors d'images mono-exposées.

Pour visualiser l'écoulement, la technique classique est de l'ensemencer avec de très petites particules réfléchissantes servant de traceurs. Plusieurs critères influent sur le choix d'un type de particules et de leurs concentrations. Il faut que la particule soit suffisamment petite pour suivre correctement l'écoulement. En effet, une particule trop grosse ne pourra pas suivre l'écoulement dans les zones turbulentes de très petites tailles (vortex, couches limites, etc...) (Cf. annexe B) [Prabel 1985] [Hjemfelt 1966]. De plus, il faut que la densité de ces particules soit proche de la densité du fluide. Dans le cas où cette densité serait nettement différente, des phénomènes de chutes ou d'élévation des particules se produiraient. Là encore, le mouvement des particules ne traduirait pas le mouvement du fluide étudié. Enfin, le choix de la concentration en particules conduit à différentes techniques de mesures. Si la concentration est très faible, la détermination du mouvement des particules se fera en suivant chacune d'elles (technique de "suivi de particules" ou PTV en anglais). Dans le cas d'une concentration plus importante mais suffisamment faible pour pouvoir encore individualiser les particules sur le support d'enregistrement, on parlera de VIP (ou PIV en anglais). Enfin, si la concentration en traceurs est suffisamment importante pour ne plus pouvoir discerner les particules entre elles, nous rentrons dans le cadre du domaine des images de speckle si le champ est totalement ensemencé, ou d'images de fumées s'il ne l'est que partiellement (par exemple dans le cas d'un jet de fluide ensemencé dans un milieu non ensemencé).

Chacun de ces cas donne lieu à des techniques de mesures différentes. Nous allons décrire chacun des algorithmes mis en oeuvre en précisant à chaque fois les domaines d'application physique, ainsi que les avantages et inconvénients. Une comparaison entre les techniques PTV et VIP a été réalisée par L. David [David 1996b].

2.2. TECHNIQUES DE MESURES EN VIP

2.2.1. Les techniques antérieures à la VIP : la mesure par fil chaud et la Vélocimétrie Laser Doppler (LDV)

Historiquement, les mesures de vitesses d'écoulements ont d'abord été réalisées de manière ponctuelle à l'aide de fil ou de film chaud. Comme son nom l'indique, ce type d'appareil comporte essentiellement un fil métallique chauffé par un courant électrique. Placé dans un écoulement, le fil chaud se refroidit plus ou moins suivant la vitesse du fluide. Il en résulte une variation de sa résistance. L'évaluation de la vitesse du fluide est basée soit sur la mesure de la résistance électrique du fil soit sur l'intensité de courant nécessaire à son maintien en température [Lefebvre 1986][Sacadura 1993]. Il est évident que ce type de mesure ne permet d'obtenir que la valeur de la vitesse suivant une direction. L'obtention des trois

composantes de la vitesse peut être atteinte par l'emploi d'un anémomètre à fil chaud comportant 9 fils (ou plus) [Wallace 1982][Balint 1986].

La technique de mesure locale de vitesses d'écoulements par LDV est une technique optique. C'est une technique locale au sens où les résultats obtenus sont la vitesse du fluide en un point et à différents instants. Le principe de la LDV est le suivant (cf. figure 2.1) [Steimke 1983]. L'écoulement est éclairé par deux faisceaux laser qui se croisent dans la zone de mesure. Il se crée, à cet endroit, un système de franges d'interférence dont la fréquence est liée aux longueurs d'ondes des deux spots lasers utilisés. Lorsqu'une particule ensemencée dans le fluide traverse ce réseau de franges, sa vitesse est déterminée en calculant le temps pris par la particule pour changer de franges d'interférence. Pour qu'un tel système fonctionne de manière satisfaisante, il faut que la concentration en traceurs soit faible (pour éviter d'avoir deux traceurs dans le réseau de franges) et réaliser beaucoup de mesures en un seul point pour obtenir une vitesse locale moyenne. Cette technique de mesure présente l'avantage d'avoir une bonne résolution spatiale (de 1 à 2 mm dans la plus grande dimension) et de posséder une grande précision de mesure (de 0.1 à 1%) [Adrian 1986]. Par contre, l'inconvénient inhérent à ce type de méthode est de ne fournir une information sur la vitesse de l'écoulement qu'en un seul point. Ainsi, si nous voulons une carte des vitesses de l'écoulement, il faut réitérer la mesure en tous les points de la grille de mesure. Etant donné que pour obtenir une évaluation fiable en un seul point, il faut moyenniser beaucoup de mesures, le temps nécessaire à l'obtention de cartes de vitesses devient très rapidement prohibitif (plusieurs jours). Cet inconvénient a grandement contribué à la recherche d'autres techniques permettant l'obtention directe de carte de vitesses.

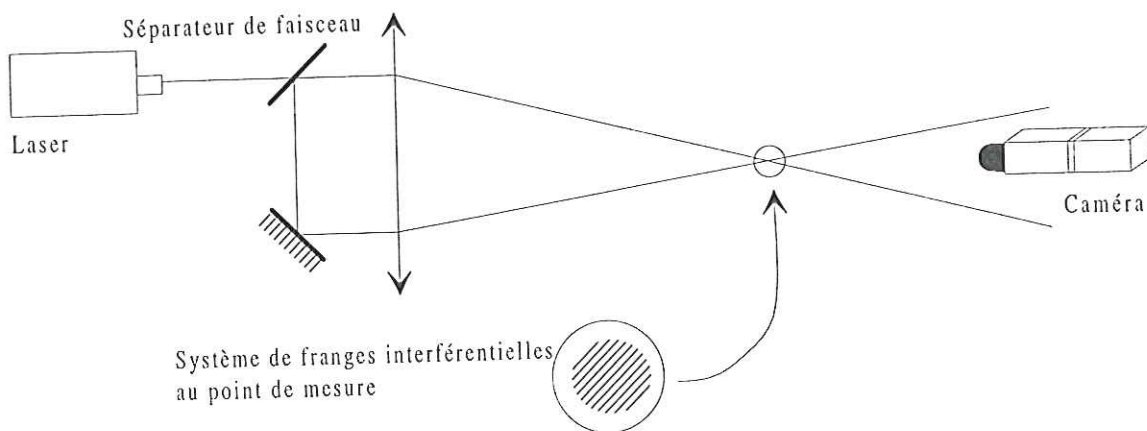


Figure 2.1 : Schéma type d'un système de mesure de déplacement par LDV

2.2.2. La Vélocimétrie par Images de Traits

Historiquement, l'une des premières méthodes capables de calculer le déplacement du fluide en plusieurs points instantanément à partir d'un seul enregistrement est la Vélocimétrie par images de Traits (ou Particle Streak Velocimetry - PSV). Le principe de cette technique est d'ensemencer le fluide avec de petites particules réfléchissant la lumière et d'enregistrer les traces laissées par ces particules avec un système d'enregistrement du type appareil photo ou caméra CCD. Le temps d'exposition du support d'enregistrement est choisi suffisamment long pour que chacune des particules n'apparaisse pas comme un point mais comme un trait. La longueur et la direction de chacun de ces traits renseignent sur le module et la direction du

vecteur déplacement du fluide en ces points. Connaissant la valeur du temps d'exposition du capteur, il est aisé de remonter au champ de vitesse.



Figure 2.2 : Image de traits utilisée en PSV

L'avantage de cette méthode est de fournir un ensemble de mesure de vitesses à partir d'une seule image de l'écoulement. Ceci permet son exploitation même lorsque la vitesse du fluide est très importante. De plus les résultats obtenus par cette méthode présentent de bonnes précisions. D'après L. David [David 1996], le taux d'erreur obtenu par cette technique est inférieur à 8%. Par contre, un inconvénient majeur de la PSV est sa perte de fiabilité lorsque l'écoulement devient tridimensionnel. Dans ces cas là, le trait laissé par la particule ne correspond pas au déplacement réel de la particule pendant le temps d'exposition mais, au temps où la particule a traversé la nappe laser. De plus, le dépouillement des images de traits se fait le plus souvent à l'aide d'une tablette sensitive où un opérateur repère manuellement le début et la fin de chaque trait. De ce fait, les temps nécessaires au dépouillement d'une image sont très long. Quelques techniques automatiques voient le jour mais se heurtent très rapidement au problème de croisement des trajectoires de particules lorsque la concentration augmente. Enfin, il faut souligner que les champs de vitesses mesurés ne sont pas obtenus sur une grille régulière mais en des points de mesures situés aléatoirement. Cela induit une interpolation a posteriori des résultats pour pouvoir les utiliser pour des calculs ultérieurs (champs de vorticité) ou pour des comparaisons. La détermination des champs de vitesses par ce type de méthode reste donc fastidieuse.

2.2.3. Le suivi individuel de particules

Pour éviter le problème de traversée de la nappe laser inhérent à la technique de mesure par PSV, le suivi individuel des traces des particules (Particle Tracking Velocimetry ou PTV) est une bonne alternative. Pour la PTV, les traces des particules sont enregistrées à deux instants successifs sur la même image (cas multi-exposé) ou sur deux images successives (cas mono-exposé) avec des temps d'exposition beaucoup plus courts que dans le cas de la PSV. Ainsi, les traces des particules n'apparaissent plus comme des traits mais comme deux points. La distance entre ces deux points fournit l'information de déplacement de la particule pendant le temps interexposition. La résolution du problème de mise en correspondance des deux traces des particules est généralement solutionnée par association avec le plus proche voisin et par lissage de la trajectoire obtenue sur 4 images ("four frame method") [Nishikawa 1994], [Wada 1994]. Les phénomènes tridimensionnels pouvant se produire dans l'écoulement ne sont plus critiques avec cette technique de mesure. En effet, si une particule, présente dans la nappe lors de la première exposition, est animée d'un mouvement 3D elle aura disparu lors de la deuxième exposition. Il sera alors impossible de mesurer le vecteur déplacement en ce point là. Mais, au contraire de la PSV, aucune des mesures effectuées ne sera erronée.

Les vitesses obtenues par cette méthode de mesure correspondent effectivement aux déplacements du fluide aux points de mesure. Aucune moyennisation n'est effectuée. Par conséquent, cette technique fournit de bons résultats pour des écoulements contenant des vortex (tourbillons) ou des rebonds contre des obstacles [Anderson 1996]. Toutefois, pour assurer de bonnes mesures avec cette technique, la concentration des particules servant de traceurs doit rester très faible. Dans [Nishino 1989], cet effet est mis en évidence. Pour de très faibles concentrations, le pourcentage de vecteurs erronés est nul mais augmente très rapidement avec la concentration (jusqu'à 40% lorsque l'ensemencement est de 800 particules de diamètre 300 μm pour un volume de 200 cm^3). Récemment, des techniques de tracking de groupes de particules ont été introduites [Okamoto 1995]. Il s'agit alors de suivre des ensembles déformables de particules. L'avantage de ce type de technique est d'améliorer la précision des mesures.

Une autre technique de mesure de déplacement est connue sous le même nom (!) de PTV. Il ne s'agit pas de suivre individuellement des particules mais de suivre statistiquement le mouvement d'un groupe de particules. Le principe de cette méthode est toujours d'enregistrer les positions des particules à deux instants successifs avec des temps d'exposition du capteur très court. Nous disposons ainsi de doublets de traces de particules. Suivant le cas de la multi-exposition ou de la mono-exposition, les traces des particules sont enregistrées sur une seule image ou bien sur deux images successives. Plaçons nous dans le cas le plus favorable où les traces des particules sont enregistrées sur deux images successives (cas mono-exposé). Nous verrons que le cas multi-exposé ne change rien au principe de la méthode. Tout d'abord, il faut localiser précisément les positions des particules sur chacune des images (par segmentation des images et calcul des centroïdes des traces binaires). Alors, chacune des images est partitionnée en fenêtres de calcul de taille suffisamment réduite pour que l'hypothèse d'un déplacement uniforme par fenêtre soit réalisée. Un vecteur déplacement est estimé par fenêtre de calcul. Ceci est fait de manière statistique en cherchant le meilleur recouvrement possible entre les positions des centroïdes des particules sur la seconde image et les positions décalées des particules de la première image. Ce meilleur recouvrement est déterminé via le calcul d'une fonction de corrélation binaire :

$$c_{ij} = \frac{P_L}{\sqrt{mn}} \quad (2.1)$$

où P_L est le nombre de produits logiques égaux à 1 entre les pixels de la première image et ceux de la fenêtre mobile de la seconde image, m et n le nombre de pixels égaux à 1 dans chacune des 2 images respectivement. D'autres auteurs [Nishikawa 1994] choisissent un coefficient de corrélation différent (mn au lieu de \sqrt{mn}).

D'une manière générale, la PTV binaire présente les mêmes avantages que la Vélocimétrie par Images de Particules (VIP) décrite ci après. Les résultats obtenus sont des cartes de vitesses équiréparties sur la zone de mesure, chaque vecteur correspondant à une moyenne des déplacements dans une petite zone. Cet avantage est aussi un inconvénient dans les zones de l'écoulement à fort gradient où le vecteur résultant de cette moyenne n'a plus aucune signification.

Cette méthode présente un fort désavantage vis à vis de la VIP. En effet, le fait de binariser les positions des particules correspond à une perte d'information. Le niveau de gris des particules est une information qui permet d'améliorer les associations entre les traces des particules. Pour s'en convaincre il suffit de considérer le cas où seulement deux doublets de particules sont présents dans une fenêtre de calcul. Après binarisation des traces, il y a ambiguïté sur la correspondance entre les traces alors que ce n'est pas le cas avant binarisation (Cf. figure 2.3). Ceci provient du fait que, entre deux expositions successives, il est

raisonnable de supposer qu'une même particule garde un niveau de gris quasiment constant. Ce niveau de gris est donc une aide à la mise en correspondance.

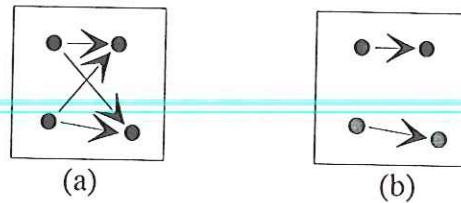


Figure 2.3 : (a) Ambiguïté d'association des traces binaires des particules (PTV) (b) L'information "niveau de gris" permet de lever cette ambiguïté (VIP).

2.2.4. La Vélométrie par Images de Particules

Pour tenir compte de cette information niveau de gris, diverses techniques ont été introduites par différents auteurs. La plus connue d'entre elles est certainement la Vélométrie par Images de Particules (VIP ou PIV). Le principe est toujours d'enregistrer les positions des particules à deux instants successifs sur la même image ou sur deux images successives. Suivant le type du capteur, on distingue la VIP et la VIP numérique (en anglais, DPIV : Digital Particle Image Velocimetry). Dans le premier cas, le capteur utilisé pour enregistrer les positions est un capteur analogique (négatif photo, film, ...) alors que pour la VIP numérique, ces positions sont directement enregistrées sur un capteur numérique du type capteur CCD. Il n'existe pas de différence fondamentale entre ces deux techniques. Pour la VIP, le support analogique est digitalisé a posteriori en éclairant les négatifs avec un faisceau de lumière cohérente et parallèle et en enregistrant l'image ainsi obtenue à l'aide d'un capteur CCD [Schon 1984], [Prabel 1985], [Reuss 1989], [Reuss 1990]. La VIP numérique a l'avantage d'enregistrer directement les images à l'aide d'un capteur CCD, ce qui évite l'étape fastidieuse et très longue de numérisation a posteriori. Mais, c'est au détriment de la résolution des images. En effet, en VIP numérique, la résolution classique actuelle est de 512 par 512 pixels. Au contraire, en VIP, des résolutions beaucoup plus importantes sont atteintes (plus de 2500 par 2500 pixels par exemple dans [Oakley 1996], [Reeves 1996]). Dans la suite de ce travail, nous ne considérons que le cas de la VIP numérique.

Le principe de détermination des déplacements du fluide est très similaire à celui de la PTV mis à part l'étape de segmentation. I. Kimura et T. Takamori montrent de manière expérimentale sur l'écoulement à l'aval d'un cylindre que cette absence de segmentation est un avantage et permet d'obtenir de meilleurs résultats [Kimura 1986]. Comme précédemment, nous nous plaçons dans le cas où les positions des particules sont enregistrées sur 2 images successives. Le cas multi-exposé sera traité par la suite et n'apporte que peu de modifications à l'algorithme.

2.2.4.1. L'intercorrélation d'images de particules

Pour les images de VIP mono-exposées, la technique de dépouillement la plus classique est l'intercorrélation de zones correspondantes de chaque image. Tout d'abord, chaque image est partitionnée en petites zones de calcul (cf. figure 2.4).

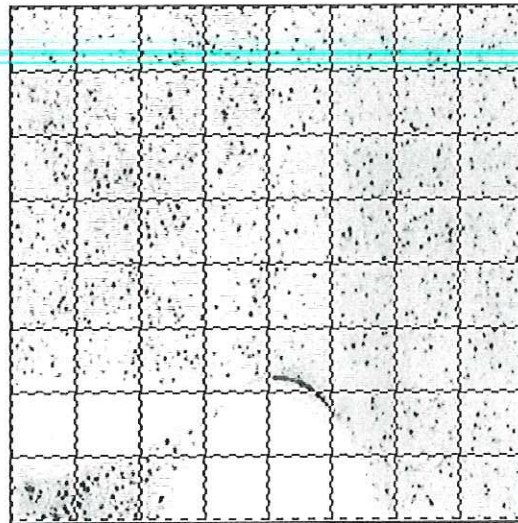


Figure 2.4: Exemple de partition d'une image mono-exposée 256*256 pixels en fenêtres de calcul de 32*32 pixels.

Ensuite, chacune des fenêtres de la seconde image est déplacée de manière à trouver la meilleure correspondance des traces des particules avec les traces de la première image. Cette meilleure correspondance est déterminée par le maximum de la fonction de corrélation f :

$$f(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y s_1(x, y) s_2(x-i, y-j)}{\sqrt{\sum_{x,y} s_1(x, y)^2} \sqrt{\sum_{x,y} s_2(x-i, y-j)^2}} \quad (2.2)$$

où s_1 et s_2 représentent respectivement des fenêtres de la première et de la seconde image. Pour pouvoir réaliser ce calcul, la seconde fenêtre s_2 doit être mobile. De plus pour éviter des problèmes de prolongement aux bords, cette seconde fenêtre mobile est choisie de taille inférieure à celle de s_1 (cf. figure 2.5). Nous parlons alors de motif (s_2) recherché dans une zone de recherche (s_1) (cf. figure 2.6).



Figure 2.5 : Exemple typique de choix réalisé pour le positionnement des fenêtres de calcul.

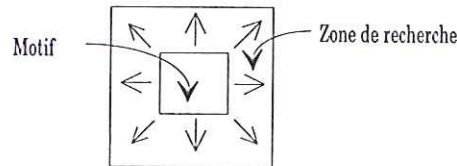


Figure 2.6 : Recherche du maximum de corrélation entre un motif de la première image et la zone correspondante dans la seconde image.

Le déplacement du fluide dans chaque fenêtre est alors déterminé par la position (relativement au centre de la fenêtre) du maximum de la fonction de corrélation f .

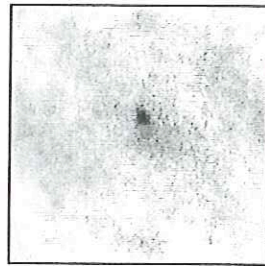


Figure 2.7 : Image résultat d'une intercorrélation

Le procédé de calcul de cette fonction défini par l'équation 2.2 est appelé corrélation directe. Une autre méthode de calcul plus rapide existe. La fonction f de corrélation est alors estimée en passant dans le domaine fréquentiel par la formule :

$$f = TF^{-1}(S_1 S_2^*) \quad (2.3)$$

où S_1 et S_2 représentent les transformées de Fourier respectives des signaux s_1 et s_2 et la notation $*$ le complexe conjugué. Les problèmes de bords sont alors résolus via une périodisation des images lors du calcul des transformées de Fourier.

L'avantage de ce mode de calcul par rapport au mode direct est un gain de calcul très important. Sur des imageries de taille 128 par 128 pixels, en choisissant un motif représentant le quart de la fenêtre de calcul, l'estimation de la fonction de corrélation par la formule 2.3 est 8 fois plus rapide que l'estimation directe. Ce rapport est d'autant plus important que la taille du motif devient faible.

Cette différence en temps de calcul est largement contrebalancée par de nombreux avantages fournis par l'estimation directe de la fonction de corrélation. Aucune restriction n'est imposée sur la taille des fenêtres de calcul. En particulier, il est possible de choisir des fenêtres rectangulaires et de tailles non en puissance de deux. Ce type de choix n'est pas possible avec l'estimation par Fourier. En effet, le calcul des transformées de Fourier est généralement réalisé via l'algorithme de FFT (Fast Fourier Transform) qui impose des fenêtres de taille en puissance de deux. L'utilisation d'autres algorithmes pour calculer ces transformées de Fourier nous ramènerait à des temps de calcul similaires à ceux de la corrélation directe. Ce n'est donc pas intéressant.

Un second avantage de la corrélation directe est de pouvoir éliminer l'un des paramètres classiques en VIP : le biais géométrique ou biais transversal. Ce paramètre est défini comme le pourcentage de particules isolées dans la fenêtre de calcul considérée. L'isolement de ces particules est dû à la limitation géométrique de la cellule d'interrogation et non à d'éventuels phénomènes tridimensionnels de l'écoulement (cf. figure 2.8).

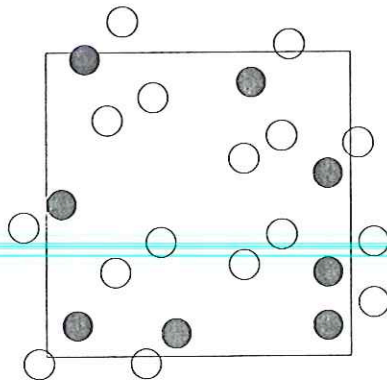


Figure 2.8 : Illustration du biais géométrique (particules isolées -représentées en grisé- à cause de la limitation géométrique de la fenêtre de calcul). Les deux expositions successives des particules sont superposées.

Un choix bien adapté des tailles relatives du motif et de la zone de recherche permet d'éliminer ce paramètre [Huang 1993]. Toutes les particules appartenant au motif possèdent alors leur doublet dans la zone de recherche (cf. figure 2.9).

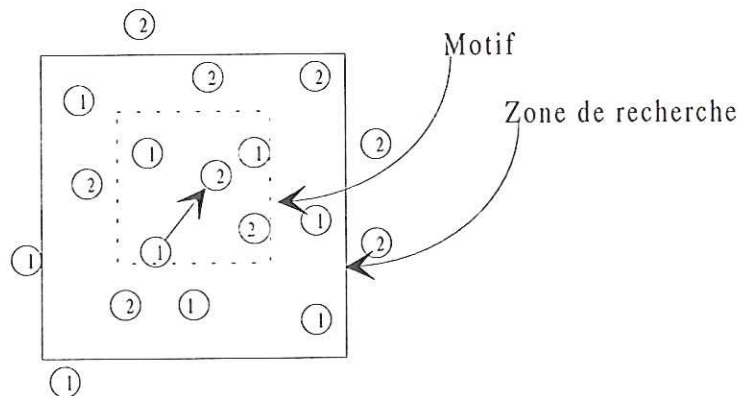


Figure 2.9 : Elimination du biais géométrique en corrélation directe par un choix judicieux des tailles respectives du motif et de la zone de recherche. Les deux traces successives des particules bien qu'enregistrées sur deux images successives sont superposées.

De manière plus générale, ces techniques de mesure de déplacement par intercorrélacion présentent de nombreux avantages. La résolution spatiale (i.e. la gamme de déplacements mesurables) est importante. Dans un article définissant les limites de mesures des systèmes VIP en fonction de leurs performances, Keane et Adrian donnent une résolution spatiale pouvant être équivalente à la taille de la cellule d'interrogation (en déplaçant la "position moyenne" de la seconde fenêtre) [Keane 1992].

De plus, il est possible de mesurer des déplacements avec des précisions inférieures à la taille d'un pixel. L'interpolation par une gaussienne sur-échantillonnée du pic de corrélation, (pic obtenu sur la grille discrète de l'image), permet d'obtenir des précisions de l'ordre du centième ou du dixième de pixels suivant les auteurs [Rouland 1994], [Allano 1996]. Le choix d'une fonction d'interpolation gaussienne s'explique par le fait que dans la plupart des cas, le pic de corrélation est de forme gaussienne. En effet, la forme de ce pic est liée à la forme de

l'image de la particule. Or, généralement les traces des particules présentent des distributions gaussiennes en niveaux de gris (à cause d'un éclairage par tranche laser de profil gaussien).

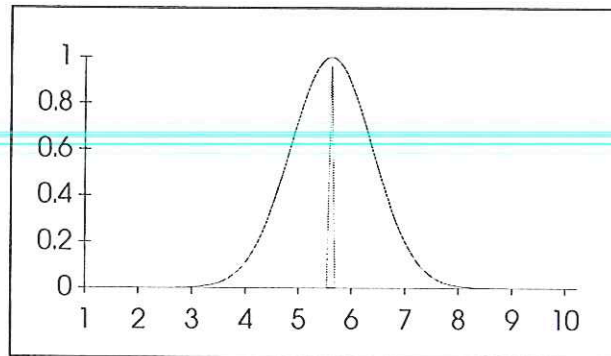


Figure 2.10 : Exemple de mesure sub pixel d'un déplacement par interpolation du pic de corrélation avec une gaussienne. L'échelle de l'axe vertical est arbitraire.

Ce type de précision (1/100 de pixels) n'est, pour le moment, atteinte en VIP que dans des cas très favorables (par exemple pour le déplacement d'une mire de points ou pour des déplacements totalement uniformes dans la zone d'intérêt). Dans la majorité des images expérimentales, les déplacements ne sont pas tous identiques, le bruit de numérisation ou de la chaîne optique est important, le pourcentage de particules isolées (phénomènes tridimensionnels) est non négligeable et ainsi, il est très difficile d'obtenir des telles précisions avec une bonne fiabilité.

Un troisième avantage de la technique de mesure des déplacements par intercorrélation est sa robustesse vis à vis du bruit pouvant intervenir dans les images. Deux types de bruits sont généralement distingués : le bruit provenant de la chaîne optique (poussières éventuelles, vibrations mécaniques des appareils, aberrations optiques, ...) et le bruit numérique d'acquisition (bruit dû à l'électronique commandant le capteur). La somme de ces deux bruits peut devenir très importante expérimentalement. Malgré tout, la corrélation donne de bons résultats, y compris pour des niveaux de bruits pouvant être égaux aux niveaux des signaux (niveaux de gris des particules). De manière heuristique, ces bruits sont "blancs" et donc, dans l'image de corrélation, leur contribution intervient dans le pic central. Le pic correspondant au déplacement n'en est pas affecté. La détermination du déplacement reste correcte tant que ce pic central de bruit reste inférieur au pic de déplacement. L'explication plus approfondie de ce phénomène sera détaillée dans le chapitre portant sur l'étude de la sensibilité des différentes méthodes VIP.

De manière plus globale, cette technique fournit une carte de vecteurs déplacements équirépartis sur l'image. Chacun de ces vecteurs correspond à une moyenne des déplacements dans une petite zone. Ce type de résultat est adapté au calcul a posteriori de grandeurs déduites (par exemple la vorticité de l'écoulement). De plus, la concentration des particulesensemencées dans l'écoulement peut être beaucoup plus importante que dans le cas de la PTV.

Cette technique de mesure de déplacements par corrélation d'images de particules présente malgré tout deux inconvénients majeurs. Le premier, déjà cité, est la dépendance de la forme du pic vis à vis de la forme des traces des particules. En particulier, plus ces traces sont larges, plus le pic de corrélation est évasé. Ainsi, lorsqu'il existe une dispersion des déplacements dans la cellule d'interrogation, il est impossible de retrouver cette dispersion sur le pic de déplacement. Nous présentons dans ce mémoire une méthode VIP permettant de retrouver cette dispersion.

Le second désavantage de l'intercorrélation est lié au positionnement des fenêtres de calcul. Généralement ce positionnement est réalisé via une découpe géométrique régulière des images. Par conséquent, certaines fenêtres de calcul ne contiennent que très peu ou pas du tout de particules. Le vecteur déplacement mesuré sur une telle fenêtre est donc forcément erroné. Aussi, nous présentons ultérieurement des méthodes permettant de positionner au mieux (en fonction de la concentration en particules) les fenêtres de calcul. Enfin, d'un point de vue "traitement du signal", l'estimateur de la corrélation donné par l'équation 2.3 n'est valide que pour des signaux déterministes d'énergie finie. A priori, cette hypothèse n'est pas vérifiée sur des images réelles. La nouvelle méthode VIP présentée dans ce mémoire utilise un autre estimateur (estimation lissée des densités spectrales) valide sur des images.

2.2.4.2. L'autocorrélation d'images de particules

Nous nous intéressons dans ce paragraphe au cas où les deux traces successives de chacune des particules sont enregistrées sur la même image. Le principe de dépouillement de ce type d'image est assez peu différent du cas de l'intercorrélation. Comme précédemment, l'image est partitionnée en fenêtres de calcul. Sur chacune de ces fenêtres, nous calculons une fonction d'autocorrélation (directe ou par Fourier). Cette fonction est obtenue à partir de la définition de l'intercorrélation (équation 2.2 ou 2.3) en ne considérant qu'un seul signal s en remplacement des deux signaux (correspondant aux deux images) s_1 et s_2 .

Pour interpréter cette fonction d'autocorrélation, il suffit de raisonner comme pour le cas de l'intercorrélation en supposant que l'on dispose de deux signaux : le signal s et une copie de ce signal.

L'image résultant de ce calcul présente normalement trois pics : un pic central dû à la parfaite superposition du signal à sa copie (lorsque celle-ci n'est pas déplacée), et deux pics correspondant aux déplacements dus aux bonnes superpositions obtenues lorsque la copie du signal est déplacée suivant la direction du déplacement dans un sens et dans l'autre.

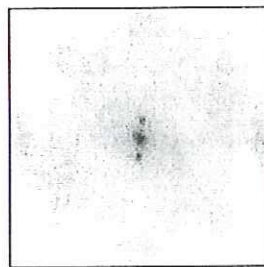


Figure 2.11 : Image résultat d'une autocorrélation.

L'avantage de cette technique par rapport à l'intercorrélation est d'utiliser une seule image pour mesurer des déplacements. Ainsi, le temps entre deux expositions du capteur peut être beaucoup plus court que dans le cas de l'intercorrélation où ce temps est limité par la fréquence image ou au plus par le temps de rafraîchissement du capteur (cas de la vidéo instantanée). Pour des écoulements très rapides ou très turbulents, cette caractéristique est essentielle.

Cette méthode possède les mêmes avantages que l'intercorrélacion, à savoir :

- production de cartes de vitesses équiréparties spatialement,
- bonne robustesse vis à vis des bruits optique et numérique,
- possibilité de mesurer des déplacements avec une précision inférieure au pixel par interpolation des pics correspondant aux déplacements.

Les inconvénients soulignés lors de la description de l'intercorrélacion sont toujours valables dans ce cas. La forme des trois pics est toujours dépendante de la taille des traces des particules. Donc, il est toujours impossible de retrouver une éventuelle dispersion des déplacements dans la fenêtre de calcul. Cet inconvénient est encore plus gênant ici. En effet, si les pics deviennent trop évasés, ou si le déplacement est relativement faible vis à vis de la taille des particules, alors il est impossible de discerner les deux pics de déplacements du pic central. Celui-ci masque complètement l'information déplacement. De même que pour l'intercorrélacion, nous proposons une méthode permettant de solutionner ce problème.

Le positionnement de fenêtres de calcul est encore un problème important. De même que pour les images mono-exposées, il est essentiel de pouvoir partitionner l'image de telle façon que chacune des zones de calcul définies soit pertinente.

L'inconvénient majeur et évident de l'autocorrélacion est de fournir l'information déplacement avec une ambiguïté sur son sens (à cause des deux pics secondaires équivalents). Seuls le module et la direction du déplacement sont obtenus directement. De nombreux auteurs se sont penchés sur ce problème et aujourd'hui, il existe de nombreuses solutions pour lever cette ambiguïté. L'une des méthodes les plus simples est de réaliser des temps d'ouverture du capteur différents lors des deux expositions. Ainsi, les deux traces de chacune des particules ne présentent plus la même taille et il est facile de déterminer le sens du déplacement [Grant 1990]. Similairement en réalisant trois ouvertures séparées par des temps interexposition inégaux, il est aisé de remonter au sens du déplacement [Grant 1995]. Une autre méthode couramment utilisée est de déplacer l'image d'un écart donné entre les deux expositions de telle façon que la discrimination entre l'ensemble des traces dues à la première exposition et celles dues à la seconde soit évidente [Adrian 1986 b], [Landreth 1988]. Une technique plus élaborée a été introduite récemment par Lawson et al. [Lawson 1995]. Le codage de l'ordre des traces des particules est réalisé en plaçant un masque muni de deux ouvertures entre le champ d'observation et le capteur, et en faisant tourner ce masque de 90° entre les deux expositions. Les traces des particules montrent alors des franges de Young dont la direction est donnée par la direction du masque. La transformée de Fourier d'une telle image conduit à 4 pics (deux suivant chaque axe) plus un pic central. La séparation des première et deuxième traces est alors réalisée par un filtrage spatial (les premières traces sont obtenues en calculant la transformée de Fourier inverse des deux pics sur l'axe correspondant à la direction des ouvertures lors de l'exposition 1, et les secondes par transformée de Fourier inverse des deux pics restants). Après ce traitement, les deux expositions sont totalement séparées et nous nous replaçons dans le cas de l'interexposition.

Par rapport au cas mono-exposé, la résolution spatiale de la mesure du déplacement est plus faible en bi-exposition. Keane et Adrian [Keane 1990] propose une limite supérieure pour la norme du déplacement correspondant à 25% de la taille de la cellule d'interrogation.

2.2.5. La vélocimétrie par Speckle

La méthode de mesure des déplacements dite de vélocimétrie par speckle est semblable en tout point à la VIP d'un point de vue "traitement d'images". L'unique différence réside dans la concentration des traceurs ensemencés dans l'écoulement. En VIP, cette concentration est relativement importante mais suffisamment faible pour que les taches de diffraction dues à chacune des particules ne se recouvrent pas. Ainsi, il est possible d'individualiser chacune des particules sur le capteur. Au contraire, pour la technique de speckle, la concentration est très importante et les taches de diffraction des particules se recouvrent, avec des phases aléatoires dans le plan de l'image. L'image obtenue ressemble alors à du "papier buvard" (cf. figure 2.12). Comme pour les techniques VIP, il est possible d'enregistrer les traces des particules à deux instants successifs sur une même image ou sur deux images successives. La mesure du déplacement est faite sur des fenêtres de calcul par auto ou intercorrélation. Cette mesure est possible car le speckle en un point donné est dû à l'interaction des taches de diffraction de plusieurs particules. Lorsque ces particules se déplacent, le speckle qu'elles créent se déplace avec elles. La mesure du déplacement des taches de speckle correspond donc bien à la mesure du déplacement des particules.

L'avantage du speckle sur la VIP est de pouvoir mesurer des déplacements en tout points car le speckle est distribué de manière continue sur l'image. Toutefois, sa formation étant aléatoire, il existe une incertitude sur l'exactitude des déplacements mesurés [Adrian 1984]. Ces mesures sont rendues d'autant plus faciles que la vitesse est lente et les particules grosses [Grobel 1991]. Dans cette situation, l'aléatoire existant sur la formation du speckle est petit vis à vis de la vitesse à mesurer. La précision obtenue sur la mesure est dans ce cas approximativement égale à 2%.

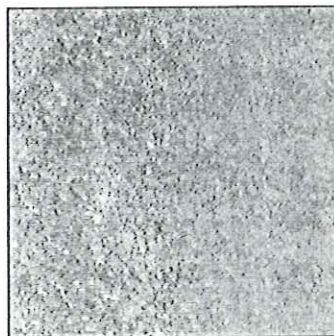


Figure 2.12 : Image type de Speckle

2.2.6. Les franges de Young

La technique des franges de Young est une alternative à la VIP par autocorrélation et se rapproche dans son principe de la LDV. Le principe est de réaliser la transformée de Fourier du signal non plus numériquement après acquisition de l'image mais optiquement avant cette acquisition. Pour cela, une lentille est insérée entre le capteur et le champ observé (cf. figure 2.13). Cette lentille réalise une transformée de Fourier bidimensionnelle de l'image. Le capteur est alors placé dans le plan focal de cette lentille et enregistre cette transformée de Fourier [Meynart 1983]. Ainsi, les problèmes numériques rencontrés lors du calcul des FFT sont évités.

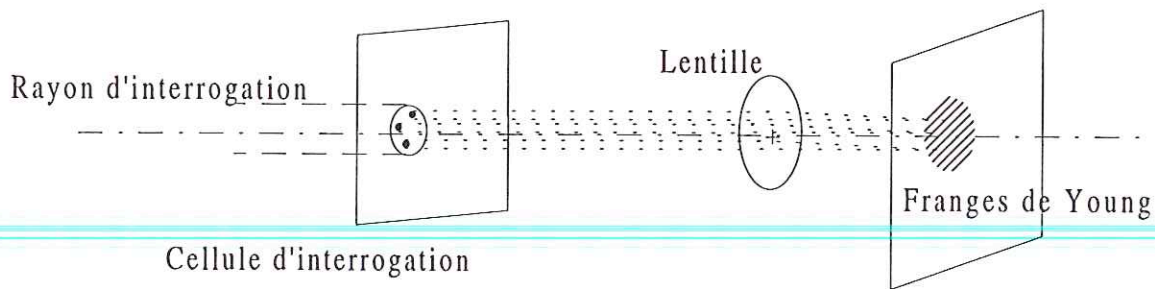


Figure 2.13 : Méthodes des franges de Young. La lentille réalise une transformée de Fourier optique du signal bi-exposé.

Chaque point de l'image originelle agit comme une source de lumière ponctuelle. S'il existe des paires de particules dans l'image, alors l'interaction de leurs sources respectives crée un système de franges d'interférences dites "franges de Young" dont la direction donne la perpendiculaire au sens du déplacement et l'écartement son module. Si il existe plusieurs paires de particules séparées de la même quantité dans la même direction, alors leurs franges respectives se cumulent et on obtient dans l'image résultat (cf. figure 2.14) un système de franges bien marqué. La mesure de la direction et de l'écartement de ces franges donne la direction perpendiculaire et le module du déplacement moyen dans une zone [Adrian 1991], [Adrian 1986]. Pour que cette technique fonctionne, il faut donc que l'image de départ soit multi-exposée. Il est possible d'obtenir des franges de Young en VIP numérique en calculant la transformée de Fourier numérique d'une image bi-exposée mais cela ne présente pas grand intérêt (perte de la précision obtenue avec la transformée optique).

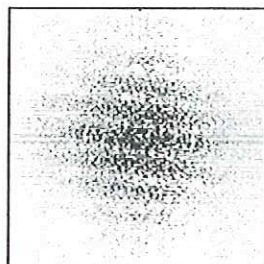


Figure 2.14 : Système de franges de Young résultant de la transformation de Fourier d'une image bi-exposée.

2.3. INTRODUCTION A DE NOUVELLES TECHNIQUES EN VIP NUMERIQUE

Nous nous proposons dans ce mémoire d'introduire deux nouvelles méthodes de mesures du déplacement en VIP numérique. La motivation de cette recherche est de fournir des algorithmes offrant une alternative à l'auto et l'intercorrélations. En effet, ces techniques ne sont pas sans défauts.

Les méthodes proposées sont :

- le cepstre d'énergie comme alternative à l'autocorrélation,
- l'identification des déplacements comme alternative à l'intercorrélations.

Ces deux fonctions présentent un pic (lié au déplacement) qui ne dépend plus de la taille des traces des particules (comme c'était le cas pour l'inter ou l'autocorrélation). Ceci permet la

mesure des déplacements plus petits dans le cas d'images multi-exposées ainsi que de retrouver la distribution des déplacements autour du déplacement moyen dans les deux cas (mono et multi-exposées). De plus, l'identification des déplacements et le cepstre sont basés sur une estimation lissée des densités spectrales et interspectrales du couple d'images. Le problème d'interprétation des résultats de la corrélation dû à l'utilisation d'un estimateur non valide de ces densités est alors éliminé.

Nous verrons aussi que, par l'intermédiaire de la distribution des déplacements autour du déplacement moyen, il est possible de majorer les gradients de déplacements et donc de vitesses dans une fenêtre de calcul. Cette information est un apport supplémentaire par rapport aux techniques d'auto et d'intercorrélation.

La distribution des déplacements nous conduit aussi à mesurer des déplacements moyens avec une précision inférieure au pixel par fenêtre de calcul a priori plus juste que ceux obtenus par interpolation du pic d'intercorrélation. Comme nous disposons d'un histogramme discret du nombre de particules possédant un déplacement donné, le déplacement moyen est fourni par une moyenne des déplacements, pondérée par cet histogramme.

Le chapitre 3 est consacré à la présentation de ces deux techniques et à la description détaillée de leurs propriétés originales. La deuxième étape de ce travail est de montrer qu'il est possible d'utiliser ces algorithmes pour des mesures expérimentales. Le chapitre 4 est donc dévolu à la quantification des domaines d'application de ces méthodes en fonction de six paramètres classiques en VIP numérique.

Ces six paramètres sont :

- la concentration en particules,
- le rapport entre les gradients de déplacements et le déplacement moyen à l'intérieur d'une fenêtre de calcul,
- le rapport entre le module du déplacement moyen et la taille de la cellule d'interrogation,
- le pourcentage de particules isolées dû à d'éventuels phénomènes tridimensionnels,
- le pourcentage de particules isolées dû à la limitation géométrique de la cellule d'interrogation,
- le bruit numérique dû à la chaîne optique et à l'électronique de commande du capteur.

L'ensemble de ces paramètres est identique à celui utilisé dans [Keane 1992]. Un certain nombre d'autres paramètres existe en VIP. Nous ne les avons pas retenus pour la raison suivante.

Nous nous plaçons dans le cadre de la VIP numérique. Ainsi, tous les paramètres liés à la chaîne optique ou à la plate forme expérimentale sont considérés comme fixés. Nous nous intéressons seulement aux paramètres pouvant évoluer d'une image à l'autre au cours d'une expérience. Par exemple le niveau de gris des particules est lié à la puissance de la source lumineuse continue utilisée pour créer la nappe laser. L'évolution de paramètre n'est pas intéressante dans l'optique de quantification d'une méthode VIP numérique. D'autres études se sont intéressées à l'exactitude des mesures VIP en fonction de paramètres optiques tels que le grandissement [Grant 1989], la résolution (i.e. la taille du pixel dans le plan objet) [Prasad 1992].

Pour quantifier le domaine d'application des algorithmes en fonction de chacun de ces paramètres, il est essentiel de pouvoir maîtriser l'évolution indépendante de chacun de ces paramètres sur un ensemble significatif d'images. Pour cela, nous avons mis au point un

système de génération d'images de synthèse simulant des images de VIP numérique. L'intérêt de ce système est de maîtriser exactement la valeur de chacun des six paramètres ainsi que leurs évolutions.

Le deuxième temps de la caractérisation des algorithmes du cepstre et de l'identification est de comparer les domaines d'application obtenus avec ceux de l'autocorrélation et de l'intercorrélation. Ce travail est présenté en conclusion du chapitre 4. Pour les domaines d'application de l'inter et de l'autocorrélation, nous utilisons deux types de résultats :

- les résultats obtenus par ces méthodes sur les images de synthèse générées par notre système,
- les domaines d'application définis dans la littérature ([Cenedese 1993], [Coupland 1988], [Guezennec 1989], [Huang 1993], [Keane 1990], [Keane 1992], [Willert 1991], [Rouland 1994]).

Enfin, nous nous attacherons au chapitre 5 à décrire des algorithmes de positionnement automatique des fenêtres de calcul en fonction de la concentration locale en particules. Cette étape du traitement est souvent négligée. Pourtant un choix judicieux des fenêtres de calcul permet d'améliorer nettement la qualité des résultats obtenus par les algorithmes précédemment décrits. Le principe du placement de fenêtres choisi est de positionner des fenêtres seulement en présence de doublets de particules [Ducottet 1995]. Une autre méthode consiste à estimer les concentrations locales par fenêtres et à éliminer les fenêtres de trop faible concentration.

Quelques post traitements relativement classiques complètent cette étude des algorithmes VIP. Nous présentons deux algorithmes d'élimination des vecteurs déplacements erronés :

- par algorithme génétique [Kimura 1994],
- par comparaison avec les vecteurs voisins et validation par rapport au vecteur médian.

Après élimination de ces vecteurs faux, il peut être utile de réinterpoler les valeurs du déplacement en ces points à l'aide des vecteurs voisins. Nous décrivons un algorithme très simple permettant d'obtenir une carte complète et régulière des déplacements. Le problème d'interpoler des vecteurs déplacements obtenus en des points de mesures positionnés aléatoirement sur l'image (cas de la PSV et de la PTV) est aussi solutionné.

3. LE CEPSTRE ET L'IDENTIFICATION

3.1. INTRODUCTION

Les techniques classiques de mesures de déplacements en VIP utilisant des estimations des fonctions d'inter ou d'autocorrélation ne sont pas sans défauts. Au chapitre précédent, nous avons signalé la relation existant entre le diamètre des points servant de marqueurs et la taille des pics d'inter ou d'autocorrélation. Cette dépendance est particulièrement gênante dans le cas d'images multi-exposées car cela interdit la mesure de très petits déplacements. Mais, l'obtention de pics de déplacements indépendants de la taille des traceurs fournit de nombreuses propriétés aussi bien pour le cas mono-exposé que multi-exposé.

D'un point de vue théorique, les estimateurs de densités spectrales utilisés pour le calcul des fonctions d'inter ou d'autocorrélation (par Fourier) sont non efficaces sur des images. Cela signifie simplement que les spectres de Fourier des images sont perturbés par la présence de lobes secondaires (dus à la troncature spatiale des images). Dans la mesure où nous ne nous intéressons seulement à la position du maximum de corrélation, ceci n'est pas un handicap. Toutefois, pour d'autres utilisations des densités spectrales, il peut être intéressant d'obtenir cette propriété d'efficacité.

Ces deux remarques sur les méthodes de mesures de déplacements par corrélation (par Fourier) nous amènent à introduire deux techniques alternatives (utilisant aussi des transformations de Fourier). S'il est possible de disposer de deux images successives mono-exposées, l'utilisation de l'intercorrélation peut être remplacée par une technique d'identification des déplacements. Dans le cas d'images multi-exposées, nous proposons comme alternative à l'autocorrélation le *cepstre d'énergie*.

Pour l'identification des déplacements, la propriété de validité de l'estimation des densités spectrales est essentielle. Pour la méthode du cepstre, cette propriété induit seulement une amélioration des résultats obtenus. Nous présentons ci-après en détail les principes respectifs de ces techniques ainsi que leurs propriétés.

3.2. L'IDENTIFICATION DES DEPLACEMENTS

La mesure des déplacements entre deux images successives est réalisée soit par intercorrélation (technique classique) soit par identification des déplacements. Nous allons présenter plus en détail cette dernière méthode. Celle-ci est issue de traitements relativement classiques en traitement du signal monodimensionnel. Nous adaptons ce principe au cas bidimensionnel. Cette nouvelle technique fournit des pics de déplacement dont le support est réduit à un pixel. Cette caractéristique permet d'obtenir de nombreuses informations sur les déplacements telles que la majoration des gradients ou la répartition des déplacements dans une zone. La mise en oeuvre de cette technique impose l'utilisation d'estimateurs valides des densités spectrales et interspectrales. Nous détaillons ci-après ce point.

La technique que nous généralisons est celle d'identification de processus ou plus précisément de mesure de caractéristiques dynamiques telles que les fonctions de transfert ou réponses impulsionnelles des systèmes linéaires (la fonction de transfert d'un système peut être définie par la transformée de Laplace de la réponse impulsionnelle). Présentons rapidement ces techniques d'identification de réponse impulsionnelle. Considérons un système S . Ce système est caractérisé complètement par sa réponse impulsionnelle $h(t)$. Un signal d'entrée $e(t)$ donne en sortie du système un signal $s(t)$ qui lui est relié par l'équation de convolution suivante :

$$s(t) = \int_{-\infty}^t e(v)h(t-v)dv = e(t)*h(t) \quad (3.1)$$

Les fonctions d'autocorrélation du signal d'entrée (C_e) et d'intercorrélation du signal d'entrée et de sortie (C_{es}) sont liées par une relation de convolution analogue. Donc, si C_e est assimilable à une distribution de Dirac, alors la réponse impulsionnelle du système est égale à la fonction d'intercorrélation entrée-sortie (cf. équation (3.2))

$$C_{es} = C_e * h = \delta * h = h \quad (3.2)$$

Cette méthode présente le désavantage d'imposer un signal d'entrée très spécifique et est assez difficile à simuler (il faut que la largeur de l'impulsion soit suffisamment faible pour être assimilable à une distribution de Dirac).

Une autre technique d'identification de la réponse impulsionnelle d'un système consiste à superposer à l'entrée $e(t)$, considérée comme imposée, un signal test $b(t)$. Ce signal test est soit un bruit blanc (ou coloré) soit un signal pseudo-aléatoire [Max 1972a]. Dans tous les cas, ce signal doit avoir une fonction d'autocorrélation semblable à une distribution de Dirac. Le signal de sortie s peut alors être décomposé en deux parties distinctes :

- la réponse du système au signal d'entrée normal : s_e
- la réponse du système au signal test : s_b .

L'indépendance de ce signal test b et de la réponse au signal d'entrée s_e induit que leur fonction d'intercorrélation est nulle :

$$C_{bs_e} = 0 \quad (3.3)$$

Il s'ensuit que :

$$C_{b(s_e+s_b)} = C_{bs_b} = C_{bb} * h \quad (3.4)$$

Or, si le signal test a une fonction d'autocorrélation assimilable à une distribution de Dirac, la fonction d'intercorrélation du signal de sortie total (s_e+s_b) et du signal test b est alors égale à la réponse impulsionnelle h .

L'intérêt de cette méthode est de pouvoir choisir le signal test b de puissance assez faible pour ne pas perturber le fonctionnement du système.

La même méthode s'applique si le système S est soumis à des perturbations $p(t)$ qui produisent une troisième composante s_p sur la sortie $s(t)$. Dans ce cas là, non seulement la fonction d'intercorrélation "signal test" - "réponse du signal d'entrée" est nulle (cf. équation (3.3)) mais aussi la fonction d'intercorrélation "signal test" - "réponse aux perturbations" :

$$C_{bs_p} = 0 \quad (3.5)$$

Enfin, la dernière méthode d'identification de réponse impulsionnelle d'un système linéaire fonctionne par simple observation du système. Elle s'applique dans les cas où il est impossible d'adjoindre au signal d'entrée un signal test. Rappelons que les fonctions d'intercorrélation entrée-sortie et d'autocorrélation de l'entrée sont liées par

$$C_{es} = C_e * h \quad (3.6)$$

De cette équation, il est possible de déduire la réponse impulsionnelle h par une simple déconvolution. Cette opération de déconvolution est réalisée dans l'espace spectral. La même opération réalisée à partir de l'équation (3.1) demande des échantillons très importants de e et s pour obtenir la même précision sur h . Le calcul des fonctions de corrélation permet de densifier la masse de données à gérer dans l'équation de convolution. D'une manière générale,

les opérations de déconvolution sont difficiles d'utilisation. Toutefois, la précision avec laquelle il est possible de connaître C_e et C_{es} permet d'amoinrir ces difficultés [Max 1972a].

Nous allons adapter cette dernière méthode d'identification de réponse impulsionnelle à la mesure déplacements de groupes de points entre deux images successives et distinctes.

Les positions des points sont enregistrées à deux instants rapprochés dans le temps sur deux images. Nous modélisons ce couple d'images comme l'entrée et la sortie d'un système linéaire invariant (cf. figure 3.1).

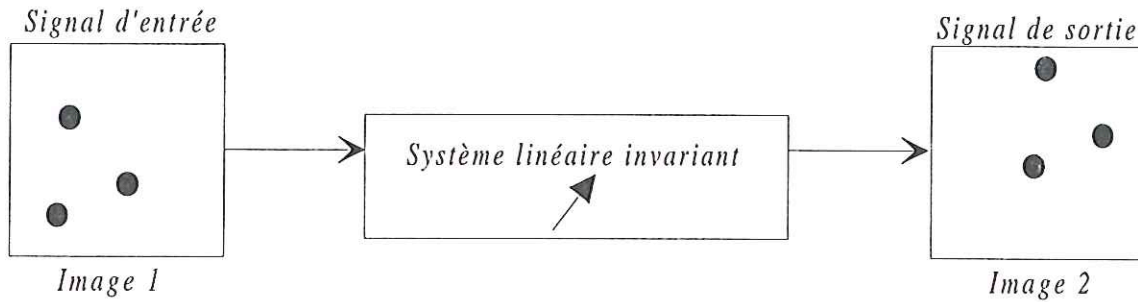


Figure 3.1 : Modélisation d'un couple d'images à l'aide d'un système linéaire invariant.

Ce système n'est en fait, dans le cas idéal, qu'un générateur de retard d'un déplacement uniforme des points dans la zone considérée. Si nous nous plaçons dans ce cas idéal, la réponse impulsionnelle h du système est une distribution de Dirac δ_a dont la position relative au centre de la zone d'étude donne le module, la direction et le sens du déplacement (cf. figure 3.2).

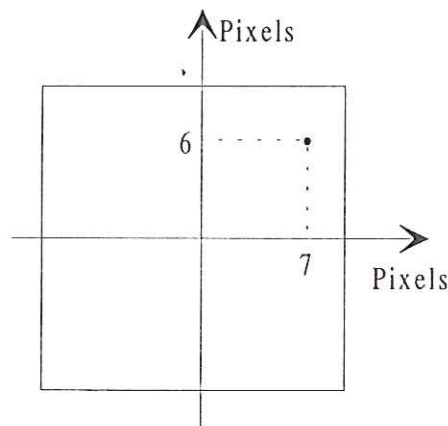


Figure 3.2 : Exemple de distribution de Dirac correspondant à un déplacement uniforme des points de 7 pixels horizontalement et 6 pixels verticalement.

La détermination de la réponse impulsionnelle de ce système conduit à la connaissance des déplacements des points entre les deux images [Fayolle 1995]. Par homogénéité avec les notations utilisées précédemment, nous notons e la première image (entrée) et s la seconde image (sortie). Les notions de densités spectrales et interspectrales sont liées aux notions de fonctions d'autocorrélation et d'intercorrélations par le biais de la transformée de Fourier. Ainsi, la densité interspectrale ϕ_{es} est obtenue d'après le théorème de Wiener-Kinchine par :

$$\phi_{es} = TF(C_{es}) \tag{3.7}$$

et la densité spectrale ϕ_e du signal d'entrée par :

$$\phi_e = TF(C_e) \quad (3.8)$$

En exprimant la relation (3.6) dans le domaine spectral, la densité interspectrale est obtenue en multipliant la densité spectrale par la transmittance H (transformée de Fourier de la réponse impulsionnelle h). Alors la réponse impulsionnelle est donnée par :

$$h(t) = TF^{-1} \left[\frac{\phi_{es}}{\phi_e} \right] (t) \quad (3.9)$$

Nous ne pouvons pas utiliser d'autres techniques d'identification de la réponse impulsionnelle car, dans notre cas, les deux signaux et en particulier le signal d'entrée, sont fixés.

Il existe diverses méthodes pour estimer les densités spectrales et interspectrales. L'estimation simple qui n'est valide que pour des signaux déterministes d'énergie finie donnerait :

$$h(t) = TF^{-1} \left[\frac{E^* S}{|E|^2} \right] (t) \quad (3.10)$$

où E^* représente la fonction obtenue en prenant le complexe conjugué de E en chaque point. Cette méthode de simple déconvolution, comme le signalent Willert et Gharib dans [Willert 1991], est très sensible au bruit qui peut noyer la distribution de Dirac correspondant au déplacement jusqu'à la rendre indiscernable. Au contraire de l'intercorrélacion (où seule la localisation du pic maximum est porteuse d'information), nous avons besoin de connaître toutes les valeurs des densités spectrales et interspectrales afin d'en calculer leur rapport. Il est donc essentiel d'utiliser des estimateurs plus appropriés des densités spectrales et interspectrales. Deux hypothèses sont envisageables : estimations lissées ou moyennées (cf. équations (3.11) et (3.12)).

Les estimations spectrales utilisées dans l'équation (3.10) sont non efficaces à cause de la troncature spatiale des signaux (fenêtres de calcul). Cette troncature donne, dans le domaine spectral, des lobes secondaires en plus du signal (cf. paragraphe 4.1) [Max 1972b]. On atténue fortement ces lobes parasites en supprimant les transitions abruptes du signal par multiplication ou modulation du signal par une fonction d'apodisation. L'estimation des densités spectrales est alors appelée estimation lissée (cf. équation 3.11). Dans cette équation, nous notons ϕ la densité spectrale et w la fonction d'apodisation.

$$\phi_{lissée}(e) = \phi(e.w) = |E|^2 * W \quad (3.11)$$

Une autre méthode consiste à réaliser l'estimation simple des densités sur plusieurs fenêtres de calcul (adjacentes sans ou avec recouvrement) et à moyenner les résultats obtenus. On parle alors d'estimation lissée des fenêtres de calcul (cf. équation (3.12)).

$$\phi_{moyennée}(e) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(e) \quad (3.12)$$

Pour des raisons de temps de calcul, nous avons choisi d'estimer les densités spectrales et interspectrales à l'aide d'une estimation lissée. La fonction d'apodisation choisie est celle de Blackman dont la formule unidimensionnelle est donnée par l'équation (3.13) (cf. figure 3.3). Nous obtenons une version bidimensionnelle et séparable en x et en y en multipliant des versions unidimensionnelles de chaque composante (cf. équation (3.14)).

$$w(x) = 0.42 + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{2\pi x}{x_{max}}\right) + 0.08 \cos\left(\frac{4\pi x}{x_{max}}\right) \quad (3.13)$$

$$w(x, y) = w(x) \cdot w(y) \quad (3.14)$$

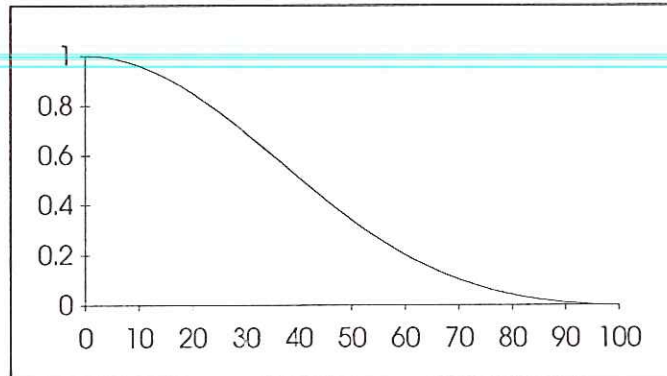


Figure 3.3 : Fonction d'apodisation de Blackman en 1D avec $x_{max}=100$.

L'application de cette fonction d'apodisation est réalisée dans le domaine spectral pour des raisons de précision numérique [Max 1972a].

L'utilisation d'un estimateur moyenné [Granada 1995] ne permet pas de mesurer des déplacements à partir d'un seul couple d'images. En effet, cette méthode nécessite de réaliser la mesure sur plusieurs couples différents, supposés présenter les mêmes déplacements, puis de moyenniser les résultats obtenus. Cela ne semble pas réellement envisageable, le temps de calcul induit étant très important.

L'estimation lissée de la réponse impulsionnelle est obtenue via l'équation :

$$h(t) = TF^{-1} \left[\frac{E^* S * W}{|E|^2 * W} \right] (t) \quad (3.15)$$

La fenêtre d'apodisation w est choisie de la taille des images considérées de telle façon que sa transformée de Fourier discrète W ait un support réduit à la taille de son pic central. Les produits de convolution de l'équation (3.15) sont alors avantageusement réalisés par moyenne glissante.

L'utilisation de cette estimation lissée nous permet de réduire le bruit de fond des images résultat d'un facteur 2 (en utilisant la définition du SNR de l'équation (3.16)). La détection du pic est alors facilitée et le défaut soulevé par Willert partiellement résolu. Cette diminution du bruit est illustrée par la figure 3.4 où nous montrons les différences entre les profils de pics d'identification sans et avec estimation lissée. Ces pics ont été obtenus pour des déplacements uniformes, mais ce résultat peut être étendu au cas général sans difficulté. Si la répartition des déplacements devient très importante, le facteur d'amélioration du rapport signal sur bruit décroît (jusqu'à ce que la mesure ne soit plus possible - cf. chapitre 4).

$$SNR = \frac{p - \mu}{\sigma} \quad (3.16)$$

(p est la hauteur du signal, μ sa moyenne et σ son écart-type).

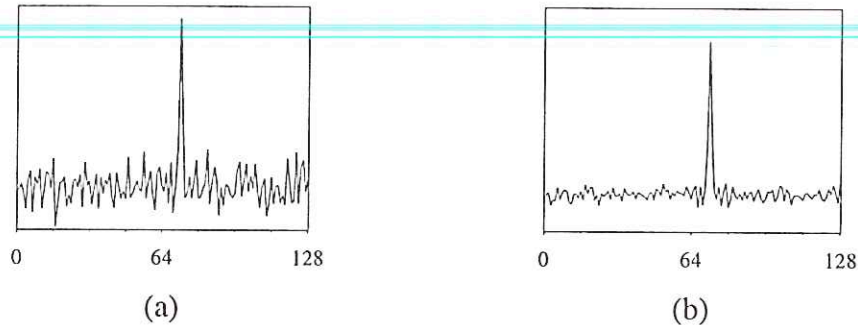


Figure 3.4 : Profils horizontaux normalisés de (a) pic d'identification calculé avec un estimateur simple des densités spectrales (b) pic d'identification calculé avec un estimateur lissé des densités spectrales.

La présentation de notre méthode ne tient pas compte explicitement de l'hypothèse de déplacement uniforme des points dans la zone considérée. Cette hypothèse n'est réalisée que pour faciliter la compréhension de la modélisation d'un couple d'images sous forme de signaux d'entrée et de sortie d'un système linéaire invariant. Si, nous nous replaçons dans le cas général d'un déplacement moyen a accompagné d'une distribution des déplacements g autour de cette moyenne, les équations précédentes ne changent en rien. La modélisation par notre système reste toujours valable, simplement sa réponse impulsionnelle n'est plus une distribution de Dirac. Une telle réponse signifiait que tous les points subissaient le même décalage. A présent la réponse impulsionnelle fournit un histogramme des déplacements. La hauteur relative de chacun des pics donne le pourcentage de points subissant le décalage correspondant.

Pour mieux visualiser ce phénomène, nous présentons deux exemples : le premier illustre le cas idéal d'un déplacement uniforme des points. Le résultat obtenu par l'identification des déplacements (i.e. la réponse impulsionnelle du système associé) ne présente qu'un seul pic dont le support est réduit à un pixel. Tous les points ont donc le même déplacement entre les deux images (cf. figure 3.5).

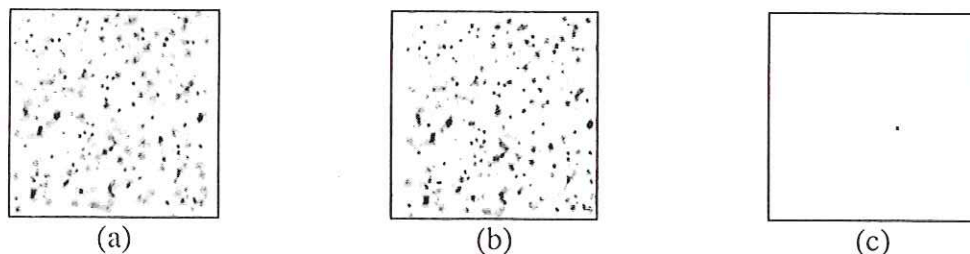


Figure 3.5 : (a-b) Couple d'images de points séparées par un déplacement uniforme de 7 pixels horizontalement et 3 pixels verticalement (c) résultat de l'identification. Le pic correspondant au déplacement est une distribution de Dirac.

Pour le second exemple, nous avons ajouté terme à terme deux couples d'images possédant des déplacements uniformes mais différents l'un de l'autre. Le couple d'images obtenu illustre donc le cas de déplacements non uniformes de points mais distribués autour d'un déplacement moyen. Le résultat obtenu par l'identification montre deux pics, chacun correspondant à l'un des deux déplacements. De plus, la hauteur de chacun des pics nous renseigne sur le pourcentage de points ayant le déplacement correspondant (cf. figure 3.6). Sur cet exemple, 162 points subissent un déplacement de 7 pixels horizontalement et 3 pixels verticalement, et 113 points un déplacement de 6 pixels horizontalement et 5 pixels verticalement. Les deux pics obtenus sont localisés, par rapport au centre de la fenêtre en (7,3) et en (6,5). Le premier a une hauteur de 0.55, tandis que le second a une hauteur de 0.38. Le rapport de ces deux hauteurs nous redonne, aux erreurs numériques près, le rapport entre les nombres de points subissant chacun des deux déplacements.

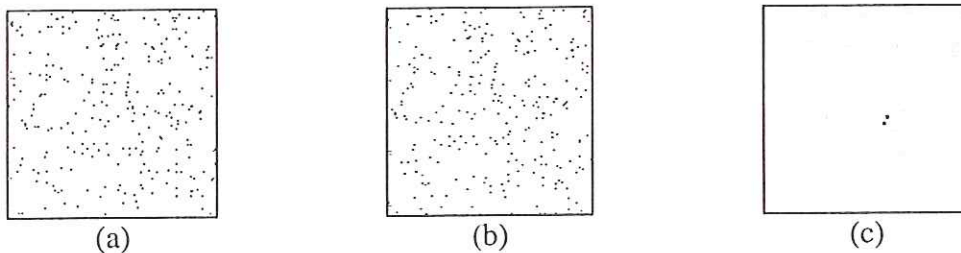


Figure 3.6 : (a-b) Couple d'images de points dont 69% des points subissent un déplacement de 7x3 pixels et 31% un déplacement de 6x5 pixels. (c) Image résultat de l'identification des déplacements. La hauteur relative de chacun des pics redonne les pourcentages de points subissant les différents déplacements.

La figure 3.5 illustre l'indépendance de la taille du pic de déplacement obtenu vis à vis de la taille des particules comme pour la technique du cepstre (mais contrairement aux techniques d'auto et d'intercorrélacion). Sur cette figure, les traces des points présentent deux gammes de diamètre relativement différentes. Pour autant, le pic résultat de l'identification possède toujours un support réduit à un pixel.

3.3. LE CEPSTRE D'ENERGIE

La technique de mesure des déplacements de groupes de points par le cepstre d'énergie trouve son origine dans les mesures d'écho radar ou sismique. Par exemple, la détermination de la distance entre la tour de contrôle d'un aéroport et un avion revient à mesurer le temps écoulé entre l'envoi d'un pulse et le retour de l'onde réfléchi (cf. figure 3.8). De même, en sismique, la mesure de la distance entre l'épicentre d'un tremblement de terre et une station de mesure est réalisée en quantifiant l'écho des secousses arrivant jusqu'à la station.

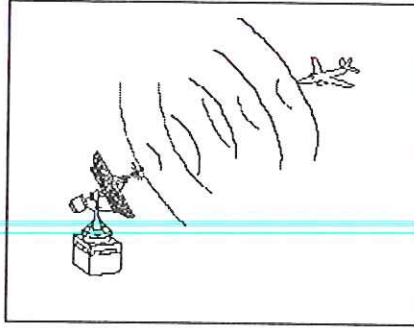


Figure 3.7 : Utilisation originelle du cepstre d'énergie pour mesurer le terme d'écho

Ainsi la mesure de distances est réalisée en déterminant le temps séparant deux événements dont le deuxième est l'écho du premier. Pour cela, diverses techniques de traitement du signal ont été introduites et en particulier le cepstre d'énergie [Bogert 1963], [Balluet 1981], [Solo 1986], [Reddy 1987]. Le principe de cette technique est d'isoler, dans le domaine spectral, les termes correspondant aux termes d'échos des termes correspondant au signal. Cette technique est relativement classique en traitement du signal monodimensionnel. Nous nous intéressons à la détermination du déplacement de groupe de points et donc au cas de signaux bidimensionnels. Nous introduisons une amélioration de la technique du cepstre d'énergie étendue au cas 2D par Thierry Fournel [Fournel 1991], [Fournel 1992], [Daniere 1995]. Nous considérons le cas où les traces des points sont enregistrées à deux instants successifs sur la même image (image multi-exposée). Ce cas est très similaire au cas du radar où le détecteur enregistre le départ et l'arrivée des fronts d'ondes sur le même capteur.

Nous décomposons (mentalement) le signal final s bi-exposé comme la somme d'un signal s_1 de premières expositions et d'un signal s_2 de secondes expositions. Les secondes traces des points sont modélisées comme des échos des premières traces (cf. figure 3.8).

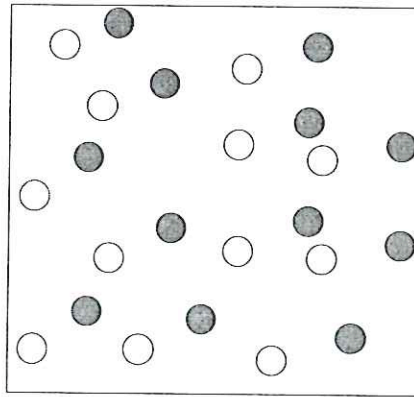


Figure 3.8 : Image bi-exposée, modélisation des secondes traces (grises) comme échos des premières (blanches).

Dans le cas d'un déplacement idéal d'un vecteur a , le signal s_2 s'exprime par :

$$s_2 = s_1 * \delta_a \quad (3.17)$$

où δ_a est la distribution de Dirac au point de coordonnées a relativement au centre de la fenêtre (cf. figure 3.2).

Le signal s enregistré sur le capteur, qui correspond à l'image bi-exposée, est donc égal à :

$$s = s_1 + s_2 = s_1 + (s_1 * \delta_a) \quad (3.18)$$

Ce signal bi-exposé peut donc être modélisé comme la convolution du signal des premières expositions avec un terme d'écho e . Celui-ci est défini par :

$$e = \delta_0 + \delta_a \quad (3.19)$$

La détermination de ce terme d'écho spatial nous renseigne directement sur le déplacement du groupe de points entre les deux expositions. Pour isoler ce terme d'écho des termes dû au signal, nous utilisons un système homomorphique convolutif de manière à rendre ces termes additifs. Les systèmes homomorphiques généralisent les systèmes linéaires classiques en fonctionnant de façon linéaire avec des opérateurs autres que l'addition ou la multiplication. L'utilisation d'un système homomorphique convolutif permet donc de rendre additif des termes liés par une convolution. Nous pouvons donc isoler le terme d'écho e de l'équation (3.19) et ainsi de remonter à l'information de déplacement des groupes de points entre les deux expositions.

Le système homomorphique convolutif utilisé combine des calculs de transformée de Fourier et de logarithme népérien. La transformée de Fourier permet de rendre multiplicatif les produits de convolution, tandis que le logarithme népérien rend additif ces produits. Plus précisément, nous calculons :

$$\tilde{s} = \ln[TF(s)] \quad (3.20)$$

où $TF(s)$ est la transformée du signal s et est définie au point (x,y) par :

$$TF(s)(x, y) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-2i\pi(v_x x + v_y y)} s(v_x, v_y) dv_x dv_y \quad (3.21)$$

Nous notons la transformée de Fourier d'un signal soit par $TF(.)$, soit par la lettre majuscule correspondante.

La formule (3.20) définit le cepstre complexe qui est une transformation réversible. Si nous ne nous intéressons pas à la reconstruction du signal à partir de son cepstre (mais seulement à la détermination du terme d'écho), cette équation peut être aisément simplifiée. Nous définissons alors le cepstre d'énergie :

$$\tilde{s} = \left| TF(\ln|TF(s)|^2) \right|^2 \quad (3.22)$$

qui est une estimation spectrale de

$$\tilde{s} = \ln(|TF(s)|^2) \quad (3.23)$$

Le calcul de \tilde{s} nous permet de déterminer le terme d'écho e . Plaçons-nous pour simplifier dans le cas idéal où le déplacement du groupe de points entre les deux expositions est uniforme. Dans cette configuration, le terme d'écho e peut être modélisé comme la somme de distributions de Dirac. L'une de ces distributions est au centre de la fenêtre et la position de la seconde (relativement au centre de la fenêtre de calcul), est déterminée par le module et la direction du déplacement (cf. figure 3.2).

Le calcul de la quantité \tilde{s} donne alors :

$$\tilde{s} = 2 \left[\ln |S_1| + \ln \left| 1(x, y) + e^{-2i\pi(v_x a_x + v_y a_y)} \right| \right] \quad (3.24)$$

où $I(x, y)$ est une fonction valant 1 sur la totalité du plan complexe. Le deuxième terme de cette équation est une fonction périodique de fréquence a en la variable v . La connaissance de cette fréquence est rigoureusement équivalente à la connaissance du déplacement a cherché. La détermination de la densité spectrale de \tilde{s} nous permet de remonter à cette information de fréquence. En effet, par définition, la pseudo-période du signal \hat{s} se traduit par un pic de résonance de la densité spectrale au point correspondant à a . Ce pic se réduit à un point dans le cas d'un déplacement idéal, répondant ainsi à une mesure indépendante de la taille des particules. Une estimation simple de la densité spectrale de \tilde{s} est donnée par l'équation (3.22).

La quantité \tilde{s} est appelée cepstre d'énergie du signal s . Sa connaissance permet de déterminer le décalage induit par l'écho et aussi de reconstruire le signal (il est aisé de montrer qu'il s'agit d'un opérateur réversible).

L'existence du cepstre est assurée presque partout. En effet, le signal s étant fini spatialement, sa transformée de Fourier S ne peut s'annuler que sur un ensemble de mesure nulle (cf. théorème de Paley-Wiener). Ainsi, le logarithme de cette transformée de Fourier ne prend des valeurs infinies que sur ce même ensemble de mesure nulle et l'existence de \tilde{s} est assurée presque partout.

Des simplifications permettant de réduire le temps de calcul peuvent être apportées à l'expression (3.22) du cepstre d'énergie.

Si le signal s est réel (ce qui est toujours le cas pour notre application en traitement d'images), la quantité $|S|$ est paire et donc la transformée de Fourier du logarithme de $|S|$ est réelle et paire. De plus, le signe du cepstre ne représente aucune information intéressante dans le cadre de la détermination du décalage. Ainsi, l'élévation au carré du module de la transformée de Fourier et le calcul même de ce module ne sont pas nécessaires. L'estimation de \hat{s} peut aussi être simplifiée en notant que l'élévation au carré du module de S n'influe que sur l'échelle des valeurs du cepstre et en aucun cas sur sa forme. Donc, si nous ne souhaitons que localiser le pic correspondant au déplacement, cette opération n'est pas nécessaire.

Enfin, la parité de \hat{s} permet de calculer indifféremment sa transformée de Fourier ou sa transformée de Fourier inverse. Par souci d'homogénéité, il apparaît plus intéressant de calculer la transformée de Fourier inverse (celle ci nous ramenant dans l'espace spatial de départ).

Finalement, la formule retenue pour évaluer le cepstre d'énergie est donnée par :

$$\tilde{s} = TF^{-1}[\ln |S|] \quad (3.25)$$

Si, à présent, nous nous plaçons dans le cas plus réaliste où le déplacement du groupe de points n'est pas uniforme dans la zone considérée mais est donné par :

- un déplacement moyen a ,
- une distribution g autour de cette moyenne,

alors nous montrons que le cepstre d'énergie nous permet de déterminer à la fois le déplacement a et la distribution g . La modélisation de l'écho perturbé par g peut être donné par l'équivalent de l'équation (3.18) :

$$s = s_I * (\delta_0 + \delta_a * g) \quad (3.26)$$

Le calcul de la quantité \tilde{s} (équation (3.22)) donne alors :

$$\tilde{s} = 2 \left[\ln|S_I| + \ln \left| 1(x, y) + e^{-2i\pi(v_x a_x + v_y a_y)} G(v_x, v_y) \right| \right] \quad (3.27)$$

De même que précédemment, l'estimation de la forme de la densité spectrale de cette fonction conduit à la localisation du pic correspondant à la pseudo-fréquence du second terme. Toutefois, nous obtenons une information supplémentaire puisque le calcul de la transformée de Fourier inverse de cette quantité nous permet de retrouver la distribution g des déplacements autour du déplacement moyen a . La démonstration de cette assertion est donnée au paragraphe 4.3. Nous obtenons ainsi une information supplémentaire (vis à vis de la technique d'autocorrélation) dite de gradient des déplacements.

Pour visualiser ces premiers résultats, nous utilisons des images générées informatiquement de manière à maîtriser à la fois le déplacement moyen et la dispersion des déplacements autour de cette moyenne. La figure 3.9 illustre le cas d'un déplacement idéal des points entre les deux expositions. Nous sommes dans le cas où l'écho est parfait. Le cepstre d'une telle image donne, après masquage du pic central, deux pics du type Dirac dont la localisation donne le module et la direction du déplacement. Les pics secondaires correspondent aux harmoniques ultérieures de la fréquence correspondant à l'écho. Le sens du déplacement reste bien sur, indéterminé (2 choix possibles).



Figure 3.9 : (a) Image bi-exposée avec un déplacement uniforme des points dans toute la fenêtre (b) cepstre d'énergie de l'image (a) (le pic central est masqué).

Dans le cas de la figure 3.10, l'écho entre les deux expositions n'est plus parfait mais perturbé par une distribution g choisie volontairement asymétrique. Le cepstre d'énergie de cette image permet de mesurer le déplacement moyen mais aussi de retrouver la dispersion des déplacements.

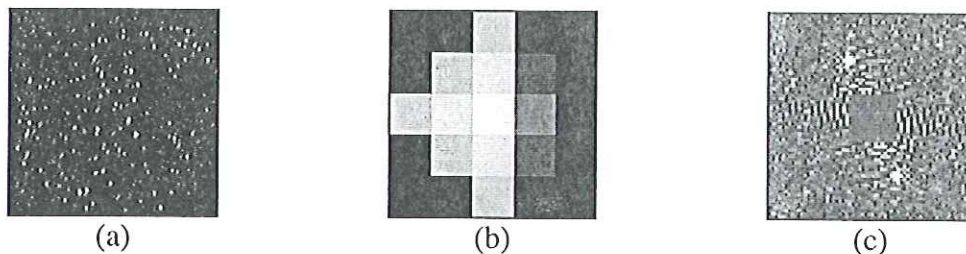


Figure 3.10 : (a) Image bi-exposée avec un déplacement non uniforme des points (b) distribution des déplacements autour du déplacement moyen (c) cepstre d'énergie de l'image (a) (le pic central est masqué).

Nous avons répondu à 2 des 3 caractéristiques désirées pour notre algorithme, à savoir l'indépendance du support du pic vis à vis de la taille des traces des points et la possibilité de retrouver une dispersion de déplacements. La troisième propriété (utilisation d'estimateurs efficaces des densités spectrales) reste à obtenir. Pour cela, nous sommes amenés à modifier encore une fois la formule de calcul du cepstre d'énergie. En effet, l'estimation spectrale de \tilde{s} utilisée à l'équation (3.22) est non efficace. Cette propriété n'est pas essentielle pour l'obtention du pic de cepstre. Cependant, son utilisation, comme pour l'identification, permet d'améliorer le rapport signal sur bruit de ce pic. Mais, les raisons qui conduisent à l'utilisation d'une fenêtre w sont en fait étrangères au problème classique d'estimation spectrale. De ce fait, le choix de w peut ne pas se limiter aux fenêtres généralement employées dans ce domaine. Malgré cela, pour des raisons théoriques, il est plus satisfaisant de choisir une fenêtre w vérifiant les conditions associées aux fenêtres d'apodisation. La fenêtre d'apodisation choisie est celle de Blackman (cf. équation 3.13 et figure 3.3)

Ainsi, la formule finale du cepstre, utilisant une estimation efficace de la densité spectrale est donnée par :

$$\tilde{s} = TF^{-1}[\ln(|S|*W)] \quad (3.28)$$

L'utilisation de cet estimateur lissé des densités spectrales a pour effet d'augmenter notablement le rapport signal sur bruit (SNR) du pic correspondant au déplacement. Le gain entre les deux estimateurs est d'un rapport d'environ 2 sur le SNR (cf. figure 3.11).

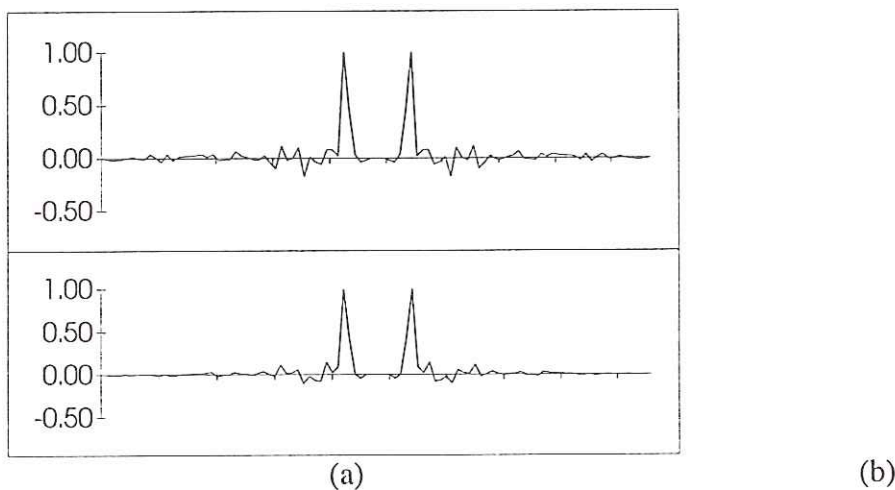


Figure 3.11 : Profils normalisés des pics de cepstre (a) estimation simple de la densité spectrale (b) estimation lissée de la densité spectrale.

3.4. PROPRIETES DU CEPSTRE ET DE L'IDENTIFICATION

Les techniques de cepstre et d'identification des déplacements présentent les mêmes propriétés. La seule différence est l'ambiguïté inhérente à la bi-exposition sur le sens du déplacement dans le cas du cepstre. Cette similarité de propriétés est due à l'utilisation de techniques proches dans leur principe (détermination de termes de décalage sous forme d'écho ou de fonction de transfert). Nous présentons ci-après les propriétés intéressantes de ces deux techniques, indifféremment sur l'un ou l'autre des algorithmes.

3.4.1. Estimation valide des densités spectrales

Pour le cepstre et l'identification, nous avons opté pour des estimations lissées des densités spectrales et interspectrales des signaux d'entrée et de sortie de notre système. Les estimateurs utilisés par les méthodes d'autocorrélation et d'intercorrélation ne sont pas efficaces. D'après le théorème de Wiener-Kinchine, les densités spectrales sont liées aux fonctions de corrélation par une transformée de Fourier. Donc, en prenant la transformée inverse, il est possible d'exprimer les fonctions de corrélation en fonction des densités spectrales :

$$C_{es} = TF^{-1}(\phi_{es}) \quad (3.29)$$

Or, l'estimation simple de la densité interspectrale est non efficace. Pour expliciter cette affirmation, considérons, pour simplifier, le cas mono dimensionnel (la généralisation au cas bidimensionnel ne fait que compliquer les notations sans modifier le principe du raisonnement). Si le signal $s(t)$ est échantillonné à la fréquence $F_e = \frac{1}{T_e}$ sur un nombre de points N , la largeur du signal est égale à $\theta = N.T_e$. L'estimation simple d'une densité spectrale élémentaire (i.e. sur une tranche du signal) de largeur θ donne :

$$\phi_{s_k}(v, \theta, k) = \left| \int_{-\theta/2}^{\theta/2} s_k(t) e^{-2i\pi vt} dt \right|^2 \quad (3.30)$$

où s_k est une tranche du signal de largeur θ définie par :

$$s_k(t) = s(t) \cdot I_{-\theta/2, \theta/2}(t - k\theta - \theta/2) \quad (3.31)$$

où I est la fonction indicatrice de l'intervalle spécifié. Si nous calculons la moyenne de n de ces densités spectrales élémentaires, nous obtenons l'estimation simple de la densité spectrale du signal s :

$$\hat{\phi}_s(v, \theta, n) = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \phi_{s_l}(v, \theta, l) \quad (3.32)$$

En faisant tendre n vers l'infini, nous obtenons :

$$\hat{\phi}_s(v, \theta) = \phi_s(v) * \left(\frac{\sin(\pi v \theta)}{\pi v \theta} \right)^2 \theta^2 \quad (3.33)$$

La quantité obtenue n'est donc pas la densité spectrale réelle, mais le véritable spectre convolué par une fonction dont la largeur à mi hauteur est $\frac{1}{\theta}$. Ainsi, pour avoir, une bonne approximation de la densité spectrale, il faut que θ soit grand, c'est à dire que la largeur du signal soit importante. L'utilisation d'une fonction d'apodisation du signal permet de s'affranchir de cette condition. La multiplication du signal par une fonction d'apodisation permet de considérer que la largeur du signal est infinie en prolongeant le signal, sans discontinuités, par des valeurs nulles. Cette multiplication n'est pas sans effets. Les problèmes engendrés par cet artifice sont un élargissement des raies du spectre et une apparition de lobes secondaires. Ce deuxième inconvénient peut être négligé dans la mesure où nous ne nous intéressons qu'à la position du pic maximum. Par contre, le premier problème impose l'utilisation d'une fonction d'apodisation dont la décroissance est suffisamment lente pour ne pas trop perturber le signal et ainsi, ne pas trop élargir le pic de déplacement (en particulier cet élargissement ne doit pas dépasser la largeur du pixel). Pour cette raison, nous avons choisi

comme fonction d'apodisation celle de Blackman parmi beaucoup d'autres (Gauss, Hamming, ...) [Pratt 1991].

3.4.2. Indépendance vis à vis de la taille des points

Les pics de déplacements obtenus par les méthodes de cepstre et d'identification sont indépendants de la taille des traces des points servant de marqueurs sur l'objet en mouvement. Cette propriété est l'une des principales différences par rapport aux techniques de corrélation. L'obtention de cette propriété est évidente en regard du principe de ces méthodes. En effet, pour les modélisations utilisées (écho, fonction de transfert), la taille des points n'a aucune importance. La seule condition est que cette taille ne varie pas trop entre les deux expositions réalisées (ce qui est généralement le cas vu qu'il s'agit de points matériels servant de marqueurs et donc non soumis à d'éventuelles déformations). Avec cette hypothèse, les déplacements correspondent à une fréquence dans le domaine spectral, et il n'existe aucune raison pour que la taille des traceurs influe sur la largeur de raie de cette fréquence.

Pour mettre en évidence cette propriété et en particulier la différence fondamentale par rapport aux techniques de corrélation, nous construisons un exemple où un rectangle se déplace uniformément dans une image (pas de déformation du rectangle). La détermination du déplacement de cet objet par intercorrélation donne un pic résultat dont la taille est égale à la taille du rectangle. Au contraire, l'identification donne toujours un pic de type distribution de Dirac, quelle que soit la taille du rectangle choisi. La localisation précise du pic de déplacement est beaucoup plus aisée dans le second cas que dans le premier (cf. figure 3.12).

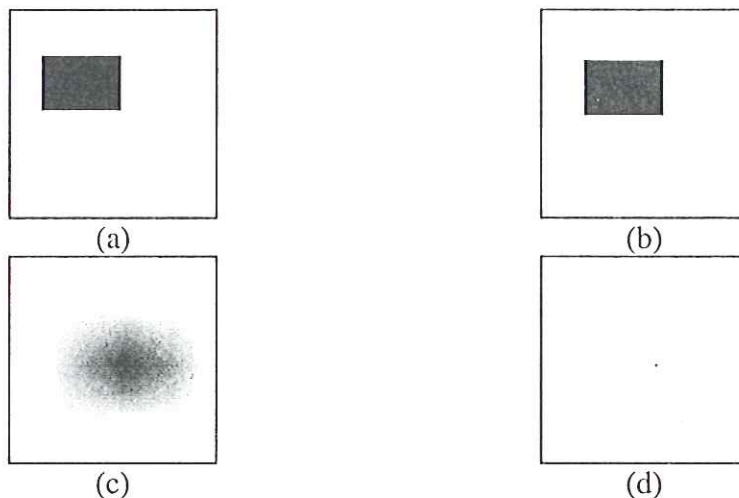


Figure 3.12 : (a-b) Couple d'images présentant le déplacement d'un rectangle de 51x34 pixels (c) pic d'intercorrélation lié à la taille du rectangle (d) pic d'identification indépendant de la taille du rectangle.

L'intérêt de cette propriété est principalement lié au cas d'images multi-exposées. En effet, cette propriété rend possible la mesure de petits déplacements par cepstre, ce qui est impossible par autocorrélation. La taille du pic central de l'autocorrélation est une borne inférieure des déplacements mesurables par cette technique, les pics correspondant à des déplacements inférieurs étant noyés dans ce pic central. Avec le cepstre, la taille du pic central est réduite, et donc cette borne inférieure est diminuée d'autant (cf. figure 3.13).

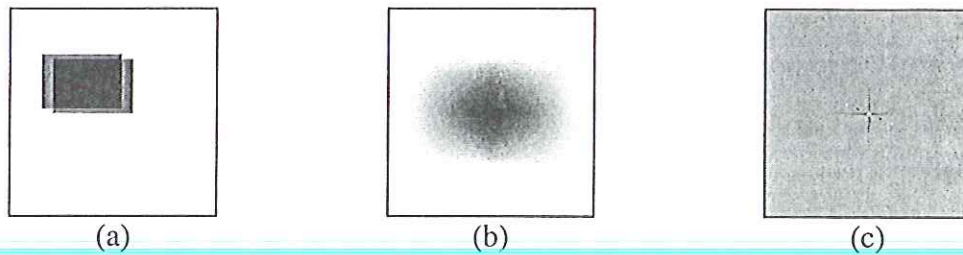


Figure 3.13 : (a) Image bi-exposée d'un rectangle de 51x34 pixels subissant un déplacement de 7x3 pixels (b) résultat de l'autocorrélation : les pics secondaires comportant l'information de déplacement sont indécélables (c) résultat du cepstre : après masquage du pic central de 3x3 pixels, les pics secondaires ressortent bien. Des pics parasites interviennent dus à la forme très géométrique et non lissée des objets en mouvement.

De manière plus générale, avec le cepstre et l'identification, nous nous affranchissons de l'un des paramètres classiques en VIP numérique. Ce paramètre de taille des marqueurs ne possédant pas de signification physique, nous pouvons considérer l'élimination de ce paramètre comme un avantage. Des mesures de déplacements de groupes de points de tailles différentes ne posent plus de problème d'interprétation comme cela aurait pu être le cas avec les techniques de corrélation (cf. figure 3.5).

Cet avantage peut aussi être considéré comme un inconvénient dans la mesure où les techniques de mesures de déplacements sub-pixels par interpolation du pic de déplacement sont rendues impossibles. En effet, les pics obtenus par le cepstre et l'identification sont du type distribution de Dirac et donc leur interpolation par une fonction gaussienne n'est pas possible. Nous verrons qu'il est possible de mesurer des déplacements avec une précision inférieure au pixel à l'aide de ces techniques.

3.4.3. Obtention de la répartition des déplacements

Cette propriété est certainement l'apport le plus important de ces techniques. Les mesures réalisées par auto ou intercorrélations se limitent à la détermination du déplacement moyen des points dans une fenêtre de mesure. Avec le cepstre ou l'identification, elles sont toujours possibles mais nous obtenons en plus la répartition des déplacements autour du déplacement moyen. Cette propriété a déjà été esquissée lors des présentations respectives de ces méthodes. Elle découle immédiatement de la propriété précédente. En effet, d'un point de vue mathématique, le fait que nous soyons capables de retrouver la réponse impulsionnelle du système linéaire générant le retard entre les deux images assure que nous soyons capables de retrouver la distribution des déplacements autour du déplacement moyen. Modélisons ce phénomène de manière plus précise pour le cas de couples d'images. Dans le cas d'une distribution g des déplacements autour du déplacement moyen a , les deux images e et s sont liées par :

$$s = e * \delta_a * g \quad (3.34)$$

Notons que, dans les cas réels, ce type de modélisation n'est réaliste que si la taille du champ d'étude est suffisamment petite pour supposer le déplacement globalement translationnel. Cette modélisation est donc liée au choix préalable de la taille des fenêtres de calcul, et par conséquent de la concentration en points. (En effet, pour assurer l'exactitude de la mesure, la concentration doit être nécessairement supérieure à une certaine limite inférieure). La validité de ces choix ne peut pas être traitée de manière théorique. Cependant,

nous donnons au chapitre 4 les intervalles possibles pour le choix de la taille des fenêtres de calcul et de la concentration.

Si nous décomposons le calcul de la réponse impulsionnelle à l'aide de la formule (3.10), nous obtenons :

$$S(\nu) = E(\nu)e^{-2i\pi\nu a}G(\nu) \quad (3.35)$$

$$E^*(\nu)S(\nu) = E^*(\nu)E(\nu)e^{-2i\pi\nu a}G(\nu) \quad (3.36)$$

et

$$\frac{E^*(\nu)S(\nu)}{|E(\nu)|^2} = \frac{E^*(\nu)E(\nu)}{|E(\nu)|^2}e^{-2i\pi\nu a}G(\nu) = e^{-2i\pi\nu a}G(\nu) \quad (3.37)$$

Par conséquent, la réponse impulsionnelle $h(t)$ est donnée par :

$$h(t) = TF^{-1}\left[\frac{E^*(\nu)S(\nu)}{|E(\nu)|^2}\right](t) = TF^{-1}\left[e^{-2i\pi\nu a}G(\nu)\right](t) = \delta_a * g(t) \quad (3.38)$$

Nous obtenons donc bien la répartition g des déplacements autour du déplacement moyen a . Le lissage par la fonction d'apodisation de Blackman ne gêne en rien cette démonstration (seule une convolution supplémentaire des termes au numérateur et dénominateur intervenant). Le choix d'une fonction d'apodisation adaptée garantit que les pics ne sont pas déformés. Une démonstration similaire peut être réalisée dans le cas du cepstre non lissé (le lissage n'apporte toujours pas de modifications importantes dans ces calculs). La modélisation du signal bi-exposé sous forme d'écho nous conduit à :

$$s = s_I * (\delta_0 + \delta_a * g) \quad (3.39)$$

Ainsi,

$$S(\nu) = S_I(\nu) \cdot (I(\nu) + e^{-2i\pi\nu a}G(\nu)) \quad (3.40)$$

où $I(\nu)$ est une fonction valant 1 sur le plan complexe. Le calcul du logarithme du module au carré de cette quantité conduit alors à :

$$\ln|S(\nu)|^2 = 2\left[\ln|S_I(\nu)| + \ln|I(\nu) + e^{-2i\pi\nu a}G(\nu)|\right] \quad (3.41)$$

Le premier terme de cette équation correspond à une composante continue et ne nous intéresse pas. Au contraire, le second terme modélise l'écho et devrait donc contenir l'information a de déplacement moyen et g de distribution de déplacements. Si on suppose que :

$$\left|e^{-2i\pi\nu a}G(\nu)\right| < 1 \quad (3.42)$$

alors il est possible de développer ce second terme en série entière, et nous obtenons :

$$\ln(I(\nu) + e^{-2i\pi\nu a}G(\nu)) = \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(-1)^{n+1}}{n} e^{-2i\pi\nu a} G^n(\nu) \quad (3.43)$$

où la notation \ln représente le logarithme complexe. L'hypothèse (3.42) peut toujours être vérifiée en jouant sur les valeurs de g (l'information étant réduite aux proportions entre

ces valeurs). L'expression du logarithme complexe en fonction du logarithme réel est donnée par :

$$\ln(S) = \ln|S| + i \cdot \arg(S) \quad (3.44)$$

où le logarithme du terme de gauche est complexe et celui du terme de droite est réel. La notation $\arg(S)$ représente l'argument du complexe S . A l'aide de cette formule, on peut exprimer le second terme de l'équation 3.41 sous la forme :

$$\ln|I(\nu) + e^{-2i\pi\nu a} G(\nu)| = \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(-1)^{n+1}}{2|n|} e^{-2i\pi\nu na} G^n(\nu) \quad (3.45)$$

Le calcul de la transformée de Fourier inverse donne :

$$TF^{-1} \left[\ln|I(\nu) + e^{-2i\pi\nu a} G(\nu)| \right] (t) = \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(-1)^{n+1}}{2|n|} \delta_{na}(t) * g^{*n}(t) \quad (3.46)$$

où g^{*n} désigne le produit de convolution de g par lui-même n fois. Ainsi, le pic du cepstre correspondant à l'écho est constitué de la distribution g translatée de la quantité a . Des pics secondaires d'amplitudes inférieures reproduisent cette même distribution.

Nous avons démontré que, pour l'identification et le cepstre, le pic de déplacement renseigne sur le déplacement moyen et sur la distribution des déplacements autour de cette moyenne. L'obtention de cette distribution permet de calculer l'écart type des déplacements dans une zone de mesure. Le rapport entre cet écart type et le déplacement moyen correspond à l'intensité de turbulence (dans le cas où les points sont des particules ensemençées dans un écoulement turbulent).

3.4.4. Majoration des gradients de déplacements

A partir de cette information de distribution de déplacements, nous obtenons de nombreuses autres propriétés. La première d'entre elles est de pouvoir majorer les gradients de déplacements dans la zone étudiée. Introduisons quelques notations pour démontrer cette propriété :

- \underline{x} le vecteur reliant le centre de la zone d'étude au point x ,
- $a(\underline{x})$ le vecteur déplacement associé au point x ,
- $\nabla a(\underline{x})$ le gradient des déplacements au point x ,
- $d\underline{x}$ un élément différentiel de longueur,
- L la demi-taille du support du pic de déplacement obtenu par cepstre ou identification. Cette demi-taille est prise dans la direction du plus grand allongement de ce pic.

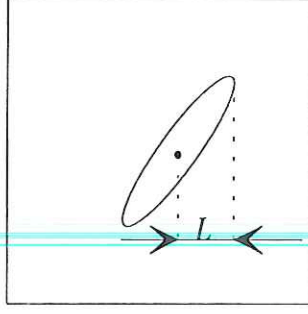


Figure 3.14 : Illustration de la mesure de la demi-taille du support d'un pic de cepstre ou d'identification.

Le gradient du vecteur déplacement est le gradient d'un vecteur et comporte donc quatre termes. Nous exprimons ∇a sous forme de matrice :

$$\nabla a(\underline{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial a_x}{\partial x} & \frac{\partial a_x}{\partial y} \\ \frac{\partial a_y}{\partial x} & \frac{\partial a_y}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{a_x(x+dx, y) - a_x(x, y)}{dx} & \frac{a_x(x, y+dy) - a_x(x, y)}{dy} \\ \frac{a_y(x+dx, y) - a_y(x, y)}{dx} & \frac{a_y(x, y+dy) - a_y(x, y)}{dy} \end{pmatrix} \quad (3.47)$$

Il apparaît impossible de mesurer tous ces termes. Nous nous limitons à majorer la norme de cette matrice. Nous choisissons comme norme matricielle :

$$\|\nabla a\| = \text{Sup}_{\|\underline{x}\| \in \text{fen\^etre}} (|\nabla a_x(\underline{x})|, |\nabla a_y(\underline{x})|) \quad (3.48)$$

Nous avons vu que le pic de déplacement obtenu par cepstre ou identification donnait la distribution des déplacements autour du déplacement moyen. Si nous segmentons ce pic, nous obtenons son support, et tous les déplacements des points dans la fenêtre correspondent à un point appartenant à ce support. Il s'ensuit que :

$$\forall \underline{x}, \underline{y} \in \text{fen\^etre}, \max(a(\underline{x}) - a(\underline{y})) \leq L \quad (3.49)$$

Ainsi,

$$|\nabla a_x(\underline{x})|^2 = \left(\frac{a_x(x+dx, y) - a_x(x, y)}{dx} \right)^2 + \left(\frac{a_x(x, y+dy) - a_x(x, y)}{dy} \right)^2 \leq \frac{2L^2}{\|\underline{dx}\|} \quad (3.50)$$

Nous disposons de la formule analogue pour $|\nabla a_y(\underline{x})|^2$. Si nous supposons disposer de points de mesures du déplacement en chaque point de la fenêtre, alors

$$\|\underline{dx}\| = 1 \quad (3.51)$$

Cette hypothèse n'est a priori pas vérifiée. Les situations réelles s'en approchent si la concentration en points de mesures est suffisamment importante. Nous pouvons considérer que les points du fond de l'image subissent le même déplacement que les points éclairés. Avec cette supposition, nous obtenons la majoration suivante des gradients de déplacements :

$$\|\nabla a\|_{\text{estimé}} \leq \sqrt{2}L \quad (3.52)$$

où L est la demi-taille du support des pics d'identification ou de cepstre.

3.4.5. Mesures de déplacements sub-pixels

A partir de l'histogramme des déplacements obtenu par identification ou cepstre, nous pouvons mesurer des déplacements moyens dans une fenêtre de calcul avec une précision inférieure à la taille d'un pixel. Pour les techniques de corrélation, le déplacement moyen est déterminé par la position du maximum de corrélation. Cette position est repérée soit sur la grille discrète de l'image soit par interpolation de la forme du pic avec une précision inférieure au pixel [Rouland 1994].

La technique utilisée est légèrement différente. En effet, nous obtenons l'histogramme de répartition des déplacements. De plus la hauteur de chacun des points de cet histogramme renseigne sur le pourcentage de points possédant le déplacement correspondant. Ainsi, si nous calculons la moyenne des déplacements en pondérant ces valeurs par les hauteurs de pics de l'histogramme, nous obtenons une estimation du déplacement moyen réel, et la précision de mesure de ce déplacement moyen est inférieure au pixel.

Pour mieux comprendre ce calcul, nous l'illustrons sur un exemple en une dimension.

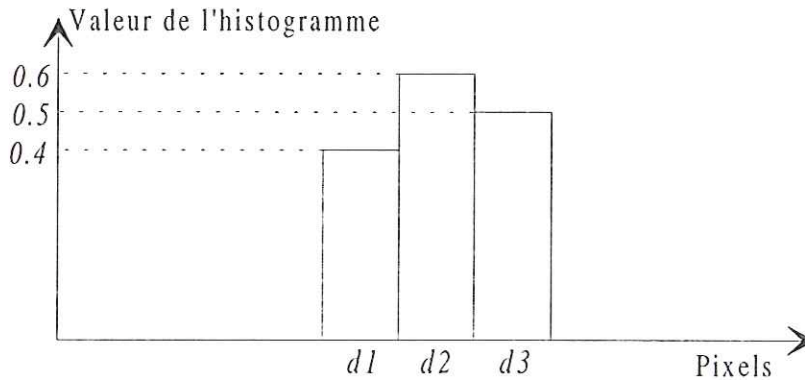


Figure 3.15 : Illustration de la mesure sub-pixel à partir d'un histogramme des déplacements. Les valeurs de cet histogramme sont arbitraires. Seules leurs valeurs comparées sont utiles.

Dans le cas de la figure 3.15, nous pouvons calculer le déplacement moyen par la formule suivante :

$$\bar{d} = \frac{0.4d_1 + 0.6d_2 + 0.5d_3}{0.4 + 0.6 + 0.5} \quad (3.53)$$

En deux dimensions, le calcul est similaire mais réalisé indépendamment pour chacune des composantes. Par exemple, pour le cas illustré par la figure 3.6, où deux déplacements différents (7x3 pixels et 6x5 pixels) existent, le déplacement moyen serait donné par :

$$\bar{d}_x = \frac{0.55 * 7 + 0.38 * 6}{0.55 + 0.38} = 6.59 \quad (3.54)$$

$$\bar{d}_y = \frac{0.55 * 3 + 0.38 * 5}{0.55 + 0.38} = 3.82 \quad (3.55)$$

De façon générale, si la taille de l'histogramme est de m pixels par n pixels, que ses valeurs sont η_{ij} pour i compris entre 1 et m et j compris entre 1 et n , que les déplacements correspondants sont d_{ij} alors le déplacement moyen serait donné par :

$$\overline{d_x} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \eta_{ij} d_{ij_x}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \eta_{ij}} \quad (3.56)$$

$$\overline{d_y} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \eta_{ij} d_{ij_y}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \eta_{ij}} \quad (3.57)$$

Pour des images réalisées sur des expériences en situations réelles et non simulées sur ordinateur, le bruit pouvant exister rend la segmentation du support du pic difficile. L'obtention des coefficients η_{ij} n'est donc pas triviale. Pour cette raison, il apparaît difficile de descendre à des précisions en dessous du demi pixel bien que théoriquement, la méthode le permette.

3.4.6. Comportement en fonctions de changements d'éclairement

Nous avons supposé que les traces des points enregistrées sur les images possédaient le même éclairement entre les deux expositions. (L'éclairement d'un point est la puissance lumineuse de ce point par unité de surface. Pour des images numériques, cela se traduit par le niveau de gris du point.) Or, cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée. Par exemple, des expositions de durées différentes engendreront des points ayant des niveaux de gris différents. Un autre cas se produit pratiquement lors d'utilisation d'amplificateur de brillance entre la scène et le capteur. Cet instrument qui permet d'amplifier électroniquement la lumière reçue ponctuellement a des temps de recharge entre expositions assez longs. Il est alors possible de réaliser une deuxième exposition avant la recharge complète de l'intensificateur de lumière. Les points enregistrés lors de cette deuxième exposition seront beaucoup moins lumineux que ceux enregistrés lors de la première. Nous allons voir que les deux techniques ont des comportements différents dans cette situation.

Considérons le cas de l'identification des déplacements. Si l'éclairement Λ_1 de la première image et l'éclairement Λ_2 de la seconde sont liés par :

$$\Lambda_2 = \frac{\Lambda_1}{\eta}, \quad \eta > 1 \quad (3.58)$$

l'identification de la réponse impulsionnelle du système à l'aide de l'équation (3.15) donne :

$$h(t) = TF^{-1} \left[\frac{S_1^* \frac{S_2}{\eta} * W}{|S_1|^2 * W} \right] (t) = \frac{1}{\eta} TF^{-1} \left[\frac{S_1^* S_2 * W}{|S_1|^2 * W} \right] (t) \quad (3.59)$$

Donc le changement d'éclairement n'apporte qu'un changement d'échelle sur l'ensemble de l'image résultat. Si à présent, Λ_1 et Λ_2 sont liés par :

$$\Lambda_2 = \eta \Lambda_1 \quad (3.60)$$

la réponse $h(t)$ est alors donnée par :

$$h(t) = TF^{-1} \left[\frac{\frac{S_1^* S_2 * W}{\eta}}{\left| \frac{S_1}{\eta} \right|^2 * W} \right] (t) = \eta TF^{-1} \left[\frac{S_1^* S_2 * W}{|S_1|^2 * W} \right] (t) \quad (3.61)$$

Le changement d'échelle se produit dans ce cas là en sens inverse. Toutefois nous pouvons conclure que le changement d'éclaircissement des points entre les deux expositions n'a pas d'influence sur la mesure du déplacement par identification. Le changement d'échelle ne modifie pas la détection du pic.

Considérons les mêmes cas de figure pour la technique du cepstre. Rappelons que la modélisation du signal bi-exposé s sous forme d'un signal initial s_1 et d'un écho se traduit par :

$$s = s_1 * e \quad (3.62)$$

Les deux expositions étant enregistrées sur la même image, l'ordre de leur enregistrement n'a plus d'importance. Nous nous plaçons donc dans le cas où $\Lambda_2 < \Lambda_1$. L'estimation du cepstre d'énergie donne :

$$\tilde{s} = TF^{-1}[\ln|S|] = TF^{-1}[\ln|S_1|] + TF^{-1} \left[\frac{|E|}{|N|} \right] + \frac{E}{\eta} \left[\frac{1}{Q} \right] \quad (3.63)$$

De cette équation, on conclut que le terme correspondant à l'écho voit sa dynamique réduite alors que le premier terme qui correspond à une composante continue reste inchangé. Ainsi, la détection du pic de cepstre sera plus difficile si l'éclaircissement change entre les deux expositions.

Les exemples suivants permettent d'illustrer ce phénomène.

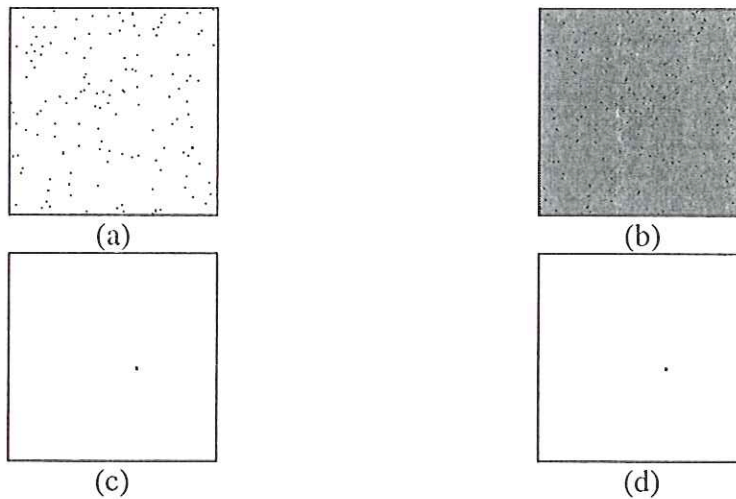


Figure 3.16 : (a-b) Couples d'images illustrant le déplacement (7x3 pixels) de points. la dynamique de la seconde image est deux fois moindre que celle de la première (c) résultat de l'identification lorsque les deux images ont la même dynamique (d) résultat de l'identification de deux images (a-b) n'ayant pas la même dynamique.

Sur ce premier exemple, l'indépendance de la mesure de déplacement par identification vis à vis du changement de dynamique est mise en évidence. Le calcul des rapports signal sur bruit dans chacun des cas donne des résultats similaires : 63.77 si les deux images ont la même dynamique et 63.72 dans le cas contraire.

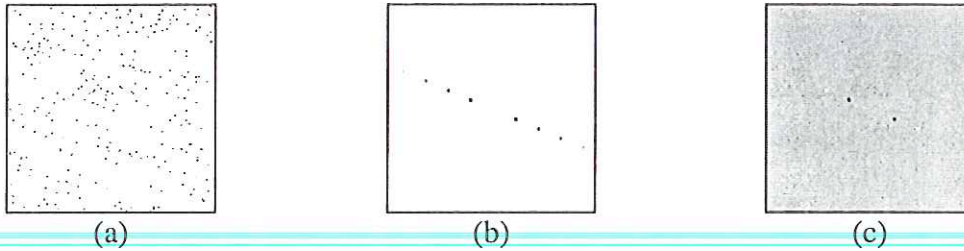


Figure 3.17 : (a) Image bi-exposée illustrant le déplacement (7×3 pixels) de points. La dynamique de la seconde exposition est deux fois moindre que celle de la première (b) résultat du cepstre lorsque les deux expositions ont la même dynamique (c) résultat du cepstre calculé à partir de la figure (a)

L'influence du changement de dynamique est particulièrement visible sur cet exemple. En effet, lorsque les deux expositions ont la même dynamique, il est possible de distinguer les seconde et troisième harmoniques des pics de déplacements. Au contraire avec un changement de dynamique entre les deux expositions, seules les deux premières harmoniques sont visibles. Les rapports "signal sur bruit" dans chaque cas traduisent bien ce phénomène : 20.6 dans le premier cas (pas de changement) et 19.8 dans le second cas.

3.5. CONCLUSION

Nous avons introduit dans ce chapitre deux techniques de mesures de déplacements de points pouvant être utilisées en lieu et place des techniques de corrélation (auto et intercorrélation). Ces méthodes (cepstre et identification) mesurent des déplacements moyens par zones comme les algorithmes de corrélation. Le principe de l'identification est de modéliser le déplacement à l'aide d'un système linéaire invariant. L'identification de la réponse impulsionnelle de ce système donne l'information de déplacement. Le principe du cepstre est fondé sur la représentation des deux expositions de l'image comme une seule exposition et son écho. La détermination de ce terme d'écho est équivalente à la connaissance du déplacement.

Leur principale caractéristique est de fournir un pic de déplacement dont le support est réduit à 1 pixel dans le cas de déplacements uniformes. S'il existe une distribution des déplacements, la forme du pic permet de mesurer cette répartition. Nous pouvons alors obtenir un majorant des gradients de déplacements. Les méthodes introduites permettent en outre de s'affranchir du paramètre de taille des points ce qui autorise la mesure de petits déplacements dans le cas d'images multi-exposées. D'autre part, les estimateurs de densités spectrales utilisés dans ces méthodes apparaissent être efficaces sur des images grâce à l'utilisation d'une fonction d'apodisation de Blackman. Le principal avantage de cette propriété est un gain d'un facteur 2 sur le rapport signal sur bruit du pic de déplacement. Enfin, la mesure de déplacement avec une précision inférieure au pixel reste possible (comme pour la corrélation) mais est difficile d'emploi (segmentation des supports de pics).

Ces méthodes apparaissent donc intéressantes au premier abord. Il apparaît essentiel de quantifier à présent leur robustesse en fonction des divers paramètres pouvant exister sur des images de points. Nous espérons pouvoir cerner les limites d'application de ces deux méthodes. Cette étude est l'objet du prochain chapitre.

4. SUR LA ROBUSTESSE DES MESURES DE DEPLACEMENTS PAR CEPSTRE, IDENTIFICATION ET CORRELATION

4.1. INTRODUCTION

Le bilan des chapitres précédents nous amène à distinguer quatre méthodes (le cepstre, l'autocorrélation, l'identification des déplacements et l'intercorrélacion) et deux types d'images (multi-exposées et mono-exposées). Les deux premières techniques citées s'appliquent au cas d'images multi-exposées tandis que les deux suivantes considèrent le cas d'images mono-exposées.

Nous avons montré les différents avantages et inconvénients de chacune de ces méthodes. A présent, il apparaît essentiel de pouvoir quantifier les domaines d'application des ces méthodes. Plus précisément, il est intéressant pour l'expérimentateur de pouvoir disposer de limites précises sur chacun des paramètres pouvant exister sur ces images. Le but de ce chapitre est donc d'étudier de façon aussi exhaustive que possible les effets des paramètres pouvant exister sur des images de points.

Tout d'abord, il est nécessaire d'isoler ces paramètres. Le choix de l'ensemble des paramètres est un problème à part entière. Cet ensemble doit couvrir tous les effets possibles sur les images mais il ne doit pas pour autant être trop important. La présence de paramètres similaires (ou ayant des effets similaires) ne fait qu'alourdir l'importance du travail à effectuer et complique les difficultés d'interprétation des résultats. Ainsi, le choix de cet ensemble de paramètres est un des éléments essentiels de cette étude. Pour cela, nous nous appuyons sur une bibliographie importante. De nombreux auteurs ont déjà réalisé des études similaires pour le cas de l'autocorrélation, du suivi individuel de particules ainsi que pour l'intercorrélacion. Ainsi, un certain nombre de paramètres a déjà été identifié. Nous présentons tout d'abord les ensembles de paramètres classiquement rencontrés dans la littérature avant de préciser et de détailler l'ensemble des sept paramètres retenus pour notre étude.

L'objectif étant de fournir des limites de validité des méthodes en fonction de chacun des paramètres choisis, il est obligatoire de contrôler la valeur de chacun de ces paramètres individuellement. Ce contrôle ne peut pas être effectué sur des images réelles où il est très difficile de maîtriser l'ensemble des paramètres. Pour cette raison, nous introduisons un système de génération d'images synthétiques de points. Ce système permet de générer des images où les valeurs de chacun des paramètres sont connues exactement. L'utilisation d'un tel système nécessite une modélisation précise de chacun des paramètres. La présentation de ces modélisations et du système de simulation d'images fait l'objet du troisième paragraphe de ce chapitre.

Enfin, nous présentons les différents résultats obtenus pour chacune des méthodes vis à vis de l'ensemble des paramètres choisis. Ces résultats sont présentés de manière indépendante pour chaque paramètre de chaque méthode puis de manière comparée (par un tableau quantitatif) pour les méthodes travaillant sur le même type d'images (cepstre et autocorrélation, identification et intercorrélacion). Cette étude comparative fait l'objet d'une communication à laquelle le lecteur pourra se référer pour une présentation rapide des résultats [Fournel 1996].

4.2. PRESENTATION ET MODELISATION DES PARAMETRES

4.2.1. Les paramètres classiques

De nombreux auteurs se sont attachés à déterminer des domaines de validité pour les méthodes de mesures par images de points. Il existe toutefois assez peu de recherches dédiées spécifiquement à l'étude des variations de la précision des résultats en fonction des différents paramètres des images. Il est donc possible de faire un bilan de ces recherches, en particulier du point de vue des paramètres utilisés. Nous verrons que suivant les auteurs, l'ensemble des paramètres peut être très différent. Il est à noter que la plupart de ces travaux ont été effectués dans l'optique des applications de mécanique des fluides.

Keane et Adrian ont réalisé deux études parallèles de la sensibilité de l'autocorrélation d'une part [Keane 1990] et de l'intercorrélation d'autre part [Keane 1992]. Dans ces deux articles, les auteurs ont choisi le même ensemble de paramètres. Celui-ci est constitué de :

- la concentration,
- le déplacement moyen,
- l'importance des gradients de déplacement,
- la taille de la fenêtre d'interrogation,
- le temps inter-exposition,
- l'épaisseur de la tranche laser.

Plus précisément, le paramètre de concentration permet de contrôler le nombre de points allumés dans l'image. La longueur du déplacement moyen joue sur la précision de la mesure dans le sens où plus le déplacement est important, plus les points présents sur la première image risquent de disparaître de la seconde. L'influence de la taille de la fenêtre d'interrogation est identique. Le temps inter-exposition permet lui aussi de contrôler le module du déplacement moyen. Les gradients de déplacement altèrent généralement la précision des mesures car l'ensemble des méthodes présentées recherchent un déplacement du type translation. Or la présence de gradients de déplacement contredit cette hypothèse. Enfin, la largeur de la tranche laser permet de modéliser les phénomènes tridimensionnels. A cause de tels phénomènes, des points présents sur une image peuvent disparaître sur la seconde. Il résulte de ces phénomènes un certain pourcentage de points ne possédant pas de points correspondants. Nous parlerons de points ou de particules isolées ou célibataires. Pour chacun des paramètres, les auteurs présentent des limites de validité de l'intercorrélation et de l'autocorrélation, ainsi que des solutions permettant de dépasser ces limites. Par exemple, la limitation due à la taille de la fenêtre d'interrogation peut être dépassée en choisissant une fenêtre de taille supérieure sur la deuxième image. Les effets dus à l'épaisseur de la tranche laser peuvent être supprimés en élargissant cette tranche lors de la seconde exposition. Enfin, l'influence des gradients de déplacement est réduite si la fenêtre de la seconde image est décalée en fonction du déplacement.

D'autres auteurs se sont penchés sur le problème. Ainsi Guezennec et Kiritsis considèrent en plus des paramètres énoncés précédemment les paramètres suivants : le niveau de gris des particules et du fond, le diamètre et l'écart type des diamètres de particules, l'écart type du bruit présent dans les images [Guezennec 1989].

Willert et Gharib se sont consacrés au cas de la vélocimétrie par images digitales de particules [Willert 1991]. Ainsi, un certain nombre des précédents paramètres sont fixés lors de la prise d'image (par exemple la largeur de la tranche laser) et donc ne sont pas considérés.

L'ensemble des paramètres retenus est donc beaucoup plus réduit. Il comprend : la concentration, la norme du déplacement moyen, le bruit, et les gradients de déplacements.

Cenedese *et al* formulent ces mêmes paramètres sous une forme légèrement différente [Cenedese 1993]. Les termes employés sont : positions des points dans le plan de l'image et dans la direction orthogonale à ce plan, le bruit et la taille de la fenêtre. De même Huang *et al* introduisent le paramètre de changement de formes des traces des particules et parlent de biais pour dénommer la présence de points célibataires [Huang 1993]. Coupland et Pickering associent deux paramètres : la taille et la concentration des particules [Coupland 1988].

Le travail réalisé par E. Rouland [Rouland 1994] est dédié en partie à l'étude des 4 paramètres (concentration, pourcentage de particules isolées, fluctuations des déplacements autour du déplacement moyen, dynamique des déplacements) sur les techniques d'inter et d'autocorrélation. Ce travail nous sert de résultat de référence pour notre propre étude.

Enfin quelques auteurs se sont plus intéressés aux paramètres pouvant exister lors de l'acquisition même des images. Grant et Liu, par exemple, ont quantifié l'influence du grandissement optique du système d'acquisition sur la précision des mesures de déplacements [Grant 1989]. Prasad *et al* se sont intéressés de façon similaire à l'influence de la résolution de la chaîne optique [Prasad 1992].

Notre approche est plus théorique que véritablement expérimentale. Nous choisissons donc volontairement d'ignorer un certain nombre de paramètres tels que le grandissement optique ou la résolution, liés directement à l'étape d'acquisition des images. Nous nous inscrivons plus dans une démarche proche de celle de Willert et Gharib où les paramètres choisis peuvent être mesurés directement sur les images digitales. Au vu des travaux réalisés et résumés précédemment, nous avons opté pour un ensemble de sept paramètres indépendants qui couvre pour le moins une bonne partie des effets possibles sur des images de points. Les paramètres retenus sont :

- la concentration,
- le biais géométrique ou biais xy,
- le biais d'illumination ou biais z,
- le rapport entre le déplacement moyen et la taille de la fenêtre d'interrogation,
- le rapport entre les valeurs du gradient des déplacements et le déplacement moyen,
- la déformation des traces des particules,
- le bruit.

Précisons les termes employés. Par biais géométrique ou biais transversal, nous entendons le pourcentage de particules célibataires dû à la troncation spatiale des images. Par biais d'illumination, nous entendons le pourcentage de particules isolées dû à d'éventuels phénomènes tridimensionnels sur les images.

Comme nous l'avons signalé en introduction de ce chapitre, nous désirons mesurer l'influence de chacun de ces paramètres de façon séparée. Pour cela, il est nécessaire de simuler des images de points et donc de modéliser chacun de ces paramètres.

4.2.2. Modélisation de la concentration

Du point de vue expérimental, la concentration en points peut être définie comme le nombre moyen de points présents par unité de volume. Nous notons C ce nombre. Pour une image de taille (t_x, t_y) , dont la profondeur de mise au point est de Δz , le nombre de points N présents dans l'image sera donné par :

$$N = C \cdot t_x \cdot t_y \cdot \Delta z \quad (4.1)$$

Ce nombre N correspond au nombre maximum de sites où la mesure de déplacement peut être potentiellement effectuée. Nous modélisons la concentration en points par ce nombre de points présents dans une image, plutôt que par le nombre moyen de points par unité de volume. Une fois choisie le nombre de points présents dans l'image que l'on génère, il importe de choisir les positions spatiales de chacune des particules. Le choix le plus naturel est de tirer aléatoirement chacune de ces positions dans le volume correspondant à l'image. Une fois chacun des points positionnés, il importe de leur affecter un niveau de gris. Pour cela, nous utilisons la position du point dans la direction orthogonale (z) au plan de l'image (x - y). Ce choix peut sembler moins naturel. Nous avons opté pour un système dont l'inspiration provient des applications en tomographie. La profondeur du champ de l'image est alors liée à la largeur de la tranche laser servant de source de lumière. Nous admettons que le profil d'énergie d'une telle tranche est gaussien (hypothèse couramment réalisée). Ainsi, un point situé au milieu de cette tranche aura un éclairage plus important que ceux proches des bords de cette tranche. Donc, nous affectons à chacun des points un niveau de gris déduit de la valeur d'une gaussienne suivant sa position dans la direction z . Par souci de simplicité, la gaussienne correspondante est centrée sur 0 et à un écart type de $1/3$. Avec ce choix, 99.73% des points ont une position en z appartenant à l'intervalle $[-1; +1]$. Nous modélisons ainsi les positions et les niveaux de gris de particules appartenant à un volume de taille $(t_x, t_y, \Delta z)$ (cf. figure 4.1).

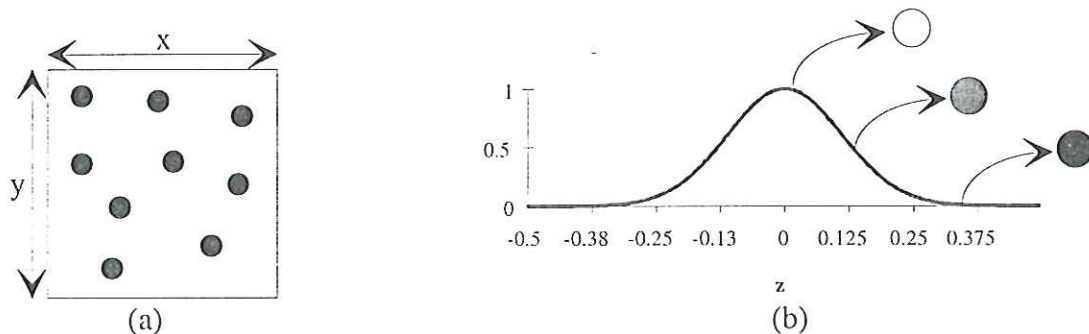


Figure 4.1 : Modélisation de la concentration (a) tirage uniforme des positions dans l'ensemble du volume (b) tirage gaussien de la valeur des niveaux de gris de chacun des points suivant sa position en z . L'échelle utilisée pour l'axe vertical est arbitraire.

Enfin, nous désirons pouvoir étudier l'influence de la concentration de manière indépendante. Il est donc nécessaire que tous les autres paramètres n'influent pas sur le résultat de la mesure. En particulier, le biais géométrique doit avoir une valeur nulle. Par conséquent, il faut restreindre légèrement la surface du plan où les positions des points sont tirées aléatoirement. Plus précisément, cela se traduit par l'interdiction de deux bandes (une en x , une en y) dont les largeurs sont déterminées par le module du déplacement suivant chaque axe (cf. figure 4.2).

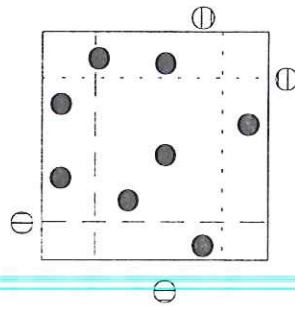


Figure 4.2 : Illustration de l'interdiction de deux bandes dans le but d'éliminer les effets du biais géométrique dans le cas d'une image bi-exposée. Si le sens du déplacement est vers le haut et la droite, les bandes "pointillée court" correspondent aux deux bandes de biais de la première exposition (point hachurés verticalement) et les bandes "pointillées long" à celles de la seconde (points hachurés horizontalement).

L'influence des autres paramètres est plus facile à éliminer. Pour le biais d'illumination, l'importance des gradients, la déformation des traces des particules et le bruit, il suffit de laisser ces paramètres à une valeur nulle. Le cas du rapport entre le module du déplacement moyen et la taille de la fenêtre d'interrogation est réglé de manière empirique en choisissant une valeur moyenne. Ce choix a priori se justifie par l'absence de renseignements sur l'importance de ce paramètre.

Jusqu'à présent nous avons décrit la génération d'une image. La seconde image est simplement obtenue via une translation uniforme de la première image. Si le but est de générer des images bi-exposées, il suffit à partir de ces deux images d'en créer une troisième égale à la somme des deux premières. Ce procédé bien que simpliste correspond assez bien à la réalité de l'acquisition d'images bi-exposées par un capteur CCD. En effet, ce type de capteur ne fait que compter le nombre de photons arrivant en chaque point de l'image. Ainsi, les charges reçues lors de la seconde exposition du capteur ne font que s'ajouter aux charges reçues lors de la première. Ce phénomène est donc tout à fait bien simulé par l'addition des deux images correspondant à chacune des deux expositions.

4.2.3. Modélisation du biais géométrique

Le deuxième paramètre de l'ensemble choisi est le biais géométrique. Ce paramètre contrôle le nombre de particules célibataires dont le célibat est dû à la limitation spatiale de la fenêtre d'étude. Plus précisément, un certain nombre de particules proches des bords de l'image peuvent sortir entre les deux expositions du cadre de cette image au cours du déplacement (cf. figure 4.2).

L'importance du nombre de points concernés par cet effet est directement proportionnelle à la concentration en points sur l'ensemble de l'image. Si cette concentration est faible, le nombre de points biaisés géométriquement sera faible. Si la concentration est forte, le nombre de points proches des bords de l'image sera important. Il en résultera un biais géométrique important. Il est donc naturel de lier les évolutions de la concentration et du biais géométrique. Ce paramètre ne peut donc pas être considéré de façon totalement individuelle (par exemple, le cas d'un biais géométrique important et d'une concentration faible ne correspondrait à aucune situation réelle).

Du point de vue physique, il n'existe aucune raison pour que le nombre de points proches des bords de l'image soit différent du nombre de points présents dans la zone centrale de l'image. Ainsi, nous générons des images suivant le même principe que pour le cas de la concentration, mais en autorisant la présence de points à l'intérieur des deux bandes

précédemment interdites. En fait, au lieu de limiter la surface de l'image où les positions des points sont tirées aléatoirement, ici, toute la surface de l'image est permise. La valeur du paramètre de biais géométrique est donc déterminée à la fois par la concentration en points et par la largeur des deux bandes, donc par le module du déplacement moyen. Pour faire varier ce paramètre, nous avons choisi d'influer sur la valeur de la concentration de manière à conserver toujours le même rapport entre la surface des bandes et la surface complémentaire de l'image. Le choix alternatif de faire varier le module du déplacement moyen aurait eu pour effet de générer très rapidement des images où aucune particule n'aurait eu son doublet. Nous fixons donc la valeur du déplacement moyen à la même valeur moyenne que pour la modélisation de la concentration. Les autres paramètres gardent encore une valeur nulle.

4.2.4. Modélisation du biais d'illumination

La valeur du biais d'illumination représente le nombre de points présents sur une image et absent sur la suivante, l'absence étant due non pas à la limitation spatiale des images mais à la profondeur du champ étudié. Ce paramètre modélise le taux de points célibataires dû aux phénomènes tridimensionnels. L'importance du biais d'illumination est liée à la nature des mouvements étudiés.

Pour modéliser ce paramètre, nous avons simplement choisi d'ajouter aux images un certain nombre de points répartis aléatoirement sur l'ensemble de l'image (cf. figure 4.3). Nous contrôlons l'importance de ce paramètre via le nombre de particules rajoutées. Le choix d'un tirage aléatoire des positions de ces points s'explique par le fait qu'il n'existe aucune raison pour qu'un point sorte du champ d'étude (en profondeur de champ) en un point plutôt qu'en un autre. Les images de départ (i.e. avant ajout de points isolés) sont générées avec une concentration moyenne, un déplacement moyen, et tous les autres paramètres à une valeur nulle.

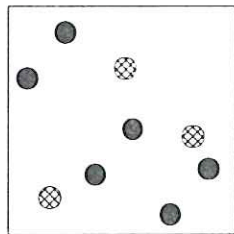


Figure 4.3 : Le biais d'illumination : points isolés (hachurés) répartis aléatoirement sur l'ensemble de l'image.

4.2.5. Modélisation du déplacement moyen

L'influence du déplacement moyen est aisée à comprendre. Plus celui-ci est important, plus la surface de l'image où les points ne sont pas biaisés géométriquement devient faible. L'influence de ce paramètre est forcément relative à la dimension de la fenêtre d'étude. Nous préférons donc à l'étude de l'influence du déplacement moyen, l'étude de l'influence du rapport entre ce déplacement moyen et la taille de la fenêtre. Nous adimensionalisons le déplacement moyen.

L'influence de ce paramètre peut être double : le module et l'angle du vecteur donnant le déplacement moyen peuvent avoir des effets relativement différents. Nous réalisons deux études différentes sur ce paramètre. Dans le premier cas, nous choisissons de faire varier le module du déplacement en gardant l'angle fixe (choisi à l'avance). L'intervalle de variation de

ce module est donné par la demi-longueur de la diagonale de l'image. La borne inférieure du module du déplacement est bien évidemment nulle. Ensuite, nous essayons de mesurer l'influence de la direction du vecteur déplacement. Pour cela, nous générons quatre cas identiques au précédent suivant quatre directions différentes : les deux directions axiales, la direction diagonale et une direction intermédiaire entre l'axe et la diagonale (cf. figure 4.4).

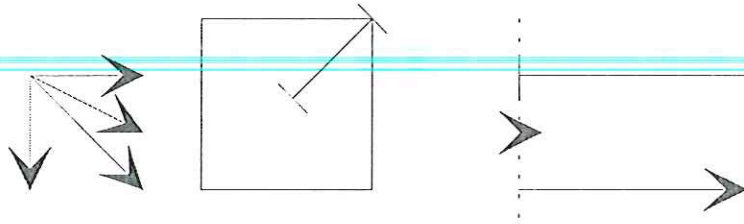


Figure 4.4 : Etude de l'influence du déplacement moyen suivant quatre directions (deux directions axiales, une diagonale et une intermédiaire). Le module du déplacement moyen varie entre 0 et la demi-taille de la diagonale de la fenêtre d'étude.

Les autres paramètres sont fixés comme suit : concentration moyenne, biais géométrique et d'illumination nuls, aucun gradient, pas de bruit ni de variation de la taille des traces des points.

4.2.6. Les effets de gradients de déplacements

Sur des images réelles, il est excessivement rare que le déplacement entre deux images successives soit uniforme. En pratique, il existe toujours un déplacement moyen et des variations autour de cette moyenne. Si nous voulons simuler des images de points aussi réalistes que possible, il est essentiel d'intégrer ces effets de gradients de déplacements dans notre système de simulation d'images.

Jusqu'ici, comme nous l'avons signalé dans le paragraphe présentant la modélisation de la concentration, la deuxième image est simplement obtenue par un décalage de la première image. Pour pouvoir intégrer des phénomènes de gradients de déplacements, il nous faut modifier cette procédure. A présent, la seconde image est obtenue à partir de la première image à l'aide d'un décalage moyen et d'un histogramme bidimensionnel donnant la répartition des déplacements autour de ce déplacement moyen. La valeur en chaque point (x_i, y_i) de l'histogramme donne le pourcentage de points dont le déplacement est le déplacement moyen auquel nous rajoutons la position relative du point (x_i, y_i) par rapport au centre de l'histogramme.

Pour simplifier, nous présentons cette modélisation pour le cas monodimensionnel. Supposons que l'on génère un déplacement moyen de 5 pixels. L'utilisation de l'histogramme ci-dessous générera des déplacements où :

- 50% des points se déplaceront de 5 pixels
- 20% auront un déplacement de 4 ou 6 pixels
- 5% un déplacement de 3 ou 7 pixels.

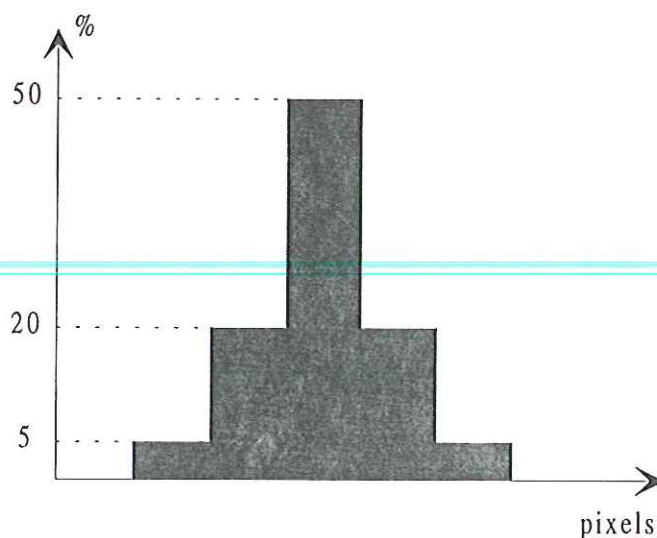


Figure 4.5 : Histogramme monodimensionnel de répartition des déplacements.

Le cas bidimensionnel est géré via l'utilisation d'un histogramme bidimensionnel de répartition des déplacements. Nous choisissons de considérer pour simplifier non pas les valeurs exactes du gradient mais en fait un majorant de ce gradient. Ce majorant est obtenu par la demi taille du support de l'histogramme, demi-taille prise dans la direction du plus grand allongement. De plus, toujours par souci de simplification ainsi que pour approcher au plus près les cas réels, nous choisissons de ne considérer que des histogrammes gaussien. Il est en effet généralement admis que la répartition des déplacements autour d'un déplacement moyen suit une loi gaussienne (en particulier pour les applications d'écoulements de fluides).

Ainsi nous générons des histogrammes de déplacement du type gaussien bidimensionnel (cf. figure 4.6). En faisant varier l'écart type de cette gaussienne, la taille du support de la gaussienne prend des valeurs différentes. Pour notre étude, nous avons fait varier cet écart type de manière que les supports d'histogrammes varient entre 1 et 10 pixels. Cette limite supérieure correspond à des effets de gradients maximum de plus ou moins 5 pixels autour du déplacement moyen. Ces valeurs en pixels ne sont pas réellement significatives. Il est nécessaire d'adimensionnaliser ces valeurs par rapport au déplacement moyen de manière à pouvoir comparer les résultats entre différentes images. Le paramètre final retenu peut donc être défini comme le rapport entre un majorant des gradients de déplacement et le déplacement moyen.

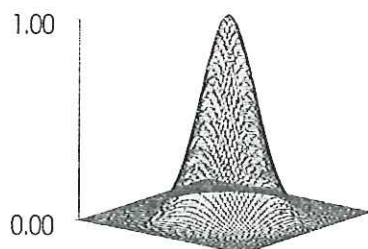


Figure 4.6 : Utilisation de gaussienne bidimensionnelle comme distribution de déplacements. L'écart type de cette gaussienne permet de contrôler l'importance des gradients de déplacements. L'échelle verticale est arbitraire.

Les autres paramètres sont toujours fixés comme suit : concentration moyenne, biais géométrique et d'illumination nuls, déplacement moyen, pas de bruit, ni de variation de diamètre des traces des points.

Nous réalisons une autre étude complémentaire où plutôt que de fixer le déplacement moyen et de faire varier la valeur du majorant du gradient, nous fixons celui-ci à une valeur moyenne, et nous faisons varier la valeur du déplacement moyen. Ceci permet d'étudier la valeur du plus grand déplacement mesurable en présence de gradients de déplacements.

4.2.7. Modélisation du bruit

Jusqu'ici, les images générées étaient vierges de bruit : le fond des images en dehors des positions des points était parfaitement nul. Dans l'optique de simuler au mieux des images réelles de points, ce cas de figure est irréaliste. Il nous faut donc ajouter des images de bruit à chacun des types d'images simulés précédemment.

Nous pouvons distinguer deux sources potentielles de bruit :

- le bruit d'échantillonnage,
- le bruit provenant de la chaîne optique d'acquisition d'images.

Le premier type est fortement dépendant du système d'acquisition et en particulier du type de capteur utilisé (CCD, film, etc...). Nous préférons nous intéresser au second type, qui d'une part est plus facile à modéliser et d'autre part est souvent le bruit prépondérant. En effet, en situation réelle, le niveau de gris du fond des images est plus lié à des réflexions parasites, à des poussières qu'à des défauts d'échantillonnage ou de transmission de l'image au niveau du capteur.

Une bonne manière de simuler ce bruit de chaîne optique est d'acquérir un couple d'images d'une scène sans objet (totalement noire). Ainsi, le signal d'éclairage des particules est absent et seul reste le bruit de fond. Nous additionnons chacune de ces images de bruit à chacune des images de la paire comprenant le signal. Dans le cas d'image multi-exposée, cette addition du bruit est faite après la sommation des deux images signal. En effet, dans ce cas là, un seul bruit optique rentre en ligne de compte quel que soit le nombre d'expositions.

La sommation des images de bruit et des images de signal est réalisée suivant le mode opératoire suivant. Aux positions où il existe des points, le système d'acquisition reçoit un signal utile qui est peu perturbé par des réflexions parasites. Au contraire, aux endroits où il n'y a pas de points, le système ne reçoit aucune information utile et le niveau de gris résultant dépend essentiellement du bruit. Ainsi, nous additionnons nos images de bruit exclusivement aux positions où il n'existe pas de points.

Nous maîtrisons l'importance de ce paramètre de bruit en contrôlant la dynamique des niveaux de gris des images de bruit. Une dynamique faible donnera un rapport signal sur bruit important au contraire d'une dynamique importante. Nous choisissons de faire varier cette dynamique entre 1% et 100% de la dynamique des niveaux de gris des images "signal".



Figure 4.7 : Modélisation du bruit via l'enregistrement d'images d'une scène totalement noire. Les deux images de cette figure illustrent un couple d'images de bruit. Il n'existe a priori aucune corrélation entre ces deux images

Les autres paramètres sont laissés à une valeur moyenne ou nulle.

4.2.8. Modélisation de la déformation des traces des particules

Nous avons supposé jusqu'à présent que l'ensemble des points présents sur les deux images successives possédait le même diamètre apparent. Cette hypothèse est vérifiée dans beaucoup de situations. Toutefois, il peut arriver qu'au cours du mouvement, des phénomènes de perspectives, de défaut d'illumination ou autres fassent varier le diamètre apparent de quelques particules (plus petit ou plus gros suivant le cas). Nous verrons de plus que pour les méthodes basées sur la modélisation des déplacements comme écho, ce paramètre présente une importance certaine.

Pour tester l'influence du changement de diamètre apparent des points entre les deux expositions et pour pouvoir quantifier simplement cet effet, nous utilisons la modélisation suivante. Le diamètre des points est choisi aléatoirement sur la première des deux expositions entre deux bornes (2 pixels et 12 pixels). Ensuite à partir de ces diamètres, nous appliquons une déformation sur chacune des particules. En fait, nous donnons un histogramme de répartition des changements de diamètre des particules. La hauteur de l'histogramme en chaque point donne le pourcentage de points subissant la déformation donnée par la position en abscisse (sur l'histogramme) du point considéré relativement au centre de l'histogramme. Pour l'histogramme illustré par la figure ci-dessous, il y aura par exemple $1/11$ des points dont le diamètre diminuera de 2 pixels, ou encore $2/11$ des points dont le diamètre augmentera de 1 pixel.

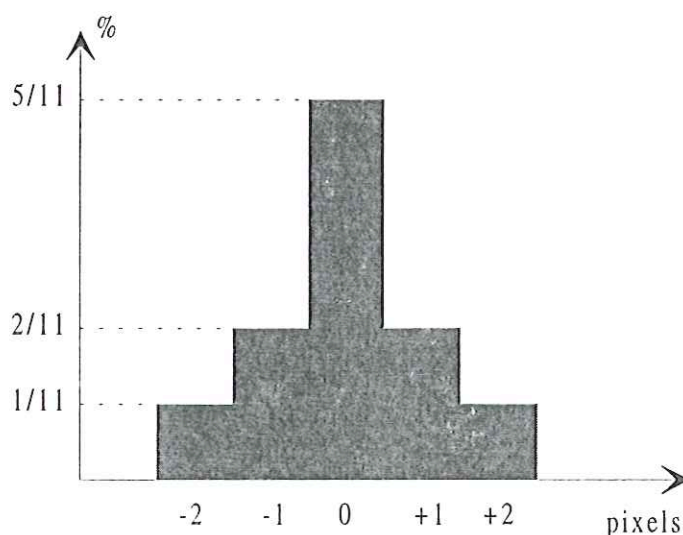


Figure 4.8 : Histogramme de répartition des fluctuations de diamètre de points.

De manière pratique, nous avons choisi des histogrammes gaussien de répartition de fluctuations des diamètres de particules. En jouant sur la valeur de l'écart type de ces gaussiennes, nous générons des images avec plus ou moins de variation de diamètres entre les deux expositions. La mesure de l'effet individuel de ce paramètre impose de fixer les autres paramètres à des valeurs moyennes (concentration, déplacement) ou nulles (biais géométrique, biais d'illumination, bruit, gradient).

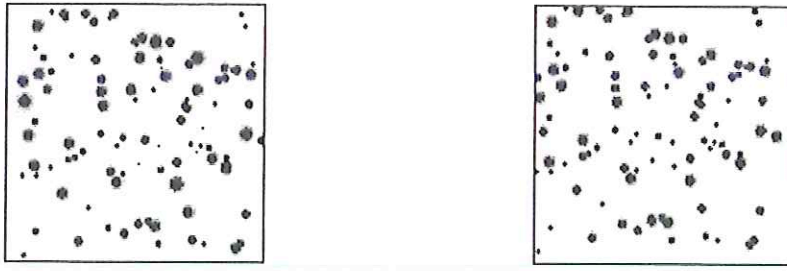


Figure 4.9 : Couple d'images avec changement de diamètre des points générés avec l'histogramme de la figure 4.8.

4.2.9. Mesures effectuées

L'effet individuel de chacun des paramètres présentés précédemment est mesuré à l'aide de deux indicateurs :

- un rapport signal sur bruit (SNR) donné par :

$$SNR = \frac{p - \mu}{\sigma} \quad (4.2)$$

où p est la hauteur du pic, μ la moyenne du signal et σ son écart type. Ainsi, le rapport signal sur bruit est représenté sur une échelle linéaire (et non logarithmique comme habituellement).

- le pourcentage de vecteurs déplacements faux.

Il existe différentes définitions des rapports "signal sur bruit". Celle que nous employons est relativement simple et correspond à la hauteur comparée du pic du signal et du pic moyen de bruit (cf. figure 4.10).

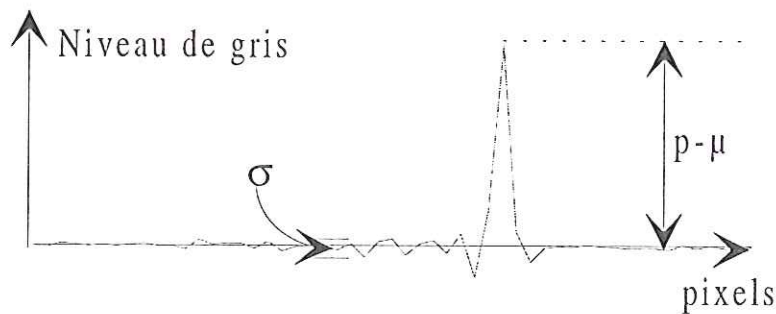


Figure 4.10 : Représentation de la signification du rapport signal sur bruit utilisé.

Il est important de définir sur quel ensemble sont calculés à la fois la moyenne μ et l'écart type σ . Le choix conseillé par Max [Max 1972a] est de calculer ces deux quantités sur tout le signal moins le pic. Nous éliminons donc le pic de déplacement avant de calculer la moyenne et l'écart type des niveaux de gris des images résultats. Le même calcul réalisé sur la totalité de l'image (avec le pic) n'induit pas de changements notables de la valeur du rapport signal sur bruit.

La deuxième mesure effectuée est le pourcentage de vecteurs déplacements erronés (%VF). Cette mesure est particulièrement facile à réaliser puisque le déplacement entre les deux images (ou au sein d'une image dans le cas multi-exposé) est connu à l'avance. Il suffit donc de comparer la mesure effectuée avec ce déplacement. En réalisant plusieurs mesures sur

des images possédant le même ensemble de paramètres, nous pouvons obtenir le pourcentage de vecteurs erronés.

De manière générale, il est nécessaire de réaliser plusieurs mesures du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés pour pouvoir être relativement sûr de l'exactitude de la mesure. La théorie de l'échantillonnage nous dit que, au delà de 30 échantillons (paires d'images) du même ensemble de paramètres, la distribution de la moyenne des mesures effectuées est une distribution normale même si la population de départ (les 30 mesures) ne suit pas une loi normale [Spiegel 1961]. Nous effectuons donc un ensemble de 32 mesures sur des images générées avec le même ensemble de paramètres, puis nous effectuons la moyenne de ces mesures. Le résultat obtenu est considéré comme représentatif de l'effet de cette configuration de paramètres sur la méthode testée.

4.3.RESULTATS

4.3.1.L'identification des déplacements

Nous présentons dans ce paragraphe l'effet de chacun des paramètres décrits précédemment, sur l'exactitude des mesures de déplacement par la technique d'identification des déplacements [Fayolle 1996].

Le premier résultat obtenu est l'effet de la concentration (cf. figure 4.11).

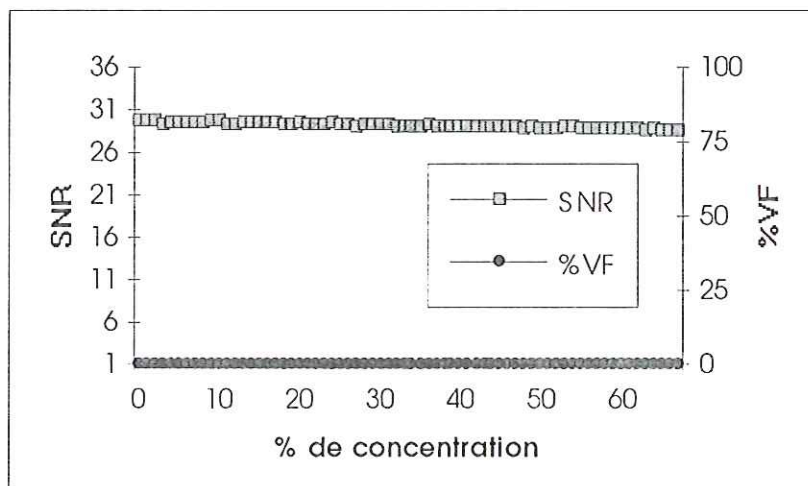


Figure 4.11 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration

Le déplacement moyen généré est de 7x3 pixels pour une fenêtre de 32x32 pixels, ce qui correspond à un déplacement adimensionnalisé de 50%. Avec ce déplacement moyen, la surface respective de chacune des images où les points ne peuvent pas être biaisés géométriquement représente 70% de la surface totale. Nous générons donc des images possédant des concentrations de 1% à 68%. Le résultat nous démontre que quelle que soit la valeur de cette concentration, le déplacement correct est mesuré et que de plus le pic correspondant au déplacement est très facilement identifiable (rapport signal sur bruit très important). Ce résultat est logique car l'identification de la réponse impulsionnelle du système modélisant le déplacement peut être effectuée sans aucune perturbation extérieure (absence de bruit, de gradient, de biais). Ainsi, même en présence d'un nombre très faible de points (seulement deux ou trois points pour la concentration la plus basse), la mesure est correcte.

Rappelons que pour des méthodes du type tracking ou corrélation binaire, la mesure du déplacement pour des concentrations très faibles ne donne pas toujours les résultats corrects.

Le cas suivant concerne la mesure de l'effet du biais géométrique. Le résultat obtenu est assez proche du précédent. Nous conservons le même déplacement moyen et la même taille de fenêtre de calcul. Ainsi, la surface des deux bandes où les doublets de points sont biaisés à cause de la limitation spatiale des fenêtres d'interrogation correspond à 30% de la surface totale de ces fenêtres. Toutefois le résultat reste très bon (cf. figure 4.12).

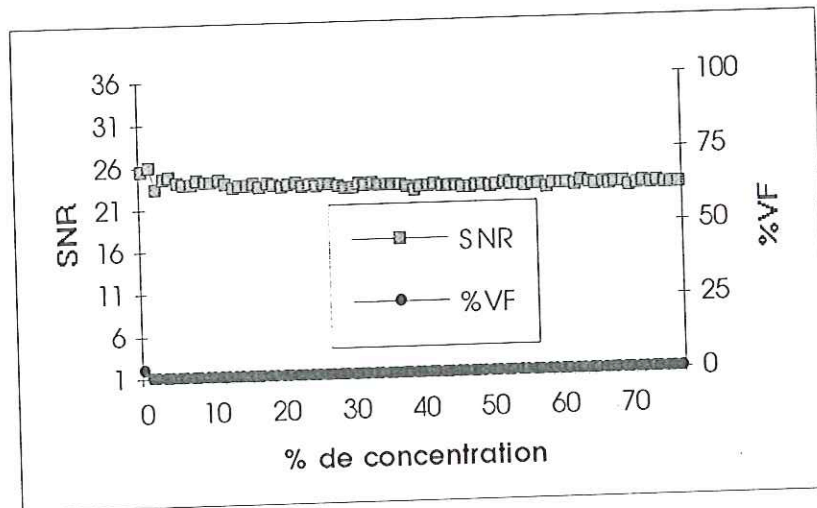


Figure 4.12 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du biais géométrique

Le pourcentage de vecteurs déplacements erronés reste nul quelle que soit la concentration en point. De plus le rapport signal sur bruit reste encore très important. Il est donc possible de dire que la mesure du déplacement par identification est peu sensible au paramètre de biais géométrique. Il existe une très légère décroissance du SNR lorsque la concentration augmente. D'autre part, la valeur initiale est inférieure au cas non biaisé. Cela s'explique à l'aide du principe même de l'identification. Bien que le rapport entre le nombre de doublets de points biaisés et le nombre total reste constant (ce qui assure un très bon rapport signal sur bruit de la mesure si ce rapport est suffisamment important), le nombre de points isolés augmente. Cette augmentation est la source de cette très légère décroissance. Nous pouvons remarquer que si nous avions choisi l'autre manière d'influer sur la proportion de biais géométrique (variation de la taille des bandes de biais), le résultat aurait été totalement différent. En effet, le rapport entre le nombre de doublets biaisés et le nombre de doublets total aurait cru et par suite l'identification de la réponse impulsionnelle s'en serait trouvée dégradée. La courbe du rapport signal sur bruit présente alors dans ce cas une forte décroissance (cf. figure 4.13).

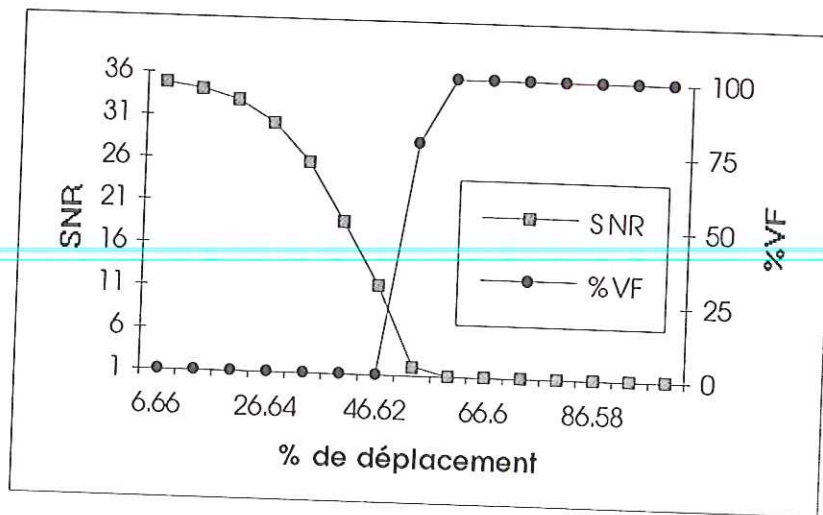


Figure 4.13 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du biais géométrique dû à une variation de déplacement moyen

Toutefois, cet effet est plus provoqué par la variation du déplacement (diminution du nombre de doublets de points non biaisés) que par l'augmentation du phénomène de biais géométrique.

L'effet du troisième paramètre (le biais d'illumination) est beaucoup plus sensible sur la précision de la mesure de déplacement. La présence de points isolés répartis aléatoirement sur toute la surface de l'image dégrade fortement l'identification de la réponse impulsionnelle. Et plus le nombre de points isolés devient important, plus cette dégradation devient prépondérante. La décroissance du rapport signal sur bruit est donc linéaire en fonction du nombre de points célibataires rajoutés aux images. Le résultat obtenu est conforme à ces prévisions (cf. figure 4.14). De même, à partir d'un certain taux de points isolés, la mesure de déplacement peut s'avérer incorrecte. Le pourcentage de vecteurs erronés devient non nul à partir d'un taux de 65% de points isolés. Il est intéressant de noter que le pourcentage de vecteurs erronés commence à augmenter avant que le rapport signal sur bruit atteigne sa borne inférieure (qui est égale à 1). Ce phénomène s'explique par le fait que le rapport signal sur bruit est obtenu en moyennant un certain nombre d'échantillons. Ainsi, il peut coexister dans le même ensemble d'échantillons des cas où la mesure est correcte avec un rapport signal sur bruit strictement supérieur à 1 et des cas où la mesure est inexacte avec un rapport signal sur bruit égal à 1. La limite du nombre de points isolés par rapport au nombre de doublets est de 65% pour que la mesure de déplacement par identification soit exacte.

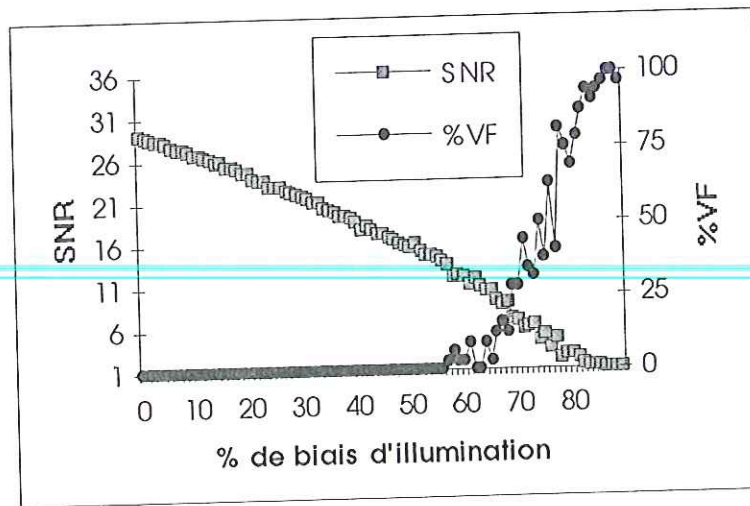


Figure 4.14 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du biais d'illumination

Pour l'effet du déplacement moyen, nous présentons deux résultats : un pour le cas de déplacement suivant l'un ou l'autre axe et le second pour le cas de déplacement suivant une des diagonales de l'image. Pour ces deux cas, les résultats obtenus sont similaires dans leur forme mais les valeurs limites sont légèrement différentes. D'un point de vue général, le résultat de la mesure de déplacement par identification est bon si le déplacement moyen est relativement petit devant la taille de la fenêtre d'étude. Cela se comprend bien car plus le déplacement devient important, plus la surface de l'image correspondant à la zone où les doublets ne sont pas biaisés devient petite. Ainsi, l'identification de la réponse impulsionnelle devient de plus en plus aléatoire. Il faut donc définir une limite maximum des déplacements mesurables. Cette limite est différente suivant le cas de déplacement axial ou diagonal. Pour un déplacement diagonal, la surface des bandes biaisés grandit suivant les deux dimensions alors que pour un déplacement axial, cette surface n'augmente que dans une seule direction. Ainsi, le cas de déplacement diagonal est le plus mauvais cas possible et le cas axial le meilleur. La limite de déplacement diagonal est égale à 50% de la taille de la fenêtre d'interrogation. Pour le cas axial, cette limite augmente jusqu'à 70%. Les directions intermédiaires présentent des limites intermédiaires. Nous pouvons estimer que pour une direction donnée, la valeur limite peut être obtenue par interpolation linéaire à partir de ces deux cas extrêmes.

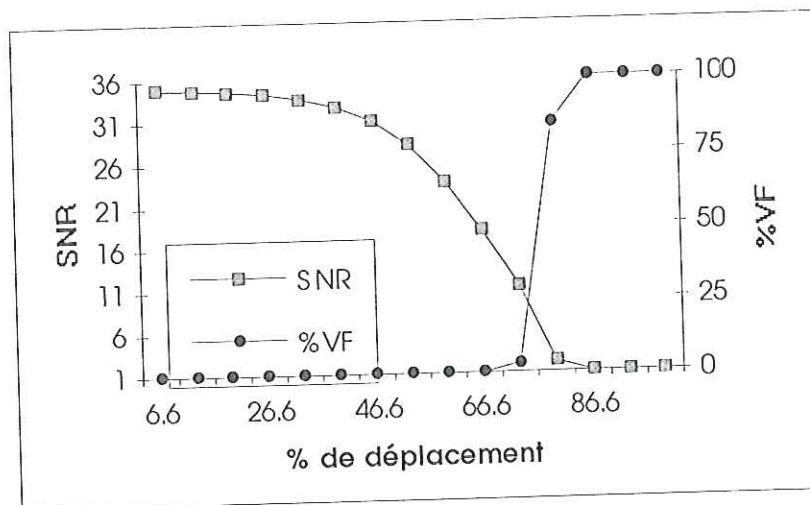


Figure 4.15 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du rapport entre le déplacement moyen suivant un axe et la taille de fenêtre d'étude

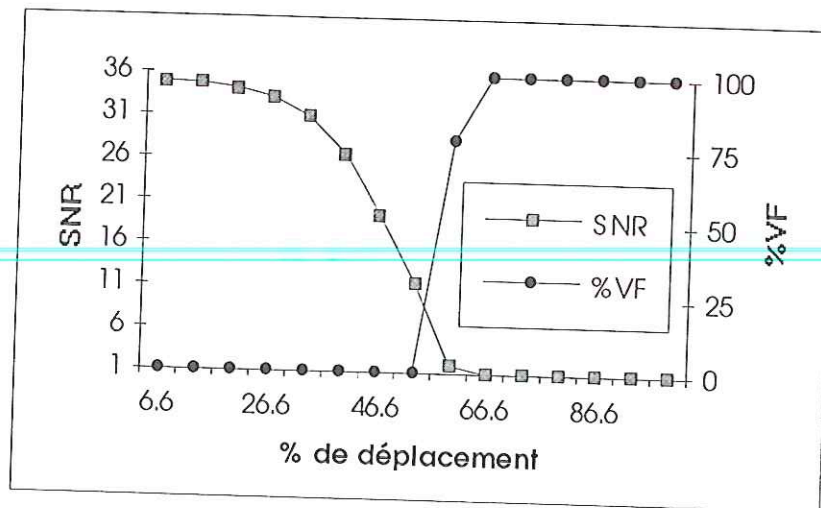


Figure 4.16 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du rapport entre le déplacement moyen suivant une diagonale et la taille de la fenêtre d'étude

Le cas de déplacements uniformes est peu réaliste. Il est donc nécessaire d'inclure dans cette étude l'effet des gradients de déplacement. L'effet de ce paramètre nous intéresse d'autant plus que la principale propriété de l'identification des déplacements est la possibilité de mesurer cette distribution de déplacement.

Au vu des conclusions précédentes, nous avons choisi de tester l'influence des gradients de déplacements dans le cas relativement favorable d'un petit déplacement moyen (correspondant à 15% de la taille de la fenêtre d'étude). Le rapport signal sur bruit du pic de déplacement devient de plus en plus petit à mesure que les effets de gradients de déplacements deviennent importants. Nous pouvons placer une limite maximum de gradients correspondant à des distributions de 5 par 5 pixels pour ce déplacement moyen (cf. figure 4.17). L'allure de ce résultat est tout à fait normale puisque la distribution de déplacement perturbe le décalage entre les deux images et donc l'identification de la réponse impulsionnelle du système lié à ce décalage. Si le déplacement moyen est plus important, la taille admissible pour les supports de distributions de déplacement sera plus petite. Au contraire, si le déplacement moyen est quasiment nul, ce qui est possible en décalant la seconde image du déplacement moyen, cette taille sera beaucoup plus importante.

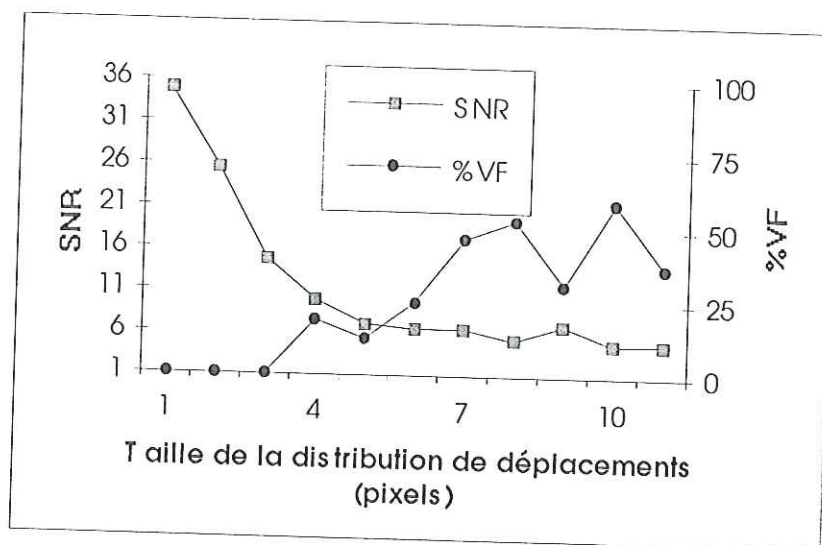


Figure 4.17 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la taille de la distribution des déplacements

Si nous réalisons cette même étude, en fixant la taille de la distribution des déplacements et en faisant varier le déplacement moyen, nous obtenons une autre information intéressante. Ainsi, pour une distribution de déplacement relativement classique de 3 par 3 pixels, la limite de déplacement maximum devient égale à 40% (cf. figure 4.18). Rappelons que pour le cas d'un déplacement uniforme, cette limite était d'environ 70%.

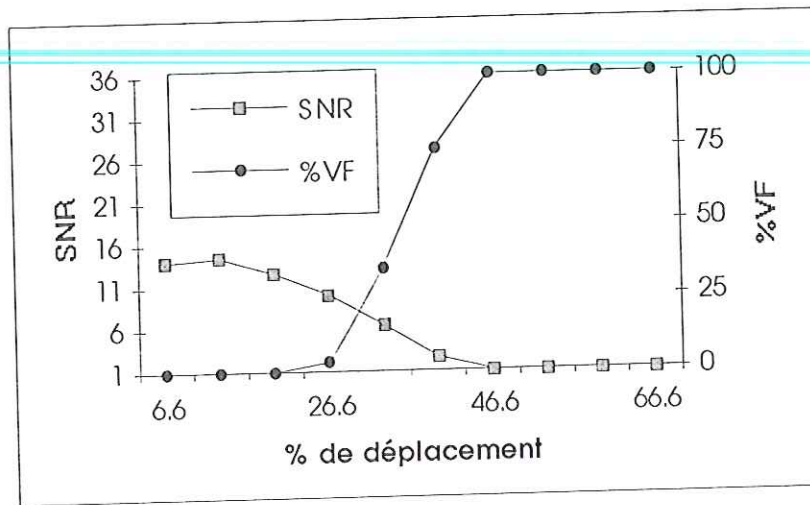


Figure 4.18 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du déplacement moyen en présence d'une distribution de gradient de 3 par 3 pixels.

Le changement de diamètre des points est l'un des paramètres essentiels pour l'identification. Si tous les points présentent la même taille, le système modélisant le déplacement est bien linéaire et invariant. Au contraire, la modification du diamètre d'un point entre les deux expositions met en défaut cette assertion. Si la modification est identique pour tous les points, son effet est similaire à un effet de distribution de déplacements. Le signal s_2 peut être obtenu par l'équation de convolution suivante :

$$s_2 = s_1 * h * d \quad (4.3)$$

où d est la distribution permettant de passer des diamètres des points de l'image n°1 à ceux de l'image n°2 (h représente toujours la réponse de système contenant l'information de déplacement). Nous nous retrouvons donc exactement dans le cas d'une distribution de déplacements. Toutefois la modélisation du changement de diamètre des points implique que tous les points ne subissent pas le même changement. Il est alors totalement impossible d'écrire une relation de convolution entre les deux images. La seule relation possible est :

$$s_2 * \pi_2 = s_1 * \pi_1 * h \quad (4.4)$$

où π_1 et π_2 sont les fonctions donnant les diamètres des points de chacune des deux expositions. Ces deux fonctions sont reliées entre elles par la fonction de changement de diamètre d par :

$$\pi_2 = \pi_1 * d \quad (4.5)$$

Dans ce cas de figure, le système modélisant le déplacement n'est plus linéaire invariant et il est donc normal que la mesure par identification échoue très vite dès que ce paramètre devient important (cf. figure 4.19).

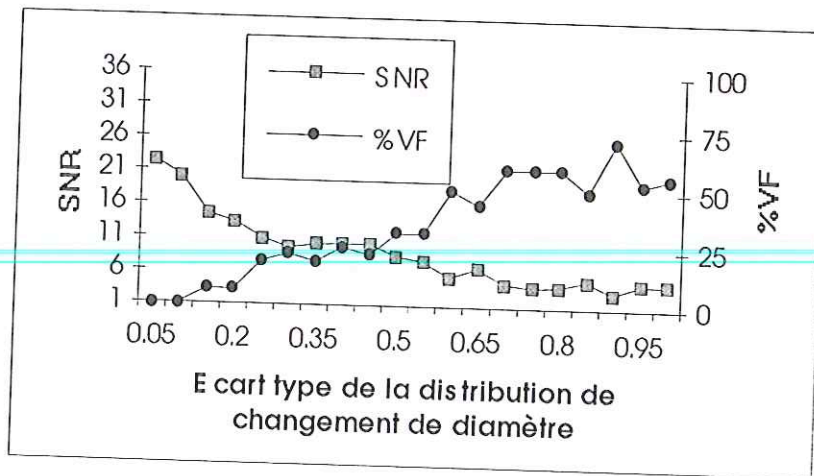


Figure 4.19 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de l'écart type de la distribution de changement de diamètre des points.

La présence de bruit sur les deux signaux d'entrée et de sortie du système d'identification des déplacements perturbe relativement peu l'identification de sa réponse impulsionnelle (cf. figure 4.20). Rappelons que le bruit est ajouté indépendamment sur chacune des deux images et donc qu'il ne suit pas le déplacement généré entre les deux images. Il est donc normal que le rapport signal sur bruit soit inférieur pour ce cas bruité par rapport au cas idéal. Quelle que soit la dynamique de ce bruit, la mesure du déplacement inter image reste correcte. Cela s'explique par le fait que la contribution du signal (pic de déplacement) reste supérieure à la contribution du bruit (pic central). Ce résultat a été obtenu pour une concentration moyenne (50% de points allumés sur chacune des deux images).

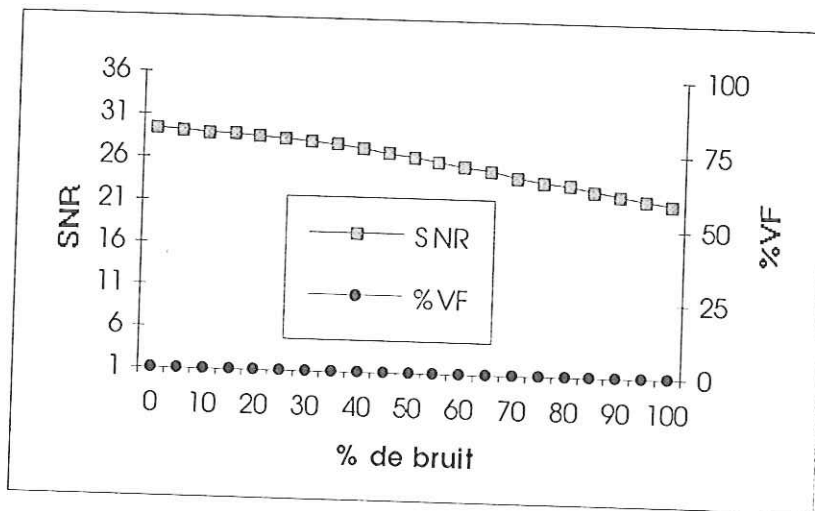


Figure 4.20 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la dynamique des images de bruits ajoutées sur chacune des deux images. Le pourcentage de bruit est défini comme le rapport entre les dynamiques des niveaux de gris des points et du bruit.

Si cette concentration augmentait, le résultat serait encore meilleur (le signal devenant de plus en plus prépondérant). Au contraire, pour des concentrations relativement faibles, le pic central correspondant au bruit peut devenir prépondérant et ainsi fausser la mesure de déplacement. La figure 4.21 illustre ce phénomène. Pour ce cas de figure, la dynamique des images de bruit est identique à la dynamique des images signaux et la concentration en points

de ces images varie. Il est alors possible de définir une limite inférieure de concentration pour garantir une mesure exacte du déplacement par identification.

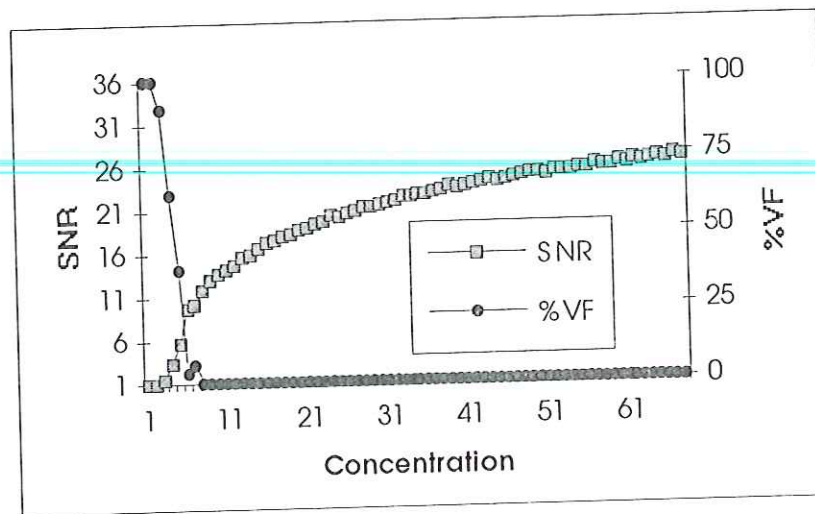


Figure 4.21 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration pour des images comportant du bruit de même dynamique que les images signaux

L'ajout de bruit sur seulement l'une des deux images (indifféremment la première ou la seconde) ne modifie pas fondamentalement ces résultats. Toutefois, la décroissance du rapport signal sur bruit est plus importante dans le cas d'ajout de bruit sur une seule des deux images. Cela s'explique par la différence de nature des deux images qui peut s'apparenter à la présence de biais d'illumination.

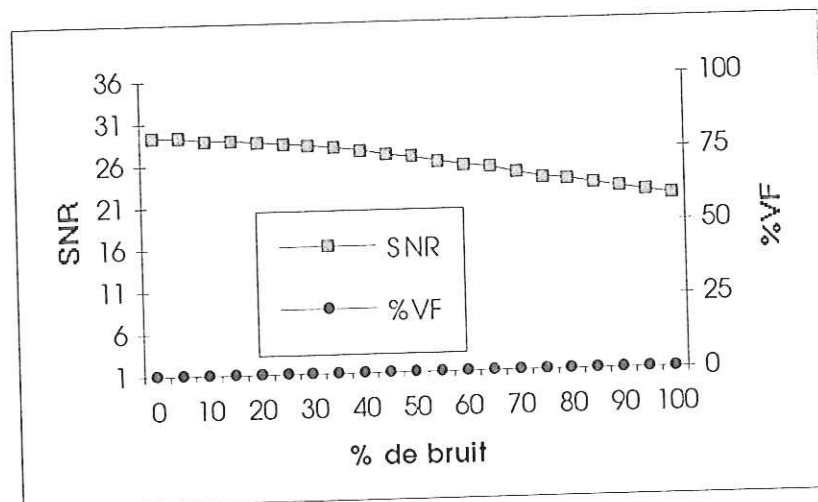


Figure 4.22 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la dynamique de l'image de bruit ajoutée à la première image. La seconde image n'est pas entachée de bruit.

4.3.2. Le cepstre

Dans ce paragraphe, nous étudions l'effet des sept paramètres introduits précédemment sur l'exactitude des mesures de déplacements par cepstre. Nous nous plaçons donc dans le cas d'images de points bi-exposées.

Le premier résultat obtenu est celui de la sensibilité à la concentration. (cf. figure 4.23).

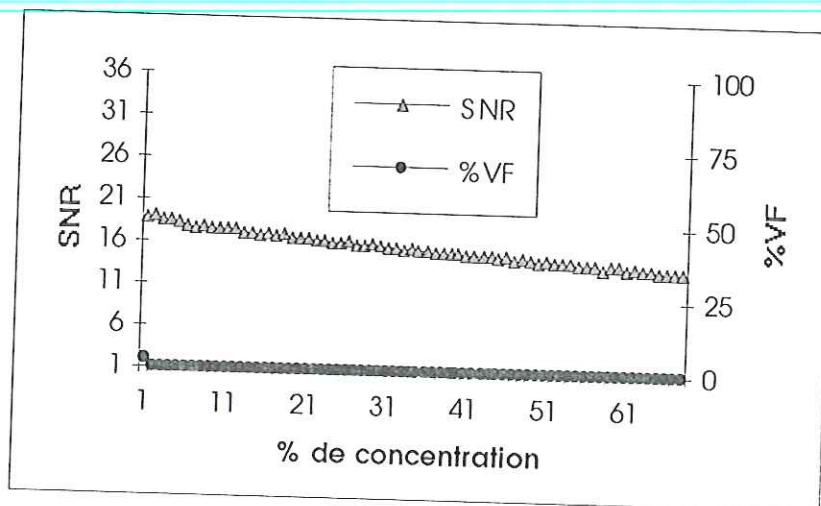


Figure 4.23 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration sur la mesure de déplacement par cepstre.

Comme pour le cas de l'identification, le déplacement généré correspond à 50% de la taille de la fenêtre d'étude (32x32 pixels). La limite supérieure de concentration est toujours fixée à 68%. Quelle que soit la valeur de la concentration de points, la mesure de déplacements par cepstre est correcte. Le rapport signal sur bruit possède une valeur deux fois plus faible que pour l'identification des déplacements. Cela est simplement induit par l'ambiguïté résidant dans la mesure du sens du déplacement à partir d'images bi-exposées. Cette ambiguïté se traduit par deux pics diamétralement opposés au contraire d'un seul pic pour l'identification. De façon heuristique, tout se passe comme si la hauteur du pic sans ambiguïté était divisée par deux pour donner naissance à deux pics avec ambiguïté. Le rapport signal sur bruit du cepstre est donc moitié de celui de l'identification des déplacements. Sur cette courbe, le rapport signal sur bruit diminue pour les fortes valeurs de concentration. Lorsque la concentration est forte, la modélisation du déplacement par un phénomène d'écho est difficile à établir. Ainsi, la mesure est très légèrement moins performante.

La sensibilité du cepstre au paramètre de biais géométrique est très similaire à celle de l'identification. Le rapport signal sur bruit est réduit par rapport au cas non biaisé mais reste relativement important et constant quelle que soit la valeur de la concentration (cf. figure 4.24). Ainsi, le nombre de vecteurs erronés est presque nul dans tous les cas. Comme pour l'identification, la présence de biais géométrique altère la modélisation des déplacements par un écho. Par suite, le rapport signal sur bruit est plus faible dans le cas biaisé que dans le cas idéal. Toutefois, la proportion entre le nombre de points possédant leur doublet et le nombre de points célibataires reste constant et donc le rapport signal sur bruit reste quasiment constant quelle que soit la valeur de la concentration. Comme pour le cas non biaisé, le rapport signal sur bruit décroît très légèrement lorsque la concentration augmente. Ceci est dû à la difficulté croissante de modélisation du déplacement sous forme d'écho.

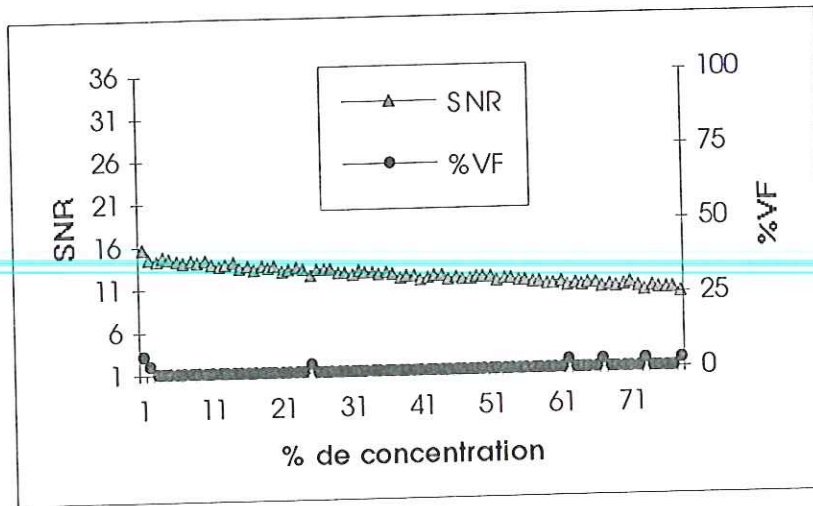


Figure 4.24 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration et en présence de biais géométrique sur la mesure de déplacement par cepstre.

Si ce rapport évoluait, par exemple en faisant varier la taille des bandes de biais géométrique (par l'intermédiaire de la valeur du déplacement moyen), cela induirait des variations du rapport signal sur bruit. Mais, comme pour l'identification, ces variations sont plus liées à l'évolution de la valeur du déplacement moyen plutôt qu'au paramètre de biais géométrique.

De même, l'effet du biais d'illumination sur le cepstre est similaire à celui sur l'identification des déplacements. La présence de points célibataires positionnés aléatoirement dans tout le plan de l'image perturbe la modélisation du déplacement par un écho. Et plus le nombre de points célibataires devient important devant le nombre de doublets, plus cette modélisation devient irréaliste. Il est donc normal que le rapport signal sur bruit du cepstre décroisse linéairement lorsque le biais d'illumination augmente. Le pourcentage de vecteurs erronés est un bon indicateur de la validité des mesures réalisées. Mis à part deux valeurs non nulles pouvant être considérées comme accidentelles, ce pourcentage devient non négligeable pour des valeurs de biais d'illumination autour de 45 - 50 %. Ces valeurs peuvent être choisies comme les limites acceptables de pourcentage de particules isolées pour garantir des mesures de déplacements fiables par cepstre.

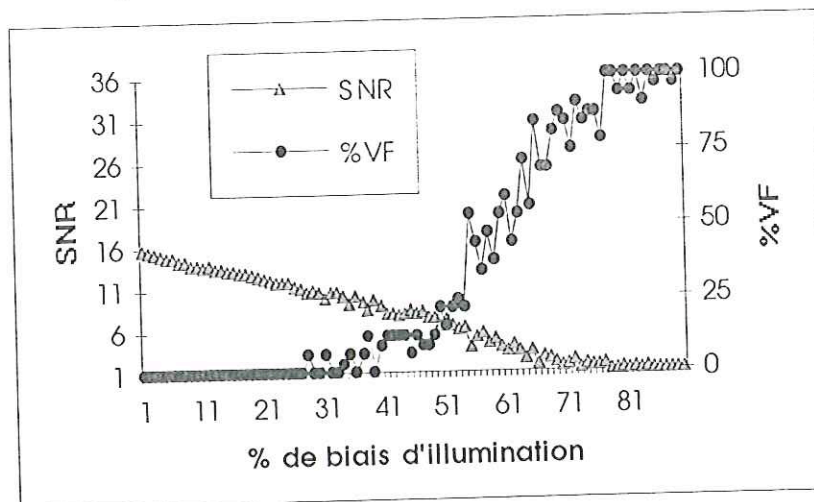


Figure 4.25 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du biais d'illumination (pourcentage de particules isolées) sur la mesure de déplacement par cepstre.

L'effet de la norme du déplacement moyen sur la mesure par cepstre est proche de celui de l'identification. Quelle que soit la direction du déplacement généré (axiale, diagonale ou intermédiaire) le rapport signal sur bruit diminue lorsque la norme croît (cf. figure 4.26 et figure 4.27). Cette croissance de la norme de déplacement moyen implique une diminution de la surface non biaisée des images. Cette diminution est la plus importante dans le cas diagonal que dans les deux cas axiaux. Cet effet altère la qualité du terme d'écho et donc le niveau du rapport signal sur bruit.

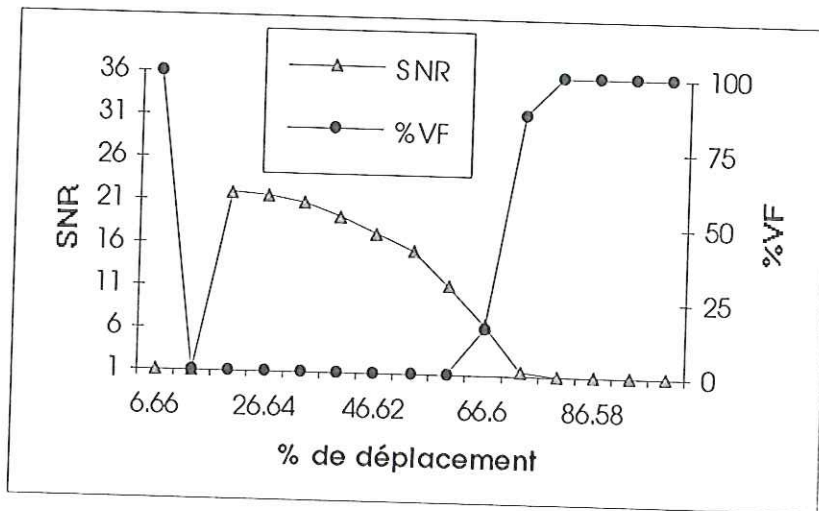


Figure 4.26 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du module du déplacement moyen sur la mesure de déplacement par cepstre dans le cas axial.

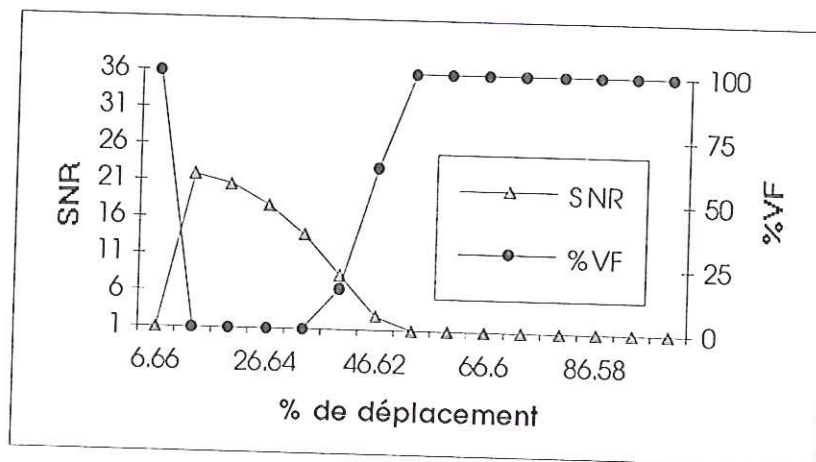


Figure 4.27 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du module du déplacement moyen sur la mesure de déplacement par cepstre dans le cas diagonal.

Enfin toujours pour ce paramètre, il reste à étudier le cas de petits déplacements. La mesure de ces déplacements est souvent erronée car le pic de déplacement est confondu avec le pic central (pour les déplacements de 1 pixel particulièrement).

Le résultat précédent nous conduit à tester l'influence des gradients de déplacements sur le cepstre pour le cas favorable de petits déplacements. Ce choix permet d'assurer que le déplacement moyen est mesuré correctement en l'absence de gradients de déplacements. Si la mesure du déplacement se révèle fautive, cela ne peut être dû qu'aux effets du paramètre gradient.

Le petit déplacement choisi correspond à 15 % de la taille de la fenêtre d'étude (32 x 32 pixels). Nous générons des gradients de déplacements gaussiens dont la taille du support varie de 1 à 11 pixels. Exprimés de façon adimensionnelle par rapport au déplacement moyen (2 x 1 pixels), cela correspond à des gradients de 44 %. Ces pourcentages ne sont pas très parlants, et nous préférons conserver la notation directe en pixels. L'évolution du rapport signal sur bruit nous indique que la mesure du déplacement est correcte jusqu'à ce que la taille de la distribution des déplacements dépasse 3 x 3 pixels (cf. figure 4.28). En effet, pour la taille immédiatement supérieure, le pourcentage de mesures erronées est trop important (50 %). La limite de gradients de déplacements admissible est donc de 3 x 3 pixels ce qui correspond à des variations de ± 1 pixels dans chacune des directions (axiales ou diagonales).

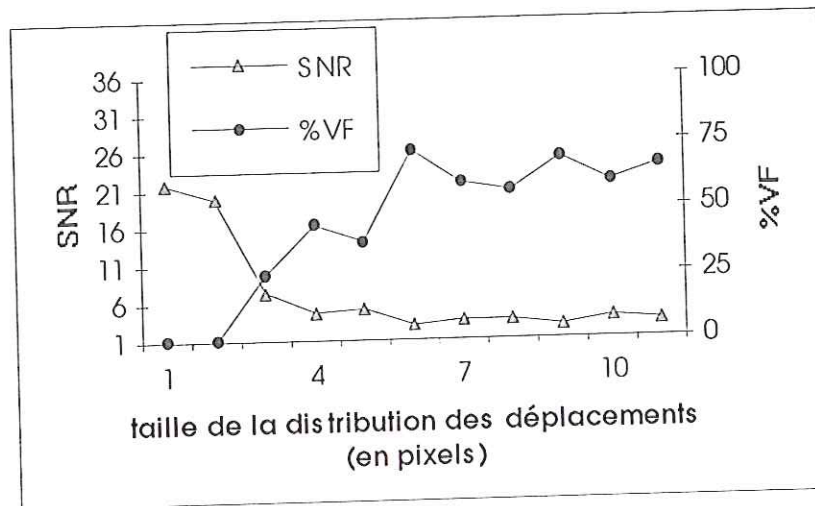


Figure 4.28 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la taille de la distribution des déplacements (en pixels) sur la mesure de déplacement par cepstre.

Pour compléter cette étude, nous fixons à présent la taille de la distribution de déplacement à 3 x 3 pixels et nous faisons varier la norme du déplacement moyen. L'intervalle de variation est défini pour sa limite inférieure par le plus petit déplacement mesurable (i.e. non confondu avec le pic central) et pour sa borne supérieure par la taille de la fenêtre d'étude. Le résultat (cf. figure 4.29) nous montre que le plus grand déplacement mesurable est de 20 % de la taille de la fenêtre d'étude.

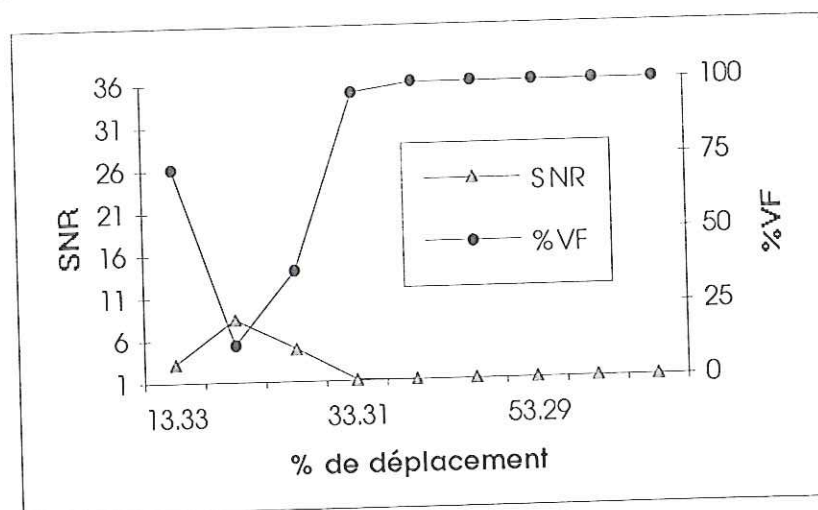


Figure 4.29 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du module du déplacement moyen sur la mesure de déplacement par cepstre en présence d'une distribution de déplacements de 3x3 pixels.

Comme pour l'identification, le paramètre de changement de diamètre des particules est un paramètre très important vis à vis de l'exactitude des mesures de déplacements par cepstre. Si ces changements étaient tous identiques, nous serions ramenés comme pour l'identification au cas de distribution de déplacements (la deuxième exposition étant simplement convoluée avec une fonction de changement de taille de points). Mais ici, la modélisation choisie implique que tous les points ne suivent pas le même changement de forme. La modélisation du déplacement sous forme d'écho est donc totalement prise en défaut. Les résultats obtenus sont donc assez mauvais dès qu'il existe des changements de diamètre entre les deux expositions (cf. figure 4.30).

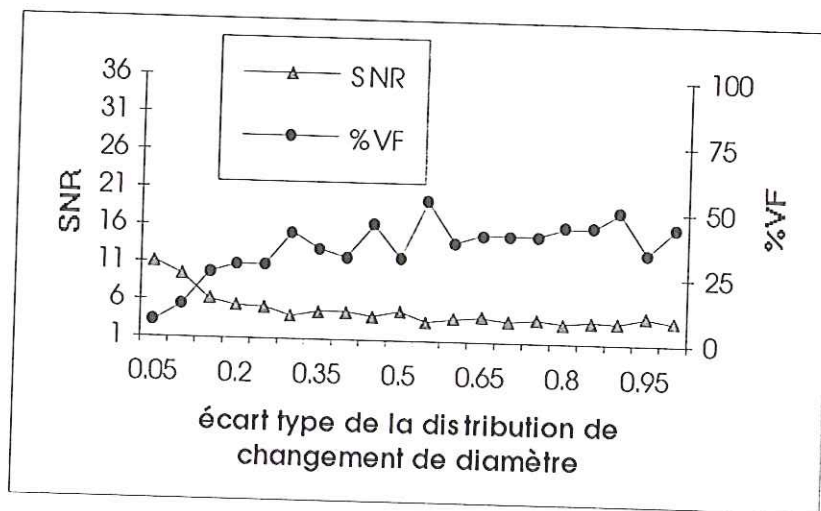


Figure 4.30 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de l'écart type de la distribution de changement de diamètre des points.

La présence de bruit sur l'image ne perturbe pas trop la modélisation du déplacement par un phénomène d'écho. Ainsi, la courbe de variation du rapport signal sur bruit présente une légère décroissance lorsque la dynamique du bruit augmente, mais elle reste à des valeurs suffisamment importantes pour garantir l'exactitude de la mesure (cf. figure 4.31). Quelle que soit la dynamique du bruit, le pourcentage de vecteurs déplacements erronés est nul.

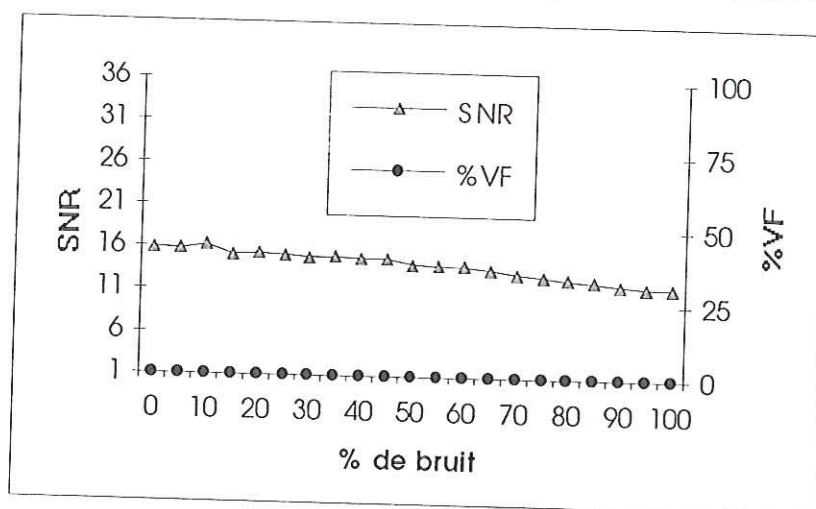


Figure 4.31 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la dynamique des images de bruits ajoutées aux deux images sur la mesure de déplacement par cepstre

Si nous fixons à présent la dynamique du bruit à sa valeur maximum (i.e. égale à la dynamique des points) et que nous faisons varier la concentration, cela nous permet de définir la concentration minimale nécessaire pour assurer la validité de la mesure dans un environnement très bruité. Cette valeur minimale est obtenue via l'évolution du rapport signal sur bruit (cf. figure 4.32) et vaut dans le cas du cepstre 10 %.

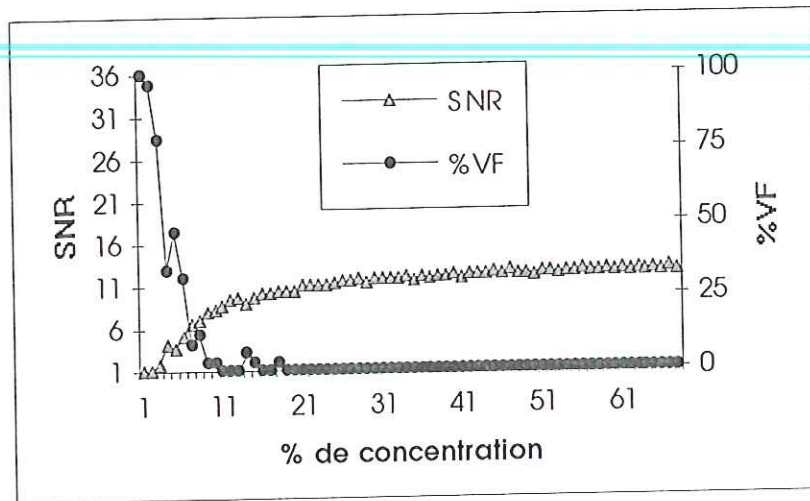


Figure 4.32 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration pour des images comportant du bruit de même dynamique que les images signaux sur la mesure de déplacement par cepstre.

4.3.3. L'intercorrélacion

Une étude de la sensibilité de l'intercorrélacion et de l'autocorrélacion a été réalisée par E. Rouland [Rouland 1994]. Dans le cadre du logiciel de vélocimétrie V2IP, les effets des paramètres de concentration, de déplacement moyen, de pourcentage de particules isolées et de fluctuations du déplacement ont été quantifiés. Cette étude a été menée dans le cas d'images binaires de points. Notre étude est donc légèrement différente. Malgré tout, il est intéressant de comparer les différents résultats obtenus.

La sensibilité de l'intercorrélacion en fonction des valeurs de concentrations est totalement différente des résultats présentés pour l'identification et pour le cepstre. Lorsque la concentration augmente, le rapport signal sur bruit du pic de corrélacion décroît (alors qu'il restait constant pour l'identification et le cepstre).

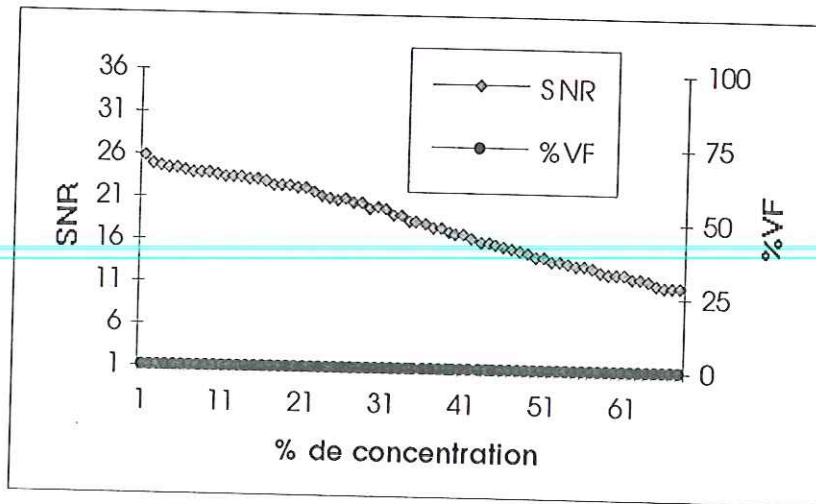


Figure 4.33 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration sur la mesure de déplacement par intercorrélation.

Cette différence est due aux principes très dissemblables des méthodes. Alors que les deux méthodes précédentes étaient basées sur une modélisation sous forme d'écho ou de système retard, la corrélation est fondée sur la recherche du meilleur recouvrement entre les traces des particules. La modélisation sous forme d'écho ou de système retard est indépendante du nombre de points présents sur chaque image. Au contraire, la modélisation sous forme de recouvrement est très liée à ce phénomène. Si nous suivons l'approche introduite par Adrian [Adrian 1988], [Keane 1990b], il est possible de décomposer le résultat de l'intercorrélation en trois parties distinctes. Pour cela, il est nécessaire d'introduire les notations suivantes :

- R : résultat de l'intercorrélation,
- R_D : composante représentant le déplacement,
- R_C, R_F : composantes de bruit de l'image d'intercorrélation.

On a alors la formule suivante :

$$R(u, v) = R_D(u, v) + R_C(u, v) + R_F(u, v) \quad (4.6)$$

R_C représente la convolution de la fenêtre spatiale d'interrogation par elle-même. R_F représente la corrélation de doublets de points ne correspondant pas au déplacement et donc ne contribuant pas au pic de déplacement. R_D représente la corrélation de doublets de points correspondant au déplacement et donc contribuant au pic central.

Lorsque la concentration augmente, le nombre de doublets de points ne correspondant pas au déplacement augmente plus que le nombre de doublets correspondant au déplacement.

Si nous notons I_1 la première image et I_2 la seconde et par le même indice i les points d'un doublet correspondant au déplacement, il est aisé de montrer l'assertion suivante. Le nombre de couple (I_{1i}, I_{2i}) (i variant de 1 à N) augmente moins que le nombre de couples (I_{1i}, I_{2j}) (i et j variant de 1 à N) lorsque N augmente. N représente le nombre de points présents dans chaque image. Cette formulation est en accord avec celle développée dans [Rouland 1994].

La hauteur du pic de corrélation relativement au niveau du fond diminue donc lorsque la concentration augmente. Par suite, le rapport signal sur bruit diminue aussi (cf. figure 4.33). Toutefois, la mesure reste toujours correcte (pourcentage de mesures erronées nul).

La principale différence entre ce résultat et celui obtenu par E. Rouland réside dans les faibles valeurs de concentration où il obtenait de mauvais résultats. Cette dissimilarité provient de l'utilisation (ou non) d'images binaires. Comme nous l'avons déjà signalé au chapitre 2, le niveau de gris des particules permet de résoudre les ambiguïtés sur le déplacement pour les très faibles valeurs de concentration. Ainsi, l'utilisation d'images en niveaux de gris nous permet d'obtenir de bons résultats même pour les très faibles valeurs de concentration.

La présence de biais géométrique change l'allure de ce résultat. Si nous permettons la présence de points dans les deux bandes de biais géométrique, le rapport signal sur bruit du pic d'intercorrrelation devient constant quelle que soit la valeur de la concentration (cf. figure 4.34). De plus, la mesure est correcte et présente une valeur du signal sur bruit équivalente à celle du cas non biaisé pour une concentration de 50 %.

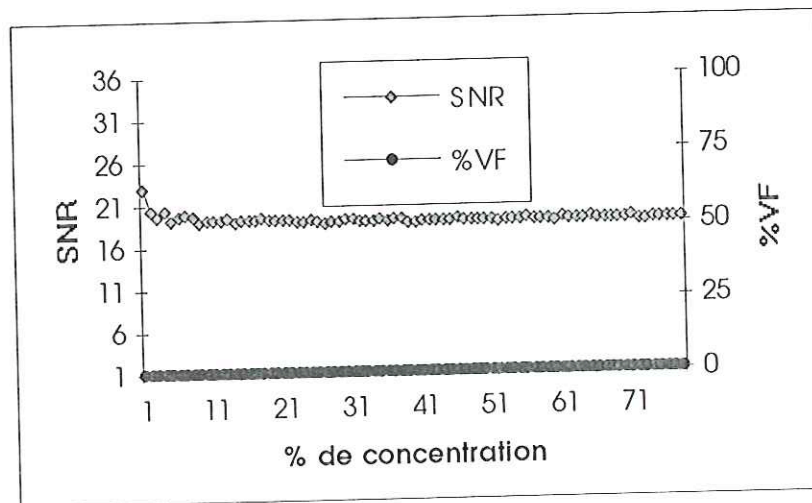


Figure 4.34 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration et en présence de biais géométrique sur la mesure de déplacement par intercorrrelation

Ce phénomène est dû à la non nullité des points des deux bandes biaisées. Lorsque ces points sont "non tous nuls", ils peuvent servir de doublets à une autre particule bien qu'étant positionnés aléatoirement dans ces bandes. Cette possibilité devient de plus en plus importante, à mesure que la concentration augmente et donc que le nombre de points dans ces bandes augmente. Au contraire, lorsque tous ces points sont nuls, ils ne peuvent en aucun cas servir de doublets. La raison primaire de ce phénomène est la périodisation des images intrinsèque au calcul de leur transformées de Fourier par l'algorithme de transformée rapide (FFT). La figure 4.35 illustre ce phénomène.

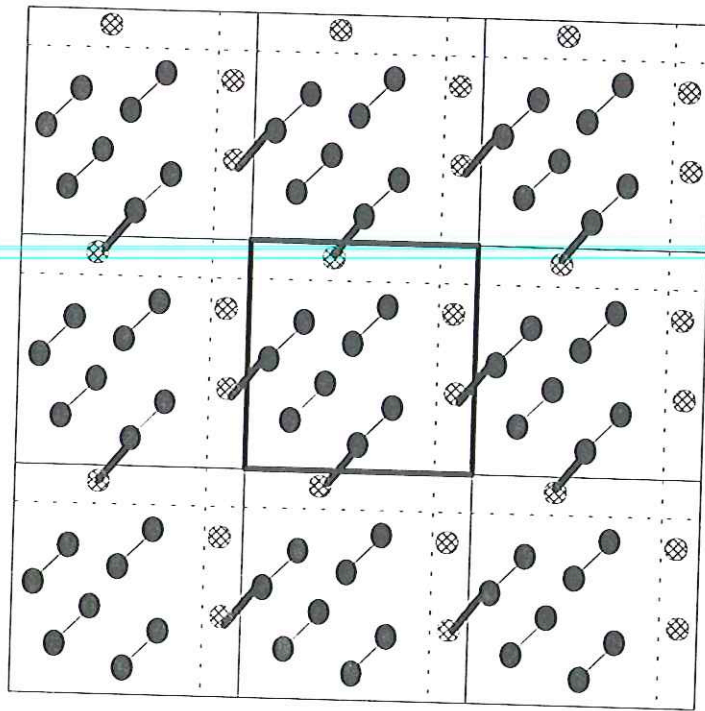


Figure 4.35 : La présence de points dans les zones biaisées améliore le recouvrement entre les deux expositions à cause de la périodisation de l'image lors du calcul de la FFT. Sur cet exemple, sur les trois points présents dans la zone de biais (hachurés), deux aident à la mesure du déplacement (traits épais).

Si la concentration est inférieure à la moitié de sa valeur maximale, il y a statistiquement plus de chances que les points de la zone biaisée jouent le rôle de points célibataires que de doublets. Au contraire, si la concentration est supérieure à la moyenne, les points de la zone biaisée jouent de plus en plus le rôle de doublets. Ce phénomène peut être interprété comme un phénomène de balancier. Effectivement, le rapport signal sur bruit se stabilise autour de la valeur correspondant à la concentration moyenne du cas non biaisé.

L'effet du troisième paramètre (biais d'illumination) est classique et assez facilement compréhensible. Plus il existe de points isolés distribués aléatoirement sur l'image, plus la recherche du meilleur recouvrement devient difficile.

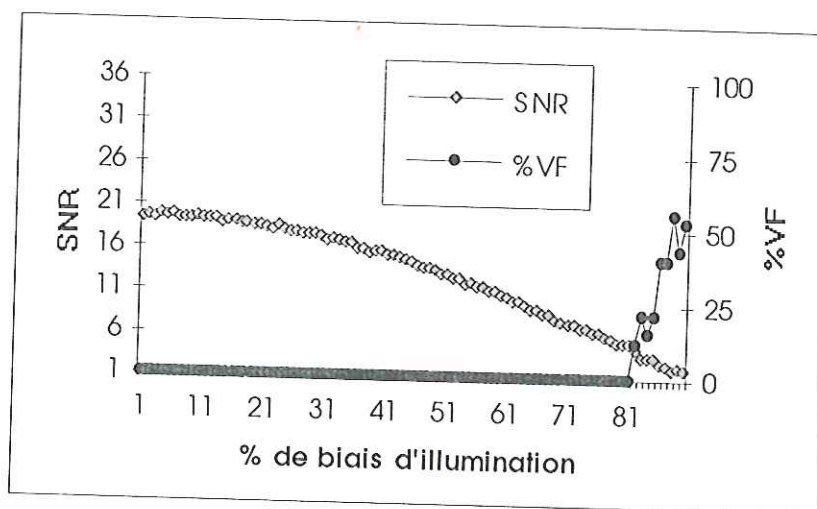


Figure 4.36 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de biais d'illumination sur la mesure de déplacement par intercorrélation.

La présence de points célibataires atténue le parfait recouvrement (ou la parfaite corrélation) du signal et du signal décalé. Plus le nombre de points isolés est important, plus cette atténuation devient sensible : le rapport signal sur bruit du pic d'intercorrélation décroît (cf. figure 4.36). La limite acceptable (pour garantir l'exactitude de la mesure) est d'ajouter 82 % de points isolés au nombre de doublets. Rappelons que pour l'identification, cette limite est de 70 %. Ce résultat est différent de celui obtenu par E. Rouland (pas de limite). L'absence de limite est due au phénomène d'appariement plus facile du point isolé avec d'autres points, dans le cas binaire que dans le cas niveau de gris.

Au contraire des deux premières méthodes présentées, l'influence de la nature du déplacement moyen n'est pas primordiale pour l'intercorrélation. En effet, quelle que soit la direction du déplacement (axiale, diagonale ou intermédiaire), les résultats sont identiques (cf. figure 4.37 et figure 4.38). Le rapport signal sur bruit décroît lorsque la norme du déplacement augmente mais reste très supérieure à 1 et donc la mesure est exacte. Il n'existe donc pas de limite (mis à part celle de la taille de la fenêtre d'étude) sur la norme du déplacement maximum mesurable. Ce résultat est en accord avec celui présenté par E. Rouland. La décroissance du rapport signal sur bruit provient de la diminution de la surface de la zone non biaisée géométriquement à mesure que la norme du déplacement moyen augmente.

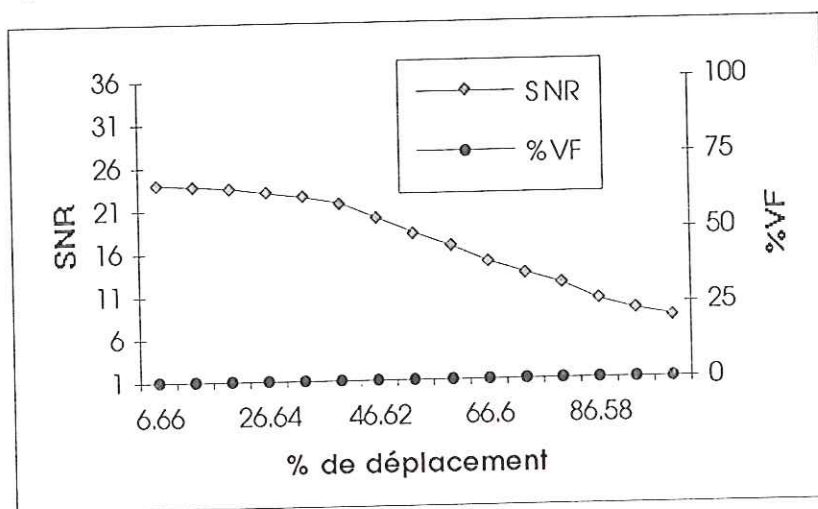


Figure 4.37 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de déplacement dans le cas axial sur la mesure de déplacement par intercorrélation.

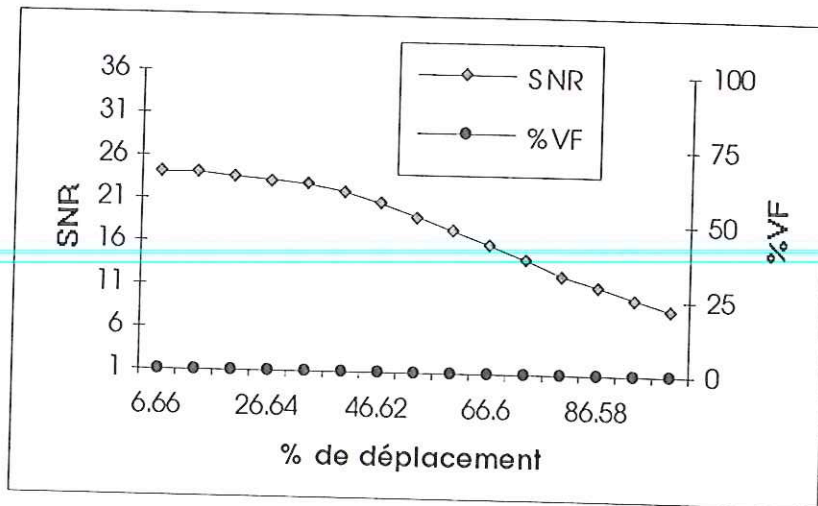


Figure 4.38 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de déplacement dans le cas diagonal sur la mesure de déplacement par intercorrélation.

Notons que si nous autorisons la présence de points dans les zones biaisées, le phénomène de balance décrit précédemment joue encore et entraîne une diminution de la pente de décroissance du rapport signal sur bruit (cf. figure 4.39).

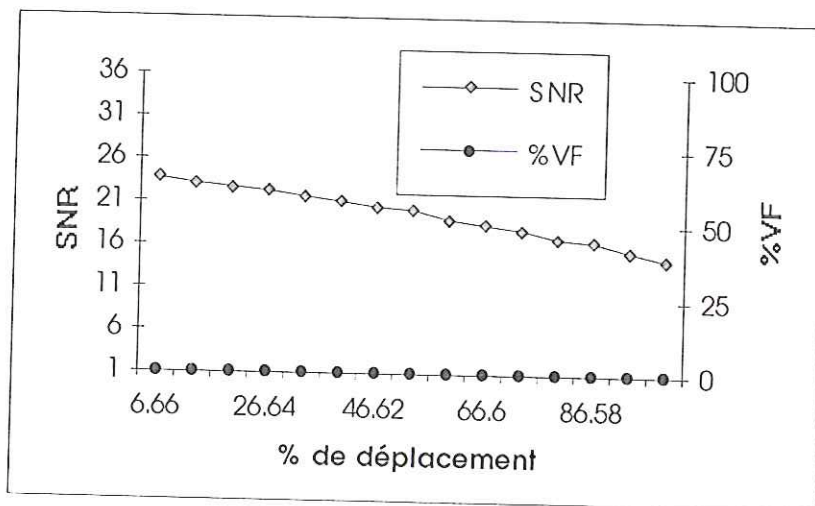


Figure 4.39 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de déplacement dans le cas axial et en présence de biais géométrique sur la mesure de déplacement par intercorrélation.

Par souci d'homogénéité avec les résultats présentés pour l'identification et le cepstre, et bien qu'il n'existe pas de limite sur la norme du déplacement mesurable, nous choisissons de présenter l'effet des gradients de déplacement pour le cas d'un petit déplacement (15 % de la taille de la fenêtre d'étude).

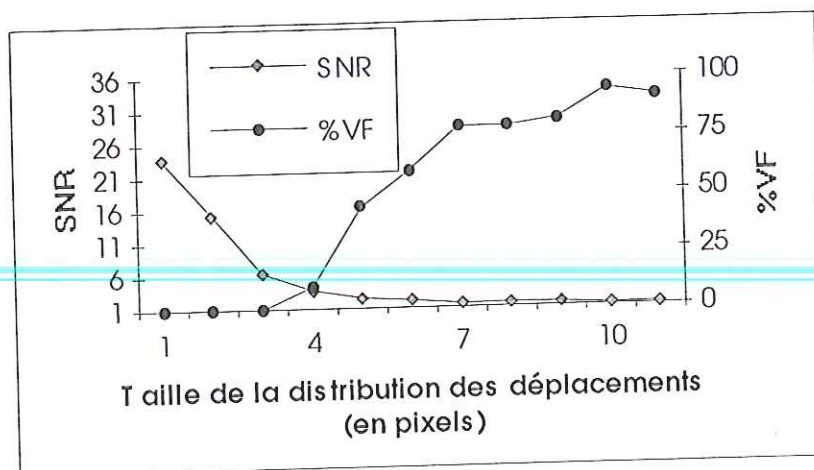


Figure 4.40 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la taille de la distribution des déplacements (en pixels) sur la mesure de déplacement par intercorrélation.

La limite de la taille de gradients pour garantir la mesure du déplacement moyen est alors de 4 pixels (comme pour l'identification) pour un déplacement moyen de norme 7.6 pixels (cf. figure 4.40). Ce résultat est en accord avec celui d'E. Rouland bien que nous ayons testé des valeurs de fluctuations supérieures.

Si comme pour les deux méthodes précédentes, nous fixons la distribution de déplacements à 3 x 3 pixels, la norme du déplacement moyen mesurable n'est pas limitée (au contraire des deux méthodes précédentes) (cf. figure 4.41). Nous pouvons donc conclure que l'intercorrélation est plus tolérante aux gradients de déplacements que l'identification.

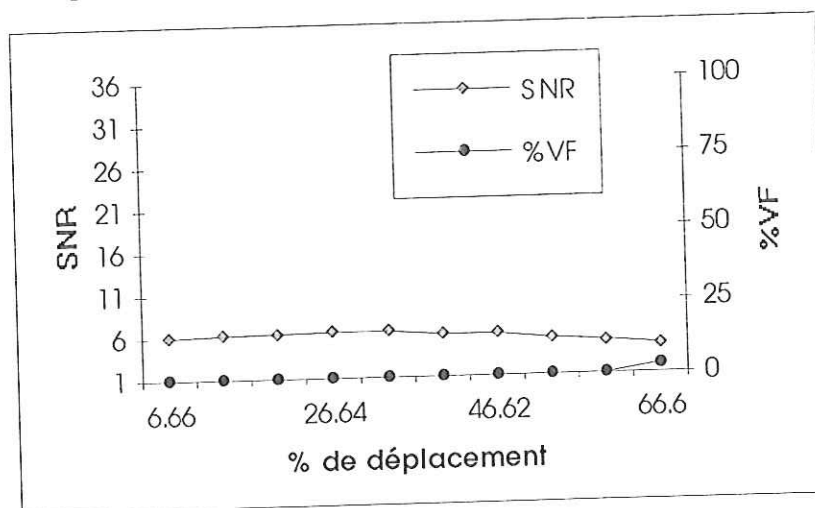


Figure 4.41 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du module du déplacement moyen sur la mesure de déplacement par intercorrélation en présence d'une distribution de déplacements de 3x3 pixels.

Au contraire du cepstre et de l'identification, techniques de mesures très sensibles aux variations de diamètre des points, l'intercorrélation mesure le déplacement correct quelle que soit l'importance du changement de diamètre (cf. figure 4.42). Le principe de la corrélation est par essence plus tolérant que ceux du cepstre et de l'identification. Le changement de diamètre d'une particule peut atténuer la valeur du recouvrement entre les deux images mais en aucun cas ne met en défaut le principe de la mesure par intercorrélation. Le résultat obtenu pour ce paramètre est donc infiniment meilleur que ceux du cepstre et de l'identification. La valeur du

rapport "signal sur bruit" est très inférieure à celle obtenue sans changement de diamètre des points. Cela s'explique par un moindre recouvrement des points lorsque leurs diamètres changent d'une exposition à la suivante.

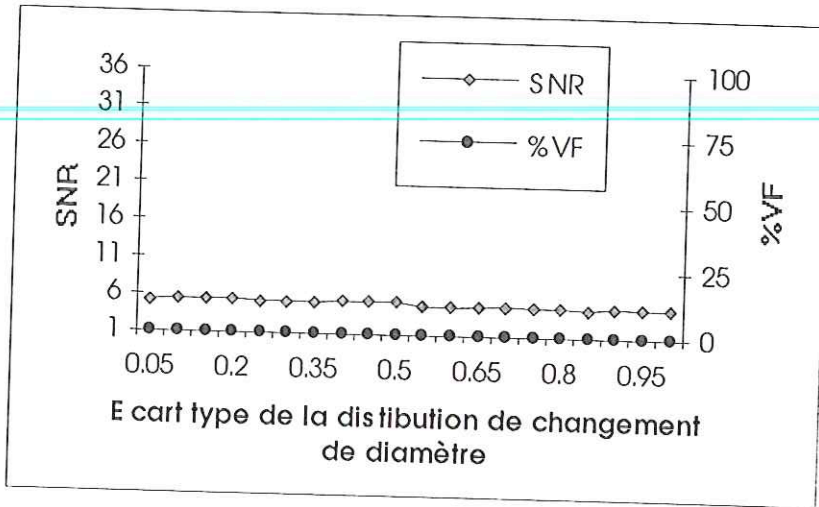


Figure 4.42 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de l'écart type de la distribution de changement de diamètre des points.

Enfin, la présence de bruit sur les deux images (y compris de dynamique égale à la dynamique des points) ne perturbe pas la mesure du déplacement par intercorrélacion (cf. figure 4.43). Le pourcentage de mesures erronées reste nul. La courbe d'évolution du rapport signal sur bruit présente même un certain renflement pour une dynamique moyenne des bruits. Ce phénomène nous apparaît comme inexplicable à ce jour.

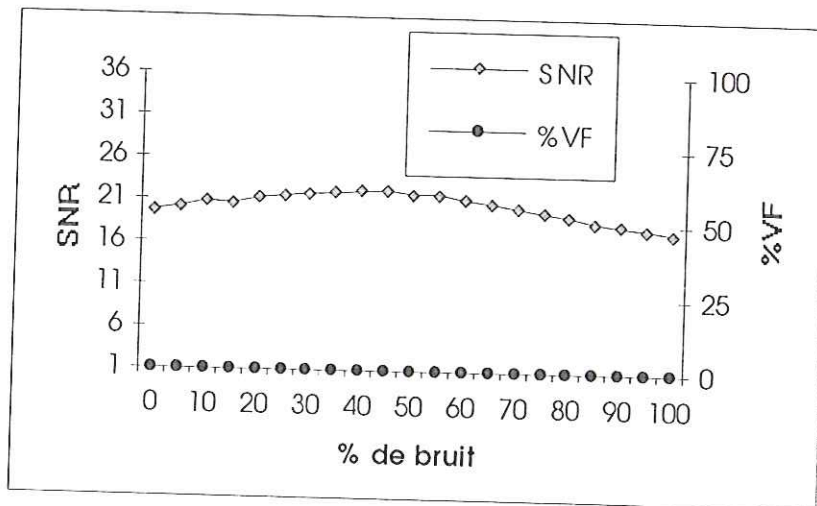


Figure 4.43 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la dynamique des images de bruits ajoutées aux deux images sur la mesure de déplacement par intercorrélacion

Si nous fixons à présent la dynamique du bruit à sa valeur supérieure (i.e. la dynamique des points) et si nous faisons varier la concentration, il est possible de définir la concentration minimale de points nécessaire à la mesure du déplacement par intercorrélacion. Cette limite est dans ce cas de 4 %.

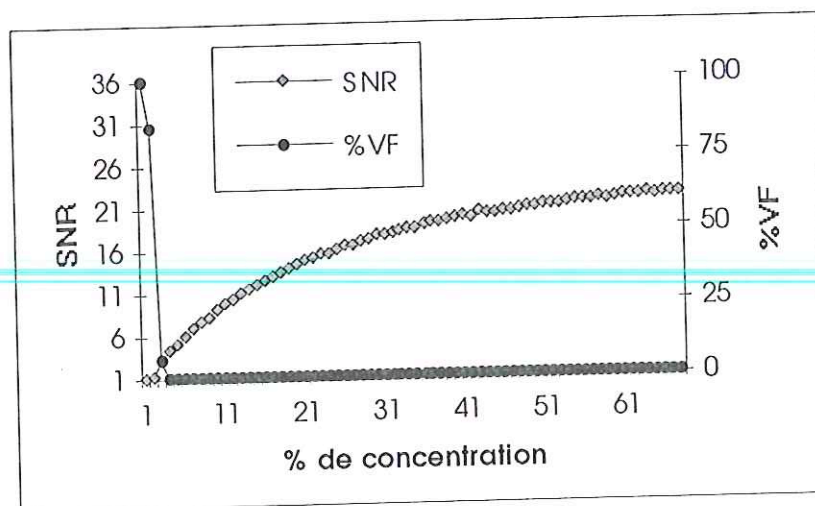


Figure 4.44 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration pour des images comportant du bruit de même dynamique que les images signaux sur la mesure de déplacement par intercorrélation

4.3.4. L'autocorrélation

La quatrième et dernière méthode que nous avons choisie de considérer est l'autocorrélation. Nous nous servons des résultats présentés par E. Rouland comme points de repère.

La sensibilité de l'autocorrélation au paramètre de concentration est semblable à celle de l'intercorrélation. De la même façon, on note une décroissance du rapport signal sur bruit lorsque la concentration augmente (cf. figure 4.45).

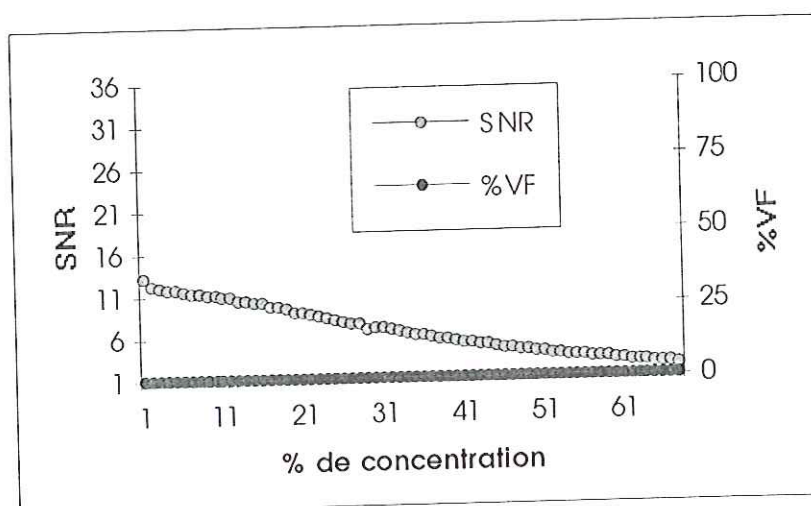


Figure 4.45 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration sur la mesure de déplacements par autocorrélation.

Pour expliquer cette évolution, nous utilisons conjointement les notations introduites par Adrian et par E. Rouland. Vis à vis du cas mono-exposé, il est nécessaire d'introduire des notations supplémentaires :

- R_{D+} : pic de déplacement situé dans le sens du déplacement,
- R_{D-} : pic de déplacement situé dans le sens contraire du déplacement,

- R_P : pic correspondant à la corrélation des points avec eux-mêmes (déplacement nul). Il s'agit du pic central de l'autocorrélation.

R_{D+} correspond à la corrélation des premières traces déplacées de la norme du déplacement avec les deuxièmes traces (non déplacées). R_{D-} correspond à la corrélation des deuxièmes traces déplacées avec les premières. Avec cette notation, R_{D+} est situé dans la partie de l'image d'autocorrélation correspondant aux déplacements positifs. Au contraire R_{D-} est situé dans la partie négative. Toutefois, ces deux pics possèdent exactement la même forme et la même hauteur.

Lorsque la concentration augmente, la hauteur de ces deux pics augmente, ainsi que la hauteur du pic central. Mais les composantes de bruit (R_C et R_F) augmentent aussi et de manière plus importante.

Notons N la moitié du nombre de points de l'image (N doublets), I_1 les premières traces de points et I_2 les secondes.

Lorsque N augmente, le nombre de doublets (I_{1i}, I_{2i}), (I_{2i}, I_{1i}) augmente (augmentation de R_{D+} et R_{D-}) ainsi que le nombre de couples (I_{1i}, I_{1i}) et (I_{2i}, I_{2i}) (augmentation de R_P). Mais comme pour l'intercorrélation il est aisé de voir que ces augmentations sont moindres que l'augmentation du nombre de doublets (I_{1i}, I_{2j}) (i, j variant de 1 à N) et (I_{2i}, I_{1j}). La hauteur de pics de bruit ($R_C + R_F$) augmente donc plus que la hauteur des pics de déplacement provoquant de ce fait une diminution du rapport signal sur bruit. Signalons que lorsque la concentration atteint sa borne supérieure, le rapport signal sur bruit est très proche de sa borne inférieure.

L'effet de compensation du rapport signal sur bruit par l'adjonction de biais géométrique aux images ne se produit quasiment pas pour l'autocorrélation. Lorsque la concentration augmente, le rapport signal sur bruit diminue (cf. figure 4.46). Toutefois, la pente de la décroissance est légèrement plus faible dans le cas biaisé que dans le cas non biaisé (6.2° contre 8.4°).

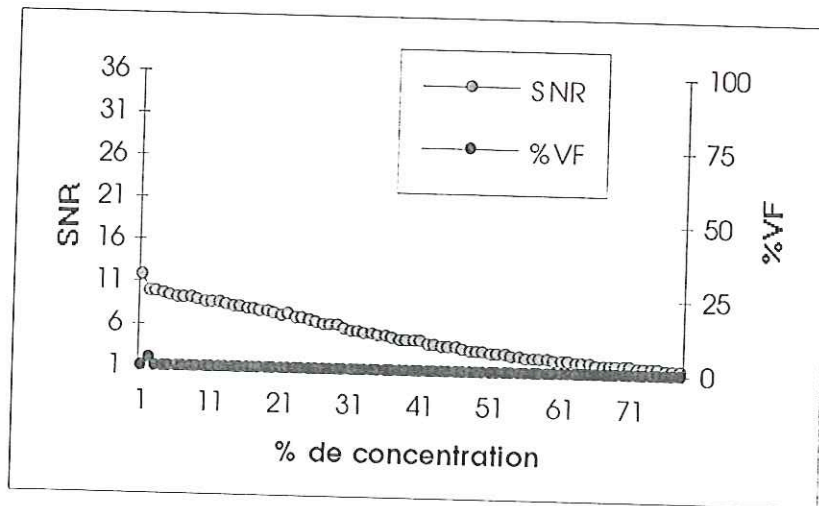


Figure 4.46 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration en présence de biais géométrique sur la mesure de déplacements par autocorrélation.

Il est relativement aisé de comprendre la cause de ce phénomène. Pour l'intercorrélation, nous avons vu que la présence de particules dans les bandes de biais pouvait servir de doublets grâce à la périodisation des images. Le phénomène est beaucoup moins important à cause de la construction même des images bi-exposées. Celles-ci sont obtenues à partir d'un couple d'image en prenant en chaque point la somme de valeurs correspondantes dans les

deux images. Comme nous l'avons signalé au paragraphe 2.2, ce procédé simule l'acquisition d'un signal par un capteur CCD.

Ainsi pour les cas de forte concentration, le phénomène de biais géométrique devient quasiment invisible. Les points des bandes de biais se confondent avec les points normaux (appartenant à un doublet). Plus la concentration augmente, plus nous tendons vers le cas non biaisé. Ce phénomène explique donc l'allure très proche des 2 courbes (concentrations et biais géométrique) d'évolution du rapport signal sur bruit.

L'effet du biais d'illumination est à présent bien connu. La présence de particules isolées au milieu d'ensemble de doublets ne fait que perturber le meilleur recouvrement possible. Le rapport signal sur bruit décroît donc lorsque le biais d'illumination augmente (cf. figure 4.47). La limite de ce paramètre pour l'autocorrélation est 64%.

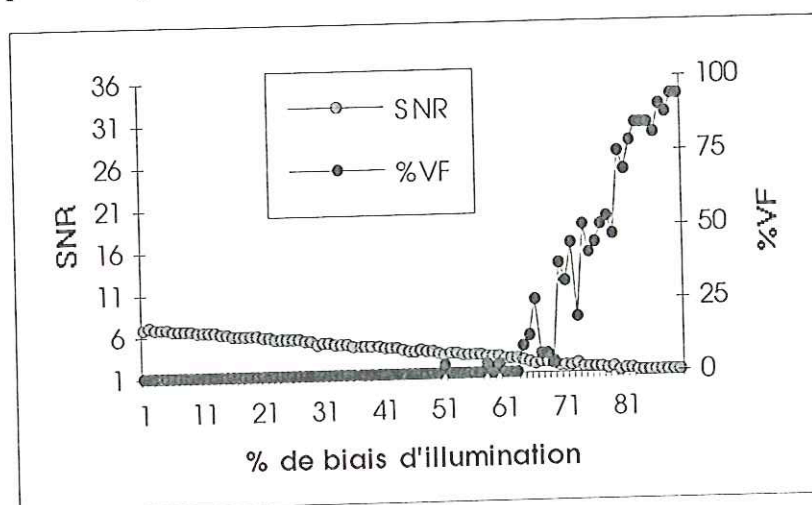


Figure 4.47 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de biais d'illumination sur la mesure de déplacements par autocorrélation.

Au contraire des trois paramètres précédents (concentration, biais géométrique, biais d'illumination) le comportement de l'autocorrélation vis à vis du déplacement moyen apparaît assez différent du comportement des trois autres méthodes.

En effet, pour les deux directions axiales, l'allure de la courbe d'évolution du rapport signal sur bruit est en "U aplati" (cf. figure 4.48) si l'on excepte le premier point. C'est-à-dire que le rapport signal sur bruit a une valeur relativement importante pour des déplacements faibles. Cette valeur décroît et passe par un minimum pour des déplacements correspondant à la moitié de la taille de la fenêtre d'étude. Ensuite, la valeur du rapport signal sur bruit augmente. En plus de cette évolution, la mesure de déplacement par autocorrélation est toujours erronée pour les plus faibles déplacements (correspondant à un pixel), quelle que soit la direction de ce déplacement. Cela est dû à l'agglomération des pics de déplacements avec le pic central.

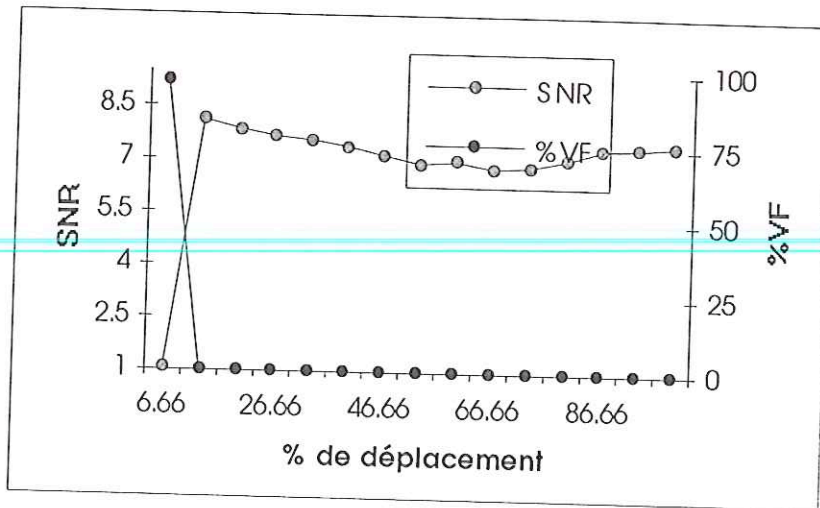


Figure 4.48 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de déplacement dans le cas axial sur la mesure de déplacements par autocorrélation. Pour cette courbe, l'échelle de l'axe correspondant au rapport signal sur bruit a été modifiée pour pouvoir visualiser correctement les variations du SNR.

L'allure en U (concavité tournée vers le haut) des courbes du rapport signal sur bruit s'explique dans le cas de l'autocorrélation par la modélisation du paramètre déplacement moyen. En effet, nous avons choisi, de manière à mieux mesurer l'effet de ce paramètre, d'annuler les actions des autres paramètres et en particulier du biais géométrique. Or, dans ce cas, ce choix fausse les résultats obtenus pour les déplacements moyens supérieurs au quart de la taille de la fenêtre d'étude. Pour ces configurations, la périodisation intrinsèque au calcul des transformées de Fourier par FFT induit des taux de recouvrements supérieurs pour les forts déplacements et donc une hausse du rapport signal sur bruit (cf. figure 4.49).

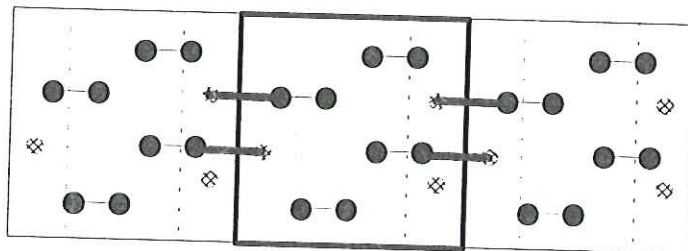


Figure 4.49 : La présence de points dans les zones biaisées améliore le recouvrement entre les deux expositions à cause de la périodisation de l'image lors du calcul de la FFT. Sur cet exemple, sur les trois points présents dans la zone de biais (hachurés), deux aident à la mesure du déplacement axial (traits épais).

Cet effet de recouvrement de la zone non biaisée vient masquer la décroissance naturelle du rapport signal sur bruit. Une étude plus réaliste est de mesurer l'influence du déplacement moyen en autorisant la présence de points en n'importe quel endroit de l'image (i.e. en autorisant le biais géométrique). Le résultat obtenu est alors plus conforme aux prévisions (cf. figure 4.50). Si nous omettons le cas du déplacement minimum (faux par essence même de la méthode), le rapport signal sur bruit décroît lorsque le déplacement moyen augmente. Cependant le pourcentage de mesures erronées reste toujours nul (en accord avec le résultat présenté par E. Rouland).

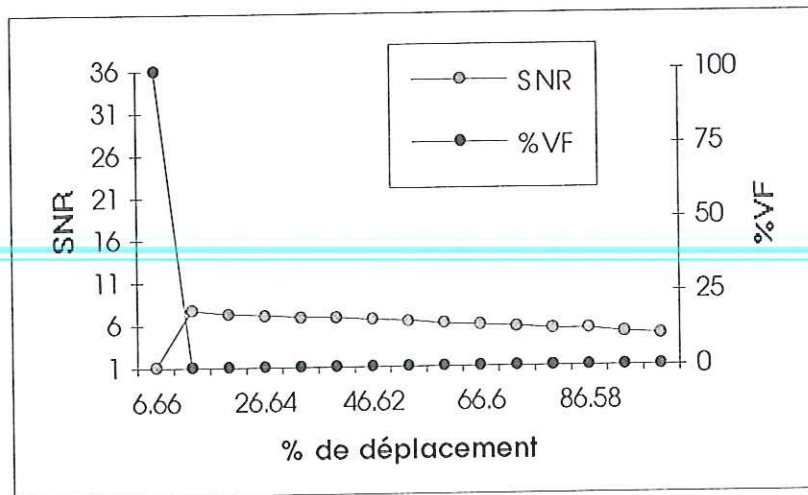


Figure 4.50 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du pourcentage de déplacement dans le cas axial et en présence de biais géométrique sur la mesure de déplacements par autocorrélation.

Par homogénéité avec les méthodes précédentes, l'étude de l'effet des gradients de déplacement est réalisée pour de petits déplacements moyens. L'autocorrélation semble relativement sensible à ce paramètre. Dès que la distribution dépasse 2 x 2 pixels, l'exactitude de la mesure n'est plus assurée (cf. figure 4.51).

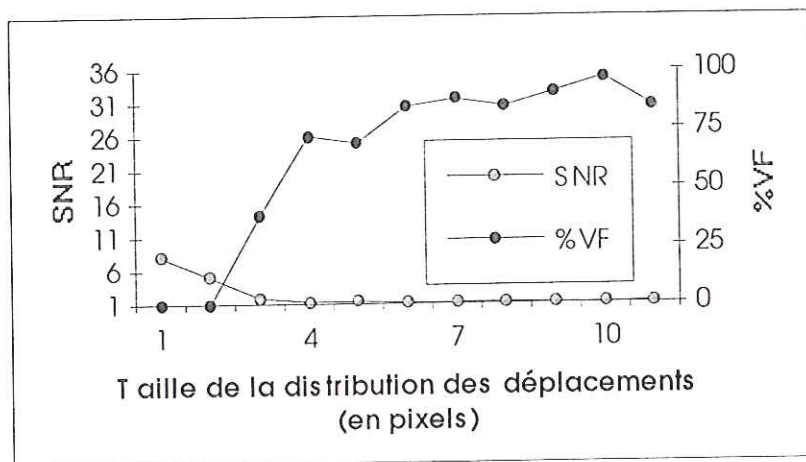


Figure 4.51 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la taille de la distribution des déplacements sur la mesure de déplacements par autocorrélation.

De même, si nous fixons la taille de la distribution de déplacements à 3 x 3 pixels, la norme du plus grand déplacement mesurable est très faible (seulement quelques pourcents de la taille de la fenêtre d'étude). Cette forte sensibilité de l'autocorrélation aux effets de gradients s'explique par l'ambiguïté du sens des déplacements sur une image bi-exposée. L'ambiguïté du sens du déplacement moyen diminue déjà par deux la hauteur du pic de déplacement sans ambiguïté. Mais, il existe en plus une ambiguïté sur le sens des gradients de déplacements qui altère encore la hauteur des pics secondaires.

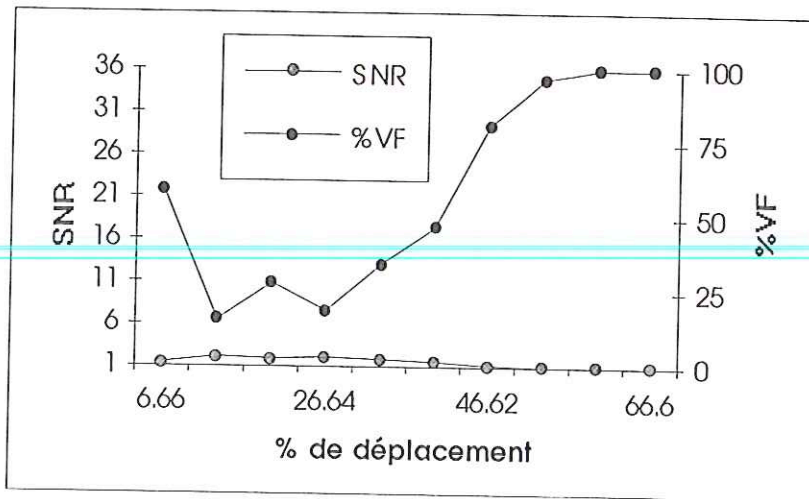


Figure 4.52 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction du module du déplacement moyen sur la mesure de déplacement par autocorrélation en présence d'une distribution de déplacements de 3x3 pixels.

Contrairement à l'intercorrélacion, le changement du diamètre apparent des points a beaucoup d'influence. En effet, plus le point a un diamètre important, plus il joue un rôle important dans la mesure du déplacement. Son poids dans la recherche du meilleur recouvrement est plus important. Or, si deux points de diamètre important se trouvent côte à côte dans la première exposition et diminuent de taille dans la seconde, l'autocorrélation aura tendance à donner un déplacement correspondant à la distance entre les deux gros points plutôt que le déplacement réel (cf. figure 4.53).

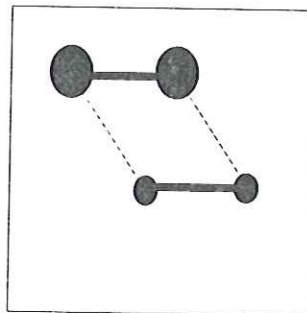


Figure 4.53 : Illustration de l'effet du changement de diamètre des points. La mesure du déplacement par recherche du meilleur recouvrement donnera le déplacement horizontal (traits épais) alors que le déplacement correct est diagonal (traits fins).

Ainsi, l'autocorrélation est très sensible à ce paramètre (cf. figure 4.54). Ce phénomène n'intervient pas pour l'intercorrélacion où les traces des points sont enregistrées sur deux images successives (ce qui diminue par deux cet effet de mauvais recouvrement).

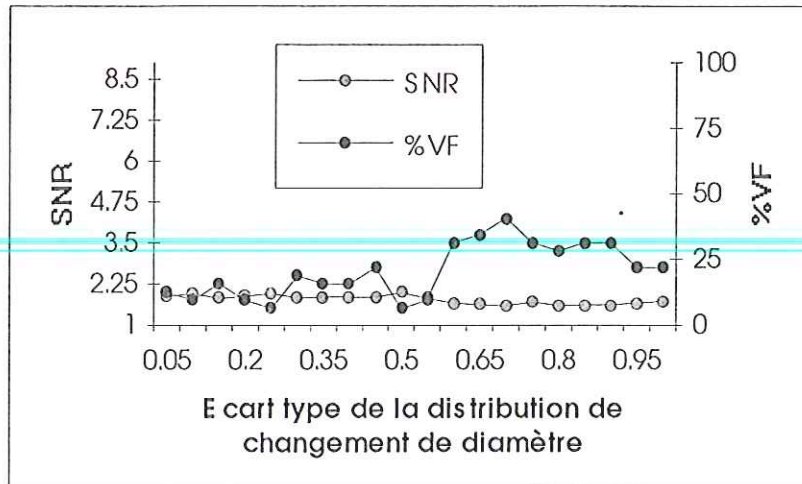


Figure 4.54 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de l'écart type de la distribution de changement de diamètre des points sur la mesure de déplacements par autocorrélation.

Enfin le dernier paramètre testé est le bruit. L'ajout de bruit sur les deux images ou sur une seule donne le même résultat. Quelle que soit la dynamique de ce bruit, la mesure par autocorrélation est exacte, mais avec un rapport signal sur bruit diminuant avec l'augmentation du bruit (cf. figure 4.55). Ce phénomène est tout à fait normal. En effet, la hauteur des pics d'autocorrélation reste relativement identique quelle que soit la dynamique du bruit, mais le dénominateur du rapport signal sur bruit augmente.

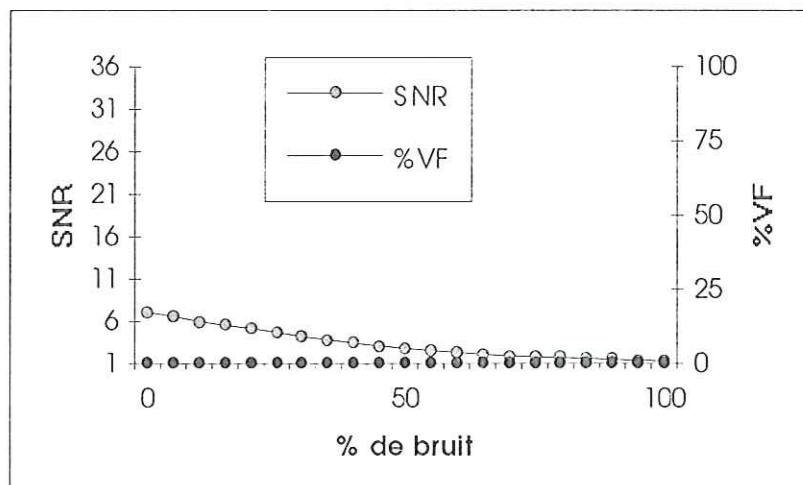


Figure 4.55 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la dynamique des images de bruits ajoutées sur chacune des deux images sur la mesure de déplacement par autocorrélation

Nous pouvons, comme pour les méthodes précédentes, déterminer la concentration minimale nécessaire à la mesure par autocorrélation dans une image très bruitée (bruit de même ordre que le signal). Cette limite est dans ce cas de 7%. Sur la courbe ci dessous, l'échelle de représentation de l'évolution du rapport signal sur bruit est agrandie d'un facteur 4 de façon à mieux visualiser ses variations.

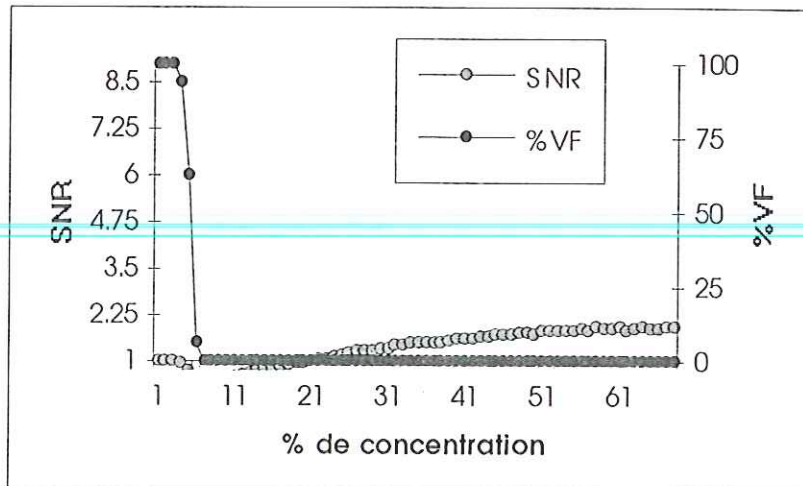


Figure 4.56 : Evolution du SNR et du pourcentage de vecteurs erronés en fonction de la concentration pour des images comportant du bruit de même dynamique que les images signaux sur la mesure de déplacement par intercorrélacion.

4.4. CONCLUSION

Nous pouvons dire que les deux méthodes de mesure de déplacement introduites (le cepstre et l'identification) possèdent des champs applicatifs légèrement plus restreints que les méthodes à base de corrélation (auto et intercorrélacion). Toutefois, ces domaines de validité restent suffisamment larges pour pouvoir employer ces techniques en situation expérimentale. Il faut néanmoins soigner l'acquisition des images de manière à obtenir les images les plus propres possibles en particulier du point de vue du changement de diamètre apparent des points.

Lorsque la mesure de déplacement est possible soit par cepstre soit par identification, nous obtenons, en plus de l'information déplacement moyen, un majorant des gradients de déplacement ou encore la distribution des déplacements. Pour cela, il est nécessaire de segmenter le pic d'identification ou de cepstre. Cette segmentation peut être réalisée à partir de techniques du type "croissance de région" à partir d'un germe défini comme le sommet du pic lui même.

Une des perspectives possibles pour une caractérisation encore meilleure de ces différentes méthodes serait de recommencer l'étude des différents paramètres mais en ajoutant systématiquement une certaine quantité de bruit sur les images, afin de se rapprocher des situations réelles. Ce développement devrait permettre une définition plus fine des différents domaines de validité des 4 méthodes considérées.

4.4.1. Comparaison identification - intercorrélacion

Nous présentons dans ce paragraphe un synoptique de comparaison entre les deux méthodes de mesures de déplacements travaillant à partir de couples d'images de points. Ce tableau est établi à partir des différents résultats présentés précédemment. La valeur indiquée dans chacune des cases du tableau est la limite de validité de la méthode considérée pour le paramètre courant. Le symbole ☺ indique que la mesure est valide quelle que soit la valeur du paramètre. Tandis que le symbole ☹ signifie que la méthode ne permet pas de mesurer des déplacements dès que le paramètre considéré rentre en ligne de compte.

Paramètre	Identification	Intercorrélation
Concentration	☺	☺
Biais géométrique	☺	☺
Biais d'illumination	65%	82%
Déplacement moyen (axial)	70%	☺
Déplacement moyen (diagonal)	50%	☺
Gradient	5x5 pixels	4x4 pixels
Déplacement moyen avec gradient (diagonal)	40%	☺
Ecart type du changement de diamètre	0.15	☺
bruit	☺	☺
Concentration minimum en présence de bruit	6%	4%

Au vu de ce résultat, il est possible de conclure sur les domaines de validité de ces deux méthodes. L'intercorrélation possède un champ d'application beaucoup plus important que celui de l'identification. Son seul paramètre réellement limitatif est sa sensibilité au gradient de déplacement. Au contraire, l'utilisation de l'identification comme technique de mesure nécessite des images de points de bonne qualité. De nombreuses limitations existent aussi bien sur le déplacement moyen, sur les gradients de déplacements, que sur le changement de diamètre des points. Ce paramètre semble être le plus limitatif pour l'utilisation de cette méthode en situation réelle. Les effets de gradients de déplacements sont minimisés si le déplacement moyen est faible. Or, il est toujours possible de se ramener à ce cas en décalant la seconde image dans le sens inverse du déplacement moyen (cela revient à soustraire la composante continue du déplacement) [Jambunathan 1995][Huang 1993b].

Lorsque nous nous trouvons dans le domaine de validité des deux méthodes, l'identification présente toujours des rapports signal sur bruit du pic de déplacement plus importants que ceux de l'intercorrélation.

4.4.2. Comparaison cepstre - autocorrélation

Nous présentons à présent le synoptique de comparaison pour les deux méthodes de mesures de déplacements travaillant à partir d'une image bi-exposée : le cepstre et l'autocorrélation. La même symbolique est utilisée que pour le synoptique identification - intercorrélation.

Paramètre	Cepstre	Autocorrélation
Concentration	☺	☺
Biais géométrique	☺	☺
Biais d'illumination	40%	64%
Déplacement moyen (axial)	Limite inférieure : 6% Limite supérieure : 66%	Limite inférieure : 6% Limite supérieure : ☺
Déplacement moyen (diagonal)	Limite inférieure : 6% Limite supérieure : 40%	Limite inférieure : 6% Limite supérieure : ☺
Gradient	3x3 pixels	3x3 pixels
Déplacement moyen avec gradient (diagonal)	Limite inférieure : 13% Limite supérieure : 20%	☹
Ecart type du changement de diamètre	0.05	☹
bruit	☺	☺
Concentration minimum en présence de bruit	10%	7%

La conclusion de ce comparatif est relativement similaire à celle de la comparaison identification - intercorrélation. En effet, le champ d'application de l'autocorrélation est plus étendu que celui du cepstre. En particulier, le paramètre de déplacement moyen est un des facteurs limitatifs du cepstre vis à vis de l'autocorrélation. Toutefois, la différence des champs d'application des deux méthodes est moins importante que précédemment. Par exemple, pour le paramètre de changement de diamètre, le cepstre semble légèrement plus performant que l'autocorrélation.

Enfin, lorsque l'image bi-exposée de points possède des paramètres appartenant aux intervalles de définition des deux méthodes, le rapport signal sur bruit du pic de cepstre est toujours plus important que celui de l'autocorrélation.

5. PRE-TRAITEMENTS ET POST-TRAITEMENTS SUR DES IMAGES DE POINTS

5.1. INTRODUCTION

L'objet de ce court chapitre est de présenter quelques méthodes de traitements d'images utilisées soit pour améliorer la qualité des images avant le calcul, soit pour améliorer la qualité des résultats obtenus. Il s'agit donc de pré-traitements et de post-traitements à la mesure des déplacements par images de points. Ces deux étapes sont très importantes pour l'obtention de mesures fiables et de bonne qualité. En particulier, il est illusoire d'espérer obtenir de bons résultats à partir d'images de mauvaise qualité. Par exemple, pour toutes les méthodes présentées dans les chapitres précédents, les fenêtres de calcul doivent contenir un certain nombre de points pour que les mesures de déplacements soient correctes. Nous avons mis cet effet en évidence au chapitre 4 en quantifiant la concentration minimale de points nécessaire à la mesure en environnement bruité. Le choix des positions des fenêtres de calcul est donc un des paramètres essentiels à l'obtention de cartes de déplacements homogènes.

Les "pré-traitements" que nous présentons consistent à essayer de placer au mieux les fenêtres de calcul des méthodes de mesures de déplacements. Ce problème de positionnement des fenêtres de calcul est souvent négligé dans les différents articles présentant des résultats de mesures de déplacements par VIP. Toutefois, il nous paraît important d'essayer d'améliorer les résultats a priori du calcul plutôt qu'a posteriori.

Il existe bien évidemment de nombreux autres pré-traitements que le positionnement adapté des fenêtres de calcul. Citons par exemple, le filtrage du bruit (par filtrage fréquentiel), le rehaussement de contraste, etc... Mais ces techniques ont le désavantage de modifier les images initiales. Il existe donc toujours un risque d'éliminer des informations intéressantes en même temps que le bruit. Nous préférons donc conserver les images initiales intactes et essayer d'optimiser la méthode de calcul en positionnant au mieux les fenêtres d'interrogation.

L'importance des "post-traitements" est évidente. Ils consistent principalement en l'élimination des mesures erronées et en l'interpolation sur grille régulière des mesures obtenues. Le but de cette étape de post-traitement est d'obtenir des cartes de déplacements propres avec un pas spatial inter mesure constant et assez faible. Nous nous attachons à présenter quelques méthodes d'élimination des vecteurs déplacements faux, ainsi que des méthodes d'interpolation (des mesures réalisées) en les points non mesurés. Certains auteurs utilisent en plus une étape de lissage de la carte des vecteurs déplacements obtenue. Nous présentons donc très rapidement et pour mémoire ce type d'algorithme.

5.2. LE POSITIONNEMENT DES FENETRES DE CALCUL

5.2.1. Le positionnement classique

Le procédé utilisé par de nombreux auteurs pour positionner les fenêtres d'interrogation des fonctions de corrélation est un pavage de chacune des images par des pavés de dimensions régulières. Plus simplement, cela consiste simplement à découper chacune des images en petites zones ou fenêtres de même dimension, chacune de ces fenêtres étant disjointe de l'ensemble des autres et la réunion de ces fenêtres étant égale à l'ensemble de l'image. Pour des raisons d'algorithme de calcul de la transformée de Fourier (FFT) (utilisé à l'intérieur des méthodes de corrélation, de cepstre ou d'identification), le choix de la taille de ces petites fenêtres est limité à des tailles carrées et en puissance de deux. D'autre part, pour limiter les effets de gradients de déplacements, il est nécessaire de choisir des fenêtres de calcul aussi petites que possible. Mais, comme nous l'avons dit en introduction, il faut aussi que chacune de ces fenêtres ait une concentration de traceurs suffisante. Il existe donc une borne inférieure et une borne supérieure pour la taille des fenêtres. Les tailles le plus souvent rencontrées dans la littérature sont :

- 16*16 pixels,
- 32*32 pixels,
- 64*64 pixels.

L'utilisation de fenêtres de taille plus importante (128*128 pixels ou plus) nécessite un déplacement très uniforme. Si ce n'est pas le cas, l'utilisation de telles fenêtres aura pour effet de moyenner les déplacements et donc de perdre la véritable information.

La figure 5.1 illustre le cas de positionnement régulier de fenêtres de calcul (64*64 pixels) sur une image 512*320 pixels. L'utilisation de telles fenêtres conduit pour ce cas à l'obtention de bons résultats. Ceux-ci constituent une carte de déplacements de 8*5 vecteurs (représentés figure 5.2).

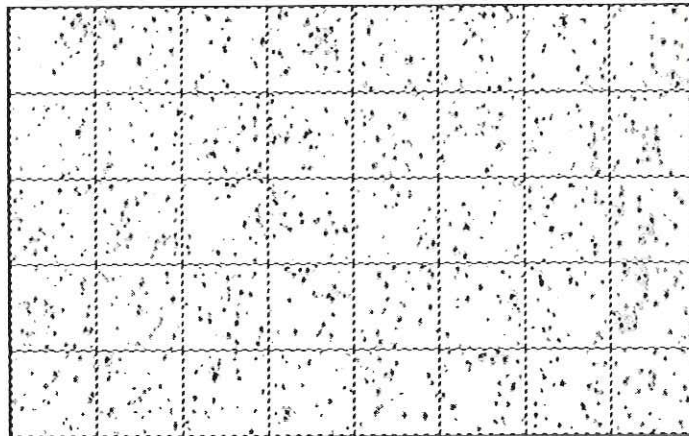


Figure 5.1 : Illustration d'un placement régulier de fenêtres 32*32 pixels sur une image 512*512 pixels.

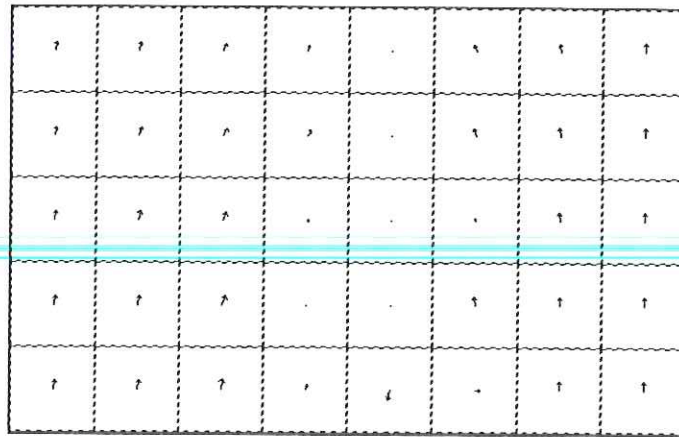


Figure 5.2 : Carte de vecteurs déplacements obtenue à partir du maillage précédent par identification des déplacements.

5.2.2. Le chevauchement de fenêtres

Ce type de positionnement régulier est très classique. Il présente l'avantage de fournir des informations équiréparties sur les déplacements, mais celles ci sont très peu nombreuses. Une amélioration directe de ce positionnement est d'utiliser des fenêtres de calcul se chevauchant. Dans ce cas, une fenêtre de calcul n'est plus disjointe de l'ensemble des autres mais possède des parties communes avec ses voisines. La réunion de l'ensemble des fenêtres est toujours égale à l'image et la taille de chacune des fenêtres est toujours choisie carrée en puissance de deux. L'utilisation d'un chevauchement de 50% des fenêtres suivant chaque axe permet d'obtenir 4 fois plus de vecteurs. La figure 5.3 illustre ce type de chevauchement.

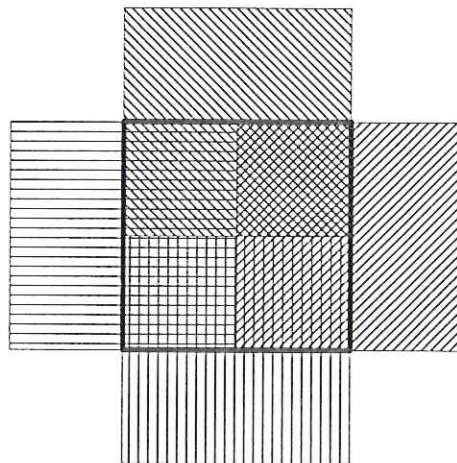


Figure 5.3 : Chevauchement de 50% suivant chaque axe des fenêtres de calcul. La fenêtre originelle est représentée en gras et les quatre fenêtres venant se chevaucher sont représentées chacune avec un hachurage différent.

Dans les zones où le déplacement est relativement uniforme, l'utilisation d'un chevauchement de fenêtres revient quasiment à interpoler à partir des valeurs obtenues sans chevauchement sur les positions intermédiaires. Toutefois, ce n'est pas strictement la même opération. En effet, ce ne sont pas les mêmes points (positions des traceurs) qui sont pris en compte sur chacune des fenêtres et donc les résultats d'une fenêtre superposée avec sa voisine

sont malgré tout indépendants. Ce stratagème permet d'augmenter le nombre de vecteurs déplacements mesurés à moindre coût. Par exemple sur le cas de la figure 5.1, l'utilisation d'un chevauchement de 50% suivant chaque axe conduit à la carte de déplacement suivante (comportant 16*10 vecteurs au lieu de 8*5).

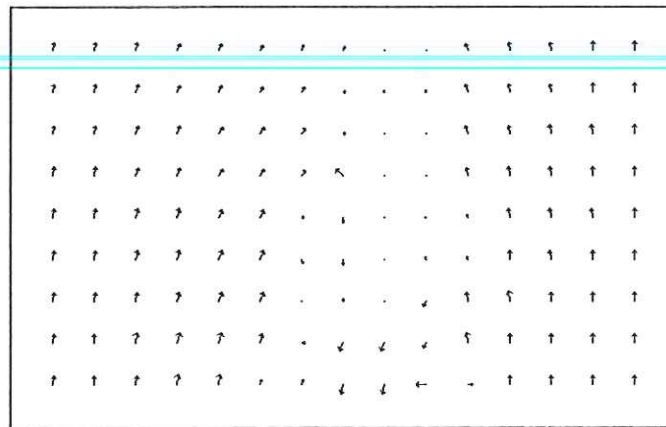


Figure 5.4 : Carte de vecteurs déplacements obtenue à partir d'un maillage de fenêtres 64*64 pixels et d'un chevauchement de 50% suivant chaque axe par identification des déplacements.

5.2.3. Positionnement par estimation de la concentration

Le chevauchement des fenêtres de calcul permet d'obtenir plus de points de mesures. Mais, il ne sert à rien d'obtenir plus de vecteurs déplacements si ceux ci sont erronés. Un critère important pour le choix d'une fenêtre de calcul est donc la validité de la mesure qu'elle fournit. Cette validité ne peut être mesurée qu'a posteriori. Il est possible d'en avoir une idée a priori en estimant les valeurs des différents paramètres VIP et en comparant ces valeurs avec les limites de validité définies au chapitre 4. L'estimation de ces différents paramètres est plus ou moins difficile. Pour certains, la mesure n'est possible qu'a posteriori (taille de la distribution de déplacements, déplacements moyen, etc...). Par contre, pour d'autres (concentration, distribution de changement de diamètre des points), la tâche semble faisable. Nous avons choisi de nous intéresser au paramètre de concentration. (L'estimation de ce paramètre peut être utile pour d'autres utilisations en particulier pour les applications en mécanique des fluides). A partir de l'estimation de la concentration, le principe de positionnement des fenêtres retenu est issu d'un positionnement régulier (avec ou sans chevauchement) accompagné d'une suppression des fenêtres où la concentration est trop faible pour assurer une bonne mesure dans un environnement bruité (cf. effet de la concentration et du bruit au chapitre 4).

Nous ne prétendons pas mesurer la concentration. Il nous suffit d'en posséder une estimation aussi réaliste que possible de manière à éliminer des fenêtres de calcul sur ce critère. Pour réaliser cette estimation, nous utilisons une méthode relativement simple basée sur les moments statistiques locaux de l'image. L'utilisation d'une approche statistique est moins coûteuse en temps de calcul qu'un dénombrement simple des points présents dans chacune des fenêtres de calcul. D'autre part, ce type d'approche est algorithmiquement beaucoup plus simple et plus robuste vis à vis des différents types d'images possibles.

Les moments statistiques locaux d'une image sont définis comme les moments statistiques calculés indépendamment sur chacune des fenêtres. Nous nous intéressons aux quatre premiers moments centrés notés μ_i ($i=1$ à 4). Ceux-ci sont définis par :

$$\mu_i = \int_{Ng_{min}}^{Ng_{max}} (x - E(x))^i f(x) dx \quad (5.1)$$

où

- x représente le niveau de gris (variant entre 0 et 255 sur une image octet, plus généralement entre Ng_{min} (niveau de gris minimum) et Ng_{max} (niveau de gris maximum),

- $f(x)$ est la densité de probabilité des niveaux de gris,
- $E(x)$ est l'espérance des niveaux de gris.

La densité de probabilité pour un niveau de gris x est égale à la probabilité pour qu'un point prenne le niveau de gris x . Or, par définition d'une image, tous les points sont indépendants, et donc leurs niveaux de gris suivent une loi uniforme. Par suite,

$$\forall x, f(x) = \frac{1}{N} \quad (5.2)$$

où N est le nombre de points de l'image.

D'autre part, l'espérance (ou la moyenne) $E(x)$ est le moment d'ordre 1 et est donné par :

$$E(x) = \int_{Ng_{min}}^{Ng_{max}} x \cdot f(x) dx \quad (5.3)$$

Ces différents moments renseignent sur la distribution des niveaux de gris dans l'image. Le moment d'ordre 1 est la moyenne de cette distribution, le moment d'ordre 2 son écart type, le moment d'ordre 3 sa symétrie et le moment d'ordre 4 son aplatissement. Nous nous intéressons au moment centré d'ordre 2 et 4. En effet, le moment d'ordre 1 semble a priori renseigner sur la concentration des points mais est en fait très dépendant du niveau de gris du fond de l'image. Ce moment ne peut donc servir pour estimer la concentration. De même la symétrie ou l'asymétrie de la distribution des niveaux de gris ne semble pas directement lié à la concentration. Au contraire, les deux autres moments (2 et 4) peuvent nous fournir une estimation de la concentration.

Pour mettre cela en évidence, nous modélisons une image de point comme un fond auquel sont superposés des points lumineux. Les niveaux de gris du fond ne sont pas tous nécessairement égaux mais ils doivent être proches les uns des autres. De même, pour les niveaux de gris des points, ils doivent être sensiblement identiques et différents de ceux du fond.

Nous avons alors deux types d'histogrammes de répartition des niveaux de gris. Le premier type correspond au cas où il y a très peu de points. L'histogramme est alors très tassé vers les valeurs correspondant aux niveaux de gris du fond (cf. figure 5.5). L'autre cas correspond à des images où le nombre de points est relativement important. L'histogramme doit alors présenter deux pics (un pour les niveaux de gris du fond et un pour ceux des points) (cf. figure 5.6).

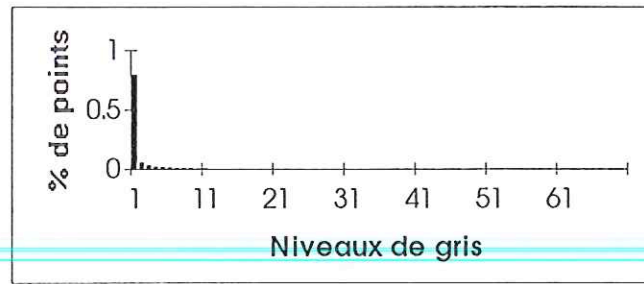


Figure 5.5 : Histogramme d'une image de faible concentration

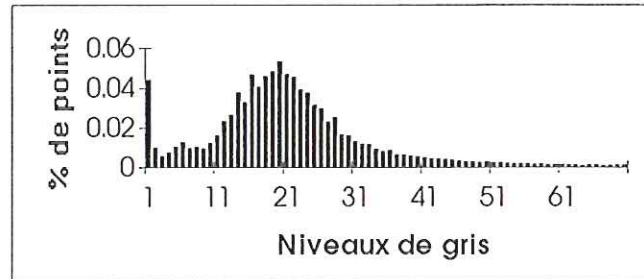


Figure 5.6 : Histogramme d'une image de forte concentration (5 fois plus que le cas faible concentration).

Dans le premier cas, l'écart type de la distribution des niveaux de gris est faible (11.29). Son aplatissement est au contraire fort (26481.43). En effet, à part, un pic, l'histogramme est globalement plat. Au contraire, dans le deuxième cas, l'écart type est fort (20.59) tandis que l'aplatissement est plus faible que dans le premier cas (12917.69). Ainsi, si nous choisissons le rapport entre les moments d'ordre deux et quatre comme estimateur de la concentration, plus celui-ci est grand plus la concentration est importante.

Cet indicateur ne peut fonctionner que sur des images où les points peuvent être individualisés et où les niveaux de gris des points ne sont pas tout égaux (cas de la saturation du capteur par exemple). Si la concentration devient trop importante avec des niveaux de gris égaux, nous nous retrouvons dans un cas symétrique du cas faible concentration (histogramme comportant un seul pic correspondant aux niveaux de gris des points). Toutefois, ceci n'est pas trop gênant car d'après Zachos [Zachos 1996], il existe aussi une limite maximale de la concentration pour ne pas perturber la tranche laser (phénomène de Speckle). Malgré tout, cet indicateur donne de bonnes estimations pour un ensemble important d'images. Il est de plus possible de dresser une table de correspondance entre la valeur de cet indicateur et le nombre de points présents dans l'image. Pour cela nous utilisons le système de simulation d'images VIP présenté au chapitre 4. La figure 5.7 donne ces correspondances.

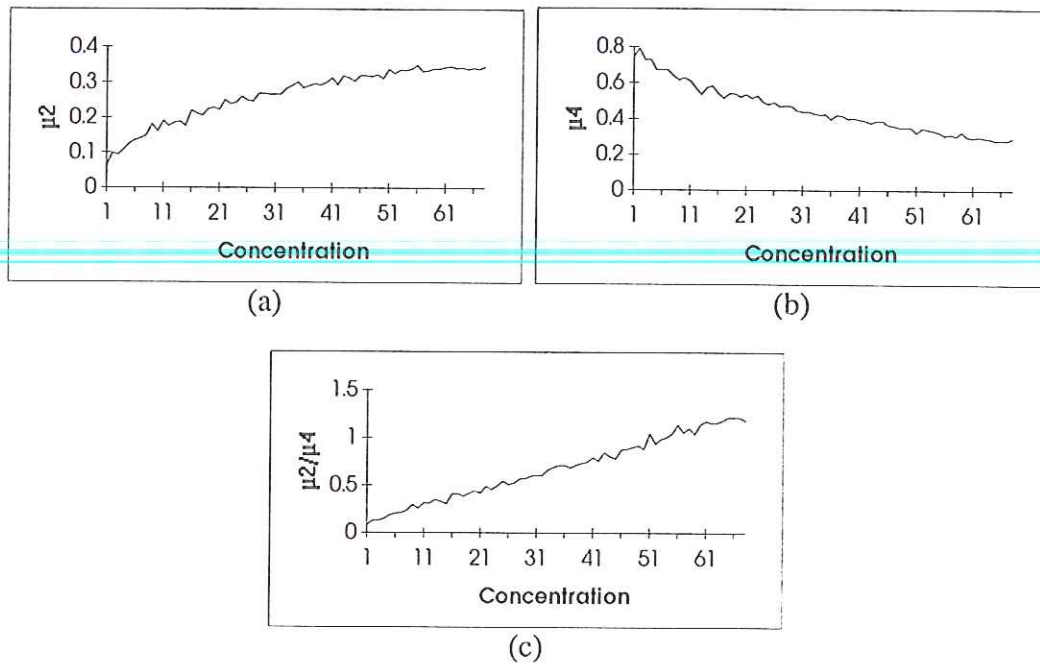


Figure 5.7 : (a) Evolution du moment centré d'ordre 2 en fonction de la concentration (b) Evolution du moment centré d'ordre 4 en fonction de la concentration (c) Evolution du rapport des moments centrés d'ordre 2 et 4 en fonction de la concentration.

La comparaison des courbes (a), (b) et (c) de la figure 5.7 nous indique que le rapport entre les moments d'ordre 2 et 4 semble plus fiable pour indiquer la concentration que chacun d'entre eux.

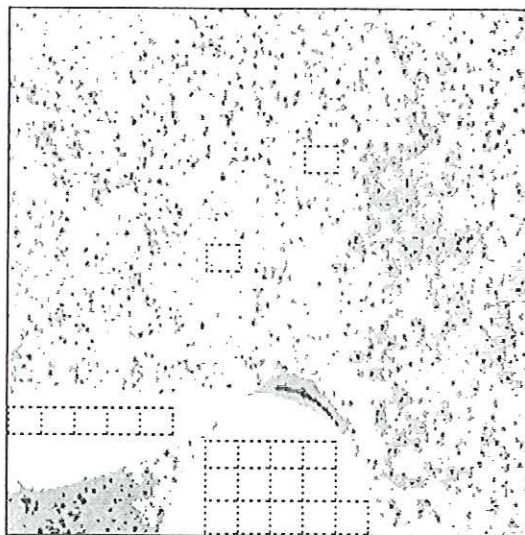


Figure 5.8 : Fenêtres de calcul éliminées par un seuillage inférieur de l'estimateur μ_2/μ_4 . La valeur du seuil est donnée par la table (cf. figure 5.7c) et correspond à la concentration minimale définie pour valider les mesures par intercorrélacion (cf. chapitre 4).

Un autre estimateur de la concentration est l'entropie de l'image par fenêtre de calcul. Par définition, l'entropie e d'une fenêtre est donnée par :

$$e = - \sum_{x=N_{g_{min}}}^{N_{g_{max}}} p(x) \log(p(x)) \quad (5.4)$$

où $p(x)$ est la probabilité pour un pixel d'avoir le niveau de gris x . Ainsi $p(x)$ est donné par le rapport entre le nombre de pixels ayant le niveau de gris x et le nombre de pixels total. L'allure de la courbe de $p(x) \log(p(x))$ (cf. figure 5.9) permet de dire que e est maximum si les valeurs de $p(x)$ sont proches des valeurs moyennes. Ceci signifie en terme d'images de points qu'il existe différentes valeurs significatives dans l'histogramme des niveaux de gris. Celui-ci n'est pas réduit à un seul pic correspondant au fond. Il y a donc dans l'image un signal significatif (c'est à dire permettant de mettre en oeuvre les techniques de mesures). De même que précédemment, il suffit alors de retenir comme fenêtres de calcul valides, celles où l'entropie e dépasse un certain seuil.

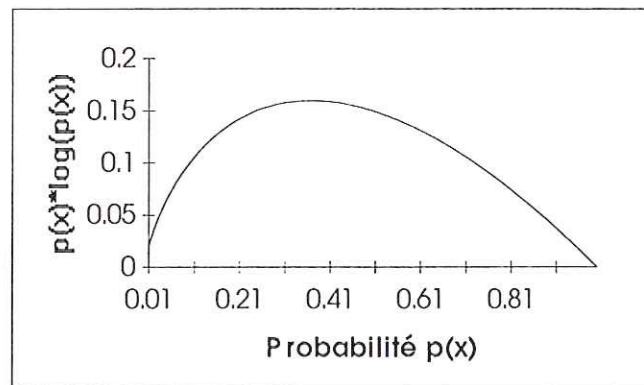


Figure 5.9 : Allure de la fonction $p(x) \log(p(x))$ pour des valeurs de $p(x)$ comprises entre 0 et 1.

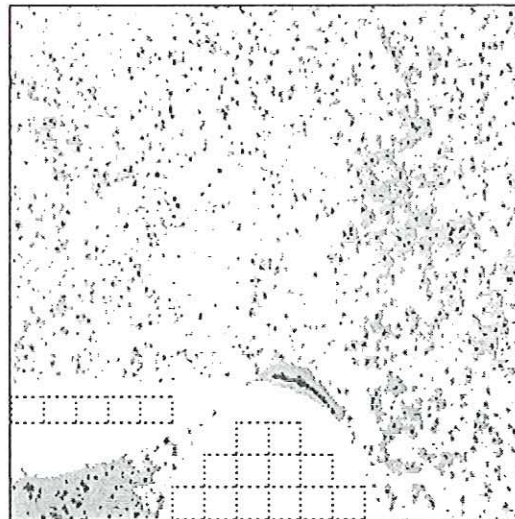


Figure 5.10 : Fenêtres de calcul éliminées par un seuillage supérieur de l'estimateur e . La valeur du seuil est 1,7.

5.2.4. Le positionnement adapté de fenêtres

Le point de vue du positionnement adapté de fenêtres de calcul est totalement différent de ceux des méthodes précédentes. Jusqu'ici, l'ensemble des fenêtres de calcul constituait un pavage total ou partiel de l'image. L'esprit de ces méthodes était de positionner régulièrement des fenêtres par défaut et ensuite d'éliminer un certain nombre de ces fenêtres suivant tel ou tel critère. La démarche adoptée est inverse. Cet algorithme est dû à C. Ducottet (une présentation détaillée figure dans [Ducottet 1995]). Nous cherchons à positionner des fenêtres au mieux suivant les informations contenues dans l'image. En particulier, il semble intéressant de placer une fenêtre de calcul autour d'un bipoint. Les positions relatives des fenêtres n'ont aucune importance. Il peut y avoir chevauchement, recouvrement total ou partiel de l'image, cela n'a aucune conséquence. Pour réaliser ce positionnement adapté de fenêtres, nous utilisons la transformation en ondelettes. Nous ne présenterons pas dans ce chapitre spécifiquement cette transformée qui ne sert que comme outil. Celle-ci est présentée en détail dans la partie 2 de ce mémoire où son utilisation est plus importante et où la compréhension de son mode de fonctionnement est essentielle.

Le principe du positionnement adapté de fenêtres de calcul est de réaliser un filtrage directionnel de l'image de manière à détecter les bipoints existant dans une direction privilégiée. Il est nécessaire à la bonne compréhension de l'algorithme de définir son domaine d'application. A l'origine, ce domaine était limité au cas d'images bi-exposées (recherche de bipoints), mais l'extension au cas de couples d'images mono-exposées est immédiate. En effet, en sommant pixel à pixel les deux images d'un couple, nous obtenons une image simulant une double exposition du même phénomène (cf. figure 5.11). Le champ d'application de cet algorithme est donc la totalité des images de points, dans la mesure où la concentration en points reste suffisamment faible pour permettre l'individualisation de chacun des points.

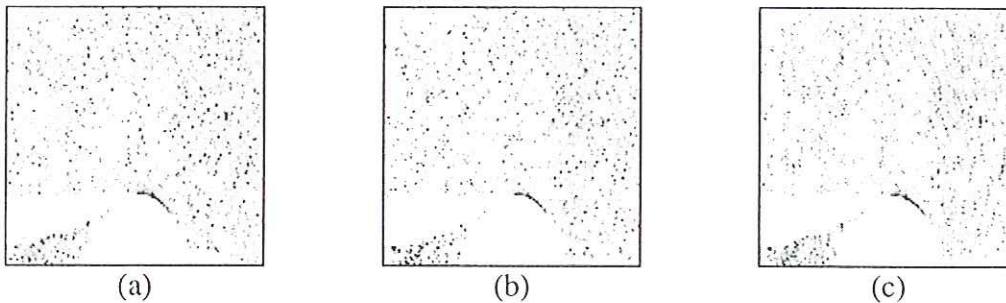


Figure 5.11 : Passage d'un couple d'images mono-exposées (a-b) à une image bi-exposée (c).

Vis à vis de la transformée en ondelettes, il suffit de savoir que son calcul sur une image revient à une série de convolution entre l'image et l'ondelette de référence dont l'échelle et la direction varient. Par définition, une fonction bidimensionnelle ψ peut être prise comme ondelette si elle vérifie la condition suivante dite d'admissibilité :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega_x, \omega_y)|^2}{|\omega|^2} d\omega_x d\omega_y < +\infty \quad (5.5)$$

où $\hat{\psi}$ est la transformée de Fourier de ψ . A partir de cette ondelette mère, en appliquant une dilatation l , une rotation Ω d'angle θ et une translation d'un vecteur x' , nous obtenons une famille d'ondelette $\psi_{l,x',\theta}$ définie par :

$$\psi_{l,x',\theta}(x) = \frac{l}{l'} \psi\left(\Omega(\theta) \frac{x-x'}{l}\right) \quad (5.6)$$

Les variations de l'échelle et de la direction des masques de convolution utilisés dans la transformée en ondelettes sont maîtrisées à l'aide des paramètres l et θ .

Pour notre algorithme de positionnement adapté des fenêtres de calcul, nous cherchons à détecter des bipoints dans l'image. Pour cela, nous fixons l'échelle de l'ondelette de telle façon que la taille de son support soit égale à la taille des traces des bipoints. La transformée en ondelette dans une direction permet alors de détecter les bipoints dans cette direction (cf. figure 5.12).

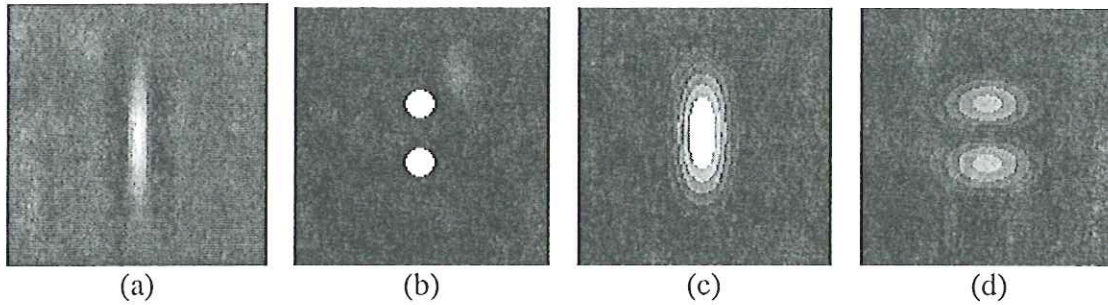


Figure 5.12: (a) Ondelette de Morlet choisie pour la détection des bipoints : pulsation 3, excentricité : 0.5, (b) bipoint de synthèse, (c) résultat pour l'ondelette dans la même direction que le bipoint, (d) résultat pour l'ondelette de direction orthogonale au bipoint.

Le choix de l'ondelette mère est dicté par les critères suivants. Il est nécessaire que celle-ci possède une bonne sélectivité angulaire ainsi qu'une bonne ressemblance avec les objets à détecter (bipoints). Par conséquent, le choix réalisé est celui de l'ondelette de Morlet directionnelle [Ducottet 1994] dont un profil est représenté sur la figure 5.13.

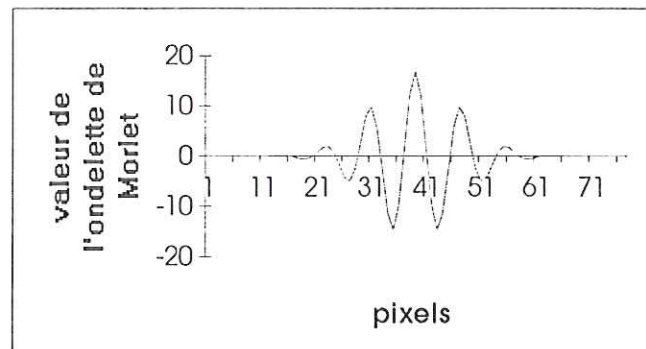


Figure 5.13 : Profil horizontal d'une ondelette de Morlet de direction 0° , d'excentricité 1, de module du vecteur d'onde k_ψ égal à 6, et pour l'échelle 8. L'échelle de l'axe vertical est arbitraire.

La forme analytique de cette ondelette est :

$$\psi(x) = \frac{l}{\sqrt{\epsilon}} e^{ik_\psi x} e^{-\frac{|E^{-l}x|^2}{2}} \quad (5.7)$$

où k_{ψ} est le vecteur d'onde fixant la fréquence de référence de l'ondelette, E est une matrice d'excentricité qui vaut

$$E = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \varepsilon \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

Au vu de la figure 5.12, nous nous apercevons que quelle que soit la direction de l'ondelette, il existe une résonance entre le bipoint et l'ondelette. Toutefois, cette résonance est plus importante lorsque le bipoint est dans la direction de l'ondelette (c) que dans tous les autres cas (d). Cette meilleure résonance se traduit par un maximum de la transformée en ondelettes plus élevé. Ainsi, pour détecter les bipoints existant dans une direction, nous calculons la transformée de l'image dans cette direction et nous repérons la position des maxima locaux de cette transformée. La figure 5.14 illustre cette démarche pour la direction 100° . La figure 5.15 montre la détection de doublets de points pour trois directions différentes.

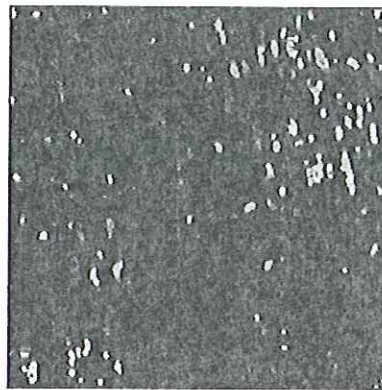


Figure 5.14 : Points maximum locaux de la transformée en ondelette de l'image bi-exposée (figure 5.11c) pour la direction 100° .

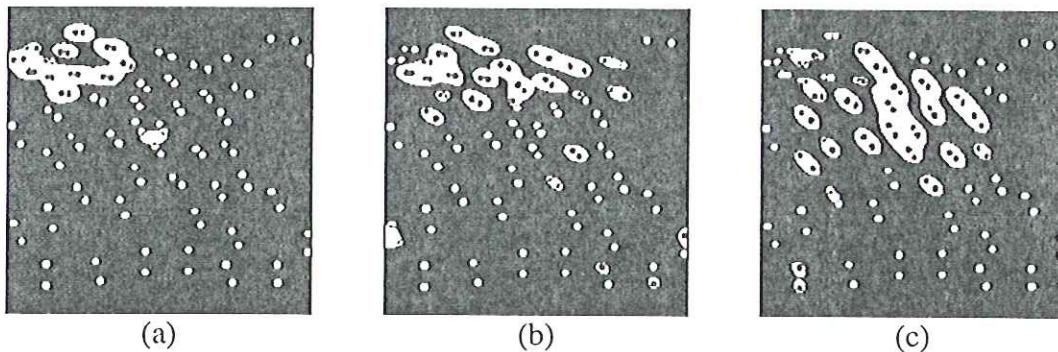


Figure 5.15 : Détection des bipoints pour trois directions différentes (a) 0° (b) 22.5° (c) 45°

En répétant cette procédure (calcul de la transformée en ondelette pour une direction et recherche des maxima locaux) pour toutes les directions possibles, nous obtenons un ensemble d'images de maxima locaux. En construisant l'image des maxima point à point des images de toutes les directions, nous obtenons les positions de tous les doublets dans toutes les directions. De plus, il est possible de conserver l'information de direction de chacun de ces doublets de points.

Le positionnement des fenêtres est alors réalisé en centrant une fenêtre de calcul autour de chacun des maxima locaux (i.e. autour de chacun des bipoints). La taille de ces fenêtres

doit être fixée en fonction de la gamme de déplacements attendus. Pour la direction 100° , les fenêtres obtenues sont représentées sur la figure 5.16.



Figure 5.16 : Positionnement des fenêtres de calcul pour la direction 100° .

L'information de direction du doublet (ayant donné lieu à une fenêtre de calcul) permet de valider ou d'invalider a posteriori le vecteur déplacement mesuré dans cette fenêtre. Le vecteur est valide si sa direction est proche de celle du doublet. Dans le cas contraire, le vecteur déplacement est considéré comme erroné et éliminé de la carte des résultats. La figure 5.17 illustre cette validation des vecteurs déplacements par similitude à la direction des doublets dans la direction 100° .

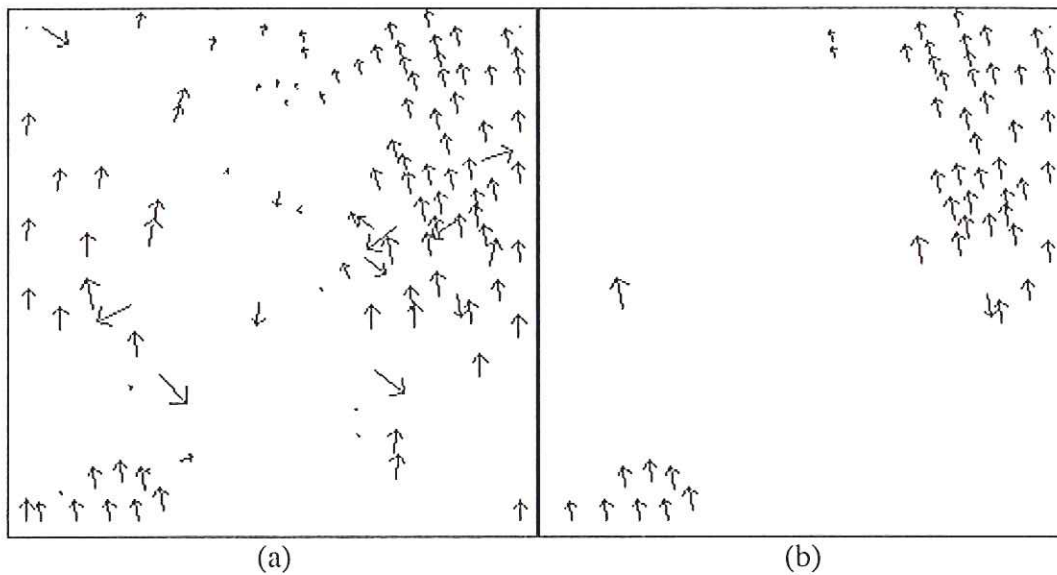


Figure 5.17 : (a) Résultats du calcul des vecteurs déplacements par intercorrélation (b) vecteurs validés dans la direction 100° .

5.3. LES POST-TRAITEMENTS

5.3.1. Elimination des vecteurs déplacements erronés

Parmi l'ensemble de tous les post-traitements, l'élimination des vecteurs erronés est sans aucun doute l'un des plus importants et l'un des plus développés dans la littérature. En effet, de nombreux auteurs utilisent en fin de traitement une étape d'élimination de vecteurs faux. Citons, par exemple et de manière non exhaustive les travaux de Soria [Soria 1996], de Hartmann [Hartmann 1996], de Reeves [Reeves 1996] ou encore de Westerweel [Westerweel 1996] ou Landreth [Landreth 1989]. Parmi les diverses techniques utilisées, il faut signaler des techniques empiriques du type validation manuelle [Landreth 1989], des validations par estimation de l'exactitude de la mesure [Soria 1996][Rouland 1994][Reeves 1996], ou encore par comparaison aux vecteurs voisins [David 1996], [Westerweel 1996], [Hartmann 1996].

Enfin, quelques auteurs ont étudié spécifiquement ce problème de validation ou d'élimination de vecteurs déplacements mesurés par VIP. Nous citerons deux travaux intéressants : celui de Westerweel [Westerweel 1994] et celui de Kimura et Nakami [Kimura 1994].

Pour la plupart des techniques de validation présentées ci-après, la connaissance du sens des vecteurs déplacements est obligatoire. Pour les techniques de cepstres et d'autocorrélation, il est donc nécessaire d'appliquer au préalable un algorithme permettant de lever l'ambiguïté sur le sens du déplacement. Nous avons esquissé au chapitre 2 quelques unes des méthodes possibles ([Grant 1990], [Grant 1995], [Adrian 1986 b], [Landreth 1988], [Lawson 1995]).

5.3.1.1. Par estimation de la qualité de la mesure

La première méthode d'élimination de vecteurs faux que nous présentons est peut être la plus naturelle. Il s'agit simplement d'estimer la qualité de la mesure du déplacement et d'accepter ou de rejeter la mesure en fonction de cette qualité. Plus précisément, l'acceptation ou le rejet est déterminé par une segmentation de l'estimateur de la qualité de la mesure. Deux types d'estimateurs sont principalement utilisés :

- le rapport signal sur bruit du pic de déplacement,
- la détectabilité du pic de déplacement.

Nous avons déjà défini le rapport signal sur bruit d'un pic de déplacement (cf. chapitre 4, équation 4.2). Lorsque ce rapport est important, la mesure du déplacement est assurément correcte, tandis que lorsque le rapport signal sur bruit approche de sa borne inférieure, la mesure devient de plus en plus suspecte. Un simple seuil inférieur permet d'éliminer toutes ces mesures suspectes. Les valeurs classiquement utilisées pour ce seuil (vis à vis de la définition du rapport signal sur bruit) sont de l'ordre de 6. Une étude sur la mesure de la qualité des pics de corrélation (par norme L1 ou L2) a été proposée dans [Anadan 1989].

La figure 5.18 montre l'amélioration (due à ce type de segmentation) d'une carte de vitesse obtenue par identification. Le choix de la taille des fenêtres de mesures est volontairement choisi trop grand de manière à produire un certain nombre de vecteurs erronés.

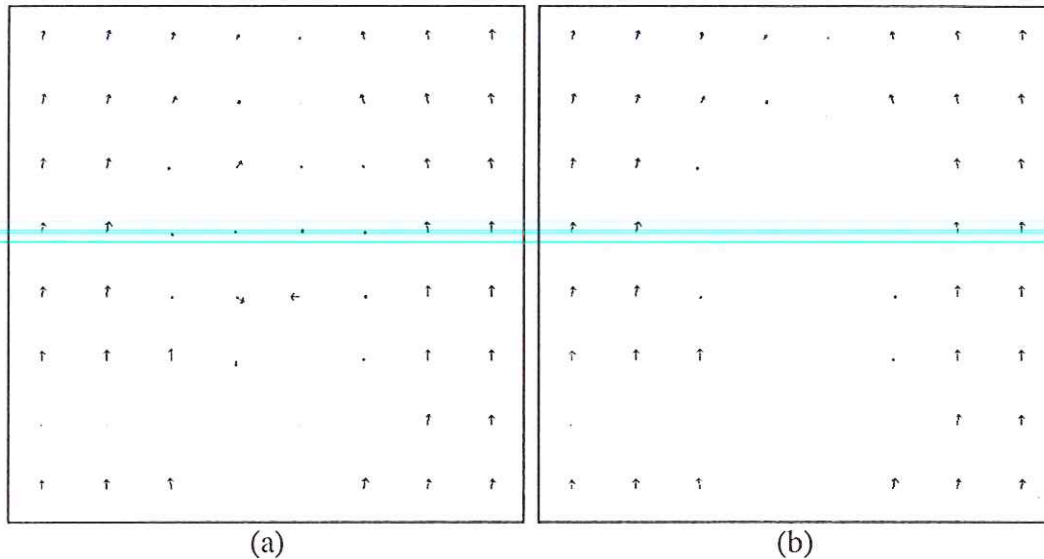


Figure 5.18 : (a) Carte de déplacements obtenue par identification (b) carte après élimination des vecteurs faux par segmentation du rapport signal sur bruit.

L'autre estimateur de la validité de la mesure couramment utilisé est la détectabilité du pic de déplacement. Cette détectabilité, souvent notée D_0 est définie comme le rapport entre la hauteur du premier pic et la hauteur du second pic. Le premier pic (le plus haut) est par définition le pic dont la position définit le déplacement, tandis que le second pic est le pic de bruit le plus élevé. Ainsi, théoriquement, tant que D_0 reste supérieur à 1, la mesure est correcte. Toutefois, Keane et Adrian conseillent d'éliminer tous les vecteurs dont la détectabilité est inférieure à 1.2 [Keane 1992]. Les éliminations induites paraissent assez judicieuses pour ce seuil [Rouland 1994].

5.3.1.2. Par algorithme génétique

Une méthode d'élimination des vecteurs erronés plus élaborée et travaillant indépendamment de la technique de calcul a été proposée par Kimura et Nakami [Kimura 1994]. Cette méthode utilise les possibilités offertes par les algorithmes génétiques. L'avantage de cette démarche par rapport à la précédente est de ne nécessiter aucun paramètre. En particulier, il n'y a aucune segmentation vis à vis d'un critère pour déterminer la véracité d'un vecteur.

Pour bien comprendre cet algorithme, il est nécessaire d'introduire rapidement la notion et le principe des algorithmes génétiques. Le domaine d'application de ce type d'algorithme est la recherche de solutions optimales vis à vis d'un critère (par exemple recherche du maximum ou du minimum global d'une fonctionnelle). Pour cela, le principe est de générer aléatoirement des individus (au sens statistique) représentant chacun un état du système, puis de les faire se reproduire. A chaque génération, seuls les meilleurs individus (au sens de la fonctionnelle) survivent. Ainsi, après un certain nombre de générations, l'individu idéal est obtenu et l'algorithme s'achève.

Pour la résolution du problème d'élimination des vecteurs erronés, la première étape est d'encoder les cartes de vecteurs déplacements sous une forme informatiquement intéressante. Un vecteur faux sera représenté par "0", tandis que les bons vecteurs seront codés par "1". Ainsi, une carte de déplacements est encodée par une matrice binaire. La génération d'une population d'individus revient alors simplement à générer aléatoirement des matrices binaires.

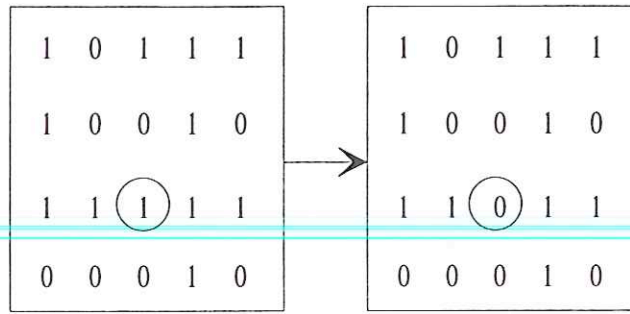


Figure 5.20 : Mutation d'un individu lors du passage d'une génération à la suivante.

Ces différents opérateurs agissent avec des probabilités différentes. En particulier, la mutation doit plus intervenir au début de la recherche (recherche globale de la meilleure solution) qu'à la fin (risque de perte d'un très bon individu). Le lecteur se référera à [Kimura 1994] pour plus de détails.

Après un certain nombre de générations, il suffit de sélectionner le meilleur individu et de décoder la matrice binaire (0: vecteur faux, 1: vecteur juste) pour obtenir une carte de déplacements épurée des mesures erronées. La figure 5.21 illustre un tel résultat.



Figure 5.21: (a) Carte de vecteurs avant traitement (b) résultat de l'élimination des vecteurs erronés par algorithme génétique à la 1000^{ième} génération.

L'intérêt de cet algorithme est de ne nécessiter aucune interaction de l'utilisateur et donc d'être impartial pour la détermination de la véracité d'un vecteur. Toutefois, cet algorithme est relativement lourd à programmer et le temps de calcul induit par le nombre de générations nécessaire à l'obtention d'un bon résultat nous paraissent être des inconvénients majeurs. Nous préférons revenir à des méthodes plus simples (nécessitant un paramétrage de l'utilisateur) mais beaucoup plus rapide.

5.3.1.3. Par comparaison aux vecteurs voisins

Une approche plus simple et peut être plus naturelle de la recherche des vecteurs faux est de comparer chacun des vecteurs avec ses voisins. De manière heuristique, si le vecteur considéré ressemble à ses voisins, il est probable qu'il soit exact. Dans le cas contraire, il s'agit presque certainement d'un vecteur erroné. Cette approche est basée sur les mêmes critères que ceux utilisés pour l'algorithme génétique. A savoir que si deux vecteurs sont justes, ils se ressemblent, alors qu'un vecteur juste et un vecteur faux sont dissemblables.

Suivant ce principe, il nous suffit, pour chaque vecteur, de déterminer un vecteur moyen à partir de ses vecteurs voisins. La comparaison du vecteur considéré au vecteur moyen permet de le rejeter ou de l'accepter. La comparaison est souvent réalisée par une simple distance euclidienne entre les deux vecteurs. Toutefois, cette distance n'est pas forcément la meilleure. En particulier, une petite variation de module apparaît visuellement moins

perturbante qu'une variation comparable sur l'angle d'un vecteur. Il nous apparaît intéressant de choisir une autre distance pour comparer ces deux vecteurs. Cette nouvelle distance (appelée distance pomme) permet de donner plus ou moins de poids à la différence angulaire vis à vis de la différence de module. Si nous notons u et v les deux vecteurs à comparer, leur distance pomme est donnée par :

$$d_p = \alpha \frac{(\rho_u - \rho_v)^2}{\max(\rho_u, \rho_v)^2} + (1 - \alpha) \frac{(\theta_u - \theta_v)^2}{\pi^2} \quad (5.10)$$

où ρ représente le module des vecteurs et θ leurs angles. Comme nous voulons privilégier la différence angulaire, le coefficient pondérateur α est fixé à 0,1. La figure 5.22 représente les courbes d'isodistance pour un vecteur de référence de 7x3 pixels.

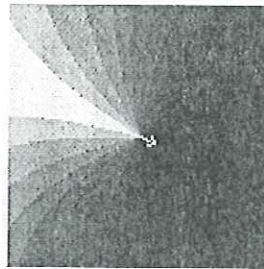


Figure 5.22 : Courbes isovaleurs de la distance pomme pour un vecteur de référence de 7x3 pixels. Plus le niveau de gris est faible (noir), plus la distance est faible.

Une fois fixée la méthode de mesure de la similitude ou de la dissimilitude de deux vecteurs, il reste à définir le choix du vecteur servant de comparaison pour le vecteur étudié. Deux choix sont possibles. A partir de l'ensemble des vecteurs voisins, nous pouvons calculer soit un vecteur moyen soit le vecteur médian de cet ensemble. Le vecteur moyen est obtenu comme étant le vecteur dont le module et l'angle sont la moyenne des modules et des angles des vecteurs voisins (respectivement). Au contraire, pour obtenir le vecteur médian, il est nécessaire de trier les vecteurs voisins suivant un critère puis de choisir le vecteur se trouvant au milieu de ce classement. Le critère choisi est l'angle des vecteurs voisins (nous aurions pu choisir le module comme critère, mais l'angle nous semble beaucoup plus discriminatoire). Remarquons que la notion de vecteurs voisins est indépendante du fait que les vecteurs sont obtenus sur une grille régulière ou en des points de mesures positionnées de façon irrégulière. Ainsi, ces techniques fonctionnent aussi bien dans les deux cas.

L'élimination des vecteurs erronés se fait alors en examinant pour chacun des vecteurs la valeur de sa distance au vecteur moyen ou médian défini à partir de ses voisins. Les vecteurs dont cette distance est supérieure à un seuil donné par l'utilisateur sont considérés comme faux.

L'information de véracité de chacun des vecteurs peut être intégrée au cours du calcul. En particulier, les calculs du vecteur moyen ou médian peuvent être réalisés seulement sur l'ensemble des vecteurs examinés et justes ainsi que sur les vecteurs non examinés.

L'utilisation du vecteur médian comme vecteur de référence donne de meilleurs résultats que le vecteur moyenne [Westerweel 1994]. En effet, il suffit d'un ou deux vecteur faux pour que la moyenne soit complètement biaisée. Au contraire, tant qu'il existe plus de vecteurs justes que de vecteurs faux, le vecteur médian des voisins correspond à un vecteur juste. Cette différence entre les deux techniques est très sensible le long des bords des images où le

nombre de vecteurs voisins est plus faible (et donc la moyenne peut être très rapidement biaisée).

La figure 5.23 illustre ce phénomène. Alors que l'élimination par vecteur médian donne le résultat correct, la technique du vecteur moyen élimine l'un des vecteurs justes (en haut à gauche). Cela est dû au fait que, dans le voisinage de ces vecteurs, il existe deux vecteurs justes et un faux. Donc la moyenne est biaisée alors que le vecteur médian reste correct.

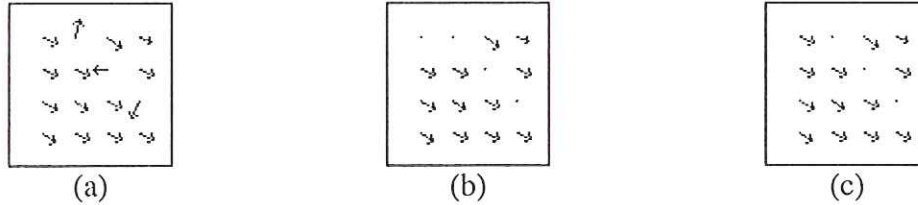


Figure 5.23 : (a) Carte de déplacements avant traitement (b) après élimination des vecteurs faux par comparaison au vecteur moyenne (c) après élimination des vecteurs faux par comparaison au vecteur médian.

En conclusion sur ces techniques d'élimination des vecteurs erronés, l'utilisation de la méthode du vecteur médian semble donner le meilleur rapport "simplicité/efficacité".

5.3.2. Interpolation de carte de vecteurs déplacements

Le second post-traitement particulièrement intéressant est l'interpolation des vecteurs déplacements. Cette étape a deux intérêts majeurs :

- soit calculer le déplacement en des points non mesurés (dû à l'élimination d'un vecteur faux ou au calcul sur des fenêtres positionnées de façon non régulières),
- soit permettre l'obtention de cartes de déplacements plus denses.

5.3.2.1. De grille régulière à grille régulière

L'interpolation de vecteurs déplacements de grille régulière à grille régulière a deux domaines d'applications. Le premier est de combler les trous de la carte de déplacements occasionnés par l'élimination des vecteurs erronés. Tandis que le second est de réduire le pas spatial entre les points de mesures. Cela permet d'obtenir des cartes de déplacements plus denses.

La technique de calcul est simple. Pour obtenir un nouveau vecteur déplacement, il suffit de réaliser une interpolation bilinéaire à partir des points voisins sur la grille possédant un vecteur déplacement. Il est possible d'être plus précis en pondérant les valeurs des vecteurs par l'inverse de la distance entre le point d'interpolation et les points de données. Le nouveau vecteur u est alors donné par la formule :

$$\begin{aligned}
 u_x &= \frac{1}{N} \sum_N u_{i,x} + \frac{1}{M\sqrt{2}} \sum_M u_{i,x} \\
 u_y &= \frac{1}{N} \sum_N u_{i,y} + \frac{1}{M\sqrt{2}} \sum_M u_{i,y}
 \end{aligned}
 \tag{5.11}$$

où la première sommation est réalisée sur les N points de données de même abscisse ou ordonnée que u et la seconde sur les points en diagonale.

La figure 5.24 représente les deux champs d'application de l'interpolation de grille régulière à grille régulière : tout d'abord l'interpolation aux points de mesures manquants puis la densification de la carte des déplacements.

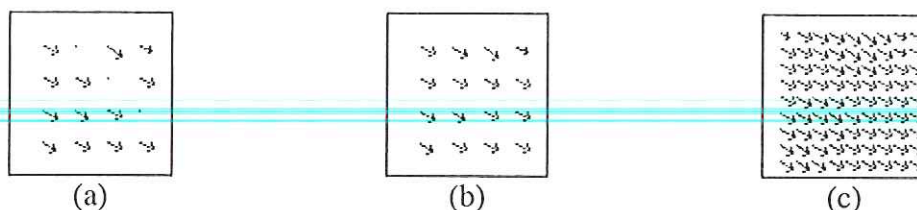


Figure 5.24 : (a) Carte de déplacements résultant de l'élimination de vecteurs erronés (b) carte après interpolation aux points de mesures manquants (c) Carte densifiée après interpolation.

5.3.2.2. De dispositions irrégulières à grille régulière

Le problème d'interpolation de vecteurs déplacements mesurés en des positions aléatoires sur une grille régulière est légèrement plus difficile. Ce type d'interpolation est nécessaire lorsque les points de mesures sont répartis de façon irrégulière sur l'image, répartition due par exemple à un positionnement adapté des fenêtres de calcul (cf. paragraphe 2).

De manière plus générale, il s'agit d'interpoler des données réparties aléatoirement sur un domaine bidimensionnel en des points de mesures répartis régulièrement (sur une grille). Divers auteurs se sont attachés à développer des algorithmes pour résoudre ce problème. Une bibliographie a été réalisée par Laurent David dans son mémoire de thèse [David 1996]. Pour mémoire, voici quelques uns des algorithmes les plus utilisés :

- les moindres carrés (minimisation de l'écart entre le déplacement estimé au noeud du maillage par un développement limité et les déplacements mesurés voisins) ,
- Adaptive Gauss Window (AGW, décrite ci après)[Shepard 1968],[Agui 1987][Green 1993], [Lloyd 1995],
- méthode de Krigging (estimation des vecteurs interpolés à partir des vecteurs déplacements aléatoires adjacents en tenant compte de leur proximité du noeud du maillage et de l'influence de leur orientation),
- méthode spline (interpolation des points de mesures par des fonctions splines bicubiques).

Il ressort de l'étude comparative de ces techniques d'interpolation [David 1996] que :

- la technique des moindres carrés a l'inconvénient de trop lisser le champ interpolé.
- la méthode de Krigging donne de bons résultats mais est lourde et difficile à mettre en oeuvre,
- la méthode AGW présente des résultats tout à fait satisfaisants et est aisée à programmer.

Nous nous contentons donc de décrire la technique d'interpolation de vecteurs déplacements AGW. Cette méthode détermine les vecteurs interpolés en pondérant les contributions de chacun des vecteurs mesurés par une fonction de poids w . Cette fonction de poids est la particularité de cet algorithme. Elle est liée à la distance entre le point

d'interpolation et chacun des points de mesures par une fonction gaussienne. Plus précisément, si d_k est la distance entre le point d'interpolation et le $k^{\text{ième}}$ point de mesure, le poids affecté au $k^{\text{ième}}$ vecteur déplacement u_k est :

$$w_k = e^{\frac{-d_k^2}{\sigma^2}} \quad (5.12)$$

où σ est la largeur de la fenêtre de sélection des points de mesures. En fait, ce paramètre σ permet de contrôler le nombre de points de mesure servant à l'interpolation de la valeur en un noeud de la grille. Agui *et al.* donnent une valeur expérimentale de σ optimale en fonction de la distance moyenne δ existant entre les points de mesures expérimentaux. Cette valeur est :

$$\sigma = 1.24\delta \quad (5.13)$$

Le vecteur déplacement interpolé au noeud m de la grille est alors égal à :

$$U_m = \frac{\sum_{k=1}^N w_k u_k}{\sum_{k=1}^N w_k} \quad (5.14)$$

où N est le nombre de points tels que w_k soit différent de 0.

Il est possible de choisir des fonctions de poids plus simples telles que des fonctions exponentielles issues de l'inverse des distances. Plus généralement, toutes les fonctions w_k de la famille suivante peuvent être utilisées :

$$w_k = \frac{1}{d_k^{-n}}, n \in R^{+*} \quad (5.15)$$

Plus l'exposant n devient grand, plus l'interpolation a un caractère local. Par exemple, L. David utilise un coefficient n égal à 3,5.

La figure 5.25 b montre l'interpolation d'un champ de déplacement mesuré à partir de fenêtres positionnées de manière adaptée à l'image. L'intérêt du champ interpolé est de pouvoir le comparer directement à d'autres résultats tels que la mesure du champ de déplacement à partir de fenêtres positionnées régulièrement.

Une fois obtenue les valeurs des déplacements sur une grille régulière, il est aisé de calculer un champ complet à l'aide d'une interpolation de grille régulière à grille régulière (figure 5.25 c), son utilisation étant plus efficace qu'une interpolation AGW en terme de temps de calculs.

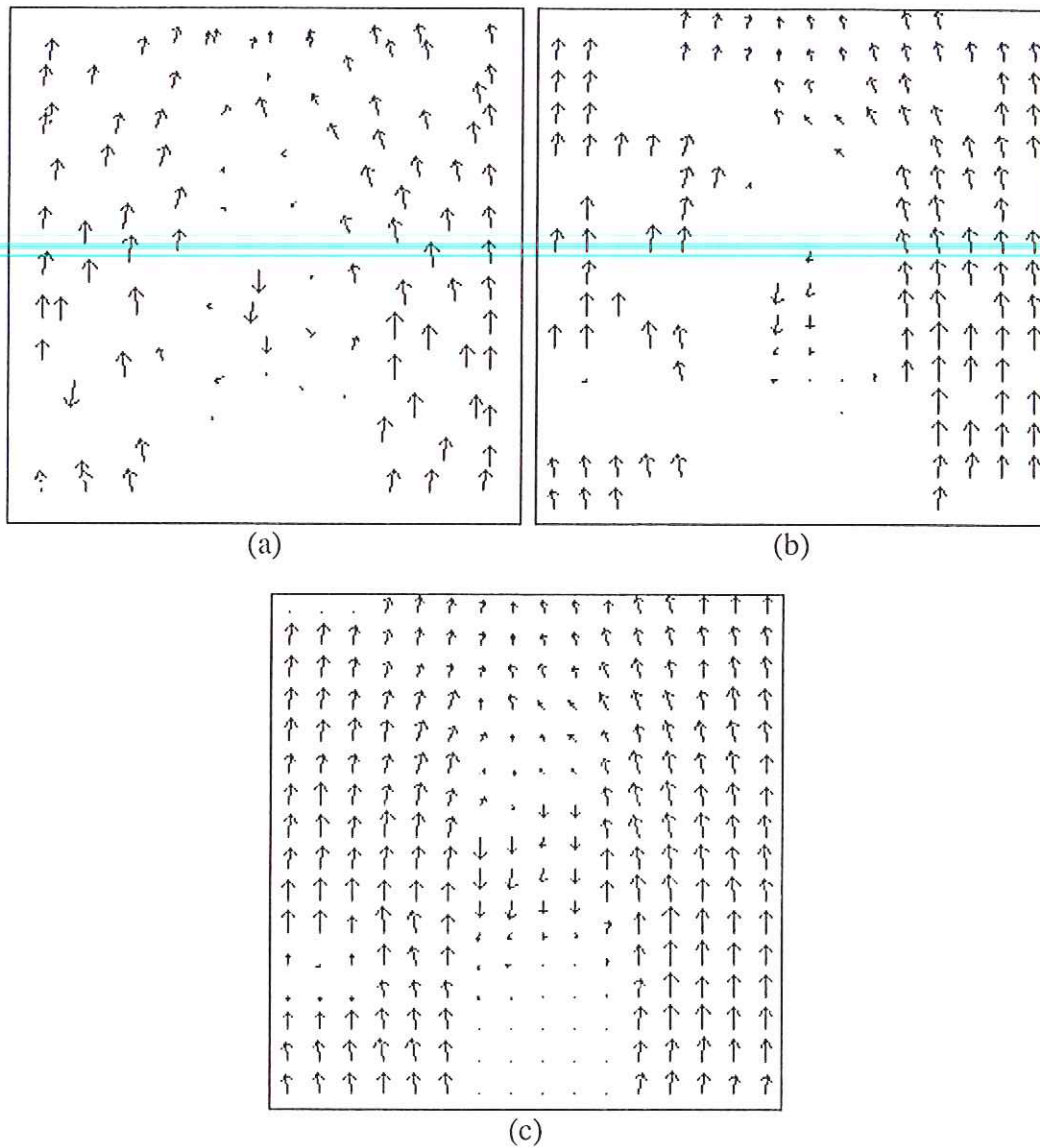


Figure 5.25 : (a) Carte de déplacements avec points de mesures positionnées de manière adaptée à l'image (b) résultat de l'interpolation par la méthode AGW (c) carte de déplacements interpolée pour combler les points sans mesure.

5.3.3. Le lissage des résultats

Enfin, le troisième et dernier post-traitement que nous présentons est le lissage des résultats. Il s'agit d'améliorer artificiellement la qualité visuelle des cartes de déplacements obtenues. Lorsque la densité de points servant de traceurs est importante, la mesure de vecteurs déplacements est le résultat d'une moyenne sur l'ensemble de la fenêtre. Or, d'après Landreth [Landreth 1989], il est possible d'interpréter la carte de déplacements comme une version filtrée spatialement du champ de déplacement réel. Par conséquent, cela limite le spectre des fréquences spatiales et permet l'application du théorème d'échantillonnage de Shannon aux cartes des déplacements mesurés. Cependant, les vecteurs mesurés contiennent quelques fluctuations statistiquement indépendantes point à point.

L'utilisation d'un lissage des vecteurs résultats permet de gommer ces fluctuations et donc d'obtenir un champ de déplacement a priori plus exact. Ce lissage est simplement réalisé

en convoluant le champ de vecteurs 2D par un noyau gaussien axisymétrique. Mathématiquement, cela donne :

$$u(x_i, y_j) = \frac{\sum_{k=-n}^n \sum_{m=-n}^n w(k, m) u(x_{i-k}, y_{j-m})}{\sum_{k=-n}^n \sum_{m=-n}^n w(k, m)}$$

$$v(x_i, y_j) = \frac{\sum_{k=-n}^n \sum_{m=-n}^n w(k, m) v(x_{i-k}, y_{j-m})}{\sum_{k=-n}^n \sum_{m=-n}^n w(k, m)}$$

(5.16)

où dans cette formule u et v représentent les composantes axiales de chacun des vecteurs, tandis que w est une fonction de poids gaussienne définie par :

$$w(k, m) = \frac{e^{-2(k^2 + m^2)}}{P^2}$$

(5.17)

Dans cette définition, le paramètre P permet de contrôler la taille du noyau gaussien. Si P est inférieur à 1, le lissage n'a que peu d'effets sur le champ de vecteurs. Au contraire pour des valeurs de P supérieures à 1, le lissage est très important et peut même entraîner la perte d'informations.

L'avantage de ce post-traitement est surtout visuel (il permet l'obtention de cartes de déplacements très continues). Toutefois, il présente l'inconvénient majeur de pouvoir entraîner la perte de détails sur les vecteurs déplacements. De plus, l'importance du lissage à appliquer ne peut être déterminée qu'approximativement. Pour ces raisons, nous n'incluons pas cette étape dans nos démarches de dépouillement d'images de points.

5.4. CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques unes des méthodes classiques de pré et post-traitements. Parmi les pré-traitements, nous nous sommes intéressés au problème de positionnement automatique de fenêtres de calcul des méthodes du type corrélation (intercorrélation, autocorrélation, identification, cepstre). Nous avons proposé trois algorithmes solutionnant ce problème de manière satisfaisante. Les deux premiers reposent sur une estimation statistique de la concentration locale de points. Le troisième positionne des fenêtres autour de doublets détectés par transformation en ondelettes. Cette dernière méthode donne de bons résultats car elle permet une validation a posteriori des déplacements mesurés.

Nous avons présenté quelques algorithmes de post-traitements en vu de l'élimination de vecteurs déplacements erronés. Nous avons examiné différentes approches telles que :

- la validation par vecteur médian ou moyenne,
- l'utilisation d'algorithmes génétiques.

Parmi celles-ci, la validation par comparaison au vecteur médian fournit les meilleurs résultats. La validation par le vecteur moyenne est beaucoup trop sensible à la présence de vecteurs erronés et l'approche génétique induit des temps de calcul et un investissement de programmation trop importants pour être praticable.

Un deuxième type de post-traitement a été examiné :

- l'interpolation de grille régulière à grille régulière,
- l'interpolation de grille aléatoire à grille régulière.

Pour cette dernière, nous avons décrit l'algorithme d'interpolation "Adaptative Gauss Window" qui fournit de bons résultats. Il reste, cependant, à explorer de manière plus approfondie les différents algorithmes d'interpolation à partir de grille aléatoire.

LE SUIVI DE FRONTIERES

6. TECHNIQUES EXISTANTES DE MESURES DE DEPLACEMENTS D'INTERFACES

6.1. INTRODUCTION

Dans cette deuxième partie, nous nous attachons à la détermination des déplacements des interfaces d'objets non rigides. Ces interfaces sont traditionnellement les frontières ou les contours des objets. Cette approche est différente de celle développée dans le premier volet de ce rapport. En effet, la mesure de déplacement par suivi de points marqués sur les objets (à l'aide des méthodes présentées dans la partie I) donne comme résultats des cartes de déplacement où chacun des vecteurs représente le déplacement moyen sur un voisinage. Au contraire, l'approche introduite ici, repose sur la localisation des frontières ou des contours des objets (ou des marqueurs introduits dans le fluide par exemple), sur la détermination de caractéristiques le long de ces contours et enfin sur la résolution du problème de mise en correspondance de ces caractéristiques entre images successives. Cette manière d'aborder le problème paraît a priori plus satisfaisante car elle ne nécessite pas le marquage des objets à l'aide de points. La perception du mouvement d'un objet par l'œil est essentiellement liée à la perception du déplacement de l'interface entre l'objet et le fond. Ainsi, les résultats obtenus par ce type d'approche devraient être proches des déplacements perçus par l'œil humain. Nous appliquons cette démarche à différentes catégories d'images (déplacement de véhicules vus en perspective, écoulement de fluide, mouvement de nuages, ...)

Dans le cadre de l'étude des mouvements d'objets non rigides, ce type de technique est peu développé dans la littérature. Par contre, dans des cas particuliers (objets rigides par exemple), il existe de nombreux travaux intéressants, mais tous réalisent des hypothèses restrictives soit sur la nature du mouvement soit sur la nature des objets en mouvement.

L'hypothèse la plus courante est de supposer la rigidité des objets au cours du mouvement. Cette supposition permet la mise en oeuvre de techniques à base de corrélation [Glazer 1983], [Bierling 1988]. De même, le problème de mise en correspondance de structures caractéristiques entre deux images successives s'en trouve grandement simplifié. Ainsi, Weng propose une solution simple à ce problème et une comparaison avec la technique du flot optique [Weng 1992]. Cela autorise aussi l'utilisation de modèles de mouvement afin de faciliter la résolution du problème de correspondance ([Nicolas 1995], [Lee 1995] par exemple) ou bien de techniques statistiques telles que la minimisation d'un estimateur des moindres carrés [Cui 1990]. L'hypothèse de rigidité est absolument nécessaire pour déterminer la structure de l'objet à partir de la visualisation de son mouvement ("structure from motion problem") [Viéville 1996]. Toutefois, pour les applications poursuivies, la résolution de ce problème n'est pas obligatoire et l'hypothèse de rigidité de l'objet est trop contraignante.

Une autre hypothèse moins restrictive que la précédente mais souvent rencontrée dans la littérature est le cas d'objets articulés. Comme précédemment, la mesure de déplacements s'en trouve facilitée, en particulier, par l'introduction de modèles de déplacements. Cette hypothèse est très utilisée pour les mesures sur des robots [Talluri 1996], [Nearchou 1996] ou sur des mouvements humains.

Comme indiqué en introduction de ce mémoire, notre démarche est différente au sens où nous tentons de nous affranchir de toute hypothèse restrictive (aussi bien sur la nature du mouvement que sur la nature des objets en mouvement). Ceci nous amène à considérer le mouvement d'objets déformables ou non rigides. Il est évident que, par traitement de séquences d'images monoculaires, les mesures de déplacements effectuées ne peuvent renseigner que sur la projection des vecteurs déplacements sur le plan image. Toutefois, cette restriction de notre

étude pourra être levée dans le futur grâce à l'utilisation de séquences d'images stéréographiques. Cette extension pose certains problèmes difficiles et ne constitue pas notre centre d'intérêt actuel.

Un certain nombre de travaux récents ont abordé l'étude de la mesure des déplacements suivant une approche similaire à la nôtre (i.e. déplacements d'objets non rigides par suivi de leurs interfaces). Nous décrivons rapidement quelques uns de ces travaux. Nous pouvons distinguer deux applications courantes de ce type de problème : le suivi des mouvements de personnages dans une scène, et le mouvement d'objets (éventuellement rigides) mais vus en perspective.

Pour l'application suivi des mouvements d'un humain, Woodfill compare les approches du type corrélation et contours déformables ("snakes") pour suivre le déplacement d'un personnage [Woodfill 1991]. Kervrann utilise une modélisation par processus markoviens et de Karhunen-Loeve pour suivre et segmenter une main [Kervrann 1994], [Kervrann 1994b]. Plus récemment, Kervrann a proposé une technique fondée sur la recherche d'un maximum de vraisemblance pour déterminer les mouvements d'un coeur modélisé à l'aide de quelques paramètres [Kervrann 1996]. L'analyse en composantes principales (Karhunen-Loeve) seule permet de réaliser de telles mesures (suivi d'un marcheur [Byrne 1994]).

Si nous nous plaçons dans un cas plus général, i.e. détaché des applications possibles de l'algorithme, nous distinguons plusieurs approches. L'utilisation de filtres de Kalman est l'une des méthodes les plus populaires actuellement ([Xie 1995], [Ellis 1994], [Baumberg 1994]). D'autres approches statistiques existent (par exemple de modèles de mouvements locaux [Maurizot 1994]). Une deuxième autre grande catégorie d'algorithmes dédiée à la résolution du mouvement d'objets non rigides utilise des contours déformables pour modéliser l'interface des objets. Le suivi de la déformation de ces contours donne le mouvement de l'objet. Pour ce type d'algorithme, nous avons déjà cité [Woodfill 1991], mais il existe bien d'autres algorithmes (par exemple [Nishida 1995] pour la reconnaissance de caractères, [Baumberg 1994] à l'aide de B-splines). Enfin, le troisième type d'algorithmes résout le problème via la minimisation d'une fonction de coût déterminant la déformation entre les deux images [HuttenLocher 1994] ou d'une fonction estimant le lissage des trajectoires de différents points de l'objet [Jenkin 1983], [Sethi 1987].

Si nous considérons à présent le cas de l'étude du mouvement pour des objets rigides ou non rigides mais dont les déplacements ne sont pas forcément perpendiculaires à l'axe optique de la caméra, d'autres types d'algorithmes sont mis en oeuvre. Ceux-ci font particulièrement appel aux techniques de la stéréovision [Zhang 1992]. Le cas typique de ce problème est la mesure de la vitesse de véhicules [Ellis 1994], [Cox 1996]. La résolution fait souvent intervenir des structures caractéristiques de dimension supérieure à celle du point classiquement utilisée [Viéville 1996]. De manière générale, le changement de perspective de l'objet durant son mouvement impose une résolution très générale du problème d'estimation du mouvement [Mítiche 1996].

Un bilan des différents types d'algorithmes d'analyse du mouvement a été réalisé par Vega-Riveros et Jabbour [Vega-Riveros 1989] en particulier pour des applications proches des nôtres (mouvements de nuages à partir d'images météorologiques satellitaires). Un autre article plus récent fait le bilan des techniques d'estimation du mouvement [Brown 1992].

Dans l'équipe "Systèmes de Vision pour l'Etude des Mouvements", un certain nombre d'algorithmes d'analyse du mouvement d'objets non rigides ont déjà été programmés et leurs résultats quantifiés sur un ensemble d'images. En fait, trois techniques ont été élaborées, chacune d'entre elles reposant sur des principes et des démarches différentes. La première méthode opérationnelle est la technique des points dominants ou points caractéristiques

[Fayolle 1993]. Cet algorithme repose sur une caractérisation de points de forte courbure le long des différentes interfaces de l'objet. La deuxième méthode a été développée par C. Ducottet lors de sa thèse et utilise une définition multi-échelle des frontières des objets à l'aide de transformées en ondelettes. Les associations entre les frontières des objets à différents instants sont tout d'abord réalisées à échelle grossière puis affinées dans les échelles les plus fines [Ducottet 1994]. La troisième et dernière technique programmée utilise le principe de la corrélation directe pour déterminer les déplacements de morceaux de frontières (motifs) entre une image et sa suivante [Fayolle 1995b]. Ces différentes techniques sont présentées plus en détail au paragraphe suivant.

Dans le cadre de ce mémoire, nous introduisons une nouvelle technique, combinant les avantages des deux premiers algorithmes (les points dominants et les ondelettes). Cette nouvelle technique fait l'objet du chapitre 7.

Avant de clore cette introduction sur le suivi d'interface d'objets déformables, il apparaît important de justifier le choix de la démarche suivie par rapport à un certain nombre d'approches algorithmiques donnant des résultats satisfaisants sur beaucoup d'images. Tout d'abord, nous avons essayé les techniques à base de flot optique. Leur principe est de supposer qu'un point de l'image garde le même niveau de gris lorsqu'il se déplace (i.e. sur les deux images successives). Si nous notons $I(x,y,t)$ le niveau de gris d'une image au point (x,y) et à l'instant t , l'hypothèse précédente se traduit par :

$$\frac{\partial I(x,y,t)}{\partial x} v_x + \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial y} v_y + \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = 0 \quad (6.1)$$

De nombreuses versions du flot optique ont été développées à partir de cette équation de base. Une comparaison de ces différentes techniques a été réalisée par Baraldi [Baraldi 1996]. Toutefois, la programmation de ces techniques donne d'assez mauvais résultats dans le cas de déplacements d'objets non rigides. Dès que la déformation de l'objet devient non négligeable, l'équation 6.1 est prise en défaut. Les essais réalisés nous ont conduits à rejeter provisoirement cette technique. Ce rejet doit être pondéré par l'introduction de nouveaux algorithmes tenant compte des discontinuités du flot optique (par champ markovien) [Heitz 1993]. Mais, l'utilisation de champ markovien induit une augmentation notable des temps de calcul, ce qui n'est guère envisageable actuellement. L'utilisation d'une technique de flot optique fait partie des nombreuses perspectives possibles pour ces recherches.

De même, nous ne nous sommes pas directement intéressés aux techniques basées sur des modèles de mouvement, sur des contours déformables (B-splines, snakes) ou encore sur des processus markoviens. Ce choix a été guidé par différents critères. Tout d'abord, le temps de calcul est un élément prépondérant dans la mesure où nos algorithmes sont principalement destinés à la mesure de déplacement dans des écoulements turbulents. Or, pour obtenir une mesure fiable, il est nécessaire de répéter un grand nombre de fois la même mesure dans des conditions expérimentales identiques. Le nombre d'images à traiter devient alors très vite astronomique. Il est donc essentiel de conserver des temps de calcul relativement courts sur des machines standard (du type PC). Ce critère est actuellement incompatible avec l'utilisation de techniques telles que celle proposée par [Kervrann 1994] (utilisation de champ markovien et de techniques de relaxation, cette dernière nécessite plus de 6 minutes pour une image 256*256 pixels sur une station SUN-4). Ce critère de temps de calcul n'est valable qu'à un instant donné. Nous ne pouvons donc pas totalement éliminer ce type d'approche. L'amélioration constante des performances informatiques ne permet pas d'éliminer définitivement ce type d'approche. Au contraire, elles font partie intégrante des perspectives possibles. La principale application de nos recherches (mesures de déplacements dans les écoulements turbulents) impose le rejet des techniques utilisant des modèles simples de

mouvement. En effet, les phénomènes turbulents sont trop compliqués pour envisager la recherche d'un modèle de mouvement adéquat dans un temps de calcul court. Enfin, l'utilisation de contours déformables n'a pas encore été employée (toujours pour des raisons de temps de calcul) mais semble ouvrir une voie de recherche très intéressante.

6.2. PRESENTATION DES TECHNIQUES EXISTANTES

6.2.1. Les points dominants

La première méthode de mesures de déplacements d'objets non rigides, dite méthode des points dominants (ou caractéristiques), est composée de trois étapes distinctes. Celles-ci sont :

- segmentation de (des) objet(s) sur l'ensemble de l'image,
- extraction des contours des objets et des points caractéristiques le long de ces contours,
- suivi des points caractéristiques sur l'ensemble de la séquence d'image.

La première étape est classique en traitement d'images. Mais, la segmentation des images est souvent un problème ardu. De plus, la qualité du résultat de cette étape conditionne l'efficacité de la totalité de l'algorithme. Un des algorithmes de segmentation est le seuillage (automatique ou non) de chacune des images de la séquence. Si ce pré-traitement est simple, il n'est malheureusement pas sans désavantage. L'utilisation du même seuil sur l'ensemble de la séquence d'images conduit souvent à quelques images correctement segmentées mais pour beaucoup d'autres, le résultat n'est pas judicieux. L'utilisation de seuils différents sur chacune des images est aussi gênante au sens où toutes les images ne subissent pas exactement la même transformation. En conclusion, ce pré-traitement bien que simple est sans doute le plus gros inconvénient de la méthode.

Le but de la seconde étape est de résumer au mieux l'information de forme de chacun des objets. Une fois la séquence d'images binarisée, l'extraction des contours est réalisée très simplement à l'aide d'un des algorithmes de suivi des frontières d'un objet. Le résultat de la détermination des contours est un ensemble de code de Freeman représentant l'interface de chacun des objets (cf. figure 6.1).

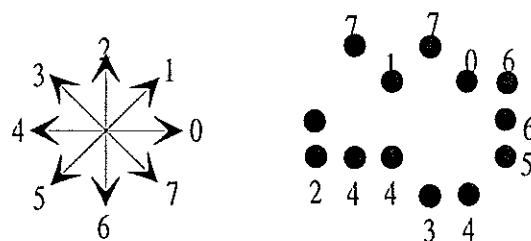


Figure 6.1 : Codage de Freeman d'une courbe digitale.

Ce codage donne déjà un bon résumé de la forme de chacun des objets. Mais, il est possible de faire mieux. Attneave a montré, dans un article datant de 1954, que l'information sur la forme d'un contour vis à vis de la perception humaine est concentrée aux points de fortes courbures [Attneave 1954]. Il est donc possible de résumer encore la forme de l'objet en sélectionnant seulement les points de fortes courbures le long de son contour. Ces points sont alors appelés "points dominants" ou "points caractéristiques". Il existe de nombreux

algorithmes de détermination de tels points. Parmi les plus simples, citons [Teh 1989], [Rosenfeld 1973], [Sankar 1978], [Koplowitz 1995]. Ces techniques simples nécessitent généralement un grand nombre de paramètres et sont extrêmement sensibles à l'échelle d'étude du contour. Il est donc important d'introduire de nouvelles méthodes moins paramétrées et plus générales. Dans ce cadre, une technique basée sur le calcul d'enveloppe convexe des contours a été proposée par M.J. Labouré ([Labouré 1989] et [Labouré 1992]). C'est cette technique qui est employée pour l'algorithme de mesure de déplacement d'objets non rigides. Nous verrons au chapitre suivant que d'autres techniques plus récentes existent et sont fondées sur la transformée en ondelettes. Nous proposons alors un nouvel algorithme de détermination de points caractéristiques par ondelettes.

Pour la compréhension de l'algorithme des points dominants, nous devons présenter plus en détail la méthode d'extraction de points caractéristiques basée sur le calcul d'enveloppe convexe. Cette technique est fondée sur l'affirmation suivante :

↳ Les points de fortes courbures appartenant à la frontière d'une forme convexe sont aussi ceux qui sont les plus éloignés les uns des autres (points extrémaux).

Une preuve de cette propriété pourra être trouvée dans [Fayolle 1993]. Il est démontré de plus qu'il n'existe aucun segment de la frontière de la forme convexe incluant un point extrémal. Les points les plus éloignés les uns des autres ne sont pas tous nécessairement des points de fortes courbures. Par contre, la réciproque est exacte.

Ainsi, pour déterminer les points caractéristiques (i.e. les points de fortes courbures) d'une forme, il suffit de chercher les points extrémaux de son enveloppe convexe. Seuls les points convexes du contour de l'objet seront alors considérés. En répétant l'algorithme sur les poches obtenues par soustraction de la forme à son enveloppe convexe, nous obtenons des points extrémaux concaves. En itérant de nouveau sur les "poches des poches" (i.e. sur la cavité obtenue par la différence entre la cavité d'ordre précédent et son enveloppe convexe), nous obtenons des points convexes du second ordre. La récursivité s'arrête lorsque les cavités obtenues ont une surface non significative. La figure 6.2 illustre cette détermination récursive de points caractéristiques.

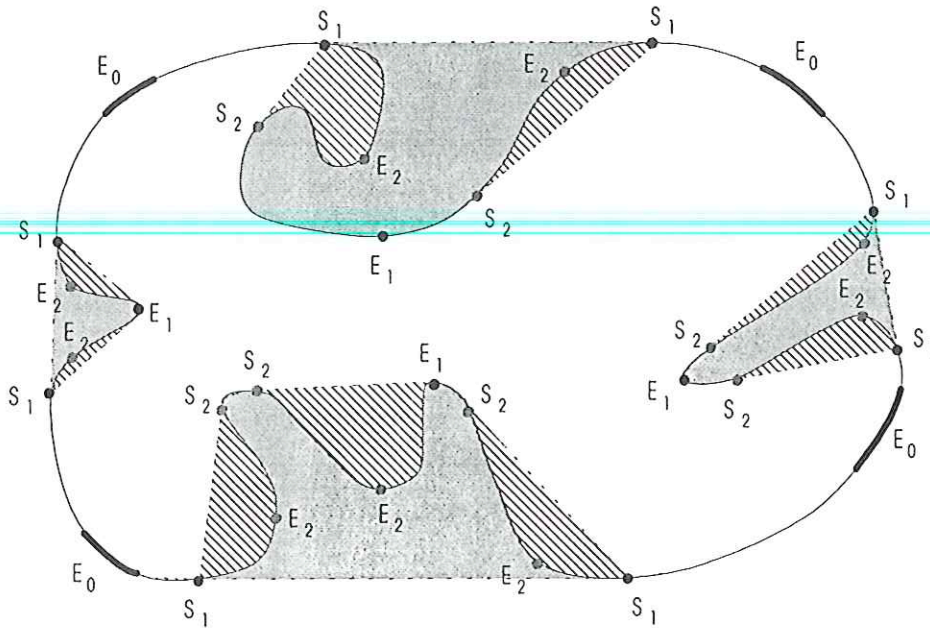


Figure 6.2 : Points dominants détectés sur un contour fermé. Les points notés E_k sont des points extrémités de cavités à l'ordre k , les points notés S_k sont des points extrémités de segments à l'ordre k .

Il est possible, en plus des points de fortes courbures (notés E_i), d'ajouter comme points caractéristiques les points extrémités des segments bordant les enveloppes des cavités (notés S_j). Au total, l'algorithme fournit un ensemble de points dont chacun est caractérisé par :

- un ordre de détection qui correspond à l'itération de l'algorithme,
- son caractère convexe ou concave,
- son caractère point extrémal ou point extrémité d'enveloppe convexe.

Pour assurer une bonne efficacité de cet algorithme, il est important de posséder une méthode de calcul d'enveloppe convexe très efficace (par exemple celle de [Chen 1989]).

La troisième étape de l'algorithme de mesure du mouvement d'objets non rigides est la résolution du problème de mise en correspondance des ensembles de points caractéristiques déterminés sur chacune des images. Plus simplement, cela consiste à chercher pour chacun des points caractéristiques celui qui lui correspond dans l'image suivante. Ce problème de mise en correspondance est un des grands problèmes du traitement d'images appliqué au mouvement. De nombreux auteurs se sont penchés sur la question. Il n'existe pas encore d'algorithmes réellement performants pour des images très différentes. Chacun d'eux répond plus ou moins bien au problème. Citons par exemple les travaux de [Webb 1983], [Miliotis 1989], [Shain 1984], [D'haeyer 1986], [Sabata 1991], ou plus récemment [Cox 1993], [Cox 1996], [Shapiro 1992], [Orr 1992], [Scott 1991], [Watanabe 1995]. La plupart de ces algorithmes utilisent l'une des techniques suivantes :

- plus proche voisin,
- corrélation pondérée,
- filtrage de Kalman,
- filtrage de Kalman associé à la corrélation,

- techniques statistiques telles que l'algorithme de "Joint probabilistic data association (JPDA),
- optimisation linéaire.

Il existe donc un nombre très important d'approches. Notre démarche utilise la richesse de l'information produite par la méthode de détermination des points caractéristiques pour réaliser le suivi. L'idée générale est d'associer un point avec un autre si :

- leurs caractéristiques géométriques sont proches,
- la distance Eulérienne entre ces deux points est faible.

Nous nous plaçons dans un schéma du type "plus proche voisin" amélioré. L'amélioration est l'utilisation de l'information géométrique (point concave ou convexe d'ordre k , point extrémité de cavité ou point extrémité de segment) pour aider à la mise en correspondance. Cette approche est en accord avec celle de Orr [Orr 1992] qui met en correspondance des points de même courbure.

Deux améliorations de cette méthode sont possibles. Tout d'abord, l'ajout du critère de position relative des points le long du contour (i.e. leur abscisse curviligne) peut aider à l'appariement des couples de points. Lorsque la séquence d'images comporte plus de deux images, l'utilisation de la continuité du mouvement permet d'améliorer notablement les résultats obtenus. Supposons que la séquence comporte trois images notées I_1, I_2, I_3 . Les vecteurs déplacements trouvés entre les deux premières images peuvent servir d'hypothèse pour la recherche des appariements entre les deux suivantes. Sur le schéma ci dessous, l'hypothèse de continuité du mouvement permet de chercher le point correspondant à P_2 dans le voisinage de P'_2 avec une taille de voisinage de recherche plus petite.

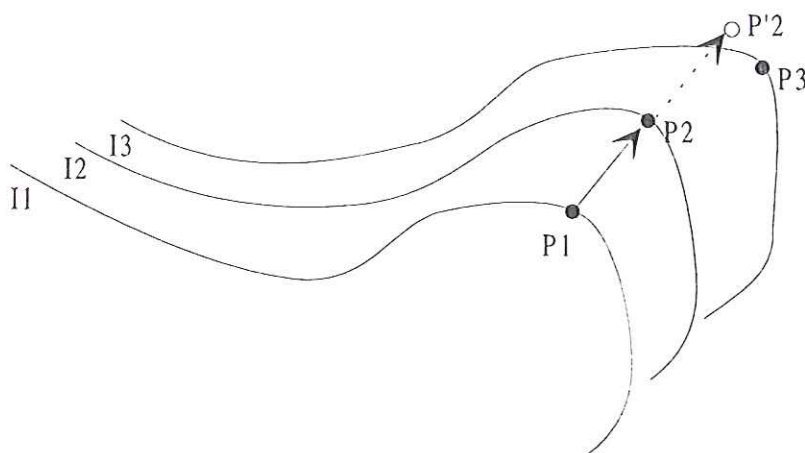


Figure 6.3 : Technique de suivi des points caractéristiques utilisant l'historique des déplacements comme hypothèse.

L'hypothèse de continuité du mouvement n'est valable que si l'intervalle de temps séparant deux images est faible.

Les figures ci-dessous montrent les résultats obtenus par l'algorithme de détection des points dominants puis par celui de mise en correspondance entre deux images successives.

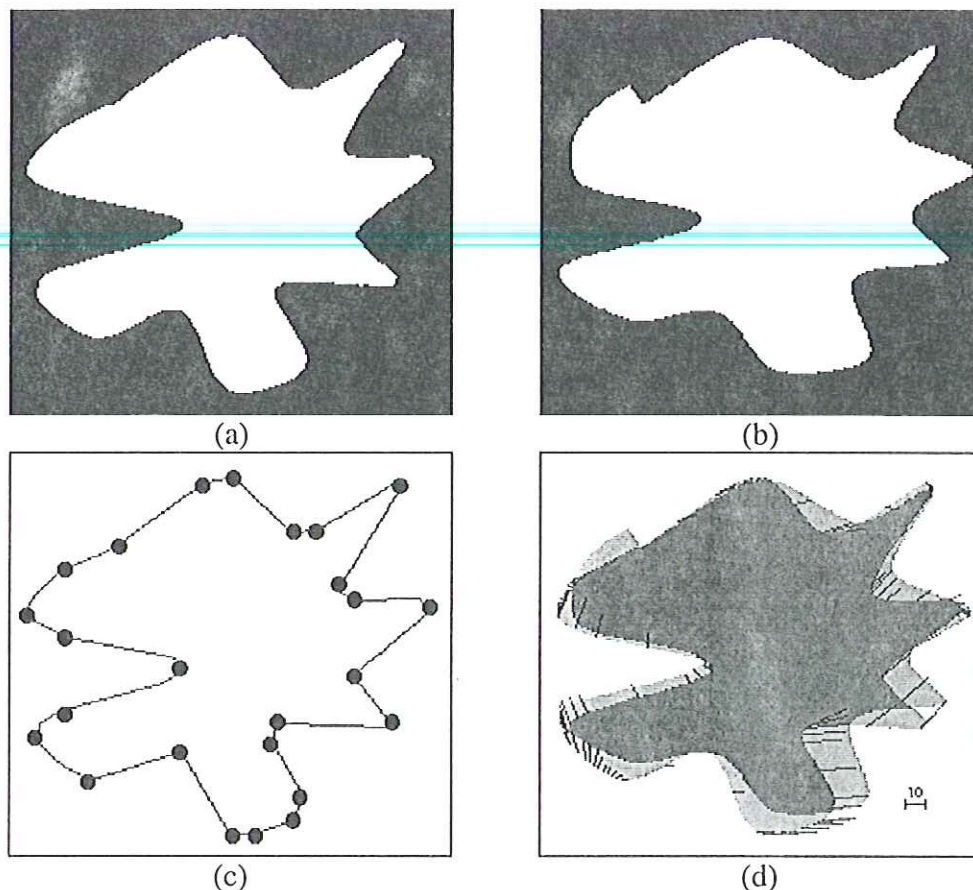


Figure 6.4 : (a-b) Couple d'images sources (le "blob") (c) contour résumé à l'aide de vingt cinq points caractéristiques (d) champ de vecteurs déplacements déterminés par l'algorithme des points caractéristiques (superposé à la somme des deux formes). Ce champ est interpolé (d'un facteur 2) entre les points de mesure.

6.2.2. Approche multi-échelle par ondelettes

Le principe de cette technique (développée par C. Ducottet [Ducottet 1994] [Ducottet 1994b]) comporte trois étapes bien définies. Les contours des objets sont déterminés à différentes échelles, c'est à dire à différents niveaux de vision ou de détails. Ensuite, une première association des frontières entre les deux images est réalisée à l'échelle la plus grossière. Enfin, les vecteurs déplacements mesurés à cette échelle grossière sont affinés à mesure de la remontée dans les échelles de plus en plus fines.

L'hypothèse sous-jacente à cet algorithme est de supposer que, représentés à une certaine échelle, les contours des deux images successives sont relativement semblables. Or, le fait de considérer les contours à des échelles grossières revient à ne conserver que les grosses structures des objets en oubliant leurs détails. Par conséquent, l'hypothèse précédente revient à dire que les grosses structures de l'objet évoluent peu entre les deux images. Cette supposition ne semble pas trop restrictive pour la plupart des images traitées, en particulier pour les applications de mesures en écoulement turbulent.

Nous décrivons ci-après sommairement chacune des trois étapes de cet algorithme. Il s'agit de préciser la notion de frontière d'un objet sur une image en niveaux de gris. Alors que cette notion est sans ambiguïté sur une image binaire, il est nécessaire de la définir clairement

pour une image en niveaux de gris. La définition retenue est la suivante : une frontière correspond à une transition rapide du signal (les valeurs de niveaux de gris).

L'extraction des frontières de l'objet à une échelle donnée est alors obtenue par la succession d'un filtrage gaussien et d'une dérivation. L'effet du filtrage gaussien est de transformer une discontinuité en un point de forte pente et d'atténuer les détails de taille inférieure à l'échelle, tandis que la dérivation permet de localiser ces points de fortes pentes en recherchant des points maximum (cf. figure 6.5). La dérivation est réalisée dans la direction de plus grande pente qui correspond à la direction du gradient en chaque point.

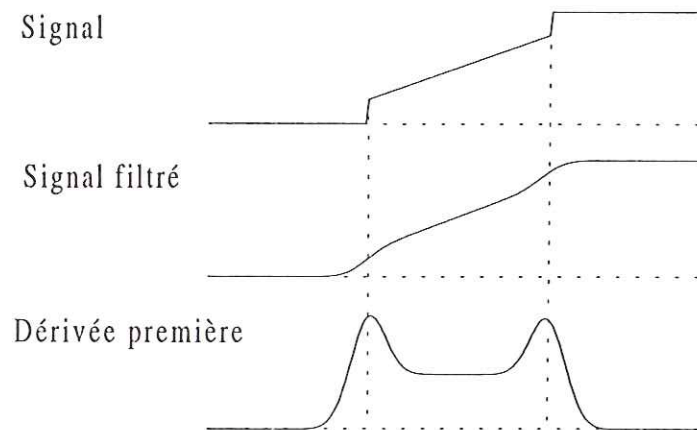


Figure 6.5 : Détection des discontinuités d'un signal monodimensionnel par localisation des maxima du signal filtré et dérivé.

De façon pratique, le lissage gaussien et la dérivation peuvent être réalisés à l'aide d'une seule opération : la transformée en ondelettes (cf. [Mallat 1989]). Il suffit de choisir comme ondelette mère une dérivée de gaussienne. Nous donnerons les éléments mathématiques justifiant cette affirmation au chapitre 7. Sur une image (espace à deux dimensions), il est nécessaire pour obtenir les deux composantes du vecteur dérivé en chaque point de réaliser deux dérivations (une suivant chaque axe). Il est possible de calculer soit deux transformées en ondelettes avec deux ondelettes mères différentes (chacune étant une gaussienne bidimensionnelle dérivée mais suivant l'une ou l'autre coordonnée), soit utiliser une famille d'ondelettes complexes regroupant les deux précédentes. La formule d'un élément de la famille à l'échelle σ est alors donnée par :

$$\psi(x, y) = -\frac{x}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} - i \frac{y}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (6.2)$$

Dans cette formule, σ est l'écart type de la gaussienne utilisée pour le lissage. C'est la variation de ce paramètre qui permet de réaliser une décomposition multi-échelle des objets. Si cet écart type est important, les petites discontinuités de l'image sont totalement effacées par le lissage. Au contraire, les fortes discontinuités restent présentes même après un tel lissage. Par conséquent, le contrôle de la valeur de σ permet de choisir si nous nous intéressons aux petites structures ou aux grosses structures des frontières. Cette approche multi-échelle de la détection de frontière par filtrage gaussien puis dérivation a été introduit par Witkin [Witkin 1983]. D'autres auteurs se sont également intéressés à la détection de frontières multi-échelles ([Marr 1980], [Canny 1986], [Meriaudeau 1995], [Cocquerez 1995]). La figure suivante montre les frontières détectées pour trois valeurs différentes de σ .

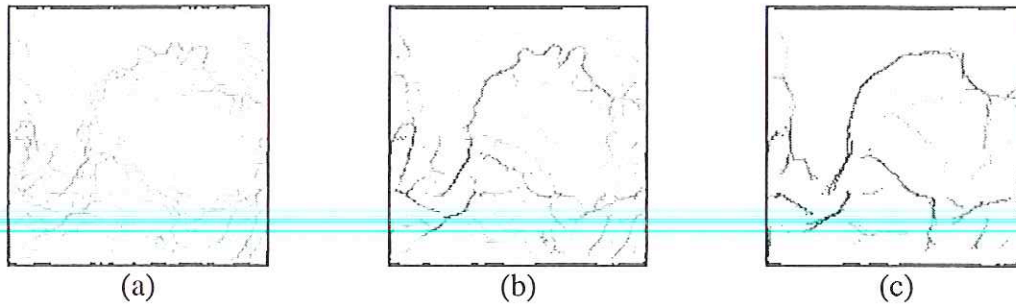


Figure 6.6 : Différences de niveaux de détail des frontières détectées pour trois valeurs différentes de σ . (a) $\sigma=1$ (b) $\sigma=2$ (c) $\sigma=4$

La transformée en ondelettes peut être réalisée de deux manières : de façon continue ou discrète. C. Ducottet a proposé un algorithme discret utilisant des ondelettes biorthogonales. Le lecteur trouvera plus de détails sur cette mise en oeuvre dans [Ducottet 1994]. L'intérêt de cette approche est un gain de temps de calcul. Toutefois, dans son principe, l'approche par transformée en ondelettes continue semble plus simple. Cet algorithme de détection de frontières par ondelettes a été initialement proposé par S. Mallat [Mallat 1992][Mallat 1992b] et est déjà utilisé par quelques auteurs ([Manjunath 1993] [Laine 1996]).

Notons qu'un autre schéma de détection de frontières est la localisation des passages par zéro du laplacien de la fonction des niveaux de gris ([Marr 1980], [Marr 1982]). C. Ducottet a montré que les frontières détectées par cette approche sont moins fragmentées que celles détectées via la localisation des maxima du gradient [Ducottet 1994]. Toutefois, certains points peuvent poser des problèmes d'interprétation (points de compensation des dérivées suivant chaque axe).

La deuxième étape de l'algorithme de mesure du mouvement est la mesure des déplacements à échelle grossière (i.e. avec une valeur de σ grande). Le principe de cette mesure est le suivant : dans l'hypothèse où les deux images successives de la séquence ne sont pas trop dissemblables, les frontières des objets sont assez similaires à une certaine échelle. Ainsi, nous nous plaçons dans le cas où la valeur de σ est suffisamment grande pour valider cette hypothèse. Ensuite, le schéma suivant est appliqué (le numéro de l'image correspondant à sa place dans la séquence):

- recherche du point de module du gradient maximum sur l'image $n^{\circ}i$,
- recherche du point correspondant dans l'image $n^{\circ}i+1$,
- suivi des frontières passant par ces deux points dans chacune des deux images en réalisant une correspondance point à point,
- vérification de la proximité des deux frontières,
- itération avec le point de module du gradient immédiatement inférieur jusqu'à exploration de tous les points non nuls de l'image.

Le second point de ce schéma est très simple dans la mesure où l'hypothèse de ressemblance des images à l'échelle considérée est vérifiée. En effet, puisque dans ce cas là, les frontières sont sensées être identiques, il suffit de chercher le point correspondant (i.e. de module maximum) dans un voisinage V_8 (i.e. composé des 8 voisins du point considéré). Le quatrième point de la méthode est simplement un critère de décrochage de l'association des deux frontières point à point si celles-ci deviennent trop éloignées l'une de l'autre.

Enfin, la troisième étape de l'algorithme est l'affinement des mesures effectuées à l'échelle grossière dans les échelles plus fines. Le même algorithme que celui de la seconde étape est employée. En effet, les deux situations sont très similaires. Dans le premier cas, il s'agit de faire correspondre deux ensembles de frontières possédant peu de différences entre elles. Il faut encore faire correspondre deux ensembles de frontières semblables. Plus précisément, nous désirons localiser parmi les frontières de l'échelle la plus fine, celles existant dans l'échelle grossière. Nous employons donc le même algorithme que celui de la seconde étape. Cette "remontée" dans les échelles est réalisée en parallèle sur chacune des deux images. A chaque pas de la remontée, les vecteurs déplacements mesurés au pas précédent sont mis à jour grâce à la localisation plus fine des pixels ayant donné lieu aux frontières grossières. Cette remontée est effectuée jusqu'à retrouver la résolution initiale de l'image (i.e. un lissage nul). Les vecteurs déplacements sont alors correctement mesurés.

Les deux figures suivantes illustrent les différentes étapes de cet algorithme ainsi que le résultat obtenu sur la séquence du "blob".

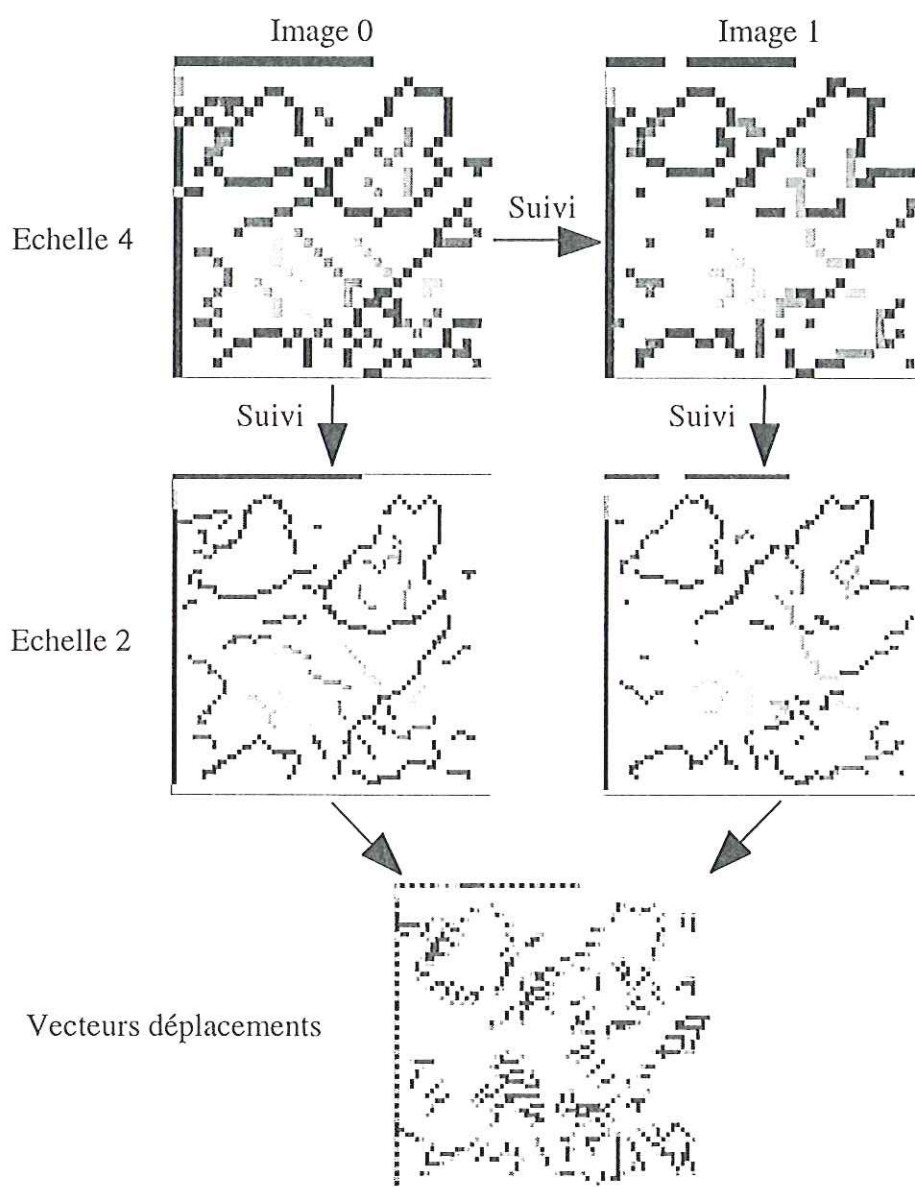


Figure 6.7 : Illustration des différentes étapes de la mesure de déplacement des frontières entre deux images par l'approche contours multi-échelles. L'association est faite à l'échelle 4.

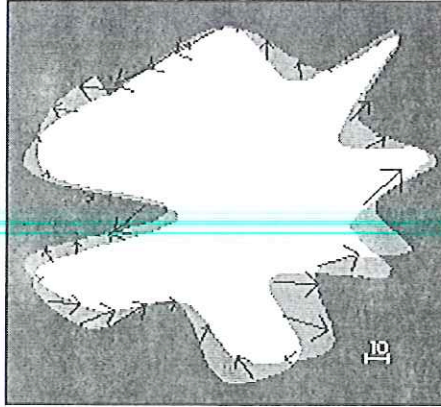


Figure 6.8 : Résultat de l'approche contours multi-échelles sur la séquence "blob".
L'association est faite à l'échelle 4.

6.2.3. L'intercorrélation

La troisième et dernière méthode pré-existante pour la mesure de déplacement d'objets non rigides par suivi des frontières est directement issue de la vélocimétrie par images de particules ou de points (cf. partie 1). Nous avons présenté au chapitre 2 la technique de mesure de déplacements par intercorrélation sur des images de points. Nous avons proposé une extension de cette méthode pour la mesure de déplacement d'objets non rigides par suivi des frontières [Fayolle 1995b].

La première idée est de partitionner chacune des images en fenêtres de calcul équiréparties (comme en VIP classique) et de calculer sur chacune d'entre elles la fonction d'intercorrélation. La position du pic d'intercorrélation fournit alors la valeur du déplacement moyen sur la fenêtre de calcul. Cette approche s'est rapidement avérée trop simpliste. Pour les fenêtres de calcul dont les niveaux de gris des pixels sont uniformes, l'intercorrélation ne peut pas donner de résultat correct. Il n'existe aucune structure permettant de déterminer le déplacement. Pour que la mesure par intercorrélation soit correcte, il faut absolument que le motif de l'intercorrélation comprenne des structures discriminantes permettant de l'identifier sûrement sur la seconde image. Par conséquent, le positionnement de fenêtres équiréparties n'est pas judicieux dans ce cas. Au contraire, un positionnement adapté peut donner de bons résultats. Plus particulièrement, si nous positionnons des fenêtres centrées sur les points de maxima locaux du gradient de l'image initiale, nous assurons la présence de frontières du nuage dans le motif et donc la pertinence de la mesure. La figure 6.9 illustre un tel positionnement de fenêtres sur une image de fumée.

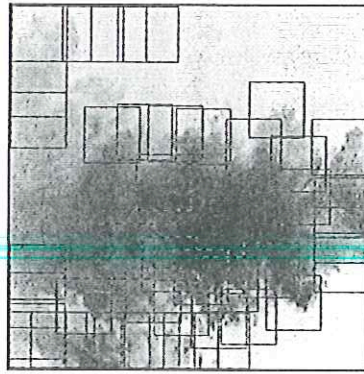


Figure 6.9 : Fenêtres de calcul 40 * 40 pixels centrées sur les maxima locaux du gradient

D'autre part, rappelons qu'il existe deux types de calcul de la fonction d'intercorrélacion : soit par Fourier soit par calcul direct (cf. équation 6.4).

$$f(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y s_1(x, y) s_2(x-i, y-j)}{\sqrt{\sum_x \sum_y s_1(x, y)^2} \sqrt{\sum_x \sum_y s_2(x-i, y-j)^2}} \quad (6.3)$$

Les inconvénients du calcul via le domaine fréquentiel (fenêtres de taille en puissance de deux, périodisation des signaux) sont cruciaux. Il est essentiel de choisir une taille de fenêtres suffisamment faible pour ne pas trop moyennner le déplacement mesuré et la limitation des puissances de deux est par trop restrictive. D'autre part, la périodisation induit de fortes discontinuités au passage d'une extrémité à l'autre de la fenêtre (ce qui n'était pas le cas avec les images de points). Ces discontinuités produisent des pics dans l'image résultat de l'intercorrélacion, pics pouvant noyer le véritable pic correspondant au déplacement. Par conséquent, la seule méthode valide pour la mesure de déplacement d'interface par intercorrélacion est celle utilisant l'intercorrélacion directe sur des fenêtres centrées sur les maxima locaux du gradient.

Pour des problèmes de normalisation de la fonction de corrélation et de différence globale entre les niveaux de gris des deux signaux sur la zone d'étude, nous normalisons chacun des signaux autour de leurs moyennes respectives. Ainsi, la fonction de corrélation est donnée par :

$$f(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y (s_1(x, y) - \mu_1)(s_2(x-i, y-j) - \mu_2)}{\sqrt{\sum_x \sum_y (s_1(x, y) - \mu_1)^2} \sqrt{\sum_x \sum_y (s_2(x-i, y-j) - \mu_2)^2}} \quad (6.4)$$

où μ_1 et μ_2 sont les moyennes respectives de chacun des signaux.

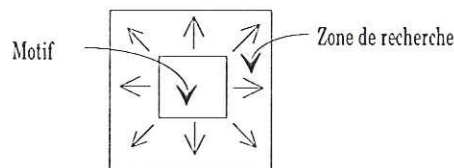


Figure 6.10 : Rappel du principe de l'intercorrélacion directe

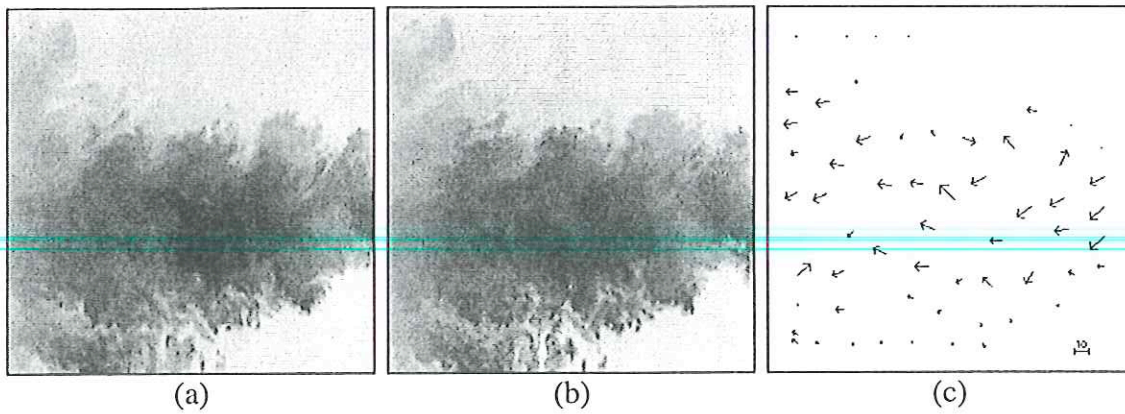


Figure 6.11 : (a-b) Deux images de la séquence fumée (c) Résultat de l'intercorrélacion directe sur les fenêtres centrées sur les maxima locaux du gradient.

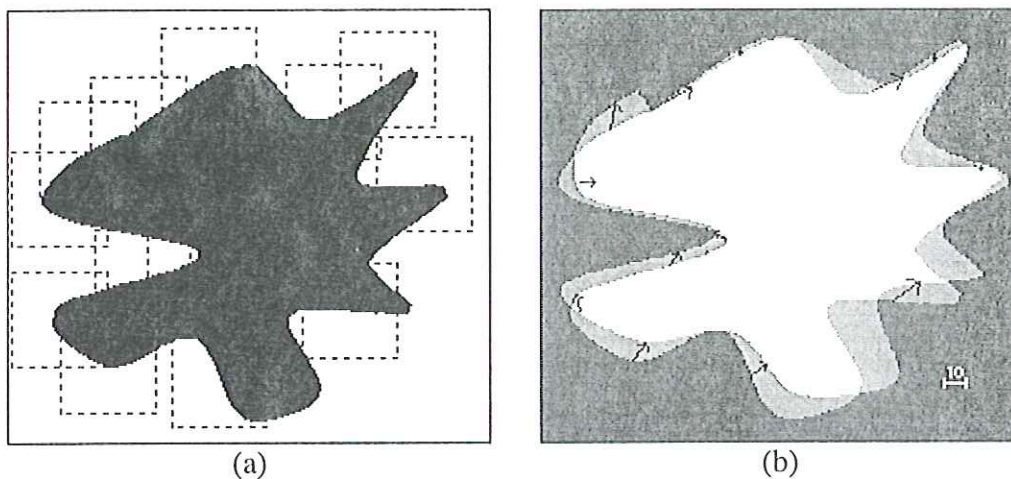


Figure 6.12 : (a) Positionnement de fenêtres 48*48 pixels sur le "blob" (b) résultat du calcul de l'intercorrélacion directe sur ces fenêtres.

6.3. COMPARAISON DES DIFFERENTS RESULTATS

Dans ce paragraphe, nous allons essayer de déterminer les avantages et inconvénients de chacune des trois méthodes présentées précédemment. La troisième méthode ne donne pas le même type d'information que les deux premières. En effet, les points dominants et l'approche "frontières multi-échelles" fournissent des mesures de déplacements à caractères locaux. Au contraire, l'intercorrélacion donne des mesures de déplacements moyennées sur un voisinage autour du point de mesure. Il est donc difficile de comparer directement ces trois méthodes. Nous pouvons quand même donner certains résultats.

L'intérêt de la méthode des points dominants réside dans sa relative simplicité et dans son indépendance vis à vis de l'échelle d'observation des frontières des objets. De plus, contrairement à d'autres méthodes similaires d'extraction de points caractéristiques, elle n'induit pas de calcul de courbure. Enfin, elle permet une approximation correcte du contour avec un petit nombre de points caractéristiques et donc l'étape de suivi s'en trouve facilitée. Les mesures réalisées peuvent être reliées aux déplacements locaux des fronts de l'objet. Mais, le plus gros inconvénient est dû au prétraitement nécessaire à cette méthode. En effet, la

segmentation des images n'est pas toujours possible et de plus, elle est souvent source de perte d'informations.

Ce point négatif est levé grâce à l'approche "frontières multi-échelles". Cette deuxième méthode ne requiert pas de binarisation préalable des images. Elle permet aussi une localisation rapide des frontières à différentes échelles et est donc indépendante de l'échelle initiale d'étude. De plus, au contraire de la précédente, elle autorise la détection de structures internes aux objets. Enfin, les mesures réalisées peuvent être interprétées physiquement comme le déplacement des fronts de l'objet. L'inconvénient de cette méthode est dû à l'étape de suivi des frontières entre deux images et entre deux échelles. Sur des morceaux de frontières rectilignes de longueurs inégales, il se produit des phénomènes de glissement. Les vecteurs déplacements mesurés sont alors légèrement biaisés. Une façon de résoudre ce problème serait de pouvoir recalibrer l'association des points régulièrement par exemple à l'aide de couples de points caractéristiques préalablement associés. L'obtention de tels couples peut être réalisée à l'aide de l'algorithme proposé au chapitre 7.

Enfin, la troisième méthode donne généralement de bons résultats. Son avantage essentiel est d'être plus robuste. De plus, le positionnement adaptatif des fenêtres permet de relier les mesures effectuées aux déplacements des fronts de l'objet. Cependant, les mesures effectuées ne peuvent être que globales. Il serait faux de prétendre mesurer les déplacements ou déformations locales de l'objet à l'aide de cette méthode. L'interprétation directe des résultats obtenus est donc plus délicate.

Nous présentons ci-après deux ensembles de résultats de chacune des trois méthodes, l'un sur une image de fumée et le second sur le blob. Il est clair que la technique d'approche multi-échelle a le gros avantage de donner des mesures à l'intérieur même de l'objet. Les deux méthodes réellement basées sur les déformations des frontières (frontières multi-échelles et point dominants) donnent des résultats plus nombreux. Les quelques mesures fournies par l'intercorrrelation semblent exactes. Il est donc difficile de privilégier une méthode par rapport à l'autre. Le choix de l'une ou l'autre reste donc fortement lié au type d'images à traiter.

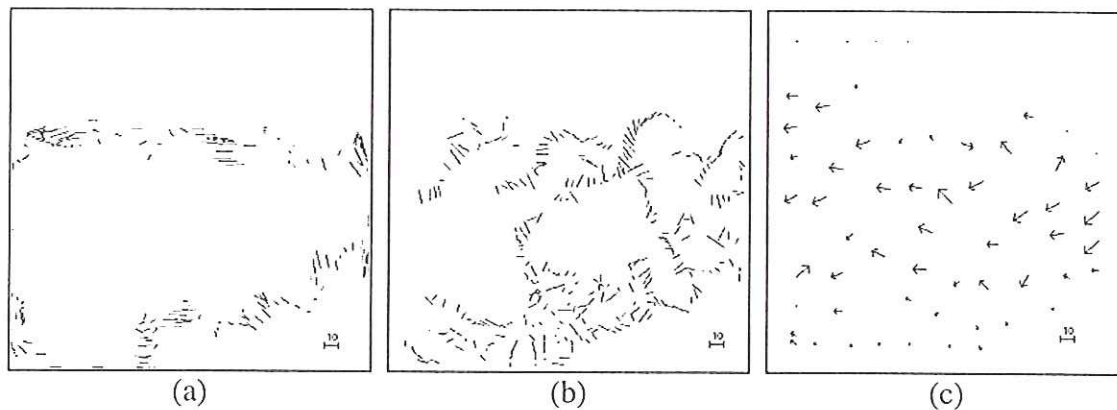


Figure 6.13 : Mesures effectuées sur la séquence "fumée" (a) par point dominant (b) par contours multi-échelles (c) par intercorrrelation sur fenêtres centrées sur les maxima locaux du gradient

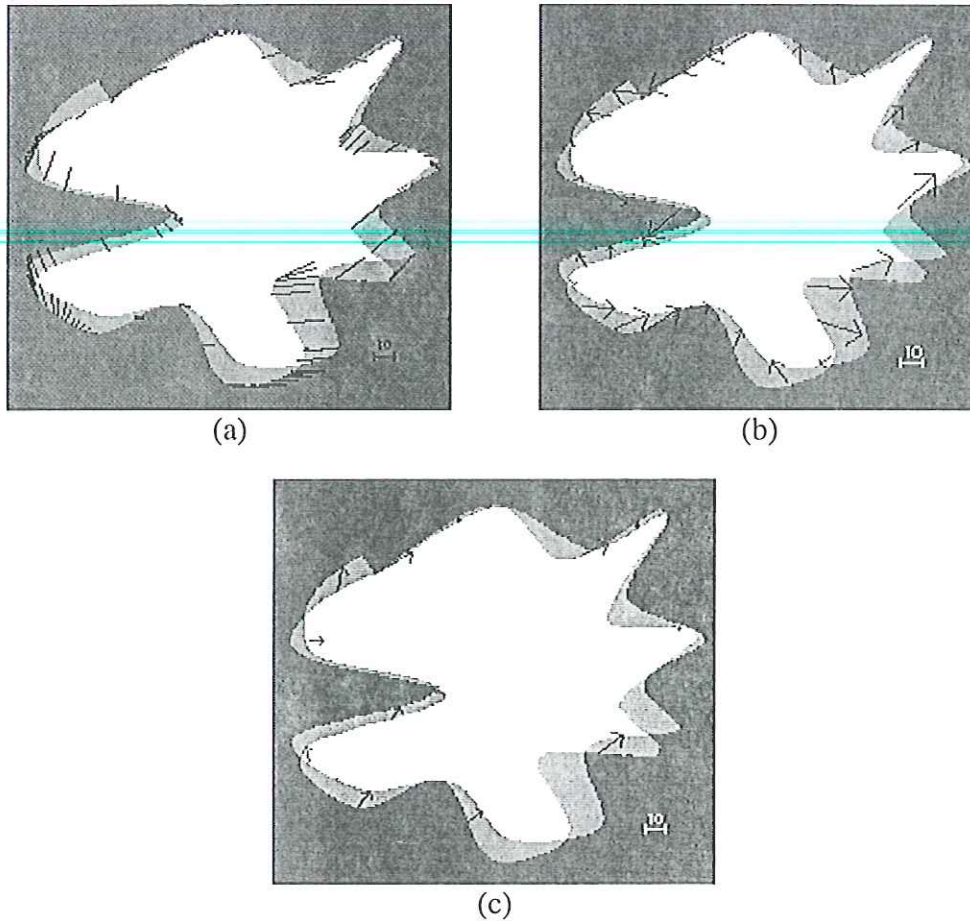


Figure 6.14 : Mesures effectuées sur la séquence du "blob" (a) par point dominant (b) par contours multi-échelles (c) par intercorrélation sur fenêtres centrées sur les maxima locaux du gradient.

La comparaison réalisée est uniquement visuelle. Il serait plus intéressant de quantifier les différences entre chacun des résultats car une comparaison qualitative est subjective. Mais, la nature très différente des résultats rend les comparaisons quantitatives difficiles. En effet, nous ne pouvons pas comparer les vecteurs déplacements obtenus point à point (certains sont obtenus sur grille régulière et d'autres sur grille irrégulière). Pour pouvoir réaliser cette comparaison, il est donc nécessaire d'interpoler les résultats obtenus de manière régulière (cf. chapitre 5). Les différences mesurées entre les résultats dépendent alors non seulement des différences entre les méthodes mais aussi de l'algorithme d'interpolation choisi.

6.4. CONCLUSION

Nous avons présenté trois méthodes de mesures de déplacements d'interfaces d'objets déformables :

- les points dominants,
- les frontières multi-échelles,
- l'intercorrélation.

La technique des points dominants est fondée sur la localisation de points caractéristiques sur une image binaire et sur le suivi de ces points sur la séquence. Ce suivi est réalisé en fonction du critère "signe de la courbure locale de la frontière".

La deuxième méthode repose sur la localisation (par transformation en ondelettes) de frontières sur une image en niveaux de gris. Une étude multi-échelle de ces frontières permet d'associer (à grande échelle) certains points entre les différentes images de la séquence. Ces associations sont précisées lors de la remontée dans les échelles.

Enfin, la troisième technique est une extension de la méthode de Vélocimétrie par Images de Particules. Les fenêtres de calcul sont positionnées le long de la frontière de l'objet de manière à obtenir des motifs de corrélation représentatifs.

Nous pouvons dire qu'aucune des trois méthodes présentées n'est réellement satisfaisante au sens où aucune n'est suffisamment générale pour être employée sur n'importe quel type d'images. Malgré cela, elles donnent chacune des informations différentes et intéressantes. Les résultats des deux premières peuvent être interprétés comme la mesure des déplacements locaux ou des déformations locales des frontières de l'objet non rigide. Tandis que, les résultats de la troisième méthode sont interprétables comme la mesure des déplacements moyens le long des frontières de l'objet.

Le principal défaut des points dominants est lié à l'étape de segmentation des images. Celle-ci induit un aléa sur la localisation des points caractéristiques qu'il est difficile d'éliminer. Par contre, l'algorithme de mesure de la courbure locale de la frontière donne de bons résultats.

L'inconvénient de la technique "frontières multi-échelles" est un phénomène de glissement sur les parties rectilignes de ces frontières. Cette méthode fournit, cependant, d'assez bonnes mesures de déplacements.

Pour l'intercorrélation, la principale difficulté est l'interprétation physique des résultats. Nous ne pouvons pas obtenir de mesures de déplacements locaux mais seulement des mesures moyennes par zones. L'avantage de cette mesure moyenne est une certaine robustesse de la méthode.

Nous présentons au chapitre 7 une nouvelle méthode multi-échelle intégrant l'approche point caractéristique et frontières multi-échelles. Celle-ci permettra de résoudre quelques uns des problèmes rencontrés.

7. MESURES DE DEPLACEMENTS D'INTERFACES PAR POINTS CARACTERISTIQUES MULTI-EHELLES

7.1. INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle technique de mesure de déplacement d'interfaces d'objets non rigides. Celle-ci permet de fournir des solutions à certains des problèmes et inconvénients des méthodes présentées au chapitre précédent. Elle est inspirée à la fois de la technique des points dominants et de celle des contours multi-échelles. Par conséquent, elle regroupe leurs avantages respectifs.

Cette méthode s'inscrit dans le cadre des algorithmes de détermination du mouvement par résolution du problème de mise en correspondance d'ensembles de points caractéristiques. Sa principale originalité réside dans l'algorithme de détermination des points caractéristiques. Celui-ci travaille directement sur des images en niveau de gris et utilise la représentation multi-échelle des contours présentée rapidement au paragraphe 2.2 du chapitre 6. Nous présentons plus en détail cette approche multi-échelle. Pour cela, il est nécessaire d'introduire de façon précise la transformation en ondelettes aussi bien d'un point de vue mathématique que pratique. Cette introduction aux ondelettes fait l'objet du second paragraphe de ce chapitre.

Nous étudions une des possibilités offertes par la transformée en ondelette : l'analyse des régularités locales. Plus particulièrement, il s'agit de mesurer les coefficients de régularité de Lipschitz d'une fonction ainsi que la taille et l'amplitude des singularités filtrées.

Ensuite, nous nous attachons à détailler point par point les différentes étapes de la méthode proposée. Nous insistons plus particulièrement sur la technique d'extraction de points caractéristiques multi-échelles qui présente un intérêt en soi. Celle-ci utilise fortement l'analyse de la régularité locale des fonctions.

L'étape d'association ou de mise en correspondance est aussi un élément prépondérant de la technique. La méthode proposée, bien que ne donnant pas entière satisfaction, permet de donner des résultats intéressants. Enfin, nous concluons ce chapitre par quelques remarques et perspectives.

7.2. LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES CONTINUE

La transformation en ondelettes est une technique récente. Elle est apparue sous ses formes modernes au début des années 1980 dans un article de Grossman et Morlet. Il s'agit d'une représentation temps-fréquence ou espace-fréquence (suivant la nature des signaux à traiter). La présentation de cette transformation peut être abordée de très nombreuses manières. Nous ne prétendons pas présenter cet outil de façon détaillée, mais plutôt fournir quelques éléments mathématiques nécessaires à notre utilisation de cette transformée. Le lecteur intéressé par une présentation complète des ondelettes pourra se référer aux présentations de [Mallat 1989], [Meyer 1990], [Daubechies 1990], [Arneodo 1995], [Torresanni 1995]. Nous n'utilisons dans ce mémoire que la transformation en ondelettes continue.

Cette présentation de la transformée en ondelette est largement empruntée à C. Ducottet [Ducottet 1994]. Dans le cadre du traitement d'images, les signaux traités appartiennent à l'espace fonctionnel $L^2(\mathbb{R}^2)$ des fonctions de carrés intégrables.

La transformée de Fourier \hat{f} d'une fonction f de $L^2(\mathbb{R}^2)$ est la décomposition sur la base orthogonale trigonométrique $(e^{+ikx})_{k \in \mathbb{R}^2}$. Mathématiquement, cela s'écrit :

$$\hat{f}(k) = \langle f(x), e^{ikx} \rangle = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) e^{-ikx} dx \quad (7.1)$$

Dans cette formule, x est la variable d'espace (de dimension 2) et k la variable de pulsation $k = (\omega_x, \omega_y)$. La base orthogonale trigonométrique étant complètement délocalisée spatialement mais parfaitement localisée fréquentiellement, la transformée de Fourier possède les mêmes propriétés. Ceci signifie qu'il est impossible de savoir de quel endroit du signal provient une certaine fréquence.

Le but de la transformée en ondelette est de fournir une décomposition d'une fonction f de $L^2(\mathbb{R}^2)$ localisée à la fois spatialement et fréquentiellement. Historiquement, l'un des premiers pas dans cette direction est la transformée de Gabor ou de Fourier fenêtrée [Gabor 1946].

Il s'agit simplement de remplacer la base orthogonale trigonométrique par une famille de fonctions fenêtrées. Par exemple, si g est une fonction fenêtre limitée spatialement, la famille de fonctions utilisées pour la décomposition de Gabor est :

$$g_{k,x'}(x) = g(x - x') e^{ikx} \quad (7.2)$$

Cette transformée est localisée spatialement autour de x' et dans le domaine des fréquences autour de k .

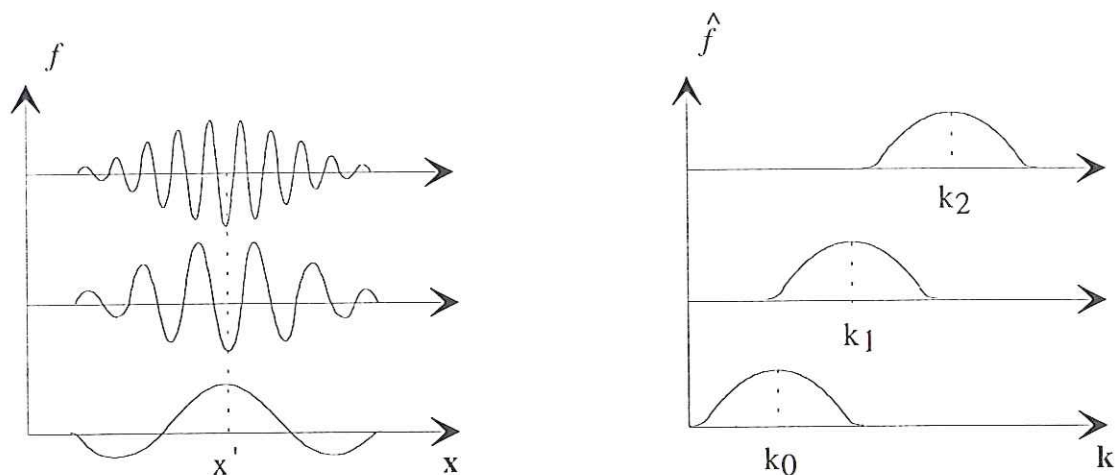


Figure 7.1: Fonction trigonométrique fenêtrée pour différentes fréquences.

Si nous représentons les localisations des fonctions de base de la transformation de Fourier et de celle de Gabor sur un système d'axes "espace fréquence" (dit espace des phases), nous obtenons la figure suivante.

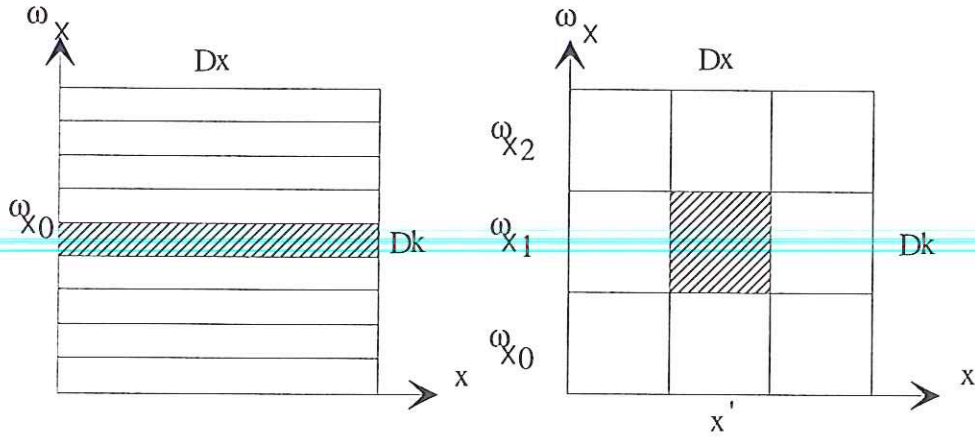


Figure 7.2 : Représentation des fonctions de base des transformées de Fourier et de Gabor dans l'espace des phases.

La localisation des fonctions de Gabor est constante lorsque la fréquence varie. Or, il serait plus utile d'avoir une très bonne localisation spatiale à haute fréquence et une localisation plus large à basse fréquence. La transformée en ondelettes permet de remplir ces conditions. En effet, pour cette transformée, la forme de la fonction fenêtre varie avec la fréquence. Les fonctions de la base de projection sont toutes construites à partir d'une unique fonction mère à laquelle on applique une dilatation s , une rotation Ω d'angle θ et une translation d'axe x' .

$$\psi_{s,\theta,x'}(x) = \frac{1}{s} \psi(\Omega(\theta)s(x-x')), s \in \mathbb{R}^+, \theta \in [0, 2\pi[, x' \in \mathbb{R}^2 \quad (7.3)$$

En deux dimensions, le facteur de normalisation est $\frac{1}{s}$ pour la norme L^2 et $\frac{1}{s^2}$ pour la norme L^1 (pour le cas de transformée en ondelette 1D, le facteur de normalisation L^2 devient $\frac{1}{\sqrt{s}}$ et le facteur de normalisation L^1 $\frac{1}{s}$).

La transformée en ondelettes d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ est alors la projection de f sur la famille de fonctions $(\psi_{s,\theta,x'}(x))_{s \in \mathbb{R}^+, \theta \in [0, 2\pi[, x' \in \mathbb{R}^2}$. Nous obtenons donc la formule suivant de décomposition de la fonction f sur sa base d'ondelettes :

$$f(s, x', \theta) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) s \bar{\psi}(\Omega(\theta)s(x-x')) dx \quad (7.4)$$

La représentation de la transformée en ondelettes sur l'espace des phases est illustrée par la figure 7.3:

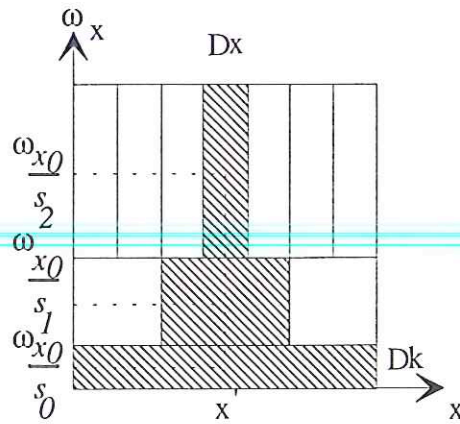


Figure 7.3 : Représentation du support de trois ondelettes d'échelles s_0, s_1, s_2 dans l'espace des phases. ω_{x_0} représente la pulsation de l'ondelette de base.

Toute fonction $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ à valeur réelle ou complexe permet de définir une transformée en ondelettes admettant une reconstitution si et seulement si cette fonction ψ vérifie la condition d'admissibilité :

$$C_\psi = \int_{\mathbb{R}^2} \frac{|\hat{\psi}(k)|}{|k|^2} dk < +\infty \quad (7.5)$$

Cette condition est équivalente au fait que ψ est la réponse impulsionnelle d'un filtre passe bande et qu'elle est de moyenne nulle.

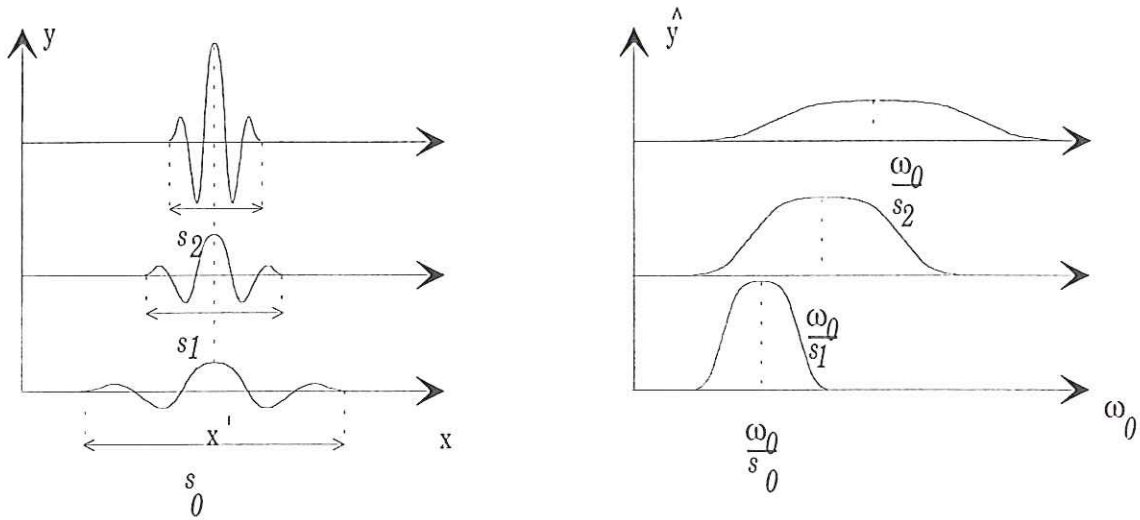


Figure 7.4 : Ondelettes à différentes pulsations et leur représentation fréquentielle.

La transformée en ondelettes possède plusieurs propriétés intéressantes. C'est une transformée réversible. C'est-à-dire que le signal initial peut être reconstruit à partir de sa transformée f par la formule :

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^\infty \int_{\mathbb{R}^2} \int_0^{2\pi} \frac{1}{s^3} \tilde{f}(s, \theta, x') \psi_{s, \theta, x'}(x) d\theta dx' ds \quad (7.6)$$

où \tilde{f} est la transformée en ondelettes de f .

D'autre part, cette transformée :

- est linéaire,
- est covariante par translation et dilatation,
- possède un noyau reproduisant,
- peut s'interpréter comme un produit de convolution
- permet l'analyse des régularités locales d'une fonction.

La covariance par translation de la transformée en ondelettes est exprimée par l'égalité suivante:

$$W[f](x - x_0) = \tilde{f}(s, x - x_0) \quad (7.7)$$

De même pour la dilatation, nous avons :

$$W[f](s_0 x) = \frac{1}{s_0} \tilde{f}(s_0 s, s_0 x) \quad (7.8)$$

où $W[f]$ est l'opérateur transformation en ondelettes. L'intérêt des propriétés de linéarité et de l'invariance par translation est d'assurer la commutation de l'opérateur $W[f]$ avec tout opérateur linéaire (et en particulier l'opérateur de différentiation).

La transformée en ondelettes peut s'écrire comme un produit de convolution sous la forme :

$$\tilde{f}(s, x', \theta) = (f * \underline{\psi})(x') \quad (7.9)$$

où

$$\underline{\psi}(x) = \frac{1}{s} \overline{\psi}(-\Omega(\theta) s x) \quad (7.10)$$

Enfin, si f est continûment dérivable en x_0 jusqu'à l'ordre m , alors :

$$\tilde{f}(s, x_0) \leq \left(\frac{1}{s}\right)^{m+1} \sqrt{\frac{1}{s}} \text{ quand } s \longrightarrow 0 \quad (7.11)$$

Cette inégalité traduit le fait que la régularité d'une fonction peut être analysée en étudiant la variation de l'amplitude des coefficients en ondelettes lorsque le facteur d'échelle s tend vers 0. Cette étude fait l'objet du paragraphe 3.

Parmi les familles d'ondelettes les plus utilisées, nous pouvons citer l'ondelettes de Morlet et les dérivées première et seconde de gaussienne. Les figures suivantes représentent quelques transformées en ondelettes calculées sur un signal monodimensionnel avec une ondelette de Morlet.

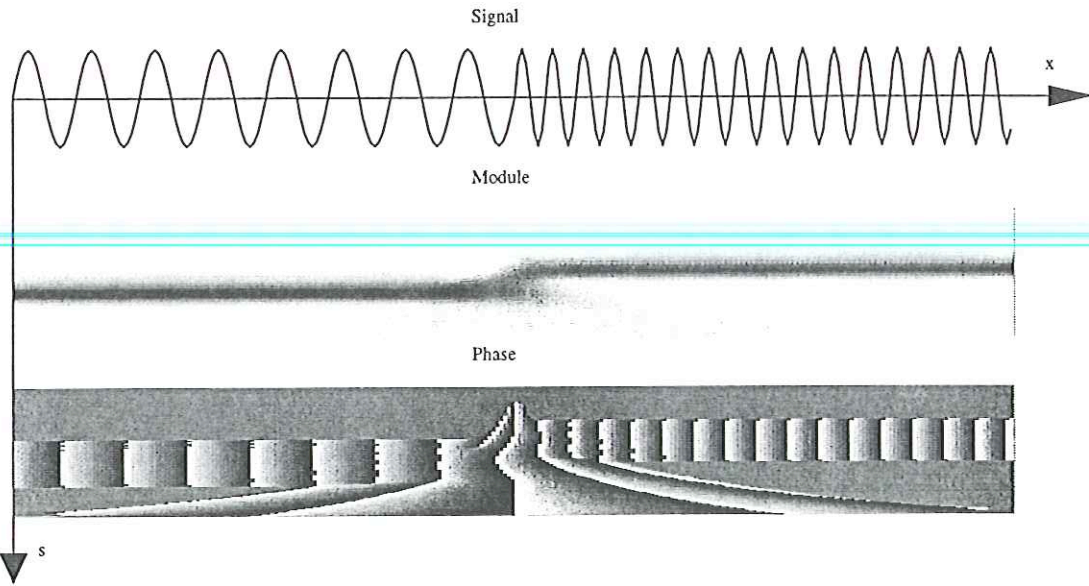


Figure 7.5 : Module et phase de la transformée en ondelettes d'une sinusoïde avec changement de fréquence (ondelette de Morlet). La progression sur l'axe des échelles est logarithmique.

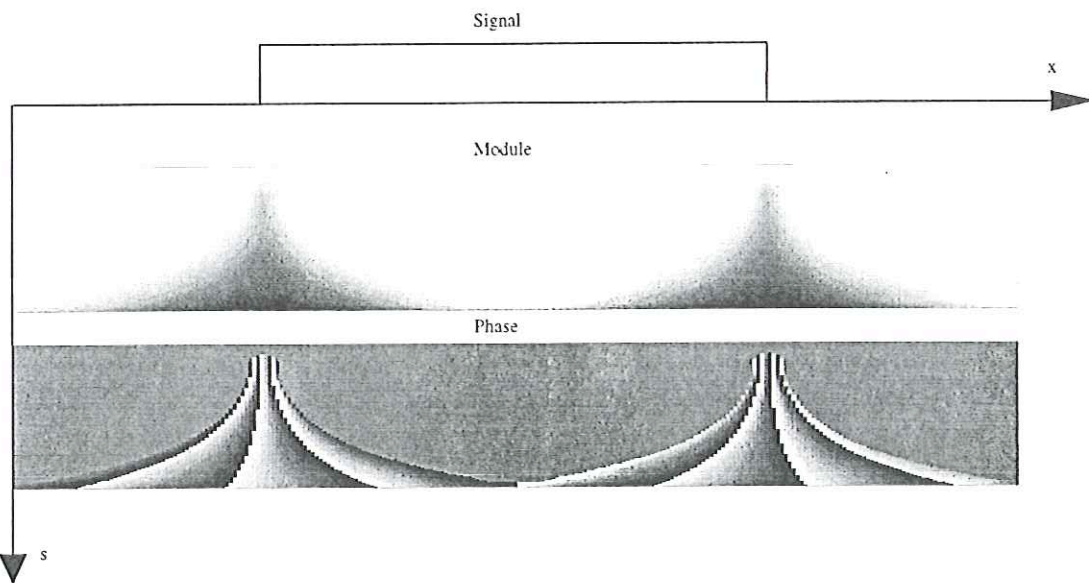


Figure 7.6 : Module et phase de la transformée en ondelettes d'un échelon (ondelette de Morlet). La progression sur l'axe des échelles est logarithmique.

Dans la suite de ce chapitre, nous utilisons la transformation en ondelettes continues et l'ondelette de base choisie est la dérivée première d'une gaussienne (lorsque cela n'est pas précisé).

7.3. MESURES DES REGULARITES LOCALES PAR ONDELETTES

Dans cette partie, nous abordons deux applications particulières de la transformation en ondelettes. Toutes deux sont consacrées à la mesure des régularités locales d'une fonction. Il s'agit de :

- la caractérisation des coefficients de Lipschitz locaux,
- la mesure des longueurs des singularités.

Le premier point est plus classique et est décrit en détail dans [Mallat 1992] et [Mallat 1992b]. Au contraire, le second point est plus original et a déjà donné lieu à deux applications directes dans notre équipe [Courbebaisse 1996] et [Fayolle 1996b].

7.3.1. La mesure des coefficients de Lipschitz

Nous nous plaçons pour ce paragraphe dans un espace monodimensionnel afin de simplifier les notations et les démonstrations.

Nous ne présentons pas une étude détaillée de la mesure des coefficients de Lipschitz. Nous nous restreignons par souci de simplicité au cas de singularités non oscillantes. Dans la suite, l'ondelette mère ψ utilisée a un support compact, elle est n fois continûment différentiable et est la $n^{\text{ième}}$ dérivée d'une fonction de lissage.

Tout d'abord, il importe de définir de manière propre les coefficients de Lipschitz. Une fonction f est dite α Lipschitzienne en x si et seulement si elle vérifie :

$$|f(x+u) - f(x)| \leq K|u|^\alpha, \quad \alpha > 0, \quad u \in]-u_0, +u_0[\quad (7.12)$$

où K , α et u_0 sont des constantes réelles positives.

Ces coefficients de Lipschitz peuvent être évalués par la mesure de l'évolution de coefficients en ondelettes à travers les échelles [Mallat 1992]. Le théorème suivant donne le principe de cette mesure.

Soit $f(x)$ une distribution tempérée dont la transformée en ondelettes est définie sur l'intervalle $]a, b[$ et soit $x_0 \in]a, b[$. Nous supposons qu'il existe une échelle $s_0 > 0$ et une constante C telles que pour $x \in]a, b[$ et $s < s_0$, tous les maxima du module de la transformée en ondelettes $\tilde{f}(s, x)$ de f appartiennent à un cône défini par :

$$|x - x_0| \leq Cs$$

Alors, pour tous les points $x_1 \in]a, b[, x_1 \neq x_0$, $f(x)$ est uniformément n -Lipschitzienne dans un voisinage de x_1 . Soit $\alpha < n$, α non entier. La fonction f est α -lipschitzienne en x_0 si, et seulement si, il existe une constante A telle que pour chaque maximum du module (s, x) du cône défini précédemment, on a

$$|\tilde{f}(s, x)| \leq As^\alpha \quad (7.13)$$

Plus simplement, cette définition peut être interprétée en disant que α est la pente maximum des lignes, appartenant au cône, majorant $|\tilde{f}(s, x)|$ en échelle logarithmique sur s .

Une conséquence directe de la définition donnée est l'impossibilité de mesurer des exposants de Lipschitz supérieurs à n . Formulé autrement, cela signifie que pour pouvoir

mesurer des coefficients jusqu'à l'ordre n , il faut avoir une ondelette possédant au moins n moments nuls.

Cette définition est donnée dans le domaine continu. Or, dans le cadre du traitement d'images, notre espace de référence est discret. Par conséquent, à cause des problèmes d'échantillonnage, il est impossible de mesurer strictement les coefficients de Lipschitz. Ces mesures sont réalisées en gardant à l'esprit que leur résolution est limitée.

L'exposant de Lipschitz α en un point x de la fonction f est évalué de façon pratique en cherchant le coefficient α tel que As^α approche au mieux les variations de $\tilde{f}(s, x)$ sur un intervalle d'échelles supérieures à I .

La mesure des coefficients de Lipschitz est donc simple pratiquement. L'interprétation physique des différentes valeurs d'un exposant de Lipschitz α est la suivante :

- si $\alpha = -1$, la discontinuité est une distribution de Dirac,
- si $\alpha = 0$, la fonction est discontinue (marche d'escalier ou échelon ou encore fonction de Heaviside),
- si $\alpha \in]0, 1[$ la fonction est continue mais sa dérivée première est discontinue.

De façon générale, si $\alpha \in]p, p+1[$, $p \in \mathbb{N}$, la fonction et ses p premières dérivées sont continues mais la $(p+1)$ ^{ème} dérivée est discontinue.

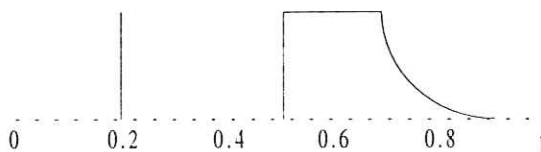


Figure 7.7 : Discontinuité d'un signal avec différents exposants Lipschitzien, -1 à $x=0.2$, 0 à $x=0.5$, strictement positif à $x=0.7$.

Par conséquent, la valeur de l'exposant de Lipschitz d'une discontinuité permet d'en discriminer le type. Il est possible de réaliser cette discrimination s'en aller jusqu'à la mesure du coefficient Lipschitzien. Pour cela, nous étudions les variations des valeurs des coefficients du module de la transformée en ondelettes le long d'une ligne de maxima. Une ligne de maxima locaux est composée des points dont le module de la transformée en ondelettes est maximum pour chaque échelle. Ces points sont situés le long d'une courbe convergeant vers la singularité étudiée. Le long de ces lignes, si le module de la transformée en ondelettes croît lorsque l'échelle croît, alors l'exposant de Lipschitz est positif et donc il existe une discontinuité (du type échelon) soit de la fonction soit de sa dérivée. Au contraire, si le module décroît lorsque l'échelle croît, le coefficient de Lipschitz est négatif et donc la discontinuité est une distribution de Dirac. Dans une image, ce type de discontinuité est généralement assimilé à du bruit (vis à vis de l'échelle d'observation).

La figure suivante illustre ce procédé de discrimination des discontinuités via l'étude des variations du module de la transformée en ondelettes le long d'une ligne de maxima locaux.

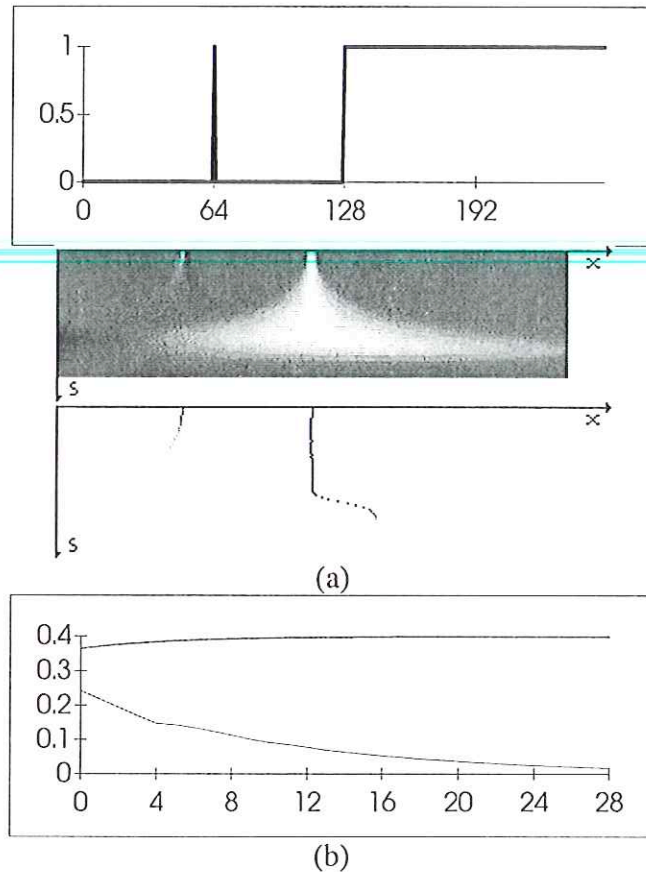


Figure 7.8 : (a) En haut : signal monodimensionnel présentant deux discontinuités, un Dirac à $x=64$ (Lipschitz -1) et un échelon à $x=128$ (Lipschitz 0), Au milieu : transformée en ondelettes du signal, En bas : lignes de maxima du module de la transformée en ondelettes. L'axe des échelles (s) est logarithmique (b) évolution des valeurs du module de la transformée en ondelettes le long des lignes de maxima locaux (en pointillé pour le Dirac et en trait continu pour l'échelon).

Lorsque l'échelle tend vers 0, les lignes de maxima locaux du module de la transformée en ondelettes pointent les discontinuités du signal.

Nous avons présenté cette mesure des coefficients de Lipschitz pour le cas monodimensionnel. L'extension au cas de signaux de dimensions supérieures ne pose pas de problèmes théoriques.

7.3.2. Mesure des tailles de singularités filtrées

Sur des images, il n'existe pratiquement jamais de discontinuités pures de la fonction des niveaux de gris. Par exemple, la présence de distribution de Dirac ou d'échelon est rare dans la mesure ou l'échelle d'étude de l'image est strictement supérieure au pas de discrétisation.

Par contre, les singularités de la fonction de gris peuvent être modélisées comme des discontinuités pures ayant subi un filtrage. C'est le cas par exemple des contours des objets qui peuvent être vus comme des échelons filtrés. De même, les points isolés ou les lignes de l'image peuvent être considérés comme des distributions de Dirac (1D ou 2D) filtrées.

Nous sélectionnons les trois types de singularités suivantes (rencontrées de manière courante dans les images) :

- les frontières,
- les lignes,
- les points isolés.

Nous sommes amenés à étudier les trois singularités filtrées sous jacentes suivantes :

- l'échelon (Lipschitz 0),
- le "Dirac monodimensionnel" (Lipschitz -1),
- le "Dirac bidimensionnel" (Lipschitz -2).

L'échelon est le passage d'un niveau bas à un niveau haut (ou inversement) selon une direction, la fonction restant constante suivant l'autre direction. Le "Dirac monodimensionnel" est le cas d'une ligne isolée sur l'image tandis que le "Dirac bidimensionnel" est le cas du point isolé. La figure 7.9 représente ces différents types de discontinuités.

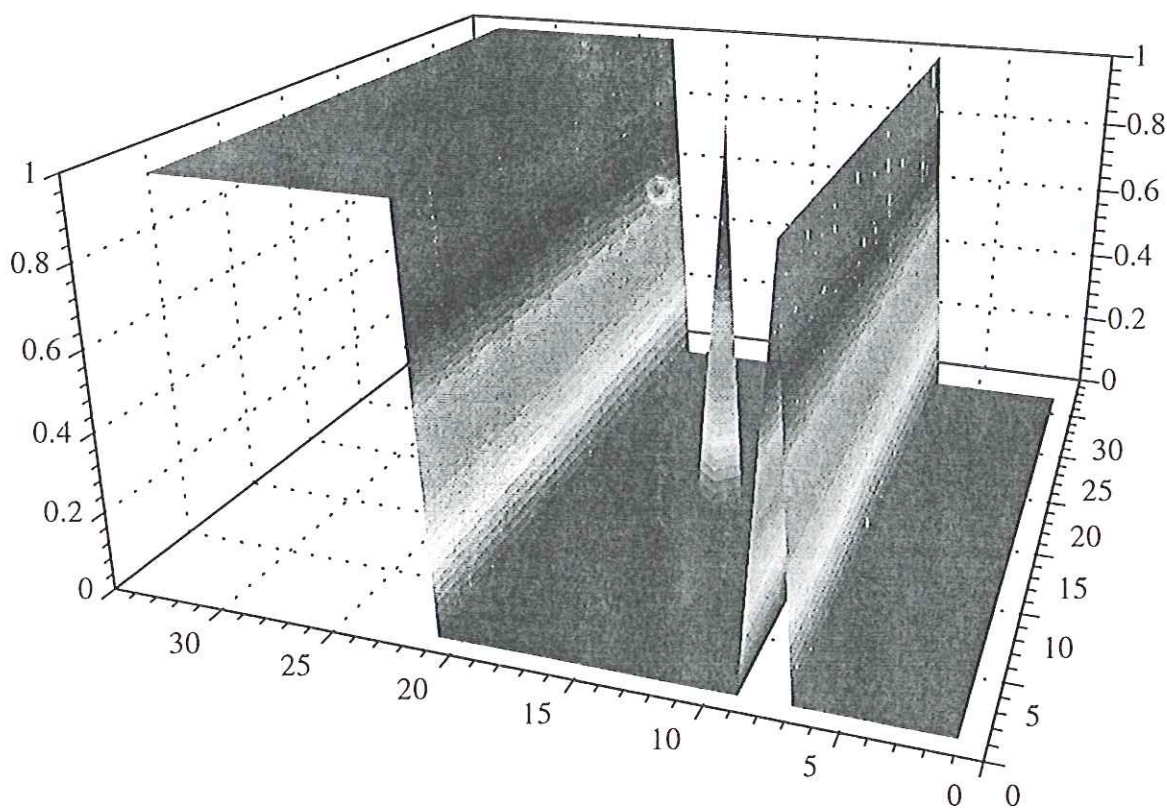


Figure 7.9 : Illustration des différents types de discontinuité possibles sur une image : l'échelon, le Dirac bidimensionnel et le Dirac monodimensionnel. L'échelle verticale est arbitraire.

Notre but est de mesurer les "longueurs" des singularités filtrées. Ceci revient à quantifier la longueur de la transition pour l'échelon (la largeur pour la ligne et le diamètre pour le point isolé) entre les différents niveaux de gris de la fonction. Cette mesure permet de mieux appréhender les différents cas possibles de discontinuité de la fonction de gris d'une image. Nous proposons un algorithme permettant de sélectionner :

- le type de singularité filtrée,
- de mesurer la taille et l'amplitude de cette singularité (c'est à dire la taille du filtre ayant régularisé la singularité pure).

Sur la figure 7.10, nous avons représenté un cas de singularité filtrée : un échelon pur filtré par une gaussienne. Cet exemple monodimensionnel nous permet de mieux visualiser les paramètres que nous désirons mesurer :

- la longueur de la transition (notée σ) qui correspond à la taille du filtre,
- la hauteur ou l'amplitude de la discontinuité (notée A).

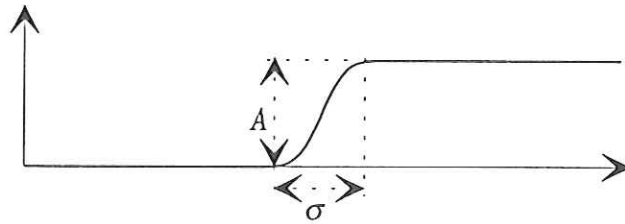


Figure 7.10 : Mesures de la longueur et de l'amplitude d'une discontinuité du type échelon filtré.

En fait, dans ce cas théorique, la longueur de transition σ est égale à l'écart type de la gaussienne utilisée pour filtrer l'échelon pur. Il est possible de généraliser cette interprétation. La longueur de transition d'une discontinuité d est alors considérée comme égale à l'écart type de la gaussienne utilisée pour filtrer la discontinuité pure afin d'obtenir d .

Le principe de la mesure de σ et de A est d'obtenir de manière théorique la fonction donnant les variations du module de la transformée en ondelettes le long d'une ligne de maxima. La connaissance d'une telle fonction conduit immédiatement aux valeurs de σ et A .

Nous développons le principe du calcul théorique permettant de déterminer cette fonction dans le cas de l'échelon filtré par une gaussienne. L'ondelette utilisée est la dérivée première d'une gaussienne. Le calcul détaillé pourra être trouvé en annexe A. Nous nous contentons de fournir les résultats pour les deux autres types de singularités, les procédés de calcul étant très similaires.

Considérons tout d'abord le cas d'un échelon dans un espace monodimensionnel. Soit $H(x)$ la fonction de Heaviside défini par :

$$H(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (7.14)$$

et $G(x)$ la gaussienne centrée réduite.

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} \quad (7.15)$$

Nous utilisons pour les fonctions dilatées la notation suivante :

$$G_\sigma(x) = \frac{1}{\sigma} G\left(\frac{x}{\sigma}\right) \quad (7.16)$$

Un échelon S_σ de longueur de transition σ et d'amplitude A peut être écrit sous la forme :

$$S_{\sigma}(x) = A.H(x)*G_{\sigma}(x) \quad (7.17)$$

La transformée en ondelettes de ce signal est donnée par :

$$\tilde{S}_{\sigma}(x) = S_{\sigma}(x)*\psi_s(x) \quad (7.18)$$

L'ondelette ψ choisie pour réaliser cette étude est la dérivée première d'une gaussienne.

Par conséquent,

$$\psi_s(x) = \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x}{s}\right) = \frac{1}{s} \frac{\partial G}{\partial x}\left(\frac{x}{s}\right) \quad (7.19)$$

Après calcul (cf. annexe A), nous obtenons la formule littérale de \tilde{S}_{σ} .

$$\tilde{S}_{\sigma}(x) = A.s.G_{\sigma}(x)*G_s(x) \quad (7.20)$$

Cette expression est encore égale à :

$$\tilde{S}_{\sigma}(x) = \frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2(s^2 + \sigma^2)}} \quad (7.21)$$

Pour chaque valeur de s , cette expression est maximum pour $x=0$. Ce résultat indique qu'une singularité filtrée produit (comme une singularité pure) des lignes de maxima du module de la transformée en ondelettes qui convergent (lorsque l'échelle tend vers 0) vers la localisation spatiale de la singularité. Cette quantité est réelle positive et donc égale à son module. Par suite, la variation du module de la transformée en ondelettes le long d'une ligne de maxima à travers les échelles est donnée par :

$$\text{Max}[S_{\sigma}](s) = \frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} \quad (7.22)$$

En calculant la transformée en ondelettes pour deux échelles différentes s_1 et s_2 , nous obtenons les deux valeurs $\text{Max}[S_{\sigma}](s_1)$ et $\text{Max}[S_{\sigma}](s_2)$. Nous avons alors un système de deux équations à deux inconnues (A et σ) dont la résolution permet l'obtention des formules suivantes :

$$\sigma = \sqrt{\frac{s_1^2 \left(1 - \frac{|\tilde{S}_{\sigma}(s_1)|^2}{|\tilde{S}_{\sigma}(s_2)|^2} \right)}{\frac{|\tilde{S}_{\sigma}(s_1)|^2}{|\tilde{S}_{\sigma}(s_2)|^2} - \frac{s_1^2}{s_2^2}}} \quad (7.23)$$

$$A = |\tilde{S}_{\sigma}(s_1)| \cdot \sqrt{2\pi} \cdot \sqrt{1 + \frac{\sigma^2}{s_1^2}} \quad (7.24)$$

Le cas d'un échelon dans un espace à deux dimensions n'apporte pas de grandes modifications au calcul développé précédemment. Nous utilisons comme ondelettes les dérivées suivant chacun des axes d'une gaussienne bidimensionnelle séparable, qui s'écrivent :

$$\psi_I(x, y) = \frac{\partial}{\partial x} G(x, y) = \frac{\partial}{\partial x} G(x)G(y) \quad (7.25)$$

$$\psi_2(x, y) = \frac{\partial}{\partial y} G(y)G(x) \quad (7.26)$$

Notre échelon lissé s'exprime :

$$S_\sigma(x, y) = H(x) * G_\sigma(x)G_\sigma(y) \quad (7.27)$$

Deux transformées en ondelettes sont calculées (une suivant chaque axe). Pour l'ondelette ψ_1 , le résultat est identique au calcul monodimensionnel alors que pour l'ondelette ψ_2 le résultat est nul. Ainsi,

$$\tilde{S}_{1,\sigma}(x, y, s) = S_\sigma(x, y) * \psi_{1,s}(x, y) = \frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s^2}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2(s^2 + \sigma^2)}} \quad (7.28)$$

$$\tilde{S}_{2,\sigma}(x, y, s) = S_\sigma(x, y) * \psi_{2,s}(x, y) = 0 \quad (7.29)$$

Par suite, le module de la transformée en ondelettes est identique au cas monodimensionnel et la courbe des maxima conserve la même expression.

Pour les deux autres types de discontinuité, les calculs sont très similaires. Pour le "Dirac monodimensionnel", les expressions peuvent être écrites dans le cas d'un espace monodimensionnel. Mais pour le "Dirac bidimensionnel", il est obligatoire de travailler directement dans un espace à deux dimensions (chacune des composantes de la transformée en ondelettes apportant sa contribution). La transformée en ondelettes (ondelette dérivée première de gaussienne) des autres types de singularités filtrées présente aussi des lignes de maxima du module convergeant vers la localisation spatiale de la singularité. De plus, le module de la transformée en ondelettes suivant ces lignes varie suivant les fonctions données par le tableau ci dessous.

Type de singularité filtrée	Echelon	Dirac 1D	Dirac 2D
$\xi(s)$	$\frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}}$	$\frac{A}{\sqrt{2\pi e}} \frac{s}{s^2 + \sigma^2}$	$\frac{A}{2\pi\sqrt{e}} \frac{s}{(s^2 + \sigma^2)^{3/2}}$

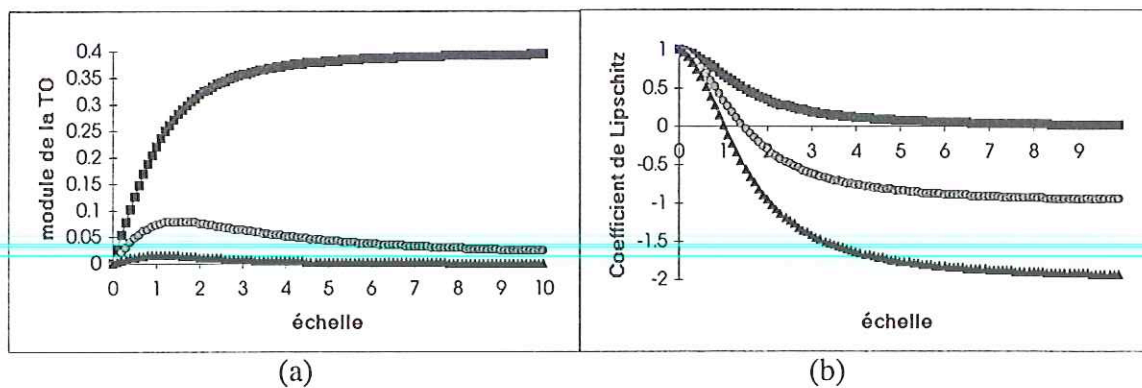


Figure 7.11 : Représentations graphiques des trois cas possibles de $\xi(s)$: échelon (carrés), Dirac 1D (ronds), Dirac 2D (triangles) (a) en échelle linéaire (b) Pente logarithmique (ou coefficient de Lipschitz) de ces fonctions.

Si nous traçons ces différentes courbes, la différence de comportement des différentes singularités vis à vis de la transformée en ondelette devient évidente. A grande échelle, il est possible de discriminer les différents types de discontinuité en cherchant la meilleure adéquation (ou corrélation) entre la variation du module de la transformée en ondelettes et l'une de ces courbes théoriques. Il s'agit donc là d'une méthode alternative (mais moins précise) de mesure des régularités locales d'une fonction de niveaux de gris. Remarquons que nous retrouvons à grande échelle les cas des singularités pures. C'est à dire que pour des valeurs de l'échelle suffisamment grande, la pente logarithmique de ces courbes nous donne la valeur du coefficient de Lipschitz correspondant (à savoir 0 pour l'échelon, -1 pour le Dirac 1D, -2 pour le Dirac 2D).

7.4. MESURE DE DEPLACEMENTS D'INTERFACES PAR POINTS CARACTERISTIQUES MULTI-ECHELLES

Comme nous l'avons dit en introduction de ce chapitre, la méthode de mesures de déplacement d'interfaces s'inscrit dans un schéma du type "suivi de points caractéristiques par résolution du problème de mise en correspondance". Cet algorithme est composé de 4 étapes distinctes :

- la détermination des frontières,
- la localisation multi-échelle de points caractéristiques le long de ces frontières,
- le suivi de ces points sur la séquence d'images,
- la validation des vecteurs déplacements mesurés sur la séquence d'image.

Nous décrivons chacune de ces étapes en détail. Remarquons que le premier point est identique à celui de la méthode proposée par C. Ducottet et décrite au paragraphe 2.2 du chapitre précédent. Nous en avons alors présenté rapidement son principe. Celui-ci est rappelé ici, accompagné de sa justification théorique.

7.4.1. La détermination des frontières

Nous avons déjà abordé ce problème précédemment. Rappelons que nous avons alors défini le concept de frontières sur une image en niveaux de gris comme l'ensemble des points de forte transition de la fonction des niveaux de gris. Nous avons alors montré heuristiquement que ces points pouvaient être détectés en localisant les maxima locaux du module de la transformée en ondelettes de la fonction (transformée calculée avec une ondelette dérivée première d'une gaussienne).

Notre but est de démontrer cette propriété de façon plus théorique. Les points maximum du module de la transformée en ondelettes correspondent aux frontières des objets. La détection de ces points à différentes échelles donne les frontières des structures de l'image à différentes échelles. Autrement dit, l'algorithme de Canny pour la détection des contours peut être réalisé par transformée en ondelettes avec une ondelette dérivée première de gaussienne.

La transformée en ondelettes d'une fonction peut être décomposée en lissage puis dérivation. Ainsi, une discontinuité de la fonction des niveaux de gris est transformée via le lissage en une inflexion de forte pente. Les variations de l'image initiale qui ne sont pas des discontinuités sont fortement atténuées par le filtrage.

L'algorithme de détection des frontières de Canny (en 1D) repose sur la détection des passages par zéro de la dérivée seconde de la fonction de gris ou, ce qui est équivalent, sur la détection des extrema de la dérivée de la fonction. En deux dimensions, la dérivée de la fonction est remplacée par son gradient. Les points frontières sont alors les points correspondant à une inflexion dans la direction du vecteur gradient. Or, ces points peuvent être obtenus par un zéro de la dérivée du module du gradient suivant la direction de ce gradient. En effet, la dérivée du carré du module du gradient suivant une direction u est :

$$\frac{\partial}{\partial u} (|\text{grad } f|^2) = \frac{\partial}{\partial u} \left(\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right) = 2 \frac{\partial f}{\partial x} \left(u_x \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + u_y \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right) + 2 \frac{\partial f}{\partial y} \left(u_y \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + u_x \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right) \quad (7.30)$$

Si la direction de dérivation u est égale à celle du vecteur gradient, cette expression s'annule en même temps que l'expression de la dérivée seconde de f suivant ce vecteur gradient.

$$\frac{\partial^2 f}{\partial u^2} = u_x^2 \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + u_x u_y \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + u_x u_y \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} + u_y^2 \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (7.31)$$

$$= u^t \cdot \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{pmatrix} \cdot u \quad (7.32)$$

Par suite, le carré du module du gradient et donc le module du gradient sont extrémaux dans la direction du gradient.

Cette détection peut être réalisée au moyen de transformée en ondelettes. En choisissant une ondelette ψ dérivée première d'une gaussienne suivant un axe, nous obtenons en chaque point la valeur du gradient suivant cet axe. En effet, si :

$$\psi(x, y) = \frac{\partial}{\partial x} G(x, y) \quad (7.33)$$

alors

$$\tilde{f}(s, x, y) = f(x, y) * \psi_s(x, y) = \frac{1}{s} f(x, y) * \frac{\partial}{\partial x} G\left(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}\right) \quad (7.34)$$

$$= s \frac{\partial}{\partial x} (f(x, y) * G(x, y)) \quad (7.35)$$

Donc, en prenant l'ondelette complexe suivante :

$$\psi(x, y) = \frac{\partial}{\partial x} G(x, y) + i \frac{\partial}{\partial y} G(x, y) \quad (7.36)$$

l'image résultat de la transformée en ondelette donne en chaque point la valeur du gradient de la fonction de gris. Sa partie réelle donne la valeur suivant x et la partie imaginaire la valeur suivant y .

La détermination des frontières est alors réalisée en cherchant les maxima locaux du module du gradient dans la direction du gradient. Pour cela, nous examinons les points voisins dans un voisinage de huit pixels dans les deux directions les plus proches de celles du vecteur gradient (cf. figure 7.12).

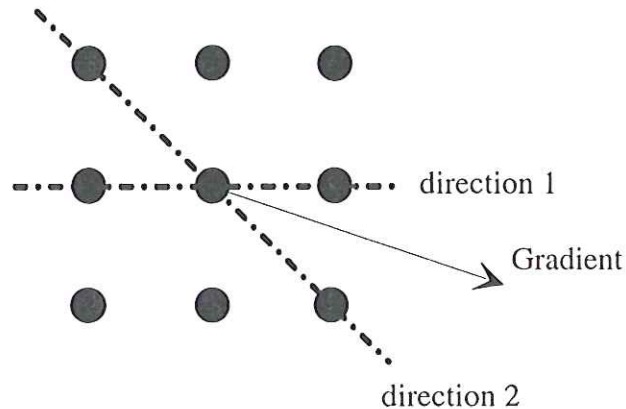


Figure 7.12 : Directions examinées pour détecter un maximum local du module du gradient pour la direction du gradient indiquée.

Ce procédé nous permet de détecter les frontières de l'image à différentes échelles (en jouant sur la valeur de l'écart type de la gaussienne). D'après [Mallat 1992], la connaissance de l'information de localisation des frontières à toutes les échelles et de valeur des gradients le long de ces frontières permet de reconstruire l'image initiale. Les informations fournies par cet algorithme de détection de frontières sur une image en niveaux de gris sont donc très riches.

En pratique, nous détectons les frontières de l'objet pour une échelle donnée. L'un des problèmes à résoudre est donc le choix de l'échelle de détection. Plus l'échelle est grande, plus les discontinuités sont lissées et donc plus nous ne détectons que les structures importantes de l'image. A l'inverse, plus l'échelle est petite, plus les frontières détectées correspondent à des petites structures dans l'image. Ce phénomène est mis en évidence au début du chapitre 8. Le choix de l'échelle de détection des frontières est lié au niveau de détail désiré pour les frontières.

7.4.2. La détermination des points caractéristiques multi-échelles

La méthode de détermination de points caractéristiques que nous proposons utilise les possibilités de mesures de régularités locales des fonctions offertes par la transformée en ondelettes. La caractérisation d'un point est réalisée via le comportement des coefficients en ondelettes à travers les échelles. De ce point de vue, notre algorithme est proche de celui proposé par Chen récemment [Chen 1995]. Dans cet article, les points caractéristiques sont déterminés en étudiant le sens de variation des maxima du module de la transformée en ondelettes (ondelette dérivée d'une gaussienne) à travers les échelles. Si ce sens est identique au sens de variation des échelles, le point est retenu sinon il est éliminé. De façon théorique, cette étude revient à estimer le signe de l'exposant de Lipschitz en chaque point.

L'algorithme que nous proposons utilise un principe similaire. Il estime de la même façon le signe de l'exposant de Lipschitz mais son originalité tient dans les deux caractéristiques suivantes :

- il travaille non pas sur l'image mais sur un signal de phase du gradient d'intensité le long des frontières,
- il mesure la longueur des discontinuités de ce signal et fournit une estimation de la courbure.

Le premier point à préciser est l'utilisation d'un signal de phase du gradient d'intensité plutôt que l'image des frontières en entrée de l'algorithme. Ce choix est motivé par le fait que la représentation multi-échelle des frontières et des valeurs des gradients le long de ces frontières est complète. Il apparaît donc intéressant d'utiliser cette information. D'autre part, la direction du vecteur gradient en un point de la frontière est globalement orthogonale à la direction de celle-ci. Cette assertion n'est pas mathématiquement exacte car il se produit des effets de glissement ou de bords qui peuvent perturber la direction du vecteur gradient. Cette hypothèse est vérifiée expérimentalement(cf. figure 7.13).

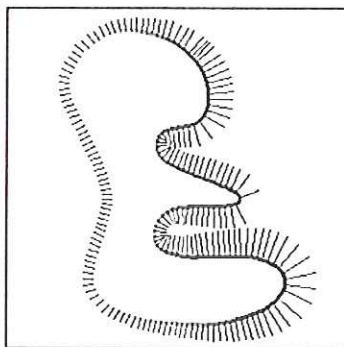


Figure 7.13 : Quasi orthogonalité entre la direction du vecteur gradient et la direction de la frontière en chaque point.

Or, conformément à [Attneave 1954], nous cherchons à localiser les points de fortes courbures, donc les points où la direction de la frontière change rapidement. Nous aurions pu choisir de traiter le signal de direction de la frontière. Ces directions ne peuvent être calculées que sur un espace discret (espace de l'image). Au contraire, le calcul des vecteurs gradients en chaque point est réalisé par une transformée en ondelettes continue, donc dans un espace continu. L'effet du lissage intrinsèque à la transformée en ondelettes continue peut être interprété comme le passage d'un espace discret à un espace continu. Après son action, la dérivation est réalisée sur un espace continu et ce n'est que pour la localisation des maxima locaux que nous repassons dans l'espace discret de l'image. Par conséquent, la direction du

vecteur gradient est connue avec une meilleure précision que celle de la frontière. Comme de plus, ces deux directions suivent la même évolution, il est plus intéressant de travailler sur la direction du vecteur gradient.

Par suite, la recherche des points de plus forte courbure le long d'une frontière peut être reformulée comme la recherche des points où la direction du vecteur gradient change rapidement. Nous nous intéressons donc à la détection des fortes transitions d'un signal monodimensionnel de phase du gradient (tel que celui présenté figure 7.14).

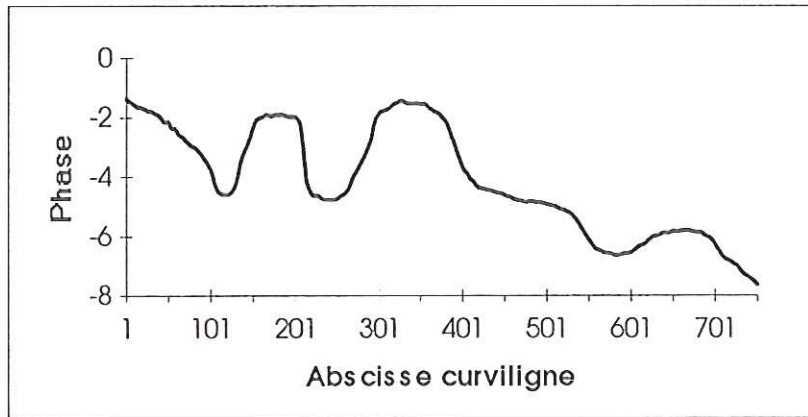


Figure 7.14 : Signal de phase du vecteur gradient le long d'une frontière.

Pour construire un tel signal, il est nécessaire de calculer la phase du gradient d'intensité θ_i en chaque point i de la frontière. Cela est réalisé en utilisant les informations fournies par l'étape de détection des frontières par la formule :

$$\theta_i = \text{Arctg} \left(\frac{\text{Re}(\tilde{f}(s, x_i, y_i))}{\text{Im}(\tilde{f}(s, x_i, y_i))} \right) \quad (7.37)$$

où (x_i, y_i) sont les coordonnées du point n° i de la frontière.

Pour disposer d'un signal de phase propre, il est nécessaire de régler les "déballages de phase" (discontinuités dues au passage de 360° à 0° par exemple).

La construction de ce signal n'est possible que si nous sommes capables de suivre la frontière détectée point par point. C'est à dire si nous pouvons définir une abscisse curviligne le long de cette frontière. Or, la localisation des maxima du module de la transformée en ondelettes de l'image initiale n'assure pas l'unicité du point suivant pour chacun des points de la frontière (cf. figure 7.15). Il est donc nécessaire de modifier légèrement les frontières obtenues. Nous introduisons une étape de squelettisation des frontières. Le but de ce traitement est d'obtenir des frontières où chacun des points possède un et un seul point suivant. Nous pouvons alors chaîner ces frontières (par un codage de Freeman par exemple) et définir une abscisse curviligne le long de celles-ci.

La squelettisation des frontières est réalisée en éliminant dans un premier temps les points de la frontière qui sont dans une direction orthogonale à la direction de propagation le long de cette frontière. Cette direction de propagation est définie comme la direction orthogonale au gradient. Donc, nous éliminons les points de la frontière voisins du point considéré dans la direction du gradient. La deuxième étape est de supprimer les points "coins" lorsque nous avançons en diagonale le long de la frontière. Cela permet d'éviter des retours en

arrière du chaînage. Nous obtenons alors de nouvelles frontières plus "propres" au sens où le point suivant de chacun des points est clairement défini.

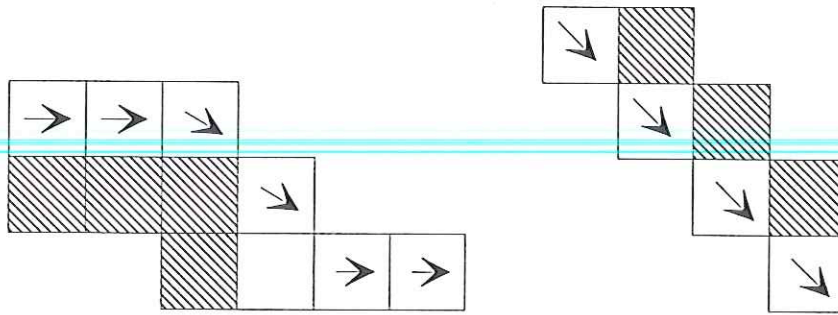


Figure 7.15 : A gauche, élimination des points de la frontière dans la direction orthogonale à la direction de propagation. A droite, élimination des points "coins" dans le cas d'une propagation en diagonale.

Le problème de détection des discontinuités de ce signal de phase est similaire à celui de détection des discontinuités de la fonction des niveaux de gris (étape de détection des frontières). La seule différence est que le signal de départ est monodimensionnel au lieu d'être bidimensionnel. Nous recherchons les maxima locaux du module de la transformée en ondelettes du signal de phase. L'ondelette utilisée est toujours la dérivée d'une gaussienne (monodimensionnelle dans ce cas). La recherche des maxima locaux est beaucoup simplifiée par le passage du cas bidimensionnel au cas monodimensionnel. Elle est réalisée en comparant pour chaque point sa valeur avec celle des voisins.

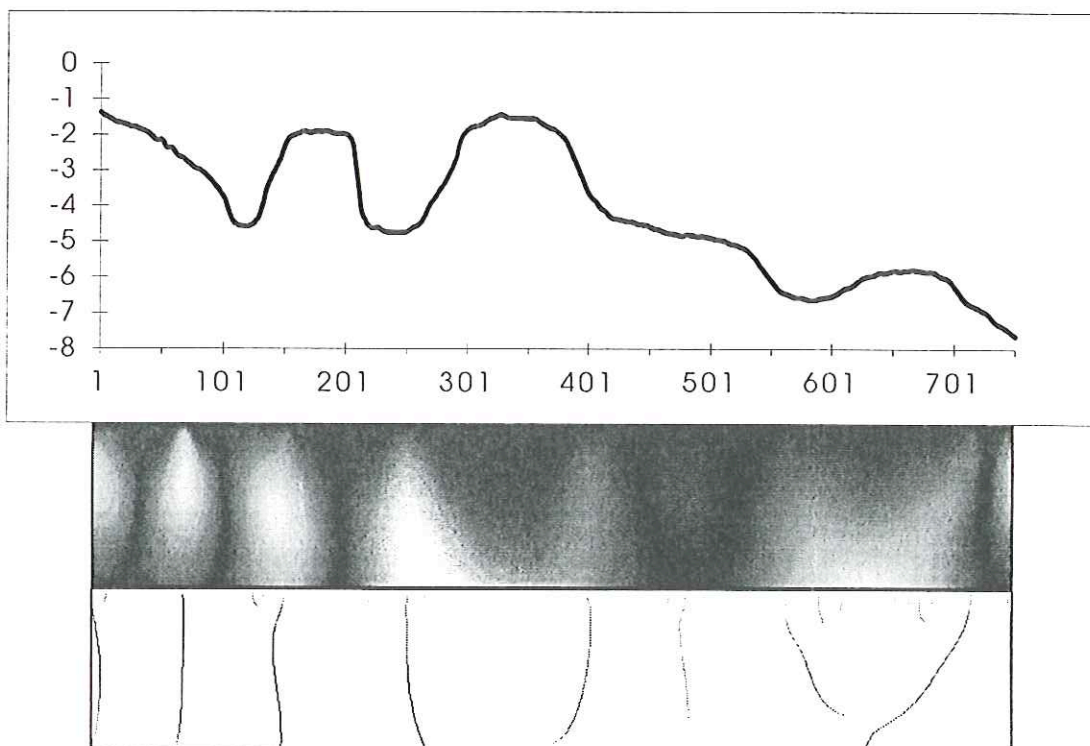


Figure 7.16 : En haut, signal de phase; Au milieu, transformée en ondelettes de ce signal (échelle logarithmique en ordonnée et abscisse curviligne en abscisse); En bas, ligne de maxima locaux du module de la transformée en ondelettes.

La position des maxima locaux nous donne la localisation des singularités du signal de phase (cf. figure 7.16).

Nous pouvons alors trier parmi ces singularités celles qui correspondent à du bruit de celles qui correspondent à un réel changement de la valeur de la phase du gradient. Cette discrimination est réalisée en évaluant le signe du coefficient de Lipschitz en chacun de ses maxima locaux. Si la variation du module de la transformée en ondelettes varie dans le même sens que la variation d'échelle, alors le coefficient de Lipschitz est positif. Si l'exposant de Lipschitz est négatif, le point étudié correspond à du bruit et est donc éliminé. Cette discrimination est dépendante de l'échelle à laquelle la transformée en ondelettes est réalisée. A très petite échelle, toute variation peut être considérée comme une variation significative de la phase (et donc retenue comme point caractéristique). Au contraire, pour des échelles plus importantes, une petite variation sera lissée et donc non significative. Nous pouvons obtenir plus ou moins de points caractéristiques en contrôlant la valeur de l'écart type de la gaussienne (donc l'échelle). Sur l'exemple représenté sur la figure ci dessous, nous avons éliminé tous les points considérés comme du bruit à l'échelle 5 (illustré par le trait pointillé). Cette élimination est réalisée en considérant le sens de variation des valeurs du module de la transformée en ondelettes le long des lignes de maxima cette échelle.

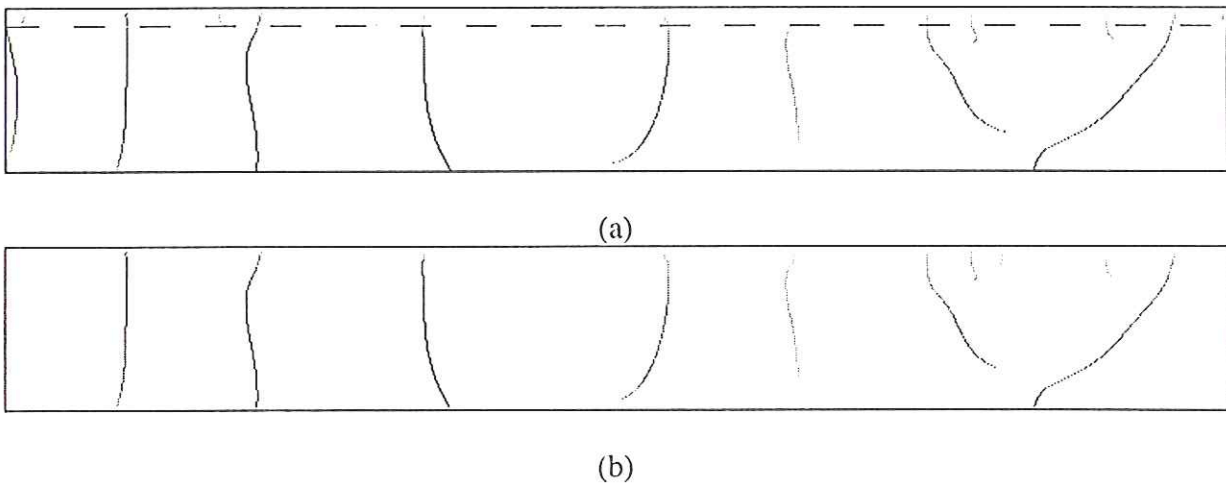


Figure 7.17 : (a) Lignes de maxima du module de la transformée en ondelettes (b) lignes conservées après élimination des points de coefficient Lipschitzien négatif pour l'échelle 5 (Cette échelle est représentée par la ligne pointillée sur (a)).

Nous obtenons alors un premier ensemble de points caractéristiques. Nous pouvons mieux caractériser ces points. Sachant qu'ils correspondent à des discontinuités de Lipschitz positif, nous pouvons mesurer la longueur et l'amplitude de chacune des discontinuités. Pour cela, nous supposons que la discontinuité est un échelon. Cette hypothèse est vérifiée puisque le coefficient Lipschitz en ces points est forcément compris entre 0 et 1 (il est inférieur à 1 car l'ondelette utilisée est la dérivée première d'une gaussienne). Par conséquent, la fonction donnant la variation le long d'une ligne de maxima suit la fonction théorique $\xi(s)$ pour le cas d'un échelon :

$$\xi(s) = \frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} \quad (7.38)$$

Nous pouvons alors déterminer les valeurs de σ et de A par la connaissance des valeurs de $\xi(s)$ pour deux échelles s_1 et s_2 (cf. équations 7.23 et 7.24). Une autre manière d'obtenir

les valeurs de σ et de A serait de plaquer un modèle de courbe paramétrique sur cette courbe théorique et d'en déduire les paramètres réalisant la meilleure approximation. Cette approche n'a pas été mise en oeuvre mais devrait donner des mesures plus fiables que celles obtenues simplement par deux points.

Le signal initial étant un signal de phase, σ et A peuvent être interprétés physiquement.

σ (la longueur de la singularité filtrée) représente la longueur de l'arc de la frontière pendant lequel le signal de phase varie. A (l'amplitude de la variation) est l'angle de rotation entre les deux valeurs stables de la phase du vecteur gradient. Par analogie avec le cas d'un cercle, nous obtenons alors une estimation de la courbure γ en chaque point de module maximum de la transformée en ondelettes.

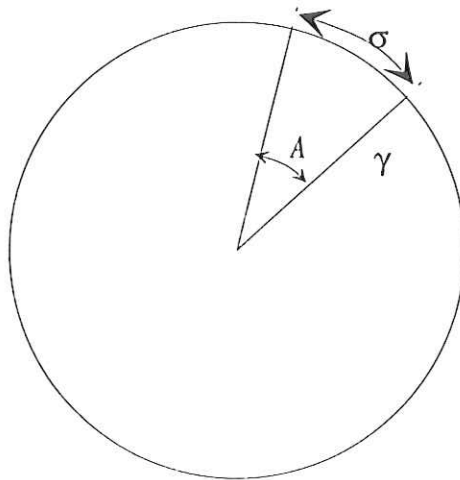


Figure 7.18 : Analogie des mesures des longueurs et amplitudes des discontinuités d'un signal de phase sur un cercle. A représente l'angle de rotation, σ est la longueur de l'arc équivalent. Par conséquent, γ est le rayon de courbure.

$$\gamma = \frac{A}{\sigma} \quad (7.39)$$

Nous pouvons alors sélectionner les points caractéristiques par une simple segmentation sur ce paramètre de courbure γ .

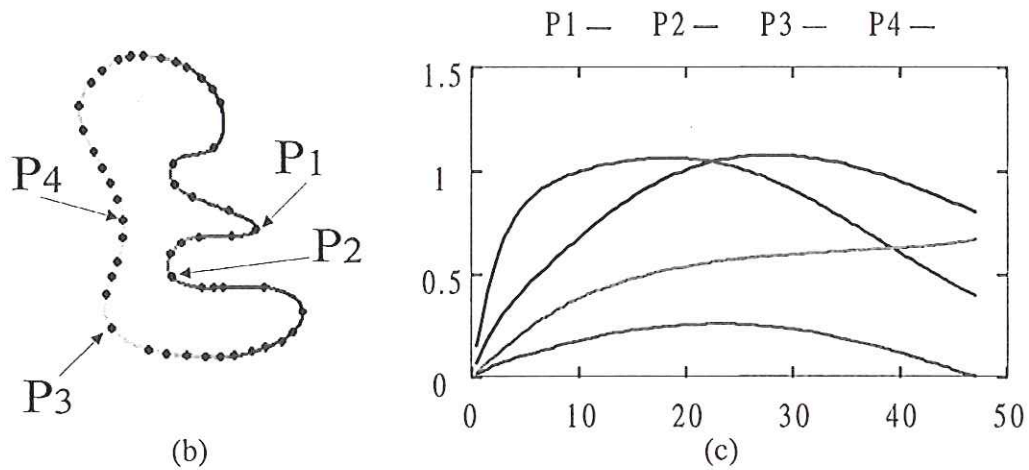
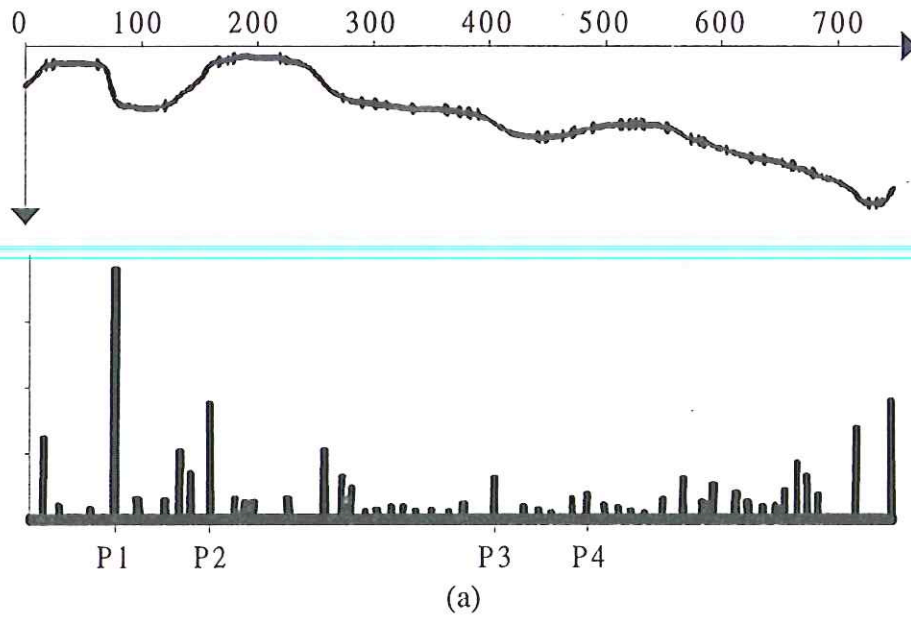


Figure 7.19 : (a) Signal de phase du gradient et de courbure (au point de Lipschitz positif) le long de la frontière de l'objet illustré en (b). (b) objet et points caractéristiques détectés sur cet objet pour $\gamma_s = \varepsilon$ (c) courbes d'évolution du module de la transformée en ondelettes le long d'une ligne de maxima locaux. La pente de ces courbes à l'origine donne la courbure.

Nous ne conservons que les points où la courbure dépasse un seuil γ_s fixé par l'utilisateur.

Des résultats de détection montrant l'influence de différentes valeurs de γ_s sont présentés au chapitre 8.

7.4.3. Résolution du problème de mise en correspondance

Après l'étape précédente, nous disposons d'un ensemble de points caractéristiques des frontières de l'image de l'objet non rigide. Nous avons vu par ailleurs que l'ensemble de ces frontières à différentes échelles de détails, décrit parfaitement la structure de l'objet en question. Nous pouvons dire que l'ensemble des points retenus décrit de manière satisfaisante la forme de l'objet. Ainsi, si nous réussissons à suivre le déplacement de chacun de ces points tout au long de la séquence d'images, nous pouvons alors remonter aux paramètres du mouvement ou de déformation de l'objet. Hu propose un algorithme de reconstruction des paramètres de mouvement à partir du suivi d'un ensemble de points caractéristiques [Hu 1993].

Les techniques classiques de résolution du problème de mise en correspondance ont été esquissées au paragraphe 2.1 du chapitre 6. Rappelons que celles-ci sont généralement fondées sur une approche de type "plus proche voisin" ou sur des techniques d'estimation de maximum a posteriori (filtre de Kalman). L'approche "plus proche voisin" a l'avantage de simuler assez bien le fonctionnement du système visuel humain [Dawson 1991].

Du point de vue du traitement de l'image, celle-ci est assez restrictive. Elle impose une fréquence d'acquisition des images importante pour assurer un faible déplacement des objets durant le temps inter-image. Pour des phénomènes ou des déplacements très rapides (du type écoulement turbulent de fluide) cela n'est pas toujours possible.

Nous avons donc choisi d'explorer une autre approche et d'utiliser la richesse de l'information fournie par l'algorithme de localisation des frontières. En regroupant cette information et celle de localisation des points caractéristiques, nous disposons de la valeur du gradient de la fonction de gris en chaque point caractéristique. Ce paramètre nous sert de critère pour le suivi des points au cours du temps. Plus précisément, la mise en correspondance de deux points caractéristiques est réalisée si il existe une forte ressemblance entre leurs vecteurs gradients respectifs. Cette approche est assez cohérente vis-à-vis de l'ensemble de l'algorithme au sens suivant. Les points caractéristiques étant détectés par une forte variation de la direction de leur vecteur gradient, il est raisonnable de penser pouvoir les suivre en fonction de ce critère.

Nous désirons donc mettre en correspondance un point P de l'image n° i avec le point Q de l'image n° $i+1$ dont le vecteur gradient est le plus proche de celui en P . Pour cela, il est nécessaire de définir une distance entre vecteurs gradients. Nous avons envisagé 4 distances différentes :

- la distance euclidienne,
- une distance dite "Sup Somme",
- une famille de distances dites "Pomme",
- la distance de Mahalanobis.

Ces distances entre deux vecteurs u et v sont données par les formules suivantes où les coordonnées du vecteur u (respectivement v) sont u_x, u_y (respectivement v_x, v_y) en coordonnées rectangulaires et ρ_u, θ_u (respectivement ρ_v, θ_v) en coordonnées polaires.

- Distance euclidienne :

$$d_{Euclide}(u, v) = \sqrt{(u_x - v_x)^2 + (u_y - v_y)^2} \quad (7.40)$$

- Distance "Sup Somme" :

$$d_{sup-somme}(u,v) = \frac{1}{2} \sqrt{\max(|u_x - v_x|, |u_y - v_y|)^2 + (|u_x - v_x| + |u_y - v_y|)^2} \quad (7.41)$$

- Distance Pomme :

$$d_{pomme}(u,v) = \alpha \frac{(\rho_u - \rho_v)^2}{\rho_{max}^2} + (1 - \alpha) \frac{(\theta_u - \theta_v)^2}{\pi^2}, \quad \alpha \in [0,1] \quad (7.42)$$

- Distance de Mahalanobis

Cette distance ne mesure pas directement la différence entre deux vecteurs. Son principe est le suivant [Cox 1993]. Supposons que nous ayons n caractéristiques à suivre et que nous disposons de n mesures dans l'image suivante. En principe, il existe n^2 correspondances possibles. Mais, certaines mesures sont plus probables pour une caractéristique que pour d'autres. La distance de Mahalanobis mesure cette probabilité si les mesures $Z_i(k)$ (dans l'image n° k) sont distribuées normalement autour de leurs valeurs prédites $\hat{Z}(k|k-1)$.

Les lignes d'isovaleurs de cette distance sont données par :

$$[Z_i(k) - \hat{Z}(k|k-1)]^t S(k)^{-1} [Z_i(k) - \hat{Z}(k|k-1)] \quad (7.43)$$

où $S(k)$ est la covariance de l'erreur estimée :

$$[Z_i(k) - \hat{Z}(k|k-1)] \quad (7.44)$$

Les courbes d'isovaleurs de chacune de ces distances sont représentées sur la figure 7.20.

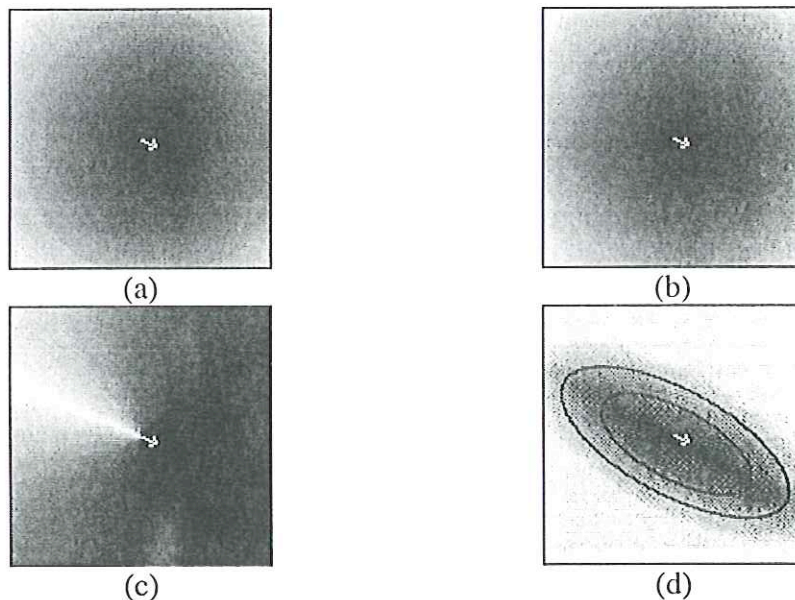


Figure 7.20 : Représentation des valeurs des différentes distances pour un vecteur de référence (7*3). Plus la couleur est sombre, plus la distance est faible. (a) distance euclidienne (b) distance sup-somme (c) distance pomme pour $\alpha=0.1$ (d) distance de Mahalanobis.

Nous avons rejeté la distance de Mahalanobis pour deux raisons. D'une part, elle n'est pas très intuitive, et d'autre part son interprétation physique est difficile. De plus, sa mise en

oeuvre est lourde et nécessite de définir des prédictions pour chacun des points caractéristiques.

Parmi les trois distances restantes, nous avons opté pour la distance Pomme avec un coefficient pondérateur α proche de 0 (par exemple 0.1 ou 0.2). Ce choix est motivé par la raison suivante. L'hypothèse de départ de notre algorithme est la faible déformation des frontières entre deux images successives. Ceci revient à supposer que l'orientation des frontières n'évolue pas trop entre ces mêmes images. Au contraire, cela ne préjuge en rien de l'évolution du contraste entre l'objet en mouvement et le fond des images. En particulier, si le niveau de gris du fond de l'image évolue (passage de l'objet devant différentes scènes), ce contraste va changer. Il paraît donc plus intéressant de privilégier l'orientation des frontières par rapport à leur module. De plus, le système visuel humain est beaucoup plus sensible aux changements de directions (variations d'angles) qu'aux changements de longueur [Todd 1982].

Le cas difficile vis à vis du choix de cette distance pomme donnant le plus grand poids à l'orientation des frontières est la gestion des ombres portées. En effet, pour une source lumineuse ponctuelle et un objet en mouvement passant devant cette source, la direction de l'ombre portée de l'objet va évoluer au cours de son déplacement. La direction de sa frontière apparente suit la même évolution. L'hypothèse de faible déformation de l'objet doit donc être étendue à la gestion des ombres portées. Pour la principale application de cet algorithme (étude des écoulements), ce défaut ne rentre pas en ligne de compte puisque le système d'éclairage est tomographique. Il n'existe donc pas d'ombres.

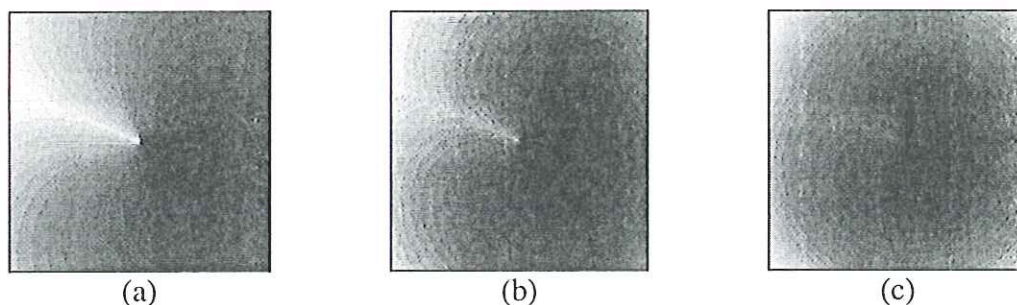


Figure 7.21 : Courbes isovaleurs de la distance pomme pour le vecteur de référence (7*3) et pour trois valeurs différentes de α (a) $\alpha=0.25$ (b) $\alpha=0.5$ (c) $\alpha=0.75$. Plus le niveau de gris est faible (noir), plus la distance est faible.

Pour cette distance, une variation importante entre les modules des deux vecteurs est beaucoup moins prise en compte que la même différence sur leurs angles.

Une fois définie la fonction distance permettant de mesurer la ressemblance entre deux vecteurs gradient, nous proposons trois méthodes pour résoudre le problème de mise en correspondance. Celles-ci sont :

- l'association simple,
- l'association avec back tracking,
- l'association avec back tracking et historique.

Pour ces trois techniques, le principe est de mettre en correspondance le point P de l'image n° i avec le point Q de l'image n° $i+1$ dont le vecteur gradient est le plus proche suivant la distance pomme.

Pour l'association simple, l'algorithme de recherche des correspondances est trivial. Il consiste à sélectionner un point dans l'image n° i et à rechercher dans un voisinage de l'image

n° $i+1$ le point dont le vecteur gradient est le plus proche au sens de la distance pomme. Si cette distance est inférieure à un seuil, la correspondance entre les deux points est validée sinon elle est rejetée. Nous examinons alors le point caractéristique suivant de l'image n° i et ainsi de suite jusqu'à ce qu'il n'en reste aucun. La taille du voisinage de recherche est fixée à l'aide de la connaissance préalable du déplacement maximum possible.

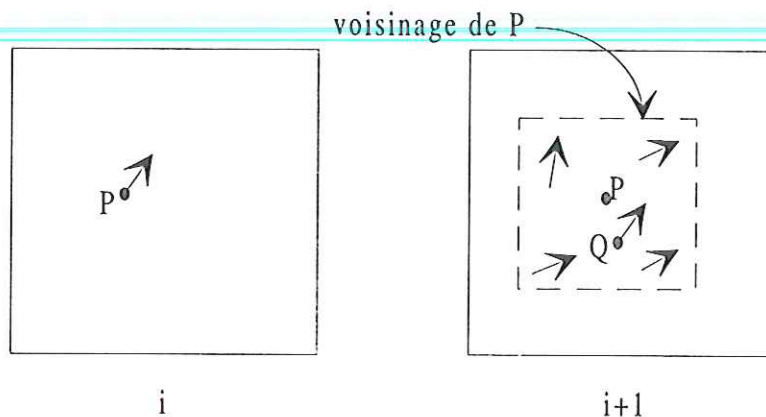


Figure 7.22 : Schéma de recherche des correspondances entre deux images par association simple.

En pratique, nous n'examinons que les points caractéristiques dont le module du gradient est supérieur à un seuil. En effet, la détection des frontières par ondelettes produit (à cause de la périodisation des images) des frontières ne correspondant à rien mais dont l'amplitude est très faible. La détection des points caractéristiques le long des frontières est réalisée sans examiner le module du gradient. Par conséquent, nous nous retrouvons avec des points caractéristiques dont la localisation est aléatoire et dont le module du gradient est très faible. Un seuillage des points caractéristiques suivant la valeur de leur module permet de ne pas considérer ces points. Ce seuil peut être donné en relatif vis-à-vis du gradient maximum.

Au total, cette méthode d'association simple possède donc quatre paramètres :

- la taille du voisinage de recherche,
- le seuil de validation sur la distance pomme,
- le pourcentage du module maximum en dessous duquel les points ne sont plus considérés,
- le coefficient pondérateur α de la distance pomme (fixé à 0.1 ou 0.2).

La deuxième méthode proposée est celle de l'association par back tracking. Son principe est de valider l'association du point P et du point Q si le point Q est la meilleure association pour le point P (association simple) et si le point P est la meilleure association pour le point Q . Si ces deux points correspondent physiquement aux positions successives d'un même point, alors leur correspondance doit être valable dans les deux sens.

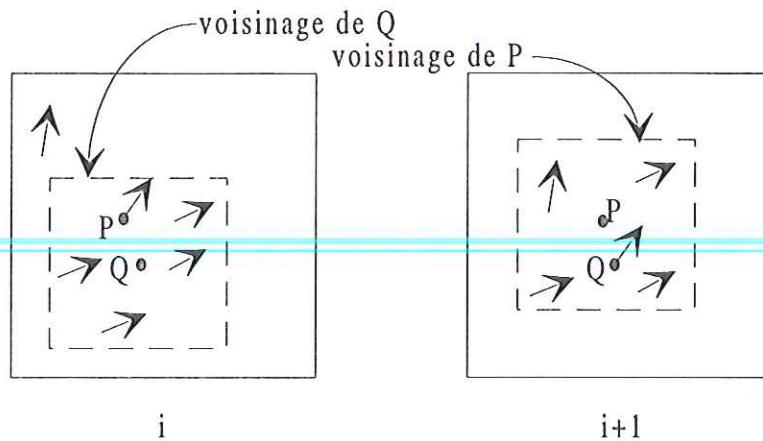


Figure 7.23 : Schéma de recherche des correspondances entre deux images par association avec back tracking.

Cette technique de suivi possède évidemment les mêmes paramètres que la précédente.

La troisième approche proposée est l'association par back tracking et historique. La motivation de l'introduction de cette troisième technique est de tenir compte des informations déjà obtenues pour améliorer les associations en cours de calcul. Plus précisément, cela consiste à utiliser les correspondances trouvées entre images précédentes de la séquence comme hypothèse pour la mise en correspondance entre les deux images considérées.

Nous nous servons du vecteur déplacement trouvé entre l'image n° $i-1$ et l'image n° i comme hypothèse de déplacement pour le déplacement entre l'image n° i et $i+1$.

Nous ne recherchons plus alors le point R (image n° $i+1$) correspondant à Q (image n° i) dans un voisinage de Q mais dans un voisinage de Q' . De plus, la taille de ce voisinage peut être grandement réduite puisque l'on connaît la localisation espérée du point R . Nous introduisons donc un paramètre supplémentaire : le coefficient de réduction de la taille du voisinage de recherche.

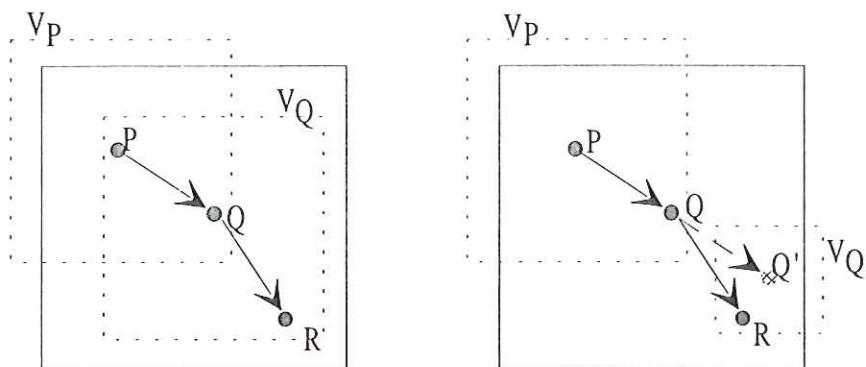


Figure 7.24 : Différence entre le schéma de recherche des correspondances entre deux images par association avec back tracking et par association tenant compte de l'historique des points. A gauche, le point correspondant à Q est cherché dans V_Q (association par back tracking), tandis qu'à droite, il est recherché dans $V_{Q'}$, qui est de taille moitié par rapport à V_Q (association par historique).

L'intérêt de cette méthode est double. D'une part, la réduction des tailles de voisinage induit une réduction notable des temps de calcul. D'autre part, le principe de choisir le

déplacement mesuré entre les images n° $i-1$ et i comme hypothèse de déplacement entre les images n° i et $i+1$ revient à introduire une hypothèse de cohérence du mouvement. Or, certains auteurs n'utilisent que cette information de cohérence pour déterminer le mouvement (par exemple [Wang 1993], [Sethi 1987], [Salari 1990]). Elle est donc pertinente et apporte forcément un plus à la résolution du problème de mise en correspondance.

Tous les points ne peuvent pas être traités suivant ce schéma. Entre deux images, il peut apparaître ou disparaître de nouveaux points caractéristiques (phénomènes d'apparition et d'occlusion [Salari 1990]). Ces points sont alors traités par l'algorithme de mise en correspondance par back tracking.

Enfin, pour ces trois techniques, les seules associations considérées comme valides sont celles qui relient un point à un autre. Les correspondances du type "un - plusieurs" ou "plusieurs - un" (cf. figure 7.25) sont rejetées par défaut. Pour justifier ce rejet, nous faisons référence à un article de psychologie de la vision [Dawson 1991]. Ce type d'association est en effet incompatible avec l'intégrité visuelle de l'objet au cours de son déplacement. Le rejet de ces associations n'est pas total : la meilleure association "un - un" (celle qui a la distance pomme la plus faible) est conservée.

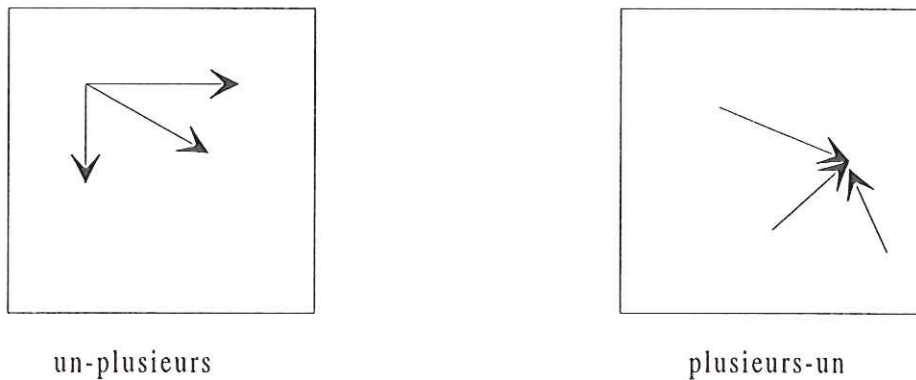


Figure 7.25 : Illustration de cas d'association "un-plusieurs" et "plusieurs-un".

Ces rejets interviennent surtout pour la technique d'association simple. Pour les deux autres techniques, l'emploi d'un back tracking garantit l'obtention de correspondances "un - un". Il peut toutefois se produire d'autres types de correspondance en cas d'égalité de la distance pomme entre les différentes associations.

Une autre catégorie de méthode d'association pourrait être envisagée en incluant dans la distance pomme la distance euclidienne entre les points.

La nouvelle distance entre deux points P et Q de vecteurs gradients u et v (respectivement) serait alors donnée par :

$$d(P, Q, u, v) = d_{Euclide}(P, Q) + d_{pomme}(u, v) \quad (7.45)$$

L'avantage de cette technique est de nous rapprocher d'un schéma de mise en correspondance du type "plus proche voisin". Mais son inconvénient est d'imposer de faibles déplacements entre les images. Or, nous avons choisi au départ de n'imposer que l'hypothèse de faible déformation. Nous verrons au chapitre 8 les résultats donnés par cette approche.

7.4.4. Post-traitements

Nous présentons dans ce paragraphe, quatre algorithmes de post traitements sur le suivi de points caractéristiques dans une séquence d'images. Le but de ces post traitements est d'éliminer un certain nombre d'associations qui apparaissent non valides lors des comparaisons aux associations voisines (en espace ou en temps). Ces quatre algorithmes reposent sur quatre principes différents :

- la cohérence spatiale,
- la cohérence des frontières,
- la cohérence des trajectoires,
- statistique.

7.4.4.1. Cohérence spatiale

Cet technique repose sur le principe de vitesse relative des points [Dawson 1991]. Physiologiquement, la perception du déplacement en un point est proche de celle en un point voisin. Le déplacement de deux points voisins est similaire. Nous rejetons donc les déplacements dont la direction ou la norme est très différente des déplacements voisins.

Pour cela, nous étudions localement les cartes de déplacements obtenues. Nous centrons un voisinage autour de chaque point caractéristique dont est issu un vecteur déplacement. Si il existe au moins un vecteur dont la direction et le module sont similaires, le vecteur considéré est validé, sinon il est éliminé. La similarité des vecteurs est une nouvelle fois mesurée avec la distance pomme.

Une autre possibilité est de calculer un vecteur moyen (i.e. de direction et de module égaux à la moyenne des directions et des modules) et de comparer le vecteur considéré avec ce vecteur moyen. Cela ne donne pas de très bons résultats car le vecteur moyen peut ne pas être représentatif. Si il coexiste deux mouvements d'objets dans le voisinage, le vecteur moyen aura une direction et un module aléatoires.

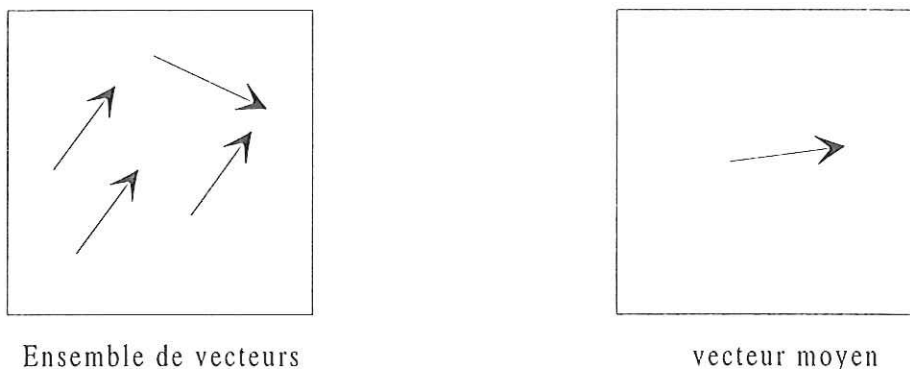


Figure 7.26 : Illustration du biais généré sur le vecteur moyen par un seul vecteur faux.

De plus, même si il existe un seul mouvement, la présence de vecteurs faux biaise très vite le calcul du vecteur moyen.

Pour que la méthode fonctionne correctement, il faut qu'il y ait très peu de vecteurs faux. Sinon, il est statistiquement possible que deux vecteurs faux aient des directions et des modules semblables, ce qui entraînerait leurs validations respectives.

7.4.4.2. Cohérence des frontières

Ce second algorithme de post traitement est fondé sur l'intégrité des objets en déplacements ([Dawson 1991], [Pantle 1976]). Bien que non rigides, les objets en mouvements conservent certaines propriétés. En particulier, les frontières de l'objet restent identiques (bien que déplacées et/ou déformés). Ce sont toujours les mêmes points physiques qui constituent la frontière.

Par conséquent, si nous arrivons à établir une correspondance entre des structures supérieures à celles du point au cours du temps, nous pouvons aisément valider ou invalider les correspondances entre les points.

Or, une manière d'établir une correspondance entre structures est de déterminer le déplacement de morceaux de frontières. Si nous sommes capables de savoir quelles sont les frontières en correspondance, alors la validation des associations entre points appartenant à ces frontières en découle immédiatement.

Nous disposons d'ores et déjà d'un moyen pour connaître la correspondance entre les frontières puisque la valeur de la distance pomme renseigne sur la validité d'une association, alors l'association entre points possédant la plus faible distance donne aussi une correspondance entre les frontières.

L'algorithme est donc le suivant :

- choix de l'association "point - point" ayant la plus faible distance,
- obtention de la correspondance "frontière - frontière",
- validation de toutes les associations "point - point" compatible avec l'association "frontière - frontière" précédente,
- itération avec la meilleure association "point - point" parmi celles restantes.

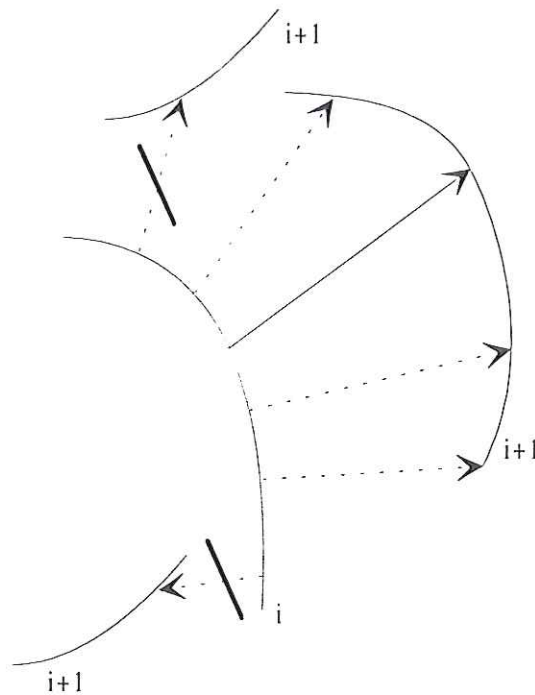


Figure 7.27 : Validation de vecteurs par cohérence des frontières. La correspondance entre les frontières est donnée par le vecteur en trait plein. Les vecteurs validés sont en pointillés et ceux éliminés sont barrés.

L'intérêt de cet algorithme est de mettre en correspondance des structures de taille supérieure au point. Par contre, son utilisation est rendue difficile par la fragmentation des frontières obtenues par le détecteur présenté. Les frontières mises en correspondance ne sont en fait que des morceaux de frontières. Le schéma suivant illustre les problèmes types rencontrés dans l'utilisation de cet algorithme.

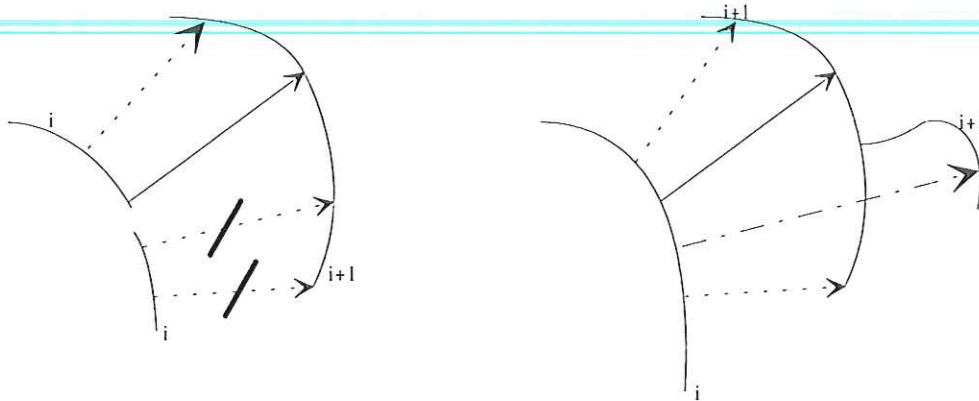


Figure 7.28 : Problèmes classiquement rencontrés dans la validation par cohérence de frontières. A gauche, la fragmentation de la frontière sur l'image n i induit la non validation de certains vecteurs justes. A droite, la fragmentation de la frontière sur l'image n $i+1$ induit la validation d'un vecteur faux (représenté en pointillé alterné).

Une façon de résoudre ce type de problème serait de valider tous les vecteurs correspondant à des associations entre morceaux de frontières données par au moins deux vecteurs. Si au moins deux vecteurs réalisent la même association entre frontières, tous les vecteurs réalisant la même association sont validés. Cette approche est très aléatoire et peut conduire à la validation de certains vecteurs erronés.

7.4.4.3. Cohérence des trajectoires

Alors que les deux algorithmes présentés précédemment ne nécessitent qu'une séquence d'images, l'algorithme de cohérence des trajectoires a besoin d'une séquence d'au minimum trois images.

Son principe est proche de celui exposé pour la technique d'association par back tracking et historique. Il s'agit de mesurer la cohérence locale de chacune des trajectoires obtenues. Il est plus intéressant de définir une cohérence locale de la trajectoire globale, une trajectoire pouvant être exacte seulement par morceaux.

Nous définissons donc une mesure de la cohérence locale d'une trajectoire. Sethi propose [Sethi 1987] :

$$d_i^k = \psi(\mathbf{P}_{i-1}\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_i\mathbf{P}_{i+1}) = \omega_1 \left(1 - \frac{\mathbf{P}_{i-1}\mathbf{P}_i \cdot \mathbf{P}_i\mathbf{P}_{i+1}}{\|\mathbf{P}_{i-1}\mathbf{P}_i\| \cdot \|\mathbf{P}_i\mathbf{P}_{i+1}\|} \right) + \omega_2 \left(1 - \frac{2[\|\mathbf{P}_{i-1}\mathbf{P}_i\| \cdot \|\mathbf{P}_i\mathbf{P}_{i+1}\|]^{1/2}}{\|\mathbf{P}_{i-1}\mathbf{P}_i\| + \|\mathbf{P}_i\mathbf{P}_{i+1}\|} \right) \quad (7.46)$$

Les caractéristiques d'une fonction de mesure de cohérence locale sont :

- la fonction ne doit pas être négative,

- la fonction doit mesurer la déviation de la trajectoire mais pas son sens (gauche ou droite). Le signe de la déviation ne doit pas intervenir dans le calcul,
- la fonction doit avoir le même comportement vis-à-vis de l'augmentation et de la diminution des modules de chacun des vecteurs déplacements de la trajectoire (vitesse),
- si il n'existe aucun changement dans la direction et le module du déplacement, la fonction doit être nulle.

La mesure de cohérence locale que nous avons choisie vérifie les 4 propriétés énoncées. Elle est définie en un point P_i à l'aide de la distance pomme par :

$$\chi_i = \min(d_{pomme}(P_{i-1}P_i, P_iP_{i+1}), d_{pomme}(P_iP_{i+1}, P_{i+1}P_{i+2})) \quad (7.47)$$

Le principe de cet algorithme est de mesurer pour chacune des trajectoires et chacun des points le long de ses trajectoires, la cohérence locale χ_i . Si celle-ci dépasse un certain seuil, alors le segment de trajectoire (ensemble des trois vecteurs $P_{i-1}P_i, P_iP_{i+1}, P_{i+1}P_{i+2}$) n'est pas validé.

Cette démarche appelle plusieurs remarques. Tout d'abord, il suffit que deux vecteurs successifs ($P_{i-1}P_i$ et P_iP_{i+1} par exemple) soient similaires (en direction et en module) pour qu'ils soient validés, même si le troisième vecteur $P_{i+1}P_{i+2}$ est totalement différent. En effet, la mesure de la cohérence de la trajectoire en i permettra de valider les vecteurs P_iP_{i+1} et $P_{i-1}P_i$ alors que la mesure de la cohérence en $i+1$ permet d'invalider le vecteur $P_{i+1}P_{i+2}$ (cf. figure 7.28).

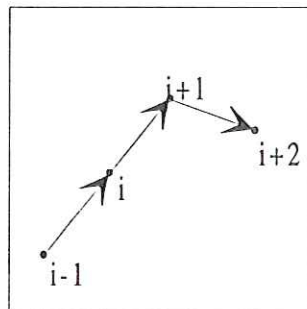


Figure 2.24 : Il suffit de deux vecteurs successifs cohérents pour permettre la validation.

La seconde remarque est liée à l'utilisation de la distance Pomme. Nous l'utilisons avec un coefficient pondérateur α faible (0.1 ou 0.2). Par suite, nous accordons plus d'importance à la direction des vecteurs qu'à leur module. Ainsi, le cas de gauche de la figure 7.29 nous semble plus mauvais que celui de droite.

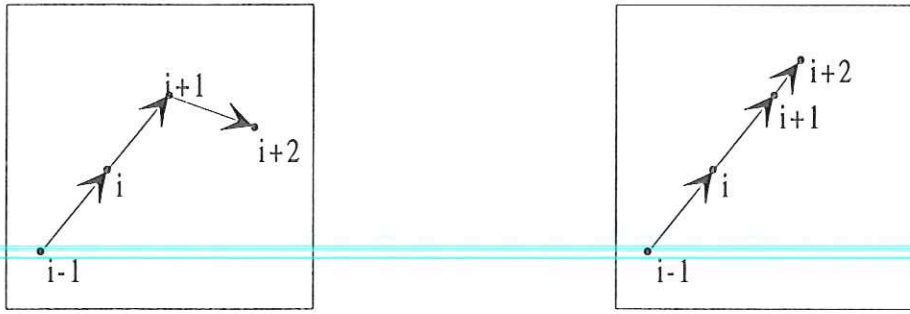


Figure 7.29 : Le cas de gauche est considéré comme moins cohérent que celui de droite vis à vis de la cohérence de la trajectoire. Cela est pris en compte grâce à l'utilisation d'une distance pomme avec un coefficient pondérateur faible.

Nous introduisons deux paramètres qui permettent de mieux contrôler le comportement de cette validation par cohérence de trajectoire :

- un nombre de vecteurs minimal par trajectoire,
- la validation éventuelle de vecteurs solitaires.

Pour parler de trajectoire, il faut que nous disposions d'au moins deux vecteurs déplacements successifs. Il peut être intéressant de ne conserver que les trajectoires longues. En choisissant un nombre minimal de vecteurs par trajectoire suffisamment grand, et en rejetant toutes les trajectoires de longueur inférieures, nous ne pouvons retenir que ces longues trajectoires.

L'autre paramètre a l'effet inverse. Il sert à obtenir plus de vecteurs résultats après validation par cohérence. En effet, dans une séquence d'images résultat, il existe toujours un certain nombre de vecteurs solitaires (i.e. qui n'appartiennent à aucune trajectoire). Si l'option de validation des vecteurs solitaires est choisie, une deuxième passe de l'algorithme est effectuée après la validation des trajectoires par cohérence. Au cours de cette seconde passe, les vecteurs solitaires sont comparés aux vecteurs de la même image ayant été validés par cohérence de trajectoire. Si il existe au moins un vecteur validé par cohérence de trajectoire similaire (au sens de la distance pomme) au vecteur solitaire considéré dans son voisinage, alors il est validé. Ce second passage est donc une validation par cohérence spatiale (cf. figure 7.30).

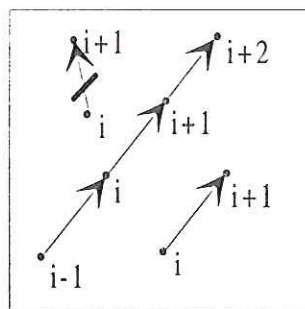


Figure 7.30 : Validation des vecteurs solitaires par cohérence spatiale vis à vis des vecteurs validés par cohérence de trajectoire.

Au total, cet algorithme de validation de vecteurs déplacements par cohérence de trajectoires nécessite donc 6 paramètres.

- un seuil sur la distance somme pour la comparaison des vecteurs dans une trajectoire,
 - un nombre de vecteurs minimal par trajectoire,
 - le coefficient de pondération α de la distance somme,
-
- un drapeau indiquant si l'option de validation des vecteurs solitaires est choisie ou non.
- et si oui,
- une taille de voisinage,
 - un seuil sur la distance somme pour la comparaison des vecteurs solitaires et de trajectoires au sein d'une image.

7.4.4.4. Statistique

Cette quatrième approche de validation ou d'élimination de vecteurs déplacements est statistique et correspond à une validation par critère spatial. Elle ne nécessite qu'une seule image résultat pour fonctionner. Son principe est élémentaire et fondé sur la loi des grands nombres. Sur une image résultat présentant un grand nombre de vecteurs déplacements, il existe peu de mouvements différents localement. Si, de plus, la méthode de suivi n'est pas trop mauvaise, le nombre de vecteurs justes est largement supérieur au nombre de vecteurs faux. Une manière d'éliminer ces vecteurs faux est donc de regrouper les vecteurs par classes et de dénombrer ces classes.

Pour cela, nous avons choisi de nous intéresser au critère de direction des vecteurs et de créer 8 classes.

Chacune de ces classes correspond à des vecteurs dont la direction appartient à un octant (cf. figure 7.31).

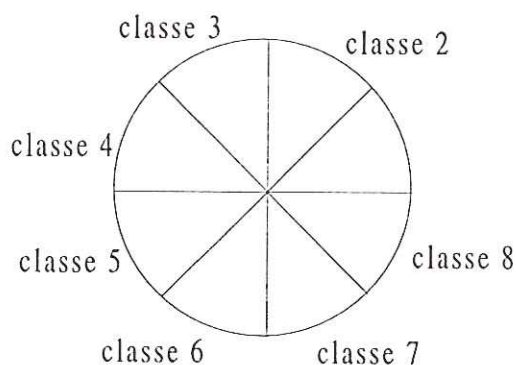


Figure 7.31 : Classification des vecteurs en 8 classes suivant leur direction.

Il suffit alors de valider le ou les octants qui comprennent le plus de vecteurs. En pratique, la validation des deux octants de cardinal plus élevé donne de bons résultats. Au contraire, la validation peut être facilement biaisée par exemple dans le cas de mouvements axiaux ou diagonaux (une faible déviation du vecteur le faisant alors changer d'octant). Remarquons que cette technique ne fonctionne évidemment pas pour des champs de déplacements divergents.

7.4.5. Résumé

Nous présentons un schéma récapitulant les différentes étapes de l'algorithme présenté pour le calcul de déplacements d'objets non rigides par points dominants multi-échelles.

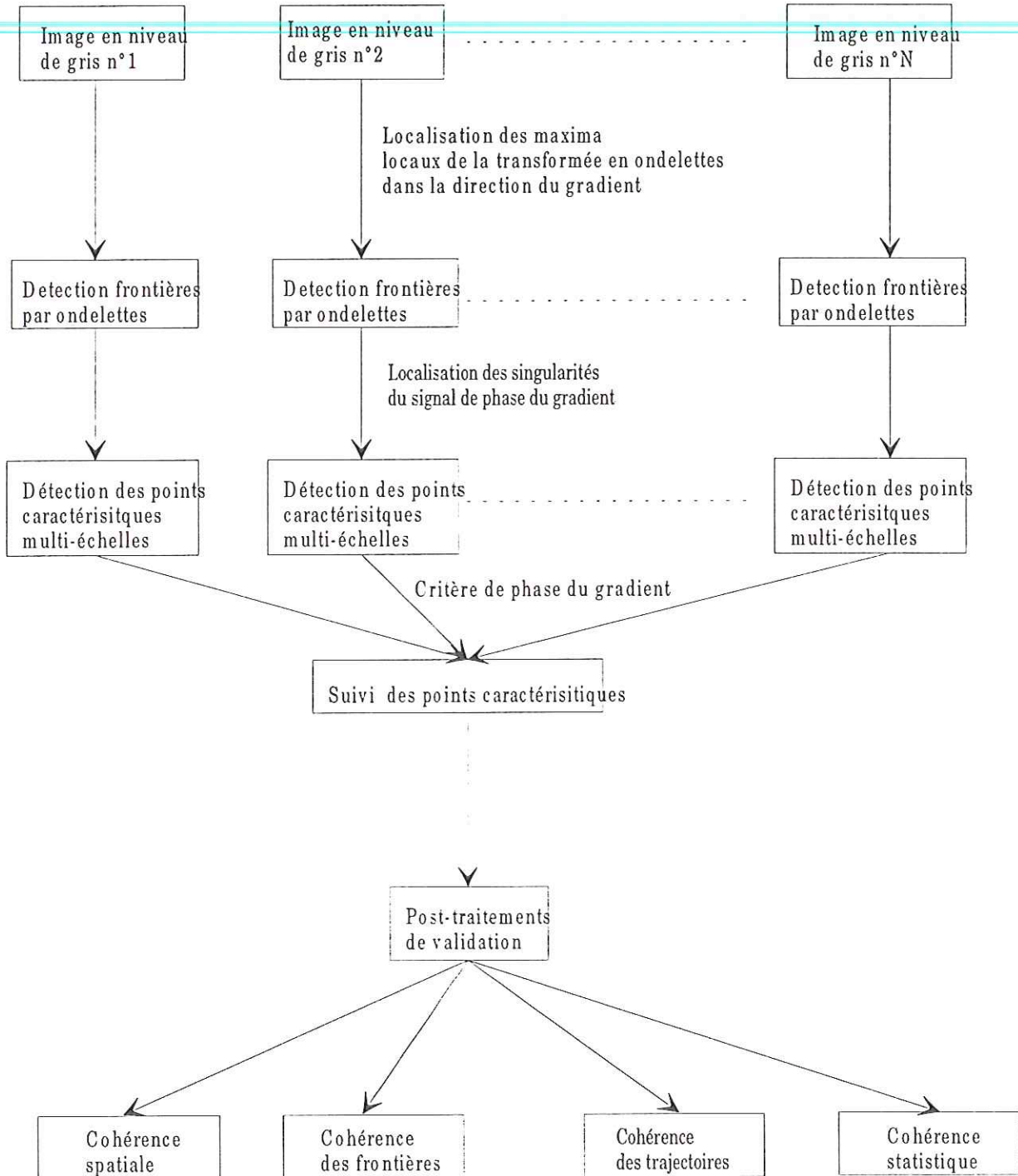


Figure 7.32 : Schéma de principe de l'algorithme de détermination du mouvement d'objets non rigides à partir d'une séquence d'images en niveaux de gris.

8. QUELQUES RESULTATS

8.1. RESULTATS

Dans ce chapitre, nous présentons des images résultats pour chacune des quatre étapes de l'algorithme présenté au chapitre 7. A chaque fois que cela est possible, nous testons la robustesse des algorithmes proposés en fonction de divers paramètres (tels que l'ajout de bruit, la sensibilité aux rotations ou aux changements d'échelles, etc...). Les images que nous utilisons présentent un caractère aussi général que possible. Nous nous servons des séquences suivantes :

- le blob (2 images binaires 256*256 pixels - objet déformable),
- le "E" (2 images en niveaux de gris 256*256 pixels - objet déformable),
- la fumée, le champignon (séquence de 10 images de taille 512*512 pixels pour la fumée et 256*256 pixels pour le champignon - objet déformable en mouvement),
- l'avion, le rectangle (séquence de 2 images de 128*128 pixels, objet rigide),
- la voiture, le téléphone (séquence de 8 images 512*512 pixels, objet rigide mais vu en perspective, donc apparaissant comme déformable),
- l'engrenage (séquence de 16 images de 512*512 pixels, objet déformable),
- météorologique (séquence de 30 images de 256*256 pixels, objets déformables en mouvement),
- le cylindre (séquence de 10 images de 256*128 pixels, objet déformable).

Des exemples des images initiales de chacune de ces séquences sont présentés lors de leur première utilisation. Nous présentons d'autres résultats de cet algorithme de détermination du mouvement sur des images d'écoulements de fluides (turbulents ou non) dans la quatrième partie de ce mémoire.

8.1.1. La détermination des frontières

Dans ce paragraphe, nous étudions le comportement de l'algorithme de détermination des frontières en fonction de divers paramètres perturbateurs. Cet algorithme de détection est la première étape de la technique de mesure du déplacement d'objets non rigides. Il a été décrit en détail au paragraphe 4.1 du chapitre 7.

La robustesse de cet algorithme de localisation des frontières est testée vis à vis de 3 paramètres :

- le bruit,
- le changement d'échelle de l'objet,
- la rotation de l'objet.

Le premier résultat intéressant est de montrer l'effet du choix de la valeur de l'écart type de la gaussienne utilisée pour le calcul d'une échelle de la transformée en ondelettes. Cet écart type ou échelle (nous emploierons indifféremment les deux termes) est défini au paragraphe 1.6. La figure 8.1 présente les frontières d'une image de la séquence fumée à différentes valeurs de σ , donc à différentes échelles.

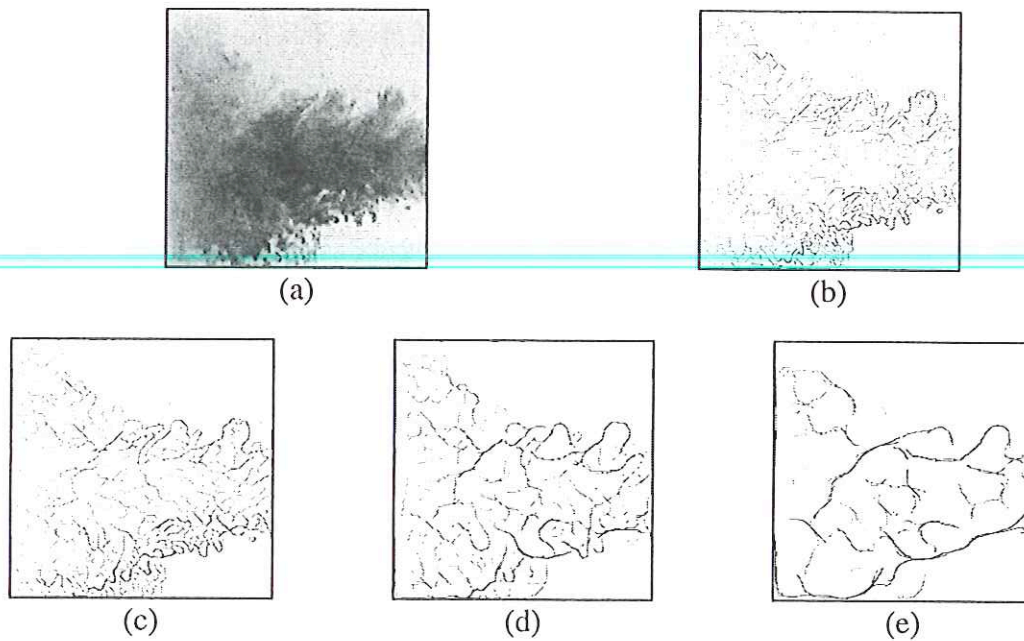


Figure 8.1 : (a) Image initiale de la séquence fumée (512*512 pixels) (b-e) frontières détectées par l'algorithme de localisation des maxima du module de la transformée en ondelettes dans la direction du gradient à différentes échelles (données en pixel) (b) à l'échelle 1 (c) à l'échelle 2 (d) à l'échelle 4 (e) à l'échelle 8.

Sur cette figure, la relation entre l'échelle et le niveau de détail des frontières détectées est particulièrement visible. Le choix de l'échelle de détection reste l'un des points délicats de cet algorithme. Il doit être guidé par le niveau de détails que l'on désire conserver sur les frontières mais demeure très subjectif.

Pour tester l'effet du bruit, nous ajoutons à une image un bruit gaussien dont nous contrôlons la valeur de l'écart type. Nous avons réalisé plusieurs essais pour des valeurs de plus en plus grandes de cet écart-type. La détection des frontières reste toujours exacte même pour des valeurs de rapport signal sur bruit très faible. Sur l'exemple suivant, l'image de l'avion est bruitée par un bruit gaussien de 5 db, si bien que visuellement la localisation des frontières n'est pas totalement évidente. Pour autant, l'algorithme donne toujours un résultat proche du cas non bruité. Le rapport signal sur bruit utilisé est égal au logarithme du rapport entre le contraste de l'objet et l'écart type du bruit gaussien.

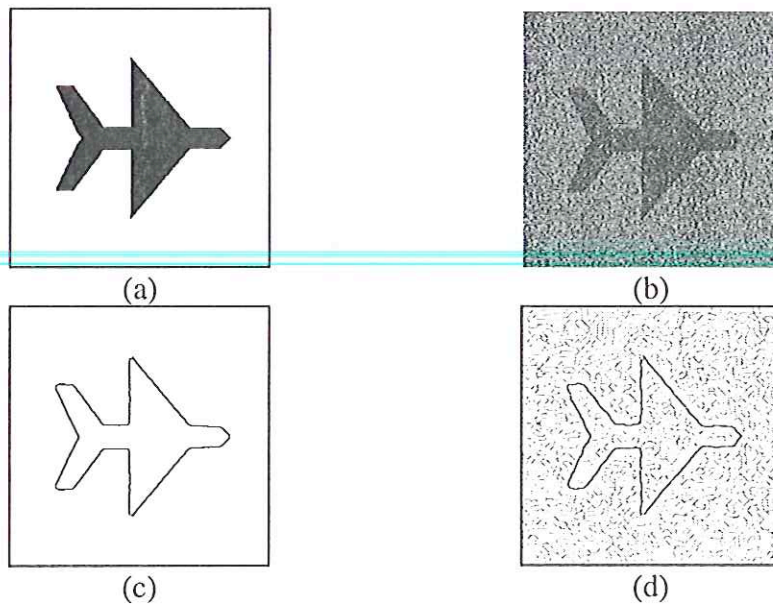


Figure 8.2 : (a) Image initiale de la séquence "avion" (b) avion bruité par un bruit gaussien de 5 db (c) frontières détectées à l'échelle 2.5 sur l'image non bruitée (d) frontières détectées à l'échelle 2.5 sur l'image bruitée.

La seule différence entre les cas bruité et non bruité est l'ajout d'un certain nombre de petites frontières correspondant à des discontinuités du bruit gaussien, ainsi que la distorsion des formes des frontières. Toutefois, l'amplitude de ces discontinuités est forcément moins importante que celle du signal. Par conséquent, le module de leur transformée en ondelettes possède des valeurs plus faibles et les frontières de l'objet sont facilement discernables vis à vis des frontières provenant du bruit. Pour cela, il suffit de seuiller cette image de frontières en fonction de la valeur du module en chaque point. Le seuil peut être donné relativement à la valeur maximale du module. Ce choix possède le mérite de pouvoir être conservé pratiquement pour tous les types d'images. Dans certains cas précis, ce choix peut ne pas convenir. La valeur de ce seuil demeure donc l'un des paramètres difficiles à fixer.

Le second paramètre est le changement d'échelle de l'objet. Pour tester son influence, nous avons choisi un objet très simple (un rectangle binaire) dont nous faisons varier la taille d'un facteur 2. Les frontières détectées pour ces deux objets de tailles très différentes restent similaires. L'insensibilité de l'algorithme de détection des frontières en fonction d'éventuelles rotations de l'objet est démontrée par la figure suivante (rotation du rectangle).

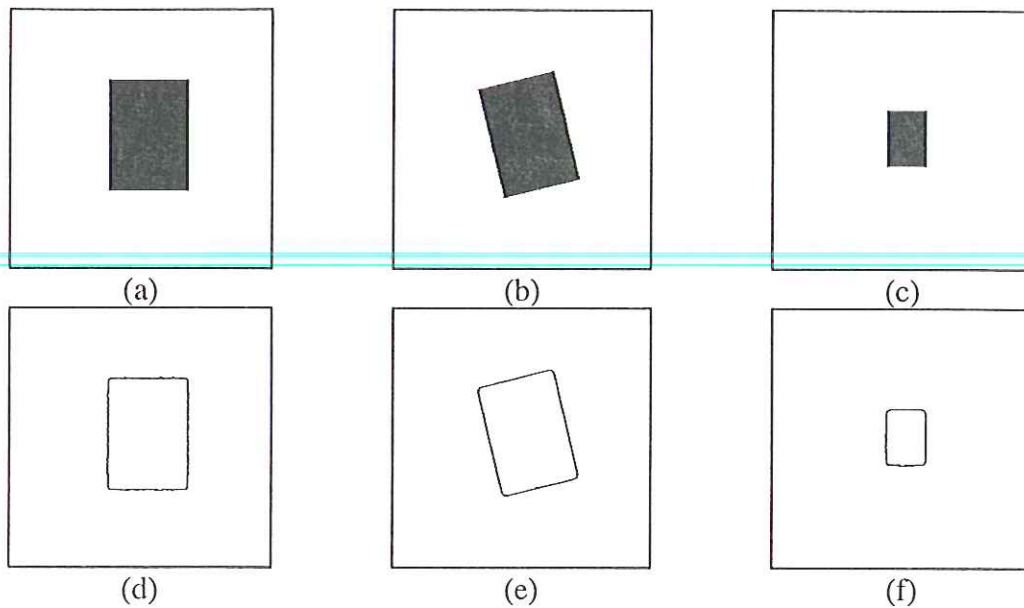


Figure 8.3 : (a) Image initiale de la séquence "rectangle" (b) rectangle ayant subi une rotation de 25° (c) rectangle ayant subi une anamorphose de coefficient 0.5 suivant chaque axe (d-f) frontières détectées sur les images (a-c) respectivement, à l'échelle 2.5.

8.1.2. La détection des points dominants multi-échelles

La détection des points caractéristiques est la seconde étape de l'algorithme de mesure du déplacement d'objets non rigides. Il a été décrit au paragraphe 4.2 du chapitre 7. Son principe est de détecter les singularités du signal de phase le long des frontières.

Le premier résultat est de montrer la relation entre la valeur du seuil de courbure γ_s et les points caractéristiques multi-échelles détectés. Pour de fortes valeurs de γ_s , les points doivent correspondre à des changements d'orientation importants de la direction de la frontière. Au contraire, plus ce seuil est bas, plus les points dominants peuvent correspondre à de petites variations de courbure. Les résultats obtenus sont tout à fait en accord avec ces comportements (cf. figure 8.4).

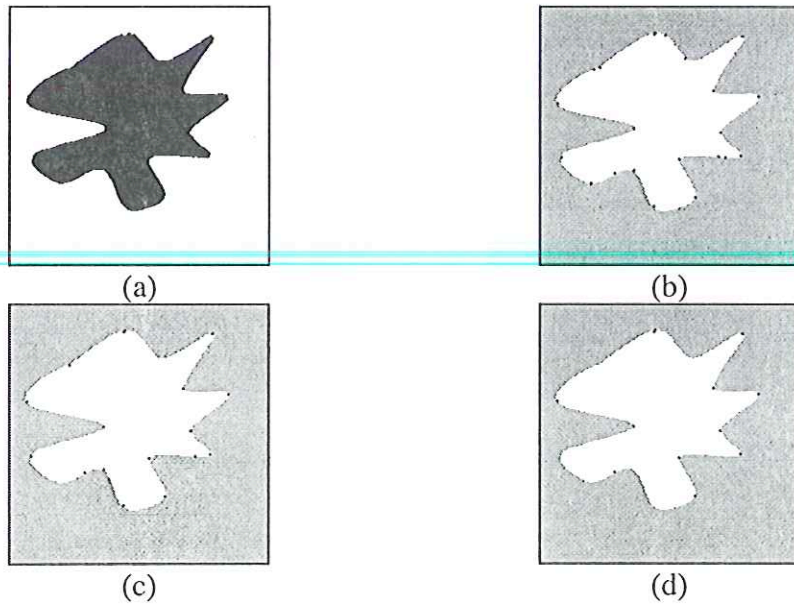


Figure 8.4 : (a) Image initiale de la séquence "blob" (b-d) points caractéristiques multi-échelles détectés pour les valeurs suivantes de γ_s (b) $\gamma_s=0.2$ (c) $\gamma_s=0.3$ (d) $\gamma_s=0.4$

Sur une image en niveaux de gris, l'algorithme donne le résultat suivant. Les paramètres sont fixés comme suit : échelle de détection des frontières à 2.5, seuil de courbure à 0.4.

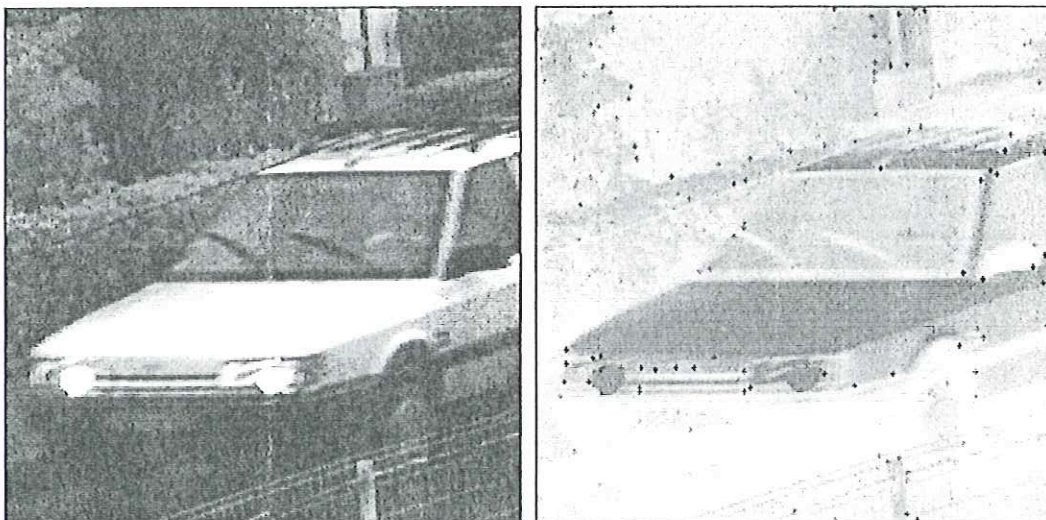


Figure 8.5 : (a) Image initiale de la séquence "voiture" (b) points caractéristiques multi-échelles détectés pour $\gamma_s=0.4$. (image représentée en négatif pour la visualisation)

Sur une image plus géométrique, le résultat obtenu est le suivant.

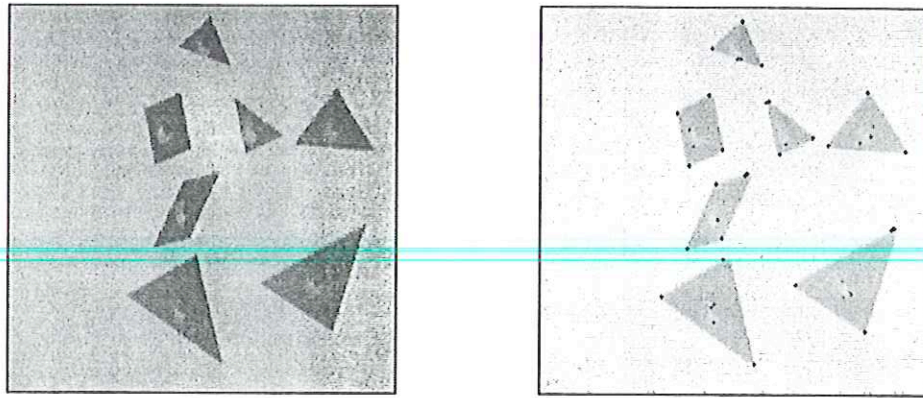


Figure 8.6 : (a) Image "triangle" (b) points caractéristiques détectés pour des frontières à l'échelle 1.5 et un seuil de courbure $\gamma_s=0.4$.

La robustesse de cet algorithme de détection de points caractéristiques multi-échelles par ondelettes est testée vis à vis de la rotation éventuelle des objets et de l'ajout de bruit aux images en niveaux de gris. En effet, bien que nous ayons vu que la détection des frontières est toujours valide pour des valeurs de rapport signal sur bruit faible, la présence de bruit peut modifier les valeurs de la phase du gradient le long de ces frontières. Il est donc important de voir si la localisation des points caractéristiques reste correcte. Pour cela, nous reprenons le cas de l'avion bruité (cf. figure 8.7). Les résultats ci-dessous montrent la différence entre les points obtenus sur l'avion bruité (5 db) et sur l'avion non bruité.

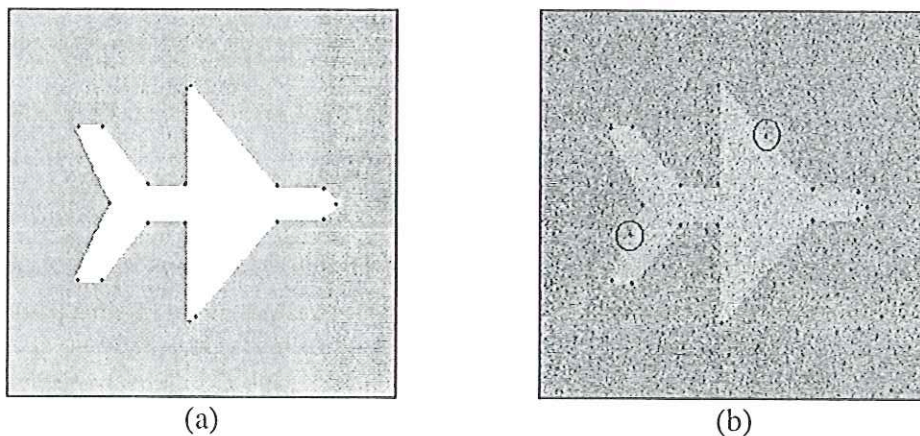


Figure 8.7 : (a) Points obtenus sur l'avion non bruité pour $\gamma_s=0.3$ (b) points obtenus sur l'avion bruité (5 db) pour $\gamma_s=0.3$.

La différence entre les deux résultats est l'ajout de deux points caractéristiques (cerclés) le long de frontières apparaissant comme rectilignes. Cela est dû à de micro-perturbations de la phase du gradient le long de ces frontières. Ces micro-perturbations sont détectées comme des singularités du signal de phase et donc sont considérées comme des points caractéristiques. Toutefois, ces artefacts ne nous semblent pas très importants vis à vis du niveau de bruit ajouté aux images.

La figure 8.8 prouve que cet algorithme de détection de points caractéristiques est aussi relativement peu sensible à d'éventuelles rotations des objets. Sur le "rectangle tourné", les mêmes points caractéristiques sont obtenus. Le point double obtenu dans l'angle supérieur droit du rectangle est dû à des phénomènes de bords lors du traitement du signal de phase. En

effet, l'algorithme de calcul de la transformée en ondelettes du signal de phase impose une taille de ce signal en puissance de deux. Il est donc nécessaire de prolonger le signal initial. Divers prolongements sont possibles : prolongement par des valeurs nulles, prolongement périodique ou miroir. Nous avons choisi de prolonger le signal par des valeurs nulles. Ce choix a le mérite d'être simple mais il produit des discontinuités du signal. Ainsi, les points extrémités des frontières sont toujours détectés comme points caractéristiques. Ce phénomène peut être perçu soit comme un avantage soit comme un inconvénient. Dans le cas de figure ci-dessous, cela apparaît plutôt comme un artefact. Les autres prolongements permettent d'éviter ce problème. Leur programmation fait partie des perspectives de ce travail.

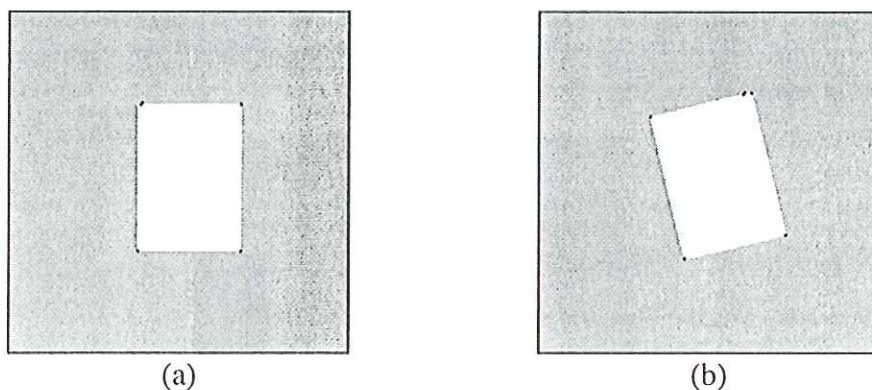


Figure 8.8 : (a) Points caractéristiques obtenus sur le rectangle et sur le rectangle ayant subi une rotation pour $\gamma_s=0.4$.

En conclusion, il apparaît que cet algorithme de détection de points caractéristiques multi-échelles par localisation des singularités de la phase du gradient fournit des points judicieux et est relativement robuste vis à vis du bruit et de la rotation des objets. La détection de ces points nécessite le choix de deux paramètres :

- le seuil de courbure en dessous duquel les points ne sont pas considérés comme caractéristiques,
- l'échelle d'estimation du coefficient de Lipschitz.

L'influence de cette échelle est explicitée au paragraphe 4.2 du chapitre 7. Rappelons que nous éliminons d'office les points de la frontière dont le coefficient de Lipschitz est négatif. Cette estimation est réalisée à une certaine échelle de la transformée en ondelettes du signal de phase. Le choix de la valeur de cette échelle n'est pas très critique. En effet, dès que la valeur de cette échelle n'est pas trop petite, les singularités du signal correspondant à du bruit sont éliminées. Au contraire, le choix d'une échelle trop grande implique que certaines singularités caractéristiques du signal sont considérées comme du bruit. Il faut donc choisir une échelle relativement faible.

8.1.3. La mise en correspondance des points caractéristiques

La mise en correspondance des points caractéristiques est la troisième étape de la mesure du mouvement d'objets non rigides. Au paragraphe 4.3 du chapitre 7, nous avons proposé trois méthodes d'association reposant sur la distance somme. Il s'agit de l'association simple, avec back tracking et avec historique. Avant de présenter les différents résultats obtenus pour la détermination des déplacements et déformations d'un objet déformable, il peut être intéressant d'étudier leurs effets pour des objets rigides.

La figure suivante illustre le suivi des points caractéristiques réalisé sur la séquence du rectangle (le rectangle subit une rotation de 25° entre les deux images). Le résultat de la mise en correspondance des points détectés (cf. figure 8.9) donne bien cette information sur le déplacement de l'objet entre les deux images.

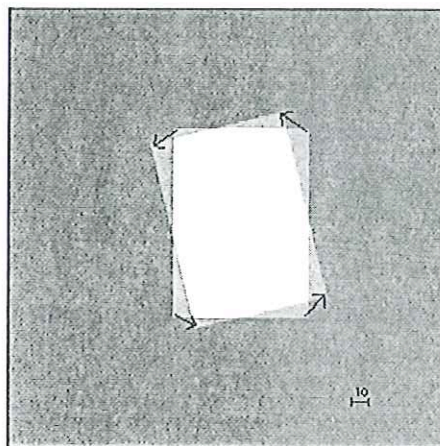


Figure 8.9 : Suivi des points caractéristiques sur la séquence du rectangle.

Pour un cas plus compliqué que celui d'un objet géométrique et d'un déplacement simple, le résultat obtenu est correct. L'exemple généré est celui d'une rotation et d'une translation combinées de la première image de la séquence du blob. Dans ce cas, l'objet et le déplacement sont moins simples.

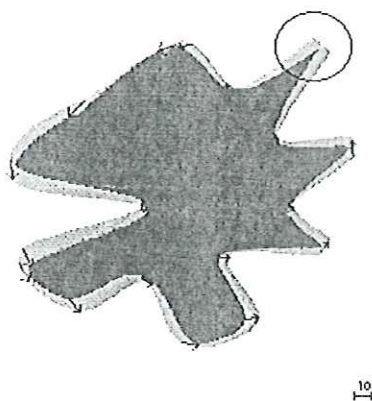


Figure 8.10 : Suivi des points caractéristiques sur le blob pour un déplacement obtenu par rotation de 5° et une translation de $(3*1)$ pixels par le suivi avec back tracking.

Sur cet exemple, un des points caractéristiques n'a pas été suivi (cerclé sur la figure ci-dessus). Ce point a simplement changé de face de la bosse du blob. A cause de la rotation imposée, ce point est devenu le premier point de l'objet rencontré par le balayage de l'image. Il s'agit donc du premier point du signal de phase construit le long de la frontière. Le prolongement de ce signal induit sa détection comme point caractéristique (phénomène décrit pour le cas de la rotation du rectangle). Or ce n'est pas exactement le même point qui est détecté avant la rotation du blob. Par conséquent, les deux vecteurs gradients associés à ces points ne sont pas similaires. Ces deux points ne peuvent donc être associés. Toutefois, l'algorithme ne fournit pas d'erreurs, il manque simplement une information.

Le bon comportement de cet algorithme de mise en correspondance pour le cas d'objets rigides s'explique par le fait que les points caractéristiques gardent une localisation relative à l'objet constante au cours du déplacement. Par conséquent, leurs vecteurs gradients associés restent invariants et la distance pomme entre deux points en correspondance est pratiquement nulle. Il n'existe donc aucune ambiguïté sur l'association des points caractéristiques.

Etudions à présent le comportement des différents algorithmes de suivi proposé dans le cas de déplacement ou de déformation d'objets non rigides. Nous présentons les résultats obtenus pour les méthodes d'associations suivantes :

- simple,
- avec back tracking,
- avec back tracking et historique,
- avec la distance pomme et euclidienne combinées et back tracking.

Ces différentes méthodes sont testées sur la séquence du blob chaque fois que cela est possible. Cette séquence ne comportant que deux images, la technique prenant en compte l'historique des points ne peut être appliquée. Cette méthode est donc testée sur une autre séquence. Le choix de la séquence du blob est motivé par la simplicité des déplacements mis en jeu et par le fait que ceux ci représentent assez bien le cas général de déformation d'un objet. Cette séquence a été générée en déplaçant les points de contrôle d'une courbe déformable. Il n'existe donc a priori aucune loi sur le mouvement général des points. Nous nous plaçons donc dans le cas général de déformation d'un objet. Les déplacements simulés sont relativement importants (de l'ordre de 25 pixels). Les résultats obtenus sont présentés sur la figure ci-dessous pour les deux méthodes d'association (simple et back tracking).

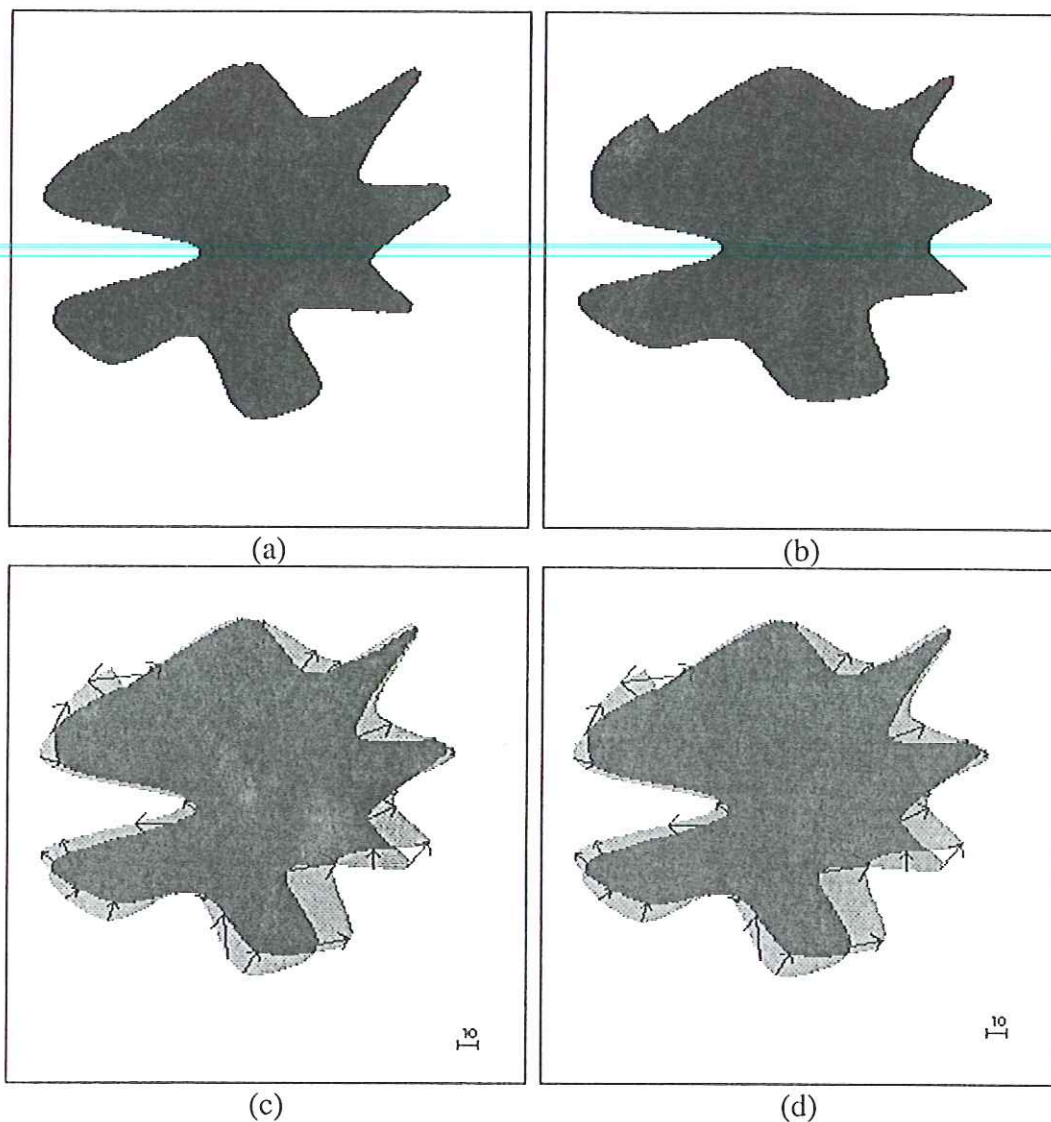


Figure 8.11 : (a-b) 2 images successives de la séquence "blob" (c) suivi des points caractéristiques par association simple (d) suivi des points caractéristiques avec un back tracking

Pour les deux résultats présentés, les paramètres de la méthode sont identiques :

- seuil de courbure : 0.2,
- taille du voisinage de recherche : 52,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- pourcentage du module de gradient : 80,
- coefficient pondérateur α de la distance pomme : 0.1.

La comparaison des résultats fournis par l'association simple et par back tracking indique qu'il n'existe aucune différence dans ce cas là. Cette absence de différence n'est pas un cas particulier, mais au contraire est vérifiée dans la plupart des expérimentations réalisées. Ce phénomène s'explique par l'absence d'ambiguïté pour l'association des points vis à vis du critère de phase du gradient. Si la correspondance entre un point de la première image et un autre de la seconde image est très bonne vis à vis du critère considéré, il n'existe aucune raison

pour que cette même correspondance ne soit pas aussi la meilleure association pour le point de la seconde image. Ainsi, lorsque l'algorithme trouve des très bonnes associations, l'ajout d'un back tracking n'apporte aucune amélioration.

Par contre, pour des associations moins bonnes (c'est à dire avec des distances comme inter gradient plus importantes), l'étape de back tracking permet d'éliminer certaines erreurs. Pour démontrer cet effet, nous considérons deux cas : la séquence dite du champignon (fumée s'élevant verticalement) et celle de la voiture. Pour ces deux cas, les résultats obtenus pour un seuil de distance élevé présentent des différences (cerclées sur les figures) entre les deux algorithmes d'associations. La diminution du seuil sur la distance comme entraîne l'élimination de ces différences (nous ne conservons plus alors que les meilleures associations).

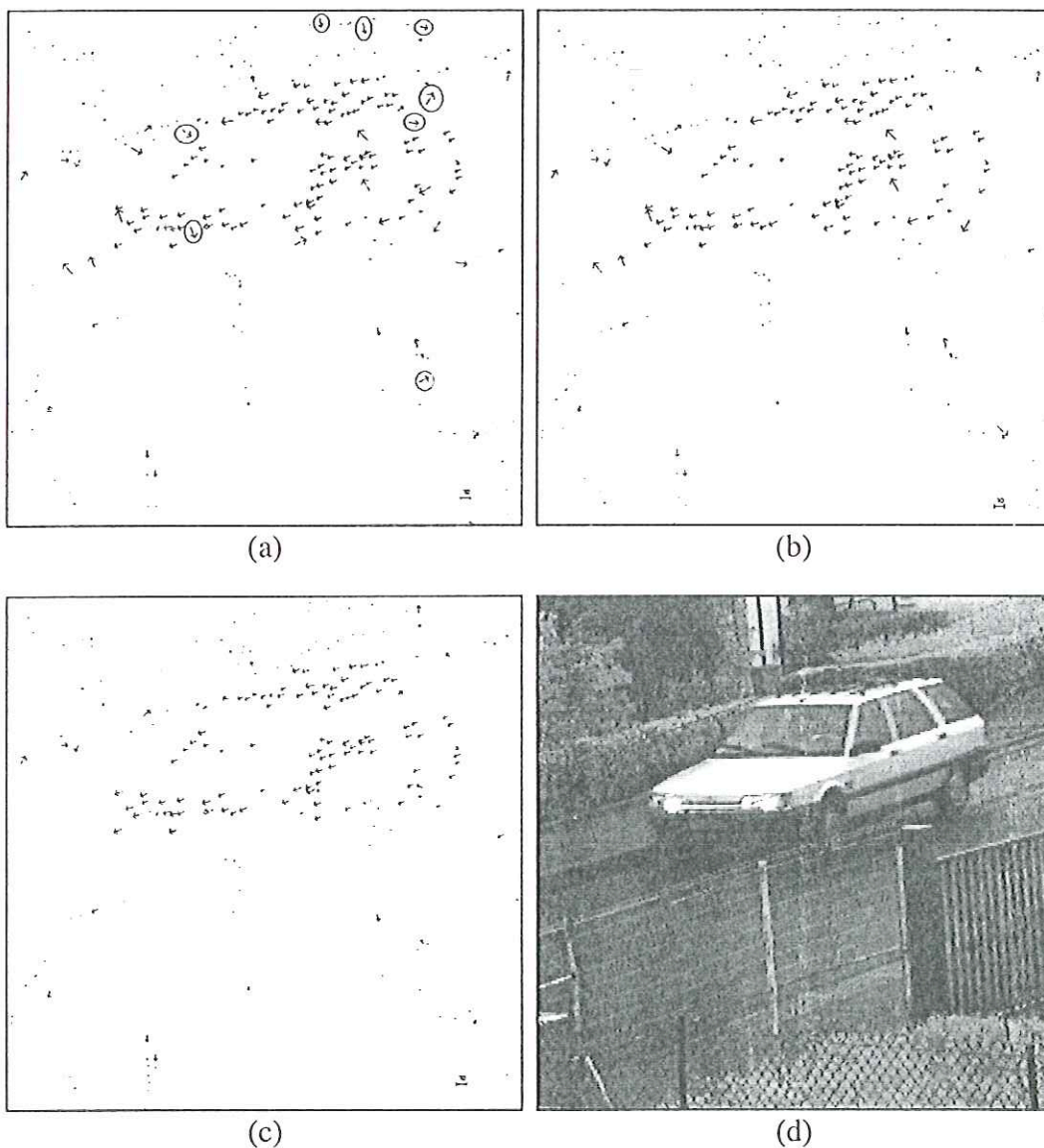


Figure 8.12 : (a) Association simple sur la séquence voiture, seuil de distance : 1 (b) association avec back tracking sur la séquence voiture, seuil de distance : 1 (c) association simple ou avec back tracking sur la séquence voiture, seuil de distance : 0.1.

Sur cet exemple, les autres paramètres sont fixés comme suit :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 24 pixels,
- pourcentage du module du gradient : 80,
- coefficient pondérateur α : 0.1.

La figure suivante illustre le même phénomène sur le champignon. La diminution d'un facteur 10 du seuil sur la distance comme entraîne la disparition des dissemblances entre l'association simple et le back tracking.

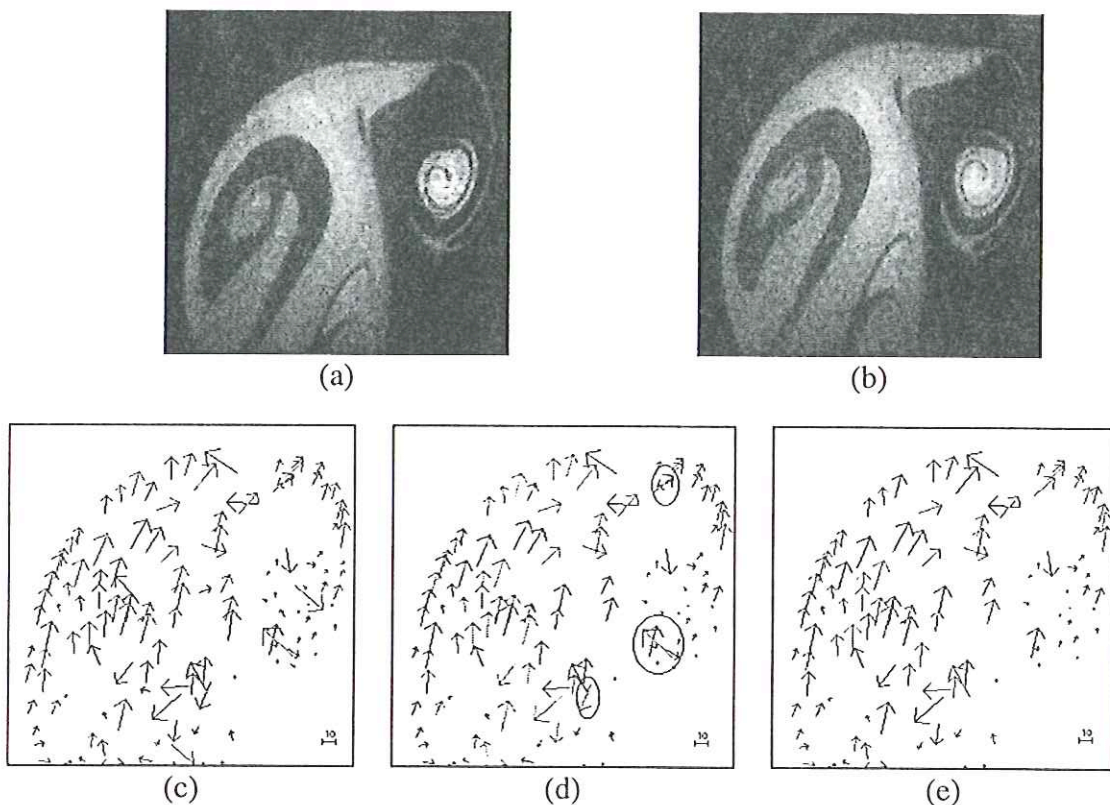


Figure 8.13 : (a-b) Deux premières images de la séquence champignon (c) association simple, seuil de distance : 0.1 (d) association avec back tracking, seuil de distance 0.1 (e) association simple ou avec back tracking, seuil de distance : 0.01.

En conclusion de cette comparaison, il apparaît que le critère choisi est suffisamment discriminatoire puisque lorsque les deux vecteurs gradients sont très proches l'un de l'autre, l'association entre les deux points correspondants déterminée de la première image vers la seconde est toujours vérifiée lors de l'association de la seconde image vers la première. Cependant, l'utilisation de la méthode avec back tracking garantit la réversibilité des associations. L'étude d'une séquence dans un ordre ou dans l'ordre inverse donnera les mêmes résultats. Nous préconisons donc l'emploi de cette technique.

La troisième technique d'association à tester est celle utilisant (en plus du back tracking) l'historique du déplacement des points. Pour mesurer son apport, nous étudions le cas de la séquence "champignon". Ce choix est motivé par les raisons suivantes :

- la séquence doit comporter au minimum trois images,
- les déplacements doivent être importants pour bien visualiser les différences entre les méthodes,
- le résultat obtenu par back tracking doit contenir un certain nombre de défauts.

La figure 8.14 montre les deux images résultats obtenues par association avec back tracking et par association avec historique des déplacements.

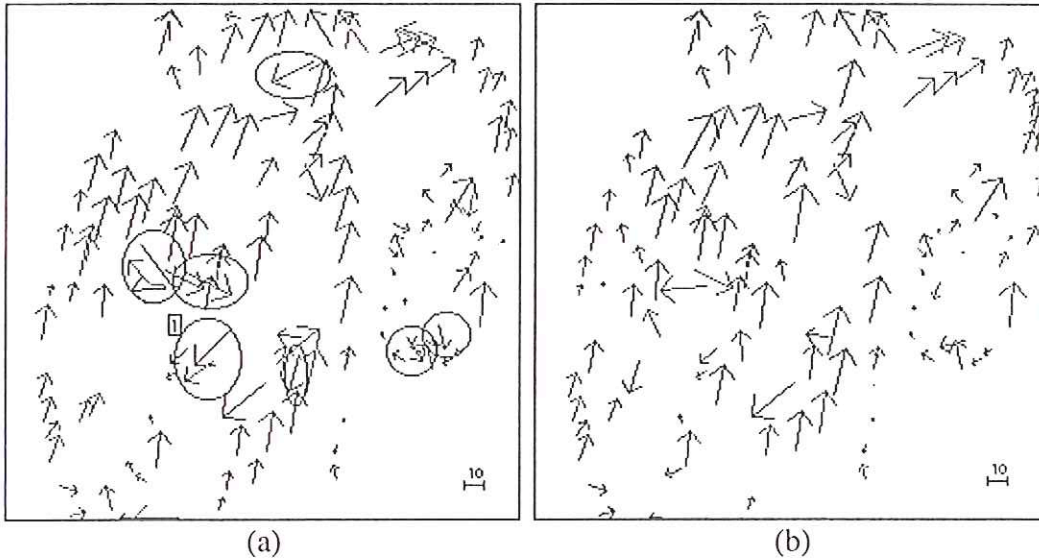


Figure 8.14 : (a) Associations obtenues entre les images n°2 et n°3 de la séquence champignon par back tracking, seuil de distance : 0.01 (b) associations obtenues en tenant compte de l'historique des déplacements, seuil de distance : 0.01, coefficient de réduction de la taille du voisinage de recherche : 4.

La différence entre ces deux résultats est nettement visible (vecteurs cerclés). Un certain nombre de vecteurs, dont la direction est totalement erronée sur le premier résultat, ont bénéficié de l'exactitude d'un vecteur trouvé entre l'image n°1 et l'image n°2. Ils apparaissent alors comme exacts sur le second résultat. Par exemple, pour le cas des vecteurs correspondant au cercle n° 1, l'information d'historique des déplacements permet de retrouver le déplacement correct. L'historique des déplacements permet de décaler le voisinage de recherche dans la direction du déplacement et de réduire sa taille. Ainsi, les points caractéristiques considérés dans ce voisinage sont a priori de meilleurs candidats à l'association.

Malheureusement, nous ne disposons pas de l'historique des déplacements pour chaque vecteur. Il reste donc des vecteurs faux sur le second résultat. Lorsque cette information d'historique est absente, les deux algorithmes (par back tracking seul et par back tracking et historique) sont rigoureusement identiques. Il est donc normal qu'il subsiste quelques associations fausses. Celles-ci peuvent être éliminées par des post traitement du type validation par cohérence spatiale.

Enfin, cette technique n'apporte aucun plus pour le calcul des associations entre la première et la seconde image (ne disposant d'aucune information sur l'historique des points). Cette technique d'association ne devient intéressante que pour des séquences d'au minimum trois images.

Pour l'exemple d'association présenté, les paramètres de la méthode sont :

- seuil de courbure : 0.01,
- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille initiale du voisinage de recherche : 48,
- pourcentage du module du gradient : 80,
- coefficient pondérateur α : 0.1.

Il reste à évaluer l'influence de l'ajout d'une distance euclidienne entre la localisation des points (en plus de la distance pomme entre les vecteurs gradients) dans le critère d'association. En toute rigueur, il serait nécessaire de tester les trois techniques d'associations proposées vis à vis de ce nouveau critère. Les différences entre ces méthodes étant relativement faibles, il apparaît suffisant d'étudier l'influence de changement de critère seulement sur l'une d'entre elles. Nous avons donc choisi de considérer le cas de l'association par back tracking. La séquence considérée est celle du blob. Le résultat obtenu est illustré sur la figure 8.15.

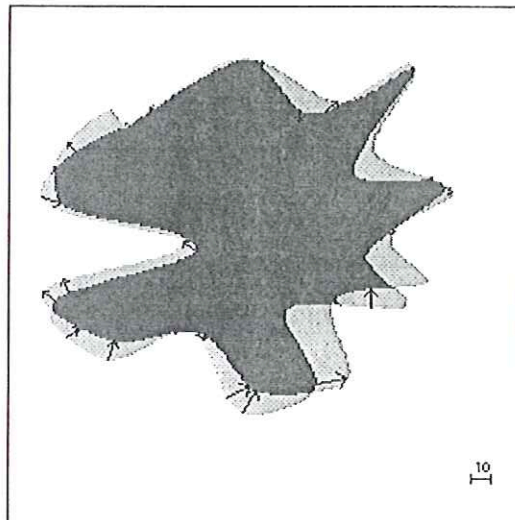


Figure 8.15 : Associations des points caractéristiques en fonction d'un critère portant à la fois sur la phase des vecteurs gradients et sur la localisation des points.

Ce résultat a été obtenu pour un seuil sur la somme des distances pomme (sur les vecteurs gradients) et euclidienne (sur la localisation des points) d'une valeur de 1. Dès que la valeur de ce seuil est supérieure à 1, le résultat obtenu est identique. Si quelques unes des associations obtenues semblent meilleures que pour le critère unique de phase du gradient, il manque un nombre important d'associations. En particulier, tous les grands déplacements ne sont pas mesurés. Rappelons qu'ils étaient obtenus lors de l'utilisation de la distance pomme (cf. figure 8.11). Par conséquent, ce critère double ne nous semble pas adapté à la résolution du problème de mise en correspondance dans le cas de déformation d'objets.

En conclusion, la meilleure méthode d'association est celle tenant compte de l'historique des déplacements, historique obtenu par des mesures antérieures. Lorsque la longueur de la séquence d'image ne permet pas l'emploi de cette technique, l'association avec back tracking garantit la réversibilité des déplacements mesurés. Enfin, la prise en compte de la distance

euclidienne entre les points caractéristiques n'améliore pas la qualité des mesures effectuées. Au contraire, les grands déplacements sont fortement pénalisés par cette technique.

Les paramètres de la méthode d'association retenue sont au nombre de quatre : la taille du voisinage de recherche, le seuil sur la distance somme, le coefficient pondérateur de cette distance et le seuil sur le module des points caractéristiques. (Ce dernier paramètre est lié à l'étape de détection des frontières).

8.1.4. Les post-traitements

Pour comparer les efficacités des différents algorithmes de validation d'association, il est nécessaire de les tester sur la même image. Or, l'algorithme de validation par cohérence de trajectoire nécessite une séquence d'au minimum 3 images. De plus, l'image avant traitement doit présenter un certain nombre de vecteurs erronés de telle façon qu'il soit possible de quantifier l'efficacité des méthodes en mesurant le pourcentage de vecteurs faux éliminés.

Au vu de ces critères, le choix se porte sur la séquence "champignon" car le nombre de vecteurs obtenus est suffisamment important pour faire office d'échantillon représentatif et les résultats présentent quelques imperfections. De plus, la séquence initiale comporte plus de 3 images. Nous nous intéressons aux associations obtenues entre l'image n°2 et l'image n°3 de cette séquence (images séparées de 40 ms). Les résultats après post-traitements sont représentés sur la figure ci dessous.

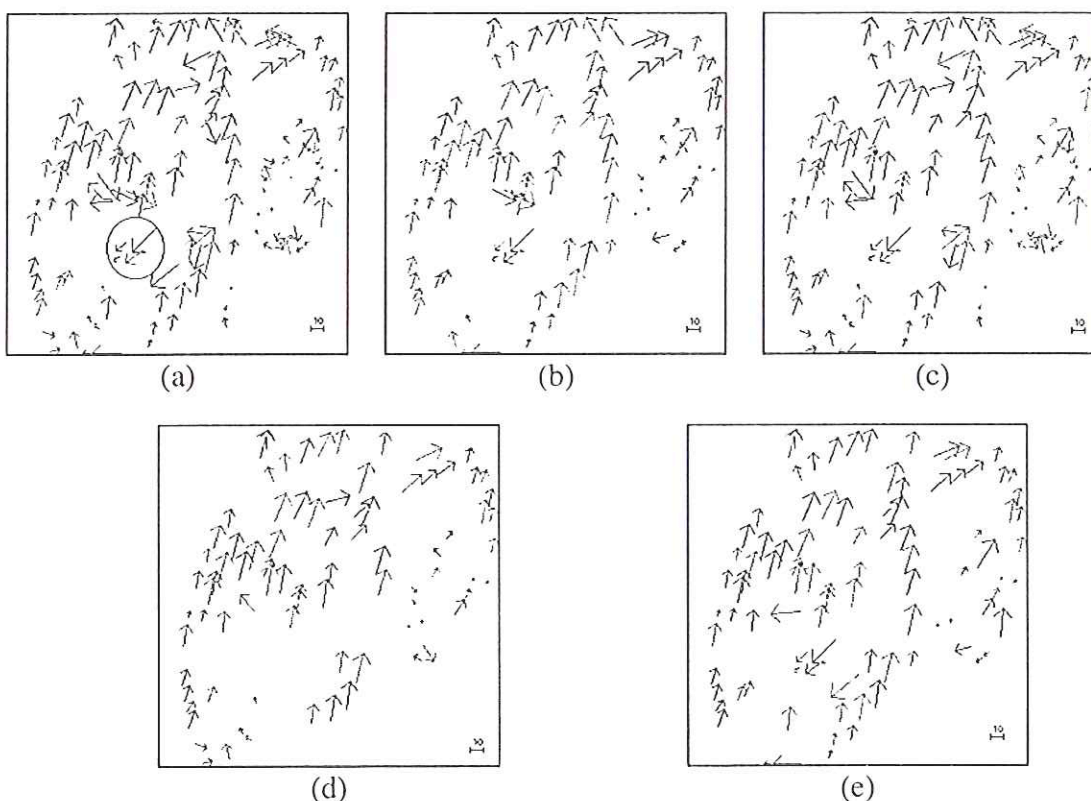


Figure 8.16 : (a) Image des associations avant post traitement (b-e) validation des associations par (b) cohérence spatiale (c) cohérence des frontières (d) cohérence des trajectoires (e) approche statistique.

Il apparaît que la meilleure technique de validation des associations est celle par cohérence de trajectoire. C'est la seule qui élimine le groupe de vecteurs cerclés dans l'image initiale. Les paramètres utilisés pour cette cohérence de trajectoires sont les suivants :

- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- nombre de vecteurs minimal par trajectoire : 2,
- validation des vecteurs solitaires : oui,
- taille du voisinage de recherche : 48,
- seuil sur la distance pomme pour les vecteurs solitaires : 0.01,
- coefficient pondérateur α : 0.1.

La validation par cohérence spatiale ainsi que statistique donne aussi de bons résultats. Pour l'approche spatiale, il suffit que deux vecteurs faux soient voisins et similaires pour être conservés. Ce cas de figure semble être relativement habituel puisqu'il intervient par deux fois dans l'exemple considéré. Pour l'approche statistique, les défauts sont dus à l'obligation de prendre une taille de voisinage suffisamment grande (128*128 pixels pour une image 256*256 pixels) pour avoir un échantillon représentatif de la direction des associations. Par suite, des déplacements locaux de directions différentes sont éliminés. C'est le cas des petits déplacements en bas de l'image. Malgré cela, la plupart des vecteurs conservés sont exacts.

Enfin, la technique par cohérence de frontière n'apporte pas d'amélioration notable par rapport au résultat brut. Cela provient de la seconde étape de validation (validation de toutes les correspondances entre frontières dès qu'il existe au moins deux associations). Mais, si cette seconde étape n'est pas réalisée, la majorité des vecteurs sont éliminés à cause de la fragmentation des frontières. Le seul avantage de cette technique est qu'elle ne nécessite aucun paramétrage.

Il apparaît finalement que les trois méthodes de validation donnant de bons résultats sont la cohérence des trajectoires, la cohérence spatiale et l'approche statistique.

Le choix de l'une ou l'autre de ces techniques dépend du type d'images à traiter. Lorsque cela est possible, l'emploi de la validation par cohérence de trajectoires donne les meilleurs résultats. Son inconvénient est de nécessiter un grand nombre de paramètres (cinq paramètres si le même seuil est choisi pour la validation des vecteurs appartenant à une trajectoire et pour les vecteurs solitaires). Si la séquence d'images est trop courte pour pouvoir utiliser cette méthode, la cohérence des frontières ou la validation statistique donnent de bons résultats. Si les déplacements mesurés dans chaque image sont assez homogènes, l'utilisation de validation statistique donne de meilleurs résultats que la cohérence des frontières, qui est toujours soumise aux défauts de la fragmentation des contours.

8.1.5. Quelques résultats finaux

Nous présentons quelques résultats de mesures obtenus par la méthode de détermination de déplacements d'objets non rigides par suivi de points dominants multi-échelles. Pour chacun des résultats, nous précisons simplement les différents paramètres et la méthode de post-traitement éventuellement employée. Par défaut, le coefficient pondérateur α vaut 0.1 et le pourcentage du module du gradient 80. Les résultats présentés sont d'un caractère général. Nous verrons dans la quatrième partie de ce mémoire des résultats plus spécifiques à l'étude des écoulements de fluides.

8.1.5.1. Séquence "E"

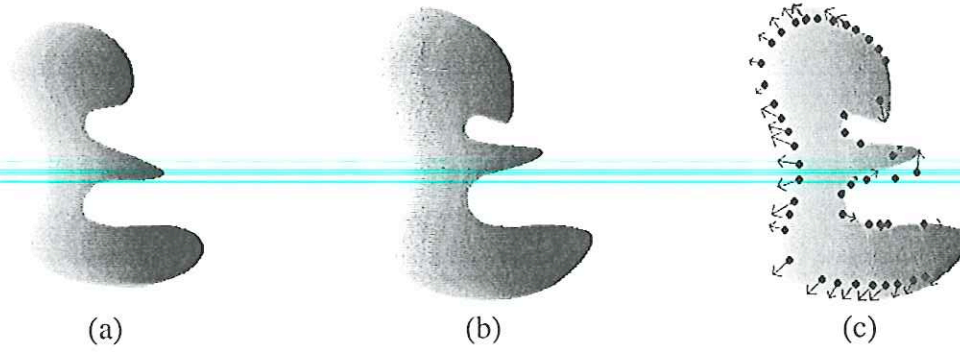


Figure 8.17 : (a-b) Image initiale (c) image résultat surimposée sur la seconde image de la séquence et sur la localisation des points caractéristiques.

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 3,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 38,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : aucune.

8.1.5.2. Séquence champignon

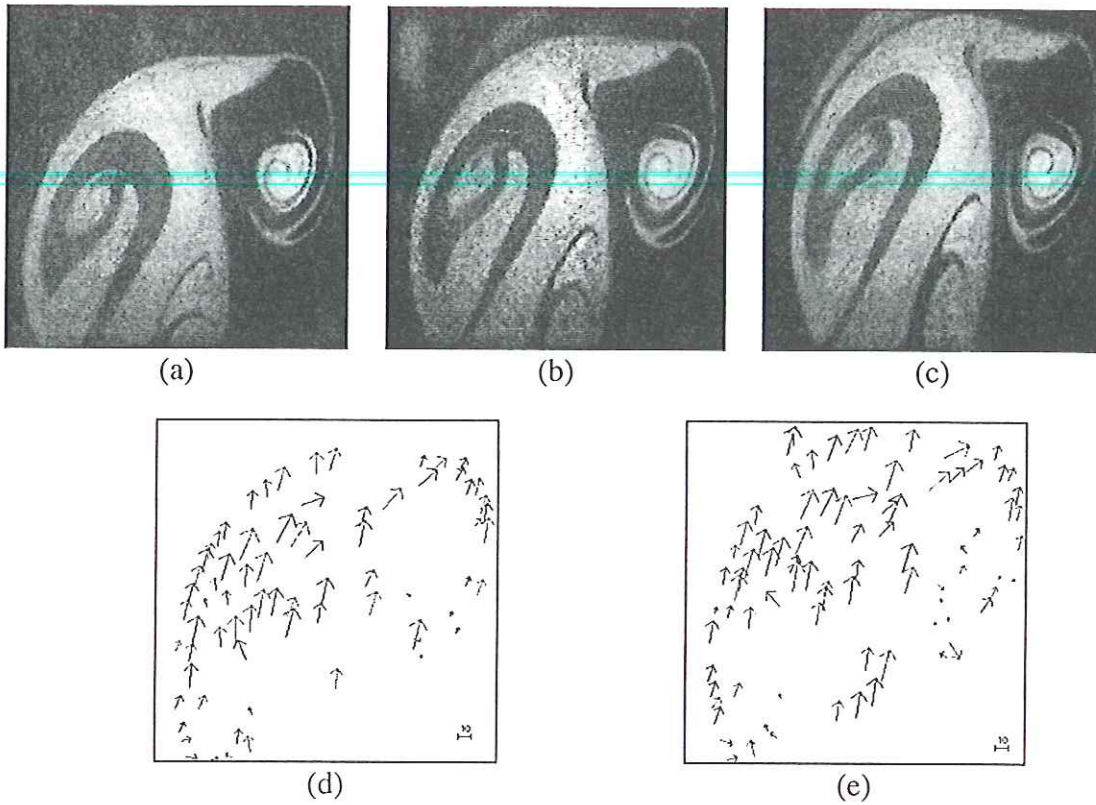


Figure 8.18 : (a-c) Trois images de la séquence (d-e) images résultats

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 48,
- seuil sur la distance pomme : 0.01,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : cohérence de trajectoire.

8.1.5.3. Séquence voiture

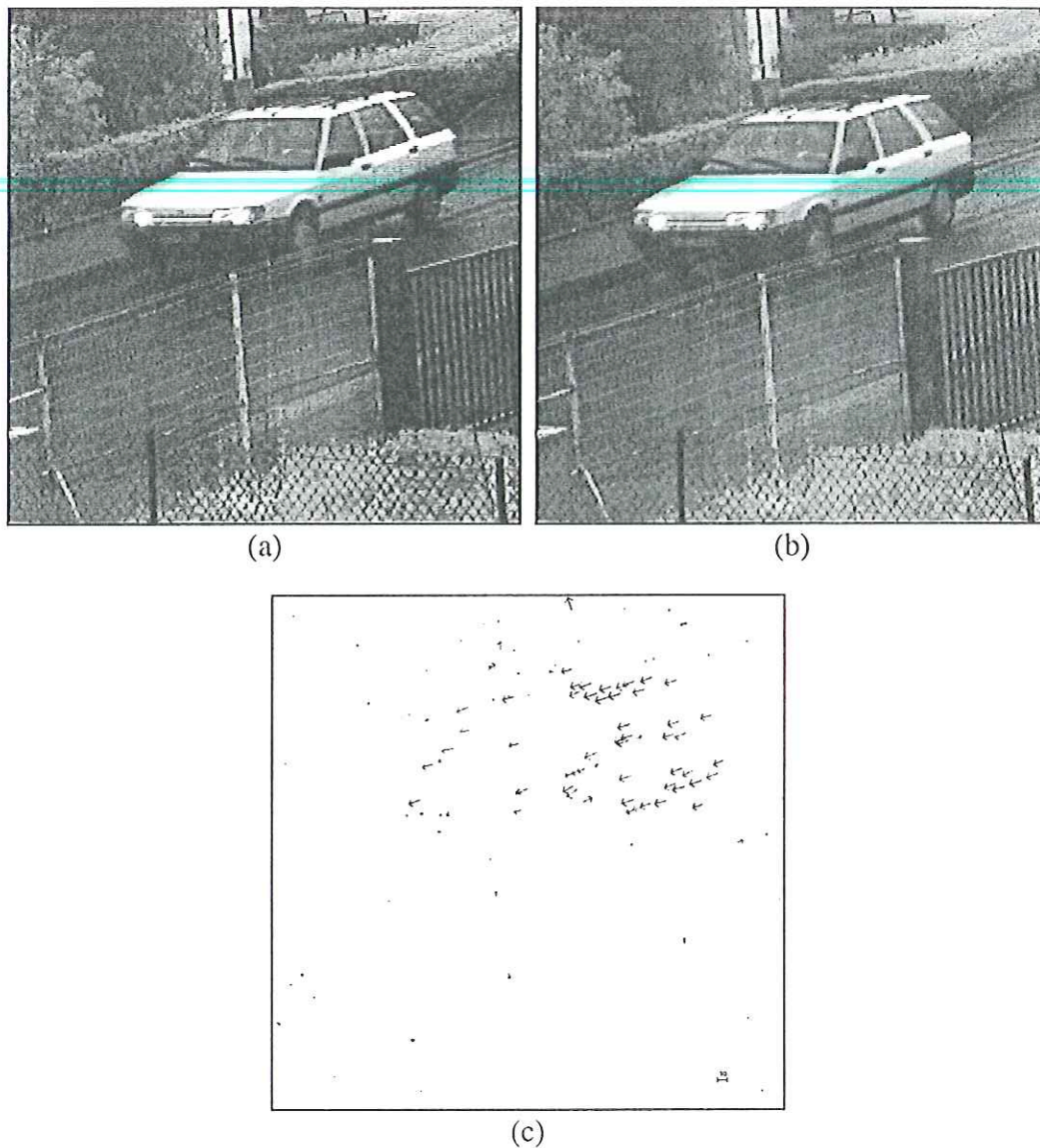


Figure 8.19 : (a-b) Images n°1 et 3 de la séquence voiture (c) résultats par back tracking

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 24,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : cohérence de trajectoire avec validation des vecteurs solitaires (seuil de distance : 0.01).

Ce résultat est obtenu en considérant une image sur deux ce qui, a priori, rend plus difficile les mises en correspondance de points caractéristiques. Les images considérées sont donc séparées de 20 ms.

8.1.5.4. Séquence téléphone

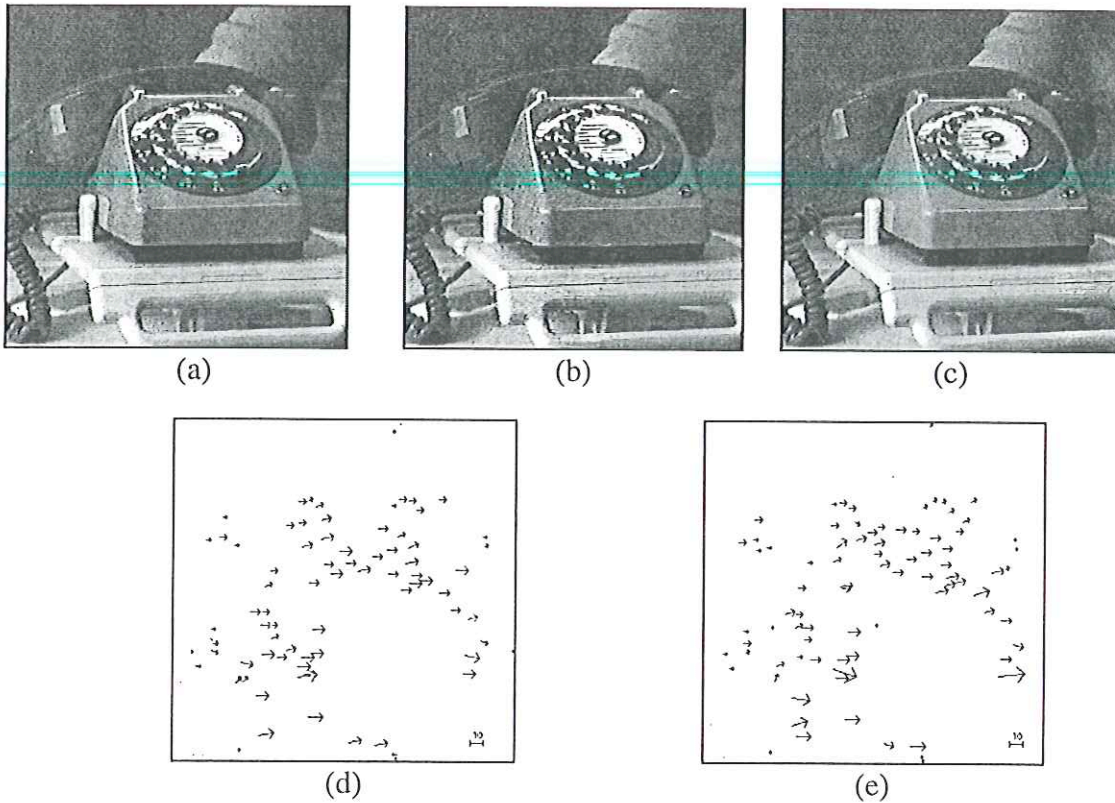


Figure 8.20 : (a-c) Images n° 1, 4 et 7 de la séquence téléphone (d) associations entre les images n°1 et n°4 (e) associations entre les images n°4 et n°7. Les vecteurs ont un module multiplié par deux pour faciliter la visualisation des résultats.

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.1,
- taille du voisinage de recherche : 24,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : cohérence de trajectoire avec validation des vecteurs solitaires (seuil de distance : 0.01).

Ce résultat est obtenu en considérant une image sur trois dans la séquence ce qui, a priori, rend plus difficile les mises en correspondance de points caractéristiques. Les images considérées sont donc séparées de 30 ms.

8.1.5.5. Séquence "engrenage"

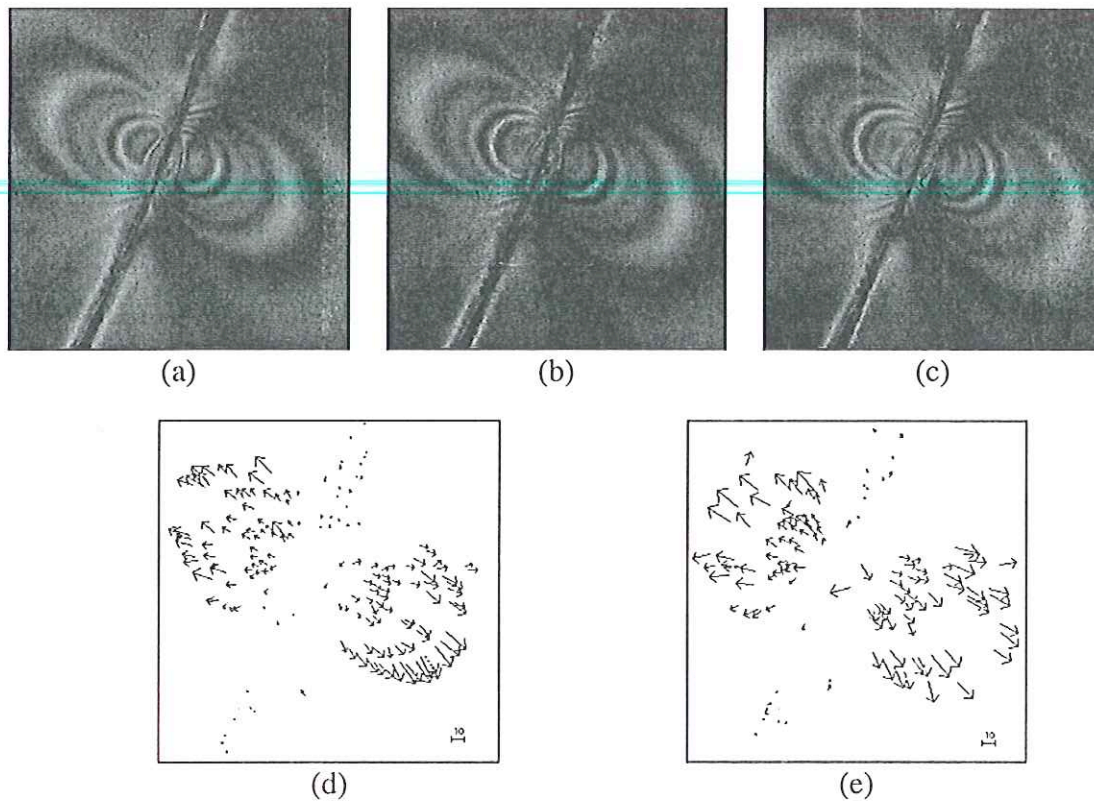


Figure 8.21 : (a-c) Trois images de la séquence "engrenage" (d-e) associations obtenues entre ces images

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 68,
- seuil sur la distance pomme : 0.001,
- coefficient pondérateur α : 0.2,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : cohérence de trajectoire avec validation des vecteurs solitaires (seuil de distance : 0.01).

Sur cet exemple, les déplacements et déformations sont très importants. Cette séquence montre l'évolution des franges obtenues par biréfringence, sur les efforts existants entre deux dents d'un engrenage. L'expérience permettant d'obtenir ces images est décrite au chapitre 1.

8.1.5.6. Séquence météorologique

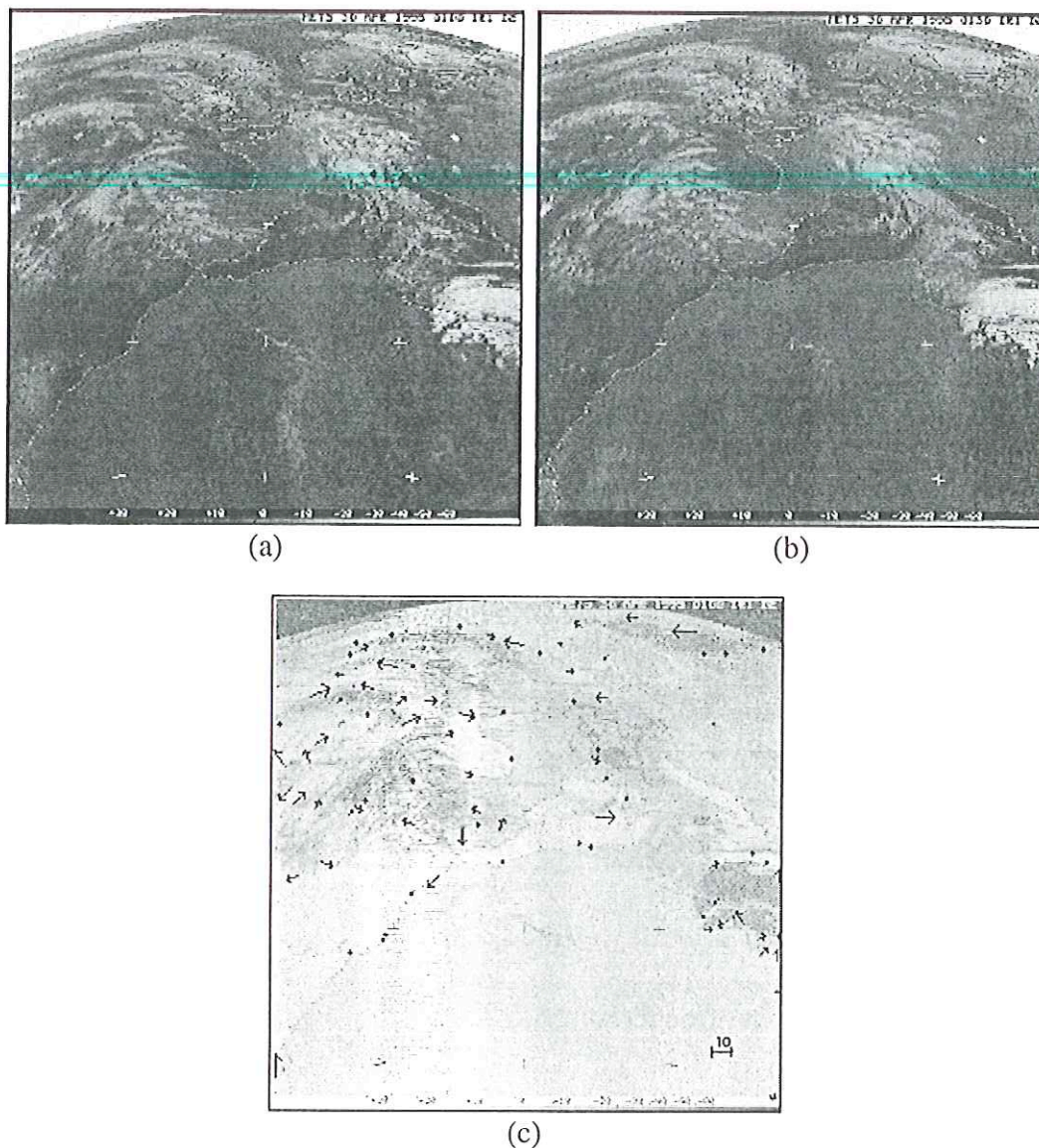


Figure 8.22 : (a-b) Deux images successives de la séquence météorologique (c) résultat de l'association entre ces deux images (représenté en négatif). Le module des vecteurs est multiplié par 2.

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 2,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 12,
- seuil sur la distance pomme : 0.01,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : aucune

Cette séquence d'images est fournie par Météo France (<http://www.meteo.fr>).

8.1.5.7. Séquence "cylindre"

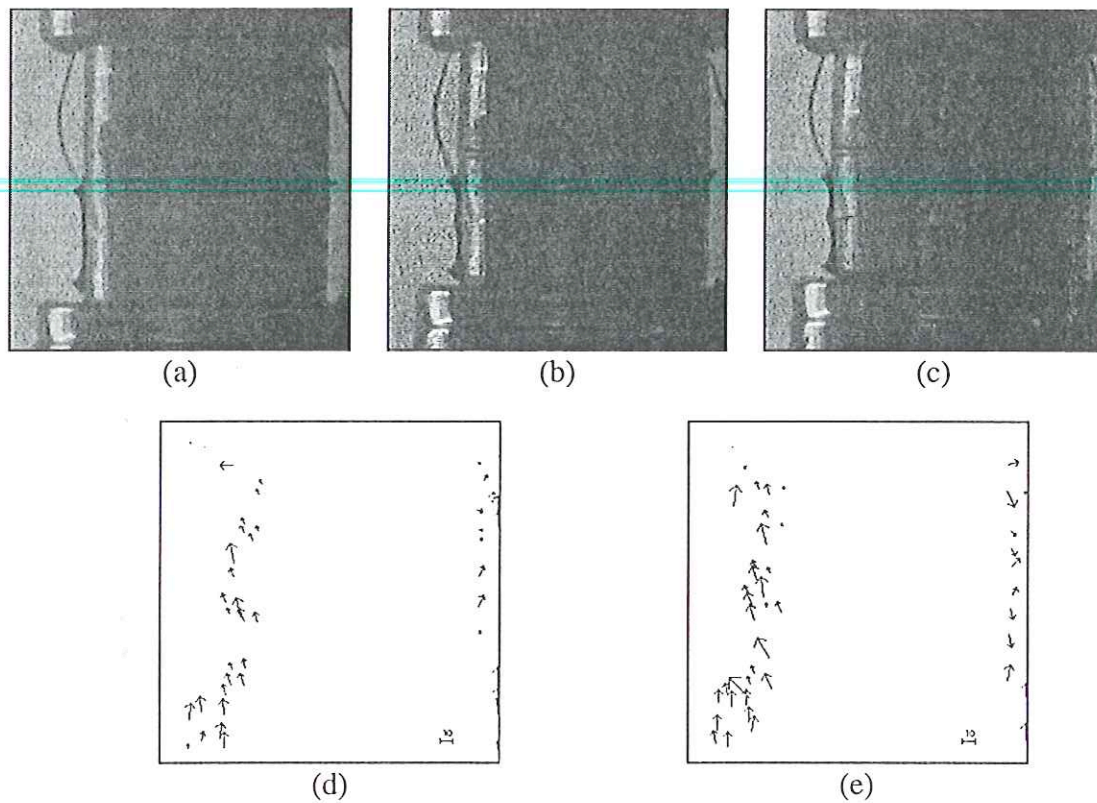


Figure 8.23 : (a-c) Trois images de la séquence "cylindre"(d) associations entre les images a et b (e) associations entre les images b et c, module des vecteurs multiplié par 2.

Les paramètres sont :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 30,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : par cohérence de trajectoire avec validation des vecteurs solitaires (seuil sur la distance : 0.01).

Ces images sont issues d'une expérience réalisée conjointement par le centre de thermique et le laboratoire des matériaux macro-moléculaires de l'INSA de Lyon. Elles correspondent à l'étude de la déformation d'un cylindre soumis à des compressions périodiques. Sous l'effet de la compression, le cylindre suit un effet "tonneau". Un schéma de principe de cette expérience est présenté ci-dessous.

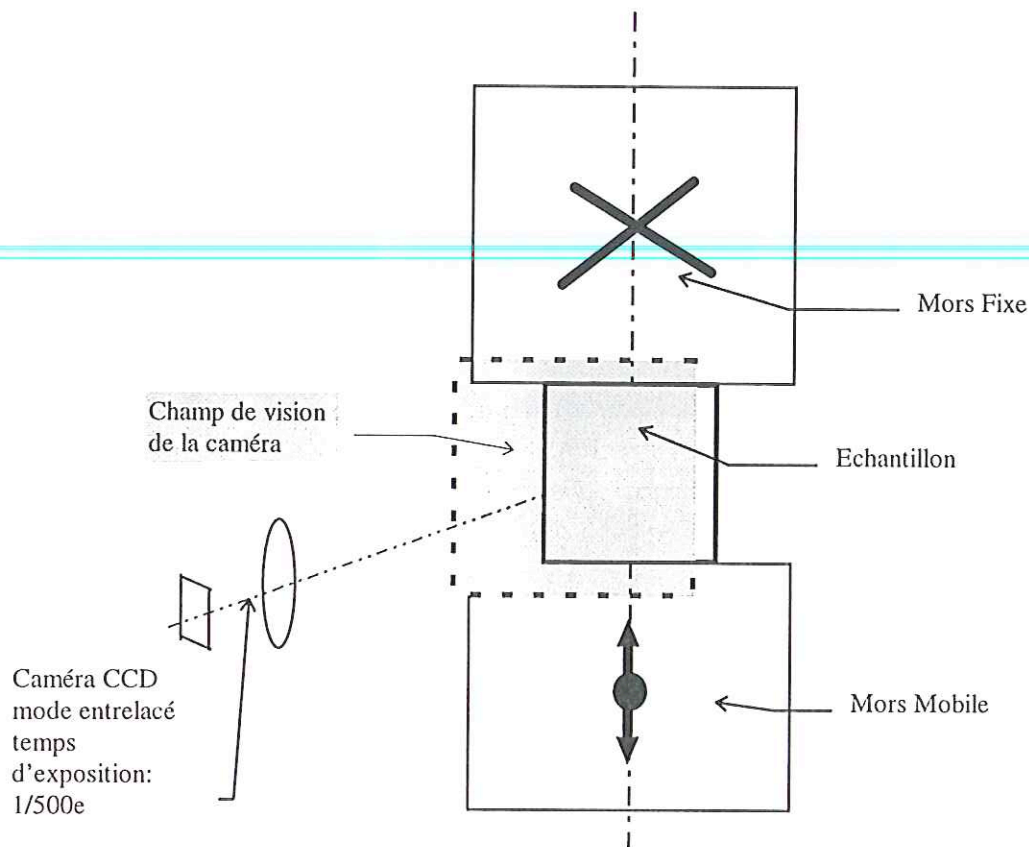


Figure 8.24 : Schéma de principe de l'expérience sur la mesure de fatigue réalisée au CETHIL.

8.1.6. Etude de l'influence de l'échelle de détection des frontières

Le choix de l'échelle de l'ondelette utilisée lors de l'étape de détection des frontières n'a pas été explicité. Nous avons simplement indiqué que ce choix est lié au niveau de détail que l'on désire conserver le long des frontières. La valeur de ce paramètre conditionne tout l'algorithme. Une étude menée par G. Panciera met en évidence l'influence de ce paramètre [Panciera 1996].

Le principe est d'appliquer l'ensemble de l'algorithme sur un même couple d'images mais pour différentes échelles de détection des frontières. La comparaison des résultats obtenus en fonction de l'échelle permet d'estimer l'influence de ce paramètre. L'approche utilisée est une décomposition en ondelettes dyadiques via un algorithme proposé par S. Mallat [Mallat 1992]. Les frontières de chacune des deux images sont donc détectées pour les échelles suivantes : 1, 2, 4, 8, 16.

Ces échelles dyadiques n'ont pas la même signification que l'échelle de la gaussienne utilisée dans le cas de la transformée continue. Il existe un rapport $\frac{21}{32}$ entre les deux échelles. L'écart type de la gaussienne qu'il faudrait utiliser pour retrouver le même résultat que la transformée dyadique à l'échelle 2^j serait égal à $\frac{21}{32} \cdot 2^j$. Pour mesurer ce rapport, nous nous plaçons à l'échelle 16 dans le cas gaussien et dans le cas dyadique. Nous mesurons alors une longueur caractéristique de chacune de ces ondelettes. Nous définissons comme longueur caractéristique de l'échelle gaussienne la distance entre les deux extrema de la dérivée de la

gaussienne dilatée (dilatation de l'échelle considérée). Pour l'échelle dyadique, nous considérons comme longueur caractéristique, la distance entre les deux extrema de l'ondelette. Pour mesurer ces distances, nous calculons la transformée en ondelettes d'une distribution de Dirac. La figure ci-dessous illustre le résultat obtenu. La distance entre les deux extrema est de 21 pixels dans le cas dyadique et 32 pixels dans le cas gaussien.

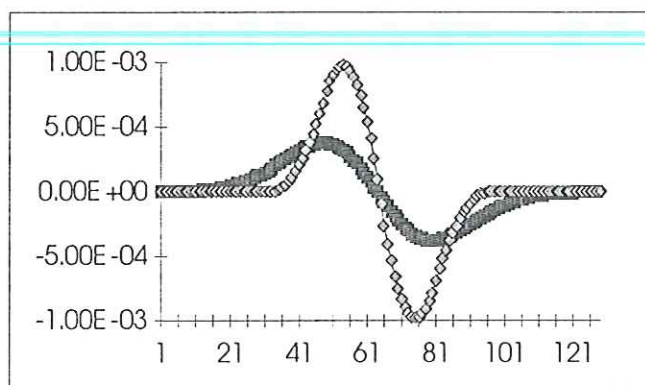


Figure 8.25 : Profils horizontaux des transformées en ondelettes d'une distribution de Dirac (losange : ondelette dérivée de la gaussienne, carré : ondelette dyadique).

La détection et l'appariement des points sont alors réalisés séparément à chacune de ces échelles. Nous déterminons alors la proportion de vecteurs correctement mesurés.

Le résultat est illustré par le diagramme ci-dessous. Le meilleur résultat est obtenu pour une échelle moyenne. Pour le cas des images traitées, celle-ci représente un écart type de gaussienne égal à 2.6. La justification de ce résultat est simple. Si l'échelle est trop petite, nous conservons beaucoup de frontières et par suite l'appariement des points caractéristiques est difficile. Au contraire, à très forte échelle, les frontières obtenues sont très lissées et la détection de changement de courbure rapide n'a plus véritablement de sens. Ainsi, très peu de points caractéristiques sont localisés et peu de vecteurs déplacements sont calculés. Le choix correct de l'échelle est donc une valeur intermédiaire.

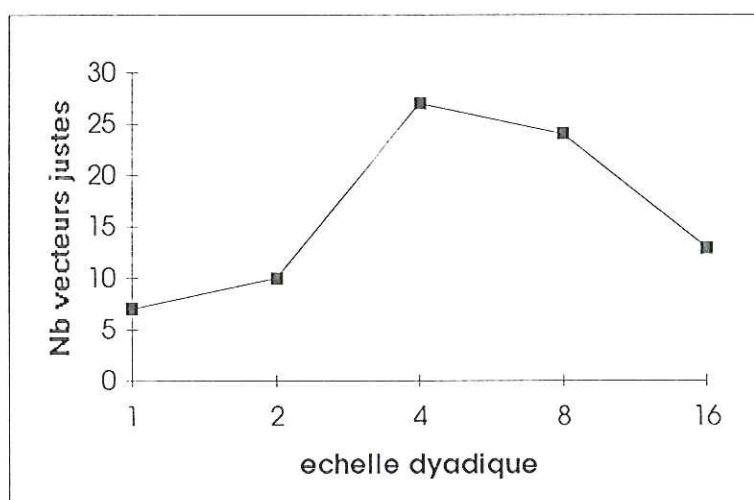


Figure 8.26 : Nombre de vecteurs correctement assignés en fonction de l'échelle dyadique de détection des frontières.

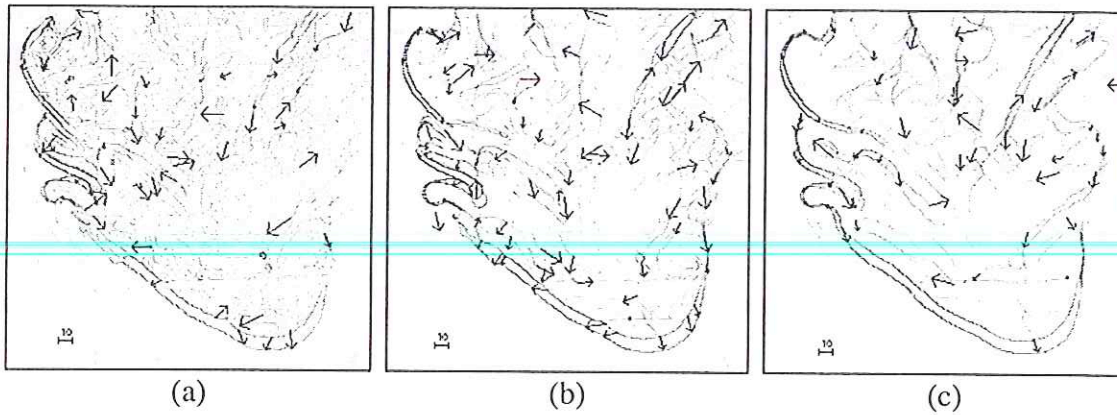


Figure 8.27 : Images d'un jet de lait dans de l'eau. Résultat de l'algorithme pour trois échelles différentes de détection des frontières (a) échelle dyadique de 2 (b) échelle dyadique de 4 (c) échelle dyadique de 8.

Sur les images présentées ci-dessus, les autres paramètres de l'algorithme sont identiques pour les trois cas, à savoir :

- seuil de courbure : 0.1,
- taille du voisinage de recherche : 32,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : aucune.

Cette étude appelle plusieurs remarques. Premièrement, la notion de vecteurs justes ou erronés doit être relative à un résultat de référence. Celui-ci a été obtenu par une technique d'intercorrélation directe le long des frontières (cf. chapitre 6). La deuxième remarque est liée à l'interprétation des résultats obtenus. Le choix d'échelles différentes implique que les structures observées sont différentes. L'obtention de vecteurs déplacements différents peut donc être du non pas à un défaut de l'algorithme mais plutôt à des mouvements différents des petites structures et des plus importantes. Cette étude n'est donc pas entièrement satisfaisante. Il convient de réaliser d'autres expériences plus approfondies pour pouvoir mesurer correctement l'influence de l'échelle de détection des frontières. Le résultat obtenu correspond plus à une étude de l'efficacité de l'algorithme de suivi en fonction de cette échelle de détection.

8.2. CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre un certain nombre de résultats sur des images de nature très différente. Dans l'ensemble, les résultats obtenus sont satisfaisants. La méthode de mesure du mouvement d'objets non rigides présentée aux chapitres 6 et 7 comporte de nombreuses facettes chacune possédant quelques paramètres. L'algorithme type est composé de :

- la détection des frontières,
- la détection des points caractéristiques,
- le suivi de ces points par back tracking,
- la validation des mesures par cohérence des trajectoires.

Afin de clarifier le fonctionnement de cet algorithme, il convient de faire le bilan des paramètres utilisés et de l'effet de chacune de ces étapes.

L'algorithme de détection des frontières utilise la transformation en ondelettes pour définir des frontières directement sur un objet en niveaux de gris. La connaissance de ces frontières sur un ensemble dyadique d'échelle permet de reconstruire l'image initiale. Sur ces frontières, nous détectons des points caractéristiques. Ceux-ci sont les points où la direction de la phase du vecteur gradient évolue rapidement. Ils sont localisés par l'intermédiaire d'une étude multi-échelle par transformée en ondelettes. Nous avons pu estimer en ces points le coefficient de Lipschitz (définissant la régularité locale) ainsi que mesurer la taille des singularités filtrées sous-jacentes. La troisième étape correspond à une résolution du problème de mise en correspondance. Le critère utilisé pour réaliser ces associations entre points caractéristiques est une combinaison de la direction et du module du vecteur gradient en chaque point. Pour cela, nous avons défini une distance (la distance pomme) qui donne le plus grand poids à l'information de direction du vecteur gradient. Enfin, le quatrième et dernier pas de l'algorithme est la validation des vecteurs déplacements obtenus par cohérence de trajectoires. Cela permet d'éliminer la plupart des vecteurs erronés.

Les paramètres utilisés par l'ensemble de l'algorithme sont nombreux. Nous en présentons ci-après un récapitulatif. L'étape de détection des frontières n'en comporte qu'un seul : l'échelle de détection des frontières. La localisation des points caractéristiques nécessite deux paramètres : le seuil de courbure et l'échelle d'estimation du coefficient de Lipschitz. Le suivi nécessite quatre paramètres (la taille du voisinage de recherche, le seuil et le coefficient pondérateur de la distance pomme, le seuil sur la valeur du module des points caractéristiques). Enfin, la validation par cohérence de trajectoire nécessite cinq paramètres (la taille du voisinage de recherche, deux seuils sur la distance pomme et son coefficient pondérateur, un drapeau de validation des vecteurs solitaires et le nombre minimal de vecteurs par trajectoire).

Ce nombre important de paramètres peut apparaître comme un inconvénient de la méthode. Cette remarque doit être pondérée par le fait que plusieurs paramètres des diverses étapes se recoupent (par exemple la taille du voisinage de recherche). De plus, les valeurs de ces paramètres sont assez stables pour un même type d'image. Nous avons présenté dans ce chapitre des résultats pour des images de nature très différente. Les valeurs de ces paramètres entre ces différents cas ont beaucoup évoluées. Mais, au sein d'une même séquence, l'ensemble des paramètres retenus conservent des valeurs identiques. Le nombre important de paramètres est donc du plutôt au désir de présenter une méthode relativement générale qu'à une réelle obligation.

Toutefois, le nombre de ces paramètres demeure un inconvénient de cette méthode. En particulier, il est difficile de cerner l'effet sur les résultats obtenus d'un paramètre précis tel que le choix de l'échelle de détection des frontières ou encore la valeur du seuil de courbure. Une des perspectives de ce travail est donc de préciser les limites de cet algorithme.

Enfin, il existe plusieurs voies d'amélioration possible de cet algorithme. Nous pouvons citer par exemple la modification du prolongement du signal de phase lors du calcul de sa transformée en ondelettes ou encore le choix de l'association entre frontières pour la cohérence des frontières. Il reste, de plus, à réaliser une comparaison entre les résultats obtenus par cet algorithme et ceux fournis par d'autres approches plus classiques. Cette comparaison est l'objet de la troisième partie de ce mémoire. Une perspective plus globale de cet algorithme serait de déterminer les points caractéristiques à toutes les échelles (ou sur un ensemble d'échelles dyadiques) et de réaliser l'étape de suivi à partir de ce graphe de points caractéristiques. Une autre piste est de se servir des associations des points caractéristiques comme méthode de recalage de l'algorithme de frontière multi-échelle présenté au chapitre 6 ou pour des algorithmes de contours déformables (snakes). De façon parallèle, la mise en place d'une formulation plus générale par l'intermédiaire de schémas de régularisations déterministe ou statistique (modélisation markovienne ou bayésienne) pour les différents post-traitements proposés est une autre voie de développement intéressante.

COMPARAISON DU SUIVI DE FRONTIERES ET DE LA VELOCIMETRIE PAR
IMAGES DE PARTICULES

9. COMPARAISON DES METHODES DE MESURES PAR SUIVI D'INTERFACES ET PAR SUIVI DE POINTS

9.1. INTRODUCTION

Le but de ce chapitre est de comparer les différents résultats obtenus par les deux approches introduites dans ce mémoire, à savoir la mesure des déplacements par images de points et par suivi d'interfaces ou de frontières. A travers cette étude, nous espérons pouvoir préciser les avantages et inconvénients de ces méthodes ainsi que leurs domaines d'application respectifs.

Pour réaliser un comparatif entre les méthodes, il est nécessaire de les appliquer sur des images de la même scène. La différence de nature des deux méthodes proposées empêche leur emploi sur la même séquence d'images. Nous devons donc disposer de deux séquences (une d'images de points et une d'images de frontières) de la même scène. Nous avons choisi de réaliser cette comparaison sur des images réelles et non sur des images synthétiques. Bien que cela eut été plus facile, le choix d'images synthétiques est toujours partial. Au contraire, le choix d'une séquence réelle apporte l'intérêt de valider les méthodes en situation réelle. Le désavantage de cette approche est de ne pouvoir étendre la validité des résultats obtenus à n'importe quelle situation. Ceux-ci restent très dépendant de la scène étudiée.

Le problème est donc de choisir une scène permettant l'enregistrement de séquences d'images de points et de frontières. Cette scène doit être aussi simple que possible pour faciliter l'interprétation et la comparaison des résultats obtenus. Notre choix s'est porté sur des séquences d'images d'un écoulement de Poiseuille. Cette expérience présente les caractéristiques nécessaires. Les déplacements du fluide sont simples (l'écoulement est laminaire) et connus de façon analytique. Nous pouvons obtenir aisément des images de points et des images de frontières.

Pour l'approche VIP, nous ensemençons le fluide avec de petites particules solides (Rilsan) de diamètre suffisamment important pour être individualisées sur le capteur. Nous obtenons une séquence d'images où les déplacements du fluide sont visualisés via le déplacement des particules. Pour l'approche suivi d'interface, nous ensemençons de très petites particules (particules de lait), suffisamment petites pour ne pas être individualisées sur le capteur (marqueur diffus). Les images obtenues sont alors du type "images de fumées" et sont aptes à être traitées par l'algorithme de suivi d'interface. La figure 9.1 montre les deux types d'images obtenues.

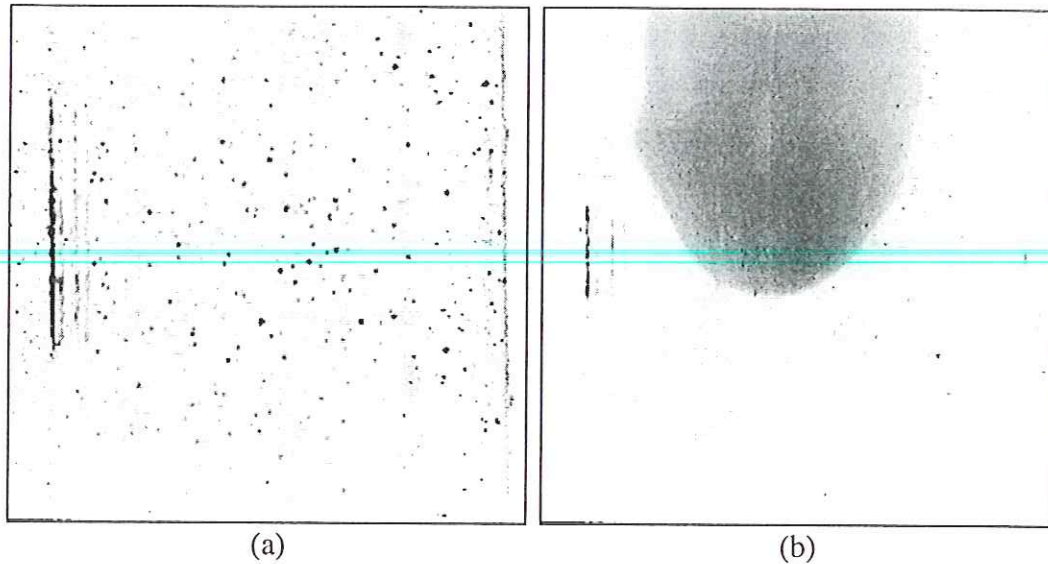


Figure 9.1 : (a) Image type de points (b) image type de fumée

Le choix de cet écoulement simple nous permet de connaître de manière théorique les déplacements du fluide. Dans ce cas précis, les équations de Navier-Stokes (régissant les mouvements d'un écoulement) peuvent être résolues. La solution obtenue ([Sabersky 1989] par exemple) est un profil des vitesses parabolique suivant la direction de propagation du fluide. Le centre de la parabole est au centre du tube. Suivant l'axe orthogonal à la direction de propagation du fluide, les déplacements (ou vitesses) sont nuls. Nous comparons donc les profils (suivant chacun des axes) de déplacements mesurés par chacune des méthodes d'une part avec un profil parabolique et d'autre part avec un profil nul.

9.2. PRINCIPE DE L'ETUDE

9.2.1. Dispositif expérimental

Décrivons sommairement le dispositif expérimental permettant l'obtention des séquences d'images. La figure 9.2 est un schéma de principe de l'expérience. Les images enregistrées correspondent à la configuration du fluide à l'intérieur du tube à vingt diamètres en dessous du réservoir. Cette distance est nécessaire pour s'affranchir des perturbations dues aux arêtes du tube. La présence du réservoir est obligatoire pour conserver une hauteur de colonne d'eau (donc une pression) approximativement constante tout au long de l'expérience.

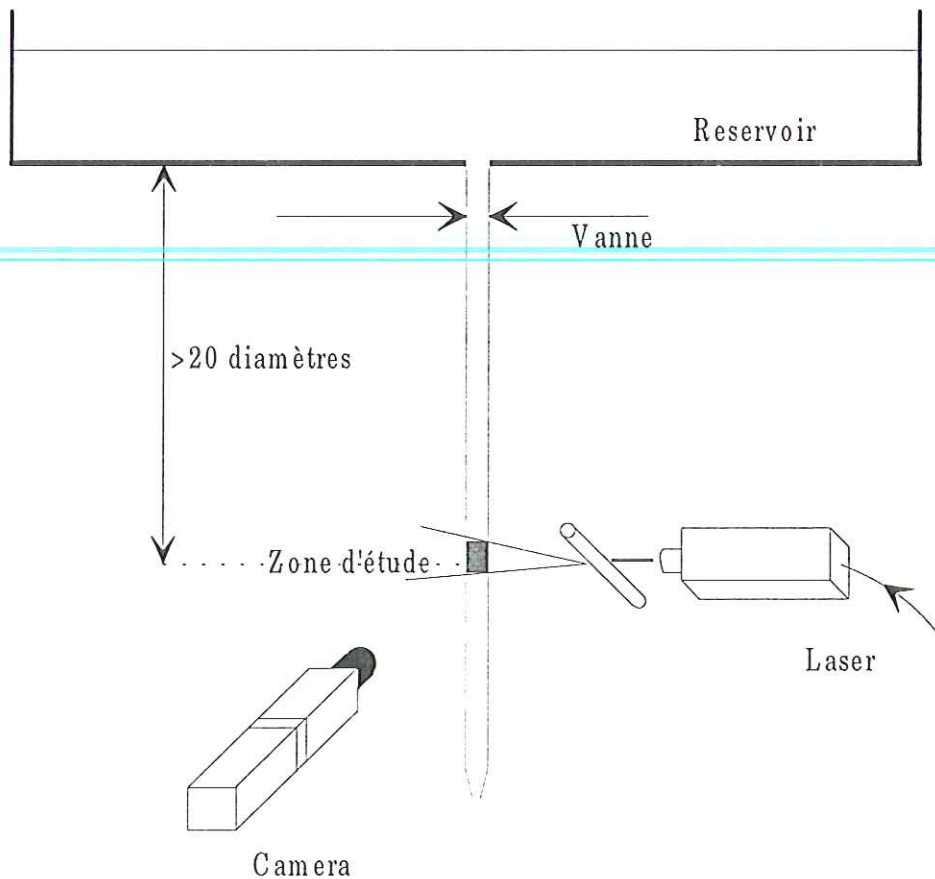


Figure 9.2 : Schéma de principe de l'expérience de mesure de déplacements dans un écoulement de Poiseuille.

Le diamètre externe du tube est de 1.07 cm et la vitesse d'écoulement (au centre du tube), calculée théoriquement à partir de son débit, de 7.4 mm/s. Les images (512*512 pixels) montrent l'ensemble de l'écoulement à une hauteur du tube. Un pixel correspond alors à 19.8 μm . Ces images décrivent seulement une tranche bidimensionnelle de l'écoulement. Cette tranche est réalisée via un dispositif de tomographie laser, la caméra étant placée orthogonalement au plan de lumière créé. Le temps d'exposition de chacune des images est de 1 ms et la fréquence image de 100 Hz [Zara 1996].

Enfin, pour les images de VIP, l'ensemble du fluide estensemencé avec des particules de Rilsan de 80 μm (en moyenne) alors que pour les images de fumée, nous n'avonsensemencé que le fluide contenu dans le réservoir. Le reste du tube demeure en eau propre. Le traceur diffus utilisé est du lait. Nous ouvrons alors la vanne et les images sont acquises lors du passage du front du lait dans le champ de vision de la caméra.

9.2.2. Calculs réalisés

Pour garantir une certaine fiabilité aux mesures réalisées, nous choisissons de dépouiller séparément un grand nombre de chaque type de séquences d'images par la méthode correspondante. La séparation des calculs entre chaque couple d'images permet d'éliminer les corrélations entre les résultats (corrélations statistiques dues à l'utilisateur). Nous pouvons considérer les mesures réalisées comme indépendantes les unes des autres. Afin d'obtenir un résultat moyen fiable pour chacune des méthodes, il faut moyenner beaucoup de mesures

(indépendantes). La Vélocimétrie par Images de Particules nous fournit des mesures équiréparties sur l'image. Comme l'écoulement est considéré établi, il n'existe aucune variation de vitesses suivant l'axe vertical. Nous pouvons donc moyenner les résultats obtenus sur une même verticale et ainsi parler de profil horizontal de vitesses. Pour cela, nous avons dépouillé 60 couples d'images (correspondant à 480 profils horizontaux, chacune des images 512x512 pixels étant partitionnée en fenêtres de calculs 64x64 pixels). Les résultats obtenus par la méthode de suivi d'interfaces ne sont pas disposés régulièrement sur l'image mais sont répartis le long de la frontière du nuage de lait. Nous ne pouvons donc pas parler en terme de profils. Toutefois, les 60 couples d'images dépouillées fournissent autant de vecteurs déplacements que les 480 profils de la VIP.

Pour l'approche frontière, il nous faut réaliser le calcul du profil horizontal moyen par "bandes". Nous calculons un vecteur moyen de l'ensemble des vecteurs appartenant à une bande verticale (cf. figure 9.3). Ces profils sont calculés en colonne puisque l'écoulement suit la direction verticale et que l'information suivant l'axe horizontal est différente en chaque point. Au contraire, puisque l'écoulement est laminaire et constant, les mesures effectuées sur une même verticale doivent être similaires.

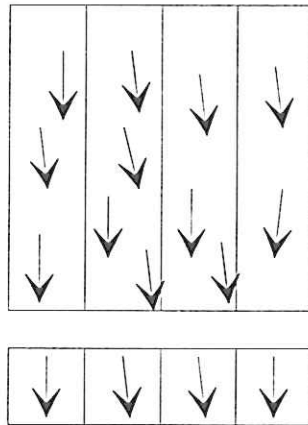


Figure 9.3 : Calcul du profil moyen par bandes dans le cas de l'approche suivi d'interfaces.

Nous confrontons alors ces profils dans un premier temps entre eux puis avec le profil théorique de l'écoulement.

9.3. APPROCHE VIP

9.3.1. Méthode utilisée

La méthode de mesure employée pour déterminer les champs de déplacements des particules sur les images de points est l'intercorrélation directe. Ce choix est motivé par l'utilisation de fenêtres rectangulaires (de taille supérieure en y). La raison du choix de telles fenêtres est double. D'une part, les déplacements ont un module relativement important suivant la verticale et très faible (ou nul) suivant l'horizontale. D'autre part, il est intéressant d'obtenir de nombreux points de mesures suivant l'axe horizontal de manière à discrétiser le profil parabolique théorique avec un pas relativement fin.

Ce choix de fenêtres rectangulaires conduit automatiquement à l'utilisation de l'intercorrélation directe comme méthode de dépouillement. En effet, les méthodes disponibles

pour la mesure de déplacements à partir de couples d'images sont l'intercorrélation et l'identification des déplacements. L'algorithme de calcul des transformées de Fourier implique l'élimination de l'intercorrélation par Fourier et de l'identification. Par suite, nous n'avons plus à notre disposition que l'intercorrélation directe.

L'utilisation de l'intercorrélation directe permet l'obtention de résultats similaires à ceux de l'identification mais avec un pas de discrétisation plus fin.

9.3.2. Résultats

La figure 9.4 illustre un dépouillement réalisé sur un couple d'images. Les deux images de gauche sont séparées par un intervalle de 10 ms. Sur l'image de droite, nous représentons le champ de déplacement correspondant, calculé par intercorrélation directe. Nous n'avons appliqué aucune technique de validation des résultats sur les images et profils présentés.

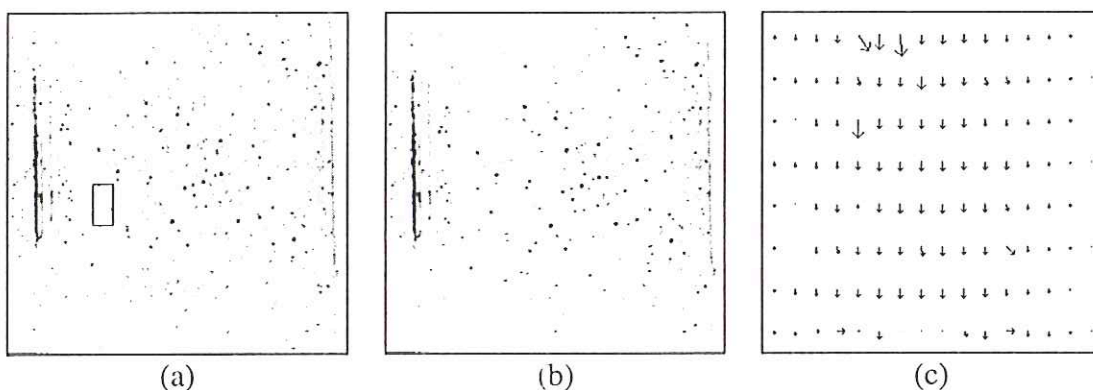


Figure 9.4 : (a-b) Couple d'image de VIP de taille 512*512. Une fenêtre de calcul de taille 64*32 pixels est représentée sur la première image (c) carte de déplacement obtenue par intercorrélation directe sur des fenêtres 64*32

Nous réalisons ce type de dépouillement sur 60 couples d'images et nous calculons le profil horizontal moyen résultant. La figure ci-dessous montre le profil obtenu. Nous pouvons extraire les courbes de variation de ces vecteurs suivant chacune des composantes. Le résultat est 2 profils dont l'un est théoriquement parabolique (suivant y) et l'autre nul (suivant x) (cf. figure 9.6).

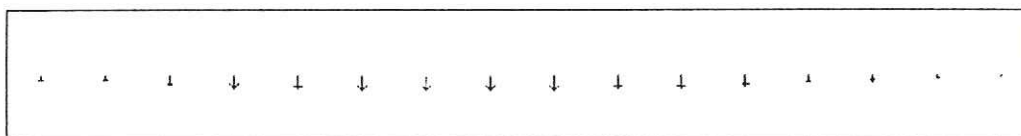


Figure 9.5 : Vecteurs moyens obtenus par Vélocimétrie par Images de Particules

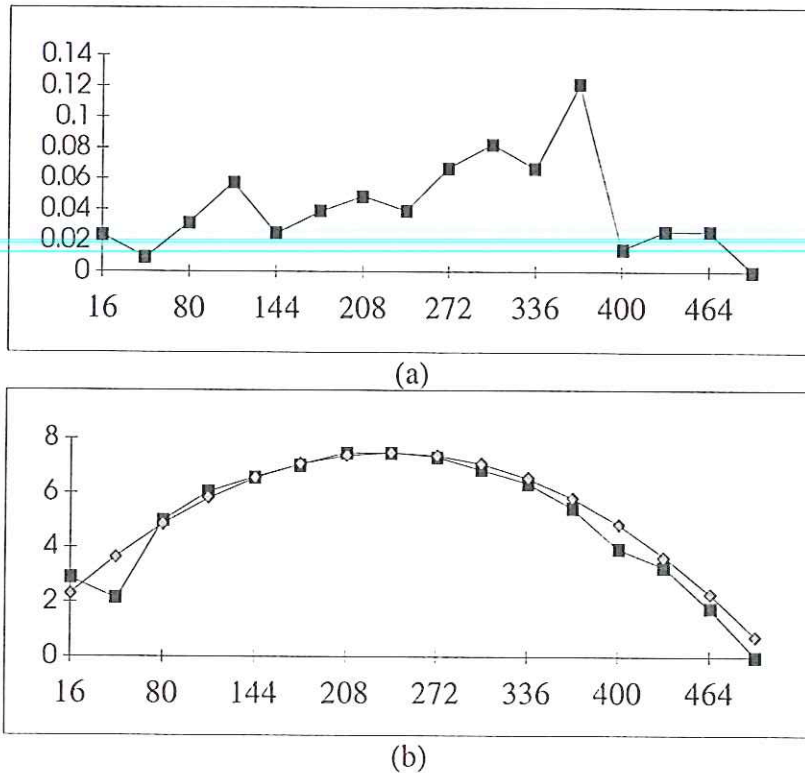


Figure 9.6 : Profil des vecteurs moyens suivant (a) axe horizontal (b) axe vertical (losange : profil théorique, carré : profil expérimental).

9.4. APPROCHE SUIVI D'INTERFACES

9.4.1. Méthode utilisée

La méthode utilisée pour dépouiller les images de frontières de l'écoulement de Poiseuille est la technique des points caractéristiques multi-échelles introduite dans ce mémoire. Ce choix est motivé par les avantages déjà signalés de cette méthode vis à vis des techniques préexistantes (points dominants, frontières multi-échelles par ondelettes). Cet algorithme permet de s'affranchir de la segmentation binaire des images et de phénomènes de glissement dans l'association entre les frontières.

Les paramètres utilisés pour l'ensemble des dépouillements sont les suivants :

- échelle de détection des frontières : 2.5,
- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 30,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- méthode d'association : back tracking
- méthode de validation : statistique (validation des deux meilleurs octants sur chacune des images).

Ces paramètres sont fixés pour l'ensemble des dépouillements réalisés. Ils ne varient donc pas d'un couple d'images à l'autre. Cela démontre une certaine fiabilité de la méthode.

9.4.2. Résultats

Nous montrons ci-dessous un exemple type de couple d'images et le champ de vecteurs déplacements obtenus par la méthode précitée. Contrairement à l'approche VIP, les vecteurs résultats obtenus ne sont pas disposés régulièrement sur l'image résultat, mais le long des frontières du nuage de lait. Nous pouvons cependant calculer un profil moyen similaire à celui de la VIP en moyennant par bandes verticales. Le profil obtenu est représenté sur la figure 9.8 et les courbes de variation des composantes de ces vecteurs moyens sur la figure 9.9.

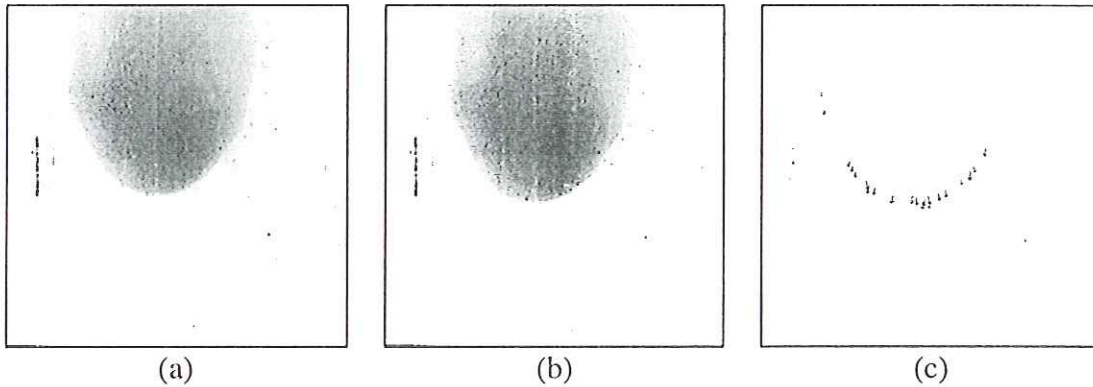


Figure 9.7 : (a-b) Couple d'images de fumées de taille 512*512 (c) Résultat du suivi d'interface.

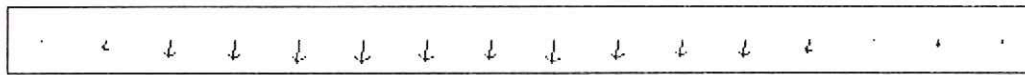
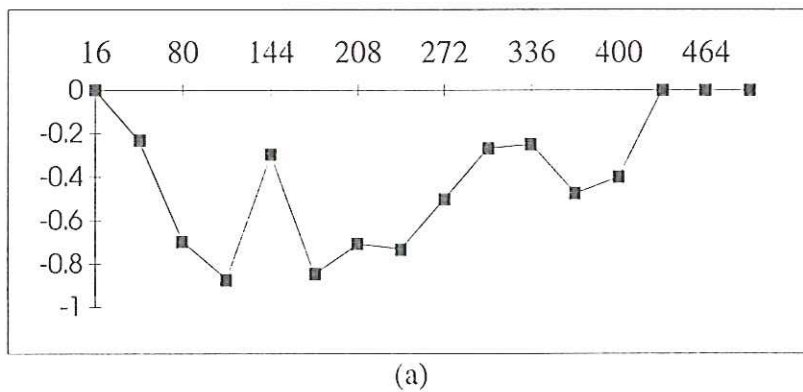


Figure 9.8 : Vecteurs moyens obtenus par suivi d'interface à l'aide de points caractéristiques multi-échelles.



(a)

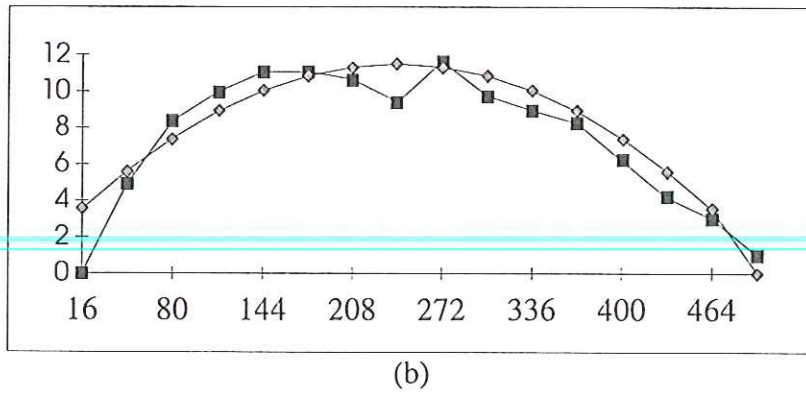


Figure 9.9 : Profil des vecteurs moyens suivant (a) axe horizontal (b) axe vertical (losange : profil théorique, carré : profil expérimental).

9.5. COMPARAISON DES RESULTATS

En première approximation, la comparaison entre les résultats fournis par les deux méthodes est satisfaisante. Pour chacun des résultats, le profil des déplacements suivant l'axe vertical est parabolique et suivant l'axe horizontal presque nul. Ces résultats sont donc conformes à la théorie. Ceci constitue déjà une certaine validation à la fois de l'approche VIP et de l'approche suivi d'interface. Nous pouvons remarquer que la valeur maximale du déplacement est différente suivant les deux approches. Cela est dû non pas aux techniques de mesures, mais directement aux conditions expérimentales qui ont très légèrement changé entre les deux expériences (changement de la vitesse de référence d'environ 2 mm/s).

Pour quantifier cette comparaison des résultats expérimentaux avec l'écoulement théorique, nous ajustons une parabole sur les résultats expérimentaux. Pour calculer l'équation de cette parabole, nous utilisons la valeur maximale de la vitesse (mesurée expérimentalement à partir du débit de l'écoulement) et l'équation théorique du profil (cf. équations suivantes).

$$v = \frac{1}{4\mu} \cdot \frac{\partial p}{\partial y} (x - x_{centre})^2 \quad (9.1)$$

où

$$\frac{\partial p}{\partial y} = v_{max} \cdot \frac{4\mu}{R^2} \quad (9.2)$$

R et μ sont le rayon du tube et la viscosité cinématique de l'eau. Pour une température d'environ 20°C, cette viscosité est égale à 1.10^{-3} .

Nous pouvons comparer les résultats expérimentaux à cette parabole théorique en calculant la somme des carrés des différences entre ces courbes pour chaque abscisse. Cet écart quadratique moyen est de 0.136 pixels (0.135 mm/s, correspondant à une erreur de 1.8% du déplacement maximal) pour la mesure par VIP et 0.305 pixels (0.3 mm/s, correspondant à une erreur de 2.6% du déplacement maximal) pour la mesure par suivi d'interface. Pour ce dernier résultat, la contribution du point central est prépondérante. Ces taux d'erreur sont assez faibles pour pouvoir prétendre à une validation de chacune des méthodes.

Si nous étudions ces résultats plus en détail, nous pouvons noter un certain nombre de "défauts" ou plus exactement de mesures partiellement erronées. Pour l'approche VIP, les valeurs non nulles du déplacement vertical sur le bord gauche du tube (abscisse 16)

s'expliquent par un problème d'ensemencement du milieu près des parois. Après quelques secondes, il se crée des bulles de condensation le long de celles-ci, bulles qui génèrent un ensemencement non uniforme du milieu. Par suite, le résultat de l'intercorrélacion s'en trouve biaisé. A part ces difficultés dues aux conditions expérimentales, le profil parabolique est assez régulier. Le profil horizontal, bien que chaotique, a des valeurs très proches de 0 (inférieures à 0.14 pixels). Le résultat obtenu par l'approche VIP est donc satisfaisant.

Le plus gros défaut apparent du résultat de la méthode de suivi d'interfaces est une discontinuité du profil parabolique. Cette discontinuité est une nouvelle fois due au système d'acquisition. La caméra CCD 100 Hz utilisée pour acquérir ces images possède un capteur subdivisé en deux plans indépendants. Or, les niveaux de gris de deux points voisins appartenant à des plans différents ne sont pas parfaitement égaux. La conséquence de ce phénomène est la détection de frontière et donc de points caractéristiques le long de cette ligne de séparation des deux plans de l'image. Ces points n'ont pas de signification physique et les déplacements correspondants biaisent la mesure en cette abscisse (272). La plupart de ces points sont éliminés par le seuil sur la valeur du module du gradient ou par l'étape de validation statistique des vecteurs résultats obtenus. Mais il demeure quelques vecteurs erronés qui faussent la mesure.

Sur la deuxième moitié de l'image, le profil apparaît plus linéaire que parabolique. Ce phénomène est créé par deux causes différentes. Premièrement, il existe peu de points de mesures dans cette zone car le mode d'injection du traceur diffus et la nature de l'écoulement impliquent un ensemencement très faible près des parois. Deuxièmement, ce cas d'écoulement de Poiseuille n'est pas très favorable à la méthode de suivi d'interface proposée. L'écoulement étant laminaire, il existe peu de structures caractéristiques le long des frontières du nuage de lait. Ainsi, les points caractéristiques (points de fortes courbures) ont une localisation moins fiable que dans d'autres cas plus structurés. Ceci peut expliquer ce léger défaut sur le profil parabolique.

Pour le profil horizontal, toutes les valeurs sont négatives alors qu'elles étaient positives pour l'approche VIP. Ceci n'est dû qu'au mode de troncature numérique utilisé dans chacune des méthodes. Ces valeurs ne sont pas réellement significatives (inférieures aux pixel), mais elles sont supérieures à celles obtenues par la technique VIP.

9.6. CONCLUSION

Dans cette partie, nous avons présenté une comparaison entre les résultats obtenus par Vélocimétrie par Images de Particules et par suivi d'interfaces. L'expérience traitée est celle d'un écoulement de Poiseuille. Nous avons pu mesurer les taux d'erreurs des résultats de chacune des méthodes par comparaison aux profils théoriques de déplacements. Ces erreurs sont de 1.8% pour l'approche VIP et de 2.6% pour le suivi d'interfaces. La conclusion de cette comparaison est la validation partielle de chacune des méthodes. Celles ci fournissent chacune des résultats satisfaisants. L'approche VIP apparaît cependant plus précise et plus fiable. Le suivi d'interface, technique plus originale, donne aussi de bons résultats étant donné que le cas d'expérimentation choisi est peu favorable au principe de la méthode.

Nous ne prétendons pas apporter une caractérisation globale et définitive des champs d'application de ces méthodes. L'étude menée est un premier pas vers la validation des résultats obtenus par des techniques du type suivi d'interface. Celles-ci ne sont utilisées généralement que comme technique de visualisation et non comme technique de mesures. Les travaux présentés dans ce mémoire en sont une démonstration. Du point de vue expérimental en mécanique des fluides, des séquences d'images de fumées sont parfois plus faciles à réaliser que des séquences d'images de particules (à cause de la présence de traceurs diffus naturels par exemple pour les écoulements diphasiques).

Cette validation des mesures par suivi d'interfaces reste à préciser et à approfondir.

APPLICATION A LA MESURE DE VITESSES D'ECOULEMENTS

10. APPLICATION DE L'ANALYSE DU MOUVEMENT D'OBJETS DEFORMABLES A LA MESURE DE VITESSES D'ÉCOULEMENTS TURBULENTS

10.1. INTRODUCTION

Le but de cette partie est de mettre en évidence l'intérêt des algorithmes de traitement d'images introduits (en vélocimétrie par images de particules -partie 1- et en suivi de frontières -partie 2-) pour des applications en mécanique des fluides. L'analyse du mouvement d'objets déformables conduit naturellement à la mesure de vitesses dans des écoulements turbulents. Nous verrons que, par l'application de ces techniques de mesures, nous pouvons obtenir un certain nombre de résultats intéressants du point de vue du mécanicien des fluides. Ces résultats auraient été difficiles à obtenir par des techniques plus classiques. Nous admettons que les particules ensemencées dans le fluide suivent parfaitement l'écoulement. Les conditions de validité de cette hypothèse sont discutées dans l'annexe B [Prabel 1985].

La mesure des vitesses est la première étape de la caractérisation d'un écoulement turbulent. A partir d'une carte de vitesses (ou de déplacements) instantanée, nous pouvons déduire plusieurs grandeurs caractéristiques. Celles-ci peuvent se décomposer en deux groupes :

- les grandeurs dérivées,
- les grandeurs intégrées.

Parmi les grandeurs dérivées, nous pouvons citer :

- l'écart type des vitesses,
- l'intensité de turbulence,
- la vorticité,
- la divergence.

Le nombre des grandeurs intégrées à partir du champ de vitesses est plus faible :

- les lignes de courant,
- la pression.

Toutefois, pour mesurer de manière relativement précise ces grandeurs, il est absolument nécessaire de disposer d'un champ de vitesses "propre", au sens où le nombre de vecteurs déplacements erronés doit être faible devant le nombre de vecteurs total. La suite de cette étude démontre la capacité de nos algorithmes à fournir des cartes de déplacements "propres" dans des situations aussi complexes que les écoulements turbulents.

Les séquences d'images d'écoulement sont généralement assez compliquées à traiter. D'une part, la vitesse moyenne de l'écoulement est souvent très grande, ce qui induit de grands déplacements et déformations entre images successives. D'autre part, l'acquisition des images n'est pas triviale à cause de la rapidité des phénomènes et des faibles éclairages disponibles. Pour simplifier les descriptions d'images, nous appelons fumée les images sur lesquelles les particules ne sont pas individualisées et images de particules celles où il est possible d'individualiser chacun des marqueurs.

Ce chapitre est composé de trois parties distinctes. Tout d'abord, nous définissons les grandeurs mesurables à partir d'une carte de déplacements instantanés. Dans un second temps, nous décrivons sommairement les différents modules du système d'acquisition d'images utilisé pour enregistrer les séquences de visualisation d'écoulement. Enfin, dans la troisième et dernière partie, nous décrivons quatre exemples d'application des techniques d'analyse du mouvement d'objets déformables à la mesure de vitesses d'écoulements turbulents. Bien entendu, il ne s'agit pas pour nous d'étudier ces écoulements en détail, mais plutôt de valider les techniques de mesures.

Parmi ces exemples, deux correspondent à des applications de l'approche VIP, les deux autres correspondant à l'application de l'approche suivi d'interface. Le premier exemple est l'étude du sillage à l'aval d'un cylindre pour un nombre de Reynolds égal à 1000. Cette application est une validation du système de mesure des grandeurs déduites. Nous pouvons extraire cependant certains renseignements de l'évolution de ce sillage.

La deuxième expérience est plus fondamentale. Il s'agit d'étudier la décroissance, au cours du temps, de l'intensité de turbulence pour la turbulence de référence (turbulence de grille homogène et isotrope). Pour réaliser cette étude, nous utilisons des méthodes du type VIP.

La troisième expérience est une application de l'approche suivi de frontières. Le but est d'étudier un cycle d'injection diesel et en particulier de mesurer les vitesses des fronts du nuage de gasoil tout au long de la séquence. L'intérêt principal de cette application est de mettre en évidence l'apport de l'approche suivi de frontière. En effet, la mesure de ces vitesses est impossible par une approche VIP car il est difficile d'ensemencer le milieu avec des petites particules. La seule alternative est alors d'étudier directement la déformation du nuage de gasoil et donc d'utiliser des méthodes du type suivi de frontières.

Enfin, la quatrième et dernière application est l'étude d'une poche de cavitation instationnaire par une approche suivi d'interface. Nous nous intéressons alors à la caractérisation de l'évolution du phénomène au cours du temps. Comme pour l'exemple précédent, les mesures de vitesses n'ont pu être réalisées que par un suivi d'interfaces.

Pour chacune de ces expériences, nous essayons d'estimer les erreurs réalisées sur les mesures de déplacements. Ces estimations sont difficiles à réaliser dans le cas général. Cependant, nous donnons une estimation en supposant que les mesures réalisées sont exactes à un ou deux pixels près. Cette hypothèse ne repose que sur des estimations visuelles. En conclusion de cette étude, nous donnerons quelques remarques et perspectives.

10.2. LES GRANDEURS MESURABLES

Cette présentation des grandeurs mesurables à partir d'une carte de déplacement est largement empruntée à L. David [David 1996]. Nous ne prétendons pas établir une liste exhaustive des paramètres mesurables mais simplement décrire rapidement les principaux.

10.2.1. L'écart type des déplacements et l'intensité de turbulence

A partir d'un champ de déplacement donné, les grandeurs caractéristiques simples à mesurer sont les valeurs du déplacement moyen et de l'écart type des déplacements par rapport à cette moyenne. Ces deux valeurs nous donnent quelques renseignements intéressants sur la nature de l'écoulement étudié. Si la valeur de l'écart type des vitesses est faible, cela signifie que le déplacement est relativement homogène pour la zone étudiée. Dans le cas

contraire, il est probable que plusieurs mouvements coexistent dans la zone étudiée et que par conséquent l'écoulement soit turbulent dans cette zone. Ces réflexions nous permettent d'introduire une notion classique de l'étude de la turbulence : l'intensité de turbulence. Par définition, celle-ci est égale à :

$$u' = \sqrt{\frac{\overline{u^2}}{U_0^2}} \quad (10.1)$$

où $\overline{u^2}$ est l'écart quadratique moyen des vitesses autour de la vitesse moyenne $\overline{U_0}$. De façon générale, cette intensité de turbulence est fonction de la viscosité cinématique du fluide, d'une grandeur caractéristique de l'expérience (par exemple la taille d'une maille pour la turbulence de grille), du point de mesure, et de la vitesse moyenne $\overline{U_0}$ [Comte-Bellot 1982].

Ce paramètre peut être mesuré localement (i.e. en chaque point de mesure) lors de l'emploi des techniques de mesures de déplacements par cepstre ou par identification. L'obtention de tels résultats a été détaillée en partie 1 de ce mémoire. Dans l'hypothèse où une autre méthode de mesure des déplacements est utilisée, il est nécessaire d'avoir à disposition un échantillon d'images (échantillon statistiquement représentatif et indépendant) de l'écoulement de manière à réaliser les moyennes nécessaires.

10.2.2. La vorticité

Ce paramètre est important pour l'étude de l'évolution temporelle des écoulements. De manière heuristique, un mouvement de fluide peut être considéré, dans la plupart des cas, comme la superposition d'une translation moyenne et de mouvements rotatifs locaux. Ces déplacements rotatifs sont de taille et d'amplitudes très variables. La vorticité permet de mesurer leur importance. Mathématiquement, nous pouvons la définir comme la composante orthogonale au plan de l'image du rotationnel du champ de vitesses. Si nous notons $u(x,y)$ la vitesse en un point (x,y) , la vorticité ω en ce point s'écrit alors simplement sous la forme :

$$\omega = \frac{\partial u_2(x,y)}{\partial x} - \frac{\partial u_1(x,y)}{\partial y} \quad (10.2)$$

Il s'agit là de la seule composante du rotationnel calculable à partir d'un champ de vitesses dans le plan Oxy .

La plupart des auteurs utilisent une forme adimensionnée de la vorticité :

$$\omega^\bullet = \frac{\omega}{U_0/D} \quad (10.3)$$

Dans cette équation, D est une grandeur caractéristique de l'expérience, telle que la taille d'un obstacle par exemple.

La manière la plus simple de calculer la vorticité est d'estimer les dérivées partielles de l'équation 10.2 à l'aide de différences finies d'ordre 1 ou 2. (L'utilisation de différences finies d'ordre 2 signifie que l'utilisation non seulement des points directement voisins mais aussi de ceux à une distance discrète égale à 2. Cela a pour effet de lisser légèrement les résultats obtenus). Nous avons choisi d'utiliser un calcul fondé sur des différences finies d'ordre 2.

Il existe une autre approche permettant de calculer cette vorticité. D'après le théorème de Stokes, elle peut être définie comme la limite du flux rotationnel à travers une surface élémentaire de référence. Nous obtenons la formulation suivante :

$$\omega = \lim_{A \rightarrow 0} \frac{\int_C \vec{u} \cdot \vec{\tau} ds}{A} \quad (10.4)$$

où C est une courbe fermée entourant la surface élémentaire A . Toutefois, ce mode de calcul apparaît plus compliqué à mettre en oeuvre. Son avantage est de fournir des champs de vorticité plus lisse, car moins affectés par la discrétisation du calcul.

Nous présentons des champs de vorticité pour l'écoulement à l'aval d'un cylindre au paragraphe 4.1 de ce chapitre.

10.2.3. La divergence

Le calcul de ce paramètre est une manière de vérifier la bidimensionnalité de l'écoulement. Pour tous les algorithmes présentés, l'hypothèse est l'absence de mouvement tridimensionnel. Dans le cas contraire, l'utilisation d'un procédé d'éclairage tomographique implique une erreur sur les mouvements mesurés. Ceux-ci ne correspondent plus alors qu'à des projections des déplacements réels. Il est donc essentiel de vérifier, au moins a posteriori, la véracité de cette hypothèse.

L'équation de continuité qui est la traduction de la conservation de la masse d'une portion du fluide, s'écrit :

$$\frac{d\rho}{dt} + \text{div } \rho \vec{V} = 0 \quad (10.5)$$

Pour un fluide incompressible et un écoulement plan, aucun transfert de masse n'intervient entre deux sections parallèles de l'écoulement. Donc,

$$\frac{d\rho}{dt} = 0 \quad (10.6)$$

Par suite, la nullité de la divergence du champ de vitesses moyennes traduit directement le fait que l'écoulement soit plan. A partir d'un champ de déplacements mesurés, nous pouvons estimer les deux composantes de la divergence obtenues à l'aide de dérivations dans le plan de l'écoulement. Nous pouvons estimer que la contribution du troisième terme (composante orthogonale au plan de tomographie) n'est pas prépondérante (cette hypothèse traduit le fait que l'écoulement est essentiellement bidimensionnel). Nous estimons donc la divergence par la somme des deux dérivées partielles suivant les axes contenus dans le plan de tomographie. Pour calculer ce champ de divergence, nous utilisons une approximation des dérivées partielles à l'aide de différences finies. Les problèmes de bords sont réglés à l'aide de différences asymétriques.

$$\text{div } \vec{V} = \frac{u_1(i+1, j) - u_1(i-1, j)}{2\Delta x} + \frac{u_2(i, j+1) - u_2(i, j-1)}{2\Delta y} \quad (10.7)$$

La forme adimensionnalisée de ce champ de divergence est donnée par :

$$\text{div} \cdot \vec{V} = \frac{\text{div } \vec{V}}{U_0/D} \quad (10.8)$$

Nous présentons un exemple de mesure de champ de divergence pour le sillage à l'aval d'un cylindre (cf. paragraphe 4.1).

10.2.4. Les lignes de courant

Au contraire des grandeurs présentées précédemment, les lignes de courant sont obtenues par intégration du champ des vitesses. Par définition, une ligne de courant est définie par la ligne issue d'un point (dit point d'application) et tangente aux vecteurs déplacements mesurés. Cette notion est définie vis à vis d'une carte de déplacements donnée, c'est à dire pour un instant précis (notion Eulérienne, au contraire de la trajectoire qui est la ligne que suit une particule au cours du temps et qui correspondent à une notion Lagrangienne). Cela signifie que ces lignes sont tangentes en chaque point aux vecteurs déplacements. Si nous notons ψ la fonction de courant, et $u(x,y)$ le vecteur vitesse au point (x,y) , alors la relation suivante doit être vérifiée :

$$\vec{u}(x,y) \cdot \vec{\text{grad}} \psi(x,y) = 0 \quad (10.9)$$

Cette formule nous permet de calculer les lignes de courant. En effet, à partir d'un premier point dit point d'application (situé sur un noeud du maillage), nous cherchons le point d'application du prochain vecteur sur l'abscisse ou l'ordonnée de la maille suivante, et tangent à la ligne de courant. La détermination de ce nouveau point est faite par extrapolation linéaire du vecteur déplacement précédant, la valeur du déplacement en ce nouveau point est obtenue par interpolation linéaire à partir des valeurs des vecteurs déplacements voisins. Il suffit alors de réitérer ce processus jusqu'à l'obtention de la ligne de courant dans son intégralité. L'avantage de cette méthode est de permettre la gestion facile de conditions limites près des obstacles.

Le choix d'un ensemble de points d'application des lignes de courant conditionne directement la répartition spatiale des lignes de courant. Actuellement, il est réalisé de manière intuitive à l'aide de la connaissance a priori de l'écoulement et donc de ses lignes de courant. Cependant, des points d'application régulièrement répartis sur la première et la dernière ligne de l'image conduisent à une bonne description de l'ensemble des lignes de courant.

Une autre manière de calculer ces lignes de courant est de déterminer directement la fonction de courant ψ et de localiser ses lignes isovaleurs. Pour obtenir la valeur en noeud M du maillage à partir de la valeur de la fonction de courant en un point O , il suffit d'intégrer le champ de déplacements le long d'un chemin allant de O à M .

$$\psi_M = \psi_O + \int_O^M (u_1 dy - u_2 dx) \quad (10.10)$$

Les valeurs de ψ sont alors connues en tous les points du maillage à une constante près. La détermination des lignes isovaleurs de cette fonction est simple. Le choix du chemin d'intégration est sans doute le point le plus délicat de cette méthode. Afin de minimiser les erreurs de calculs, le point O est choisi au centre du maillage et deux chemins d'intégrations de O à M sont utilisés (l'un parcourt d'abord l'axe x puis l'axe y et inversement). Les valeurs obtenues selon chacun des chemins d'intégration sont alors moyennées.

Cette seconde méthode de calcul donne de bons résultats mais est assez sensible d'une part au choix du point de référence O et d'autre part aux différents chemins d'intégration utilisés. Pour ces deux raisons et par souci de simplicité, les lignes de courant présentées sur les expériences suivantes ont été calculées à l'aide de la première méthode proposée.

10.3. LE SYSTEME D'ACQUISITION D'IMAGES

Dans ce paragraphe, nous décrivons de manière générale le système d'acquisition d'images utilisé pour l'obtention des séquences d'images. Ce système est développé au laboratoire par la composante électronique de l'équipe Système de Vision pour l'Etude des Mouvements du laboratoire TSI.

Sur une plate-forme expérimentale d'acquisition d'images (cf. schéma 10.1), nous pouvons distinguer 4 modules. Ceux-ci sont :

- une caméra intensifiée,
- un module d'acquisition et de stockage,
- un module de synchronisation,
- la source lumineuse.

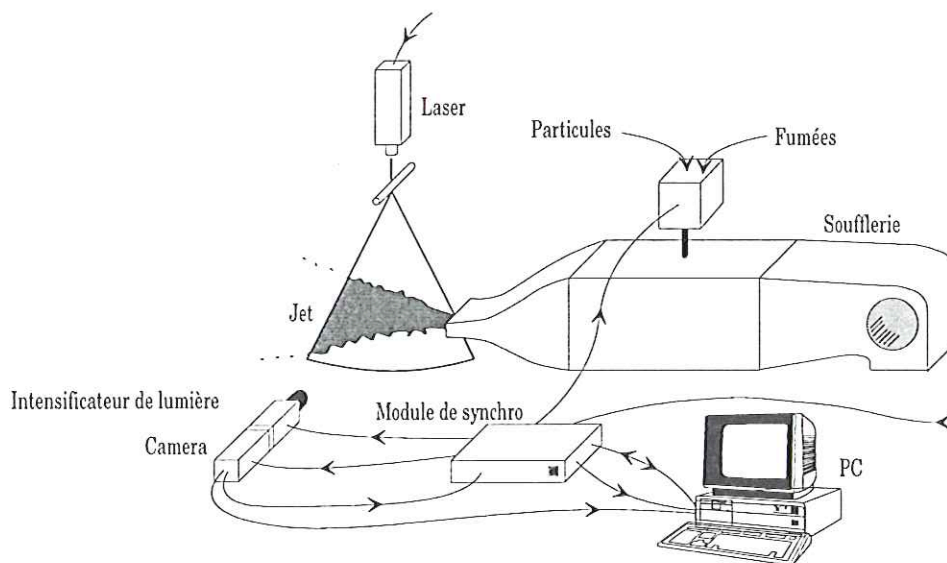


Figure 10.1 : Schéma de principe d'une plate-forme expérimentale en mécanique des fluides.

La caméra utilisée pour la plupart des séquences (aussi bien les séquences de cette partie applicative que celles de la présentation des résultats en partie 2) ont été réalisées à l'aide de la caméra TSI EEV37 développée par H. Zara [Zara 1996]. Les caractéristiques de cette caméra sont :

- fréquence image : 100 Hz,
- résolution : 512x512 pixels,
- sortie numérique,
- module de visualisation directe au standard VGA.

Cette caméra est intensifiée. L'intensificateur de lumière ARP est couplé de manière optique au capteur CCD. Le rôle de l'intensificateur est double. Il réalise une amplification de lumière mais il sert aussi de porte optique ou d'obturateur. Au niveau de l'amplification de lumière, il est important de préciser que, les scènes étudiées étant déjà très lumineuses, les intensificateurs de lumière ne fonctionnent pas en tant que tels et par conséquent les gains atteints sont plus faibles que ceux espérés. Le couplage optique entre le capteur CCD et l'intensificateur est aussi une source de perte d'efficacité. Un fibrage entre le capteur et l'intensificateur permettrait d'améliorer les performances du système. Cela n'a pas été réalisé par souci de modularité du système. Le rôle de porte optique est par contre très intéressant. En effet, il permet de réaliser des temps d'exposition du capteur très faibles. Le temps minimum d'ouverture possible avec cet intensificateur ARP est de 50 ns.

Le module d'acquisition et de stockage comporte simplement une carte d'acquisition du type Matrox Magic et un disque dur standard implantés tous deux dans un PC. Les images fournies en sortie de la caméra sont simplement stockées sur la mémoire vive de la carte d'acquisition puis transférées vers le disque dur. Ceci limite la taille des séquences au nombre d'images pouvant être mémorisées dans la mémoire vive de la carte d'acquisition. La carte Matrox nous permet actuellement de réaliser des séquences de 8 images successives. Il est à l'étude un système permettant de mémoriser directement les images fournies par la caméra sur la mémoire vive du PC ou sur plusieurs disques durs.

Le rôle du module de synchronisation assure la chronologie de la prise d'images en contrôlant la carte d'acquisition, la caméra et l'intensificateur. Mais, il permet aussi de définir les modes de fonctionnement de la caméra en positionnant les périodes d'ouverture de l'intensificateur en fonction de la fréquence image. Nous pouvons ainsi réaliser :

- des images mono-exposées dont l'intervalle de temps inter images est constant tout au long de la séquence,
- des couples d'images mono-exposées, l'intervalle de temps entre deux couples étant relativement important, mais l'intervalle entre deux images d'un même couple très faible,
- des images multi-exposées.

Le schéma ci-dessous illustre ces différentes possibilités.

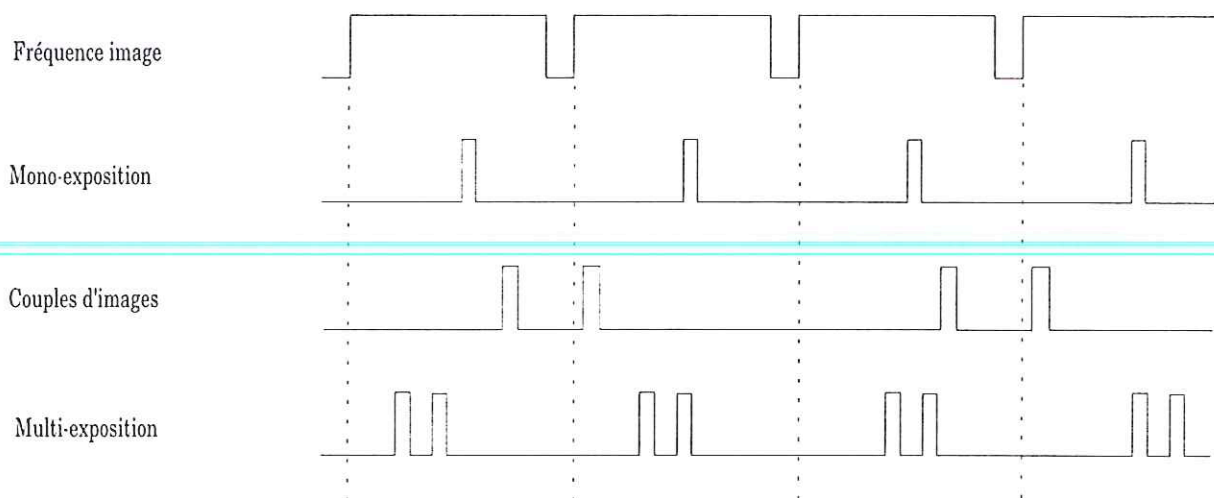


Figure 10.2 : Illustration des trois modes possibles de la caméra

Nous indiquons les temps minimum caractéristiques de chacun des modes :

- mono-exposition simple :
 - ☆ temps interexposition : 10 ms
 - ☆ temps d'exposition : 50 ns
- mono-exposition en couple :
 - ☆ temps interexposition à l'intérieur d'un couple : 316 μ s,
 - ☆ temps d'exposition : 50 ns
- multi-exposition
 - ☆ temps interexposition sur une même image : 50 ns,
 - ☆ temps interexposition entre deux images : 10 ms,
 - ☆ temps d'exposition : 50 ns

Pour atteindre des temps d'exposition aussi courts et disposer d'images de bonne qualité, la puissance lumineuse de l'éclairage de la scène doit être importante.

Le module d'éclairage utilisé est simple. Il s'agit d'un laser continu dont la longueur d'onde est dans le visible. La plupart des systèmes classiques utilisent un laser à impulsions du type YAG (par exemple) dont l'énergie est en général de l'ordre de 10 à 300 mJ. De plus le temps interexposition est fixé par la période d'impulsion du laser. L'utilisation d'un laser continu nous offre de multiples possibilités pour les expériences réalisées. D'une part, nous disposons d'une grande souplesse au niveau du choix des temps interexposition puisque la stroboscopie du phénomène est gérée conjointement par l'intensificateur et le module de synchronisation et non plus par le laser. D'autre part, l'utilisation d'un intensificateur nous permet d'utiliser de faibles puissances (de 10 mW à 500 mW). L'ensemble du système est complètement portable puisque aucun des modules ne nécessite d'alimentation particulière en courant ou de refroidissement par eau (au contraire des lasers à impulsions).

10.4. RESULTATS EN MECANIQUE DES FLUIDES

10.4.1. Etude du sillage à l'aval d'un cylindre

L'objectif de cette expérience est d'étudier à l'aide des techniques proposées un écoulement de référence de manière à valider les mesures fournies par ces techniques ainsi que les algorithmes de calcul des grandeurs dérivées. L'écoulement de référence correspond au sillage, en phase d'établissement, généré à l'aval d'un cylindre de section circulaire. La figure ci-dessous présente un schéma de principe du dispositif expérimental implanté au Laboratoire de Mécanique des fluides de Poitiers (LMFP). Celui-ci est composé principalement des éléments suivants :

- une cuve octogonale de grande dimension (hauteur : 1,50m, section rectangulaire équivalente : 0,80 x 1,00 m²),
- un système mécanique composé d'une potence et d'un chariot qui supportent à la fois la maquette étudiée et le système d'acquisition d'images,
- un système d'amortisseur qui régule la vitesse de chute du cylindre.

Cet écoulement est décrit à l'aide de deux paramètres adimensionnels : le nombre de Reynolds et le temps réduit t^* .

$$Re = \frac{U_0 D}{\nu} \quad (10.11)$$

$$t^* = \frac{t U_0}{D} \quad (10.12)$$

où D est le diamètre de l'obstacle, U_0 la vitesse de l'écoulement uniforme et ν la viscosité cinématique du fluide.

Pour la visualisation de l'écoulement, le fluide a étéensemencé avec de petites particules sphériques de Rilsan dont le diamètre moyen est de 80 μm . La vitesse de chute du cylindre est de 2 cm/s pour un diamètre de 6 cm. Le nombre de Reynolds résultant de ces caractéristiques est donc égal à 1000.

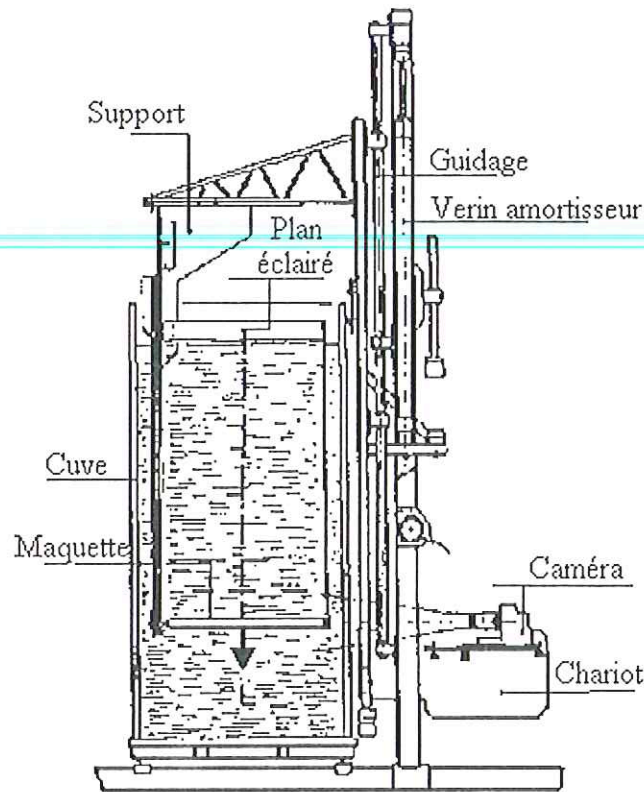


Figure 10.3 : Dispositif expérimental

Lors de l'expérience, des séquences d'images ont été réalisées pour différentes valeurs de la concentration en particules et pour différentes valeurs de t^* . L'utilisation de l'approche VIP pour dépouiller ces séquences d'images impose une concentration relativement importante. Les concentrations plus faibles peuvent servir pour des techniques du type PSV ou PTV. L'obtention de séquences d'images pour différentes concentrations a donc permis de comparer les résultats obtenus par ces différentes méthodes [David 1996b]. Nous présentons une étude de l'évolution du sillage en fonction du temps réduit t^* . Pour cela, nous mesurons les champs de déplacement instantané pour les différents t^* puis nous vérifions la bidimensionnalité de l'écoulement en mesurant les valeurs des champs de divergence. Enfin, nous calculons les champs de vorticités ainsi que les lignes de courant pour chacun des t^* . La localisation des centres de vortex rotatifs et contra rotatifs met en évidence le début du phénomène dit "d'allée de Karman" (à $t^*=7$).

Cette étude n'apporte pas d'éléments particulièrement novateur en mécanique des fluides. Son intérêt réside dans la calibration des systèmes de mesures des grandeurs intégrées ou dérivées, ou encore des déplacements.

La série de figures exposées ci-après illustrent les différentes étapes de notre démarche. Nous présentons deux images types d'un couple à la plus forte concentration utilisée : la surimposition de ces deux images permet de visualiser plus aisément le déplacement entre les deux expositions. La mesure de déplacements par une approche VIP (identification des déplacements par exemple) permet d'obtenir la carte de vitesses illustrée par la figure 10.4d. Sur ce résultat, l'erreur estimée de mesure est de l'ordre de 10% (ce taux d'erreur est obtenu en considérant que l'erreur maximale possible sur la mesure est de plus ou moins 1 pixel, et que le déplacement maximum est de l'ordre de 20 pixels).

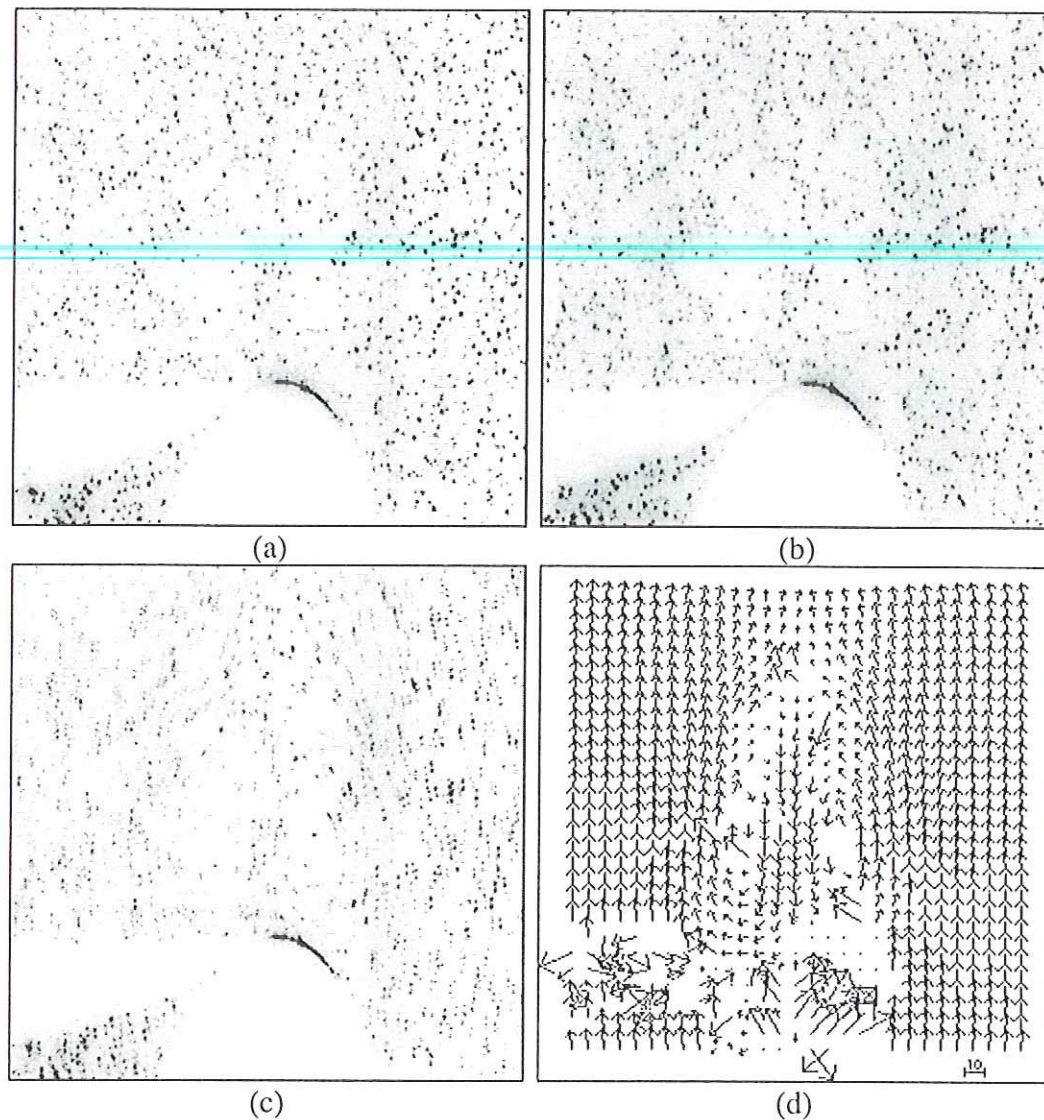


Figure 10.4 : (a-b) Couple d'images type à la plus forte concentration (c) superposition des deux images (a) et (b), (d) carte de déplacements obtenue par identification des déplacements sur des fenêtres 64×64 se chevauchant à 75% sur chaque axe.

Sur chacune des cartes de déplacements, nous mesurons alors le champ de divergence par différences finies. Les champs présentés sont adimensionnalisés par le rapport entre la vitesse de l'écoulement non perturbé et le diamètre du cylindre. Les valeurs adimensionnalisées varient alors entre -5 et +5. Nous estimons donc que l'écoulement étudié est bidimensionnel et que par conséquent les valeurs de déplacements mesurées correspondent à de véritables déplacements. Nous pouvons donc mesurer les grandeurs déduites de ces champs instantanés de déplacements.

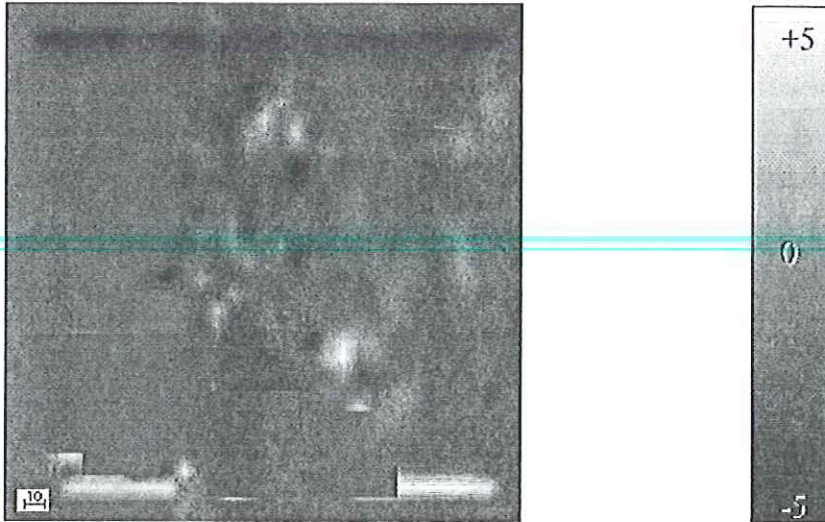


Figure 10.5 : Champ de divergence adimensionnalisé calculé à partir du champ de déplacement instantané représenté sur la figure 10.4

La mesure du champ de vorticité à partir du champ de déplacement de la figure 10.4 illustre la localisation et l'importance des mouvements rotatifs locaux.

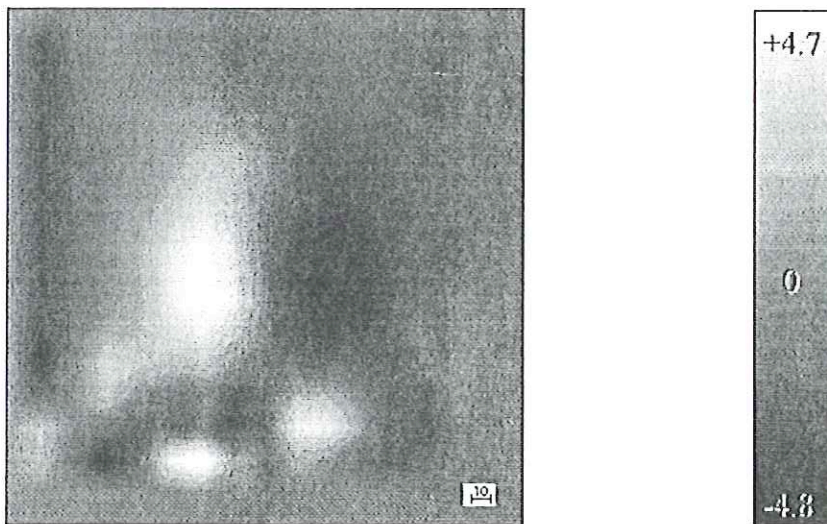


Figure 10.6 : Champ de vorticité adimensionnalisé montrant la présence de deux vortex, l'un contra rotatif et l'autre rotatif.

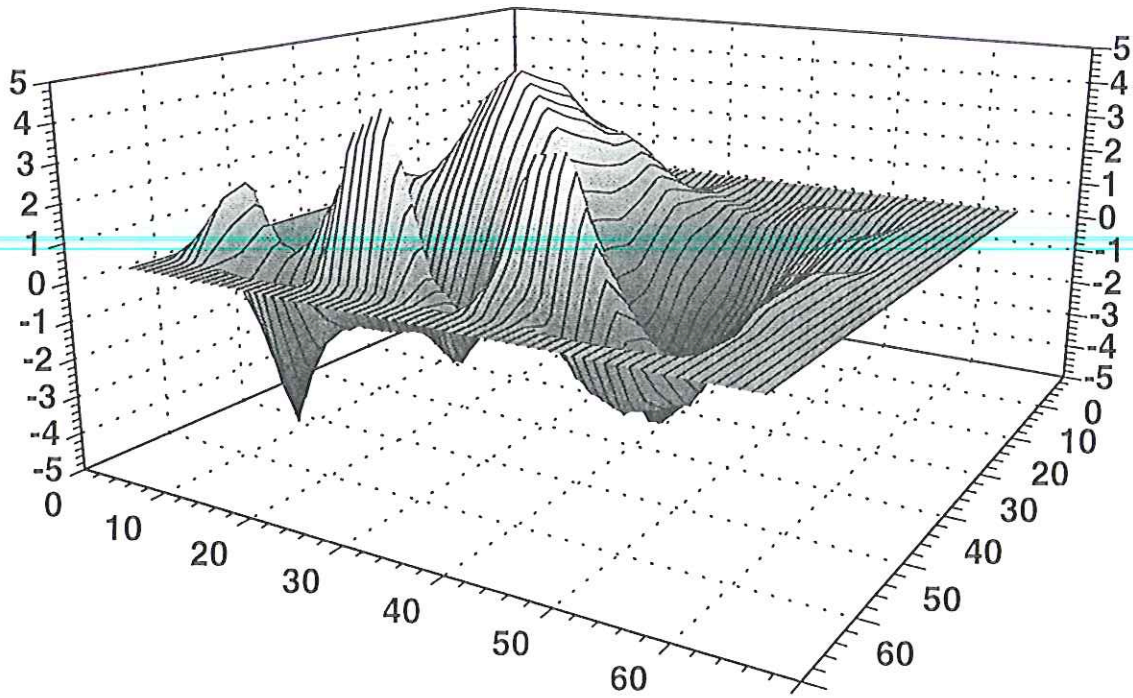


Figure 10.7 : Champ de vorticit  repr sent  en trois dimensions. La troisi me composante est obtenue suivant la valeur de la vorticit  adimensionnalis e.

A partir des champs de vitesses, nous pouvons aussi d terminer les lignes de courant de l' coulement et  tudier leurs variations en fonction du temps r duit t^* . La figure ci-dessous montre cette  volution pour trois t^* (5, 6 et 7). L' volution de ces lignes de courant montre le passage de la phase d' tablissement (deux vortex attach s)   la phase normale (all e de Karman) de l' coulement pour le nombre de Reynolds consid r .

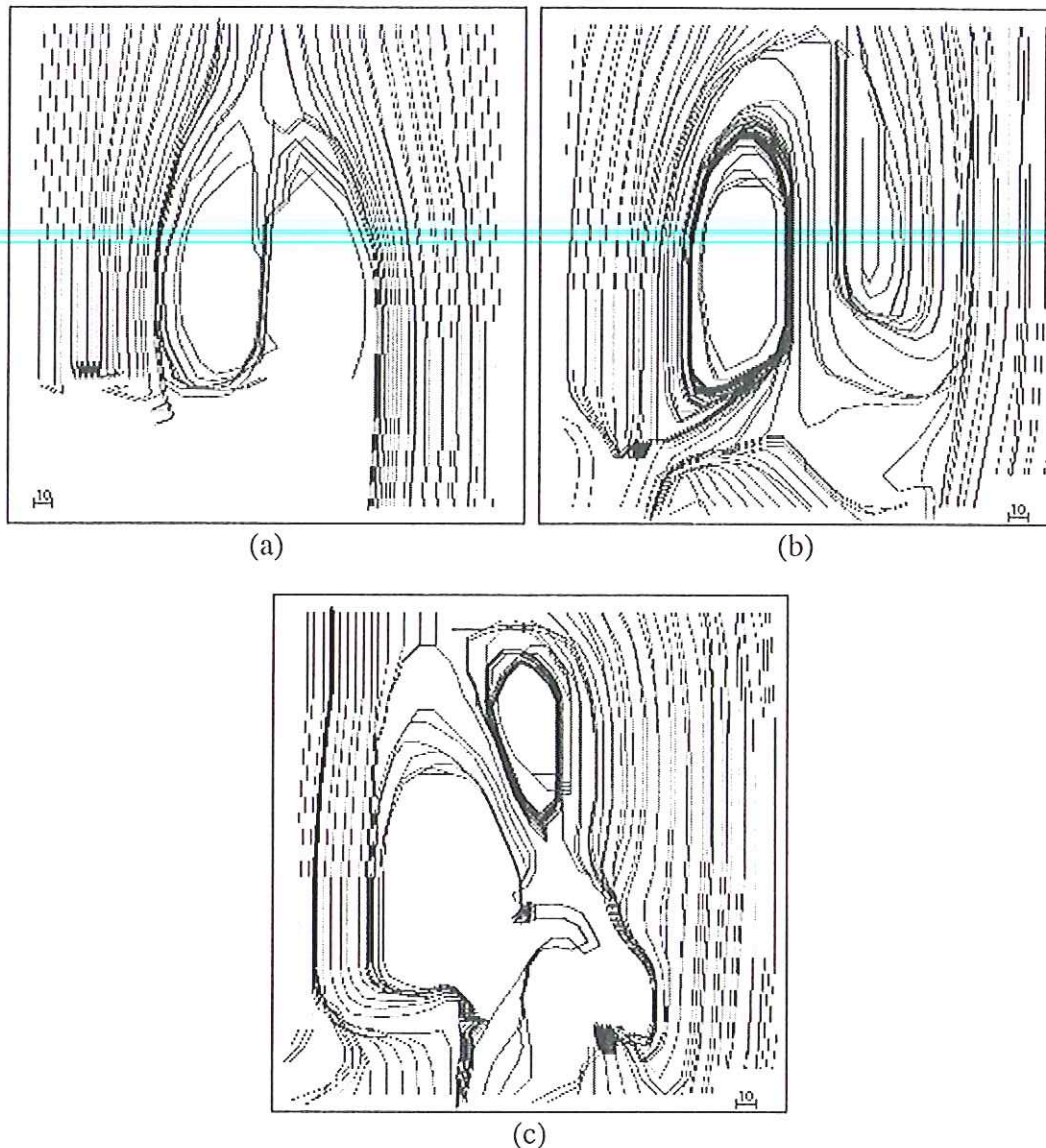


Figure 10.8 : Lignes de courant pour le sillage à l'aval d'un cylindre pour différents t^* (a) $t^* = 5$ (b) $t^* = 6$ (c) $t^* = 7$. Illustration du passage de la configuration "deux vortex attachés" à la configuration "allée de Karman".

Nous pouvons alors repérer les centres des vortex et suivre l'évolution de leurs localisations au cours du temps.

10.4.2. La turbulence de grille

Le but de cette expérience est d'étudier le cas de la turbulence de grille. Cette turbulence est créée par le déplacement d'une grille dans la direction orthogonale à son plan. L'écoulement ainsi créé est généralement considéré comme le cas de référence pour l'étude de la turbulence. En effet, cette turbulence est la plus simple possible puisqu'elle est théoriquement homogène et isotrope. En particulier, la vitesse moyenne de l'écoulement après le passage de la grille doit être nulle. Par suite, il n'existe aucun terme de production d'énergie et le seul phénomène existant est l'extinction des termes de turbulence. La mesure de cette extinction est mesurée via l'évolution de l'écart type des déplacements au cours du temps.

exposant expérimental est égal à -1.32 , ce qui est remarquablement proche du coefficient de décroissance théorique (-1.3). Ce résultat n'est évidemment obtenu qu'en moyenne. Mais, le résultat théorique n'est valable que pour des évolutions sur des grandes périodes de temps [Comte-Bellot 1982]. Nous pouvons espérer qu'un échantillonnage plus complet du phénomène (par exemple sur plusieurs expériences similaires) conduira à une évolution plus lisse. La présence d'une vitesse moyenne non nulle au départ de l'expérience est sans aucun doute un élément perturbateur. Son effet est sensible lors de la comparaison entre la courbe lissée obtenue à partir des points expérimentaux et la courbe du modèle théorique. En effet, pour les 3 premiers points de mesures, cela se traduit par des écarts types de déplacement bien plus important dans la direction du déplacement moyen que dans la direction perpendiculaire. La correction de ce défaut, via le changement de la grille, est actuellement en cours de réalisation. Nous pouvons espérer obtenir une courbe expérimentale d'extinction de la turbulence plus lisse grâce à cette nouvelle expérience. Le premier résultat obtenu est très encourageant et constitue déjà une première validation expérimentale de la technique.

Si la zone d'étude est plus importante (de l'ordre de 10×10 cm au lieu de 5×5 cm), nous pouvons alors étudier la décroissance de l'intensité de turbulence aux premiers instants après le lâcher de la grille. En effet, le champ de vision étant plus important, les déplacements apparaissent plus faible. La technique de mesure utilisée est l'identification des déplacements. Nous disposons pour cette expérience de l'ensemble des images (à une fréquence de 25 images par seconde) dès le lâcher de la grille. Nous avons dépouillé chacun des couples d'images pris successivement et calculé un écart type de déplacements sur des groupes de 5 images (comme précédemment). La figure ci-dessous illustre le résultat obtenu. La courbe expérimentale de décroissance suit une loi puissance de coefficient -1.298 , ce qui est remarquablement proche du coefficient théorique. Ce résultat a été obtenu par identification sur les 10 premières secondes du phénomène après le lâcher de la grille.

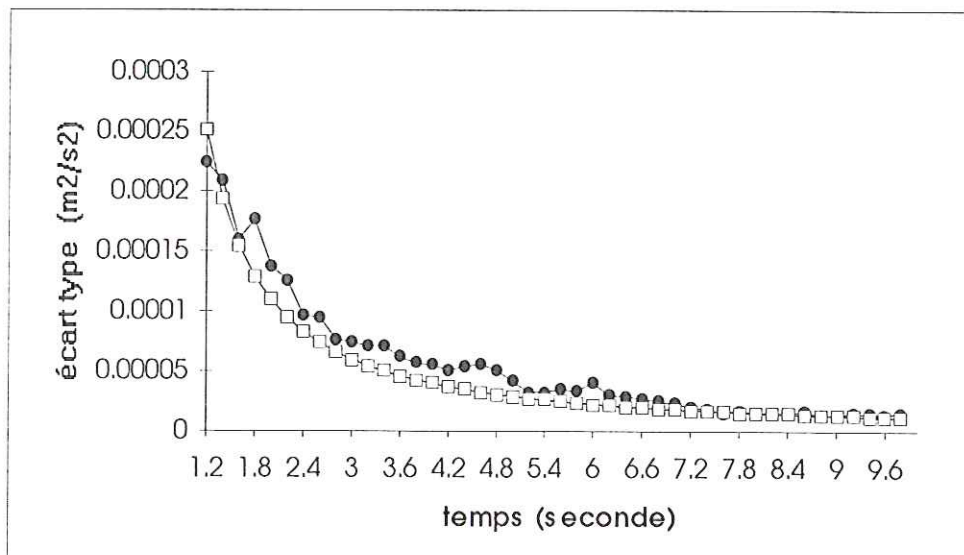


Figure 10.14 : Evolution de l'écart type des déplacements pour les 10 premières secondes après le lâcher de la grille, mesure par identification.

10.4.3. Etude de l'injection diesel

Actuellement de nombreux travaux se penchent sur l'optimisation de l'injection diesel. La plupart des méthodes existantes ne permettent pas l'obtention de cartes de déplacements instantanées. L'anémométrie Laser Doppler ne fournit que des informations ponctuelles. La détermination d'un champ de vitesses instantanées est donc impossible. Les techniques classiques de VIP posent des problèmes d'ensemencement en particules. La technique de suivi de frontières que nous proposons permet d'acquérir plus facilement des informations sur la diffusion du gasoil dans la chambre d'injection. Nous pouvons mesurer la vitesse d'expansion (ou de diffusion) du front du nuage. Notons que la vitesse de déplacement d'une frontière du nuage de carburant n'est pas forcément identique à la vitesse du fluide. L'interprétation des résultats obtenus par cette technique ne peut donc être que globale.

Avant de montrer les résultats obtenus par l'algorithme de suivi des points caractéristiques multi-échelles, il convient de présenter plus en détail le dispositif expérimental (Laboratoire Machines thermiques, Ecole Centrale de Lyon) et la nature des images à traiter. La figure 10.15 est un schéma de principe de l'expérience. Contrairement aux deux exemples présentés précédemment, la technique d'acquisition d'images n'est plus de la tomographie mais de l'ombroscopie : au lieu d'éclairer simplement un plan de l'écoulement, l'ensemble de la scène est illuminé à l'aide d'un faisceau parallèle. Les objets présents dans la scène servent alors de masques et la caméra placée dans l'axe du faisceau parallèle enregistre alors leurs ombres. Il est essentiel pour ce mode d'acquisition d'images de disposer d'un faisceau de lumière totalement parallèle (sinon des déformations des frontières du nuage interviennent). Ce faisceau est créé à partir d'un laser continu de forte puissance dont le rayon est expansé à l'aide de deux lentilles (système de microscope). Ce faisceau parallèle illumine l'ensemble de la chambre d'injection. Une caméra enregistre l'évolution de la forme du nuage de gasoil au cours du temps. Si nous désirons obtenir des séquences d'images où l'objet se déforme relativement peu entre deux images successives, la vitesse du phénomène exclut a priori tous les systèmes d'acquisition vidéo pouvant exister actuellement. Nous avons donc utilisé une caméra à film CORDIN dont la fréquence image maximum est de 33000 images par seconde. Les films sont ensuite numérisés grâce à l'emploi d'un numériseur VISINDUS. Cet appareil permet de numériser les images avec une bonne résolution (barrette CCD de 4084 pixels) et avec un décalage (dû au déplacement mécanique du film) entre les images minimum. Nous pouvons obtenir, grâce à ce système, de grandes séquences d'images (environ 200) présentant l'évolution du nuage de gasoil lors de l'injection. Nous n'observons qu'une projection bidimensionnelle d'un objet tridimensionnel. Par suite, les déplacements mesurés ne peuvent donner qu'une idée des déplacements réels. Une incertitude subsiste toujours.

Le dernier élément du dispositif expérimental est un générateur de retard dont le rôle est de synchroniser les différents éléments. En particulier, le déclenchement de l'acquisition des images doit absolument être synchronisé avec la levée d'aiguille de l'injecteur (moment où l'injection se produit).

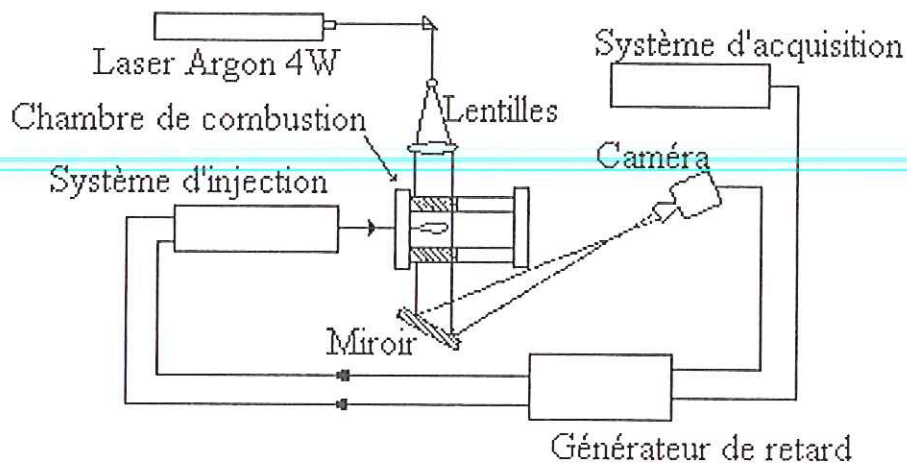


Figure 10.15 : Schéma du dispositif expérimental pour l'étude de l'injection diesel.

Voici quelques images produites par la numérisation d'un film montrant l'évolution du nuage d'hydrocarbure au cours d'un cycle d'injection.

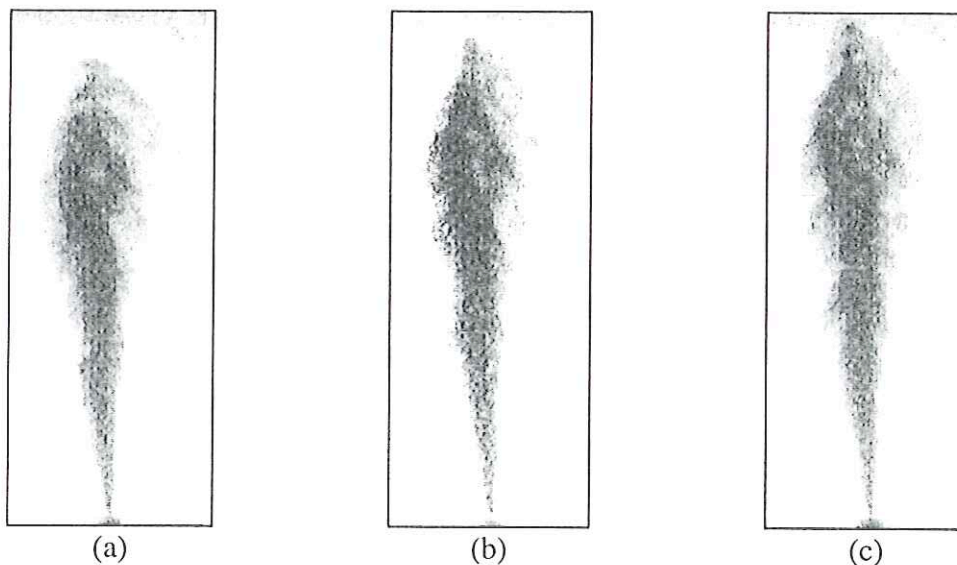


Figure 10.16 : (a-c) Trois images successives d'un film montrant l'évolution d'un nuage de gasoil.

L'intérêt de cette expérience est d'étudier l'évolution des vitesses de diffusion tout au long du cycle d'injection en différents points, tels que le front du nuage ou très près de l'injecteur. Ce résultat permettrait de mieux comprendre comment se réalise le mélange ou la répartition du nuage de gasoil dans la chambre d'injection avant l'explosion. Il existe une liaison évidente entre la répartition du gasoil et la qualité de la combustion. L'enjeu vis à vis de la maîtrise de la pollution est donc très important.

Les techniques de suivi d'interfaces peuvent répondre à ce cahier des charges. Nous sommes capables de déterminer les déplacements de certains points le long des frontières du

nuage de gasoil entre deux images successives. En réitérant ce processus sur tous les couples d'images de la séquence, nous obtenons une bonne description de l'évolution des vitesses du nuage au cours d'un cycle d'injection. De plus, la validation des mesures effectuées par mesure de la cohérence des trajectoires nous amène à construire les trajectoires suivies par quelques points du nuage. L'étude de ces trajectoires fournit toutes les informations nécessaires sur la variation des vitesses en différents points du nuage. Rappelons que la vitesse des fronts du nuage d'injection n'est pas nécessairement la vitesse des particules de gasoil et donc que l'interprétation des résultats ne peut être que globale.

Dans un premier temps, nous décrivons la démarche suivie pour extraire les vecteurs déplacements entre deux images. En appliquant ce schéma sur l'ensemble de la séquence, nous obtenons les informations de déplacement tout au long du cycle. Comme illustration de ce résultat, nous présentons une image montrant les trajectoires suivies par quelques points caractéristiques (situés par exemple au front du nuage ou près de l'injecteur).

La première étape de l'algorithme est l'extraction des frontières du nuage. Il est essentiel de choisir correctement l'échelle de l'ondelette utilisée pour obtenir ces frontières. D. Douillard a réalisé de nombreux essais sur un ensemble d'images relativement important pour essayer de déterminer l'échelle optimale [Douillard 1996]. Cette échelle optimale est définie comme étant celle où les structures caractéristiques du jet sont conservées alors que celles correspondant au bruit sont éliminées. L'échelle retenue est égale à 4. Par rapport aux résultats généraux du chapitre 8, ce paramètre est plus élevé. Ceci s'explique par la structure du jet plus complexe. Ainsi, pour suivre quelques points de ce jet de manière robuste, il est nécessaire de simplifier les contours retenus. La figure 10.18 illustre les contours obtenus sur le jet diesel pour ce niveau de détection et la figure 10.17 celles détectées pour différents niveaux.

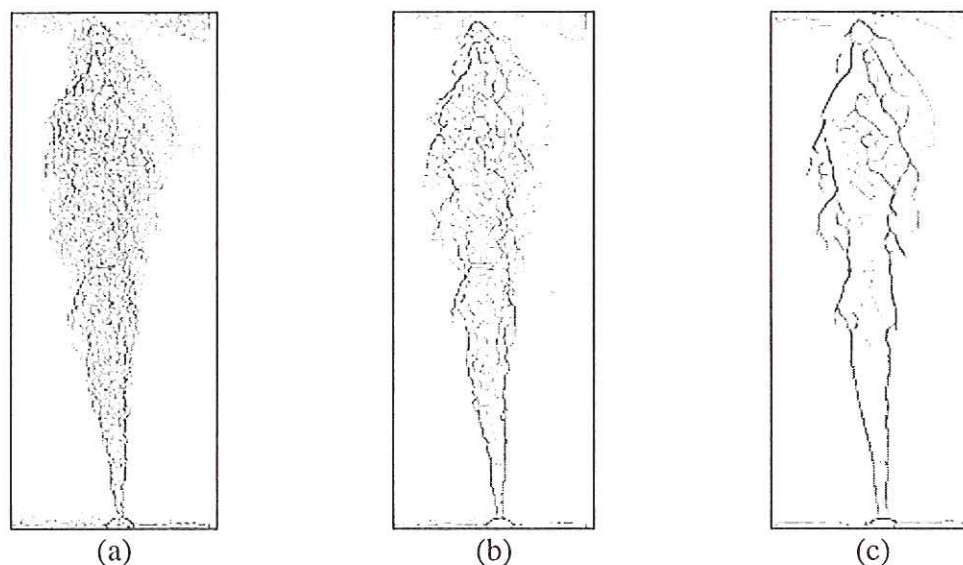


Figure 10.17 : Frontières détectées pour trois échelles différentes (a) échelle 1, (b) échelle 2, (c) échelle 4.

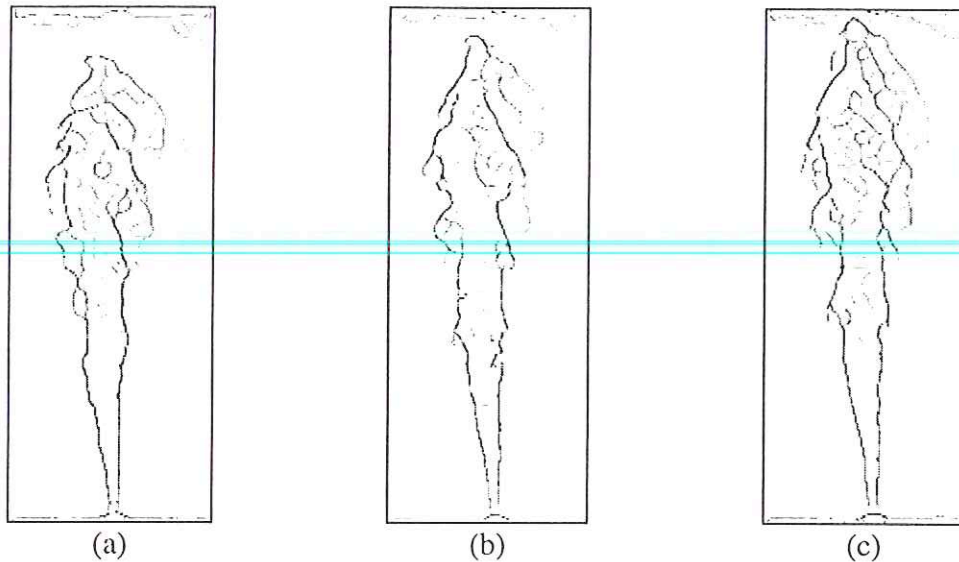


Figure 10.18 : (a-c) Frontières du nuage détectées pour une échelle d'ondelettes égale à 4, à trois instants successifs de la séquence.

Les autres paramètres du suivi d'interface sont réglés de la façon suivante :

- seuil de courbure : 0.01,
- taille du voisinage de recherche : 48,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- coefficient pondérateur α : 0.1,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : cohérence de trajectoires avec validation des vecteurs solitaires (seuil sur la distance : 0.01).

Trois images successives sont nécessaires pour appliquer cette méthode de validation par cohérence de trajectoires. Le résultat obtenu sur le triplet de la figure 10.16 est représenté sur la figure 10.19. L'erreur (estimée de façon identique au cas du cylindre) de mesure est de l'ordre de 10%.

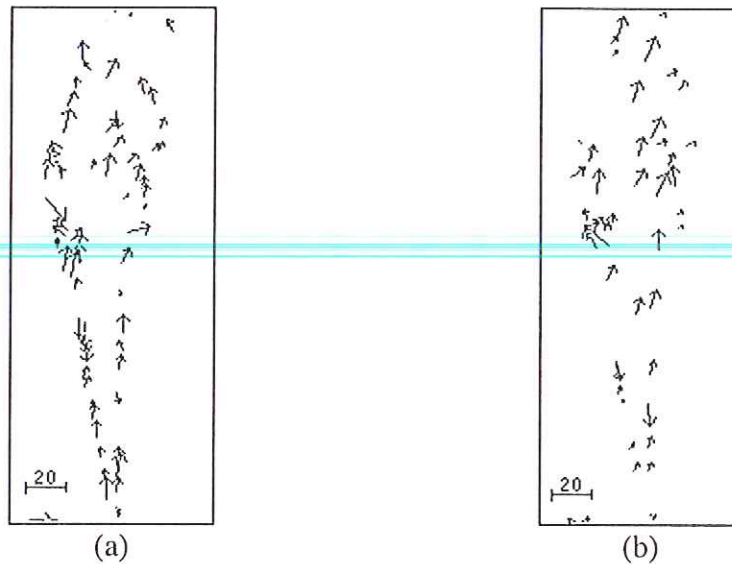


Figure 10.19 : Résultat du suivi de frontières entre les images (a) (b) et (c) de la figure 10.16. La méthode de suivi est le back tracking validé par cohérence de trajectoires.

A partir de ce type de résultat, nous pouvons déterminer deux paramètres essentiels à la compréhension physique du phénomène : l'évolution de la vitesse de pénétration du jet (cf. figure 10.20) et de l'angle solide à la sortie de l'injecteur (cf. figure 10.21). Ce résultat permet au motoriste de mieux comprendre la répartition du carburant au sein de la chambre d'injection. Il est envisageable de modifier les codes numériques (utilisés pour la mise au point des moteurs) de manière à tenir compte de ces résultats expérimentaux.

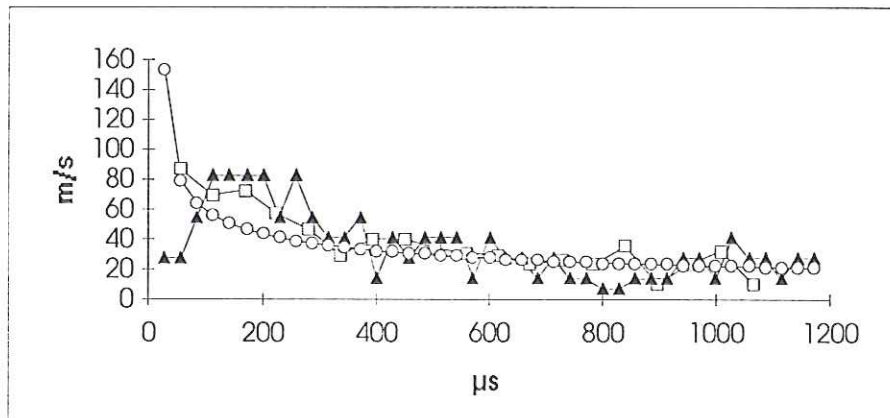


Figure 10.20 : Evolution de la vitesse de pénétration du jet au cours d'un cycle d'injection (Cercles : résultat empirique - loi de Chiu; triangles : mesures directes sur photographies; carrés : mesures obtenues par l'algorithme de détermination des déplacements d'objets déformables).

Les variations sinusoïdales de la vitesse pour les derniers instants du cycle sont produites par un détachement (au niveau du nez du nuage) d'une partie diffuse avançant brusquement. Cette zone est, par la suite, freinée et rattrapée par la partie dense du nuage de gasoil. Nous obtenons donc une succession d'accélération et de ralentissement brusques lorsque nous étudions l'avancée du front du nuage.

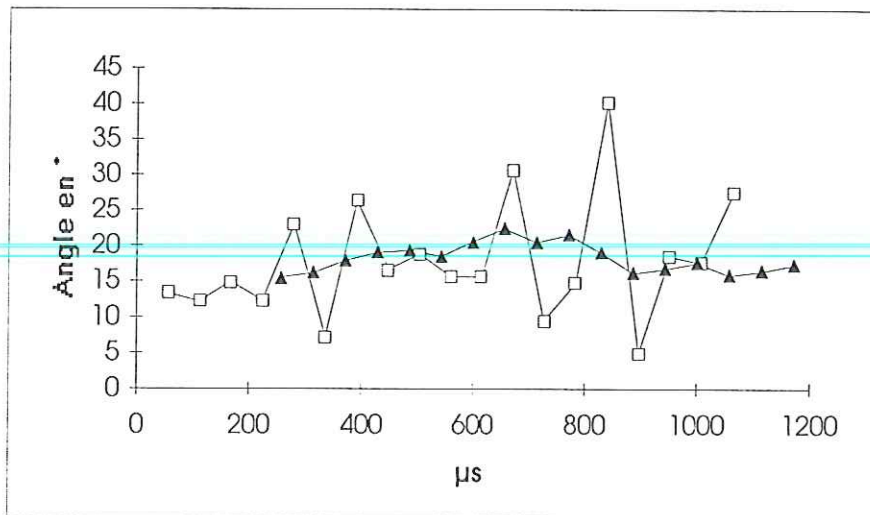


Figure 10.21 : Evolution de l'angle solide du jet au cours d'un cycle d'injection (triangles : mesures directes sur photographies; carrés : mesures obtenues par l'algorithme de détermination des déplacements d'objets déformables).

Les variations plus importantes de l'angle mesurées par traitement d'images sont très certainement dues à une définition de l'angle solide tenant compte de la zone diffuse du jet. (L'angle est défini par les directions de deux vecteurs vitesses proches de l'injecteur et situés de part et d'autre de celui-ci).

10.4.4. Etude de poches de cavitation instationnaires

Le phénomène de cavitation (apparition de vapeur dans un fluide) est souvent engendré par le contournement d'obstacles, fixes ou mobiles, d'un liquide se déplaçant à forte vitesse. Cela se manifeste par la succession d'un processus de vaporisation et de condensation du fluide sans modification majeure de sa température. (L'implosion des bulles de cavitation provoque malgré tout une élévation de la température du fluide). Les phénomènes de cavitation sont assez courants dans les applications industrielles (turbomachines, constructions hydrauliques ou navales par exemple). Les conséquences de ce phénomène sont multiples. D'une part, l'implosion des structures de vapeur conduit à l'érosion des matériaux. D'autre part, la présence de bulles ou de poches de vapeur entraîne la dégradation des conditions d'écoulements et donc une baisse des performances des installations. Enfin, l'instabilité intrinsèque de la cavitation induit l'apparition de bruit, de fluctuations de débit ou encore de vibrations importantes.

Il est donc important de bien comprendre ce phénomène afin de pouvoir augmenter les performances d'installations. Par exemple, pour les machines tournantes, telles que les pompes alimentant en ergols liquides les moteurs des lanceurs spatiaux, une amélioration des performances induit une réduction de l'encombrement des installations et donc une augmentation possible de la charge utile de ces lanceurs. L'expérience décrite ci-après est directement liée à cette application. Son objet est d'obtenir une meilleure compréhension des phénomènes locaux mis en jeu au sein d'écoulements cavitants.

La figure 10.22 est un schéma de principe du dispositif expérimental utilisé pour cette étude (Laboratoire LEGI-CREMHyG [Stutz 1996]). Pour cette expérience, la vitesse du fluide est de 8 m/s et la longueur moyenne de la poche attachée de cavitation de 5 cm. D'autres

configurations ont été essayées (vitesse de 6 m/s, longueur de poche de 4 cm, etc...) mais cette configuration présente l'avantage d'être plus stable. Le débit du fluide est de 0.0155 m³/s pour une section de 44x44 mm². Cet écoulement est caractérisé par la pression réduite σ_{reduit} définie par :

$$\sigma_{reduit} = \frac{P_{ref} - P_{cav}}{\frac{1}{2} \rho V_{ref}^2} \quad (10.14)$$

où P_{ref} V_{ref} sont la pression et la vitesse de l'écoulement dans une section de référence (en amont de la poche), et P_{cav} la pression au sein de la poche de cavitation. Cette pression réduite est égale à 2.57 pour cette expérience.

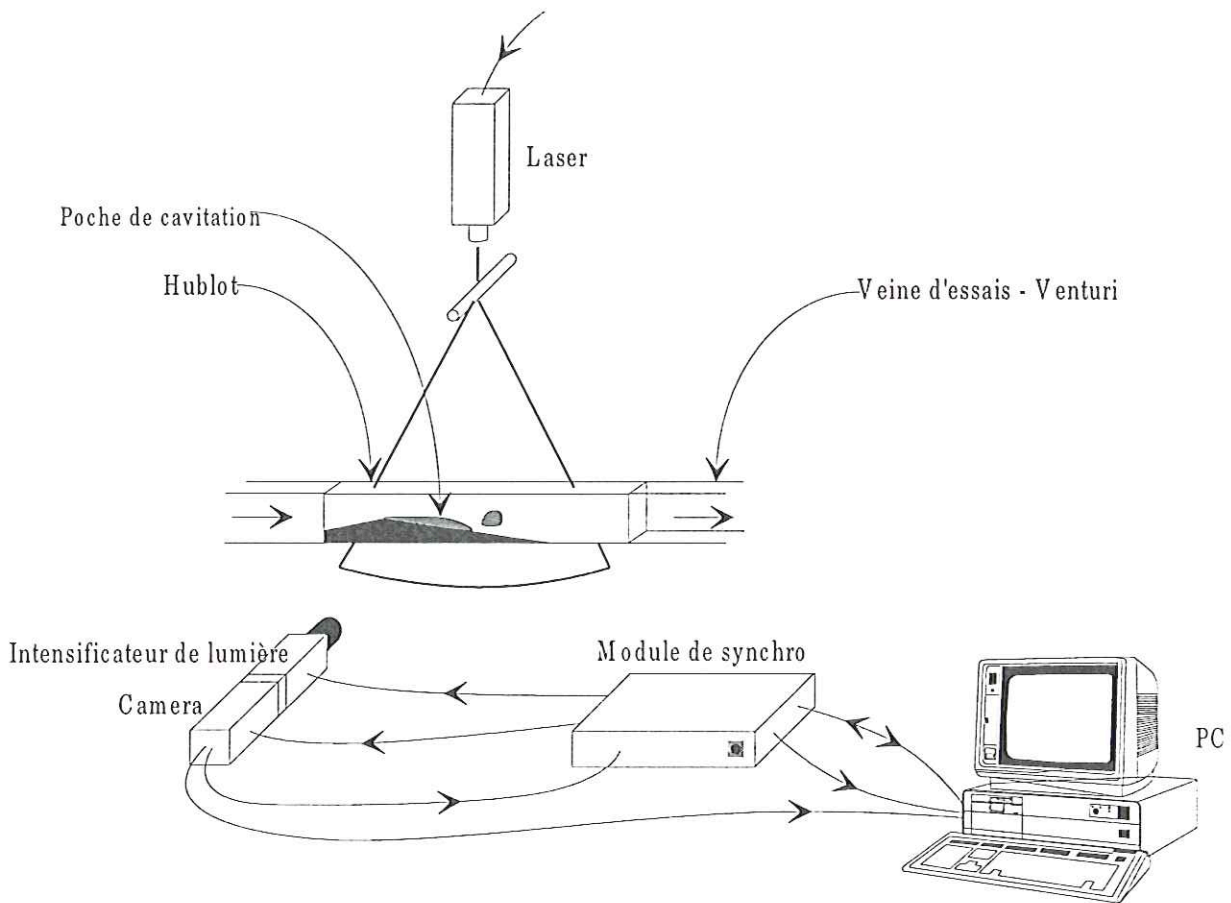


Figure 10.22 : Schéma du dispositif expérimental utilisé pour l'étude de poches de cavitation instationnaires.

Ce dispositif est très proche de celui décrit au paragraphe 3. La caméra utilisée est la caméra CCD EEV37 à 100 images par seconde. Le laser est un laser Argon 5W continu de longueur d'onde 514 nm pour une puissance utilisée de 320 mW.

Bien qu'instationnaire, le phénomène n'est pas aléatoire mais cyclique. Ce cycle correspond à l'augmentation de la poche de vapeur, au lâchage d'une bouffée de vapeur dans l'écoulement. A la suite de ce lâchage, la poche attachée à l'arête du venturi a diminué de taille et le cycle recommence (augmentation, lâchage, ...). La durée d'un cycle est approximativement 20 ms. Pour bien comprendre l'évolution de cette poche, il est absolument nécessaire de réaliser des images successives décrivant ce cycle. Or, la durée d'un cycle

élimine la possibilité d'enregistrer l'évolution de la poche au cours d'un même cycle à l'aide d'une caméra vidéo. En effet, même à 100 images par secondes, nous ne pouvons réaliser que deux images par cycle. La solution que nous proposons est de réaliser un grand nombre de couples d'images très rapprochés puis de reclasser ces couples au sein du cycle grâce à une information externe. Cette information est, dans notre cas, un signal de pression pris sur la face divergente du venturi (cf. figure 10.23). Ce signal est globalement sinusoïdal, la période de la sinusoïde étant égale à la période du cycle "augmentation-lâchage" de la poche. Une forte valeur de la pression est représentative de la phase d'augmentation de la poche tandis qu'une faible pression fait directement suite au lâcher d'un nuage.



Figure 10.23 : Position du capteur de pression dans la veine venturi.



Figure 10.24 : Exemple de signal de pression réalisé sur 4 cycles complets

Les couples d'images réalisés ont un temps interexposition entre les deux images réduit à 1 ms et un temps d'exposition égal à 1 μ s. Nous découpons le signal de pression obtenu en 10 classes. ces 10 classes permettent de décrire entièrement le cycle de la poche. Nous pouvons donc affecter chacun de ces couples d'images à une et une seule classe. Le calcul d'une image moyenne et d'une image écart type (au sens des niveaux de gris) dans chacune de ces classes permet d'obtenir une bonne description de l'évolution moyenne de la poche au cours du cycle. La figure 10.25 illustre ce résultat. Nous disposons de suffisamment de couples d'images pour avoir un échantillon d'images statistiquement représentatif dans chacune des classes.

L'objectif est alors de mesurer les déplacements locaux ou déformations locales de la poche au cours d'un cycle. Pour cela, trois voies d'investigation sont possibles. La première est de dépouiller tous les couples d'images. Mais, cela induit d'une part des temps de calcul trop longs et d'autre part un classement temporel de toutes les images. Une autre approche serait de travailler sur les images moyennes obtenues précédemment et de calculer les déplacements entre ces images. Toutefois, cette démarche n'est pas très satisfaisante. En effet, ces images ne sont pas "réelles" et il est difficile de les relier au phénomène physique. De plus, la moyennisation atténue beaucoup la finesse de description des microstructures aux frontières de la poche.

Nous avons donc choisi une approche sensiblement différente. Pour chacune des classes, nous cherchons le couple d'images qui se rapproche le plus de l'image moyenne (au sens des moindres carrés par exemple) et nous calculons les déplacements locaux sur ce couple. Cette démarche présente l'avantage de travailler sur des images de l'écoulement (et

non sur des images obtenues après calculs) et offre la possibilité d'interpréter facilement les résultats obtenus comme caractéristiques de l'évolution de la poche à cet instant du cycle.

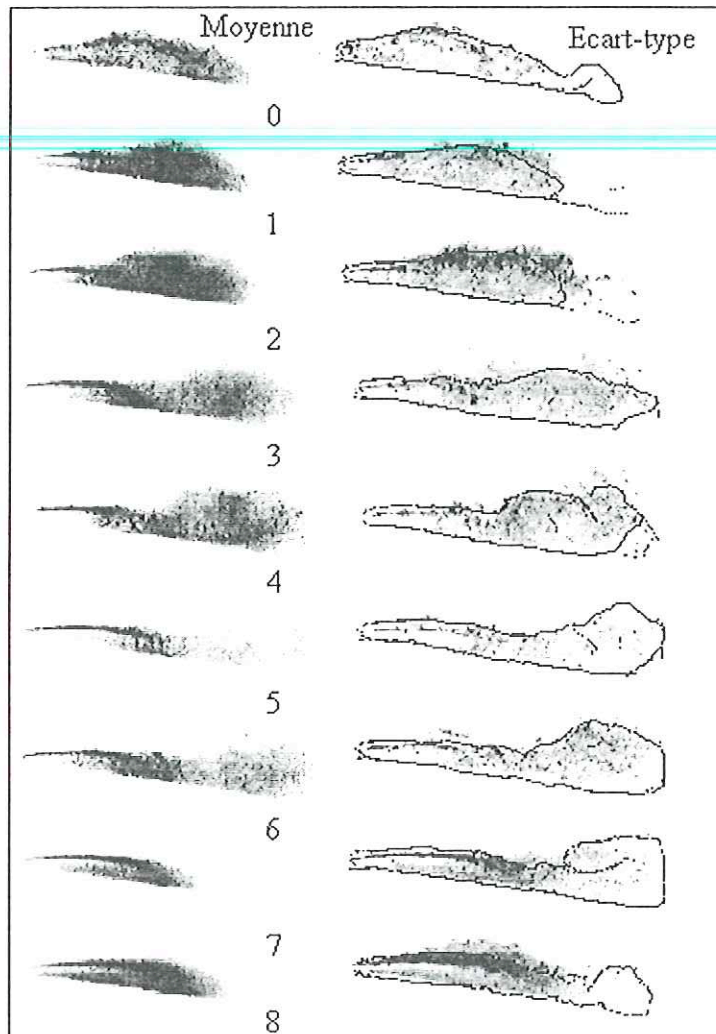


Figure 10.25 : Evolution moyenne du phénomène. Description par l'intermédiaire d'images moyennes et écart type par classes de pression équivalente. Le contour des moyennes est superposé aux images d'écart-types.

L'algorithme de mesure des déformations locales utilisé est le suivi des points caractéristiques multi-échelles. Cette expérience est une deuxième illustration de l'apport de ce type de technique par rapport à l'approche classique de VIP. En effet, comme pour l'injection diesel mais de façon encore plus critique, il est impossible d'ensemencer le milieu avec de petites particules puisque le nuage de vapeur est une dépression dans l'écoulement. La seule approche est donc de déterminer directement le déplacement de l'objet via le suivi de ses frontières.

Nous utilisons donc l'algorithme de suivi des points caractéristiques multi-échelles présenté en partie 2 de ce mémoire. Pour cette application, les paramètres de cette méthode sont fixés comme suit :

- échelle de détection des frontières : 7,
- seuil de courbure : 0.01,

- taille du voisinage de recherche : 40,
- seuil sur la distance pomme : 0.1,
- coefficient pondérateur α : 0.2,
- méthode d'association : back tracking,
- méthode de validation : aucune.

L'échelle de détection des frontières est choisie relativement importante pour ne conserver que les principales structures. Les déplacements locaux de la poche étant très complexes, il est illusoire d'espérer déterminer exactement tous ces mouvements locaux. Ce choix d'échelle permet de ne déterminer que le mouvement des structures principales. Ceci diminue le risque d'erreurs de mesures. La deuxième remarque est l'impossibilité d'appliquer une méthode de validation des vecteurs obtenus. D'une part, il est impossible d'utiliser la cohérence de trajectoire car nous ne disposons que de couples d'images. D'autre part, les mouvements sont très locaux et les frontières assez fragmentées pour empêcher l'application de validation statistique, par frontière ou encore par cohérence spatiale.

Nous présentons dans les figures ci-dessous quelques résultats pour différents instants (ou classes) du cycle. Les erreurs de mesures de déplacements sont de l'ordre de 10% quel que soit la phase du cycle de cavitation (estimation réalisée de façon similaire au cas du cylindre).

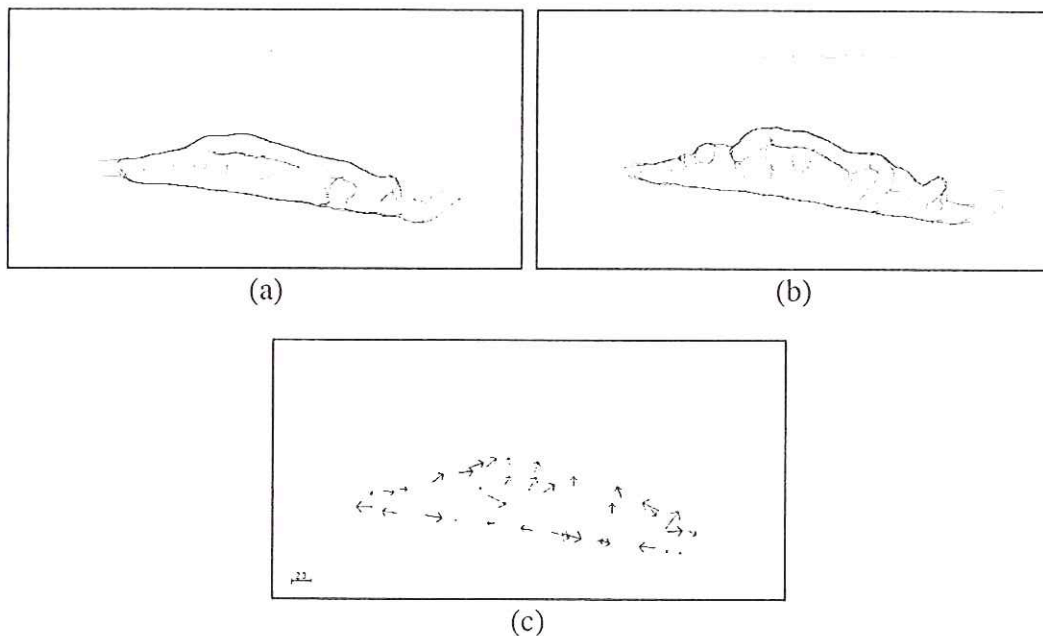


Figure 10.26: (a-b) Images types de la classe n° 0 (c) mesures des déplacements correspondants

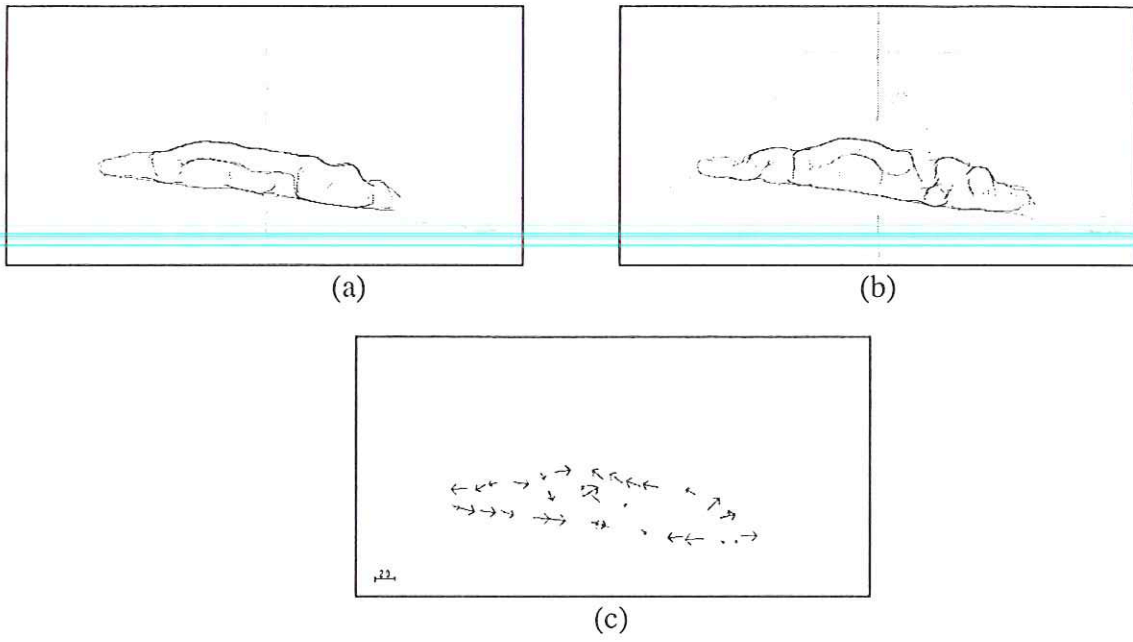


Figure 10.27: (a-b) Images types de la classe n° 1 (c) mesures des déplacements correspondants

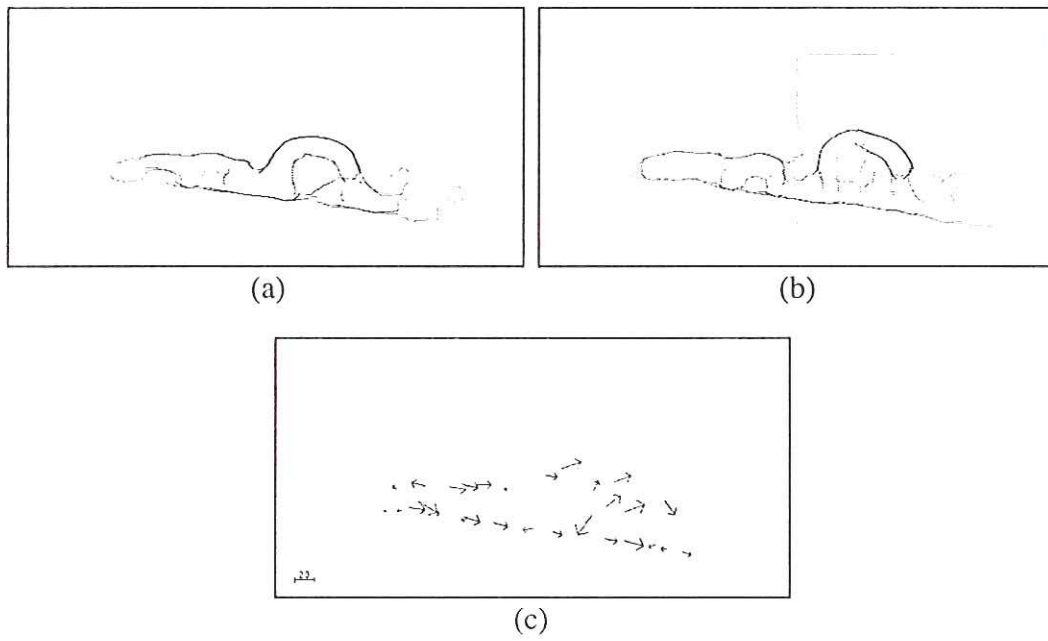


Figure 10.28: (a-b) Images types de la classe n° 2 (c) mesures des déplacements correspondants

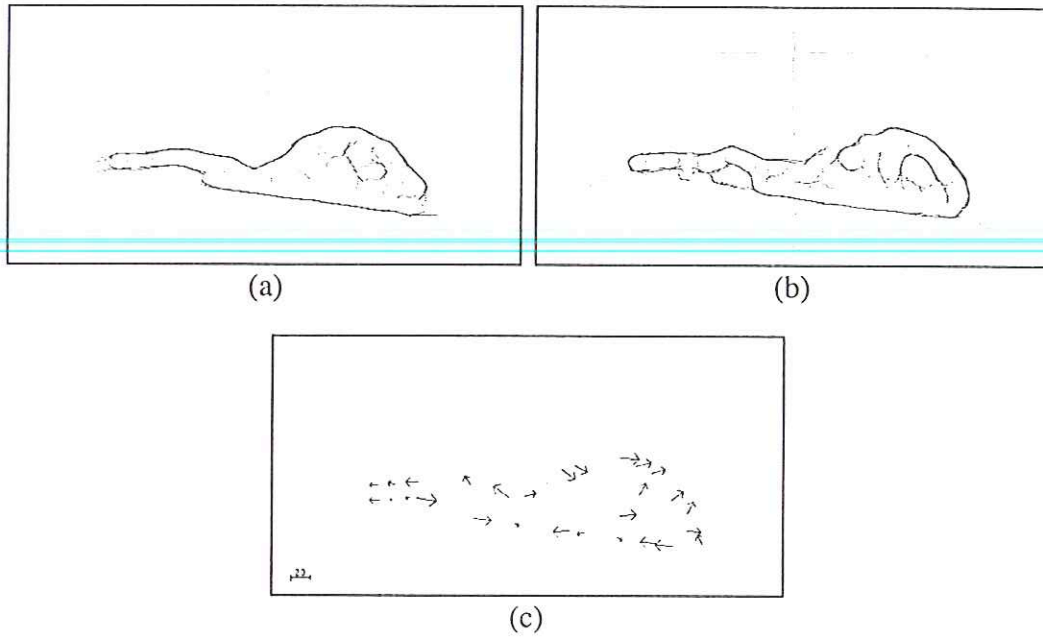


Figure 10.29: (a-b) Images types de la classe n° 3 (c) mesures des déplacements correspondants

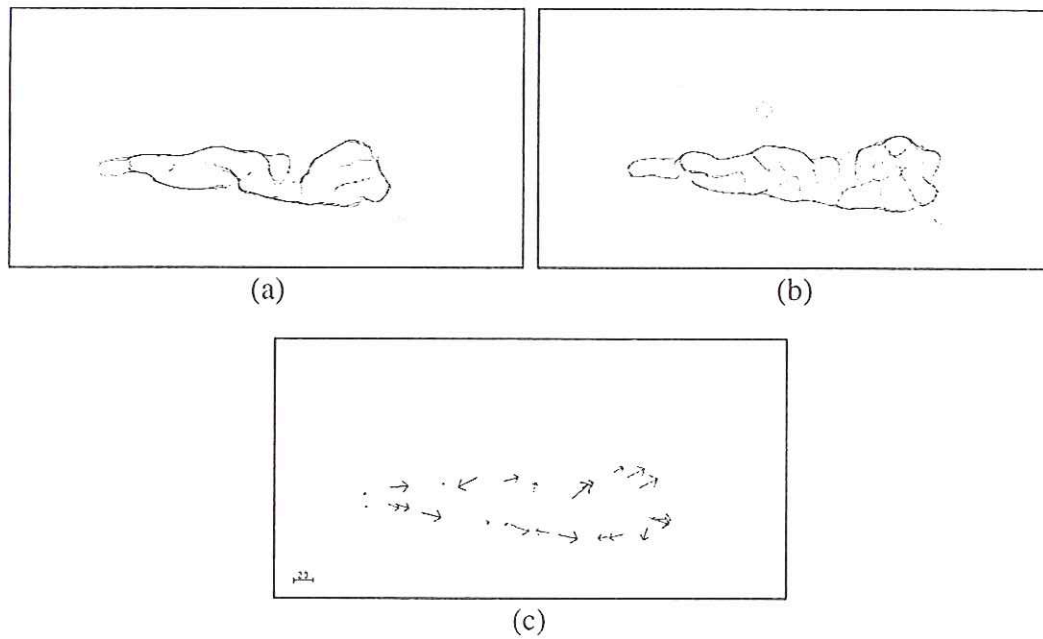


Figure 10.30: (a-b) Images types de la classe n° 4 (c) mesures des déplacements correspondants

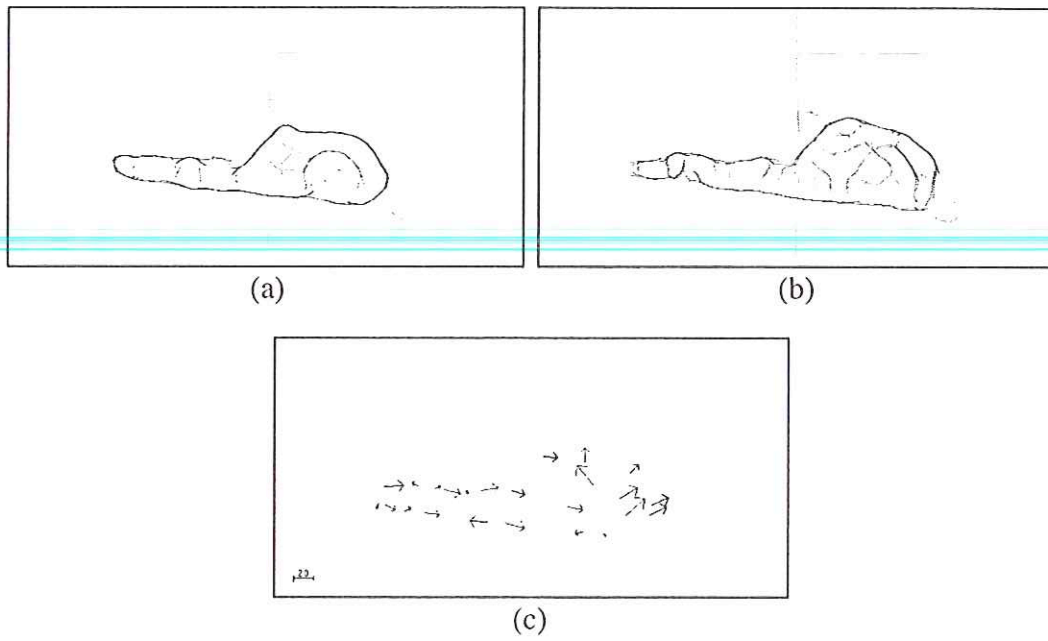


Figure 10.31: (a-b) Images types de la classe n° 5 (c) mesures des déplacements correspondants

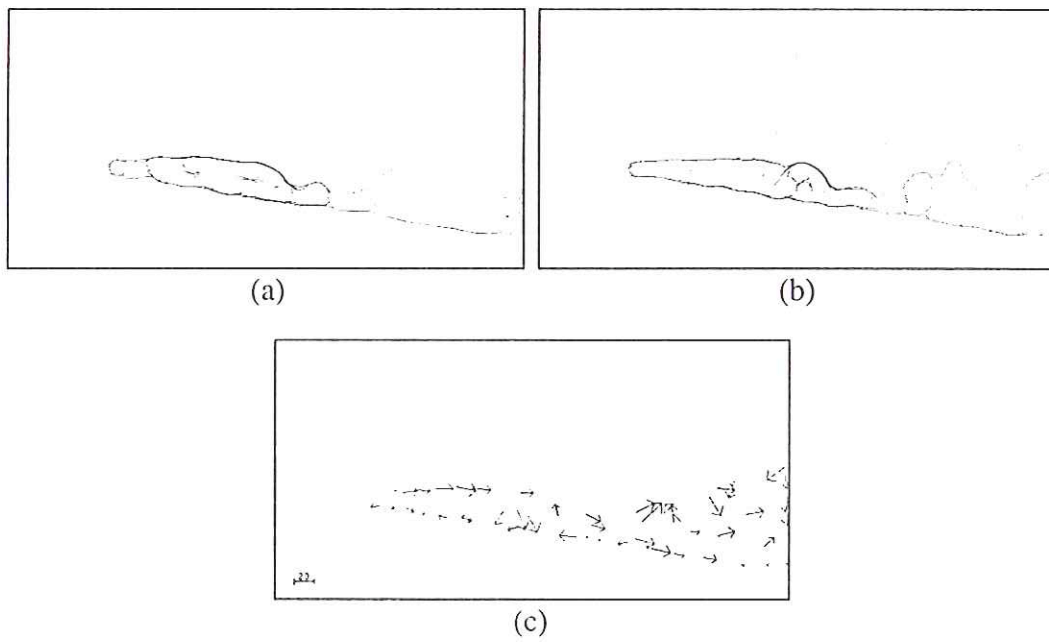


Figure 10.32: (a-b) Images types de la classe n° 7 (c) mesures des déplacements correspondants

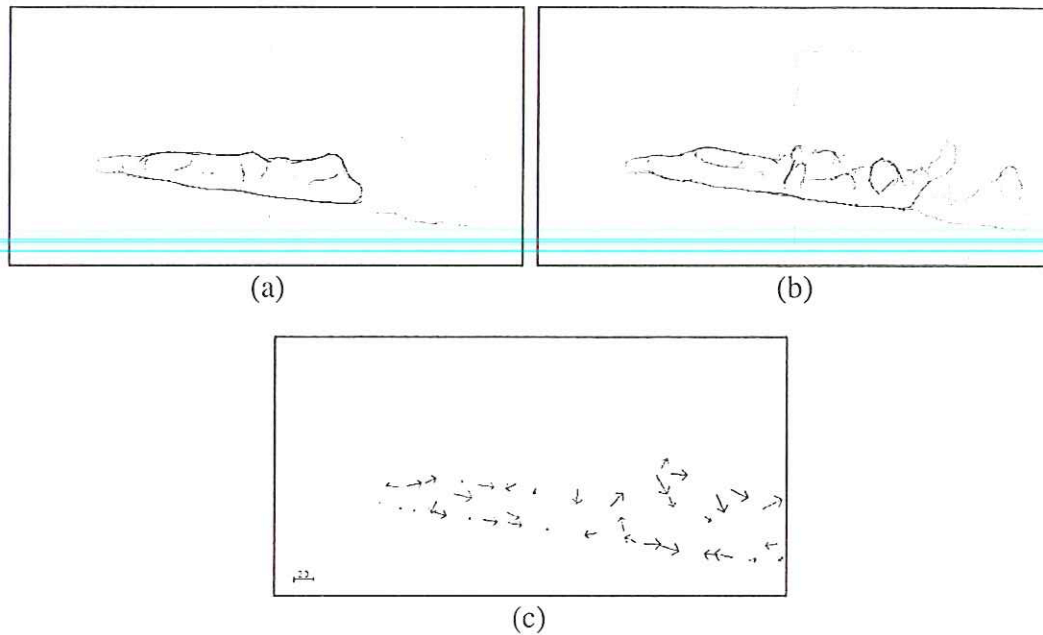


Figure 10.33: (a-b) Images types de la classe n° 8 (c) mesures des déplacements correspondants

Vis à vis de ces résultats, il subsiste une certaine incertitude (ou plutôt difficulté d'interprétation) sur les mesures effectuées. En effet, à certaine phase du cycle de cavitation, il se produit des remontées d'onde le long des frontières de la poche. Ces remontées donnent visuellement l'impression que le fluide est en train de "remonter le courant". L'algorithme de suivi d'interface mesure ce phénomène (cf. résultat de la classe 0 par exemple). Mais, il ne s'agit pas du déplacement physique du fluide. L'étape suivante de ce travail est donc d'essayer d'interpréter de manière plus approfondie ces résultats.

10.5. CONCLUSION

Nous avons montré, dans ce chapitre, que les techniques de traitement d'images pour l'étude du mouvement d'objets déformables permettent l'obtention de résultats intéressants en mécanique des fluides. L'obtention de cartes de déplacements instantanées où le nombre de vecteurs erronés est faible, est la base de calcul de certaines grandeurs caractéristiques de l'écoulement (telles que l'intensité de turbulence, la vorticit  ou encore les lignes de courant).

Pour d montrer l'int r t des m thodes propos es, nous les avons appliqu es sur quatre exp riences tr s diff rentes de m canique des fluides. L'approche VIP nous a permis de caract riser le sillage   l'aval d'un cylindre, de mesurer la d croissance de l'intensit  de turbulence pour une turbulence de grille homog ne et isotrope. Le r sultat obtenu (d croissance suivant une loi puissance d'exposant -1.3) est un d but de validation du mod le th orique. Cependant, pour pr tendre   une validation totale de ce mod le, il est n cessaire de mesurer cette d croissance sur un grand nombre d'exp riences ind pendantes. Ces mesures sont l'objet d'une des perspectives   court terme de ce travail.

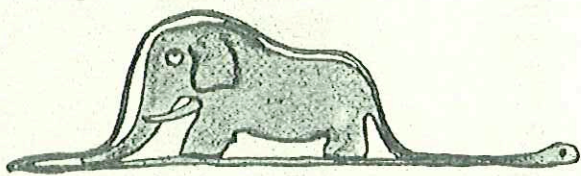
L'apport du suivi des fronti res d'objets d formables a  t  clairement mis en  vidence par l' tude de l'injection diesel et d'une poche de cavitation instationnaire. Pour ces deux applications, les techniques de VIP n'ont pas pu  tre mises en oeuvre. Au contraire, le suivi

des frontières de ces objets au cours du temps nous a permis de reconstruire l'évolution de ces nuages au cours d'un cycle d'injection ou de cavitation.

Nous avons pu déterminer expérimentalement l'évolution du nuage de gasoil lors de son injection dans une chambre de combustion à volume constant. Ce type de résultat a permis de mettre en évidence les limites de la configuration expérimentale utilisée. Il est nécessaire de modifier quelque peu celle-ci afin de d'obtenir des résultats quantitatifs. Cependant, nous avons démontré par cette première expérience la faisabilité de la mesure des vitesses et de la répartition du nuage de gasoil.

L'étude du cycle de cavitation d'une poche instationnaire a permis de mieux comprendre les mécanismes régissant ces types d'écoulements. Pour cette expérience, l'obtention de résultats plus nombreux et plus fiables est liée au développement du système d'acquisition d'images. La première campagne de mesures a contribué à la mise au point de l'algorithme de suivi d'interfaces d'objets. Les résultats obtenus sont encourageants dans la perspective d'une description globale par traitement d'images de ce phénomène.

CONCLUSION



CONCLUSION

Nous avons étudié deux approches différentes pour l'analyse du mouvement d'objets déformables. La première approche a consisté à marquer aléatoirement quelques points sur l'écoulement et à suivre ces points entre images successives. La seconde démarche proposée a été de suivre directement les déformations des frontières des objets au cours de la séquence d'images.

Pour la "Vélocimétrie par Images de Particules" (VIP), nous avons démontré que la technique d'identification des déplacements offre les mêmes caractéristiques que l'intercorrélacion mais permet de plus la mesure de paramètres tels que la distribution des déplacements autour du déplacement moyen dans une zone. Dans un second temps, nous avons caractérisé les domaines d'application des quatre techniques de VIP fondées sur la transformée de Fourier (cepstre, autocorrélacion, identification, intercorrélacion). En conclusion de cette étude, il ressort que les techniques de corrélacion sont plus fiables que le cepstre ou l'identification, mais que les domaines d'applications de ces dernières sont proches de ceux des techniques de corrélacion. En particulier, leurs champs d'application recouvrent les conditions expérimentales classiques en mécanique des fluides. Comme, de plus, elles offrent des possibilités de mesures supplémentaires, leur utilisation sur des expériences réelles pourra donner dans le futur des résultats intéressants.

Les perspectives dans cet axe de recherche sont doubles. Dans un premier temps, il convient d'affiner la caractérisation des domaines d'applications de ces techniques à l'aide d'un système de simulation d'images VIP plus élaboré. Dans un second temps, il est absolument nécessaire, pour la validation totale et définitive de ces méthodes, de démontrer leur intérêt sur une expérience concrète.

Dans la seconde partie de ce mémoire, nous avons introduit une technique de mesures des déformations et des déplacements locaux de la frontière d'un objet déformable. Cette technique est fondée sur les propriétés de la transformée en ondelettes. L'utilisation de cette transformée nous permet de décrire de manière précise les structures internes et externes des objets en mouvement.

De plus, une étude multi-échelle du signal de phase du gradient obtenu par un parcours en abscisse curviligne des frontières, nous permet d'obtenir des points caractéristiques de l'objet en niveaux de gris. La localisation de ces points caractéristiques est assez stable vis à vis de perturbations telles que le bruit, le changement d'échelle ou la rotation des objets.

Cet algorithme de détection de points caractéristiques nous a conduit à décrire de manière assez précise les discontinuités de ce signal. En particulier, nous avons estimé le signe de l'exposant de Lipschitz définissant la régularité locale du signal et nous avons proposé un algorithme de mesure de la longueur et de l'amplitude de ces discontinuités.

Le suivi temporel de ces points sur une séquence d'images nous permet de définir les mouvements locaux de l'objet. Pour cela, nous avons proposé un algorithme de résolution du problème de mise en correspondance d'ensembles de points caractéristiques. Cet algorithme est fondé sur le critère de direction du vecteur gradient en chaque point caractéristique. Nous avons présenté quelques résultats sur des

séquences d'images non spécifiques à l'étude des écoulements turbulents. La perspective de ce travail est d'améliorer cette étape de suivi des points entre images successives.

Dans la troisième partie de ce mémoire, nous avons validé cette technique de mesure (suivi de points caractéristiques multi-échelles) par comparaison avec des résultats théoriques et expérimentaux obtenus par VIP sur un écoulement de Poiseuille. Il est nécessaire toutefois d'approfondir cette étape de validation.

Enfin dans la dernière partie de ce mémoire, nous avons appliqué les algorithmes proposés, aux images d'écoulements turbulents dont l'étude était la motivation initiale de ce travail. Nous avons esquissé la démonstration que l'utilisation de techniques VIP permet la validation expérimentale de modèle théorique tel que celui de l'extinction de la turbulence homogène et isotrope créée à l'aval d'une grille. Pour atteindre une validation complète du modèle, il est évident qu'il faut réaliser des mesures sur un échantillon d'images infiniment plus important que celui présenté dans ce mémoire. Ces premiers résultats sont très prometteurs en vue d'une validation prochaine.

De façon parallèle, nous avons démontré l'intérêt de l'approche du suivi de frontières pour certaines applications de mécanique des fluides. Pour cela, nous avons mesuré des déplacements sur des fronts de nuage d'injection diesel et sur les structures d'une poche de cavitation. Pour ces deux expériences, ces résultats n'ont pu être atteints que par la détermination des déplacements locaux des interfaces entre l'objet et le fond des images. A contrario, l'approche VIP s'est révélée totalement inapte à réaliser de telles mesures.

L'interprétation des résultats obtenus sur les images d'écoulements turbulents doit être améliorée. Ceci est l'une des perspectives de nos travaux futurs par une compréhension des phénomènes mis en jeu tels que la diffusion afin de pouvoir valider (ou invalider) les résultats obtenus. En parallèle, le développement de nouveaux algorithmes et le perfectionnement des existants est la suite logique de ce travail.

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

- [Adrian 1984] Scattering particle characteristics and their effect on pulsed laser measurements of fluid flow : speckle velocimetry vs particle image velocimetry
R.J. ADRIAN
Applied optics, Vol. 23, n° 11, pp 1690-1691, 1984
- [Adrian 1986] Multi point optical measurements of simultaneous vectors in unsteady flow - a review
R.J. ADRIAN
International Journal on Heat and Fluid flow, Vol. 7, n°2, pp 127-145, 1986
- [Adrian 1986b] Image shifting technique to resolve directional ambiguity in double pulsed velocimetry
R.J. ADRIAN
Applied optics, Vol. 25, n° 21, 1986
- [Adrian 1988] Statistical properties of particle image velocimetry measurements in turbulent flow
R.J. ADRIAN
Laser anemometry in fluid mechanics, Vol. III, pp 115-129, 1988
- [Adrian 1991] Particle imaging techniques for experimental fluid mechanics
R.J. ADRIAN
Annual revue of fluid mechanics, Vol. 23, pp 261-304, 1991
- [Agui 1987] On the performance of particle tracking
J.C. AGUI, J. JIMENEZ
Journal of fluid mechanics, Vol. 185, pp 447-468, 1987
- [Allano 1996] Vélométrie par images de particules, optimisation et applicabilité aux grandes souffleries
D. ALLANO, T. FOURNEL
Rapport final contrat DRET n° 94 2559 A
- [Anadan 1989] A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion
P. ANADAN
International Journal of Computer Vision, Vol. 2, n° 3, 1989
- [Anderson 1996] Interpretation of PIV autocorrelation measurements in complex particle laden flows
S.L. ANDERSON, E.K. LONGMIRE
Experiments in fluids, Vol 20, pp 314-317, 1996
- [Arneodo 1995] Ondelettes, multifractales et turbulences de l'ADN aux croissances cristallines
A. ARNEODO, F. ARGOUL, E. BACRY, J. ELEZGARAY, J.F. MUZY
Ed. Diderot, Arts et sciences, 1995
- [Attneave 1954] Some informational aspects of visual perception
F. ATTNEAVE
Psychology revue, Vol. 61, n° 3, pp 183-193, 1954

- [Balint 1986] Contribution à l'étude de la structure tourbillonnaire d'une couche limite turbulente au moyen d'une sonde à neuf fils chauds mesurant le rotationnel
J.L. BALINT
Thèse de Doctorat, Université Lyon 1, 1986
- [Balluet 1981] Séparation de deux échos rapprochés par le cepstre d'énergie
J.C. BALLUET, J.L. LACOUME, D. BAUDOIS
Ann. télécommunications, Vol. 36, n° 7-8, pp 439-456, 1981
-
- [Baumberg 1994] An efficient method for contour tracking using active shape models
A.M. BAUMBERG, D.C. HOGG
Internal report n° 94-11 of University of Leeds, 1994
- [Baraldi 1996] Evaluation of differential optical flow techniques on synthesized echo images
P. BARALDI, A. SARTI, C. LAMBERTI, A. PRANDINI, F. SGALLARI
IEEE Transactions on biomedical engineering, Vol. 43, n°3, pp 259-272, 1996
- [Bierling 1988] Displacement estimation by hierarchical block matching
M. BIERLING
SPIE, Vol. 1001, Visual communication and image processing, 1988
- [Bogert 1963] The quefrency analysis of time series for echoes : cepstrum, pseudo autocovariance, cross cepstrum and saphe cracking
B.P. BOGERT, M.J.R. HEALY, J.W. TUKEY
Proceedings of symposium on time series analysis,
Ed. M. ROSENBLATT, New York, Wiley, pp 209-243, 1963
- [Brown 1992] Survey of images registration techniques
L.G. BROWN
ACM Computing 92, Vol. 24, n° 4, pp 325-376, 1992
- [Byrne 1994] Using shape and intensity to track non-rigid objects
N.J. BYRNE, A.M. BAUMBERG, D.C. HOGG
Internal report n° 94-14 of University of Leeds, 1994
- [Camichel 1921] La détermination des vitesses dans les masses d'eau en mouvement
C. CAMICHEL
La science et la vie, pp 339-344, 1921
- [Canny 1986] A computational approach to edge detection
J. CANNY
IEEE PAMI, Vol. 8, n°6, 1986
- [Cenedese 1993] PIV : a numerical simulation
A. CENEDESE, P. MONTI, M. SALLUSTI
SPIE, Vol. 2052 Laser Anemometry advances and applications, 1993
- [Cerisaie 1920] 25000 photographies par seconde
J. de la CERISAIE
La science et la vie, pp 289-297, 1920
- [Chen 1989] Computing the convex hull of a simple polygon
C.L. CHEN
Pattern recognition, Vol. 22, n° 5, pp 561-565, 1989
- [Chen 1995] Wavelet transformation for grey level corner detection
C. H. CHEN, J.S. LEE, Y.N. SUN
Pattern recognition, Vol. 28, n° 6, pp 853-861, 1995
- [Chen 1996] Design and optimization of a differentially coded variable block size motion compensation system
M.C. CHEN, A.N. WILSON
1996 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 1996), Vol 3, pp 259-262, 1996
- [Clayton 1967] Flow visualization in water : a review of techniques
B.R. CLAYTON, B.S. MASSEY
Journal of scientific instrumentation, Vol. 44, pp 2-11, 1967

- [Comte-Bellot 1982] Turbulence, notes prises au cours de Melle Comte Bellot
COMTE-BELLOT
Ecole centrale de Lyon, 1982
- [Cocquerez 1995] Analyse d'image : filtrage et segmentation
J.P. COCQUEREZ, S. PHILIPP (coordinateur)
Ed. Masson, 1995
- [Coupland 1988] Particle image velocimetry : estimation of measurement confidence at low seeding densities
J.M. COUPLAND, C.J.D. PICKERING
Optics and lasers in engineering, Vol. 9, pp 201-210, 1988
- [Courbebaisse 1996] Time frequency and time scale distributions applied to the measurement of turbulent structures
G. COURBEBASSE, C. DUCOTTET
ASME-FED, Vol. 239, n°4, pp 181-188, 1996
- [Cox 1993] A review of statistical data association techniques for motion correspondence
I.J. COX
International journal of computer vision, Vol. 10, n° 1, pp 53-66, 1993
- [Cox 1996] An efficient implementation of Reid's multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking
I.J. COX, S.L. HINGORANI
IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 18, n° 2, pp 138-150, 1996
- [Cui 1990] Extended structure and motion analysis from monocular image sequences
N. CUI, J. WENG, P. COHEN
Proceedings of the third International Conference on computer Vision (ICCV),
Osaka, pp 222-229, 1990
- [Danier 1995] Sur les possibilités du cepstre d'énergie en vélocimétrie par images de particules
J. DANIERE, T. FOURNEL, J. PIGEON, J.P. SCHON
Sixième colloque national de visualisation et de traitement d'images en mécanique des fluides, Saint-Etienne, 1995
- [Daubechies 1988] Orthonormal bases of compactly supported wavelets
I. DAUBECHIES
Communications on pure and applied mathematics, Vol. 41, n° 7, pp 909-996, 1990
- [David 1996] Développements d'une technique d'analyse quantitative automatisée en écoulements tridimensionnels. Application à l'écoulement naissant autour d'un cylindre en incidence.
L. DAVID
Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, 1996
- [David 1996b] Three PIV technique comparisons in hydrodynamic flows
L. DAVID, A. TEXIER, J. FAYOLLE, J. JAY
4th Asian symposium on visualization, pp 273-276, Beijing 1996
- [Dawson 1991] The how and why of what went where in apparent motion : modelling solutions to the motion correspondence problem
M.R. DAWSON
Psychological review, Vol. 98, n°4, pp 569-603, 1991
- [D'Haeyer 1986] Determining motion of images curves from local pattern changes
J. D'HAEYER
Computer vision, graphics and image processing, Vol. 34, pp 166-188, 1986
- [Douillard 1996] Etude par imagerie ultra rapide d'un jet diesel froid dans une chambre à volume constant
D. DOUILLARD
Rapport de DEA, Ecole centrale de Lyon, Septembre 1996

- [Ducottet 1994] Etude de l'application des transformées en ondelettes au traitement d'images d'écoulements obtenues par tomographie ou microholographie
C. DUCOTTET
Thèse de Doctorat, Université de Saint-Etienne, 1994
- [Ducottet 1994b] Utilisation d'ondelettes biorthogonales pour caractériser les propriétés dispersives d'un écoulement à partir d'images obtenues par tomographie laser
C. DUCOTTET, J. JAY, M. COURBON
Colloque Temps-Fréquence, ondelettes et multirésolution, pp 37.1-37.4, Lyon, Mars 1994
- [Ducottet 1995] Utilisation d'ondelettes pour la détection de zones de vitesses homogènes sur des images de particules : application à la vélocimétrie
C. DUCOTTET, T. FOURNEL, M. MOINE, J.F. VALEILLE
Sixième colloque national de visualisation et de traitement d'images en mécanique des fluides, Saint-Etienne, 1995
- [Ellis 1994] Tracking image features using a parallel computational model
T.J. ELLIS, M. MIRMEHDI, G.R. DOWLING
Internal report of machine vision group, City university, London, 1994
- [Fayolle 1993] Mesures de vitesses d'écoulement turbulents
J. FAYOLLE
Rapport de DEA, Université de Saint-Etienne, 1993
- [Fayolle 1995] Identification de déplacements en vélocimétrie par images de particules
J. FAYOLLE, J. DANIERE, T. FOURNEL, M. MOINE
Compte rendu à l'Académie des Sciences, tome 321, série IIb, pp 273-278, 1995
- [Fayolle 1995b] Etude de différentes méthodes de traitement d'images pour la mesure de déformation d'un nuage de particules
J. FAYOLLE, C. DUCOTTET, J. AZEMA, M. MOINE
Sixième colloque national de visualisation et de traitement d'images en mécanique des fluides, Saint-Etienne, 1995
- [Fayolle 1996] PIV parameters effects on displacements identification
J. FAYOLLE, T. FOURNEL, P. GERVAIS
ASME-FED, Vol. 239, n°4, pp 217-224, 1996
- [Fayolle 1996b] Motion characterization of unrigid objects by detecting and tracking feature points
J. FAYOLLE, C. DUCOTTET, T. FOURNEL, J.P. SCHON
IEEE International conference on image processing (ICIP'96), Vol. 3, pp 803-806, 1996
- [Fournel 1991] Contribution à la mesure de taille, de positions et de vitesses de particules dans des écoulements à partir d'images obtenues par tomographie et par microholographie
T. FOURNEL
Thèse de doctorat, université de Saint-Etienne, 1991
- [Fournel 1992] Utilisation du cepstre d'énergie pour la vélocimétrie par images de particules
T. FOURNEL, J. DANIERE, M. MOINE, J. PIGEON,
M. COURBON, J.P. SCHON
Traitement du signal, Vol. 9, n° 3, pp 257-271, 1992
- [Fournel 1996] Comportements en VIP de la corrélation, du cepstre et de l'identification
T. FOURNEL, J. FAYOLLE, J.P. SCHON
5° congrès francophone de vélocimétrie laser, Rouen 1996
- [Gabor 1946] Theory of communications
D. GABOR
Journal of Instrumentation in Electric Engineering, Vol. 93, N) 3, pp 429-457, 1946
- [Glazer 1983] Scene matching by hierarchical correlation
F. GLAZER, G. REYNOLDS, P. ANADAN
Proceeding of IEEE Conference on computer vision and pattern recognition, pp 432-441, 1983

- [Granada 1995] Utilisation des techniques d'imagerie pour la cartographie des vitesses à la surface d'une avalanche dense
F. GRANADA, O. MARCO, P. VILLEMMAIN
Colloque d'hydrotechnique, 151^e session du comité scientifique et technique, Grenoble, pp 87-98, 15-16 février 1995.
- [Grant 1989] Accuracy considerations in incoherent analysis of PIV images
I. GRANT, A. LIU
Applied optics, Vol. 28, n°21, 1989
- [Grant 1990] Directional ambiguity resolution in particle image velocimetry by pulse tagging
I. GRANT, A. LIU
Experiments in fluids, Vol. 10, pp 71-76, 1990
- [Grant 1995] Directionally unambiguous digital particle image velocimetry studies using a image intensifier camera
I. GRANT, X. WANG
Experiments in fluids, Vol. 18, pp 358-362, 1995
- [Green 1993] Vorticity measurements in the near wake of a circular cylinder at low Reynolds numbers
R.B. GREEN, J.H. GERRARD
Journal of fluids mechanics, Vol. 246, pp 675-691, 1993
- [Grobel 1991] White light speckle velocimetry applied to plane free convective flow
M. GROBEL, W. MERZKIRCH
Experimental heat transfer, Vol. 4, pp 253-262, 1991
- [Guezennec 1989] Statistical investigation of errors in particle image velocimetry
Y.G. GUEZENNEC, N. KIRITSIS
Proceedings of ICALEO 89, Laser institute of America, pp 128-138, 1989
- [Hartmann 1996] Evaluation of instationarity flow fields using cross correlation in image sequences
J. HARTMANN, J. KOLHER, W. STOLZ, H.H. FLOGEL
Experiments in fluids. Vol. 20, pp 210-217, 1996
- [Heitz 1993] Multimodal estimation of discontinuous optical flow using Markov random fields
F. HEITZ, P. BOUTHEMY
IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 15, n° 12, pp 1217-1232, 1993
- [Hjelmfelt 1966] Motion of discrete particles in a turbulent fluid
A.T. HJELMFELT, L.F. MOCKROS
Applied scientific research. Vol. 16, pp 149-161, 1966
- [Hu 1993] Motion and structure estimation using long sequence motion models
X. HU, N. AHUJA
Image and vision computing, Vol. 11, n°9, pp 549-569, 1993
- [Huang 1993] Limitation and improvement of PIV. Part I : Limitation of conventional techniques due to deformation of particle image patterns.
H.T. HUANG, H.E. FIEDLER, J.J. WANG
Experiments in fluids, Vol. 15, pp 168-174, 1993
- [Huang 1993b] Limitation and improvement of PIV. Part II : Particle image distortion : a novel technique
H.T. HUANG, H.E. FIEDLER, J.J. WANG
Experiments in fluids, Vol. 15, pp 263-273, 1993
- [HuttenLocher 1994] Tracking non rigid objects in complex scenes
D.P. HUTTENLOCHER, J.J. NOH, W.J. RUCKLIDGE
Internal report of the Computer science department of Cornell University, 1994
- [Illgner 1996] Motion estimation using segmented Gibbs-modeled vector fields
K. ILLGNER, F. MULLER
IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'96), Vol. 1, pp 97-100, 1996

- [Jambunathan 1995] An improved cross correlation technique for particle image velocimetry
K. JAMBUNATHAN, X.Y. JU, B.N. DOBBINS, S. ASHFORTH-FROST
Measurement Science. technology, Vol. 6, pp 507-514, 1995
- [Jenkin 1983] Tracking three dimensional moving light displays
M. JENKIN
Proceedings of Workshop motion, representation control, Toronto, pp 66-70, 1983
- [Keane 1990] Optimization of particle image velocimeters. Part I: Double pulse systems.
R.D. KEANE, R.J. ADRIAN
Measurement science technology, Vol. 1, pp 1202-1215, 1990
- [Keane 1990b] Single exposure, double frame particle image velocimeter
R.D. KEANE, R.J. ADRIAN, D.K. FORD
Proceedings ICALEO 72, pp 91-110, 1990
- [Keane 1992] Theory of cross correlation analysis of PIV images
R.D. KEANE, R.J. ADRIAN
Applied scientific research, Vol. 49, pp 191-215, 1992
- [Kervrann 1994] A hierarchical statistical framework for the segmentation of deformable objects in image sequences
C. KERVRANN, F. HEITZ
IEEE International conference on computer vision and pattern recognition, 1994
- [Kervrann 1994b] Robust tracking of stochastic deformable models in long image sequences
C. KERVRANN, F. HEITZ
IEEE International conference on image processing (ICIP), 1994
- [Kervrann 1996] Statistical model based segmentation of deformable motion
C. KERVRANN, F. HEITZ
IEEE International conference on image processing (ICIP), Vol 1, pp 937-940, 1996
- [Kimura 1986] Image processing of flow around a circular cylinder using cross correlation technique
I. KIMURA, T. TAKAMORI
Flow visualization IV, Ed. C. VERET, pp 221-226, 1986
- [Kimura 1994] Determination of erroneous velocity vectors using genetic algorithms on quantitative flow visualization
I. KIMURA, Y. NAKAMI
4th triennial international symposium in fluid control, fluid measurement, fluid mechanics, visualization and fluidics, Toulouse, 1994
- [Koplowitz 1995] Corner detection for chain coded curves
J. KOLOWITZ, S. PLANTE
Pattern recognition, Vol. 28, n° 6, pp 843-952, 1995
- [Labouré 1989] High curvature subsets of the boundary of a convex body
M.J. LABOURE, M. HIVERT, M. JOURLIN, R. ZEBOU DJ
Acta stereologica, Vol. 8, n° 2, pp 83-88, 1989
- [Labouré 1992] Detection of dominant point on a digital curve
M.J. LABOURE, J. AZEMA, T. FOURNEL
Acta stereologica, Vol. 11, n° 2, pp 169-174, 1992
- [Laine 1996] Border identification of echocardiograms via multiscale edge detection and shape modeling
A. LAINE, X. ZONG
IEEE international conference on image processing (ICIP '96), Vol. 3, pp 287-290, Lausanne, Septembre 1996
- [Landreth 1988] Double pulsed particle image velocimeter with directional resolution for complex flows
C.C. LANDRETH, R.J. ADRIAN, C.S. YAO
Experiments in fluids, Vol. 6, pp 119-128, 1988

- [Landreth 1989] Measurement and refinement of velocity data using high image density analysis in particle image velocimetry
C.C. LANDRETH, R.J. ADRIAN
Applications of laser anemometry to fluid mechanics, Ed. ADRIAN, Springer Berlin, pp 484-497, 1989
- [Lawson 1995] Particle image velocimetry : theory and application of image labelling using a polarization sensitive pupil mask
N.J. LAWSON, M. REEVES, N.A. HALLIWELL, J.M. COUPLAND
Measurement science technology, Vol. 6, pp 1317-1324, 1995
- [Lee 1995] On correspondence, line tokens and missing tokens
C.H. LEE, A. JOSHI
Pattern recognition, Vol. 28, n° 11, pp 1751-1764, 1995
- [Lefebvre 1986] Mesure des débits et des vitesses des fluides
J. LEFEBVRE
Mesures physiques, Ed. Masson, 1986
- [Llyod 1995] Unsteady surface velocity measurement using particle tracking velocimetry
P.M. LLYOD, D.J. BALL, P.K. STANSBY
Journal of hydraulic research, Vol. 33, n°4, 1995
- [Mallat 1989] A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet decomposition
S. MALLAT
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 2, n°7, pp 674-693, 1989
- [Mallat 1992] Singularity detection and processing with wavelets
S. MALLAT, W.L. HWANG
IEEE Transactions on information theory, Vol. 38, n°2, pp 617-643, 1992
- [Mallat 1992b] Characterization of signals from multiscales edges
S. MALLAT, S. ZHONG
IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 14, n°7, pp 710-732, 1992
- [Manjunath 1993] A unified approach to boundary perception : edges, textures and illusory contours
B.S. MANJUNATH, R. CHELLAPPA
IEEE Transactions on neural network, Vol. 4, n° 1, pp 96-108, 1993
- [Marr 1980] Theory of edge detection
D. MARR, HILDRETH
Proc. Royal Society of London, Vol. B207, pp 187-217, 1980
- [Marr 1982] Vision, a computational investigation into the human representation and processing of visual information
D. MARR
Freeman : San Francisco CA, 1982
- [Maurizot 1994] Locating singular points and characterizing deformable flow fields in an image sequence
M. MAURIZOT, P. BOUTHEMY, B. DELYON, A. IOUDITSKI, J.M. ODOBEZ
Internal report of IRISA, France, n° 891, 1994
- [Max 1972a] Méthodes et techniques de traitement du signal et applications aux mesures physiques
J. MAX
Editeur Masson, Tome 1, 1972
- [Max 1972b] Méthodes et techniques de traitement du signal et applications aux mesures physiques
J. MAX
Editeur Masson, Tome 2, 1972

- [Meriaudeau 1995] Etude comparative de différents détecteurs de contours et segmentation au sens contours par frame multiéchelles
F. MERIAUDEAU, O. LALIGANT, F. TRUCHETET
Actes du 15^e colloque Grets, pp 617-620, Juan les pins, Septembre 1995
- [Meynart 1983] Mesures de champs de vitesses d'écoulements fluides par analyse de suites d'images obtenues par diffusion d'un feuillet lumineux
R. MEYNART
Thèse de Doctorat, Université libre de Bruxelles, 1983
- [Meyer 1990] Ondelettes et opérateurs, tome 1
Y. MEYER
Actualités mathématiques, Paris, Hermann, 1990
- [Milios 1989] Shape matching using curvature processes
E.E. MILIOS
Computer vision, graphics and image processing, Vol. 47, pp 203-226, 1989
- [Mitiche 1996] Computation and analysis of image motion : a synopsis of current problems and methods
A. MITICHE, P. BOUTHEMY
International Journal of Computer vision, Vol 19, n° 1, pp 29-55, 1996
- [Nearchou 1996] Application of genetic algorithms to point to point motion of redundant manipulators
A.C. NEARCHOU, N.A. ASPRAGATOS
Mech. Machine theory, Vol. 31, n° 3, pp 261-270, 1996
- [Nicolas 1995] Motion and illumination variation estimation using a hierarchy of models : application to image sequence coding
H. NICOLAS, C. LABIT
Journal of visual communication and image representation, Vol. 6, n° 4, pp 303-316, 1995
- [Nishida 1995] A structural model of shape representation
H. NISHIDA
Pattern recognition, Vol. 28, n° 10, pp 1611-1620, 1995
- [Nishikawa 1994] Developpement of PTV system for dilute polymer solution with drag reduction
N. NISHIKAWA, Y. NIIMURA, Y. KIMURA, Y. ITAKURA
4th triennial international symposium in fluid control, fluid measurement, fluid mechanics, visualization and fluidics, Toulouse, 1994
- [Nishino 1989] Three dimensional particle tracking velocimetry based on automated digital image processing
K. NISHINO, N. KASAGI, M. HIRATA
Transactions of the ASME, vol. 111, pp 384-391, 1989
- [Oakley 1996] Cinematic particle image velocimetry of high Reynolds number turbulent free shear layer
T.R. OAKLEY, E. LOTH, R.J. ADRIAN
AIAA Journal, Vol. 34, n°2, pp 299-308, 1996
- [Okamoto 1995] New tracking algorithm for particle image velocimetry
K. OKAMOTO, Y.A. HASSAN, W.D. SCHMIDL
Experiments in fluids, Vol. 19; pp 342-347, 1995
- [Orr 1992] Fusion through interpretation
M.J.L. ORR, J. HALLAM, R.B. FISHER
Second European conference on computer vision, pp 801-805, Springer Verlag, New York 1992
- [Pancierà 1996] Caractérisation de nuages de particules à partir de contours multi-échelles obtenus par transformation en ondelettes
G. PANCIERA
Rapport stage de DEA, Università degli studi di Padova, Université de Saint-Etienne, 1996

- [Pantle 1976] A multistable movement display : evidence for two separate motion systems in human vision
A. PANTLE, L. PICCIANO
Science, Vol. 193, pp 500-502, 1976
- [Prabel 1985] Etude de la structure turbulente d'un jet rond par des méthodes d'analyse d'images
F. PRABEL
Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon, 1985
- [Prasad 1992] Effect of resolution on the speed and accuracy of particle image velocimetry interrogation
A.K. PRASAD, R.J. ADRIAN, C.C. LANDRETH, P.W. OFFUTT
Experiments in fluids, Vol. 13, pp 105-116, 1992
- [Prasad 1993] Stereoscopic particle image velocimetry applied to liquid flows
A.K. PRASAD, R.J. ADRIAN
Experiments in fluids, Vol. 15, pp 49-60, 1993
- [Pratt 1991] Digital image processing
W.K. PRATT
2^{ème} édition, Wiley interscience publication, pp 243-245, 1991
- [Reddy 1987] On the computation of complex cepstrum through differential cepstrum
G.R. REDDY, V.V. RAO
Signal processing, Vol. 13, pp 79-83, 1987
- [Reeves 1996] Particle image velocimetry measurements of in-cylinder flow in a multi wave internal combustion engine
M. REEVES, C.P. GARNER, J.C. DENT, N.A. HALLIWELL
Journal of automobile engineering, Vol. 210, n° 1, pp 63-70, 1996
- [Reuss 1989] Instantaneous planar measurements of velocity and large scale vorticity and strain rate in an engine using particle image velocimetry
D.L. REUSS, R.J. ADRIAN, C.C. LANDRETH, D.T. FRENCH, T.D. FANSLER
International congress and exposition, Detroit, 1989
SAE technical paper n° 890616
- [Reuss 1990] Velocity, vorticity and strain rate ahead of a flame measured in an engine using particle image velocimetry
D.L. REUSS, M. BARDSLEY, P.G. FELTON, C.C. LANDRETH, R.J. ADRIAN
International congress and exposition, Detroit, 1990
SAE technical paper, n° 900053
- [Rosenfeld 1973] Angle detection on digital curves
A. ROSENFELD, E. JOHNSTON
IEEE Transactions on computers, Vol. C22, pp 875-878, 1973
- [Rouland 1994] Etude et développement de la technique de vélocimétrie par intercorrélation d'images de particules. Application aux écoulements en tunnel hydrodynamique.
E. ROULAND
Thèse de doctorat, Université de Rouen, 1994.
- [Sabata 1991] Estimation of motion from a pair of range images : a review
B. SABATA, J.K. AGGARWAL
CVGIP Image understanding, Vol. 54, n° 3, pp 309-324, 1991
- [Sabersky 1989] Fluid flow : a first course in fluid mechanics
R.H. SABERSKY, A.J. ACOSTA, E.G. HAUPTMANN
Third edition, Mac Millan, 1989
- [Sacadura 1993] Initiation aux transferts thermiques
J.F. SACADURA
Ed. Lavoisier, Tec & doc, 1993
- [Salari 1990] Feature point correspondence in the presence of occlusion
V. SALARI, I.K. SETHI
IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 12, n° 1, pp 87-91, 1990

- [Sankar 1978] A parallel procedure for the detection of dominants points on a digital close curves"
P.V. SANKAR, C.V. SHARMA
Computers graphics and image processing, Vol. 7, pp 403-412, 1978
- [Schon 1979] Measurement of lagrangian velocity by means of a rotating laser beam
J.P. SCHON, F. DANIEL, J.P. MELINAND, C. REY, G. CHARNAY
Sixth biennial symposium on turbulence, La rolla, Missouri, 1979
- [Schon 1984] Instantaneous concentration and velocity measurements associated with a digital processing system
J.P. SCHON
Von Karman Institute, 1984
- [Schon 1984b] Visualisation quantitative d'écoulements, définition de nouveaux paramètres caractérisant les écoulements turbulents
J.P. SCHON, C. COURCIER, C. LEE, F. PRABEL, P. MEJEAN, J.P. GRANIER
Association Aéronautique et Astronautique de France, Ecully, Novembre 1984
- [Scott 1991] An algorithm for associating the features of two images
G.L. SCOTT, H.C. LONGUET-HIGGINS
Proceedings of R. Soc. Lond. B., Vol. 244, pp 21-26, 1991
- [Sethi 1987] Finding trajectories of feature points in a monocular image sequence
I.K. SETHI, R. JAIN
IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 9, n° 1, pp 56-73, 1987
- [Shain 1984] Detecting time varying corners
M.A. SHAIN, R. JAIN
Computer vision, graphics and image processing, Vol. 28, pp 345-355, 1984
- [Shapiro 1992] Feature based correspondence : an eigen vector approach
L.S. SHAPIRO, J.M. BRADY
Image and vision computing, Vol. 10, n° 5, pp 283-288, 1992
- [Shepard 1968] A two dimensional interpolation function for irregularly spaced data
D. SHEPARD
Proceedings of 23rd national conference ACM, pp 517-523, 1968
- [Solo 1986] Modeling of two dimensional random fields by parametric cepstrum
V. SOLO
IEEE transactions on information theory, Vol. IT-32, n°6, pp 743-750, 1986
- [Soria 1996] An investigation of the near wake of a circular cylinder using a video based digital cross correlation particle image velocimetry technique
J. SORIA
Experimental thermal and fluid science, Vol. 12, n°2, pp 221-233, 1996
- [Spiegel 1961] Elementary sampling theory
M.R. SPIEGEL
Schaum publishing, New York, pp 141-144, 1961
- [Steimke 1983] Laser Doppler velocimeter measurements of aerosols in turbulent pipe flow
J.L. STEIMKE, A.E. DUKLER
International journal of multiphase flow, Vol. 9, n° 6, pp 751-754, 1983
- [Stutz 1996] Analyse de la structure diphasique et instationnaire de poches de cavitation
B. STUTZ
Thèse de doctorat, Université de Grenoble, Janvier 1996
- [Talluri 1996] Mobile robot self location using model-image feature correspondence
R. TALLURI, J.K. AGGARWAL
IEEE Transactions on robotics and automation, Vol. 12, n° 1, pp 63-77, 1996
- [Teh 1989] On the detection of dominants points on digital curves
C.H. TEH, R.T. CHIN
IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 11, n° 8, 1989

- [Torresani 1995] Analyse continue par ondelettes
B. TORRESANI
Savoirs actuels, Interéditions, CNRS Editions, 1995
- [Todd 1982] Visual information about rigid and non rigid motion : a geometric analysis
J.M. TODD
Journal of experimental psychology : human perception and performance, Vol. 8,
n°2, pp 238-252, 1982
-
- [Vega-Riveros 1989] Review of motion analysis techniques
J.F. VEGA-RIVEROS, K. JABBOUR
IEE proceedings, Vol. 136, Pt. I, n° 6, pp 397-404, 1989
- [Viéville 1996] Motion of points and lines in the uncalibrated case
T. VIEVILLE, O. FAUGERAS, Q.T. LUONG
International journal of computer vision, Vol. 17, pp 7-41, 1996
- [Wada 1994] Computer graphics and PTV measurement of internal flow in torque converter
A.I. WADA, F. YAMAMOTO, M. IGUCHI, H. ISHIHARA
4th triennial international symposium in fluid control, fluid measurement, fluid
mechanics, visualization and fluidics, Toulouse, 1994
- [Wallace 1982] Developments in theoretical and applied mechanics and applied mechanics XI
J.M. WALLACE
Ed. Chung, Karr, pp 509, 1982
- [Wang 1993] Detection and tracking of single pixel targets based on trajectory continuity
G. WANG, R.M. INIGO
Image and vision computing, Vol. 11, n° 10, pp 641-655, 1993
- [Watanabe 1995] An algorithm for making a correspondence of zero-crossing points in a wavelet
transform domain with second order derivative property
S. WATANABE, T. SAITO, C. CHEONG, K. AIZAWA
Electronics and communications in japan, Part. 3, Vol. 78, n° 6, 1995
- [Webb 1983] Shape and correspondence
J.A. WEBB, J.K. AGGARWAL
Computer vision, graphics and image processing, Vol. 21, pp 145-160, 1983
- [Weng 1992] Matching two perspective views
J. WENG, N. AHUJA, T.S. HUANG
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol. 14,
n° 8, pp 806-825, 1992
- [Westerweel 1994] Efficient detection of spurious vectors in particle image velocimetry data
J. WESTERWEEL
Experiments in fluids, Vol. 16, pp 236-247, 1994
- [Westerweel 1996] Measurement of fully developed turbulent pipe flow with digital particle image
velocimetry
J. WESTERWEEL, A.A. DRAAD, J.G. VAN DER HOEVEN, J. VAN OORD
Experiments in fluids, Vol. 20, pp 165-177, 1996
- [Willert 1991] Digital particle image velocimetry
C.E. WILLERT, M. GHARIB
Experiments in fluids, Vol. 10, pp 181-193, 1991
- [Witkin 1983] Scale space filtering
A.P. WITKIN
Proc. Int. Joint. Conf. Artificial Intelligence, Karlsruhe, Germany, pp 1019-1022,
1983
- [Woodfill 1991] An algorithm for real time tracking of non rigid objects
J. WOODFILL, R. ZABIH
Proceedings of American association for artificial intelligence conference, pp 718-
723, 1991

- [Xie 1995] Real time eye feature tracking from a video image sequence using kalman filter
X. XIE, R. SUDHAKAR, H. ZHUANG
IEEE transactions on system, man and cybernetics, Vol. 25, n° 12, pp 1568-1577,
1995
- [Zachos 1996] PIV measurements in multiphase flow with nominally high concentration of the solid
phase
A. ZACHOS, M. KAISER, W. MERZKIRCH
Experiments in fluids, Vol. 20, pp 229-231, 1996
-
- [Zara 1996] Système d'acquisition d'images en vidéo rapide 512*512 pixels à 100 images/
seconde
H. ZARA, J. FAYOLLE, J. JAY, V. FISHER, E. TAFAZZOLI, R. FOUQUET, J.P.
SCHON
ANRT, Colloque Imagerie rapide et photonique, Paris, mai 1996
- [Zhang 1992] Three dimensional motion computation and object segmentation in a long sequence
of stereo frames
Z. ZHANG, O.D. FAUGERAS
International Journal of computer vision, Vol. 7, n°3, pp 211-241, 1992

ANNEXE A

1. The first part of the document discusses the importance of maintaining accurate records of all transactions and activities. It emphasizes that proper record-keeping is essential for transparency and accountability, particularly in the context of public administration and government operations. The text highlights how detailed records can help identify inefficiencies, prevent fraud, and ensure that resources are used effectively.

2. The second part of the document focuses on the role of technology in modern record-keeping. It explores how digital systems and software solutions can streamline the process of data collection, storage, and retrieval. The text notes that while technology offers significant advantages, it also requires careful implementation and ongoing maintenance to ensure data integrity and security.

3. The third part of the document addresses the challenges associated with record-keeping, particularly in large-scale organizations or government agencies. It discusses issues such as data silos, inconsistent standards, and the difficulty of integrating information from different departments. The text suggests that collaborative efforts and the adoption of common standards are necessary to overcome these challenges.

4. The fourth part of the document provides a detailed overview of the various types of records that are typically maintained, including financial records, personnel files, and operational logs. It explains the specific requirements for each type of record and the legal obligations that govern their retention and disposal. The text also touches upon the importance of regular audits to ensure compliance with these requirements.

5. The fifth part of the document discusses the impact of record-keeping on decision-making and strategic planning. It argues that high-quality data is a critical asset for organizations, as it provides the foundation for informed choices and long-term vision. The text highlights how well-maintained records can help leaders identify trends, anticipate risks, and seize opportunities more effectively.

6. The sixth part of the document explores the ethical implications of record-keeping, particularly in the context of privacy and data protection. It discusses the need for clear policies and procedures to govern the collection, use, and sharing of personal information. The text emphasizes that organizations have a responsibility to protect the data they collect and to ensure that it is used in a fair and transparent manner.

7. The seventh part of the document provides a summary of the key points discussed throughout the document. It reiterates the importance of record-keeping as a fundamental practice for any organization and offers practical advice on how to implement a robust record-keeping system. The text concludes by encouraging a culture of transparency and accountability that values the integrity of the data being collected.

8. The eighth part of the document includes a list of references and further reading materials. It points to various industry standards, legal regulations, and academic research that provide additional context and support for the concepts discussed in the document. The text also mentions several key figures and organizations that have made significant contributions to the field of record-keeping.

9. The ninth part of the document contains a series of questions and answers that address common concerns and queries related to record-keeping. These questions range from basic definitions and terminology to more complex issues involving data security and legal compliance. The text provides clear and concise answers to each question, aiming to provide a helpful resource for readers.

10. The tenth part of the document is a concluding statement that summarizes the overall message of the document. It emphasizes that record-keeping is not just a technical task, but a strategic imperative that can significantly impact an organization's success and reputation. The text ends with a call to action, encouraging readers to take the steps necessary to improve their record-keeping practices.

11. The eleventh part of the document includes a list of appendices that provide additional information and resources. These appendices may include sample record-keeping forms, templates for policies and procedures, and links to relevant websites and databases. The text also mentions several key figures and organizations that have made significant contributions to the field of record-keeping.

12. The twelfth part of the document is a final section that provides a brief overview of the document's structure and content. It lists the main sections and their key points, allowing readers to quickly navigate the document and find the information they need. The text also includes a list of keywords and a brief description of the document's purpose and scope.

13. The thirteenth part of the document is a final section that provides a brief overview of the document's structure and content. It lists the main sections and their key points, allowing readers to quickly navigate the document and find the information they need. The text also includes a list of keywords and a brief description of the document's purpose and scope.

ANNEXE A

Nous démontrons dans cette annexe l'équation suivie par le module des coefficients en ondelettes, en fonction de l'échelle, pour une singularité filtrée du type échelon.

Un échelon $S_\sigma(x)$ peut s'écrire en fonction de la fonction de Heaviside $H(x)$ sous la forme :

$$S_\sigma(x) = A \cdot H(x) * G_\sigma(x) \quad (\text{A.1})$$

où

$$G_\sigma(x) = \frac{1}{\sigma} G\left(\frac{x}{\sigma}\right) \quad (\text{A.2})$$

Dans cette formule, la fonction G est la gaussienne centrée réduite.

La transformée en ondelettes de $S_\sigma(x)$ est donnée par :

$$\tilde{S}_\sigma(x) = S_\sigma(x) * \psi_s(x) = S_\sigma(x) * \frac{1}{s} \frac{dG}{dx}\left(\frac{x}{s}\right) \quad (\text{A.3})$$

En reportant l'équation donnant $S_\sigma(x)$ dans cette dernière formule, nous obtenons alors

:

$$\tilde{S}_\sigma(x) = As \cdot \frac{d}{dx} H(x) * G_\sigma(x) * G_s(x) \quad (\text{A.4})$$

$$\tilde{S}_\sigma(x) = As \cdot G_s(x) * G_\sigma(x) \quad (\text{A.5})$$

Il convient donc de calculer l'intégrale suivante :

$$I = \int_{-\infty}^{+\infty} G_\sigma(t) \cdot G_s(x-t) dt \quad (\text{A.6})$$

$$I = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-t)^2}{2s^2}} dt \quad (\text{A.7})$$

$$I = \frac{e^{-\frac{x^2}{2s^2}}}{2\pi\sigma s} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}\left(\frac{1}{s^2} + \frac{1}{\sigma^2}\right)} e^{\frac{xt}{s^2}} dt \quad (\text{A.8})$$

Nous posons alors

$$\frac{1}{\eta^2} = \frac{1}{s^2} + \frac{1}{\sigma^2} \quad (\text{A.9})$$

Ceci nous permet de reformuler l'intégrale I sous la forme :

$$I = \frac{e^{-\frac{x^2}{2s^2}}}{2\pi\sigma s} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2\eta^2}} e^{\frac{xt}{s^2}} dt \quad (\text{A.10})$$

$$I = \frac{e^{-\frac{x^2}{2s^2}} e^{-\frac{\eta^2 x^2}{2s^4}}}{2\pi\sigma s} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2\eta^2} \left(t^2 - \frac{2\eta^2}{s^2} xt + \frac{\eta^4}{s^4} x^2 \right)} dt \quad (\text{A.11})$$

$$I = \frac{e^{-\frac{s^2 x^2 + \eta^2 x^2}{2s^4}}}{2\pi\sigma s} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2\eta^2} \left(t - \frac{\eta^2}{s^2} x \right)^2} dt \quad (\text{A.12})$$

$$I = \frac{e^{-\frac{x^2}{2s^4} (\eta^2 - s^2)}}{2\pi\sigma s} \sqrt{2\pi\eta} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{\eta}{\sigma s} e^{-\frac{x^2}{2s^4} (\eta^2 - s^2)} \quad (\text{A.13})$$

Or

$$\eta^2 - s^2 = \frac{-s^4}{s^2 + \sigma^2} \quad (\text{A.14})$$

A partir de là, nous obtenons :

$$I = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2(s^2 + \sigma^2)}} = G_{\sqrt{s^2 + \sigma^2}}(x) \quad (\text{A.15})$$

Par suite, le module de la transformée en ondelettes est égal à

$$|\tilde{S}_\sigma(x)| = \frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2(s^2 + \sigma^2)}} \quad (\text{A.16})$$

L'évolution des coefficients pour l'échelon suit donc la fonction :

$$\xi(s) = \frac{A}{\sqrt{2\pi}} \frac{s}{\sqrt{s^2 + \sigma^2}} \quad (\text{A.17})$$

ANNEXE B

ANNEXE B

La validité des mesures obtenues en marquant le fluide avec des particules, suppose que celles-ci suivent bien les particules de fluides associées dont elles sont censées représenter le mouvement. Même lorsque la concentration est suffisamment faible pour qu'il n'y ait pas interaction entre particules, le comportement des traceurs dans un écoulement est régi par une équation complexe.

Dans le cas de petites particules, (diamètre d et temps caractéristique a faibles devant les échelles de longueur et de temps des petites structures turbulentes), cette équation se réduit à :

$$\frac{d\vec{V}}{dt} = \frac{1}{a}(\vec{U} - \vec{V}) + \vec{g} \quad (\text{B.1})$$

où

- \vec{V} est la vitesse de la particule,
- \vec{U} est la vitesse du fluide,
- a est le temps caractéristique de la particule

$$a = \frac{d^2 \rho_p}{18\mu} \quad (\text{B.2})$$

(μ est la viscosité dynamique du fluide, ρ_p la masse volumique des particules)

- \vec{g} est l'accélération de la pesanteur.

L'équation B.1 reste néanmoins complexe puisque l'évolution de \vec{U} est décrite par les équations de Navier-Stockes qui sont non linéaires. Le paramètre a est lié à la vitesse de chute V_L par :

$$\vec{V}_L = a \cdot \vec{g} \quad (\text{B.3})$$

Nous considérons que les effets de croisement de trajectoires (non coïncidence entre la vitesse de la particule et celle de la particule fluide associée, entraînant une perte de corrélation entre les positions des deux particules), sont négligeables si la vitesse du fluide est très supérieure à cette vitesse de chute.

ETUDE D'ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES POUR L'ANALYSE DU MOUVEMENT D'OBJETS DEFORMABLES - APPLICATION A LA MESURE DE VITESSES D'ÉCOULEMENTS

Nous proposons dans cette thèse des algorithmes de traitement d'images permettant de déterminer les déplacements et déformations locales d'un objet (éventuellement non rigide) au cours du temps. La principale application de ces travaux est l'étude des vitesses au sein d'écoulements fluides, en particulier dans le cas d'écoulements turbulents. Deux approches sont détaillées dans ce mémoire :

- la vélocimétrie par images de particules, pour laquelle nous introduisons deux techniques novatrices complémentaires des techniques de corrélation : l'identification des déplacements et le cepstre. L'intérêt de ces méthodes est de pouvoir mesurer la distribution des déplacements autour du déplacement moyen. Nous présentons une analyse comparative des domaines d'application de ces méthodes de vélocimétrie par images de particules.

- la vélocimétrie par suivi de frontières. Cette technique est fondée sur les propriétés de la transformée en ondelettes continue. Nous introduisons un algorithme de caractérisation de singularités filtrées qui nous permet de mesurer la longueur et l'amplitude des singularités d'un signal. Une application de cet algorithme est la détection de points caractéristiques sur des images en niveaux de gris. La mesure du mouvement par suivi de frontières est alors réalisée en mettant en correspondance ces points caractéristiques entre images successives selon un critère de phase du vecteur gradient.

Dans la troisième partie de ce travail, l'erreur de mesure réalisée par les deux types de techniques est quantifiée sur un écoulement de Poiseuille. Enfin, nous proposons quelques applications des algorithmes introduits à la mesure de vitesses d'écoulements. Nous avons ainsi pu valider des modèles empiriques de taux de décroissance de l'intensité de turbulence pour une turbulence de grille, ainsi que la vitesse de pénétration d'un jet diesel.

STUDY OF IMAGE PROCESSING ALGORITHMS TO MOTION DETERMINATION OF UNRIGID OBJECTS - APPLICATION TO DISPLACEMENTS MEASUREMENTS IN FLOWS.

We propose, in this thesis, some image processing algorithms to determine displacements and local deformations of objects (possibly unrigid objects) between successive frames. The main application of these works is the displacement study in flows, and more particularly in turbulent flows. Two types of approaches are presented in this report :

- the particle image velocimetry, for which we introduce two new techniques in addition to the correlation ones : the displacement identification and the cepstrum. The advantage of these methods is to allow the measurement of the displacement distribution around the mean displacement. We present a comparative analysis of application fields for each of particle image velocimetry methods.

- the edge tracking velocimetry. This technique is based on the properties of the continuous wavelet transform. We introduce a characterization algorithm of filtered singularities which allows us to measure the length and amplitude of signal singularities. An application of this algorithm is the detection of feature points on grey level images. Then, the motion measurement by edge tracking is made through the resolution of the correspondence problem of feature points between successive frames along a criterion of gradient vector direction.

In the third section, we quantify the measurement error for each of these techniques on a Poiseuille flow. Finally, we propose some applications of these algorithms to displacements measurements in flows. We have validated empirical models such as the decreasing rate of turbulence intensity for a grid turbulence and the penetration speed of a gasoil cloud in an engine.