

THÈSE

présentée devant

L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon

pour obtenir

LE GRADE DE DOCTEUR

ÉCOLE DOCTORALE : MÉCANIQUE, ÉNERGÉTIQUE, GÉNIE CIVIL,
ACOUSTIQUE

FORMATION DOCTORALE : ACOUSTIQUE ET TRAITEMENT DE
SIGNAL/IMAGE

par

Adrien MARION

Ingénieur ESEO Angers 2006

**Filtrage spatiotemporel orienté de séquences
d'images : application à l'estimation du mouvement
des flux sanguins en imagerie ultrasonore**

Soutenue publiquement le 28 septembre 2009 devant le jury composé de :

Mme Mireille GARREAU	Professeur des universités	Rapporteur
M. Denis PELLERIN	Professeur des universités	Rapporteur
M. Ayache BOUAKAZ	Directeur de recherche, INSERM	Président du jury
M. Thomas CORPETTI	Chargé de recherche, CNRS	Examineur
M. Jan D'HOOGE	Associate Professor	Examineur
M. Didier VRAY	Professeur des universités	Directeur de thèse

INSA Direction de la Recherche - Ecoles Doctorales - Quadriennal 2007-2010

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
CHIMIE	<u>CHIMIE DE LYON</u> http://sakura.cpe.fr/ED206 M. Jean Marc LANCELIN Insa : R. GOURDON	M. Jean Marc LANCELIN Université Claude Bernard Lyon 1 Bât CPE 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04 72 43 13 95 Fax : lancelin@hikari.cpe.fr
E.E.A.	<u>ELECTRONIQUE, ELECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE</u> http://www.insa-lyon.fr/eea M. Alain NICOLAS Insa : C. PLOSSU ede2a@insa-lyon.fr Secrétariat : M. LABOUNE AM : 64.43 - Fax : 64.54	M. Alain NICOLAS Ecole Centrale de Lyon Bâtiment H9 36 avenue Guy de Collongue 69134 ECULLY Tél : 04 72 18 60 97 Fax : 04 78 43 37 17 eea@ec-lyon.fr Secrétariat : M.C. HAVGOUDOUKIAN
E2M2	<u>EVOLUTION, ECOSYSTEME, MICROBIOLOGIE, MODELISATION</u> http://biomserv.univ-lyon1.fr/E2M2 M. Jean-Pierre FLANDROIS Insa : H. CHARLES	M. Jean-Pierre FLANDROIS CNRS UMR 5558 Université Claude Bernard Lyon 1 Bât G. Mendel 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04 26 23 59 50 Fax 04 26 23 59 49 06 07 53 89 13 e2m2@biomserv.univ-lyon1.fr
EDISS	<u>INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES-SANTE</u> Sec : Safia Boudjema M. Didier REVEL Insa : M. LAGARDE	M. Didier REVEL Hôpital Cardiologique de Lyon Bâtiment Central 28 Avenue Doyen Lépine 69500 BRON Tél : 04 72 68 49 09 Fax : 04 72 35 49 16 Didier.revel@creatis.univ-lyon1.fr
INFOMATHS	<u>INFORMATIQUE ET MATHEMATIQUES</u> http://infosmaths.univ-lyon1.fr M. Alain MILLE Secrétariat : C. DAYEYAN	M. Alain MILLE Université Claude Bernard Lyon 1 LIRIS - INFOMATHS Bâtiment Nautibus 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04 72 44 82 94 Fax : 04 72 43 13 10 infosmaths@bat710.univ-lyon1.fr - alain.mille@liris.cnrs.fr
	<u>MATERIAUX DE LYON</u> M. Jean Marc PELLETIER Secrétariat : C. BERNAVON 83.85	M. Jean Marc PELLETIER INSA de Lyon MATEIS Bâtiment Blaise Pascal 7 avenue Jean Capelle 69621 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04 72 43 83 18 Fax 04 72 43 85 28 Jean-marc.Pelletier@insa-lyon.fr
MEGA	<u>MECANIQUE, ENERGETIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE</u> M. Jean Louis GUYADER Secrétariat : M. LABOUNE PM : 71.70 - Fax : 87.12	M. Jean Louis GUYADER INSA de Lyon Laboratoire de Vibrations et Acoustique Bâtiment Antoine de Saint Exupéry 25 bis avenue Jean Capelle 69621 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72.18.71.70 Fax : 04 72 43 72 37 mega@lva.insa-lyon.fr
SxSo	<u>ScSo*</u> M. OBADIA Lionel Insa : J.Y. TOUSSAINT	M. OBADIA Lionel Université Lyon 2 86 rue Pasteur 69365 LYON Cedex 07 Tél : 04.78.69.72.76 Fax : 04.37.28.04.48 lionel.obadia@univ-lyon2.fr

*ScSo : Histoire, Géographie, Aménagement, Urbanisme, Archéologie, Science politique, Sociologie, Anthropologie

Remerciements

Me voilà donc 3 ans après le début de cette thèse, ou plutôt devrais-je dire ma thèse, devant cette fameuse page des remerciements. L'art de la thèse, et de la recherche en général, est parait-il de faire quelque chose de nouveau et d'original. Je vais essayer d'y parvenir dès cette page des remerciements. Ce n'est en aucun cas une critique quelconque mais je n'ai pas envie de réécrire sous forme d'une liste ces mêmes phrases qui comblent nombre de remerciements de thèse : "je remercie untel" ou encore "que bidule reçoive mes remerciements". Je vais alors tâcher de raconter ce qui m'a conduit à me retrouver devant cette page. Pour cela, je vais revenir au tout début de l'histoire.

L'histoire a donc commencé il y a bien longtemps, à l'époque où j'étais encore un élève de primaire plutôt studieux mais parfois - certaines mauvaises langues diraient tout le temps - légèrement indiscipliné, comme peuvent en témoigner quelques-uns de mes bulletins. Malgré tout, j'avais déjà à cet âge une grande soif de connaissances et faisais partie de ces gamins qui posent toujours un tas de questions commençant par "Pourquoi... ?". Je suis désolé d'avoir fatigué mon entourage avec mes incessantes questions mais non, je ne regrette rien. Les années sont passées et mes prédispositions scientifiques m'ont orienté vers des études supérieures en ingénierie durant lesquelles j'ai pris goût au traitement de l'image. Un stage de 4 mois plus tard - je remercie au passage Christine qui m'a fait partager sa passion - et j'étais tombé dans le bain de l'imagerie médicale. Un DEA et un stage à Rennes par dessus - j'en profite pour remercier Pierre pour ses conseils avisés - et je me retrouvais à chercher une thèse.

C'est alors que Didier m'a alors fait confiance en me choisissant pour devenir son doctorant et je l'en remercie vivement. Je profite de cet espace pour lui dire que ça a été un réel plaisir de travailler avec lui durant ces trois années. Il a pleinement joué son rôle d'encadrant à mes yeux ; il a su me guider dans mes recherches mais aussi me (re)motiver dans les moments délicats. Ses qualités humaines ont également facilité notre collaboration et je lui suis reconnaissant de ces 3 années passées ensemble.

Vient le tour de Walid, mon premier cobureau, qui a répondu à de nombreuses questions que je me posais en arrivant au laboratoire. Je n'oublie pas Hervé qui a également su m'aider à m'intégrer au sein du laboratoire, ainsi que l'ensemble du laboratoire et particulièrement les membres de l'équipe US pour leurs échanges constructifs. Je poursuis en m'attardant sur mes deux autres cobureaux, Karoll et Julien, avec qui j'ai partagé les bons moments tout comme les moments un peu plus difficiles de la thèse. Rien de tel que d'échanger avec ceux qui en sont au même niveau, qui connaissent les mêmes périodes de doutes, de désillusions et qui se posent les mêmes questions ; questions auxquelles on n'obtient, bien entendu, jamais de réponse. Merci à eux pour ces longues (et souvent infructueuses) discussions sur notre avenir ; eux qui avaient l'avantage d'être au cœur de la bulle et pouvait comprendre ces choses imperceptibles depuis l'extérieur.

Les années passent et me voilà rendu en 3^{ème} année de thèse. Il est temps maintenant de faire le bilan de mon travail, tout comme les autres doctorants arrivés avec moi en 2006. S'engage alors une émulation entre nous. Des paris plus ou moins fantaisistes sur celui ou celle qui sera le 1^{er} docteur du cru 2006 sont lancés. Je profite

de cette anecdote pour remercier tous les doctorants 2006 et notamment Sandrine, Karoll, Delphine, Basma et Julien pour avoir rendu la dernière ligne droite si stimulante. Toujours est-il que mon pragmatisme m'impose un calendrier strict - enfin avec une marge quand même - censé rythmer les derniers mois et me permettre de partir l'esprit libre en vacances. Mission réussie et envoi début juillet du manuscrit aux rapporteurs, Mireille Garreau et Denis Pellerin, que je remercie vivement pour leur travail et leur implication. La fin est proche ! L'été passe et enfin le jour J, celui de la soutenance de thèse, pointe son nez. A cet instant, j'ai envie de répéter à tous ceux qui pourraient penser qu'il est inutile de stresser pour ce qui doit être une formalité, que ce n'est pas le cas ! Je tiens par ailleurs à exprimer ma reconnaissance à l'ensemble des membres du jury dont certains se sont levés très tôt pour assister à ma soutenance. Merci donc à Thomas Corpetti et Jan D'Hooge ainsi qu'à Ayache Bouakaz pour avoir assuré la présidence de ce jury.

Je conclurais ces paragraphes en adressant mes plus sincères sentiments aux membres de ma famille qui m'ont soutenu et qui ont fait de moi ce que je suis aujourd'hui. Je n'ai pas pu tous vous citer mais soyez tous remerciés de ma part. Je ne sais pas si j'ai pleinement réussi mon objectif mais j'aurais fait de mon mieux. Je vous souhaite une bonne lecture.

Adrien MARION

Résumé

La connaissance du comportement des flux sanguins est une donnée clinique fondamentale. L'imagerie ultrasonore, couplée à des techniques Doppler, est souvent utilisée pour évaluer les vitesses de flux sanguins. Cependant, les techniques Doppler présentent quelques limitations notamment liées à la résolution spatiale des résultats et à la difficulté d'estimer des faibles vitesses. Dans cette thèse, nous avons proposé une approche basée sur des bancs de filtres spatiotemporels orientés pour l'estimation de champs denses de mouvement à partir de séquences d'images ultrasonores de flux. Le formalisme proposé a été présenté dans des contextes 2D puis 3D. Afin de valider notre méthode, nous avons utilisé des données simulées et expérimentales. A cet effet, nous avons proposé un cadre adapté à la simulation rapide de séquences d'images ultrasonores. Notre modèle de simulation a été validé en termes de statistiques du premier et deuxième ordre. La méthode d'estimation de mouvement proposée a été appliquée à des séquences de flux se déplaçant à faibles vitesses ($\approx 1\text{mm/s}$) dans des vaisseaux de petites dimensions ($\approx 1\text{mm}$). Les résultats obtenus ont montré un bon comportement global permettant de caractériser les flux étudiés. Une comparaison avec trois autres méthodes d'estimation de vitesses de flux a également permis de montrer que notre approche constituait un bon compromis en termes de précision et de complexité algorithmique.

Abstract

The knowledge of blood flows behaviour is fundamental clinical information. Ultrasonic imaging, associated to Doppler techniques, is often used to evaluate blood flow velocities. However, Doppler techniques suffer from some limitations, particularly its poor spatial resolution and the difficulty to estimate low velocities. During this PhD thesis, we proposed an approach based on banks of oriented spatiotemporal filters to estimate dense motion fields from ultrasound image sequences. The method was presented in a 2D then 3D framework. We used simulated and experimental data to validate our method. Thus, we proposed a framework adapted to fast simulation of ultrasound image sequences. Our simulation model was validated in terms of first- and second-order statistics. The motion estimation method was applied to flow sequences with low motion ($\approx 1\text{mm/s}$) inside small vessels ($\approx 1\text{mm}$). The results obtained showed a good behaviour of our method allowing characterizing studied flows. A comparison study with three other velocity estimation methods also proved that our approach is a good trade-off between accuracy and computational complexity.

Table des matières

Résumé	ix
Table des matières	xi
Table des figures	xv
Liste des abréviations	xix
Liste des notations	xxi
Introduction	1
1 Formation de séquences d’images ultrasonores	3
1.1 Généralités sur l’échographie	3
1.1.1 Principes physiques acoustiques	3
1.1.2 Construction d’une image ultrasonore	6
1.2 Caractéristiques d’une image ultrasonore	8
1.2.1 Résolution de l’image et réponse impulsionnelle	8
1.2.2 Statistiques d’ordre 1	10
1.2.3 Statistiques d’ordre 2	14
1.3 Séquences temporelles d’images	15
1.3.1 Construction d’une séquence temporelle	15
1.3.2 Représentation de données temporelles	16
2 Etat de l’art en estimation de mouvement pour l’imagerie ultrasonore	19
2.1 Mouvement réel, mouvement apparent et mouvement estimé	19
2.2 Méthodes spécifiques à l’imagerie ultrasonore	21
2.2.1 Méthodes basées sur l’effet Doppler	21
2.2.2 Méthodes multi-faisceaux	28
2.2.3 Méthodes de synthèse d’ouverture	28
2.2.4 Méthodes basées sur la décorrélation statistique	29
2.3 Méthodes d’estimation du flux optique	29
2.3.1 Méthodes différentielles	29
2.3.2 Méthodes de mise en correspondance de blocs	33
2.3.3 Méthodes spatiofréquentielles/spatiotemporelles	36
2.4 Synthèse et orientation choisie	43

3	Filtrage spatiotemporel orienté pour l'estimation de mouvement à partir de séquences d'images ultrasonores	45
3.1	Méthodologie dans le cas d'un flux longitudinal	45
3.1.1	Orientation spatiotemporelle xt	45
3.1.2	Filtrage spatiotemporel orienté 2D	48
3.2	Méthodologie dans le cas d'un flux non longitudinal	54
3.2.1	Orientation spatiotemporelle xyt	54
3.2.2	Filtrage spatiotemporel orienté 3D	57
4	Simulation rapide de séquences d'images ultrasonores	63
4.1	Etat de l'art en simulation de données ultrasonores	63
4.2	Simulation de séquences d'images ultrasonores basée sur un ensemble 3D de diffuseurs en mouvement	65
4.2.1	Une nouvelle méthodologie basée sur la convolution	65
4.2.2	Implantation pratique de la convolution	68
4.2.3	Adéquation du modèle proposé à la réalité	73
4.3	Modèle de déplacement adapté aux flux 3D	77
4.3.1	Éléments théoriques de la mécanique des fluides	77
4.3.2	Aspects pratiques du modèle de déplacement	79
4.3.3	Validation du modèle de déplacement proposé	81
5	Validation de la méthode	87
5.1	Séquences d'images expérimentales et simulées	87
5.1.1	Données expérimentales acquises au Canada	87
5.1.2	Séquences de fantôme de flux avec du BMF	90
5.1.3	Séquences de fantôme de flux avec du sang de lapin	90
5.1.4	Séquences de flux simulées	91
5.1.5	Synthèse des séquences utilisées	91
5.2	Critères de performances	92
5.3	Résultats obtenus avec le filtrage orienté 2D	95
5.3.1	Evaluation qualitative	95
5.3.2	Evaluation quantitative	97
5.4	Résultats obtenus avec le filtrage orienté 3D	99
5.4.1	Evaluation qualitative	100
5.4.2	Evaluation quantitative	102
5.5	Synthèse des résultats	108
5.6	Comparaison avec d'autres approches	109
5.6.1	Descriptif des méthodes	109
5.6.2	Descriptif des données	111
5.6.3	Résultats	111
5.6.4	Discussion	117
	Conclusion et perspectives	121

A	Démonstrations liées au modèle de Rayleigh	125
A.1	Fonction de densité de probabilité du speckle	125
A.2	Espérance de la FDP de Rayleigh	126
A.3	Variance de la FDP de Rayleigh	127
A.4	Estimation du paramètre σ^2 de la FDP de Rayleigh par maximum de vraisemblance	128
B	Erreur analytique moyenne due à l'approximation d'un diffuseur sur une grille échantillonnée	129
B.1	Position du problème	129
B.2	Calcul de D_0	130
B.3	Calcul de D_1	131
B.4	Expression finale de D	132
C	Résumé des critères de performances	133
	Bibliographie personnelle	135
	Bibliographie	137

Table des figures

1.1	Onde sinusoïdale de longueur d'onde $\lambda = 220\mu m$	4
1.2	Réflexion et transmission d'une onde incidente à l'interface de deux milieux	5
1.3	Représentation d'une ligne RF complète à gauche. A droite, une partie zoomée (ligne bleue) ainsi que le signal enveloppe associé (ligne pointillée rouge)	7
1.4	Représentation schématique du repère spatial (x, y, z)	7
1.5	Différents types d'images ultrasonores	8
1.6	Résolution axiale d'une sonde échographique	9
1.7	Résolutions latérale et azimutale d'une sonde échographique	9
1.8	Réponse impulsionnelle d'une sonde linéaire à 3 MHz	10
1.9	Représentation de la FDP de Rayleigh	11
1.10	Représentation de la FDP de Rice pour différentes valeurs du paramètre k	12
1.11	Représentation de la FDP de la K-distribution	13
1.12	Représentation schématique d'une séquence temporelle d'images . . .	16
1.13	Pile d'images ultrasonores	17
1.14	Volume spatiotemporel de données ultrasonores dans le repère (x, y, t)	17
2.1	Exemple de l'enseigne du barbier, mettant en évidence la différence entre le flux optique et le champ de mouvement 2D	20
2.2	Principe de l'effet Doppler. Une source fixe émet un son de fréquence identique au cours du temps. Lorsque l'observateur est immobile, le son est inchangé. S'il avance vers la source sonore, le son est plus aigu et s'il s'en s'éloigne, le son est plus grave. <i>Conception : JP. Penot (CNES) et B. Nicolas, illustrations : B. Nicolas</i>	22
2.3	Application de l'effet Doppler à la velocimétrie sanguine. Les globules rouges se déplacent à la vitesse v . La fréquence Doppler est alors proportionnelle à $ \vec{v} \cos \theta$	23
2.4	Imagerie Doppler d'une artère carotide	27
2.5	Imagerie Doppler de la prostate. Les vitesses faible d'écoulement ne sont pas estimées car elles ont été filtrées.	27
2.6	Illustration de la contrainte du flux optique. Le vecteur vitesse (v_x, v_y) appartient à la droite orthogonale au vecteur gradient d'intensité (I_x, I_y) . La distance de cette droite à l'origine est égale au quotient de I_t sur le module de (I_x, I_y)	30

2.7	Illustration du problème d'ouverture : 1) le gradient est nul, le mouvement n'est pas estimable 2) le gradient est orienté dans une seule direction, le mouvement est perçu comme normal au contour 3) plusieurs orientations des gradients d'intensité, le mouvement réel est estimé	31
2.8	Exemples d'estimations du flux optique par méthodes différentielles	32
2.9	Principe des méthodes de mise en correspondance de blocs. Un bloc référence de dimension $T_x \cdot T_y$ est défini. On cherche ensuite le meilleur bloc candidat dans la zone de recherche de taille $(2\Delta x_{max} + 1) \cdot (2\Delta y_{max} + 1)$	34
2.10	Exemples de plans spatiofréquentiels de vitesses	37
2.11	Schéma-bloc du système de filtres orientables issu de [Heeger, 1987]. L'image est traitée par un banc de filtres de base. Chaque sortie est ensuite multipliée par un coefficient, dépendant de θ , qui définit le filtre orienté.	40
3.1	Représentation schématique d'une séquence d'images ainsi que le vecteur vitesse $\vec{v} = \vec{v}_x + \vec{v}_y$	46
3.2	Schéma illustrant l'orientation spatiotemporelle dans le repère (x, t)	46
3.3	Représentation de données ultrasonores dans l'espace (x, y, t) et plan spatiotemporel (x, t) associé	47
3.4	Plan spatiotemporel issu d'une séquence de flux pulsé dont le mouvement varie au cours du temps	48
3.5	Spectre de Fourier des données ultrasonores	49
3.6	Exemple d'un banc de quatre filtres orientés 2D	50
3.7	Exemple de l'allure du critère d'énergie en fonction de θ	51
3.8	Nombre total de filtres N_f en fonction du pas δ_θ choisi pour la première étape	52
3.9	Mesure de dissimilarité normalisée D en fonction de la taille du filtre s	53
3.10	Schéma illustrant l'orientation spatiotemporelle dans le repère (x, y, t)	54
3.11	Pile d'images ultrasonores	55
3.12	Plans spatiotemporels obliques extraits à partir du volume 2D+t	56
3.13	Représentation de filtres 3D pour différents couples (φ, θ)	61
3.14	Exemple de l'allure du critère d'énergie en fonction de φ et de θ	62
4.1	Représentation schématique d'une séquence temporelle d'images dans un repère direct (x, y, t) . Δ_t est l'intervalle de temps entre deux images successives de la séquence.	66
4.2	Plans spatiotemporels issus de données simulées et expérimentales	67
4.3	Projection sur le plan $z = k$ d'un diffuseur	68
4.4	Approximation de diffuseurs sur une grille échantillonnée	70
4.5	Critères IDM et AHC95 en fonction des coefficients de suréchantillonnage	71
4.6	Schéma bloc de l'algorithme	72
4.7	Image RF simulée et histogramme associé	74
4.8	Image enveloppe simulée et histogramme associé	74
4.9	EQM pour différentes densités de diffuseurs	75

4.10	Autocovariance normalisée de l'image enveloppe	76
4.11	Autocovariance normalisée de l'image RF	77
4.12	Coupe longitudinale d'un tube à section constante, mettant en évidence le profil parabolique des vitesses dans le cas d'un écoulement de Poiseuille	78
4.13	Modèle de vaisseau cylindrique avec $\theta_1 = 30^\circ$ and $\theta_2 = 5^\circ$	80
4.14	Calcul de la distance d entre un diffuseur et l'axe du vaisseau	80
4.15	Images extraites de séquences simulées	82
4.16	Plans spatiotemporels contenant des diffuseurs en mouvement	83
4.17	Estimations des vitesses simulées par le modèle de flux pour différents cas	84
4.18	Images extraites de séquences simulées de flux sanguins	85
5.1	Dispositif expérimental. Le pousse-seringue est utilisé pour gérer le flux au sein du vaisseau.	88
5.2	Image extraite d'une séquence mode B acquise sur un fantôme de flux contenant du BMF avec l'échographe Vevo 660, Visualsonics	89
5.3	Image extraite d'une séquence mode B acquise sur un fantôme de flux contenant du sang de lapin avec l'échographe Vevo 660, Visualsonics	90
5.4	Calcul des profils moyennes $\pm$ écarts-types à partir des estimations sur 15 images successives	92
5.5	Profils de vitesses estimés S_{fb}	95
5.6	Profils de vitesses estimés S_s	96
5.7	Erreur moyenne et écart-type normalisés	98
5.8	Vitesse moyenne estimée suivant x	98
5.9	Vitesse moyenne au cours du temps	99
5.10	Profils de vitesses estimés S_{s3}	100
5.11	Profils de vitesses estimés S_{s6}	101
5.12	Profils de vitesses estimés S_{s9}	101
5.13	Profils de vitesses estimés S_{s16}	102
5.14	Erreur moyenne et écart-type normalisés suivant x	105
5.15	Erreur moyenne et écart-type normalisés suivant y	106
5.16	Vitesses moyennes estimées suivant x et y	106
5.17	Module et orientation du vecteur vitesse estimés	107
5.18	Estimation paramétrique du mouvement pour une région (hachurée) définie autour d'un nœud	110
5.19	Cartographies couleur de vitesses obtenues avec chacune des quatre méthodes	112
5.20	Profils de vitesses estimés avec chacune des 4 méthodes sur la séquence S_{s1}	113
5.21	Comparaison des erreurs moyennes normalisées pour chaque méthode	116
5.22	Comparaison des vitesses moyennes estimées pour chaque méthode	116
5.23	Comparaison des vecteurs vitesses estimés pour chaque méthode	117
B.1	Représentation d'un rectangle défini par quatre nœud d'une grille échantillonnée	130

Liste des abréviations

ACF	AutoCorrelation Function
ACVF	AutoCoVariance Function
AHC95	Abscisse de l'Histogramme Cumulé supérieur à 95%
AR	Auto Regressive
ARMA	Auto Regressive and Moving Average
BM	Block-Matching
BMF	Blood-Mimicking Fluid
BDBM	Bilinear Deformable Block-Matching
CFO	Contrainte du Flux Optique
CVI	Color Velocity Imaging
DSE	Densité Spectrale d'Energie
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
FDP	Fonction de Densité de Probabilité
FWHM	Full Width at Half Maximum
IDM	Intensité Différence Maximum
MA	Moving Average
NCC	Normalized Cross-Correlation
PRF	Pulse Repetition Frequency
PSF	Point Spread Function
RF	Radio-Fréquence
RSB	Rapport Signal à Bruit
SAD	Sum of Absolute Differences
SFI	Speckle Flow Index
SSD	Sum of Square Differences
ST	SpatioTemporel
STF	SpatioTemporal Filtering
SVH	Système Visuel Humain
TCL	Théorème Central Limite
TS	Tenseur de Structure
UA	Unité Arbitraire
US	UltraSonore

Liste des notations

c	Célérité du son
C_X	Fonction d'autocovariance du processus X
f_0	Fréquence centrale d'émission
f_d	Fréquence Doppler
f_x	Fréquence d'échantillonnage spatial suivant x
f_y	Fréquence d'échantillonnage spatial suivant y
f_t	Fréquence d'échantillonnage temporel ou cadence d'image
$g(x, y)$	Réponse impulsionnelle 2D du filtre spatiotemporel
$g(x, y, t)$	Réponse impulsionnelle 3D du filtre spatiotemporel
∇_{xy}	Gradient spatial suivant x et y
∇_{xyt}	Gradient spatiotemporel suivant x , y et t
$H(x, y, z)$	Réponse impulsionnelle du système d'imagerie
I	Intensité lumineuse d'un pixel
J	Tenseur de structure
λ	Longueur d'onde d'une onde ultrasonore
φ	Orientation du vaisseau dans le plan d'imagerie
$p_X(x)$	Fonction de densité de probabilité de la variable X
Q_n	Quaternion associé à la $n^{\text{ième}}$ rotation
R	Rayon du vaisseau
R_X	Fonction d'autocorrélation du processus X
σ	Ecart-type
t	Direction temporelle
$T(x, y, z)$	Réponse impulsionnelle du tissu imagé
T_0	Période d'une onde ultrasonore
T_{prf}	Période de répétition des tirs
θ	Orientation de la texture dans le plan spatiotemporel
$\vec{v}$	Vecteur vitesse
v_{moy}	Vitesse moyenne au sein du vaisseau
(x, y, t)	Repère spatiotemporel
x	Direction latérale
y	Direction axiale
z	Direction azimutale
Z	Impédance acoustique

Introduction

La caractérisation des vitesses de déplacement des flux sanguins apparaît comme une donnée clinique fondamentale. En pratique clinique, l'imagerie ultrasonore ou échographie est souvent utilisée dans le cadre de l'étude des flux sanguins. Cette modalité d'imagerie médicale présente plusieurs avantages. Tout d'abord, un appareil échographique a un coût relativement faible en comparaison aux autres modalités d'imagerie telles que l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) ou la Tomographie par Emission de Positons (TEP). De plus, un système échographique est peu encombrant ; certains modèles ont ainsi été conçus pour être portables. Par ailleurs, un examen échographique standard n'est absolument pas invasif. Un dernier avantage conséquent, par rapport à l'IRM ou à la TEP, est la rapidité d'acquisition. En effet, l'affichage des images échographiques est réalisé en temps-réel à des fréquences de l'ordre de quelques dizaines d'images par seconde. L'imagerie ultrasonore souffre néanmoins de quelques limitations. Le processus physique de formation de l'image ultrasonore engendre des images dont les frontières sont peu marquées et dont le contraste est réduit. De plus, le résultat d'un examen échographique dépend en grande partie de l'opérateur, du système et des conditions d'acquisition.

Les travaux de recherche dans le domaine de l'imagerie ultrasonore sont toujours très actifs et interviennent à deux niveaux différents ; on parle de pré-traitement et de post-traitement. Certains travaux s'intéressent notamment à la formation de voies ultrasonores afin de créer des images de meilleure qualité. De manière complémentaire, d'autres travaux s'attachent à développer des méthodes de traitement du signal et de l'image pour extraire des informations nouvelles. Les méthodes de post-traitement ont pour but d'accéder, de manière automatique, à des données telles que la taille des organes, l'élasticité des tissus ou la vitesse de déplacement des fluides.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'estimation des vitesses de flux à partir de séquences d'images ultrasonores. Cette thèse s'inscrit au cœur d'un projet de recherche, amorcé depuis six ans, autour de l'étude des flux sanguins ; et plus spécifiquement des flux à vitesses moyennes faibles (≈ 1 mm/s) dans des vaisseaux de petites dimensions (≈ 1 mm). Des contributions notables ont été apportées dans ce domaine. Néanmoins, il n'existe pas encore de méthode permettant d'accéder directement au vecteur vitesse. L'objectif annoncé est alors d'estimer, à partir de séquences d'images ultrasonores, un champ dense de vecteurs vitesses. Pour cela, nous avons développé une méthode de filtrage spatiotemporel orienté de séquences d'images que nous avons appliquée à l'estimation de mouvement en imagerie ultrasonore. L'approche proposée s'appuie sur des bancs de filtres pour estimer des directions privilégiées au sein de l'espace spatiotemporel ; ces directions caractérisent directement le mouvement dans l'image. Par ailleurs, la validation

des méthodes d'estimation du mouvement des flux nécessite une grande variété de données simulées. Ainsi, nous proposons une approche afin de simuler de manière rapide et réaliste des séquences de données ultrasonores de flux. Ce manuscrit de thèse se compose de 5 chapitres dont nous détaillons rapidement le contenu.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter les aspects liés à la formation d'une séquence d'images ultrasonores. Nous reviendrons notamment sur les grandeurs physiques nécessaires à la compréhension de l'imagerie ultrasonore avant de s'attarder sur ses caractéristiques statistiques. Ces aspects sont importants et doivent être pris en compte dans le développement des méthodes. Nous terminerons ce chapitre en introduisant des notions liées à la construction et à la représentation de séquences temporelles d'images.

Le deuxième chapitre sera consacré à un état de l'art des méthodes d'estimation de mouvement pour l'imagerie ultrasonore. Nous commencerons par définir les différents types de mouvement existant. Nous nous attarderons par la suite à faire une revue des méthodes spécifiques à l'imagerie ultrasonore, telles que les méthodes Doppler qui sont largement utilisées en applications cliniques. Nous présenterons ensuite des méthodes plus générales d'estimation du flux optique avant de conclure sur les méthodes existantes et d'introduire notre approche.

L'approche méthodologique que nous avons développée sera détaillée dans le troisième chapitre. Les notions de traitement spatiotemporel des données seront précisées en mettant en évidence la présence de textures orientées caractérisant le mouvement. L'estimation de ces orientations spatiotemporelles permettra alors de calculer un champ dense de vitesses. Nous décrirons le formalisme de la méthode de filtrage spatiotemporel dans des contextes 2D et 3D.

L'évaluation de notre approche requiert une grande variété de séquences d'images ultrasonores de flux. L'estimation du mouvement des fluides nécessite des séquences simulées contenant un grand nombre d'images, ce qui s'avère rapidement coûteux en temps de calcul. Le quatrième chapitre sera alors dédié à la présentation d'une approche adaptée à la simulation rapide de données ultrasonores. Ce modèle a été validé en termes de statistiques du 1^{er} et du 2^{ème} ordre. Nous détaillerons ensuite un modèle de mouvement conçu pour la modélisation 3D d'un écoulement laminaire au sein d'un vaisseau cylindrique.

Dans le cinquième chapitre, notre méthode d'estimation du mouvement des flux sanguins sera évaluée sur un grand nombre de cas. Nous décrirons les séquences simulées utilisées ainsi que des séquences expérimentales de fantômes de flux réalisées au sein du laboratoire du Professeur Stuart Foster, au Sunnybrook Health Sciences Centre à Toronto. Un jeu de critères de performances sera également défini. Nous nous attarderons ensuite sur l'étude de la méthodologie de filtrage 2D avant de nous intéresser aux résultats obtenus avec la méthodologie de filtrage 3D puis de dresser une synthèse globale de la méthode. Enfin, nous nous positionnerons par rapport à la littérature, en présentant une comparaison impliquant trois autres méthodes d'estimations de vitesses de flux.

Nous concluons ce manuscrit de thèse en dressant un bilan des contributions proposées, aussi bien en termes de simulation d'images ultrasonores que d'estimation du mouvement des flux. Nous développerons enfin plusieurs perspectives envisagées à ces travaux de recherche.

Chapitre 1

Formation de séquences d'images ultrasonores

Dans ce premier chapitre, nous allons décrire les étapes de la formation d'une séquence d'images ultrasonores. Nous présenterons dans un premier temps des généralités sur l'échographie allant des principes physiques sous-jacents jusqu'à la construction d'une image. Nous détaillerons dans un deuxième temps les caractéristiques de l'imagerie ultrasonore, notamment les aspects de résolution d'image et de statistiques. Enfin, dans un troisième temps, nous aborderons la notion de séquence temporelle d'images, de la construction à la représentation.

1.1 Généralités sur l'échographie

L'imagerie ultrasonore est régie par les lois de l'acoustique. Elle est basée sur les phénomènes liés à la propagation des ondes mécaniques dans les milieux physiques. Le principe général de l'échographie repose sur la détection des amplitudes et des retards des signaux renvoyés par un milieu. Pour cela, des ondes ultrasonores sont transmises dans le corps humain puis renvoyées par ce dernier après diverses interactions. L'étude de ces signaux fournit alors une représentation du milieu exploré en fonction de ses propriétés physiques.

1.1.1 Principes physiques acoustiques

Caractéristiques d'une onde ultrasonore

Les ultrasons sont de même nature que les sons audibles par l'oreille humaine (20Hz-20kHz), seule sa fréquence est supérieure. C'est une onde mécanique qui se propage sous forme d'une variation de pression grâce aux molécules présentes dans le milieu. L'onde se propage ainsi de proche en proche. C'est pour cette raison que le

son ne se propage pas dans le vide car il n'y a alors aucune molécule pour propager l'onde. La vitesse de propagation d'une onde dans un milieu est appelée célérité et notée c . Un son est caractérisé par deux grandeurs principales :

- sa fréquence f_0
- et son amplitude A .

On fait apparaître une nouvelle grandeur, la longueur d'onde λ , qui est homogène à une longueur. Elle représente la distance parcourue par l'onde pendant une période T_0 . On relie la fréquence f_0 à la longueur d'onde λ d'une onde ultrasonore par l'Eq. (1.1) :

$$\lambda = \frac{c}{f_0} = c.T_0 \quad (1.1)$$

Les tissus biologiques étant constitués essentiellement d'eau, la célérité des ondes sonores dans les tissus humains est environ $c = 1540 \text{ m.s}^{-1}$. Si on choisit une fréquence classique utilisée en imagerie ultrasonore, $f_0 = 7 \text{ MHz}$, on obtient une longueur d'onde $\lambda = 1540/7e^6 = 220 \mu\text{m}$. La figure 1.1 illustre une onde sinusoïdale avec sa longueur d'onde associée.

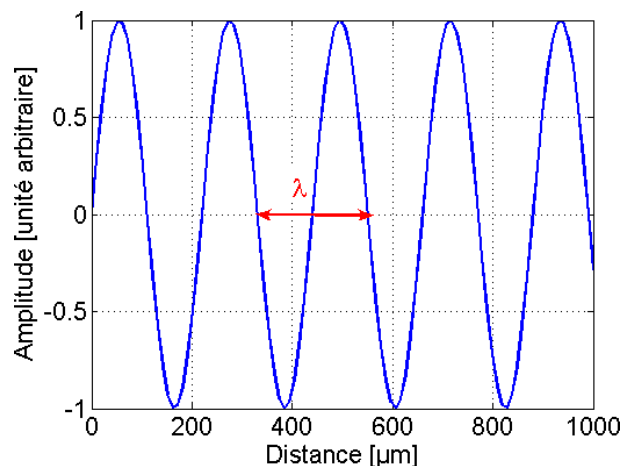


FIG. 1.1 – Onde sinusoïdale de longueur d'onde $\lambda = 220 \mu\text{m}$

Propagation d'une onde ultrasonore

En imagerie ultrasonore, les ondes utilisées sont des ondes de compression dont la propagation est longitudinale. La propagation d'une onde est dépendante des caractéristiques des milieux traversés. Une grandeur importante pour la compréhension de la formation d'une image ultrasonore est l'impédance acoustique notée Z définie par l'Eq. (1.2) :

$$Z = \rho c \quad (1.2)$$

avec ρ la masse volumique du milieu en kg.m^{-3} et c la vitesse de propagation des ondes sonores dans ce milieu en m.s^{-1} . L'impédance acoustique est donc exprimée en $\text{kg.m}^{-2}.\text{s}^{-1}$ ou Rayleigh.

Par exemple, l'impédance acoustique :

- de l'air est $Z = 1.2 * 344 = 430 \text{ Ray}$

- de l'eau est $Z = 1000 * 1480 = 1.48 \text{ MRay}$
- du sang est $Z = 1060 * 1530 = 1.62 \text{ MRay}$
- des os est compris entre 4 MRay et 7 MRay
- des tissus biologiques en général est comprise entre 1.3 MRay et 1.7 MRay

L'impédance acoustique va jouer un rôle fondamental lors de l'impact d'une onde sonore à une frontière séparant deux milieux homogènes acoustiquement différents m_1 et m_2 . Une onde incidente faisant un angle θ_i avec la normale à l'interface va engendrer l'apparition de deux ondes, une réfléchiée avec un angle θ_r égal à θ_i et une transmise avec un angle θ_t . Il s'agit du phénomène de réfraction, illustré dans la figure 1.2.

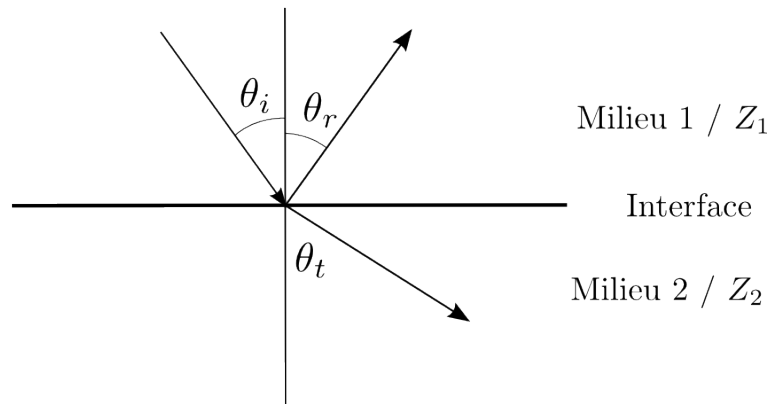


FIG. 1.2 – Réflexion et transmission d'une onde incidente à l'interface de deux milieux

Les coefficients de réflexion et transmission en amplitude sont donnés par l'Eq. (1.3) :

$$R = \frac{Z_2 \cos(\theta_i) - Z_1 \cos(\theta_t)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_t)} \text{ et } T = 1 - R = \frac{2Z_1 \cos(\theta_t)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_t)} \quad (1.3)$$

Si l'onde incidente est perpendiculaire à l'interface ($\theta_i = 0^\circ$), les ondes réfléchies et transmises sont également perpendiculaires à l'interface. On parle alors d'échos spéculaires. On obtient deux formules simplifiées des coefficients de réflexion et de transmission grâce à l'Eq. (1.4) :

$$R = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \text{ et } T = \frac{2Z_1}{Z_2 + Z_1} \quad (1.4)$$

On remarque que pour deux milieux d'impédances acoustiques identiques ($Z_1 = Z_2$), l'énergie réfléchiée est nulle et l'énergie transmise est maximale. On dit alors que les milieux sont adaptés. Ce principe explique la nécessité d'utiliser du gel pour faire contact entre la peau et la sonde lors d'une échographie. Ce gel est en fait constitué essentiellement d'eau et permet l'adaptation d'impédance entre la sonde et la peau. En l'absence de ce gel de couplage, l'interface serait air/tissu et d'après les impédances acoustiques énoncées plus haut, le coefficient de réflexion serait proche de 1. Les interfaces favorables à la transmission ultrasonore sont tissu/eau, tissu/sang

tandis que les interfaces à forte réflexion sont tissu/air, tissu/os, tissu/poumon.

Les milieux m_1 et m_2 considérés précédemment étaient supposés homogènes pour l'explication du phénomène de réfraction en présence d'interface. En réalité, les tissus biologiques ne peuvent pas être assimilés à des milieux parfaitement homogènes. Les milieux biologiques sont en effet constitués d'une multitude de petites inhomogénéités réparties de manière aléatoire et de tailles considérées comme faibles devant la longueur d'onde. Ces inhomogénéités, lorsqu'elles vont être soumises à une onde incidente, vont alors se comporter comme des sources ponctuelles et réémettre des ondes sphériques dans toutes les directions. C'est le phénomène de diffusion ; les inhomogénéités sont alors appelées des diffuseurs. Une onde ultrasonore va ainsi être rétrodiffusée par les diffuseurs rencontrés lors de la propagation. La somme des ondes sphériques successivement générées va former un écho qui va être vu par le récepteur. On parle alors d'échos rétrodiffusés. Les interférences peuvent être constructives ou destructives en fonction des distances entre les diffuseurs. Ce phénomène d'interférence explique l'aspect granuleux de l'image ultrasonore qu'on appelle speckle ; l'écho reçu traduit non pas des diffuseurs individuels mais la somme des contributions des diffuseurs.

Pour modéliser les tissus biologiques et simuler les images ultrasonores correspondantes, on utilise souvent un continuum homogène contenant des diffuseurs ponctuels distribués aléatoirement. Une image ultrasonore est finalement issue de deux types d'échos : spéculaires et rétrodiffusés.

1.1.2 Construction d'une image ultrasonore

L'exploration des tissus est réalisée en pratique par l'envoi d'une impulsion ultrasonore puis l'étude du signal reçu appelé signal radio-fréquence (RF). L'émission et la réception de l'impulsion ultrasonore sont réalisées au moyen d'un même transducteur piézoélectrique. Ce dernier réalise la conversion entre un signal électrique et une déformation mécanique lors de l'émission et inversement lors de la réception. On dit que le transducteur est en phase d'écoute lorsqu'il attend les échos. Il apparaît indispensable de laisser un temps d'écoute suffisant pour pouvoir former un signal. Cette contrainte est gérée par la fréquence de répétition des tirs ou pulse repetition frequency (PRF).

Les échos nous fournissent directement une information sur la nature et la profondeur des tissus rencontrés. L'amplitude renseigne sur l'échogénicité du milieu et la durée entre l'émission et la réception renseigne sur sa distance par rapport au transducteur ; la célérité étant supposée connue. La relation entre la durée Δt et la distance d est donnée par l'Eq. (1.5) :

$$d = \frac{c\Delta t}{2} \quad (1.5)$$

Le rapport 2 provient du fait que le signal reçu a effectué un aller-retour.

Une image ultrasonore est constituée de plusieurs signaux RF, placés côte à côte, construisant une matrice 2D. On utilise donc une sonde qui contient plusieurs

transducteurs, entre 128 et 1024, dont certains émettent simultanément. L'ensemble des ondes émises constitue un faisceau ultrasonore. Habituellement, on n'affiche pas directement l'image RF car elle contient encore toute les oscillations à la fréquence f_0 d'émission, comme on le voit sur la figure 1.3. On procède à une détection d'enveloppe qui consiste en une démodulation du signal RF pour en supprimer la porteuse haute-fréquence. On parle alors de signal enveloppe, représenté en pointillés rouges sur la figure 1.3.

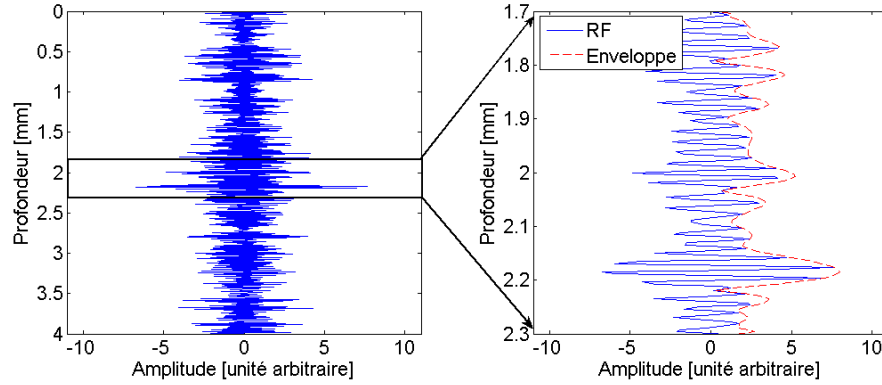


FIG. 1.3 – Représentation d'une ligne RF complète à gauche. A droite, une partie zoomée (ligne bleue) ainsi que le signal enveloppe associé (ligne pointillée rouge)

L'information d'amplitude est suffisante pour la visualisation et constitue une image dite mode B. Afin d'améliorer le contraste de l'image mode B, on peut être amené à lui appliquer une compression logarithmique. Avant de poursuivre, définissons le repère spatial qui sera utilisé par la suite dans la figure 1.4.

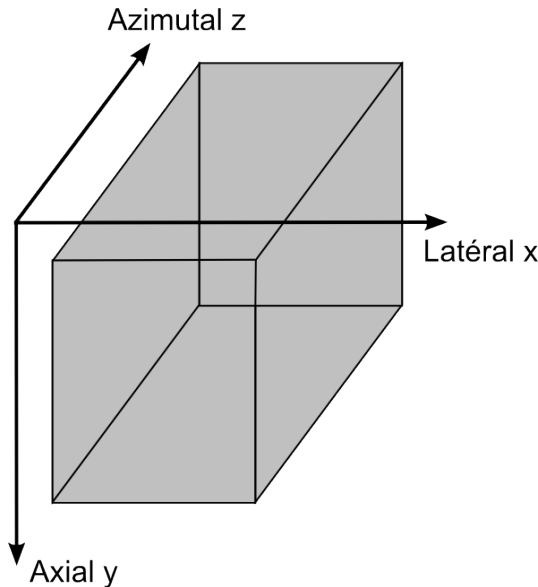


FIG. 1.4 – Représentation schématique du repère spatial (x, y, z)

La direction de propagation des ondes ultrasonore sera définie comme étant la profondeur ou direction axiale y . La largeur de l'image sera définie comme étant la

direction latérale x tandis que l'épaisseur sera nommée direction azimutale z . Ces trois directions forment alors un repère direct.

La figure 1.5 illustre les différents types d'images ultrasonores. La figure 1.5(a) représente une image RF, la figure 1.5(b) l'image mode B brute associée et la figure 1.5(c) l'image mode B log-compressée.

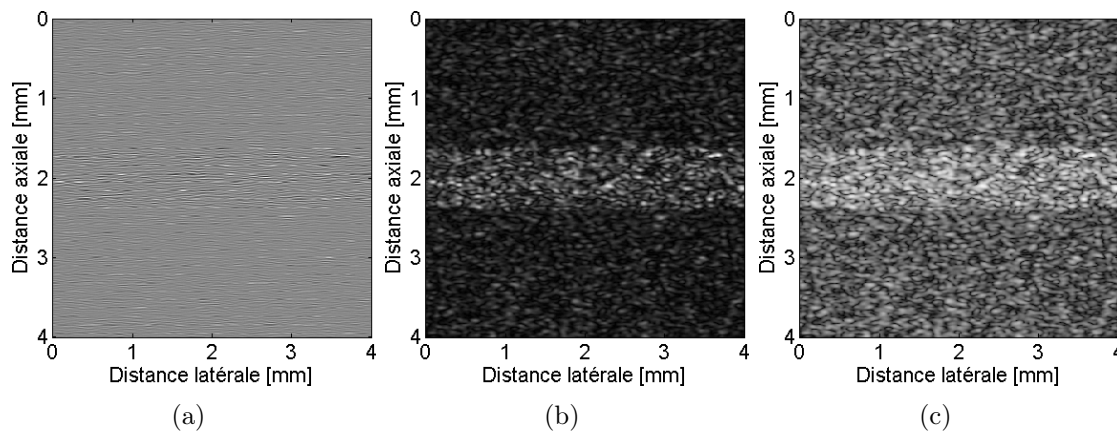


FIG. 1.5 – Différents types d'images ultrasonores : (a) Image RF (b) Image mode B (c) Image mode B log-compressée

1.2 Caractéristiques d'une image ultrasonore

Nous venons de voir dans la partie 1.1.2 comment était construite une image ultrasonore. Nous allons à présent nous intéresser à ses caractéristiques, directement liées au système d'imagerie. Dans cette partie, nous étudierons successivement les concepts de résolution d'image et de réponse impulsionnelle ainsi que les propriétés statistiques des images.

1.2.1 Résolution de l'image et réponse impulsionnelle

Résolution d'une image ultrasonore

La résolution d'une image ultrasonore dépend de la sonde échographique et du système utilisés. La résolution axiale est définie par la capacité de la sonde à distinguer deux cibles situées dans l'axe du faisceau ultrasonore. Elle est principalement dépendante de la forme et de la durée de l'onde ultrasonore. Une augmentation de la fréquence et de la bande passante vont notamment améliorer la résolution axiale.

Pour illustrer cette notion, prenons deux cas de figure. Définissons tout d'abord la longueur du train d'onde ultrasonore égale à 1 mm. Dans le premier cas, deux diffuseurs sont localisés à des profondeurs respectives de 5.50 cm et 5.61 cm. Les trains d'ondes ne se recouvrent pas et les cibles sont alors bien différenciées. La figure 1.6(a) illustre ce premier cas. Dans le second cas, deux diffuseurs sont localisés à des profondeurs respectives de 5.50 cm et 5.55 cm. Les trains d'ondes se recouvrent et les cibles ne sont alors plus différenciées. La figure 1.6(b) illustre ce second cas.

Notons que la définition de la résolution axiale peut varier, certains la définissant par exemple à mi-hauteur.

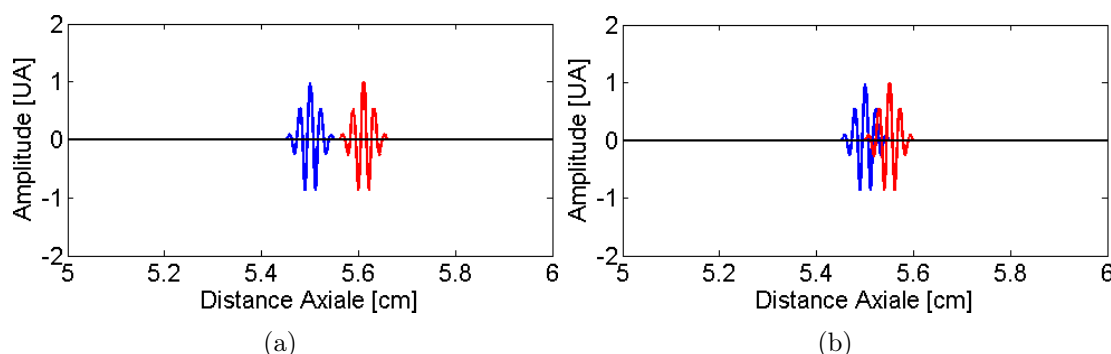


FIG. 1.6 – (a) Cibles résolues (b) Cibles non résolues

Les résolutions, latérale et azimutale, sont définies pour leur part, par la capacité à séparer deux échos situés dans un même plan perpendiculaire à l'axe du faisceau. Elles dépendent essentiellement de la géométrie des transducteurs et sont données en général au niveau de la zone focale où elles sont les plus favorables. Les résolutions, latérale et azimutale, sont généralement du même ordre de grandeur. La résolution axiale est meilleure que la résolution latérale. La figure 1.7 illustre les deux notions de résolution latérale et azimutale. Deux groupes de trois diffuseurs sont représentés. Le premier, situé au centre de la figure, est bien résolu par le faisceau ultrasonore. Le second, situé plus proche des transducteurs, n'est pas correctement résolu car les diffuseurs sont tous contenus au sein du même faisceau. On comprend également que la focalisation du faisceau permet de mieux différencier les diffuseurs et ainsi d'avoir une meilleure résolution.

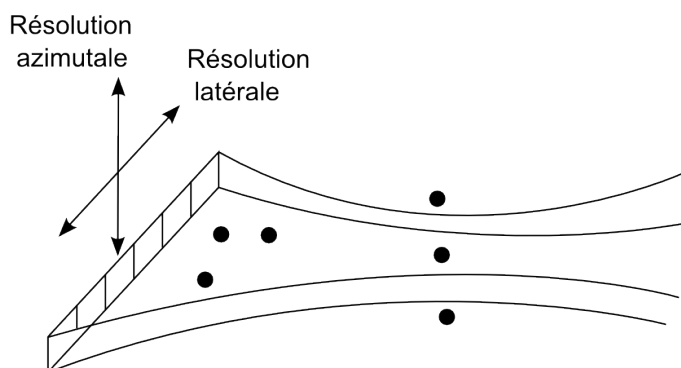


FIG. 1.7 – Résolutions latérale et azimutale d'une sonde échographique

Réponse impulsionnelle d'un système d'imagerie ultrasonore

La réponse impulsionnelle du système d'imagerie, en anglais point spread function (PSF), est la réponse du système lorsqu'on image un réflecteur unique. Sa transformée de Fourier représente la fonction de transfert du système. En imagerie

ultrasonore, la réponse impulsionnelle RF peut être modélisée à l'aide d'une enveloppe Gaussienne 3D modulée par une fonction sinusoïdale dans la direction de propagation des ultrasons. La figure 1.8(a) montre la réponse impulsionnelle RF d'une sonde linéaire classique à 3 MHz tandis que la figure 1.8(b) montre la réponse impulsionnelle enveloppe associée. Ces réponses impulsionnelles ont été calculées avec le logiciel Field II [Jensen and Svendsen, 1992], basé sur un modèle acoustique de propagation des ondes.

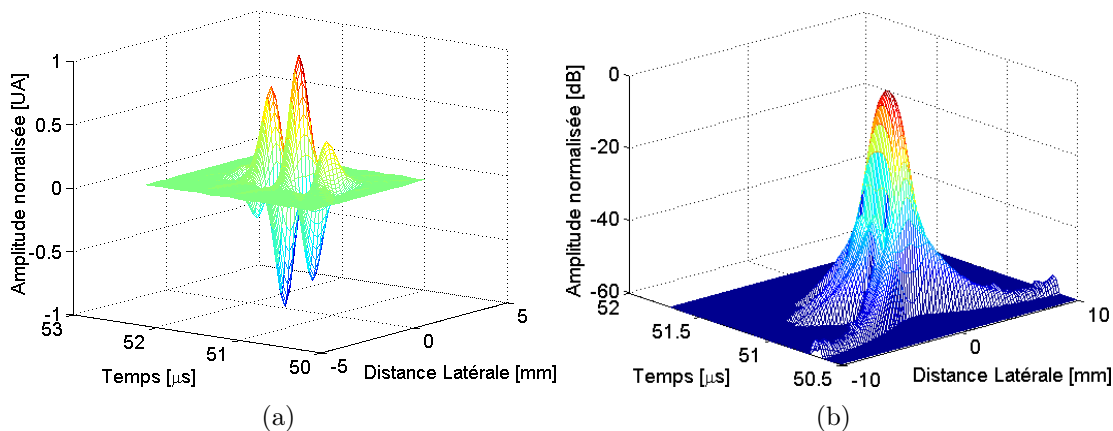


FIG. 1.8 – Réponse impulsionnelle d'une sonde linéaire à 3 MHz (a) RF (b) Enveloppe

Nous introduisons dans la définition 1.1 la notion de cellule de résolution qui sera utilisée tout au long de ce document.

Définition 1.1. *la cellule de résolution est définie comme étant la largeur à mi-hauteur de la PSF*

1.2.2 Statistiques d'ordre 1

Nous avons évoqué dans la partie 1.1.1 la notion de speckle¹. Le speckle découle directement du processus de formation de l'image, particulièrement des interférences des ondes ultrasonores provenant des diffuseurs. Nous allons voir dans cette partie les modèles les plus usités pour la description du signal enveloppe.

Modèle de Rayleigh

Le speckle de l'image résulte de la somme des signaux rétrodiffusés par les diffuseurs contenus dans la cellule de résolution à un instant donné [Dutt, 1995]. C'est une somme complexe due aux variations aléatoires de phases et d'amplitudes ; on parle de marche aléatoire. Si le nombre de diffuseurs par cellule de résolution est important (≥ 10) et si les phases des signaux rétrodiffusés sont distribuées uniformément et de manière indépendante sur $[0, 2\pi]$, alors le champ complexe en amplitude s'écrit sous la forme [Wagner et al., 1983] :

$$Z = Z_r + jZ_i \quad (1.6)$$

¹Même si le terme anglais speckle n'a pas vraiment d'équivalent français, on pourrait le traduire par moucheture. Dans la suite du document, nous utiliserons exclusivement le terme speckle.

avec Z_r la composante réelle et Z_i la composante imaginaire.

En utilisant le théorème central limite (TCL), nous pouvons dire que les variables Z_r et Z_i suivent une loi Normale $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ de moyenne nulle et de variance σ^2 . La fonction de densité jointe s'écrit alors :

$$p_{Z_r, Z_i}(z_r, z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{z_r^2 + z_i^2}{\sigma^2}\right)\right) \quad (1.7)$$

L'amplitude A du signal enveloppe défini comme le module de Z , suit donc une fonction de densité de probabilité (FDP) de Rayleigh (voir Annexe A.1) définie dans l'Eq. (1.8) :

$$p_A(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2\sigma^2}\right), \quad a \geq 0 \quad (1.8)$$

Le seul paramètre de cette distribution est σ^2 . Une représentation de la FDP de Rayleigh en fonction de σ est donnée dans la figure 1.9(a) et la représentation générale est donnée dans la figure 1.9(b).

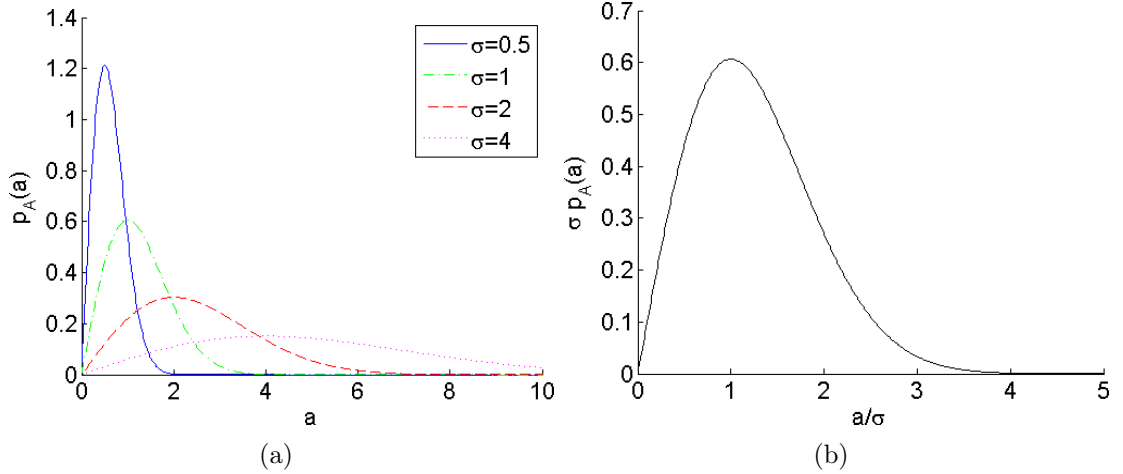


FIG. 1.9 – Représentation de la FDP de Rayleigh (a) en fonction du paramètre σ (b) sous la forme générale

Le rapport signal à bruit (RSB) de la distribution de Rayleigh, donné par le quotient entre l'espérance $E(\cdot)$ et l'écart-type $\sqrt{\text{var}(\cdot)}$, est défini dans l'Eq. (1.9) :

$$RSB = \frac{E(a)}{\sqrt{\text{var}(a)}} \quad (1.9)$$

L'espérance mathématique étant égale à $\sigma\sqrt{\frac{\pi}{2}}$ (voir Annexe A.2) et la variance à $\sigma^2 \left(\frac{4-\pi}{2}\right)$ (voir Annexe A.3), le RSB est constant et environ égal à 1.91 :

$$RSB = \frac{\sigma\sqrt{\frac{\pi}{2}}}{\sigma\sqrt{\frac{4-\pi}{2}}} = \sqrt{\frac{\pi}{4-\pi}} \approx 1.91 \quad (1.10)$$

Le modèle de Rayleigh présente quelques limitations pour modéliser un signal ultrasonore. Il fait en effet deux hypothèses fortes :

- le nombre de diffuseurs par cellule de résolution est élevé (≥ 10) ; on parle de speckle pleinement développé.
- Il n'y a pas de composante cohérente dans le signal d'écho (provenant de réflexions spéculaires notamment).

Ces hypothèses ne sont pas toujours respectées. Lorsque les diffuseurs sont trop espacés, le RSB devient inférieur à 1.91 [Shankar et al., 1993]. De plus, en présence d'une composante cohérente dans le signal d'écho, la valeur du SNR augmente [Thill et al., 1988].

Modèle de Rice

En présence d'une composante cohérente s , [Dutt, 1995] a proposé de modifier le modèle de la fonction de densité jointe dont l'expression est donnée dans l'Eq. (1.11) :

$$p_{Z_r, Z_i}(z_r, z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(z_r + s)^2 + z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.11)$$

La densité de probabilité du signal enveloppe s'exprime alors :

$$p_A(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2 + s^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{sa}{\sigma^2}\right), \quad a \geq 0 \quad (1.12)$$

où $I_0(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre zéro. La distribution de l'Eq. (1.12) est connue sous le nom de distribution de Rice. On appellera $k = s/\sigma$ le rapport entre les diffusions cohérente et aléatoire.

La distribution de Rice est une généralisation de la distribution de Rayleigh. Elles sont en effet équivalentes dans le cas où $k = 0$, c'est-à-dire lorsque la composante cohérente s est nulle. Dans le cas où la diffusion cohérente devient plus importante que la diffusion aléatoire, la distribution de Rice tend vers une distribution Gaussienne. Une représentation de la distribution de Rice pour différentes valeurs du paramètre k est donnée dans la figure 1.10.

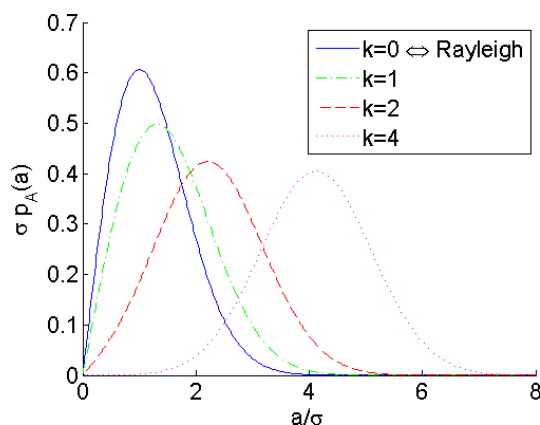


FIG. 1.10 – Représentation de la FDP de Rice pour différentes valeurs du paramètre k

Modèle de la K-distribution

Nous venons de voir que le modèle de Rice prenait en compte les composantes cohérentes. Cependant, lorsque l'hypothèse de speckle pleinement développé n'est pas respectée, la distribution de Rayleigh et par extension celle de Rice ne sont pas adaptées à la modélisation statistique du signal enveloppe.

Le modèle de la K-distribution issu du domaine du radar [Jakeman, 1980] et appliqué à l'imagerie ultrasonore [Shankar, 1995], permet la modélisation du speckle dit partiellement développé, défini par une faible densité de diffuseurs. Il n'utilise alors plus le théorème central limite. La FDP de la K-distribution est exprimée dans l'Eq. (1.13) :

$$p_A(a) = \frac{2b}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{ba}{2} \right)^\nu K_{\nu-1}(ba), \quad a \geq 0 \quad (1.13)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma classique et $K_{\nu-1}$ la fonction de Bessel modifiée de seconde espèce et d'ordre $\nu - 1$. Cette distribution est donc paramétrée par deux variables : ν qui est un paramètre de forme et b un paramètre d'échelle. La figure 1.11 illustre deux réseaux de courbes pour différentes valeurs de ν .

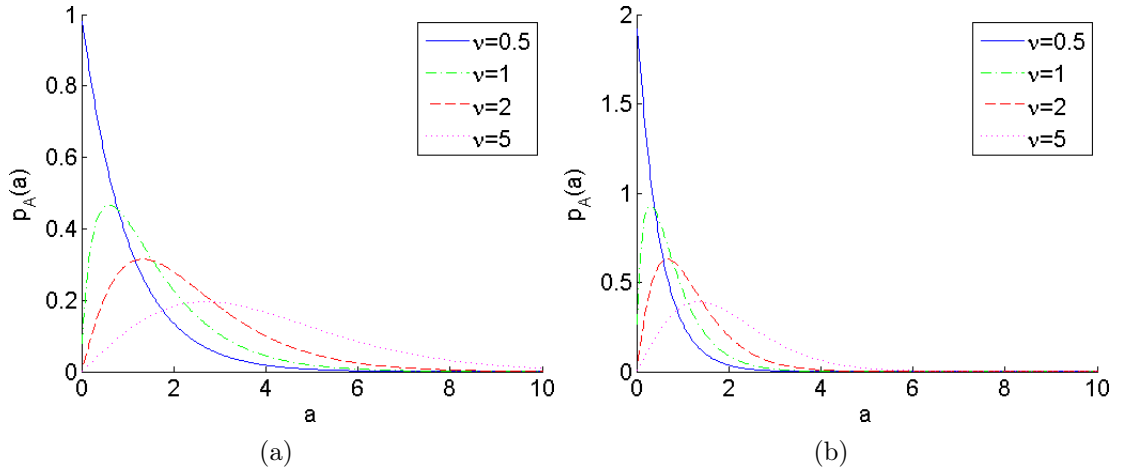


FIG. 1.11 – Représentation de la FDP de la K-distribution pour différentes valeurs de ν avec (a) $b = 1$ (b) $b = 2$

La K-distribution présente l'intérêt de pouvoir modéliser le speckle partiellement développé mais également le speckle totalement développé en faisant tendre ν vers l'infini [Bernard, 2006] pour approcher une distribution de Rayleigh. Cependant, elle reste assez complexe à manipuler.

Autres modèles

Il existe d'autres modélisations statistiques du signal enveloppe dans la littérature. La distribution de Nakagami, initialement proposée pour une application radar [Nakagami, 1960], a été appliquée à l'imagerie ultrasonore [Shankar, 2000]. Elle permet, comme la K-distribution, de modéliser plusieurs types de speckle mais avec une complexité analytique moindre. Enfin, la distribution Gamma généralisée [Stacy, 1962] a été appliquée au cadre de l'imagerie ultrasonore [Raju and Srinivasan, 2002].

Elle est définie par trois paramètres et présente l'avantage de pouvoir modéliser plusieurs distributions : Rayleigh, Nakagami, Weibull, exponentielle, Gamma classique et log-normale ; au détriment d'une complexité importante.

1.2.3 Statistiques d'ordre 2

Les statistiques d'ordre 1 nous ont renseignés sur les modèles existants pour décrire la distribution des intensités de l'image enveloppe. Les statistiques d'ordre 2 vont, pour leur part, nous donner des informations sur les relations existantes entre pixels voisins. Wagner [Wagner et al., 1983] fut l'un des précurseurs dans l'étude des fonctions d'autocorrélation en imagerie ultrasonore ; ces-dernières nous renseignent sur la taille du speckle.

On définit R la fonction d'autocorrélation et C la fonction d'autocorrélation centrée ou autocovariance. La fonction d'autocorrélation d'un processus X est définie dans l'Eq. (1.14) :

$$R_X(x_1, x_2) = E \{X(x_1) \bullet X^*(x_2)\} \quad (1.14)$$

et la fonction d'autocovariance de ce même processus X est définie dans l'Eq. (1.15) :

$$C_X(x_1, x_2) = E \{[X(x_1) - E(X(x_1))][X^*(x_2) - E(X^*(x_2))]\} \quad (1.15)$$

avec $E(.)$ l'espérance mathématique et $*$ le conjugué complexe.

Les fonctions d'autocorrélation et d'autocovariance sont alors reliées par l'Eq. (1.16) :

$$C_X(x_1, x_2) = R_X(x_1, x_2) - E \{X(x_1)\} E \{X^*(x_2)\} \quad (1.16)$$

ce qui signifie que les fonctions d'autocorrélation et d'autocovariance sont identiques dans le cas d'un processus à moyenne nulle.

La somme complexe des échos reçus a été donnée dans l'Eq. (1.6). En utilisant la théorie des systèmes linéaires, on montre que le speckle contient de l'information uniquement liée à la réponse impulsionnelle du système (PSF) [Wagner et al., 1983] [Thijssen and Oosterveld, 1986] [Wagner et al., 1987]. Ce résultat fait l'hypothèse d'un speckle totalement développé.

Dans le cas où la PSF $H(x, y, z)$ est modélisée par une fonction Gaussienne comme dans l'Eq. (1.17),

$$H(x, y, z) = \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2} + \frac{z^2}{2\sigma_z^2} \right) \right) \quad (1.17)$$

sa largeur à mi-hauteur (Full Width at Half Maximum ou FWHM en anglais) est égale à 2.35σ dans chacune des directions.

Wagner [Wagner et al., 1983] [Smith and Wagner, 1984] a montré que l'autocovariance du signal enveloppe est approximativement égale à l'enveloppe de la PSF ($FWHM_{C_{env}} = 2.17\sigma$). Il énonce également que l'autocorrélation du signal RF est égale à son autocovariance car le signal RF est à moyenne nulle. Si on écrit le signal $s(x)$ comme la convolution entre le tissu $t(x)$ et la PSF $h(x)$

$$s(x) = t(x) * h(x),$$

l'autocorrélation du signal RF peut également s'écrire sous la forme d'une convolution

$$\begin{aligned}
 R_{ss}(x) &= s(x) * s^*(-x) \\
 &= (t(x) * h(x)) * (t^*(-x) * h^*(-x)) \\
 &= (h(x) * h^*(-x)) * (t(x) * t^*(-x)) \\
 &= R_{hh}(x) * R_{tt}(x)
 \end{aligned}$$

L'autocorrélation du signal RF est donc égale à l'autocorrélation du tissu convoluée par l'autocorrélation de la PSF. D'après les hypothèses faites dans la partie 1.1.1 où on définit un milieu comme un ensemble de diffuseurs aléatoirement distribués, l'autocorrélation du tissu est un Dirac. On en déduit que l'autocorrélation du signal RF est égale à l'autocorrélation de la PSF. Ajoutons que l'autocorrélation d'une Gaussienne d'écart-type σ est une Gaussienne d'écart-type $\sigma\sqrt{2}$.

Pour conclure sur les statistiques d'ordre 2, nous énonçons les deux définitions (1.2) et (1.3) :

Definition 1.2. *l'autocovariance du signal enveloppe est approximativement égale à l'enveloppe de la PSF*

Definition 1.3. *l'autocorrélation du signal RF est égale à l'autocorrélation de la PSF*

1.3 Séquences temporelles d'images

Après avoir détaillé quelques généralités au sujet de l'échographie puis étudié les caractéristiques d'une image ultrasonore, nous allons poursuivre par l'analyse de propriétés concernant l'acquisition de séries d'images. Cette opération permet la construction de séquences qui peuvent être volumiques (3D) ou spatiotemporelles (2D+t). Le sujet de cette thèse s'articulant autour de l'estimation de mouvement à partir de séquences temporelles d'images ultrasonores, nous allons nous focaliser sur les séquences temporelles. Dans un premier temps, nous expliquerons comment est construite une séquence temporelle avant d'en étudier ses caractéristiques. Dans un second temps, plusieurs modes de représentations de ces séquences seront présentés.

1.3.1 Construction d'une séquence temporelle

Une image représente une coupe 2D d'une scène à un instant t . Cette coupe est construite à partir des informations contenues dans une épaisseur définie par le faisceau ultrasonore. La scène imagée peut être un vaisseau sanguin par exemple. L'acquisition d'images à des instants différents permet alors de représenter l'évolution d'une scène au cours du temps. On appelle Δt l'intervalle de temps entre deux acquisitions successives. L'inverse de cette valeur est appelée cadence d'images, fréquence d'acquisition ou encore frame rate en anglais. Il est préférable que l'intervalle de temps Δt soit constant afin d'avoir une cadence d'images constante. Une fréquence d'acquisition classique permise par les systèmes d'imagerie ultrasonore conventionnelle est de l'ordre de 10 à 100 images/seconde. Les images ultrasonores acquises par

le système peuvent ensuite être assemblées pour former une séquence temporelle. La figure 1.12 est une schématisation d'une séquence temporelle d'images dans le repère (x, y, t) .

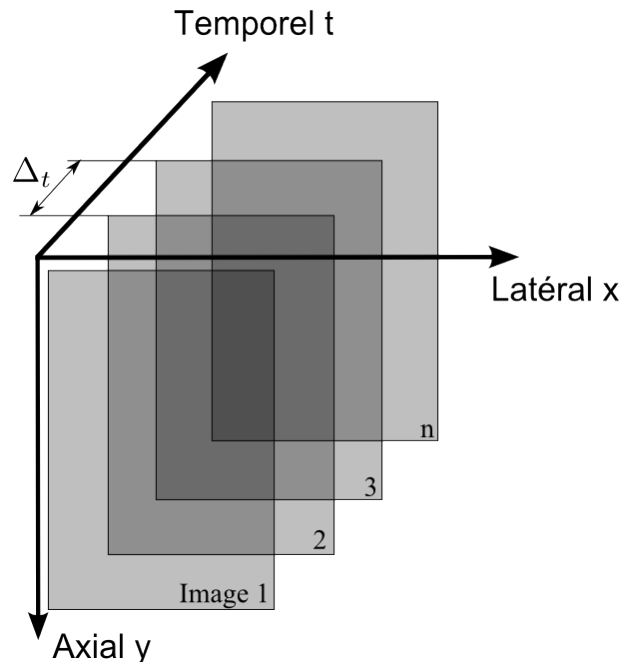


FIG. 1.12 – Représentation schématique d'une séquence temporelle d'images

A partir d'une séquence d'images, des traitements peuvent être réalisés afin d'étudier le mouvement entre les différents instants. On s'intéresse en fait à estimer un déplacement en pixels/image, ou mieux encore, en fraction de pixels/image. On peut également remonter à une information de vitesse en mètres/seconde en utilisant les valeurs des fréquences d'échantillonnages, spatial et temporel.

Note : sauf mention contraire, à partir de ce point, le terme *séquence d'images* désignera implicitement le terme *séquence temporelle d'images*.

1.3.2 Représentation de données temporelles

Nous disposons à présent d'une séquence d'images ultrasonores qu'on souhaite visualiser. On peut la représenter en utilisant une pile d'images pour les regarder successivement. La figure 1.13 montre une pile contenant quelques images de la séquence.

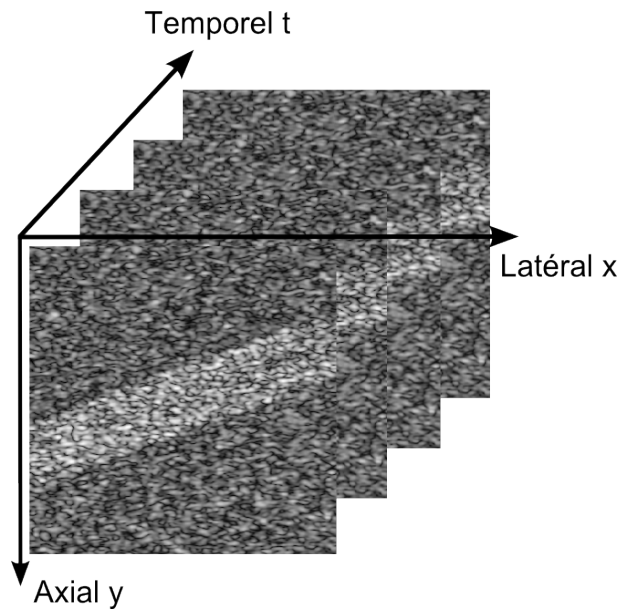
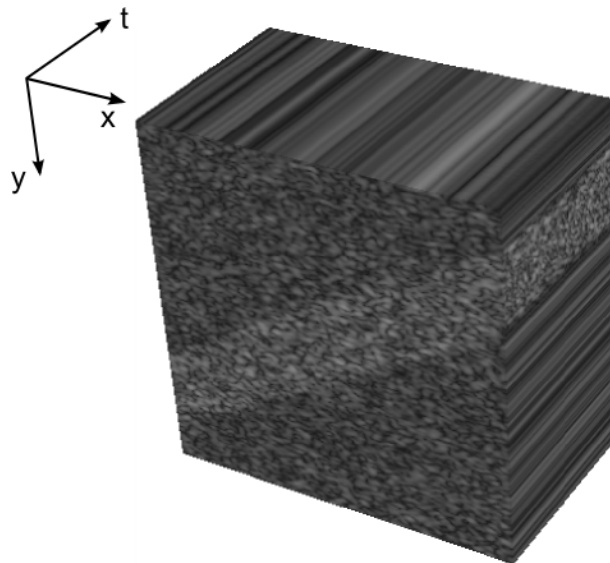


FIG. 1.13 – Pile d'images ultrasonores

La séquence peut également être vue comme un volume de données spatiotemporelles (2D+t) ayant deux dimensions spatiales et une dimension temporelle. Ce volume est représenté dans la figure 1.14 au sein du repère (x, y, t) . On peut ensuite naviguer au sein de ce volume indifféremment suivant les dimensions spatiales et temporelle.

FIG. 1.14 – Volume spatiotemporel de données ultrasonores dans le repère (x, y, t)

Nous venons de balayer les différentes étapes de formation d'une séquence d'images ultrasonores. Nous allons, dans la prochaine partie, nous intéresser aux méthodes d'estimation de mouvement pour l'imagerie ultrasonore.

Chapitre 2

Etat de l'art en estimation de mouvement pour l'imagerie ultrasonore

Ce deuxième chapitre a pour objectif de faire le lien entre le premier chapitre, détaillant la formation de séquences d'images ultrasonores et le troisième chapitre, présentant l'approche proposée dans cette thèse pour estimer le mouvement à partir de séquences d'images. Nous allons donc passer en revue, dans ce chapitre, des méthodes d'estimation de mouvement à partir de séquences d'images. Nous commencerons par définir les notions de mouvement réel, mouvement apparent ou flux optique et mouvement estimé. Dans une deuxième partie, nous nous intéresserons aux méthodes spécifiques à l'imagerie ultrasonore. Dans une troisième partie, nous détaillerons des méthodes d'estimation de flux optique, généralement issues du domaine de la vidéo, puis étudiées dans le cadre de l'imagerie ultrasonore.

2.1 Mouvement réel, mouvement apparent et mouvement estimé

Une image représente de manière bidimensionnelle une scène réelle qui est, elle, tridimensionnelle. La représentation d'une scène au moyen d'une image 2D constitue donc une perte d'information. De la même manière, une séquence temporelle d'images (2D+t) représente de l'information, réellement existante dans un espace 4D (3D+t). Dans le cadre de l'estimation de mouvement, on cherche à accéder au mouvement 2D ou 3D à partir d'une séquence de données 2D ou 3D évoluant au cours du temps. On distingue trois types de mouvement [Grava, 2003] :

- le mouvement réel 3D,
- le mouvement apparent
- et le mouvement estimé.

Lorsqu'on cherche à estimer le mouvement, on distingue deux entités : le champ de mouvement 2D et le mouvement apparent ou flux optique. Le champ de mouvement 2D est défini comme la projection, dans le plan image, du mouvement réel 3D. Ce champ de mouvement 2D traduit alors le mouvement dans le plan d'imagerie ainsi que le mouvement hors plan projeté. Le flux optique correspond, pour sa part, au champ des vitesses mesuré à partir des variations spatiotemporelles de l'intensité lumineuse [Memin, 2003]. Nous avons donc accès à partir de l'image, à une information de mouvement apparent traduisant, de manière plus ou moins fidèle, le mouvement réel. Idéalement, il est souhaitable que le champ de mouvement 2D et le flux optique soient identiques. En pratique, cette hypothèse est rarement garantie [Dufaux and Moscheni, 1995].

Plusieurs exemples permettent de mettre en évidence que le flux optique n'est pas nécessairement identique au champ de mouvement projeté. Prenons le cas d'une sphère totalement homogène tournant sur elle-même. Deux images représentant cette sphère, acquises à des instants différents, ne vont pas induire de variations d'intensité et donc le flux optique sera nul malgré le mouvement réel existant. Si on considère à présent une sphère immobile, une simple variation d'illumination induit un flux optique non nul. Un dernier exemple illustrant la différence entre flux optique et champ de mouvement 2D est l'enseigne de barbier représentée dans la figure 2.1.

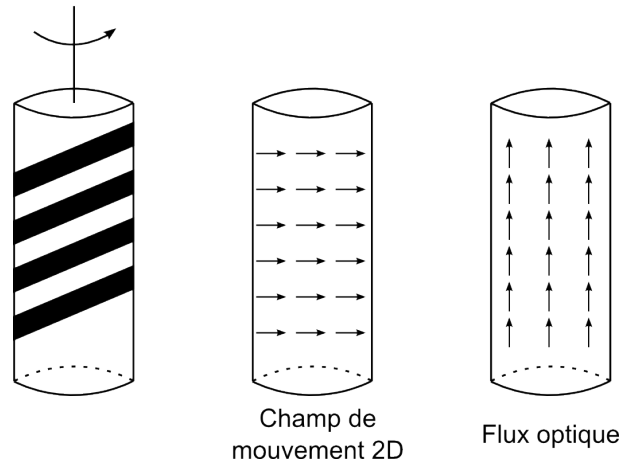


FIG. 2.1 – Exemple de l'enseigne du barbier, mettant en évidence la différence entre le flux optique et le champ de mouvement 2D

Dans le cas de l'imagerie ultrasonore, on peut considérer 1) qu'il n'y a pas de variation des conditions d'illumination lors de l'acquisition et 2) que l'imagerie ultrasonore est, par définition, non homogène à cause du speckle. Pour ces raisons, le calcul du flux optique doit nous permettre de remonter au champ de mouvement 2D. Rappelons que ce champ de mouvement 2D n'est qu'une projection du mouvement 3D dans le plan image.

Nous verrons dans la partie 2.3 que ces hypothèses sont plus particulièrement adaptées aux approches de mise en correspondance de blocs et spatiotemporelles ; en comparaison aux méthodes différentielles s'appuyant sur des zones localement homogènes. Auparavant, nous allons présenter des méthodes spécifiques à l'imagerie ultrasonore, actuellement les plus utilisées.

2.2 Méthodes spécifiques à l'imagerie ultrasonore

Nous avons mis en évidence, au cours du chapitre précédent, les particularités intrinsèques à l'image ultrasonore. Ces caractéristiques sont directement liées au processus physique de formation de l'image. Cette première partie va donc présenter des méthodes spécifiques à l'imagerie ultrasonore, de part l'utilisation de caractéristiques propres à cette modalité d'imagerie.

2.2.1 Méthodes basées sur l'effet Doppler

L'estimation de mouvement en imagerie ultrasonore, et particulièrement l'estimation des vitesses de flux, est essentiellement réalisée par des techniques basées sur l'effet Doppler.

Principe de l'effet Doppler

L'effet Doppler traduit un phénomène physique de modification de la fréquence d'une onde acoustique ou électromagnétique. Il a été présenté par Christian Doppler en 1842. Egalement proposé par Hypolyte Fizeau en 1848, on parle d'effet Doppler-Fizeau dans le cas des ondes lumineuses. L'effet Doppler met en jeu une source émettant une onde et une cible recevant cette onde. L'effet Doppler énonce alors que la fréquence de l'onde reçue est différente de la fréquence de l'onde émise dans le cas où la distance entre la source et la cible varie au cours du temps. Dans le cas d'une onde sonore audible, le son entendu par notre oreille change au fur et à mesure que la cible émettrice se déplace par rapport à celle-ci (figure 2.2) ; et ce malgré que l'onde sonore émise soit la même.

Le principe de l'effet Doppler a été appliqué dans divers domaines. En astronomie, il sert à étudier le mouvement des astres. En radar, il permet de mesurer des vitesses de déplacement, par exemple de voitures. L'application qui nous intéresse le plus est, bien entendu, l'application médicale. On estime alors la vitesse du sang, constitué d'hématies, par l'étude de la différence de fréquence entre l'onde émise et l'onde renvoyée par les globules rouges en mouvement.

Dans le cas de la vélocimétrie Doppler médicale, une onde est émise par un transducteur, réfléchi par des hématies en mouvement puis reçue par le même transducteur. La fréquence de l'onde ultrasonore reçue f_r par une cible en mouvement se déplaçant à la vitesse v_c est donnée par l'Eq. (2.1) :

$$f_r = f_e \frac{c + v_c}{c - v_t} \quad (2.1)$$

où f_e est la fréquence de l'onde émise par le transducteur en mouvement se déplaçant à la vitesse v_t . On définit la fréquence Doppler f_d comme la différence entre les fréquences des ondes reçue f_r et émise f_e . Ceci se traduit par l'Eq. (2.2) :

$$f_d = f_r - f_e = \left(\frac{c + v_c}{c - v_t} - 1 \right) f_e \quad (2.2)$$

La fréquence Doppler dans le cas d'une application médicale est issue de deux décalages de fréquence respectivement dus à l'aller et au retour de l'onde ultrasonore

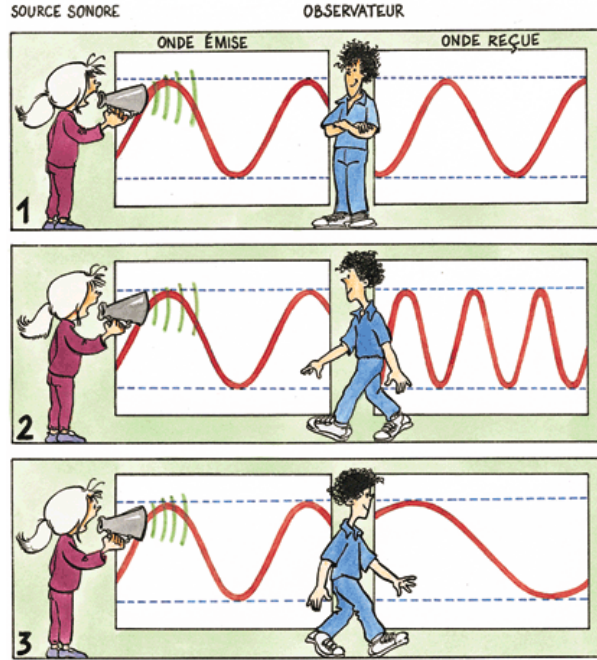


FIG. 2.2 – Principe de l'effet Doppler. Une source fixe émet un son de fréquence identique au cours du temps. Lorsque l'observateur est immobile, le son est inchangé. S'il avance vers la source sonore, le son est plus aigu et s'il s'en s'éloigne, le son est plus grave. *Conception : JP. Penot (CNES) et B. Nicolas, illustrations : B. Nicolas*

entre le transducteur et les hématies en mouvement. Une cible joue successivement les rôles de récepteur mobile puis d'émetteur mobile. On peut donc schématiser cette situation de deux manières équivalentes. La première est de dire que l'observateur et la source se déplacent à une même vitesse v [Shung, 2006]. En ajoutant que cette vitesse v est très petite devant la célérité du son dans les tissus biologiques et le sang ($c = 1540\text{m/s}$), on réécrit l'expression de la fréquence Doppler dans l'Eq. (2.3) :

$$f_d = \frac{2f_e|\vec{v}|}{c} \quad (2.3)$$

La seconde manière de prendre en compte les deux décalages de fréquences est de considérer que le transducteur est immobile ($v_t = 0$) et que la cible se déplace à une vitesse double $v_c = 2v$. On retrouve bien l'expression de f_d donnée dans l'Eq. (2.3).

Pratiquement, les globules rouges ne se déplacent pas forcément dans l'axe de propagation de l'onde ultrasonore. Dans ce cas, la fréquence Doppler est proportionnelle à la projection de la vitesse sur l'axe de propagation de l'onde ultrasonore suivant l'Eq. (2.4) :

$$f_d = \frac{2f_e|\vec{v}| \cos \theta}{c} \quad (2.4)$$

Ce phénomène est illustré dans la figure 2.3 et constitue un élément essentiel dans la compréhension des méthodes dites Doppler. Il apparaît rapidement que dans le cas d'un vaisseau sanguin perpendiculaire à la direction de propagation, aucune vitesse ne peut être estimée car $\cos(\pi/2)$ est nul.

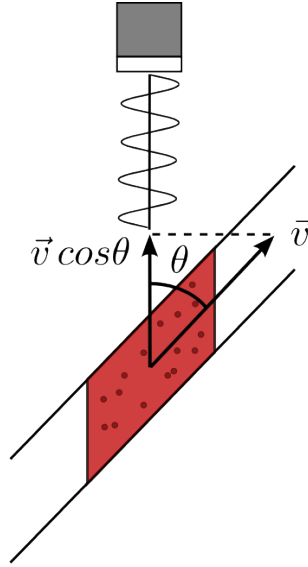


FIG. 2.3 – Application de l'effet Doppler à la vélocimétrie sanguine. Les globules rouges se déplacent à la vitesse v . La fréquence Doppler est alors proportionnelle à $|\vec{v}| \cos \theta$

Nous écrivons la définition 2.1 que nous mentionnerons souvent par la suite :

Définition 2.1. *l'effet Doppler est directement proportionnel à la projection du module 3D de la vitesse le long de la direction de propagation des ondes ultrasonores*

Par ailleurs, on remarque que la valeur de la fréquence Doppler va être négative lorsque les hématies s'éloignent du transducteur et positive lorsque les hématies s'en rapprochent.

Prenons l'exemple de la circulation artérielle où le sang se déplace à une vitesse de l'ordre de 30 cm/s. En utilisant une sonde échographique fonctionnant à 7 MHz, et dans le cas d'un angle θ égal à 60° , la fréquence Doppler estimée est égale à

$$f_d = \frac{2 * 7 * 10^6 * 0.3 * \cos(60)}{1540} \approx 1360 \text{ Hz}$$

ce qui correspond à une fréquence audible par l'oreille humaine. Ce son de fréquence f_d est le son entendu lors d'un examen clinique Doppler d'une artère. Une modification de la vitesse des globules rouges entraîne donc directement une modification du son entendu. La dynamique des fréquences Doppler peut être modifiée afin de rendre plus sélectives les modifications de fréquences associées à des modifications de vitesses.

Nous venons de voir que la vitesse du sang engendrait un effet Doppler. La vitesse au sein d'un vaisseau n'est, bien sûr, pas uniforme mais suit plutôt un gradient de vitesses. L'estimation de cette distribution de vitesses est donc réalisée par l'investigation de plusieurs fenêtres d'estimation dans la largeur du vaisseau. On introduit dès lors un problème de résolution spatiale des vitesses estimées.

L'effet Doppler est quantifiable de différentes manières. On regroupe trois familles de méthodes pour estimer le mouvement sanguin à partir de l'effet Doppler :

les méthodes temporelles, les méthodes fréquentielles et les méthodes travaillant sur la phase.

Estimation du décalage temporel

Cette famille de méthodes cherche à estimer un décalage temporel entre deux signaux consécutifs rétrodiffusés par une cible en mouvement. Le système de Philips, appelé Color Velocity Imaging (CVI), est basé sur cette méthode d'estimation du décalage temporel. Ce décalage Δ_t est exprimé dans l'Eq. (2.5) [Jensen, 1996a] :

$$\Delta_t = \frac{2|\vec{v}|\cos\theta}{c}T_{prf} \quad (2.5)$$

où $|\vec{v}|$ est le module de la vitesse des hématies, θ l'angle entre le faisceau ultrasonore et le vaisseau, T_{prf} la période de répétitions des impulsions ultrasonores et c la célérité des ultrasons.

L'estimation du décalage temporel $\widehat{\Delta}_t$ réalisé au moyen de fonctions d'intercorrélation entre les signaux a été initialement proposé par [Bonnefous and Pesqué, 1986]. L'estimation du pic de la fonction d'intercorrélation donne une estimation du décalage temporel Δ_t . D'après l'Eq. (2.5), la vitesse estimée $\widehat{v}_y$ suivant l'axe de propagation des ondes ultrasonores est donnée par l'Eq. (2.6) :

$$\widehat{v}_y = \frac{c\widehat{\Delta}_t}{2T_{prf}} \quad (2.6)$$

Cette approche a fait l'objet de nombreux travaux. [Foster et al., 1990] ont étudié, à l'aide de simulations numériques, l'impact de différents paramètres sur l'estimation de la vitesse par méthodes temporelles. Parmi les paramètres étudiés, on citera la taille des fenêtres d'investigations, la largeur du faisceau ou encore la taille du vaisseau. Les auteurs concluent que la précision de l'estimation sera d'autant meilleure que le faisceau ultrasonore est étroit et que la taille des fenêtres est grande. Néanmoins, une importante distribution de vitesses au sein de la fenêtre d'investigation réduira la précision d'estimation. Un compromis est alors à trouver entre ces trois conclusions. La même équipe a ensuite validé cet estimateur sur des données expérimentales [Embreé and O'Brien, 1990].

[Hein and O'Brien, 1993a] ont proposé une implantation matérielle temps-réel de cet estimateur. Ce système, interfacé sur un appareil commercial, a été ensuite évalué avec des données expérimentales [Hein and O'Brien, 1993b]. L'étude présentée a pris en compte différentes conditions de flux ainsi que différents paramètres de corrélation. Ces mêmes auteurs ont également publié une revue des méthodes temporelles pour l'estimation du mouvement des flux sanguins [Hein and O'Brien, 1993c].

Plus récemment, [Viola and Walker, 2003] ont comparé différents estimateurs de décalages temporels. Les auteurs se sont intéressés notamment aux mesures de corrélations normalisée et non normalisée, largement utilisées par le passé, mais aussi à la covariance normalisée, aux sommes des différences absolues ou carrées. Ils concluent que la somme des différences aux carrées présentait un bon compromis en termes de performance et de complexité calculatoire.

Estimation du décalage fréquentiel

Cette deuxième classe de méthodes, utilisant l'effet Doppler, estiment directement le décalage fréquentiel issu du déplacement des globules rouges. Dans le domaine de Fourier, le signal reçu peut être vu comme une version décalée en fréquence du signal émis. L'enjeu de ces estimateurs est de fournir une mesure de vitesse la plus locale possible. Pour ce faire, ces méthodes estiment une fréquence moyenne au sein d'une région la plus petite possible. Il apparaît dès lors nécessaire d'utiliser des signaux d'émission à bande étroite afin de faciliter l'estimation dans le domaine fréquentiel. Néanmoins, nous avons vu précédemment (paragraphe 1.2.1) que la résolution spatiale dans la direction axiale dépendait, entre autres, de la longueur de l'impulsion ultrasonore. En réduisant sa longueur, on augmente sa largeur de bande. Cette remarque met en évidence le compromis à trouver entre la résolution spatiale de l'image et celle des vitesses estimées.

Un estimateur par maximum de vraisemblance a été proposé par [Ferrara and Algazi, 1991a]. Les auteurs proposent d'utiliser des signaux large bande périodiques. Cet estimateur est validé aux moyens de données expérimentales dans [Ferrara and Algazi, 1991b]. Plusieurs travaux ont contribué à dépasser partiellement ces problèmes de largeur de bande. [Vaitkus and Cobbold, 1998] ont notamment proposé un estimateur non biaisé 2D de la matrice de corrélation Doppler. Cet estimateur permet d'utiliser des impulsions ultrasonores de longueur inférieure à celles classiquement utilisées pour la réalisation de cartographie couleur de flux sanguins. La résolution obtenue est de l'ordre de la résolution spatiale des images mode B. Les auteurs ont comparé les performances de leur estimateur dans [Vaitkus et al., 1998].

Les méthodes paramétriques d'analyse spectrale de type AR (auto régressive), MA (moving average) et ARMA sont privilégiées à l'analyse de Fourier du fait de leur bonne résolution fréquentielle. Néanmoins, [Kouamé et al., 2003a] ont mis en évidence les limites de ces modèles en présence de bruits colorés. Les auteurs proposent notamment d'utiliser des techniques de réaffectation pour pallier ces limites. Ils ont ensuite montré l'intérêt de leur approche pour l'estimation de vitesse dans le cas de profils multiphasés [Kouamé et al., 2003b]. [Torpe et al., 1994] ont, pour leur part, mis en évidence la possibilité d'estimer la fréquence Doppler moyenne au moyen de l'estimation de l'argument de l'autocorrélation.

Estimation du décalage de phase

L'estimation de la vitesse par l'étude de la phase des signaux RF constitue la dernière famille de méthodes basées sur l'effet Doppler. Les estimateurs de phase nécessitent l'envoi de plusieurs signaux avec une période T_{prf} . L'information de phase est reliée à la fréquence Doppler donnée dans l'Eq. (2.4) par l'Eq. (2.7) [Buck et al., 2000] :

$$\frac{\Delta\phi_d}{T_{prf}} = f_d = \frac{2f_e|\vec{v}| \cos \theta}{c} \quad (2.7)$$

qui peut être réécrite de manière plus explicite en exprimant le décalage de phase en radians dans l'Eq. (2.8) :

$$\frac{\Delta\phi}{2\pi T_{prf}} = f_d = \frac{2f_e|\vec{v}| \cos \theta}{c} \quad (2.8)$$

On en déduit une expression de la projection de la vitesse v_y dans l'Eq. (2.9) [Jensen, 1996b] :

$$v_y = \frac{c}{2\pi f_e \cdot 2T_{prf}} \Delta\phi \quad (2.9)$$

Le terme 2π met en évidence une source d'erreur d'estimation de la vitesse. Si la vitesse de la cible entraîne une différence de phase supérieure à π (ou inférieure à $-\pi$), un phénomène de recouvrement apparaît. La réduction de la période de répétition des tirs T_{prf} est une solution pour pallier ce problème. Cependant, la valeur de T_{prf} est limitée inférieurement par la durée d'un aller-retour de l'onde ultrasonore pour investiguer une profondeur donnée.

L'estimation directe du décalage de phase a notamment été étudié par [Barber et al., 1985]. [Kasai et al., 1985] ont proposé un estimateur basé sur l'autocorrélation du signal Doppler pour calculer la phase. L'Eq. (2.9) devient ainsi l'Eq. (2.10) :

$$v_y = \frac{c}{2\pi f_e \cdot 2T_{prf}} \cdot \arctan \left(\frac{\mathcal{I}\{R(1)\}}{\mathcal{R}\{R(1)\}} \right) \quad (2.10)$$

où $\mathcal{I}\{\bullet\}$ est la partie imaginaire et $\mathcal{R}\{\bullet\}$ la partie réelle de la fonction d'autocorrélation $R(\bullet)$ du signal Doppler, estimée à l'aide plusieurs lignes RF. L'utilisation de la fonction d'autocorrélation a été reprise par [Loupas et al., 1995b]. Les auteurs ont utilisé des fonctions d'autocorrélation 1D et 2D. Ces travaux ont fait l'objet d'une évaluation sur des données expérimentales dans [Loupas et al., 1995a]. Les auteurs montrent que l'estimateur 2D proposé est meilleur que les techniques d'autocorrélation 1D.

Le principe d'estimation de vitesse par décalage de phase à l'aide de la fonction d'autocorrélation est aujourd'hui encore à la base des systèmes d'imagerie Doppler. Les estimations Doppler peuvent être réalisées en différents pixels de la séquence et à différents instants. Ces estimations constituent une cartographie des vitesses et sont ensuite superposées sur l'imagerie mode B pour contruire un Doppler couleur. L'estimation est effectuée à une cadence proche de la cadence d'acquisition des images. La figure 2.4 illustre une cartographie Doppler superposée à l'image mode B dans le cas d'une artère carotide.

Limites des méthodes Doppler

Bien que largement utilisées en routine clinique, les méthodes Doppler souffrent de quelques limitations. La première limite, déjà évoquée dans la définition 2.1, découle de l'estimation de la seule projection sur l'axe du faisceau ultrasonore et non du module de la vitesse. L'angle de tir doit alors être connu afin de remonter à l'information de vitesse réelle. Dans le cas d'un angle entre le faisceau ultrasonore et le vaisseau égal à 90° , la vitesse ne peut être estimée. De plus, la précision de l'estimation est réduite dans le cas d'angles trop proches de 90° car la projection sur l'axe v_y est alors très faible. On considère habituellement que l'angle de tir doit être inférieur à 60° pour avoir une estimation fiable.

Une deuxième limite est liée à la résolution spatiale de la cartographie Doppler des vitesses. Nous avons évoqué précédemment la nécessité d'émettre des signaux à bande étroite pour l'estimation Doppler. Par opposition, l'image mode B voit sa

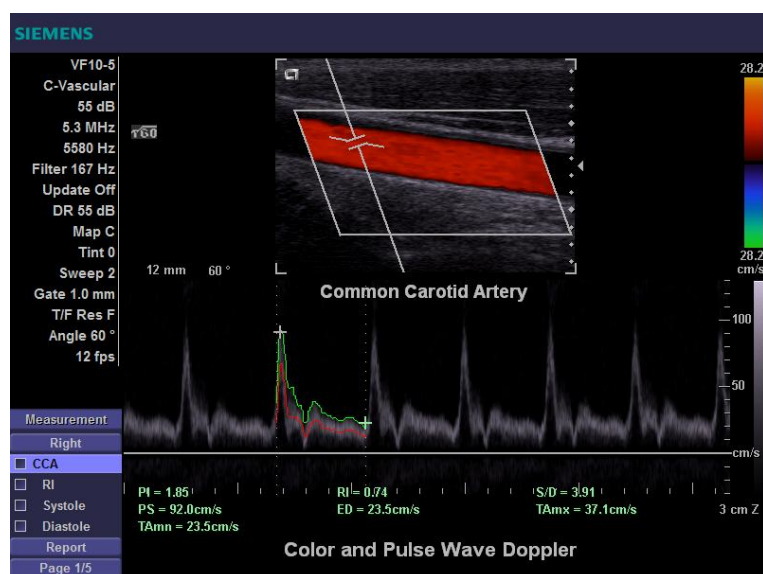


FIG. 2.4 – Imagerie Doppler d'une artère carotide

résolution spatiale accrue par l'utilisation de signaux à large bande. On en conclut donc que la résolution spatiale d'une cartographie Doppler est moins bonne que celle de l'image mode B associée.

Une troisième et dernière limitation concerne l'estimation des vitesses faibles. Les tissus biologiques, notamment les parois, sont constamment en mouvement. Afin de se prémunir de ce problème, le signal Doppler est souvent filtré pour éliminer ces estimations de mouvements parasites. Cependant, dans le cas de flux de faibles vitesses, le signal utile peut se retrouver filtré également. Pour cette raison, les flux très lents sont mal estimés. Ce phénomène est illustré dans la figure 2.5.

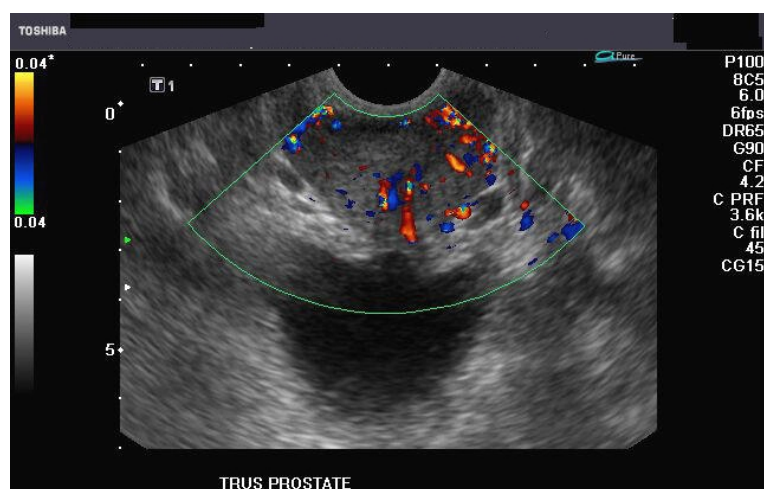


FIG. 2.5 – Imagerie Doppler de la prostate. Les vitesses faible d'écoulement ne sont pas estimées car elles ont été filtrées.

2.2.2 Méthodes multi-faisceaux

Nous avons mentionné le fait que les méthodes Doppler ne peuvent estimer qu'une seule composante de la vitesse. Les méthodes utilisant plusieurs sondes sont apparues pour proposer des solutions à ce problème. [Newhouse *et al.*, 1994] ont suggéré de mesurer les largeurs de bande des spectres rétrodiffusés en plus du décalage fréquentiel pour estimer le vecteur vitesse 3D. Les auteurs utilisent le fait que la largeur de bande du spectre Doppler est proportionnelle à la composante de la vitesse normale au faisceau ultrasonore. Une première évaluation est réalisée grâce à un fantôme de fil à vitesse constante.

[Behar *et al.*, 2003] ont proposé d'utiliser trois sondes. L'émission est effectuée seulement sur la sonde centrale tandis que la réception est effectuée sur les trois sondes. Chacun des récepteurs permet d'estimer une vitesse axiale à l'aide d'une méthode d'autocorrélation. Ces trois estimations sont ensuite combinées à la géométrie entre les transducteurs pour obtenir la composante transverse de la vitesse. Deux algorithmes sont proposés pour estimer cette composante latérale. Les auteurs ont appliqué leur approche sur des données simulées et comparé les deux algorithmes proposés.

Plus récemment, [Tortoli *et al.*, 2005] ont employé deux faisceaux, dont l'orientation relative est connue, pour supprimer l'ambiguïté de l'angle Doppler. L'un des faisceaux a pour but de réaliser une mesure Doppler standard alors que le second faisceau, dit de référence, mesure une orientation entre le faisceau et le flux. La méthode a été validée sur des données expérimentales de fantômes de flux.

2.2.3 Méthodes de synthèse d'ouverture

Des méthodes agissant au niveau de la formation de l'image ont été proposées par [Jensen and Munk, 1998], [Anderson, 1998] et [Liebgott *et al.*, 2008] pour pouvoir estimer les composantes du mouvement transverses au faisceau ultrasonore. Les méthodes Doppler conventionnelles estiment le mouvement en étudiant la modification de l'impulsion ultrasonore. Les trois équipes ci-avant proposent de créer des oscillations transverses afin que les signaux RF reçus soient modifiés en fonction du mouvement transverse. Le plus souvent, on parle d'oscillations latérales. Ces oscillations sont fabriquées lors de l'étape de formation de voies en pondérant les poids des transducteurs formant le faisceau ultrasonore. [Jensen and Munk, 1998] ont évalué un estimateur 2D sur des données simulées avec le logiciel Field II. Les résultats mettent logiquement en évidence une précision relative moins bonne dans la direction latérale. [Anderson, 1998] a appliqué son approche sur un fantôme et discute l'importance des paramètres de la formation de voie sur l'estimation du mouvement. [Jensen, 2001] a développé l'approche des oscillations latérales en prenant en compte l'influence de la composante axiale de la vitesse sur l'estimation de sa composante latérale.

2.2.4 Méthodes basées sur la décorrélation statistique

La dernière grande classe de méthodes d'estimation de mouvement, spécifiques à l'imagerie ultrasonore, exploite la décorrélation statistique du signal. [Tuthill *et al.*, 1998] ont été parmi les premiers à introduire la notion de décorrélation du speckle. Les auteurs utilisent ce phénomène pour repositionner des images ultrasonores avant de reconstruire un volume 3D. L'utilisation d'un modèle de décorrélation a été ensuite largement usité pour l'étude des flux [Céspedes *et al.*, 1999]. Le modèle proposé relie les changements moyens de la fonction d'intercorrélation aux temps d'observations ainsi qu'aux gradients de déplacements. La même équipe a appliqué cette approche à l'imagerie intravasculaire dans [Lupotti *et al.*, 2002a]. Le travail présenté dans [Lupotti *et al.*, 2002b] constitue une étude pour différents types de mouvement : gradient de vitesse, flux parabolique ou périodique. Plus récemment, [Aoudi *et al.*, 2006] ont introduit une méthode basée sur la décorrélation statistique permettant d'obtenir une estimation du module 3D de la vitesse. En combinant cette approche avec une méthode d'estimation de mouvement dans le plan d'imagerie, les auteurs remontent aux trois composantes du vecteur vitesse. Cette approche présente l'intérêt de ne pas être dépendante de l'orientation du flux.

2.3 Méthodes d'estimation du flux optique

Dans cette dernière partie, nous allons passer en revue les méthodes d'estimation de mouvement qui s'intéressent à la mesure du flux optique. Parmi elles, on détaillera notamment les méthodes différentielles, les méthodes de mise en correspondance de blocs et les méthodes spatiotemporelles/spatiofréquentielles.

2.3.1 Méthodes différentielles

Les méthodes différentielles sont basées sur des calculs de gradients spatiotemporels d'intensité lumineuse. Notons $I(x, y, t)$ l'intensité à l'instant t du pixel localisé en (x, y) , $v(x, y, t) = (v_x, v_y)$ la vitesse instantanée, D le domaine spatiotemporel et Ω le domaine spatial. Les méthodes différentielles s'appuient sur une hypothèse forte de conservation de la luminance le long de la trajectoire d'un pixel en mouvement. Cette hypothèse s'écrit $I(x(t), y(t), t) = cte$, qu'on dérive pour obtenir la contrainte du flux optique (CFO) dans l'Eq. (2.11) :

$$\frac{\partial I}{\partial x}v_x + \frac{\partial I}{\partial y}v_y + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2.11)$$

On réécrit cette équation de manière condensée dans l'Eq. (2.12) :

$$\nabla_{xyt} I \cdot \tilde{v} = 0 \quad (2.12)$$

où $\nabla_{xyt} = \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial t} \right)$ est le gradient spatiotemporel et $\tilde{v} = (v_x, v_y, 1)^T$.

Il apparaît immédiatement que cette équation traduit un problème mal posé puisqu'il s'agit de résoudre une équation à deux inconnues : v_x et v_y . L'équation de

CFO nous permet d'obtenir seulement la composante du mouvement dans la direction du gradient spatial d'intensité [Horn and Schunck, 1981]. Cette composante, normale aux isophotes, est donnée dans l'Eq. (2.13) :

$$v_n(x, y) = -\frac{I_t}{\|\nabla_{xy} I(x, y, t)\|} = -\frac{I_t}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}} \quad (2.13)$$

où I_t , I_x et I_y sont respectivement les dérivées partielles par rapport à t , x et y .

La CFO exprimée dans l'Eq. (2.12) est représentée dans la figure 2.6. Dans le plan (v_x, v_y) , la composante normale v_n est égale à la distance entre l'origine et la droite de contrainte. Le vecteur vitesse (v_x, v_y) appartient donc à la droite orthogonale au vecteur gradient d'intensité (I_x, I_y) .

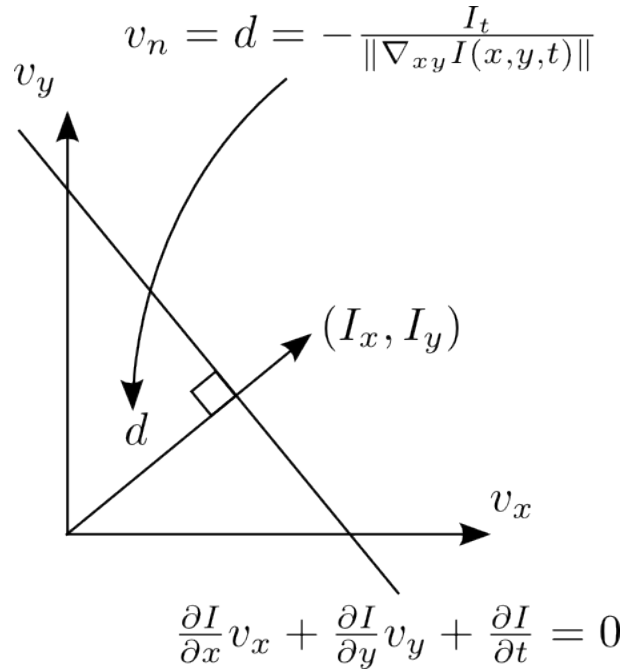


FIG. 2.6 – Illustration de la contrainte du flux optique. Le vecteur vitesse (v_x, v_y) appartient à la droite orthogonale au vecteur gradient d'intensité (I_x, I_y) . La distance de cette droite à l'origine est égale au quotient de I_t sur le module de (I_x, I_y)

L'incapacité à estimer les deux composantes du vecteur vitesse est communément appelée *problème d'ouverture*. La figure 2.7 illustre un cas pratique du problème d'ouverture. Un objet de type rectangle subit un mouvement uniforme. Trois zones d'estimation de ce mouvement donnent trois résultats différents :

- Cas 1 de la figure 2.7 : la zone est homogène et donc le gradient d'intensité est nul. Le mouvement ne peut pas être estimé.
- Cas 2 de la figure 2.7 : le gradient d'intensité est orienté dans une seule direction. Le mouvement estimé est normal au contour.
- Cas 3 de la figure 2.7 : plusieurs gradients d'intensité sont non nuls. Le mouvement réel est estimé correctement.

De multiples approches ont été proposées pour résoudre ce problème d'ouverture. Ces approches introduisent des connaissances *a priori*, par exemple la prise en compte de critères de régularité sur la solution.

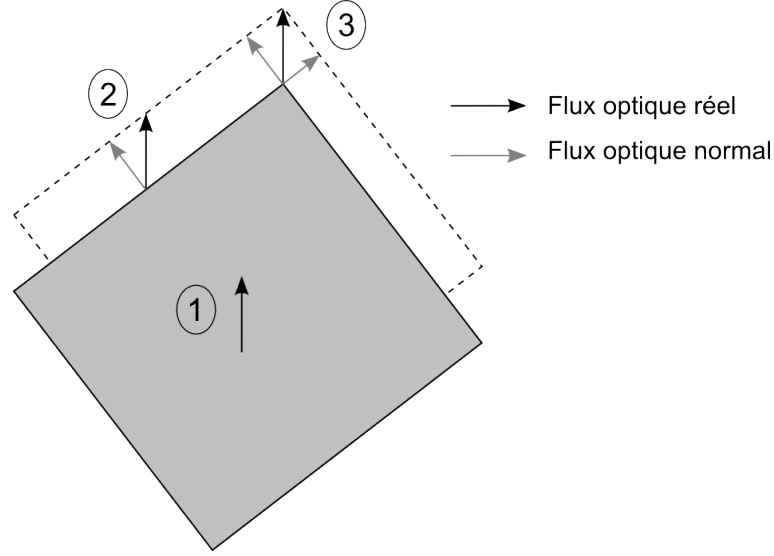


FIG. 2.7 – Illustration du problème d’ouverture : 1) le gradient est nul, le mouvement n’est pas estimable 2) le gradient est orienté dans une seule direction, le mouvement est perçu comme normal au contour 3) plusieurs orientations des gradients d’intensité, le mouvement réel est estimé

Méthode de Horn et Schunck

[*Horn and Schunck*, 1981] ont proposé d’ajouter, à la contrainte de gradients (Eq. (2.12)), un terme de lissage spatial pour contraindre le champ de vitesses estimé (v_x, v_y) . Ce-dernier est alors obtenu en minimisant l’Eq. (2.14) :

$$\int_D (\nabla_{xyt} I \cdot \tilde{v})^2 + \lambda^2 (\|\nabla_{xy} v_x\|^2 + \|\nabla_{xy} v_y\|^2) dx dy \quad (2.14)$$

où D est le domaine de définition spatiotemporel, $\|\bullet\|$ le module et λ un terme de pondération de la contrainte de lissage. L’ajout de cette contrainte de lissage revient à considérer que les pixels voisins ont des vitesses proches et que le champ de vitesses varie lentement. Ces hypothèses sont vérifiées lors de l’estimation de champs denses de vecteurs vitesses de fluides.

Méthode de Lucas et Kanade

L’approche proposée par [*Lucas and Kanade*, 1981] fait l’hypothèse d’un flux optique localement constant sur un voisinage. La solution proposée consiste alors à résoudre la CFO au sens des moindres carrés dans une fenêtre $W(x, y) \subset \Omega$. Le flux optique $v(x, y, t)$ est obtenu au travers de la minimisation de l’Eq. (2.15) :

$$\int_{W(x,y)} (\nabla_{xyt} I \cdot \tilde{v})^2 d\Omega \quad (2.15)$$

où $W(x, y)$ est une fenêtre de pondération spatiale de type Gaussien [*Lauze et al.*, 2004], centrée sur le pixel de coordonnées (x, y) .

Méthode de Nagel et Enkelmann

Les méthodes différentielles présentées ci-avant présentent l'inconvénient d'introduire un effet de flou, au niveau des frontières, sur le mouvement estimé. Cet effet provient de la contrainte de lissage utilisée, notamment dans la direction orthogonale aux frontières d'objets en mouvement. La notion de lissage directionnel a été introduite par [Nagel and Enkelmann, 1986] [Enkelmann, 1988]. La contrainte de lissage se voit annulée dans la direction du gradient spatial de l'image.

Comparaison de quelques méthodes différentielles

Une comparaison de méthodes différentielles pour l'estimation de mouvement a été publiée dans [Barron et al., 1992]. Nous avons extrait de cet article les estimations, sur la séquence *Taxi de Hambourg*, obtenues avec chacune des trois méthodes détaillées ci-dessus. La figure 2.8(a) est une image de la séquence testée et les figures 2.8(b)2.8(c)2.8(d) montrent les champs de vitesses 2D obtenus.

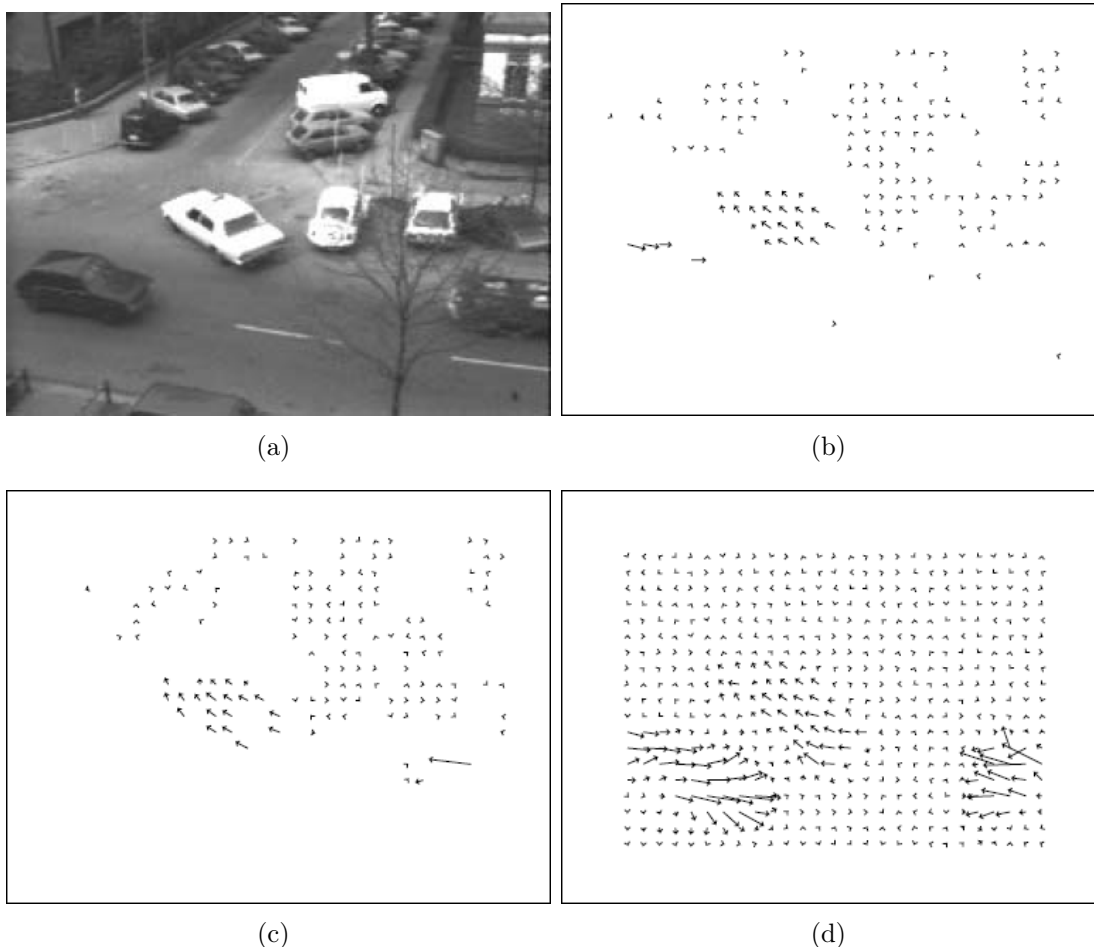


FIG. 2.8 – Images résultats issues de [Barron et al., 1992].(a) Image issue de la séquence *Taxi de Hambourg* et champs de mouvement 2D estimés à partir des méthodes de (b) Horn et Schunck [Horn and Schunck, 1981] (c) Lucas et Kanade [Lucas and Kanade, 1981] (d) Nagel et Enkelmann [Nagel and Enkelmann, 1986]

Méthode de Corpetti

Dans le cadre d'une application météorologique, [Corpetti et al., 2002] [Corpetti et al., 2006] ont proposé des méthodes de traitement de séquences d'images météo. Les images météo ne contiennent pas véritablement d'objets mais plutôt des structures difficilement identifiables. De plus, elles contiennent des mouvements de divergence et de vorticité. Les auteurs ont, dans un premier temps, intégré une loi physique, l'équation de continuité, dans la position du problème. Ils montrent par ailleurs que dans certains cas, cette équation se ramène à l'équation de contrainte du flux optique. Ensuite, ils proposent un schéma de régularisation div-curl par la minimisation de l'Eq. (2.16) :

$$\begin{aligned} & \int \int_{\Omega} |\operatorname{div} v(x, t) - \xi(x, t)|^2 + \lambda |\nabla \xi(x, t)|^2 dx + \\ & \int \int_{\Omega} |\operatorname{curl} v(x, t) - \zeta(x, t)|^2 + \lambda |\nabla \zeta(x, t)|^2 dx \end{aligned} \quad (2.16)$$

où les fonctions scalaires ξ et ζ sont respectivement des estimations des fonctions de divergence (div) et de rotationnel (curl) de la vitesse v à estimer, et λ est un paramètre positif.

Cette fonctionnelle met en évidence deux termes agissant chacun sur la divergence et la vorticité. Le premier terme contraint la divergence et la vorticité à tendre vers les valeurs de ξ et ζ tandis que le second terme impose un lissage sur les estimations et favorise l'homogénéité des zones de divergence et de vorticité.

2.3.2 Méthodes de mise en correspondance de blocs

Les méthodes de mise en correspondance de blocs ou appariement de blocs, appelées block-matching en anglais, constituent une deuxième classe de méthodes d'estimation du flux optique. Elles font partie des méthodes d'estimation de mouvement les plus usitées en pratique. Elles sont utilisées, notamment, par des standards de compression vidéo tels que H.261 et plus récemment MPEG-4 [Noguchi et al., 1999]. Des applications de ces méthodes à l'imagerie ultrasonore ont été proposées sous le nom de speckle tracking [Bohs et al., 2000].

Mise en correspondance de blocs rigides

Ces méthodes estiment le mouvement en mesurant un déplacement, obtenu en mettant en correspondance deux blocs issus de deux images de la séquence. Les algorithmes de mise en correspondance de blocs travaillent donc avec deux images uniquement. Un bloc est d'abord défini dans une image de référence puis l'algorithme cherche quel est le bloc le plus ressemblant dans la seconde image. Cette stratégie fait deux hypothèses :

- tous les pixels du bloc sont animés d'un mouvement unique
- et les valeurs de pixels ne varient pas au cours du temps.

Les blocs peuvent se recouvrir entre eux. Les paramètres définis sont alors :

- la taille du bloc égal à $T_x \cdot T_y$,
- le niveau de recouvrement entre les blocs allant de 1 à $T - 1$ pixels
- et la taille de la fenêtre de recherche égale à $(2\Delta x_{max} + 1) \cdot (2\Delta y_{max} + 1)$.

Notons que la taille de la zone de recherche limite le déplacement maximum pouvant être estimé. La figure 2.9 illustre le principe des méthodes de mise en correspondance de blocs ainsi que les paramètres associés.

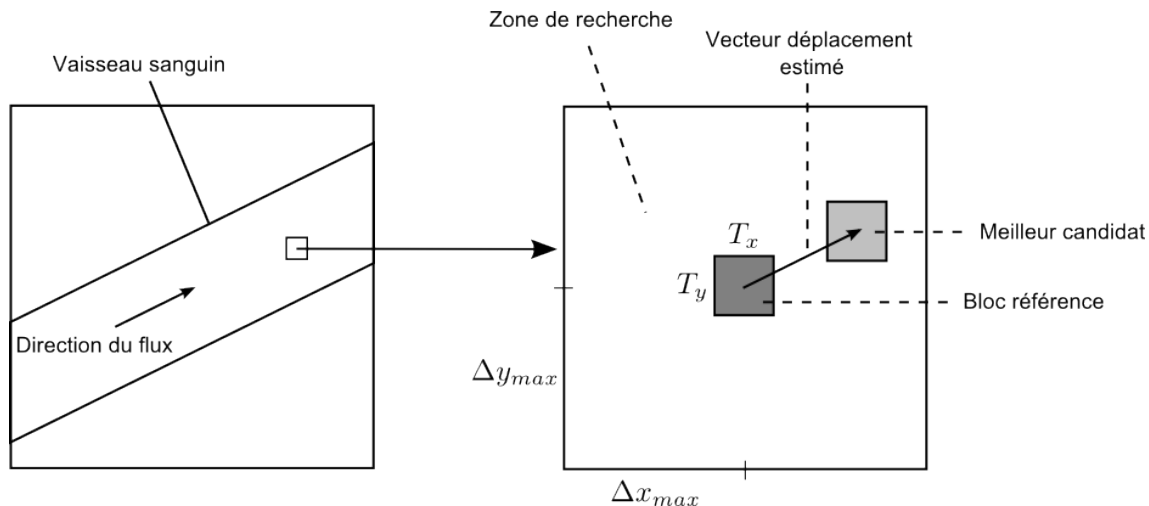


FIG. 2.9 – Principe des méthodes de mise en correspondance de blocs. Un bloc référence de dimension $T_x \cdot T_y$ est défini. On cherche ensuite le meilleur bloc candidat dans la zone de recherche de taille $(2\Delta x_{max} + 1) \cdot (2\Delta y_{max} + 1)$.

Critères de mise en correspondance

Le choix du meilleur bloc parmi les candidats de la zone de recherche se fait par minimisation d'un critère de dissimilarité (respectivement maximisation d'un critère de similarité). Nous noterons $O = (x_s, y_s)$ le centre du bloc référence, $\Delta = (\Delta_x, \Delta_y)$ le déplacement courant, I_1 l'image référence et I_2 l'image de recherche. Un critère répandu est la somme des différences absolues (SAD en anglais) défini dans l'Eq. (2.17) :

$$SAD(O, \Delta) = \sum_{x=-T_x/2}^{T_x/2} \sum_{y=-T_y/2}^{T_y/2} |I_1(x_s + x, y_s + y) - I_2(x_s + x + \Delta_x, y_s + y + \Delta_y)| \quad (2.17)$$

Le déplacement estimé est alors obtenu par minimisation de ce critère, comme écrit dans l'Eq. (2.18) :

$$(\widehat{\Delta_x}, \widehat{\Delta_y}) = \underset{\Delta}{\operatorname{argmin}}(SAD(O, \Delta)) \quad (2.18)$$

La somme des différences carrées (SSD en anglais) est un deuxième critère,

proche de SAD, défini dans l'Eq. (2.19) :

$$SSD(O, \Delta) = \sum_{x=-T_x/2}^{T_x/2} \sum_{y=-T_y/2}^{T_y/2} (I_1(x_s + x, y_s + y) - I_2(x_s + x + \Delta_x, y_s + y + \Delta_y))^2 \quad (2.19)$$

La minimisation de ce critère (Eq. (2.20)) fournit un déplacement estimé :

$$(\widehat{\Delta}_x, \widehat{\Delta}_y) = \underset{\Delta}{\operatorname{argmin}}(SSD(O, \Delta)) \quad (2.20)$$

Enfin, un dernier critère couramment utilisé est l'intercorrélation normalisée centrée (NCC en anglais) exprimée dans l'Eq. (2.21) :

$$NCC(O, \Delta) = \frac{\sum_{x=-T_x/2}^{T_x/2} \sum_{y=-T_y/2}^{T_y/2} D_1 \cdot D_2}{\sqrt{\sum_{x=-T_x/2}^{T_x/2} \sum_{y=-T_y/2}^{T_y/2} D_1^2 \sum_{x=-T_x/2}^{T_x/2} \sum_{y=-T_y/2}^{T_y/2} D_2^2}} \quad (2.21)$$

où $\overline{I}_1$ et $\overline{I}_2$ sont les moyennes respectives des blocs des images I_1 et I_2 , $D_1 = (I_1(x_s + x, y_s + y) - \overline{I}_1)$ et $D_2 = (I_2(x_s + x + \Delta_x, y_s + y + \Delta_y) - \overline{I}_2)$.

Cette fois-ci, le déplacement estimé est obtenu par maximisation du critère, comme écrit dans l'Eq. (2.22) :

$$(\widehat{\Delta}_x, \widehat{\Delta}_y) = \underset{\Delta}{\operatorname{argmax}}(NCC(O, \Delta)) \quad (2.22)$$

Limites des méthodes de mise en correspondance de blocs

La recherche exhaustive, testant chaque bloc candidat de la zone de recherche, s'avère très coûteuse en temps de calcul ; et ce particulièrement lors de la recherche de grands déplacements. Des algorithmes de recherche plus efficaces ont été proposés par [Po and Ma, 1996] [Zhu and Ma, 2000].

Les méthodes de mise en correspondance de blocs rigides ne peuvent estimer que des déplacements entiers exprimés en pixels/image alors que les déplacements réels peuvent être subpixeliques. Pour pallier ce problème, une solution simple mais coûteuse en temps de calcul, consiste à interpoler les données. L'utilisation d'une approche multi-échelle a également été proposée par [Anandan, 1989]. Enfin, [Giachetti, 2000] a suggéré de combiner une approche de mise en correspondance de blocs avec l'approche différentielle de [Lucas and Kanade, 1981]. La première approche fournit une estimation du déplacement en nombres entiers de pixels et la seconde corrige ensuite le résultat pour obtenir une précision subpixelique.

Une dernière limite, inhérente à cette famille de méthodes, est liée à l'utilisation de blocs rigides. En effet, elle contraint à faire l'hypothèse d'un déplacement uniforme au sein de chaque bloc. Cette hypothèse n'est pas toujours respectée en pratique, notamment dans le cas du mouvement des fluides ; la vitesse pouvant être parabolique et donc différente en chaque pixel. L'utilisation de blocs déformables

permet de dépasser ce problème. Ces méthodes, dites de mise en correspondance de blocs déformables ou généralisée [Seferidis and Ghanbari, 1993] [Seferidis and Ghanbari, 1994], s'appuient sur des transformations géométriques plus complexes que des simples translations. [Yeung et al., 1998] puis [Basarab et al., 2008] ont proposé des estimateurs de mouvement, basés sur ces modèles, dans le cadre de l'imagerie ultrasonore.

2.3.3 Méthodes spatiofréquentielles/spatiotemporelles

Les méthodes basées sur des approches spatiotemporelle ou spatiofréquentielle des séquences d'images forment la dernière classe de méthodes d'estimation du flux optique présentée dans ce document. Nous étudierons successivement les approches spatiofréquentielles et spatiotemporelles ainsi que la formulation du tenseur de structure pour le calcul du flux optique.

Approches spatiofréquentielles

[Jacobson and Wechsler, 1987] furent des précurseurs dans la modélisation spatiofréquentielle du mouvement. Les approches spatiofréquentielles se sont appuyées sur des études physiologiques de la perception visuelle [Watson and Ahumada, 1983] [Foster et al., 1985]. Ces études ont montré que de nombreux neurones, situés dans les aires corticales visuelles, se comportent comme des filtres passe-bande spatiofréquentiels.

Considérons un objet en translation à une vitesse (v_x, v_y) . Nous pouvons écrire $s(x, y, t) = s_0(x - v_x t, y - v_y t)$ où $s_0(x, y) = s(x, y, 0)$ est la répartition des intensités à l'instant $t = 0$. [Jacobson and Wechsler, 1987] ont alors montré que la transformée de Fourier 3D de $s(x, y, t)$ est donnée par l'Eq. (2.23) :

$$\begin{aligned} S(F_x, F_y, F_t) &= \int \int \int s(x, y, t) \cdot \exp^{-j2\pi(F_x x)} \exp^{-j2\pi(F_y y)} \exp^{-j2\pi(F_t t)} dx dy dt \\ &= S_0(F_x, F_y) \cdot \int \exp^{-j2\pi(F_x v_x + F_y v_y + F_t t)} dt \\ &= S_0(F_x, F_y) \delta(F_x v_x + F_y v_y + F_t) \end{aligned} \quad (2.23)$$

où $S_0(F_x, F_y)$ est la transformée de Fourier de $s_0(x, y)$. Le spectre fréquentiel est donc concentré sur un plan satisfaisant l'Eq. (2.24) :

$$F_t = -F_x v_x - F_y v_y \quad (2.24)$$

En d'autres termes, la transformée de Fourier d'un ensemble de pixels en translation uniforme est concentrée sur un plan orienté. On considère localement un vecteur vitesse uniforme pour estimer localement un plan orienté associé dans le domaine de Fourier. La figure 2.10 représente différents plans, dans l'espace de Fourier, correspondant à différentes valeurs du vecteur vitesse (v_x, v_y) .

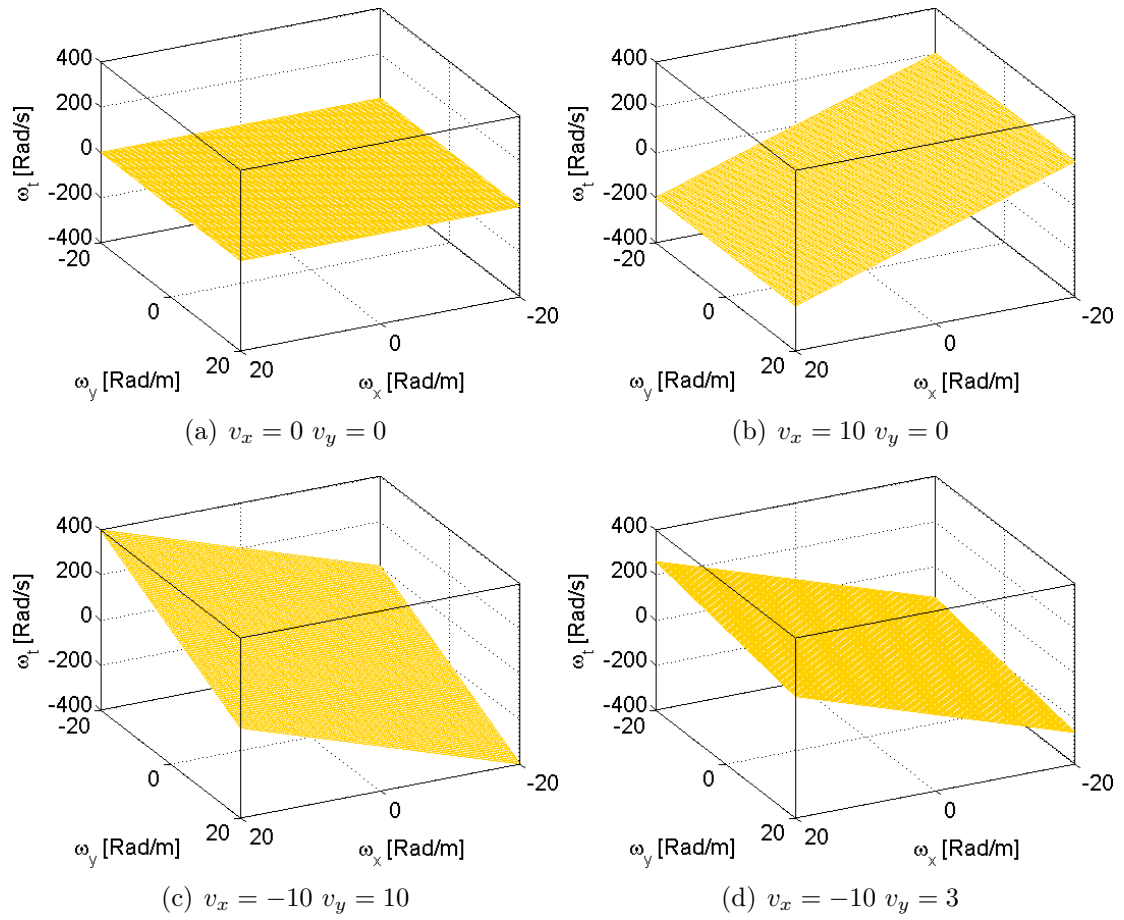


FIG. 2.10 – Exemples de plans spatiofréquentiels de vitesses

Le formalisme spatiofréquentiel a été repris par [Porat and Friedlander, 1990] pour détecter des cibles en mouvement. La recherche locale d'un plan spatiofréquentiel par lissage de la densité spectrale d'énergie (DSE) a été proposée dans [Simoncelli and Adelson, 1991] [Simoncelli, 1992]. La minimisation de l'énergie, par rapport à v_x et v_y , revient à lisser la DSE de l'image par un plan au sens des moindres carrés [Sourice, 2005]. Cette technique a également été appliquée dans le cadre de mesures d'orientations de texture en segmentation [Bigün et al., 1991]. L'approche spatiofréquentielle a également été utilisée en imagerie ultrasonore dans [Wilson and Gill, 1991] [Wilson and Gill, 1993]. Les auteurs ont détaillé un estimateur de vecteur vitesse 2D, basé sur la projection des données 3D de l'espace (x, y, t) vers les plans 2D (x, t) et (y, t) . Les composantes du vecteur vitesse sont ensuite déterminées à partir des pentes contenues dans les transformées de Fourier 2D. Récemment, [Oddershede et al., 2008] ont développé, à partir du spectre de Fourier 3D, deux nouveaux estimateurs des composantes axiales et latérales de la vitesse. Le premier estimateur utilise le périodogramme (évaluation de la densité spectrale de puissance), tandis que le second est un estimateur à variance minimum. En s'appuyant sur le formalisme spatiofréquentiel, nous avons proposé un estimateur de mouvement basé sur un banc de filtres orientés 3D [Marion and Vray, 2008]. D'autres transformations fréquentielles ont été étudiées, par exemples la transformation de Gabor 3D [Reed, 1997] et la transformation en cosinus 3D [Božinović and Konrad, 2005].

Filtrage spatiotemporel

L'approche spatiotemporelle est duale de l'approche spatiofréquentielle détaillée ci-avant. Dans le domaine spatiotemporel, on relie de la même manière, mouvement et orientation de texture. De nombreuses approches d'analyse spatiotemporelle par bancs de filtres ont été développées. Ces méthodes sont basées sur le fonctionnement de la perception humaine du mouvement. Le système visuel humain (SVH) perçoit le mouvement suivant quatre étapes successives [Adelson and Bergen, 1985] :

- détection de formes remarquables,
- mise en correspondance de ces formes,
- détermination des quantités Δ_x et Δ_t
- et calcul de la vitesse.

La détection du mouvement est réalisée algorithmiquement par l'implantation de filtres spatiotemporels. Ces filtres répondent de manière sélective au mouvement dans des directions particulières [Adelson and Bergen, 1986]. L'énergie spatiotemporelle d'une image est alors calculée en sommant les sorties, élevées au carré, de deux filtres en quadrature. [Heeger, 1987] a proposé, par la suite, l'utilisation de douze filtres de Gabor 3D pour extraire le flux optique. Les filtres de Gabor présentent l'intérêt d'être séparables et permettent donc une implantation moins complexe. La puissance expérimentale de chaque filtre est comparée aux expressions théoriques données par l'Eq. (2.25) :

$$\mathcal{R}(v_x, v_y) = \exp \left[\frac{-4\pi^2 \sigma_x^2 \sigma_y^2 \sigma_t^2 (v_x F_x + v_y F_y + F_t)}{(v_x \sigma_x \sigma_t)^2 + (v_y \sigma_y \sigma_t)^2 + (\sigma_x \sigma_y)^2} \right] \quad (2.25)$$

où σ_x^2 , σ_y^2 , σ_t^2 sont les variances du filtre spatiotemporel, respectivement suivant x , y , t et (F_x, F_y, F_t) est la fréquence centrale du filtre.

On définit m_i , $i \in [1, 12]$ l'énergie mesurée en sortie du filtre i . $\overline{m_i}$ et $\overline{\mathcal{R}_i}$ sont respectivement les moyennes des énergies mesurées et théoriques pour les filtres de même orientation spatiale. Une estimation du couple (v_x, v_y) au sens des moindres carrés est obtenue par la minimisation de l'Eq. (2.26) :

$$f(v_x, v_y) = \sum_{i=1}^{12} \left[\frac{\mathcal{R}_i(v_x, v_y)}{\overline{\mathcal{R}_i(v_x, v_y)}} - m_i \right] \quad (2.26)$$

Finalement, l'algorithme d'estimation se décompose en trois étapes :

- convolution de la séquence d'images avec les filtres de Gabor 3D,
- calcul de l'énergie via la somme au carrée des sorties des filtres à phase sinus et cosinus,
- puis estimation de la vitesse.

Une évolution des travaux précédents sont les filtres orientables proposés par [Freeman and Adelson, 1991]. L'idée est de construire, à partir de quelques filtres de base, des filtres d'orientations quelconques. Un exemple basique, illustrant le principe de ces méthodes, utilise deux filtres G^0 et G^{90} construits par dérivations verticale et horizontale d'une fonction Gaussienne :

$$G^0(x, y) = -2x \exp[-(x^2 + y^2)] \quad (2.27)$$

$$G^{90}(x, y) = -2y \exp[-(x^2 + y^2)] \quad (2.28)$$

A l'aide des fonctions $\cos(\theta)$ et $\sin(\theta)$, on peut construire un filtre d'orientation θ quelconque d'après l'expression de l'Eq. (2.29) :

$$G^\theta(x, y) = \cos(\theta)G^0(x, y) + \sin(\theta)G^{90}(x, y) \quad (2.29)$$

Ainsi, on obtient différentes images filtrées en fonction des gains choisis. Il est bien entendu possible d'utiliser un nombre de filtres de base supérieur à deux. Le principe des filtres orientables est illustré sur la figure 2.11.

L'estimation de mouvement par bancs de filtres de Gabor a été étudiée dans le cadre d'objets opaques ou transparents par [Spinéi and Pellerin, 2001]. Les auteurs se sont attachés à utiliser un nombre réduit de filtres de Gabor spatiotemporels. Ils ont montré que leur approche basée sur une triade de filtres de Gabor était bien adaptée aux mouvements transparents. Par ailleurs, les méthodes d'estimation de mouvement par bancs de filtres spatiotemporels souffrent d'un coût calculatoire élevé en raison du grand nombre d'opérations de filtrage. [Bruno and Pellerin, 2002] ont proposé un algorithme plus efficace en s'appuyant sur une formulation récursive de la partie Gaussienne des filtres de Gabor. Les nouveaux filtres implantés sont donc plus rapides et indépendants de l'échelle.

L'analyse d'images de plans épipolaires, initialement présentée dans [Bolles and Baker, 1985], constitue une autre approche spatiotemporelle. Cette formulation est utilisée pour représenter de manière tridimensionnelle, à partir d'une séquence

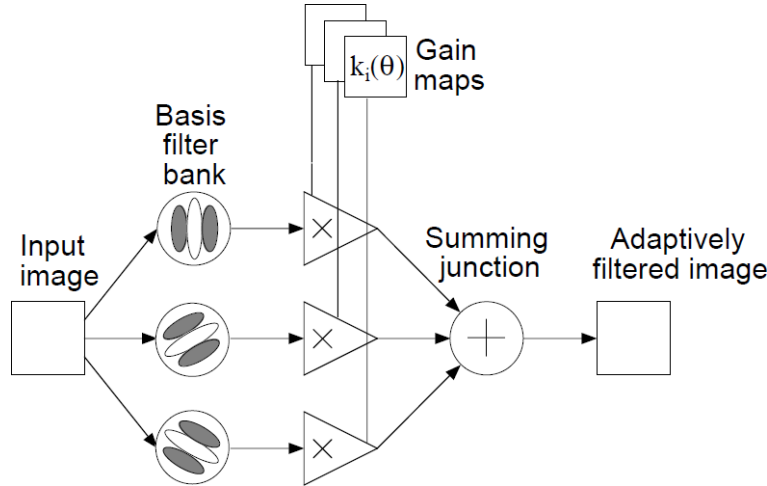


FIG. 2.11 – Schéma-bloc du système de filtres orientables issu de [Heeger, 1987]. L'image est traitée par un banc de filtres de base. Chaque sortie est ensuite multipliée par un coefficient, dépendant de θ , qui définit le filtre orienté.

d'images, une scène statique. Cette scène est imagée par une caméra dont le mouvement est connu. Les images sont acquises à une cadence rapide afin d'assurer la continuité temporelle. Elles constituent alors un bloc de données 3D dont l'analyse des coupes permet la reconstruction de la scène [Bolles *et al.*, 1987]. De la même manière que précédemment, des formes orientées sont contenues dans les coupes. Cette formulation a été appliquée à la détection de véhicules par [Hirahara *et al.*, 2003].

Tenseur de structure

[Barman *et al.*, 1991] ont proposé un cadre général pour l'étude du mouvement dans des séquences d'images. Ils ont notamment introduit la notion nouvelle de tenseur d'orientation. Ce concept a été développé dans [Bigün *et al.*, 1991] pour l'estimation d'orientation au sens large ; les applications directes étant l'analyse de texture et le calcul du flux optique. Le formalisme du tenseur de structure a été réellement introduit dans [Jähne, 1993] puis étendu dans [Haussecker and Jähne, 1997] [Jähne *et al.*, 1998]. Il peut être relié aux méthodes différentielles et notamment à l'approche de [Lucas and Kanade, 1981]. Repartons de l'Eq. (2.15) pour écrire l'Eq. (2.30) :

$$\int_{W(x,y)} (\nabla_{xyt} I \cdot \tilde{v})^2 d\Omega = \int_{W(x,y)} \tilde{v}^T (\nabla_{xyt} I) (\nabla_{xyt} I)^T \tilde{v} d\Omega \quad (2.30)$$

où $W(x, y)$ est une fenêtre de pondération spatiale, I l'intensité des pixels, ∇_{xyt} le gradient spatiotemporel, $\tilde{v} = (v_x, v_y, 1)^T$ et T la transposée.

La fenêtre de pondération spatiale la plus simple est la fenêtre moyenne. [Lucas and Kanade, 1981] ont remplacé le simple moyennage par un lissage de type Gaussien. [Bigün *et al.*, 1991] ont, pour leur part, pris en compte de l'information temporelle en utilisant un lissage Gaussien spatiotemporel.

On définit le tenseur de structure (TS) canonique dans l'Eq. (2.31) :

$$J = (\nabla_{xyt} I)(\nabla_{xyt} I)^T = \begin{bmatrix} J_{xx} & J_{xy} & J_{xt} \\ J_{xy} & J_{yy} & J_{yt} \\ J_{xt} & J_{yt} & J_{zt} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

avec

$$J_{pq}(x, y, t) = \int_{W(x,y,t)} \frac{\partial}{\partial p} I(x', y', t') \frac{\partial}{\partial q} I(x', y', t') dx' dy' dt'$$

Ce tenseur de structure est semi-défini positif 3D. La fonction de pondération G est alors introduite au calcul du tenseur [Brox et al., 2006] dans l'Eq. (2.32) :

$$J_G = G \cdot J \quad (2.32)$$

Le problème à résoudre dans l'Eq. (2.30) peut être réécrit dans l'Eq. (2.33) :

$$\underset{\tilde{v}=(v_x, v_y, 1)^T}{\operatorname{argmin}} \tilde{v}^T J \tilde{v} \quad (2.33)$$

Comme énoncé dans [Lauze et al., 2004], on peut s'intéresser à la minimisation du problème voisin, formulé dans l'Eq. (2.34) :

$$\underset{\tilde{\mu}=(\mu_1, \mu_2, \mu_3)^T}{\operatorname{argmin}} \mu^T J \mu \quad (2.34)$$

en ajoutant la contrainte $\mu^T \mu = 1$ pour éviter la solution $\mu = 0$. Le vecteur vitesse v est relié au vecteur $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3)^T$ par l'Eq. (2.35) :

$$v = \mu_3^{-1} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

La contrainte est introduite à l'aide d'un multiplicateur de Lagrange dans l'Eq. (2.36) :

$$\underset{\tilde{\mu}=(\mu_1, \mu_2, \mu_3)^T}{\operatorname{argmin}} L(\mu, \lambda) = \mu^T J \mu + \lambda(1 - \mu^T \mu) \quad (2.36)$$

et la différenciation par rapport à μ donne la condition optimale dans l'Eq. (2.37) :

$$J\mu = \lambda\mu \quad (2.37)$$

qui équivaut à dire que λ est une valeur propre de J et μ son vecteur propre associé. En insérant cette condition dans l'Eq. (2.36), on obtient $L(\mu, \lambda) = \lambda$. Le minimum est alors obtenu quand λ est la plus petite des valeurs propres de J .

D'après la définition de J , il existe trois valeurs propres réelles positives telles que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$ [Jähne, 1993]. D'après ces valeurs propres, on différencie quatre cas :

- $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$

Il n'y a pas de variation des niveaux de gris dans le voisinage spatiotemporel choisi et donc on ne peut pas estimer de flux optique.

- $\lambda_1 \gg 0, \lambda_2 = \lambda_3 = 0$
Le problème d'ouverture n'est pas résolu et on ne peut estimer que le flux normal.
- $\lambda_1 \gg 0, \lambda_2 \gg 0, \lambda_3 = 0$
Le voisinage choisi contient suffisamment d'information pour calculer le flux optique.
- $\lambda_1 \gg 0, \lambda_2 \gg 0, \lambda_3 \gg 0$
Aucun mouvement ne peut être obtenu. On parle de discontinuité de flux optique.

Ces cas de figure restent néanmoins théoriques et on rencontre en pratique des situations moins distinctes. Plusieurs mesures, comprises entre 0 et 1, permettent de quantifier la possibilité d'estimer un flux optique correct [*Haussecker and Jähne, 1997*] :

- la mesure de cohérence définie dans l'Eq. (2.38)

$$coh = \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_3} \right)^2 \quad (2.38)$$

permet d'évaluer la possibilité d'estimer un mouvement. Si *coh* tend vers 0, aucun mouvement cohérent ne peut être estimé. Si *coh* est proche de 1, on peut estimer un mouvement correspondant soit au flux normal, soit au flux optique.

- la mesure de contour définie dans l'Eq. (2.39)

$$edge = \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \right)^2 \quad (2.39)$$

traduit la présence ou non du problème d'ouverture. Si *edge* est proche de 1, le problème d'ouverture existe. La valeur de *edge* sera faible sinon.

- la mesure de coin [*Lauze et al., 2004*] définie dans l'Eq. (2.40)

$$corner = coh - edge \quad (2.40)$$

doit être proche de 1 pour s'affranchir du problème d'ouverture et déterminer le flux optique sans ambiguïté.

Une application de l'estimation de mouvement par l'analyse des valeurs propres du tenseur de structure a été proposée dans [*Kühne et al., 2001*]. Les auteurs incluent le mouvement estimé dans un algorithme de segmentation, par contours actifs, d'objets mobiles. [*Ngo et al., 2003*] ont utilisé le formalisme du tenseur de structure dans le cadre de la segmentation temporelle de séquences d'images.

2.4 Synthèse et orientation choisie

L'objectif de ce travail de thèse est d'estimer le mouvement à partir de séquences d'images ultrasonores, particulièrement dans le cadre de l'étude des flux sanguins de vitesses faibles. A cet effet, nous avons présenté différentes approches d'estimation de mouvement, existantes dans la littérature.

Nous avons, dans un premier temps, détaillé des méthodes spécifiques à l'imagerie ultrasonore, basée sur l'utilisation de propriétés spécifiques à cette modalité. On pense notamment aux méthodes Doppler, au sens large, intervenant au niveau de la formation de l'image. Ces méthodes utilisent les propriétés acoustiques et la nature ondulatoire des signaux pour mesurer des informations de vitesse. D'autres approches, plus récentes, se sont appuyées sur les propriétés statistiques du signal reliant notamment vitesse et décorrélation. Cette première famille de méthodes, de par son approche signal, estime des informations réelles de vitesse. Dans le cas des méthodes Doppler, on a accès à la projection, sur l'axe de propagation des ondes ultrasonores, de la vitesse réelle 3D. Les méthodes fondées sur la décorrélation statistique fournissent, quant à elles, le module réel 3D de la vitesse.

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés aux méthodes d'estimation du flux optique. Ces méthodes sont nombreuses et souvent issues du domaine de la vidéo. Nous avons présenté successivement les méthodes différentielles, les méthodes de mise en correspondance de blocs et les méthodes spatiofréquentielles/spatiotemporelles. Une séquence d'images ultrasonores présente des caractéristiques très différentes d'une séquence vidéo. Les images sont marquées par le speckle et les frontières ne sont pas, ou peu, nettes. Néanmoins, certaines des méthodes d'estimation du flux optique ont été appliquées à l'imagerie ultrasonore ; l'exemple le plus connu étant le speckle tracking.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'estimation du flux optique par une approche spatiotemporelle. Contrairement au formalisme spatiofréquentiel, peu étudié en imagerie ultrasonore, le formalisme spatiotemporel n'a pas encore été considéré dans ce contexte. Ainsi nous proposons, dans le cadre de cette thèse, un estimateur de mouvement basé sur des bancs de filtres spatiotemporels orientés. Nous allons donc présenter notre approche dans le prochain chapitre.

Chapitre 3

Filtrage spatiotemporel orienté pour l'estimation de mouvement à partir de séquences d'images ultrasonores

Au cours de ce troisième chapitre, nous allons présenter notre approche pour estimer le mouvement des fluides à partir de séquences d'images ultrasonores. Cette approche est basée sur l'utilisation de bancs de filtres orientés dans un contexte de traitement spatiotemporel des données. Les flux sanguins peuvent être orientés suivant une direction (x) ou deux directions (x et y) dans le plan d'imagerie. La méthodologie proposée sera, dans un premier temps, détaillée pour l'estimation de flux longitudinaux ($\vec{v}_x$ sur la figure 3.1) par bancs de filtres 2D. Dans un second temps, la méthodologie sera étendue à l'estimation de flux orientés suivant deux directions ($\vec{v}_x$ et $\vec{v}_y$ sur la figure 3.1) par bancs de filtres 3D. Ce chapitre est partiellement issu d'un article publié dans la revue Elsevier Pattern Recognition [Marion and Vray, 2009a].

3.1 Méthodologie dans le cas d'un flux longitudinal

Nous allons nous intéresser, dans cette première partie, à l'étude des flux orientés suivant l'axe x . A cet effet, nous étudierons les caractéristiques des plans spatiotemporels (x, t) puis la méthodologie de filtrage 2D proposée pour estimer les vitesses de flux.

3.1.1 Orientation spatiotemporelle xt

Une séquence temporelle d'images (2D+t) peut être vue comme un volume spatiotemporel dans l'espace (x, y, t) . Dans cet espace tridimensionnel, la structure lo-

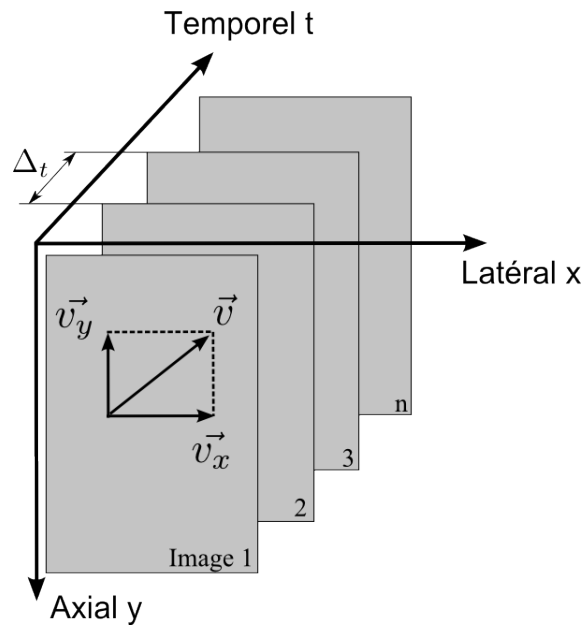


FIG. 3.1 – Représentation schématique d'une séquence d'images ainsi que le vecteur vitesse $\vec{v} = \vec{v}_x + \vec{v}_y$

cale du volume de données renseigne sur l'information spatiale ainsi que sur sa variation temporelle. Un objet en translation va ainsi faire apparaître une trace au sein du volume spatiotemporel. La figure 3.2 illustre ce phénomène.

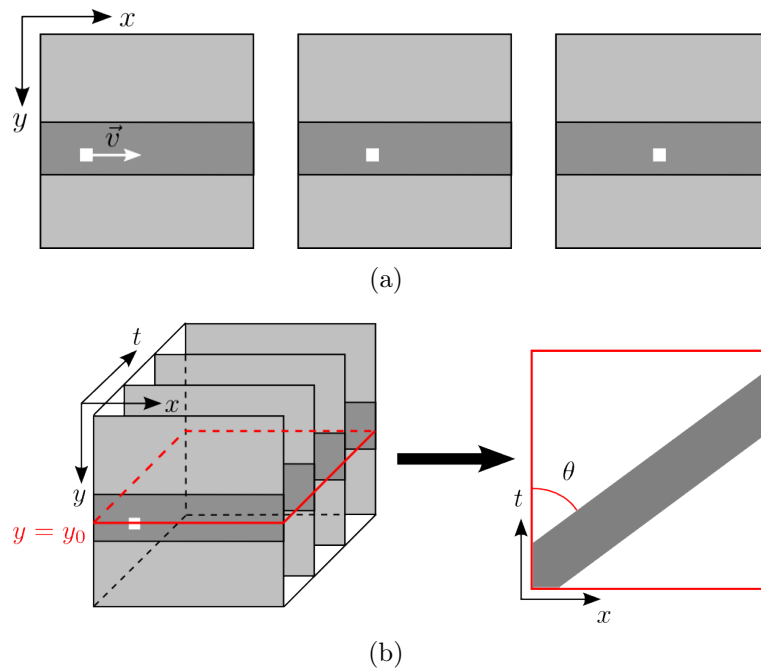


FIG. 3.2 – (a) Séquence d'images synthétiques contenant un objet en translation latérale suivant x (carré blanc) dans le plan d'imagerie (x, y) (b) Représentation des images dans le repère spatiotemporel 2D+t et d'un plan correspondant extrait le long de l'axe x et du temps t , à une profondeur $y = y_0$

La figure 3.2(a) est constituée de trois images, issues d'une séquence, dans lesquelles un objet (carré blanc) s'est déplacé suivant la direction latérale. La figure 3.2(b) représente ensuite la séquence sous la forme d'une pile d'images. En extrayant un plan spatiotemporel (x, t) , pour une profondeur $y = y_0$ donnée, on met en évidence la trace laissée dont l'orientation caractérise le mouvement.

Dans notre cas, un objet peut être défini comme une région de speckle, comme illustré dans la figure 3.3(a). Le mouvement est uniquement latéral, dans la direction x . L'extraction du plan (x, t) , à une profondeur $y = y_0$, va alors mettre en évidence un exemple de texture orientée (figure 3.3(b)) obtenue à partir de données ultrasonores.

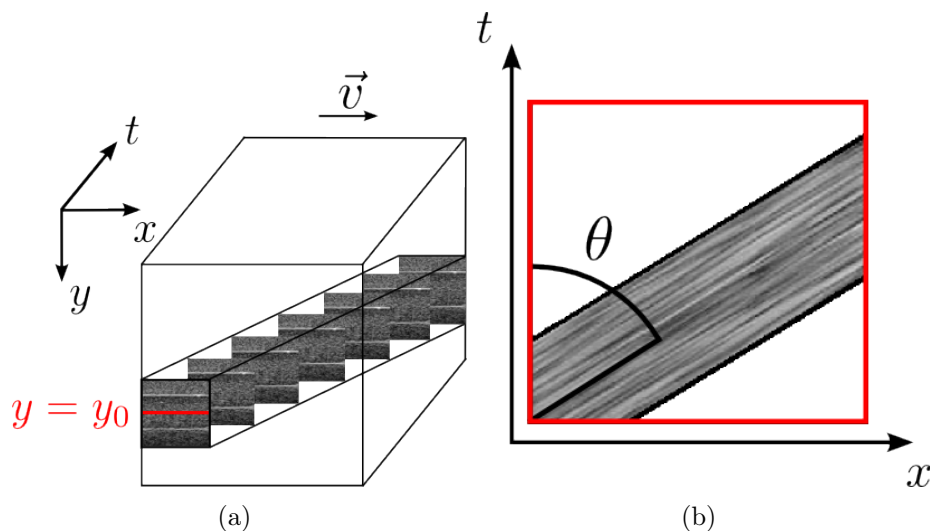


FIG. 3.3 – (a) Représentation de données ultrasonores dans l'espace (x, y, t) et (b) plan spatiotemporel (x, t) associé pour $y = y_0$

Le plan spatiotemporel (x, t) fait donc apparaître une orientation privilégiée θ sur la figure 3.3(b). On note que le mouvement est constant temporellement ce qui entraîne une orientation unique des données dans le plan. Néanmoins, si il existe une distribution de vitesses, la vitesse varie pour différentes profondeurs $y = y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$. Les plans spatiotemporels associés à ces différentes profondeurs contiendront alors des orientations variables. On constate également que les lignes orientées ne sont pas parfaitement parallèles mais se chevauchent. Ce chevauchement traduit deux phénomènes inhérents à la formation d'une image. D'une part la forme Gaussienne de la réponse impulsionnelle du système d'acquisition; et d'autre part l'angle existant entre la sonde et l'axe du vaisseau qui fait qu'un diffuseur rentre puis sort du plan d'imagerie, c'est le phénomène de décorrélation.

Dans le cas où le mouvement n'est pas stationnaire, l'orientation dans un plan à une profondeur donnée $y = y_0$ varie. La figure 3.4 est un plan spatiotemporel issu d'une séquence pour laquelle la vitesse moyenne suivant x est constante mais dont l'amplitude évolue périodiquement au cours du temps, c'est un flux pulsé. Cette variation de vitesse le long du temps entraîne une modification de l'orientation de la texture.

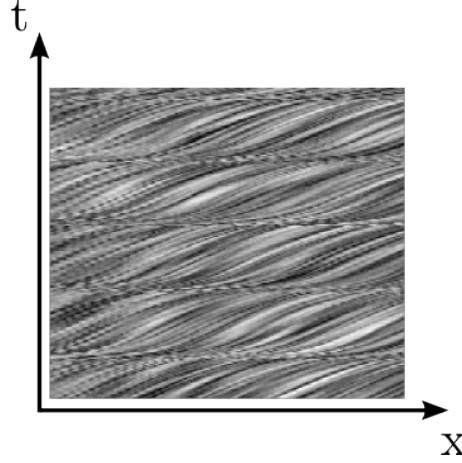


FIG. 3.4 – Plan spatiotemporel issu d'une séquence de flux pulsé dont le mouvement varie au cours du temps

Cherchons à présent à relier l'orientation de la texture et les informations de déplacement puis de vitesse. Considérons un déplacement de n_x pixels durant n_t intervalles de temps. D'après la figure 3.3(b), on peut relier θ , n_x et n_t par l'Eq. (3.1) :

$$\tan \theta = \frac{n_x}{n_t} \quad (3.1)$$

Pour avoir une mesure de vitesse, on divise n_x par f_x et n_t par f_t ce qui conduit à la relation liant vitesse et orientation de l'Eq. (3.2) :

$$v = \frac{\frac{n_x}{f_x}}{\frac{n_t}{f_t}} = \frac{f_t}{f_x} \tan \theta \quad (3.2)$$

où f_x est la fréquence d'échantillonnage spatial suivant x et f_t la fréquence d'échantillonnage temporel (cadence d'images).

3.1.2 Filtrage spatiotemporel orienté 2D

Le problème d'estimation de vitesse peut alors se ramener à un problème d'estimation d'orientation. Afin d'estimer l'orientation de la texture spatiotemporelle, nous avons commencé par étudier le filtre de Gabor [Gabor, 1946] [Kamarainen et al., 2006] dont l'expression est donnée par l'Eq. (3.3) :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp[j2\pi(xf_{x_0} + yf_{y_0})] \quad (3.3)$$

En considérant $f_0 = \sqrt{f_{x_0}^2 + f_{y_0}^2}$ et $\theta = \arctan\left(\frac{f_{y_0}}{f_{x_0}}\right)$ en coordonnées polaires, l'Eq. (3.3) est équivalente à l'Eq. (3.4) :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp[j2\pi f_0(x \cos \theta + y \sin \theta)] \quad (3.4)$$

Le filtre de Gabor est le produit entre une fonction Gaussienne 2D d'écart-types σ_x , σ_y et une fonction sinusoïdale de fréquence centrale f_0 . On cherche à définir l'expression d'un banc de filtre. On modifie alors l'Eq. (3.4) pour obtenir l'expression basique d'un filtre de Gabor orienté dans l'Eq. (3.5) :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x'^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp\left[j2\pi f_0(x')\right] \quad (3.5)$$

avec

$$\begin{cases} x' = x.\cos\theta + y.\sin\theta \\ y' = -x.\sin\theta + y.\cos\theta \end{cases}$$

Les paramètres de ce filtre sont l'angle θ , la fréquence centrale f_0 et les écart-types σ_x , σ_y .

Dans l'objectif de valider l'utilisation d'un banc de filtres de Gabor orientés, nous avons étudié le spectre de Fourier de nos données ultrasonores [Marion and Vray, 2007b]. La figure 3.5(a) contient un plan spatiotemporel issu de données réelles tandis que la figure 3.5(c) représente le logarithme de son spectre de Fourier.

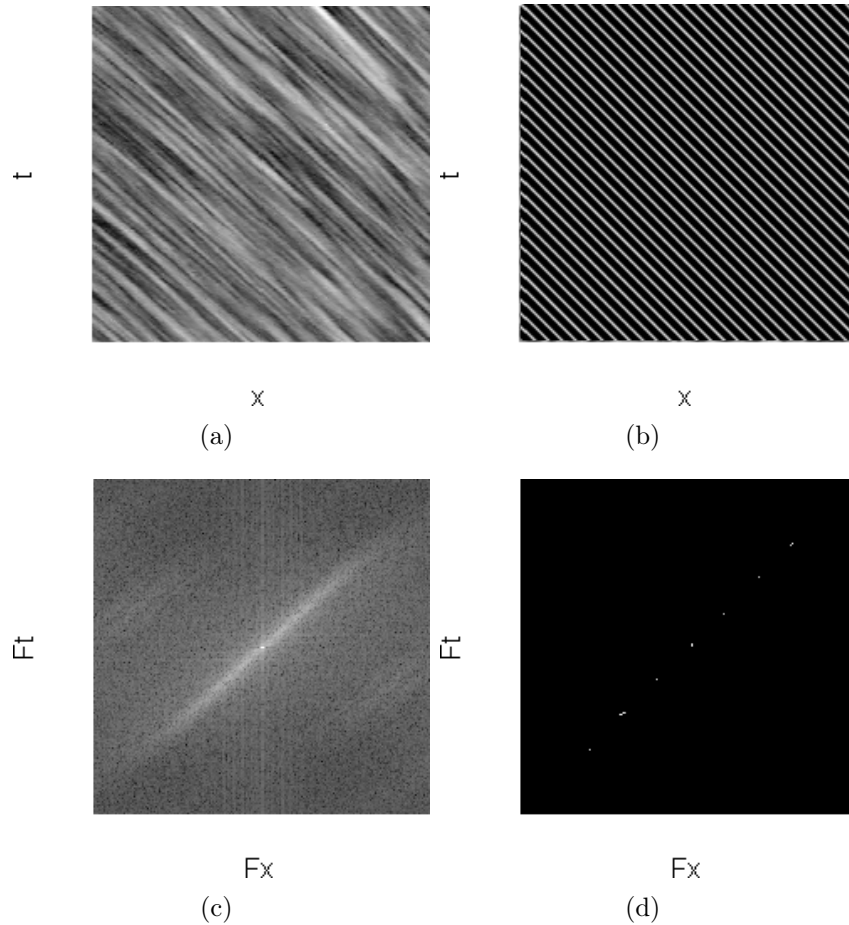


FIG. 3.5 – (a) Plan spatiotemporel extrait d'une séquence d'images ultrasonores (b) Plan synthétique représentant des lignes parfaitement parallèles (c) Spectre de Fourier de (a) (d) Spectre de Fourier de (b)

Nous observons sur la figure 3.5(a) que les lignes ne sont pas exactement parallèles ni périodiques. Ainsi, un signal orthogonal à ces lignes n'est pas parfaitement rectangle comme ce serait le cas sur la figure 3.5(b). Pour cette raison, le spectre de Fourier du plan spatiotemporel ultrasonore n'est pas composé de sinus cardinaux, comme on pouvait l'espérer (figure 3.5(d)) ; mais plutôt d'une forme elliptique résultant du recouvrement des lignes (figure 3.5(c)).

La compréhension de ce phénomène nous a amenés à modifier l'expression de notre banc de filtre proposé dans l'Eq. (3.5). La modulation sinusoïdale de fréquence f_0 a donc été supprimée pour construire un banc de filtres Gaussiens orientés, dont l'expression basique du filtre est donnée dans l'Eq. (3.6) :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x'^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (3.6)$$

avec

$$\begin{cases} x' &= x.\cos\theta + y.\sin\theta \\ y' &= -x.\sin\theta + y.\cos\theta \end{cases}$$

Les paramètres des filtres ont alors été adaptés à nos données en fixant $\sigma_x = 10$, $\sigma_y = 1$ et $\theta \in [0, 2\pi]$. Notons que les filtres présentent une symétrie centrale nous permettant de réduire le domaine des θ à l'intervalle $[0, \pi]$.

Représentation de filtres orientés 2D

Une représentation, dans le domaine de Fourier, du banc de filtre défini par

$$\begin{cases} \theta &= (0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}) \\ \sigma_x &= 10 \\ \sigma_y &= 1 \end{cases}$$

est donnée dans la figure 3.6.

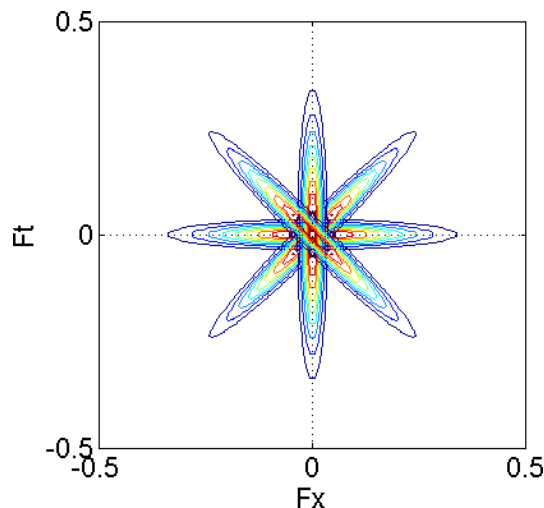


FIG. 3.6 – Exemple d'un banc de quatre filtres orientés 2D

Critère d'énergie

Après avoir filtré chacun des plans spatiotemporels, il faut choisir quel filtre répond le mieux afin d'estimer l'orientation privilégiée. A cet effet, nous avons utilisé un critère d'énergie. Notons I_θ les intensités du plan filtré par le filtre d'orientation θ . Le critère est calculé en chaque pixel du plan en utilisant un voisinage de C colonnes par N images. En chaque pixel et pour chaque orientation, on calcule alors le critère défini dans l'Eq. (3.7) :

$$E(x, t, \theta) = \sum_{c=-C/2}^{C/2} \sum_{n=-N/2}^{N/2} (I_\theta(x + c, t + n) - \bar{I}_\theta(x, t))^2 \quad (3.7)$$

où $\bar{I}_\theta(x, t)$ est la moyenne des I_θ sur le voisinage de taille $C * N$ centré en (x, t) . L'orientation privilégiée recherchée est alors déterminée par la maximisation, par rapport à θ , de la quantité $E(x, y, \theta)$, comme exprimé dans l'Eq. (3.8) :

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}}(E(x, t, \theta)) \quad (3.8)$$

L'allure de ce critère, en fonction de θ , est représentée dans la figure 3.7.

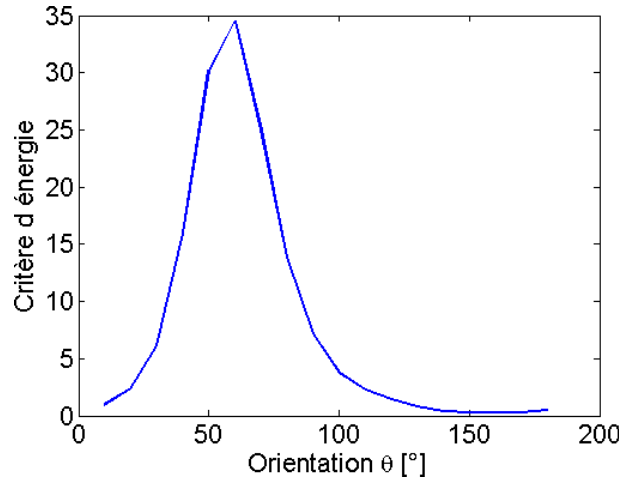


FIG. 3.7 – Exemple de l'allure du critère d'énergie en fonction de θ

Une fois, l'orientation θ estimée, on calcule une mesure de vitesse à l'aide de l'Eq. (3.2). La mesure de vitesse est donc locale et réalisée en chaque pixel de la séquence.

Remarquons ici que l'utilisation d'un banc de filtres Gaussiens orientés est en accord avec la nature des données traitées. En effet, nous avons vu précédemment que les images ultrasonores sont issues d'une convolution avec la PSF du système, qui est Gaussienne. Ce phénomène est bien illustré dans la figure 3.5(a), montrant du recouvrement entre les lignes spatiotemporelles. La décorrélation spatiotemporelle découle directement de la forme Gaussienne de la PSF. Le banc de filtres proposé s'avère donc être une bonne solution pour résoudre notre problème.

Optimisation de la stratégie de recherche

Nous avons présenté, dans la figure 3.6, un banc de quatre filtres. Evidemment, ce banc de filtres ne permet pas une estimation précise de la vitesse de déplacement des fluides. Si on souhaite avoir une précision de 1 degré sur l'estimation de l'orientation, il faut utiliser 180 filtres. Dans le cas d'un flux localement et temporellement stationnaire, une solution alternative à la recherche exhaustive existe. L'idée est d'appliquer le filtrage en deux étapes. La première étape fournit une estimation grossière, appelée θ_1 , avec une résolution angulaire égale à δ_θ degrés. Cette étape requiert $180/\delta_\theta$ opérations de filtrage. La seconde étape consiste en l'application des filtres dont l'orientation est comprise dans l'intervalle $[\theta_1 - \delta_\theta : 1^\circ : \theta_1 + \delta_\theta]$. Cette étape renvoie alors une estimation avec une précision angulaire égale à 1 degré. Elle nécessite $2 * \delta_\theta + 1$ opérations de filtrage. Le nombre total de filtres nécessaires, pour une valeur de δ_θ donnée, est exprimé dans l'Eq. (3.9) :

$$N_f(\delta_\theta) = 180/\delta_\theta + 2 * \delta_\theta + 1 \quad (3.9)$$

Il nous faut alors choisir quelle valeur de la variable δ_θ minimise le nombre de filtrages. La minimisation de N_f par rapport à δ_θ , comme définie dans l'Eq. (3.10), assure un nombre de filtres minimum pour une précision fixée à 1 degré :

$$N_{f_{opt}} = \underset{\delta_\theta}{\operatorname{argmin}}(N_f(\delta_\theta)) \quad (3.10)$$

L'annulation de la dérivée continue par rapport à δ_θ de $N_f(\delta_\theta)$ nous conduit à

$$\delta_\theta = \sqrt{90} \approx 9.49$$

La figure 3.8 montre la courbe représentant le nombre total de filtres, avec une précision angulaire finale de 1 degré, en fonction de la précision choisie lors de la première étape.

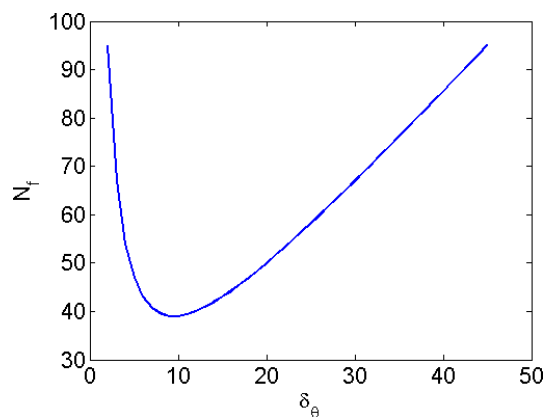


FIG. 3.8 – Nombre total de filtres N_f en fonction du pas δ_θ choisi pour la première étape

Nous déduisons de la figure 3.8 que le nombre total de filtres N_f est minimum pour des valeurs δ_θ de 9° ou 10° . Dans ce cas, 39 filtres sont nécessaires. Nous avons décidé, de manière arbitraire, d'utiliser un pas de 10° . La réduction du nombre de filtres divise le temps de calcul d'un facteur $180/39 \approx 4.6$.

Choix de la taille du filtre

La taille du noyau de filtrage est un élément important dans la conception du filtre. D'une part, elle ne peut pas être trop importante à cause de la décorrélation temporelle, de l'ordre de quelques images. La décorrélation temporelle dépend de la PSF du système mais aussi de la vitesse des fluides en mouvement. Elle est donc spatialement variante et dépend, par exemple, de la position dans le vaisseau. D'autre part, le filtre ne peut pas être trop étroit à cause du phénomène de discrétisation. Effectivement, deux filtres séparés par un degré peuvent ne pas être discriminés dans le cas d'une taille de noyau trop petite. La taille supérieure du filtre devant être la plus faible possible, intéressons-nous à définir la borne inférieure. Pour cela, nous introduisons dans l'Eq. (3.11) une mesure de dissimilarité normalisée basée sur la différence entre deux filtre orientés consécutifs séparés de 1° :

$$D(s) = \frac{1}{s^2} \sum_{n=2}^N |g_s(\theta_n) - g_s(\theta_{n-1})| \quad (3.11)$$

avec

$$|g_s(\theta_n) - g_s(\theta_{n-1})| = \sum_x \sum_y |g_s(x, y, \theta_n) - g_s(x, y, \theta_{n-1})|$$

où $g_s(\theta_n)$ est un filtre de taille s^2 pixels et d'orientation $\theta_n = n^\circ$, *i.e.* dont l'axe principal est orienté de n° .

En tenant compte de la symétrie des filtres, nous avons fixé N égal à 45 ce qui permet de décrire un secteur angulaire de 45° . Dans l'optique de limiter les calculs inutiles, nous avons limité la taille maximale du filtre telle que $s = 71$, correspondant à un support de 71×71 pixels. La figure 3.9 représente la valeur de la mesure de dissimilarité normalisée D en fonction de la taille du filtre s .

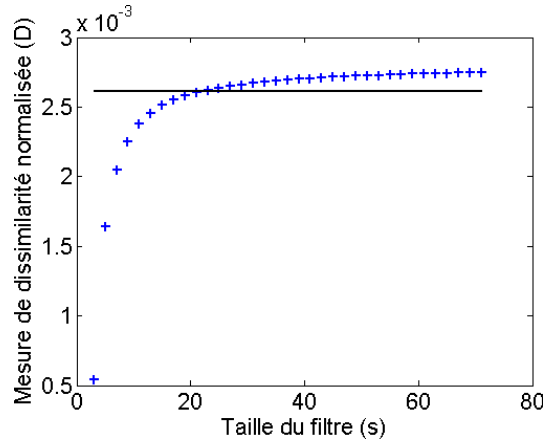


FIG. 3.9 – Mesure de dissimilarité normalisée D en fonction de la taille du filtre s

La courbe de la mesure de dissimilarité normalisée est constituée d'une zone quasi-linéaire puis d'une zone quasi-plate. Nous avons représenté, sur cette courbe, une ligne noire constante égale à 95% de la valeur maximale. La première taille de filtre dépassant cette ligne est $s = 21$, correspondant à un noyau de taille 21×21 pixels. Nous en concluons que cette valeur confère un bon compromis pour des filtres de précision égale à 1° .

3.2 Méthodologie dans le cas d'un flux non longitudinal

Nous nous intéressons, dans cette seconde partie, à l'étude des flux orientés dans le plan d'imagerie (x, y) . Pour cela, nous étudierons les caractéristiques des plans spatiotemporels $(\vec{v}, t)$ puis la méthodologie de filtrage 3D proposée pour estimer le mouvement.

3.2.1 Orientation spatiotemporelle xyt

Nous avons étudié, dans la précédente partie, des mouvements dans la seule direction latérale. Nous nous sommes intéressés, entre autres, aux orientations des textures contenues dans les plans spatiotemporels (x, t) . Etendons à présent notre proposition aux flux orientés suivant les deux directions, axiale et latérale. Pour cela, on étudie les plans spatiotemporels extraits le long du vecteur vitesse, nommés $(\vec{v}, t)$. De cette manière, on fait intervenir une nouvelle variable, φ , relative à l'orientation du vecteur vitesse dans le plan d'imagerie (x, y) . L'orientation de la texture θ reste, pour sa part, toujours liée au module de la vitesse. Finalement, cela revient à généraliser l'approche, $\varphi = 0^\circ$ étant un cas particulier correspondant à l'approche précédemment présentée.

La figure 3.10 illustre la problématique en 3D. L'orientation du vecteur vitesse n'est plus parallèle à l'axe x mais est constitué de deux composantes v_x et v_y , comme illustré dans la figure 3.10(a). La texture orientée, liée au mouvement, se trouve donc au sein d'un plan orienté suivant $\vec{v}$ et t comme on le voit dans la figure 3.10(b).

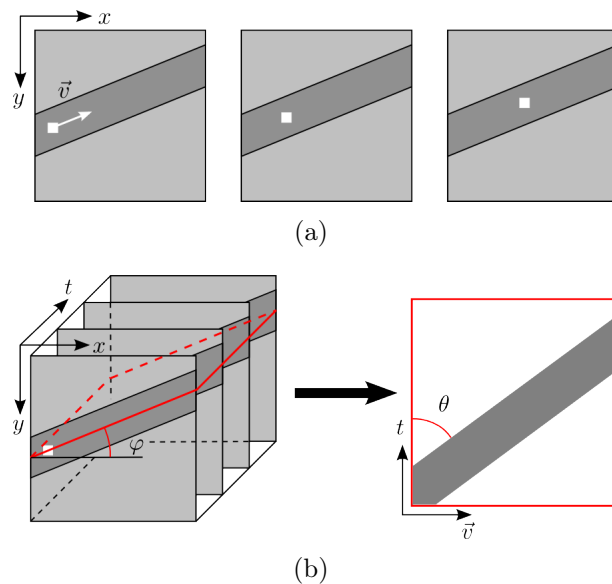


FIG. 3.10 – (a) Séquence d'images synthétiques contenant un objet en mouvement (carré blanc) dans le plan d'imagerie (x, y) (b) Représentation des images dans le repère spatiotemporel $2D+t$ et d'un plan correspondant extrait le long du vecteur vitesse $\vec{v}$ et du temps t

Une séquence d'images ultrasonores est représentée sous la forme d'une pile d'image dans la figure 3.11.

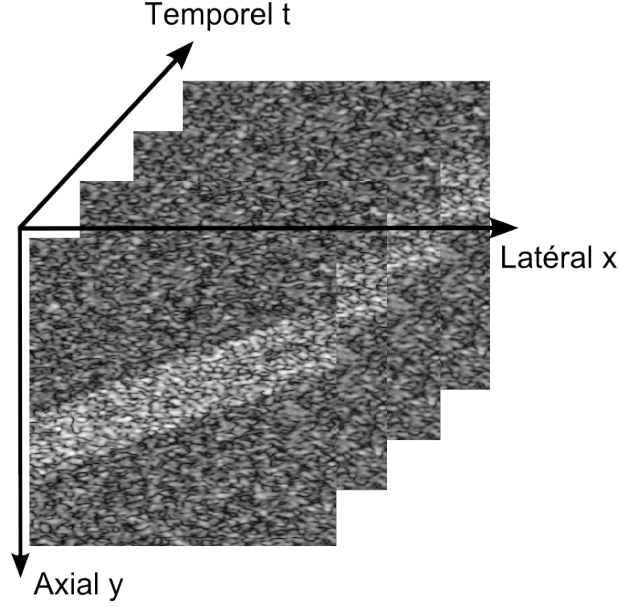


FIG. 3.11 – Pile d'images ultrasonores

La figure 3.12 montre trois représentations 2D+t, issues de la séquence de la figure 3.11. Elles mettent en évidence, pour différentes profondeurs, des textures orientées dans des plans spatiotemporels obliques.

L'estimation du vecteur vitesse nécessite donc d'accéder à l'angle φ , lié à son orientation dans le plan (x, y) , et à l'angle θ , lié à son module [Marion and Vray, 2007a]. Les deux composantes du vecteur vitesse sont obtenues en projetant le module sur les axes x et y dans les Eq. (3.12-3.13) :

$$v_x = \frac{f_t}{f_x} \tan \theta \cos \varphi \quad (3.12)$$

$$v_y = \frac{f_t}{f_y} \tan \theta \sin \varphi \quad (3.13)$$

où f_x et f_y sont respectivement les fréquences d'échantillonnage spatial suivant x et y , et f_t la fréquence d'échantillonnage temporel.

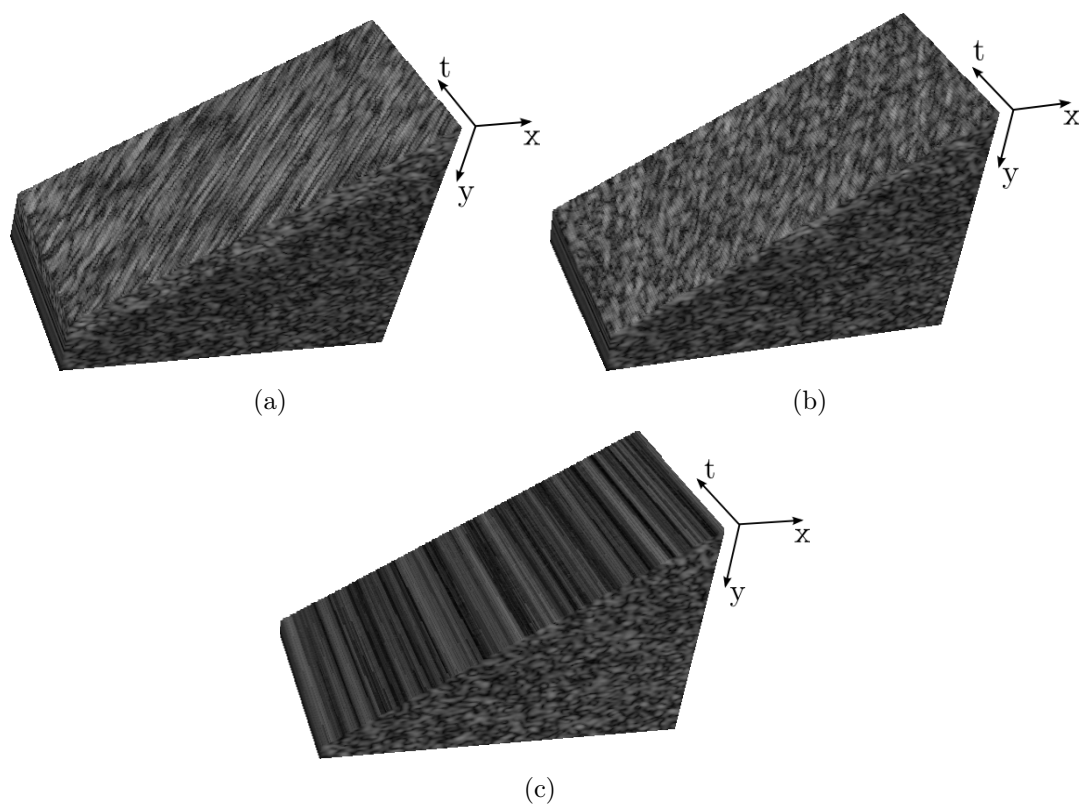


FIG. 3.12 – Plans spatiotemporels obliques extraits à partir du volume 2D+t pour différentes profondeurs : (a) au centre du vaisseau (déplacement maximal) (b) proches d'un bord du vaisseau (déplacement minimal) (c) à l'extérieur du vaisseau (pas de déplacement)

3.2.2 Filtrage spatiotemporel orienté 3D

Dans cette partie, nous cherchons à estimer un vecteur vitesse en chaque pixel de la séquence. Nous proposons d'utiliser un banc de filtres orientés 3D afin d'estimer les angles θ et φ qui nous permettront d'estimer la vitesse. Nous étendons donc en 3D le filtre proposé dans l'Eq. (3.6). Le filtre Gaussien 3D de base est initialement défini le long de l'axe x . A partir de ce filtre de base, les filtres orientés du banc de filtres sont construits par rotations successives dans l'espace tridimensionnel. D'après la figure 3.10(b), le filtre orienté subit une rotation $R_{\varphi,t}$ d'angle φ autour de l'axe t puis une rotation $R_{\theta,y'}$ d'un angle θ autour de l'axe $y' = R_{\varphi,t}(y)$. Cela revient à chercher l'orientation φ du vecteur vitesse dans le plan (x, y) , puis la valeur du module 2D de la vitesse, liée à l'orientation θ .

Cette démarche implique l'utilisation d'un repère mobile puisque la seconde rotation s'effectue autour de l'axe y' qui est l'axe y tourné d'un angle φ autour de l'axe t . Pour cette raison, nous proposons d'utiliser l'algèbre des quaternions.

Introduction aux quaternions

Tout d'abord, faisons un bref rappel de la théorie des quaternions, initialement proposée dans [Hamilton, 1844] puis résumée dans [Hamilton, 1866]. Les quaternions, notés $\mathbb{H}$, constituent une partie des nombres dits hypercomplexes. Les hypercomplexes sont des extensions des complexes, notés $\mathbb{C}$, vers des systèmes à 2^n dimensions $\forall n \in [2, 3, 4, \dots]$. Les quaternions sont alors un système à 4 dimensions ($n = 2$). On parle d'octonions, notés $\mathbb{O}$, pour un système à 8 dimensions ($n = 3$) et de sédénions, notés $\mathbb{S}$, pour un système à 16 dimensions ($n = 4$). Notons que les quaternions ont perdu la propriété de commutativité de la multiplication.

Hamilton a proposé de définir un quaternion par un quadruplet de nombres réels (a, b, c, d) . De la même manière que pour les nombres complexes, on introduit les éléments i, j et k tels que :

- $i^2 = -1$
- $j^2 = -1$
- $k^2 = -1$

On définit ensuite une table de multiplication entre les éléments i, j, k et l'élément 1 dans le tableau 3.1.

.	1	i	j	k
1	1	i	j	k
i	i	-1	k	$-j$
j	j	$-k$	-1	i
k	k	j	$-i$	-1

TAB. 3.1 – Table de multiplication entre les éléments 1, i, j et k . Le 1^{er} élément de la multiplication se lit sur la 1^{ère} ligne et le second élément de la multiplication se lit sur la 1^{ère} colonne

La lecture du tableau 3.1 met en évidence la non commutativité de la multiplication ; par exemple $i.j = k$ est différent de $j.i = -k$.

Les quatre éléments forment une base $(1, i, j, k)$ dans un espace vectoriel de dimension quatre. Un quaternion est alors exprimé comme une combinaison linéaire des éléments unitaires $1, i, j$ et k . Une écriture du quaternion Q est proposée dans l'Eq. (3.14) :

$$Q = a + b.i + c.j + d.k \quad (3.14)$$

Le quaternion est constitué d'une composante réelle a et de trois composantes complexes b, c et d . Une deuxième écriture du quaternion, plus synthétique, est également utilisée :

$$Q = (a, \vec{V}) \quad (3.15)$$

où $a \in \mathbb{R}$ et $\vec{V} = (b, c, d) \in \mathbb{R}^3$.

Pour finir, de la même manière que dans $\mathbb{C}$, il existe un quaternion $\bar{Q}$, conjugué de Q , défini dans l'Eq. (3.16) :

$$\bar{Q} = a - b.i - c.j - d.k \quad (3.16)$$

Opérations sur les quaternions

Les quaternions peuvent être additionnés et multipliés entre eux. La somme Q_+ de deux quaternions Q_1 et Q_2 est définie dans l'Eq. (3.17) :

$$\begin{aligned} Q_+ &= Q_1 + Q_2 \\ &= (a_1 + b_1.i + c_1.j + d_1.k) + (a_2 + b_2.i + c_2.j + d_2.k) \\ Q_+ &= (a_1 + a_2) + (b_1 + b_2).i + (c_1 + c_2).j + (d_1 + d_2).k \end{aligned} \quad (3.17)$$

D'après l'Eq. (3.15), la somme de deux quaternions s'écrit également :

$$Q_+ = (a_1, \vec{V}_1) + (a_2, \vec{V}_2) = (a_1 + a_2, \vec{V}_1 + \vec{V}_2) \quad (3.18)$$

Le produit Q_* de deux quaternions Q_1 et Q_2 fait appel à la table de multiplication présentée précédemment. Il est défini dans l'Eq. (3.19) :

$$\begin{aligned} Q_* &= Q_1.Q_2 \\ &= (a_1 + b_1.i + c_1.j + d_1.k) + (a_2 + b_2.i + c_2.j + d_2.k) \\ Q_* &= (a_1a_2 - b_1b_2 - c_1c_2 - d_1d_2) + (a_1b_2 + b_1a_2 + c_1d_2 - d_1c_2)i \\ &\quad + (a_1c_2 + c_1a_2 + d_1b_2 - b_1d_2)j + (a_1d_2 + b_1c_2 + d_1a_2 - c_1b_2)k \end{aligned} \quad (3.19)$$

D'après l'Eq. (3.15), le produit de deux quaternions s'écrit également :

$$Q_* = (a_1, \vec{V}_1).(a_2, \vec{V}_2) = (a_1a_2 - \vec{V}_1.\vec{V}_2, a_1\vec{V}_2 + a_2\vec{V}_1 + \vec{V}_1 \wedge \vec{V}_2) \quad (3.20)$$

où $\wedge$ désigne le produit vectoriel.

Norme d'un quaternion

La norme d'un quaternion est définie comme étant la racine carrée du produit $Q\bar{Q}$, ce qui nous conduit au résultat de l'Eq. (3.21) :

$$\begin{aligned}\|Q\| &= \sqrt{Q\bar{Q}} = \sqrt{(a + b.i + c.j + d.k).(a - b.i - c.j - d.k)} \\ &= \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2} \\ \|Q\| &= \sqrt{a^2 + \|\vec{V}\|^2}\end{aligned}\tag{3.21}$$

La norme de Q est donc réelle.

Quaternions et rotation vectorielle

D'après les définitions précédentes, considérons $Q = (a, \vec{V})$ un quaternion quelconque, $q = \|Q\|$ sa norme et $v = \|\vec{V}\|$ la norme de $\vec{V}$. En supposant v positif, on déduit que q est également positif et on peut réécrire le quaternion Q sous la forme

$$Q = q \left(\frac{a}{q}, \frac{1}{q} \vec{V} \right)\tag{3.22}$$

On fait apparaître le vecteur normé $\vec{V}_n = \frac{1}{v} \vec{V}$ pour réécrire l'Eq. (3.22) dans l'Eq. (3.23) :

$$Q = q \left(\frac{a}{q}, \frac{v}{q} \frac{1}{v} \vec{V} \right)\tag{3.23}$$

D'après l'Eq. (3.21), on écrit :

$$q^2 = a^2 + v^2 \iff \frac{a^2}{q^2} + \frac{v^2}{q^2} = 1$$

On en déduit qu'il existe un angle ψ tel que :

$$\cos(\psi) = \frac{a}{q} \quad \text{et} \quad \sin(\psi) = \frac{v}{q}$$

Ceci nous amène à une nouvelle écriture du quaternion Q dans l'Eq. (3.24) :

$$Q = q \left(\cos(\psi), \sin(\psi) \vec{V}_n \right)\tag{3.24}$$

qui est dit unitaire dans le cas où $q = 1$.

Les quaternions sont notamment utilisés pour définir des rotations multiples. Définissons à présent une rotation $R_{2\psi, \vec{V}_n}$ d'angle 2ψ et d'axe $\vec{V}_n$. Les coordonnées du vecteur $\vec{U}'$, transformé du vecteur $\vec{U}$ par la rotation $R_{2\psi, \vec{V}_n}$, sont données par l'Eq. (3.25) :

$$\boxed{(0, \vec{U}') = \left(0, R_{2\psi, \vec{V}_n}(\vec{U}) \right) = \left(\cos(\psi), \sin(\psi) \vec{V}_n \right) \cdot (0, \vec{U}) \cdot \left(\cos(\psi), -\sin(\psi) \vec{V}_n \right)}\tag{3.25}$$

où $(\cos(\psi), \sin(\psi)\vec{V}_n)$ et $(\cos(\psi), -\sin(\psi)\vec{V}_n)$ sont deux quaternions unitaires conjugués et $(0, \vec{U}')$ et $(0, \vec{U})$ deux quaternions de composante scalaire nulle.

Construction des filtres orientés 3D

Nous allons donc utiliser le formalisme de l'Eq. (3.25) pour construire notre banc de filtres spatiotemporels orientés [Marion and Vray, 2009a]. Le filtre Gaussien 3D est défini par l'Eq. (3.26) :

$$g(x, y, t) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}\sigma_x\sigma_y\sigma_t} \exp\left(-\frac{x''^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y''^2}{2\sigma_y^2} - \frac{t''^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (3.26)$$

où $(x'' y'' t'')$ sont les coordonnées après les rotations.

Il faut alors ramener le nouveau repère (x'', y'', t'') vers le repère initial (x, y, t) . Pour cela, on effectue les rotations dans le sens inverse, à savoir la rotation $R_{-\theta, y}$ d'un angle $-\theta$ autour de l'axe y puis la rotation $R_{-\varphi, t'}$ d'un angle $-\varphi$ autour de l'axe $t' = R_{-\theta, y}(t)$. La démarche se déroule en trois phases.

Dans un premier temps, nous définissons le premier quaternion Q_1 correspondant à la rotation $R_{-\theta, y}$ dans l'Eq. (3.27) :

$$Q_1 = \cos\left(\frac{-\theta}{2}\right) + \sin\left(\frac{-\theta}{2}\right) j \quad (3.27)$$

car $\vec{V}_n = (0, 1, 0)$.

A partir de Q_1 , nous calculons les coordonnées intermédiaires $\vec{U}' = (x', y', t')$ à l'aide de la définition donnée dans l'Eq. (3.25) :

$$(0, \vec{U}') = \left(\cos\left(\frac{-\theta}{2}\right) + \sin\left(\frac{-\theta}{2}\right) j\right) \cdot (0, \vec{U}) \cdot \left(\cos\left(\frac{-\theta}{2}\right) - \sin\left(\frac{-\theta}{2}\right) j\right)$$

Dans un deuxième temps, nous calculons les coordonnées du vecteur $\vec{t}'$, transformé du vecteur $\vec{t}$ par $R_{-\theta, y}$

$$(0, \vec{t}') = \left(\cos\left(\frac{-\theta}{2}\right) + \sin\left(\frac{-\theta}{2}\right) j\right) \cdot (0, \vec{t}) \cdot \left(\cos\left(\frac{-\theta}{2}\right) - \sin\left(\frac{-\theta}{2}\right) j\right)$$

où $\vec{t} = (0, 0, 1)$.

Nous utilisons le vecteur $\vec{t}'$ pour définir le second quaternion utilisé Q_2 dans l'Eq. (3.28) :

$$Q_2 = \cos\left(\frac{-\varphi}{2}\right) + \sin\left(\frac{-\varphi}{2}\right) \vec{t}'(1) + \sin\left(\frac{-\varphi}{2}\right) \vec{t}'(2) + \sin\left(\frac{-\varphi}{2}\right) \vec{t}'(3) \quad (3.28)$$

Finalement, les coordonnées de $\vec{U}'' = (x'', y'', t'')$ sont obtenues par la formule

$$(0, \vec{U}'') = \left(\cos\left(\frac{-\varphi}{2}\right), \sin\left(\frac{-\varphi}{2}\right) \vec{t}'\right) \cdot (0, \vec{U}') \cdot \left(\cos\left(\frac{-\varphi}{2}\right), -\sin\left(\frac{-\varphi}{2}\right) \vec{t}'\right)$$

Représentation de filtres orientés 3D

La figure 3.13 illustre quatre exemples de filtres dont les caractéristiques sont les suivantes :

$$\begin{cases} (\varphi, \theta) &= (0^\circ, 0^\circ), (30^\circ, 0^\circ), (30^\circ, 50^\circ), (30^\circ, 90^\circ) \\ \sigma_x &= 10 \\ \sigma_y &= 1 \\ \sigma_t &= 1 \end{cases}$$

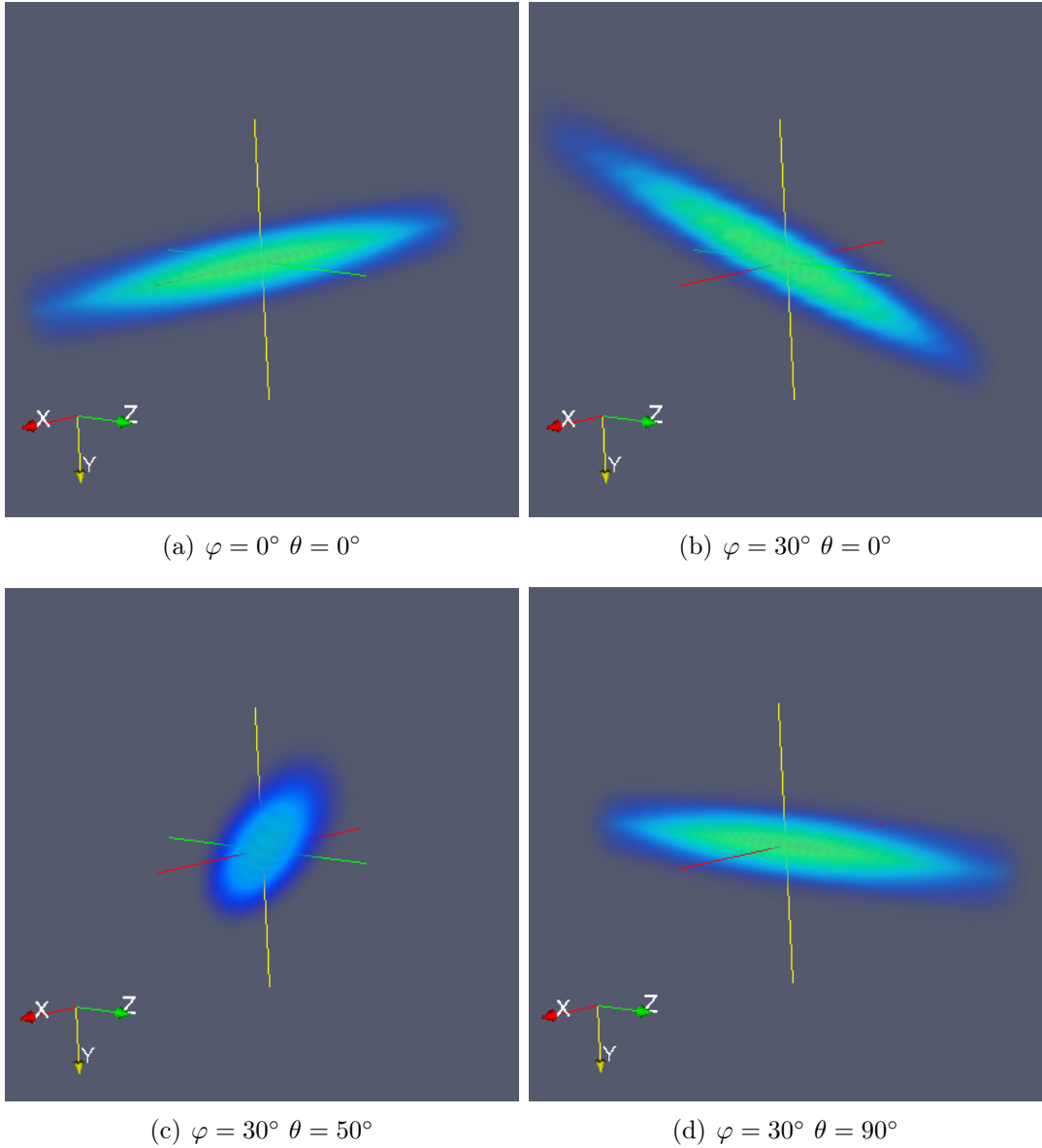


FIG. 3.13 – Représentation de filtres 3D pour différents couples (φ, θ)

Critère d'énergie

Une fois que le volume spatiotemporel a été convolué avec chacun des filtres 3D, il faut choisir quel filtre répond le mieux, de la même manière que dans le cas du filtrage 2D. Nous étendons en 3D le critère d'énergie proposé dans l'Eq. (3.7). On redéfinit $I_{\varphi,\theta}$ comme les intensités du volume filtré par le filtre d'orientation (φ, θ) . Le critère est calculé en chaque pixel du volume 2D+t en utilisant un voisinage de C colonnes, L lignes et N images. En chaque pixel et pour chaque orientation, on calcule alors le critère défini dans l'Eq. (3.29) :

$$E(x, y, t, \varphi, \theta) = \sum_{c=-C/2}^{C/2} \sum_{l=-L/2}^{L/2} \sum_{n=-N/2}^{N/2} (I_{\varphi,\theta}(x+c, y+l, t+n) - \overline{I_{\varphi,\theta}}(x, y, t))^2 \quad (3.29)$$

où $\overline{I_{\varphi,\theta}}(x, y, t)$ est la moyenne des $I_{\varphi,\theta}$ sur le voisinage de taille $C * L * N$ centré en (x, y, t) .

L'orientation privilégiée recherchée est alors déterminée par la maximisation, par rapport à φ et à θ , de la quantité $E(x, y, t, \varphi, \theta)$, comme exprimé dans l'Eq. (3.30) :

$$(\widehat{\varphi}, \widehat{\theta}) = \underset{\varphi, \theta}{\operatorname{argmax}}(E(x, y, t, \varphi, \theta)) \quad (3.30)$$

L'allure de ce critère, en fonction de φ et de θ , est représentée dans la figure 3.14.

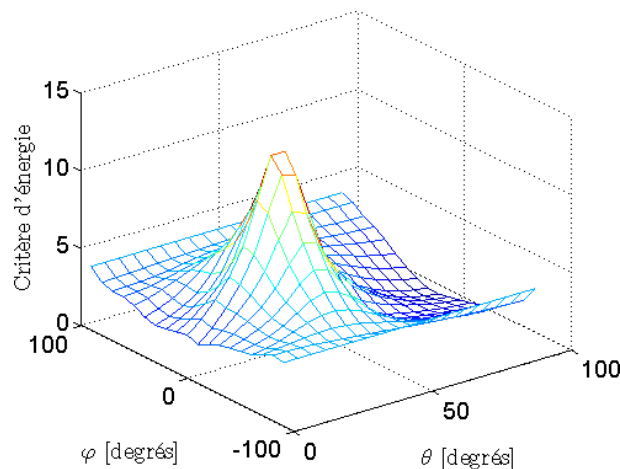


FIG. 3.14 – Exemple de l'allure du critère d'énergie en fonction de φ et de θ

Après avoir estimé l'orientation privilégiée (φ, θ) , on calcule une mesure de vitesse à l'aide des Eq. (3.12-3.13). La mesure de vitesse est donc locale et réalisée en chaque pixel de la séquence.

Dans ce chapitre, nous venons de présenter la méthodologie proposée pour estimer des déplacements dans le cadre d'écoulements sanguins. Nous allons détailler dans le chapitre suivant l'approche développée pour la simulation rapide de séquences d'images ultrasonores. Les données générées par cette approche serviront ensuite dans le dernier chapitre de cette thèse consacré à l'évaluation de notre méthode d'estimation de mouvement.

Chapitre 4

Simulation rapide de séquences d’images ultrasonores

Mon sujet de thèse s’inscrit dans le cadre d’un projet de recherche sur l’étude des flux au sein de l’équipe imagerie ultrasonore du laboratoire. Avant mon arrivée, des données de flux avaient déjà été acquises. Néanmoins, ce jeu de données expérimentales ne contenait pas tous les cas souhaités. Pour cette raison, nous nous sommes intéressés à la simulation de données ultrasonores. Nous allons donc présenter dans ce chapitre la méthodologie développée pour la simulation rapide de séquences d’images ultrasonores. Après une revue des méthodes de simulation existantes dans la littérature, nous détaillerons l’approche proposée. Nous étudierons la validité de cette approche, en termes de statistiques du premier et du deuxième ordre. Enfin, nous exposerons puis validerons un modèle de mouvement conçu pour simuler des mouvements fluides. Cette partie est largement reprise d’un article publié dans la revue IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control [Marion and Vray, 2009b].

4.1 Etat de l’art en simulation de données ultrasonores

La simulation d’images ultrasonores médicales a été largement étudiée durant les trois dernières décennies. On distingue deux grandes familles de méthodes :

- celles qui utilisent un modèle acoustique comme le logiciel Field II [Jensen and Svendsen, 1992] [Jensen, 1996c]. Ce logiciel s’appuie sur l’approche développée par [Tupholme, 1969] puis [Stepanishen, 1971]. Bien que Field II recueille la plus grande adoption, d’autres outils de simulation ont également été proposés dans la littérature. DREAM (Discrete Representation Array Mo-

delling), proposé par [Piwakowski and Sbai, 1999], utilise aussi l'approche de Stepanishen. Ultrasim [Holm, 2001] est, pour sa part, basé sur une représentation discrète de l'intégrale de Rayleigh. Il calcule les champs acoustiques avec les approximations en champs proches et lointains. Initialement proposé dans un cadre médical, Ultrasim peut être utilisé pour des applications sonar. Enfin, pour des applications de contrôle non destructif, on trouve le logiciel CIVA développé par le CEA [Calmon et al., 2006]. Notons que ces approches sont basées sur des modèles acoustiques linéaires ne prenant pas en compte les non linéarités des milieux de propagation.

- Celles utilisant un modèle de convolution linéaire décrit par [Meunier and Bertrand, 1995a] [Meunier and Bertrand, 1995b]. Ce modèle a été initié par [Bamber and Dickinson, 1980]. L'image est formée par la convolution entre un ensemble de diffuseurs des tissus et la réponse impulsionnelle du système modélisé (PSF).

La simulation par Field II est plus réaliste que la simulation basée sur le modèle de convolution car elle est basée sur un modèle acoustique. Elle fournit alors une PSF qui dépend directement des paramètres physiques et est donc bien adaptée à certaines situations, par exemple la formation de voies en imagerie ultrasonore. Cependant, le principal inconvénient de cette simulation est le temps de calcul important nécessaire. Les lignes radio-fréquences (RF) sont successivement calculées et le temps nécessaire pour construire chacune d'elles dépend des paramètres de simulation choisis tels que le nombre d'éléments ou la fréquence d'échantillonnage. Dans le cas d'une barette de 192 éléments, utilisant 64 éléments actifs avec une fenêtre de pondération de Hanning en émission/réception, et d'un tissu contenant 10^5 diffuseurs, le temps de calcul nécessaire pour une seule ligne est de l'ordre de 5 minutes avec un processeur cadencé à 2.8 GHz. Il a été montré que le temps de simulation pouvait être réduit significativement en faisant séparément la formation de voies [Jensen and Nikolov, 2000]. Néanmoins, la simulation de séquences temporelles d'images RF, à l'aide de Field II, est beaucoup trop coûteuse en temps dès lors qu'on parle de centaines d'images.

Récemment, le modèle de simulation de Meunier et Bertrand a été utilisé, à plusieurs reprises, pour la validation d'algorithmes. [Srinivisan et al., 2003] ont utilisé des simulations 1D/2D pour mettre en évidence l'existence d'un lien entre le rapport signal à bruit et la résolution axiale. Leur étude a été appuyée d'une validation sur données expérimentales. [Yu et al., 2006] ont montré, à l'aide de simulations et d'expériences, que les variations d'intensité du speckle dépendent du mouvement des tissus. Ils se sont intéressés à ces variations car elles affectent les résultats obtenus en estimation de mouvement avec des algorithmes de speckle tracking. [Gilliam and Acton, 2007] ont proposé un modèle myocardique, combiné à une simulation 2D, dont le but est la validation de méthodes automatiques de segmentation. Par ailleurs, Lee et al. [Lee et al., 2007] ont simulé des données ultrasonores (US) afin d'évaluer la qualité d'une méthode d'élastographie du myocarde. Ils ont ainsi utilisé des images formées avec des ensembles 2D et 3D de diffuseurs pour prendre en compte le mouvement hors-plan. [Jiang and Hall, 2007] ont eu, pour leur part, recours à la simulation de données US pour valider leur algorithme d'estimation de mouvement temps-réel. Enfin, [Franceschini et al., 2007] se sont servis de simulations basées sur

le modèle de convolution linéaire, pour quantifier la précision de leur estimateur de facteur de taille de structure en fonction de différents paramètres de simulation.

Ces articles récents soulignent l'utilisation fréquente de données US simulées avec un modèle de convolution linéaire, en complément de données expérimentales, pour la validation de méthodes. Nous souhaitons donc proposer, dans le cadre de cette thèse, un modèle adapté à la simulation rapide de séquences de données US à partir d'un ensemble 3D de diffuseurs en mouvement. Pour toutes les raisons évoquées jusqu'ici, l'approche basée sur la convolution est préférée à Field II.

Nous expliquerons, dans un premier temps, la méthodologie de simulation basée sur la convolution. Nous discuterons ensuite l'implantation pratique de la convolution, directe ou après approximation sur une grille échantillonnée, ce qui est rarement mentionné dans la littérature. Nous évaluerons le côté réaliste des simulations en termes de statistiques du premier et du deuxième ordre. Ayant pour objectif la simulation de flux 3D, un rappel sur quelques notions de la mécanique des fluides sera fait. Un modèle de déplacement sera ensuite détaillé avant d'être validé avec un estimateur de mouvement classique.

4.2 Simulation de séquences d'images ultrasonores basée sur un ensemble 3D de diffuseurs en mouvement

Le modèle de simulation que nous proposons s'appuie sur celui détaillé dans [Meunier and Bertrand, 1995a] [Meunier and Bertrand, 1995b]. Notre simulation diffère de celle de Meunier et Bertrand du fait qu'elle utilise un ensemble 3D de diffuseurs, fournissant ainsi une simulation plus réaliste.

4.2.1 Une nouvelle méthodologie basée sur la convolution

La figure 4.1 rappelle l'organisation du repère direct utilisé. L'axe x correspond à la direction latérale dans le plan d'imagerie ; l'axe y est la direction de propagation ou direction axiale, et l'axe t est la direction temporelle. L'axe z , non représenté dans cette figure, correspond à la direction azimutale.

Le modèle de simulation décrit par [Meunier and Bertrand, 1995a] [Meunier and Bertrand, 1995b] a été largement utilisé. Il est basé sur la convolution entre la PSF du système $H(x, y, z)$ et le tissu $T(x, y, z)$, définie dans les Eq. (4.1-4.2) :

$$S(x, y, z) = H(x, y, z) \otimes T(x, y, z) \quad (4.1)$$

$$S(x, y, z) = \int \int \int T(\mu, \nu, \omega) H(x - \mu, y - \nu, z - \omega) d\mu d\nu d\omega \quad (4.2)$$

où $S(x, y, z)$ est le signal radio-fréquence (RF).

La réponse impulsionnelle du système est habituellement approximée par une fonction Gaussienne, modulée par une fonction cosinusoidale dans la direction de propagation, comme on peut le voir dans l'Eq. (4.3) :

$$H(x, y, z) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} + \frac{z^2}{\sigma_z^2}\right)\right) \cdot \cos(2\pi fy) \quad (4.3)$$

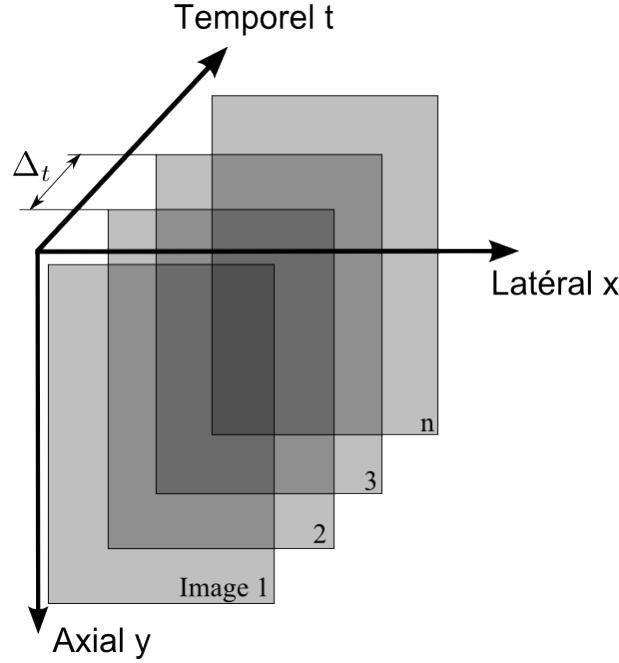


FIG. 4.1 – Représentation schématique d’une séquence temporelle d’images dans un repère direct (x, y, t) . Δ_t est l’intervalle de temps entre deux images successives de la séquence.

où σ_x , σ_y et σ_z sont, respectivement, les écarts-types de l’enveloppe Gaussienne suivant les directions latérale, axiale et azimutale, et f est la fréquence de l’onde ultrasonore transmise.

La réponse impulsionnelle du tissu $T(x, y, z)$ est, quant à elle, modélisée par une somme de diffuseurs distribués aléatoirement et dont les amplitudes sont distribuées de manière Gaussienne. Cela se traduit par l’Eq. (4.4) :

$$T(x, y, z) = \sum_n a_n \delta(x - x_n, y - y_n, z - z_n) \quad (4.4)$$

avec a_n l’amplitude du diffuseur localisé en (x_n, y_n, z_n) .

L’utilisation de la convolution 3D peut s’avérer rapidement coûteuse en temps de calcul. Meunier et Bertrand ont suggéré de remplacer la convolution 3D, requise par le modèle, par une convolution 2D. Cette simplification fait appel à plusieurs hypothèses. Si :

- le profil azimutal $H_z()$ est constant au sein de l’épaisseur du faisceau,
- les diffuseurs ont une échogénicité identique à une profondeur donnée,
- et le nombre de diffuseurs par cellule de résolution est supérieur à cinq,

les auteurs montrent que la convolution 3D définie dans l’Eq. (4.2) est équivalente à une convolution 2D.

Cette proposition reste, cependant, fortement limitée. En effet, tous les diffuseurs restent dans le plan d’imagerie durant une séquence en mouvement. Cela ne reflète plus la réalité dès lors que la composante de vitesse hors-plan est non nulle et par conséquent, les algorithmes ne sont plus évalués correctement. Ce phénomène

est observable dans la figure 4.2, qui représente des plans spatiotemporels (x, t) extraits à partir de séquences contenant seulement un mouvement latéral. La figure 4.2(a) représente un plan spatiotemporel (x, t) résultant de l'utilisation du modèle de Meunier avec un ensemble 2D de diffuseurs en mouvement. Le plan spatiotemporel (x, t) de la figure 4.2(b) est issu d'une séquence réelle contenant un objet en translation. Il présente un aspect différent qui est dû au faible (inférieur à 5°) angle de déplacement hors-plan des diffuseurs.

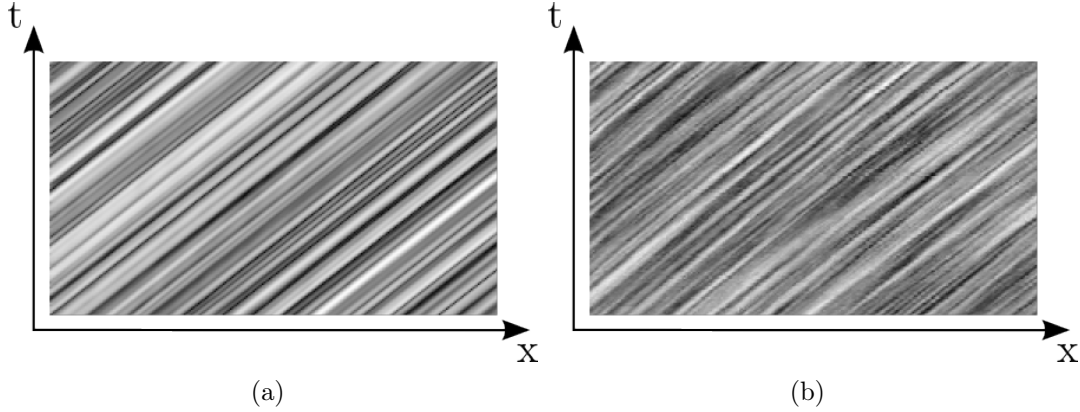


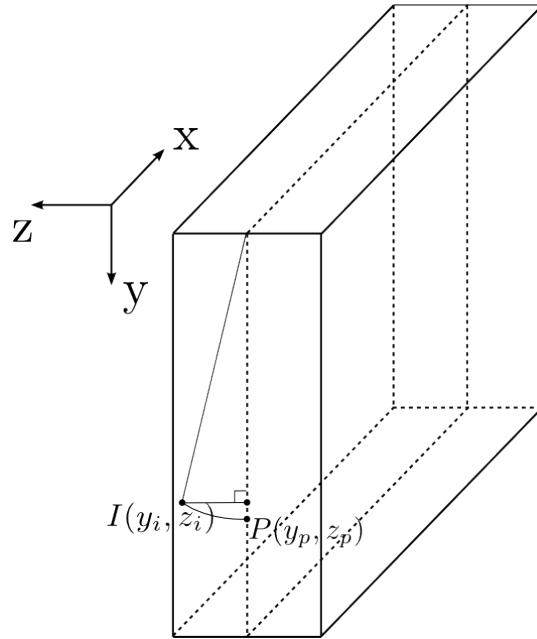
FIG. 4.2 – Plans spatiotemporels (x, t) extraits à partir de séquences contenant seulement un mouvement latéral : (a) plan issu d'une séquence simulée avec une convolution 2D (b) plan issu d'une séquence réelle mettant en évidence un mouvement additionnel hors-plan existant en pratique

Afin de s'affranchir de cette limitation, nous proposons d'utiliser un ensemble 3D de diffuseurs et ainsi, de prendre en compte la décorrélation spatiale induite par le mouvement. [Gao *et al.*, 2009] ont récemment proposé de réduire les convolutions 2D/3D en convolutions 1D multiples pour une application en échocardiographie. Nous suggérons, pour notre part, de projeter les diffuseurs sur le plan d'imagerie pour utiliser ensuite une convolution 2D, plus efficace en termes de temps de calcul. Pour l'explication, considérons la simulation du plan d'imagerie $z = k$. En tenant compte de la largeur azimutale de la PSF, les diffuseurs inclus dans la coupe $[k - 3\sigma_z, k + 3\sigma_z]$ sont projetés sur le plan $z = k$, comme on le voit sur la figure 4.3.

Appelons I un diffuseur avant projection et P , ce même diffuseur, après projection. Les coordonnées de P dépendent alors de celles de I suivant :

$$\begin{cases} x_p &= x_i \\ y_p &= \sqrt{y_i^2 + (z_i - k)^2} \\ z_p &= k \\ A_p &= A_i \cdot \exp\left(-\frac{(z_i - k)^2}{2\sigma_z^2}\right) \end{cases}$$

Notons que la projection sur le plan d'imagerie n'est pas orthogonale mais préserve la distance exacte entre le diffuseur et l'émetteur. La conservation de cette distance est très importante pour éviter la perte de l'information de phase. De plus, l'amplitude du diffuseur projeté est modifiée pour prendre en compte l'allure Gaussienne de la

FIG. 4.3 – Projection sur le plan $z = k$ d'un diffuseur

PSF dans la direction azimutale. Finalement, la convolution 2D entre la PSF et les diffuseurs projetés est calculée pour former l'image RF.

Informatiquement parlant, les données RF sont définies comme des données flottantes. À partir des données RF simulées, on construit des images mode B en utilisant la transformation de Hilbert. Une compression logarithmique est ensuite appliquée aux images mode B. Finalement, les images simulées sont converties en données 8 bits non signées puis affichées.

4.2.2 Implantation pratique de la convolution

L'opération de convolution entre les diffuseurs et la PSF peut être effectuée par :

- convolution directe
- ou convolution après approximation des diffuseurs sur une grille échantillonnée.

La méthode de convolution directe utilise une boucle sur le nombre de diffuseurs N_s . Pour chaque itération, l'effet du $i^{\text{ème}}$ diffuseur est ajouté à l'image RF courante. Par ailleurs, la méthode de convolution après approximation sur une grille requiert que chaque diffuseur soit approximé au plus proche nœud de la grille avant d'utiliser un algorithme de convolution numérique. Plusieurs diffuseurs peuvent être projetés sur le même nœud. Dans ce cas, les amplitudes des diffuseurs concernés sont sommées. Les algorithmes de convolution numérique ont été largement optimisés et, par conséquent, affichent une bien meilleure efficacité que la convolution basée sur l'approche directe. Le tableau 4.1 résume les temps de calcul nécessaires à la simulation d'images de taille variable à partir des deux approches. Les simulations ont

été exécutées avec Matlab 7 (R2006a) sur un PC équipé d'un processeur core 2 duo (2.66GHz) et de 3Gb de RAM.

Taille de		Nombre de diffuseurs	Temps de calcul [s]		Ratio
Image	PSF		Directe	Grille	
261*102	27*21	7700	84	0.014	6000
521*202	27*21	31600	1264	0.059	21400
1040*402	27*21	128000	15760	0.27	58300

TAB. 4.1 – Comparaison du temps de calcul nécessaire pour la simulation d'images avec les approches de convolution directe ou après approximation sur une grille

Le temps de calcul est nettement inférieur avec l'approche utilisant un algorithme de convolution numérique. Pour une image de 521*202 pixels, le temps de calcul avec l'approche de convolution directe est d'environ 20 min, alors qu'avec l'approche d'approximation sur une grille, moins de 0.06 s sont nécessaires. Le rapport entre les deux approches pour cette image est ainsi supérieur à 21000. Appelons n le nombre de pixels dans une image. La complexité algorithmique de la convolution directe est en $O(n^2)$ car elle est basée sur deux boucles, une sur la taille de l'image et une autre sur le nombre de diffuseurs, dépendant directement de la taille de l'image. La complexité algorithmique de la convolution après approximation sur une grille est elle, en $O(n)$ car elle dépend essentiellement de la taille de l'image. Cependant, l'utilisation d'une grille échantillonnée génère des erreurs dues à l'approximation sur les nœuds de la grille. Evidemment, l'augmentation des fréquences d'échantillonnage spatial peut permettre de réduire les erreurs d'approximation.

On montre (voir Annexe B) que l'expression analytique de l'erreur moyenne en fonction des distances entre les nœuds est donnée par l'Eq. (4.5) :

$$D = \frac{T_x^3}{6T_xT_y} \left[\frac{T_y}{T_x} \sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} + \operatorname{acosh} \left(\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} \right) \right] + \frac{T_y^3}{6T_xT_y} \left[\frac{T_x}{T_y} \sqrt{1 + \frac{T_x^2}{T_y^2}} + \operatorname{acosh} \left(\sqrt{1 + \frac{T_x^2}{T_y^2}} \right) \right] \quad (4.5)$$

où T_x et T_y sont les distances séparant deux nœuds, respectivement suivant x et y .

On remarque que la permutation des variables T_x et T_y n'entraîne aucune différence sur le résultat, ce qui est parfaitement normal. Effectuons à présent un exemple de calcul d'erreur. Si la taille d'une maille est de $80\mu m$ dans la direction latérale et de $31\mu m$ dans la direction axiale, alors l'erreur moyenne résultante de l'approximation sur la grille est approximativement égale à $22\mu m$. Pour effectuer ce calcul, il suffit de remplacer T_x et T_y par $40\mu m$ et $15.5\mu m$ dans l'Eq. (4.5). L'impact du phénomène de suréchantillonnage est illustré dans la figure 4.4.

Deux critères basés sur les intensités ont également été définis pour quantifier l'impact de ces erreurs d'approximation. Ils évaluent les différences entre une image formée par convolution directe et une image formée après approximation des diffuseurs sur une grille. On définit ainsi :

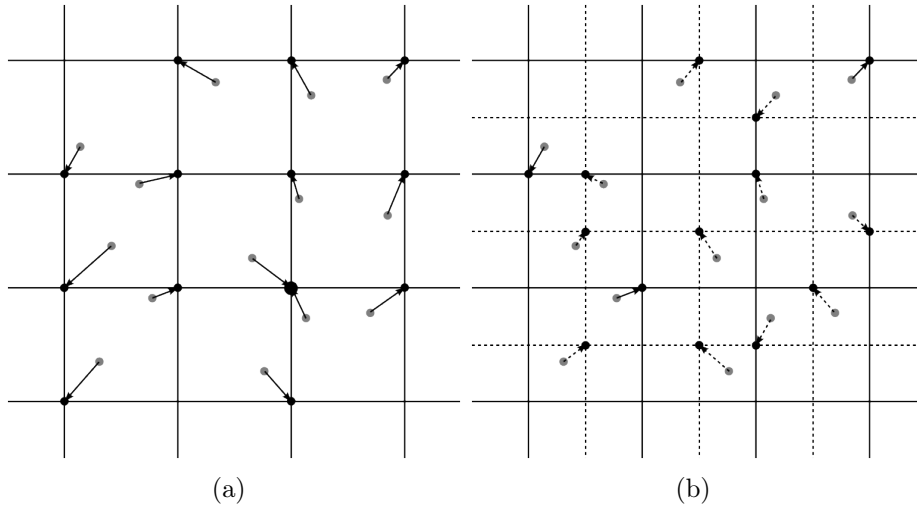


FIG. 4.4 – Approximation de chaque diffuseur au nœud le plus proche pour (a) une grille simple (b) une grille suréchantillonnée

- l'intensité différence maximum (IDM)
- et l'abscisse à partir de laquelle l'histogramme cumulé de l'image différence est égal à 95% (AHC95).

Rappelons ici qu'après simulation, les images mode B log-compressées sont converties en données 8 bits non signées. Ainsi, les pixels des images simulées prennent leurs valeurs dans l'intervalle $[0, 255]$. Soient f_0 la fréquence centrale d'émission, f_s la fréquence d'échantillonnage temporel, f_x et f_y les fréquences d'échantillonnage spatial respectivement suivant les directions, latérale et axiale. On définit une fréquence d'échantillonnage temporel en prenant 5 points par période puis on déduit f_y en passant du domaine temporel au domaine spatial. Le rapport constant entre f_x et f_y permet de calculer f_x .

$$\begin{cases} f_y = \frac{2f_s}{c} \text{ avec } f_s = 5f_0 \\ f_x = \frac{f_y}{2.6} \end{cases}$$

Les choix ci-dessus s'appuient sur les caractéristiques du système Vevo 660, Visualsonics, dont les caractéristiques seront reprises à la fin de ce chapitre. Bien entendu, f_x et f_y peuvent être modifiées en fonction du système qu'on souhaite simuler. Les figures 4.5(a)-4.5(b) montrent les valeurs des deux critères IDM et AHC95 pour différents couples m/n tels que $m, n \in [1, 2, 4, 8]^2$, $m \geq n$. m et n sont les coefficients de suréchantillonnage spatial, respectivement pour f_x et f_y . Ils traduisent une augmentation par deux facteurs entiers des fréquences d'échantillonnage, l'objectif étant de réduire les erreurs d'approximation.

On remarque que la réduction des erreurs est maximale pour un suréchantillonnage isotrope, c'est-à-dire en prenant $m = n$. En effet, les critères IDM et AHC95 sont respectivement égaux à 46 et 19 pour le couple $4f_x/1f_y$ et 28 et 13 pour le

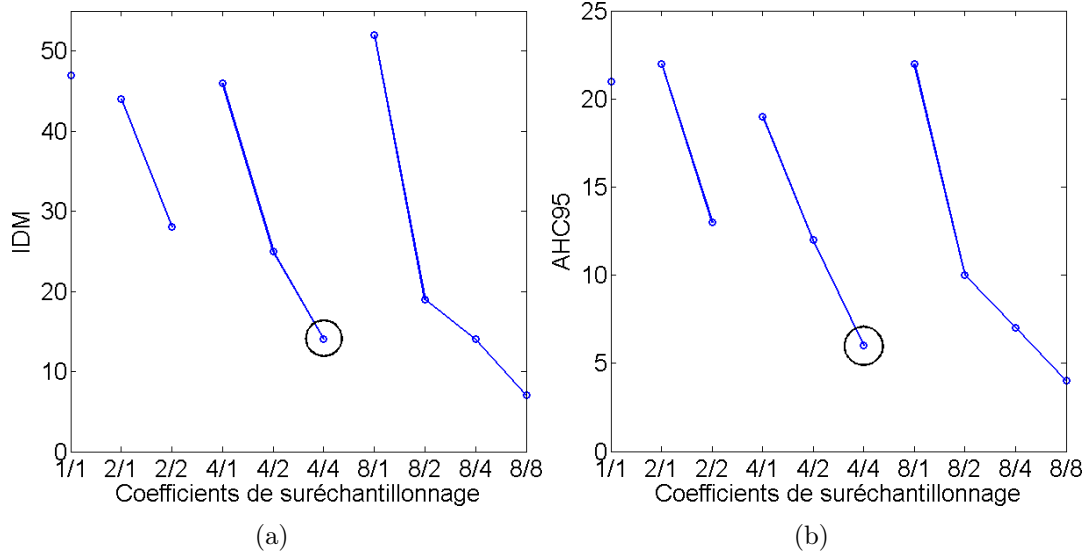


FIG. 4.5 – Valeurs des critères en fonction des coefficients de suréchantillonnage : (a) intensité différence maximum (b) abscisse à partir de laquelle l'histogramme cumulé de l'image différence est égal à 95%

couple $2f_x/2f_y$. Pourtant, le temps de calcul nécessaire est augmenté de la même quantité puisqu'il est approximativement multiplié par 4.

En nous basant sur ces critères, nous choisissons un suréchantillonnage isotrope par 4. La fréquence d'échantillonnage axiale est alors $f_y = 20f_0$ tandis que la rapport f_y/f_x reste égal à 2.6. Le critère IDM est alors inférieur à 13 et 95% des pixels de l'image différence ont une valeur inférieure ou égale à 6. Comparons à présent, dans le tableau 4.2, les temps de calcul entre la convolution directe et la convolution après approximation sur une grille suréchantillonnée par 4. Notons que les tailles des images dans le cas de la convolution directe sont les mêmes que celles du tableau 4.1 ; les images et la PSF n'ayant pas besoin d'être suréchantillonnées.

Taille de Image	PSF	Nombre de diffuseurs	Temps de calcul [s]		Ratio
			Directe	Grille	
1040*402	105*81	7700	84	0.11	760
2079*802	105*81	31600	1264	0.46	2750
4157*1602	105*81	128000	15760	1.81	8710

TAB. 4.2 – Comparaison du temps de calcul nécessaire pour la simulation d'images avec les approches de convolution directe ou après approximation sur une grille suréchantillonnée par 4 dans les deux directions spatiales

Nous observons qu'en dépit du suréchantillonnage nécessaire à la réduction des erreurs d'approximation, le temps de calcul avec l'approche de convolution numérique est nettement inférieur au temps de calcul requis par la convolution directe. Le temps de calcul, avec l'approche d'approximation sur grille, est ainsi divisé par un facteur environ égal à 8700 pour une image de 1040*402 pixels. Dans l'optique

de simuler des séquences d'images à une cadence rapide, la convolution après approximation sur une grille est choisie.

Finalement, pour chaque image, les étapes successives de l'algorithme de simulation sont :

- déplacement des diffuseurs au sein du milieu continu,
- projection d'un ensemble de diffuseurs 3D sur le plan d'imagerie,
- sélection de la taille des mailles de la grille,
- approximation de chaque diffuseur au plus proche nœud de la grille
- puis convolution numérique entre les nœuds pondérés de la grille et la PSF.

Ces étapes successives sont résumées dans la figure 4.6 qui représente un schéma bloc de l'algorithme. Ajoutons que les diffuseurs sont stockés dans quatre vecteurs, trois contiennent les coordonnées x, y, z et le dernier contient les amplitudes A_i .

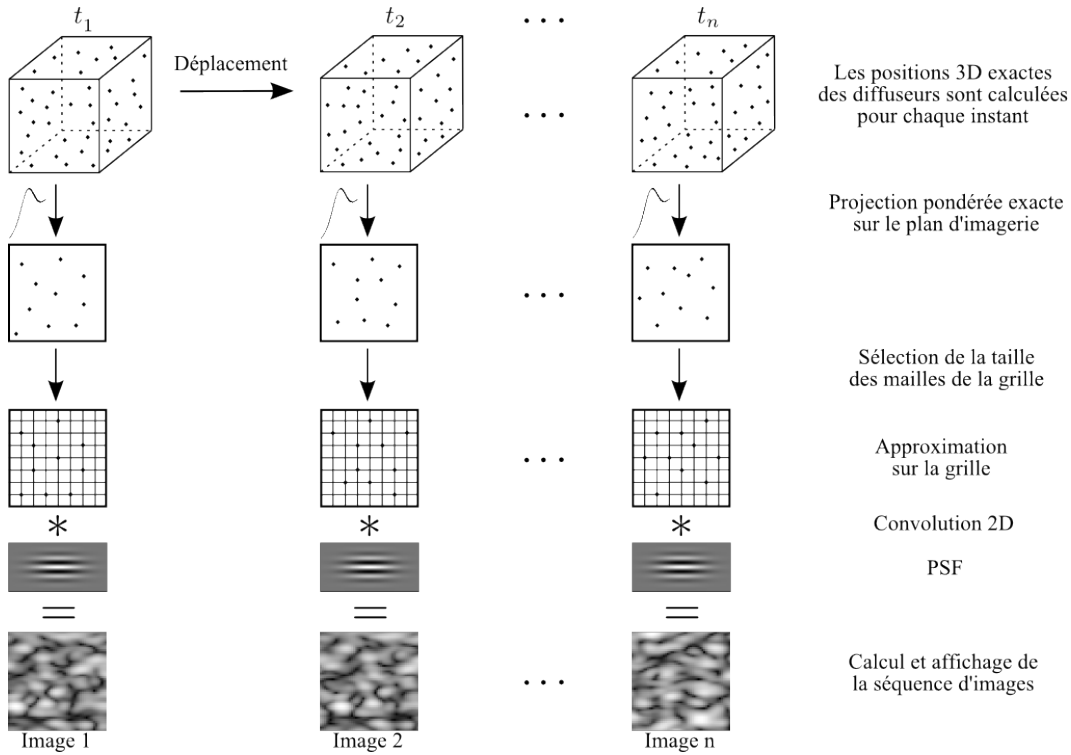


FIG. 4.6 – Schéma bloc de l'algorithme

4.2.3 Adéquation du modèle proposé à la réalité

Dans cette partie, nous évaluons l'aspect réaliste de notre simulation. Pour cela, nous nous intéressons particulièrement aux statistiques du premier et du deuxième ordre. Cette évaluation est réalisée sur des données simulées avec les paramètres donnés dans le tableau 4.3. Afin de proposer une simulation la plus générique possible, nous avons choisi des paramètres d'un système d'imagerie conventionnel.

Paramètres du système d'imagerie		
Fréquence centrale	f_0	$5MHz$
Ecart-type latéral de la PSF	σ_x	$0.42mm$
Ecart-type axial de la PSF	σ_y	$0.21mm$
Ecart-type azimutal de la PSF	σ_z	$0.42mm$
Taille de la cellule de résolution (FWHM)	T_c	$0.48mm^3$
Fréquence d'échantillonnage temporel	f_t	$30s^{-1}$
Vitesse du son dans les tissus mous	c	$1540m.s^{-1}$
Longueur d'onde	λ	$0.308mm$
Paramètres des diffuseurs		
Nombre de diffuseurs	N_s	
Amplitude du i^{th} diffuseur	A_i	
Paramètres de l'image RF		
Taille de l'image suivant x	S_x	$3cm$
Taille de l'image suivant y	S_y	$3cm$
Taille de l'image suivant z	S_z	$1cm$
Fréquence d'échantillonnage axial	f_s	$5f_0$
Fréquence d'échantillonnage spatial suivant x	f_x	$12.5mm^{-1}$
Fréquence d'échantillonnage spatial suivant y	f_y	$32.5mm^{-1}$
Paramètres de la grille		
Facteur de suréchantillonnage suivant x	m	4
Facteur de suréchantillonnage suivant y	n	4

TAB. 4.3 – Paramètres de simulation

Nous avons vu précédemment (sections 1.2.2-1.2.3) que la théorie du speckle a été largement étudiée dans la littérature. Elle a été initialement proposée par [Burckhardt, 1978] dans le cadre des images ultrasonores. Elle a ensuite été reprise à de nombreuses reprises par [Wagner et al., 1983] [Wagner et al., 1987] [Wagner et al., 1988] et [Thijssen and Oosterveld, 1986].

Nous avons montré dans la section 1.2.2 que, sous certaines hypothèses, l'image RF est distribuée de manière Gaussienne et que l'image mode B suit donc une distribution de Rayleigh. Ces caractéristiques sont vérifiées à l'aide des figures 4.7-4.8, représentant respectivement une image RF simulée avec son histogramme ainsi que l'image enveloppe associée avec son histogramme.

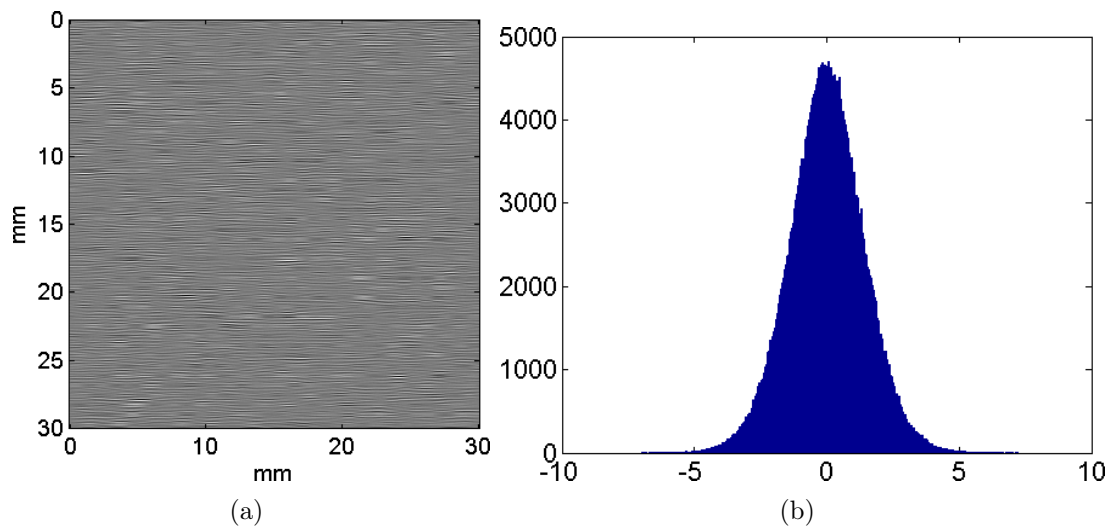


FIG. 4.7 – (a) Image RF simulée (b) Histogramme de l'image RF simulée

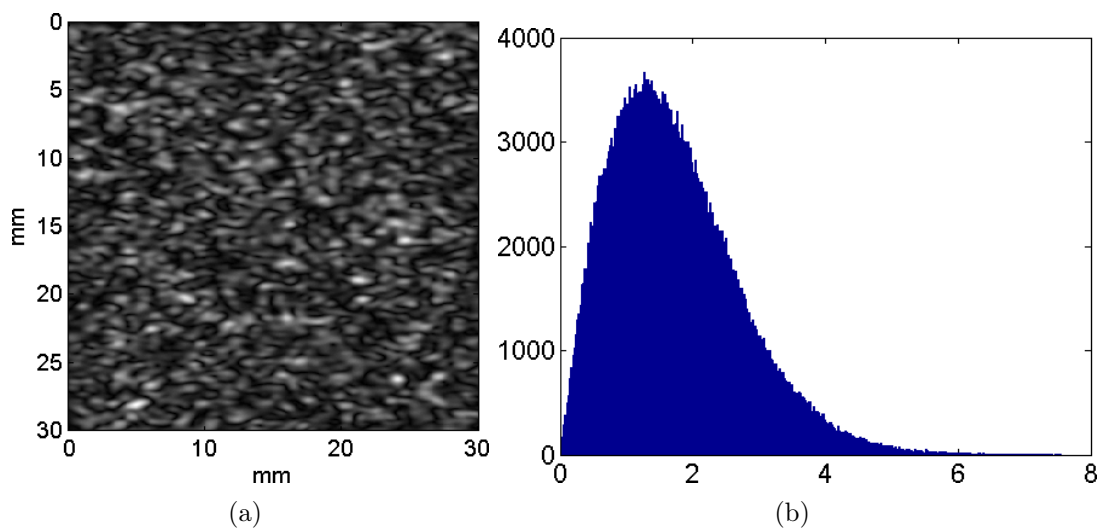


FIG. 4.8 – (a) Image enveloppe simulée (b) Histogramme de l'image enveloppe simulée

Une mesure qualitative du caractère réaliste de la simulation est l'adéquation entre la fonction de densité de probabilité (FDP) des données enveloppe simulées et la FDP de Rayleigh. On rappelle que la FDP de Rayleigh est définie par :

$$p(I) = \frac{I}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{I^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.6)$$

où I est l'intensité du signal enveloppe.

Le seul paramètre de la FDP de Rayleigh, σ^2 , peut être estimé par maximum de vraisemblance (voir Annexe A.4), dans l'Eq. (4.7) :

$$\sigma^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N I_i^2 \quad (4.7)$$

Afin de quantifier l'erreur entre l'histogramme des données enveloppe simulées et la FDP de Rayleigh estimée, on utilise la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (EQM ou RMSE en anglais) :

$$EQM = \sqrt{\sum_i (h_i - ddp_i)^2} \quad (4.8)$$

avec

$$ddp_i = \int_i^{i+1} p(I) dI = \left[-\exp\left(-\frac{I^2}{2\sigma^2}\right) \right]_i^{i+1} \quad (4.9)$$

Il est admis que le nombre de diffuseurs par cellule de résolution joue un rôle important dans les statistiques des images simulées [Oosterveld *et al.*, 1985]. Nous avons vu notamment que le speckle suivait une FDP de Rayleigh pour un nombre de diffuseurs supérieur ou égal à dix. La figure 4.9 montre l'évolution de l'EQM en fonction de la densité de diffuseurs.

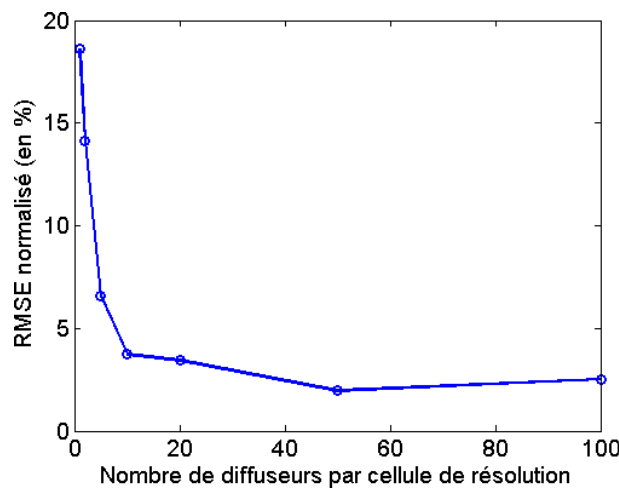


FIG. 4.9 – EQM pour différentes densités de diffuseurs

On voit alors que l'EQM décroît lorsque la densité de diffuseurs augmente. Nous vérifions ainsi que dix diffuseurs par cellule de résolution, comme elle a été définie

dans la définition 1.1, assure une bonne adéquation entre l'histogramme de l'image enveloppe et la FDP de Rayleigh. On parle de speckle totalement développé. L'algorithme de simulation affiche les images RF et enveloppe, ainsi que l'EQM sur demande. Cela permet de vérifier que les hypothèses de simulation sont vérifiées.

Rappelons que l'image RF simulée est formée par la convolution entre une PSF, modélisée par une fonction Gaussienne modulée par une fonction cosinusoidale, et une somme de Dirac (Eq. (4.1)). D'après le tableau 4.3, les paramètres utilisés pour la simulation présentée ici sont $f_0 = 5MHz$, $\sigma_x = 0.42mm$ et $\sigma_y = 0.21mm$. De plus, les périodes spatiales avant suréchantillonnage sont :

$$\begin{cases} T_x = \frac{1}{f_x} = 80\mu m \\ T_y = \frac{1}{f_y} = 31\mu m \end{cases}$$

Théoriquement, la largeur à mi-hauteur est $FWHM = 2.35\sigma$ pour une fonction Gaussienne, ce qui nous donne $FWHM_{ax} = 0.5mm$ et $FWHM_{lat} = 1mm$ dans notre cas. La définition 1.2 énonce que l'autocovariance du signal enveloppe est approximativement égale à la PSF [Wagner et al., 1983] [Smith and Wagner, 1984]. La figure 4.10 représente l'autocovariance normalisée d'une image enveloppe simulée. La largeur à mi-hauteur (FWHM) est égale à 12 pixels dans la direction latérale et 15 pixels dans la direction axiale, ce qui nous conduit $12 * 80 = 960\mu m = 0.96mm$ dans la direction latérale et $15 * 31 = 465\mu m = 0.465mm$ dans la direction axiale. Ce résultat montre que notre simulation respecte la définition 1.2.

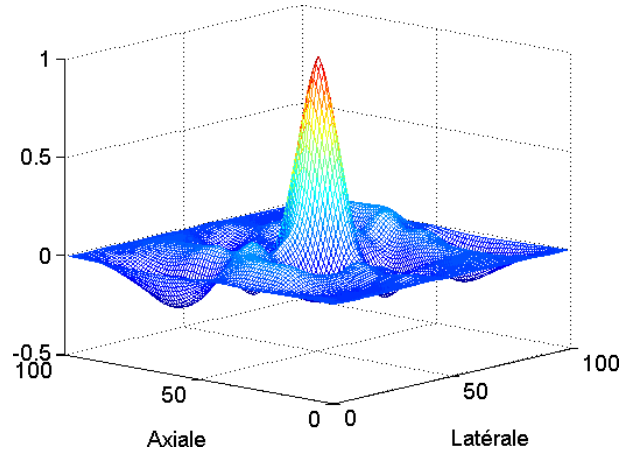


FIG. 4.10 – Autocovariance normalisée de l'image enveloppe

Les fonctions d'autocovariance (ACVF) et d'autocorrélation (ACF) des données RF sont identiques car le processus est stationnaire au deuxième ordre et à moyenne nulle [Wagner et al., 1983]. D'après la définition 1.3, la fonction d'autocorrélation des données RF est égale à la fonction d'autocorrélation de la PSF. La PSF étant une fonction Gaussienne d'écart-type σ , son ACF est également une fonction Gaussienne d'écart-type $\sigma\sqrt{2}$. Par conséquent, la FWHM attendue est égale à $1.414mm$ dans

la direction latérale et 0.707mm dans la direction axiale. La figure 4.11 représente l'autocovariance normalisée d'une image RF simulée. La FWHM est égale à 17 pixels, soient $17 * 80 = 1360\mu\text{m} = 1.36\text{mm}$ dans la direction latérale, et 21 pixels, soient $21 * 31 = 651\mu\text{m} = 0.651\text{mm}$ dans la direction axiale. Ce deuxième résultat montre que notre simulation respecte la définition 1.3.

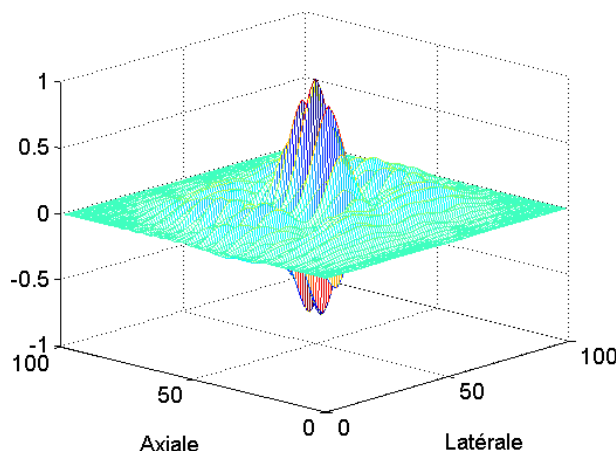


FIG. 4.11 – Autocovariance normalisée de l'image RF

Pour conclure sur cette partie, nous pouvons affirmer que les statistiques du premier et du deuxième ordre, des données simulées par notre approche, suivent le modèle théorique attendu. Ces résultats ont été confirmés à l'aide de nombreuses simulations et prouvent la validité de notre modèle de simulation, qui fournit une simulation plus réaliste car basée sur un ensemble 3D de diffuseurs. L'utilisation du simulateur nécessite de fournir les positions successives des diffuseurs. Pour cela, chaque utilisateur modifie à sa guise le bloc 'positions' en fournissant au simulateur quatre vecteurs (positions 3D et amplitudes des diffuseurs) pour chaque instant.

4.3 Modèle de déplacement adapté aux flux 3D

Cette thèse s'inscrit dans un projet autour de l'étude des flux sanguins. Nous avons donc, en appui du cadre de simulation présenté ci-avant, proposé un modèle de déplacement adapté aux flux 3D. Ce modèle utilise des principes physiques de base de la mécanique des fluides.

4.3.1 Éléments théoriques de la mécanique des fluides

Le comportement d'un fluide est caractérisé par deux types de grandeurs :

- les grandeurs intrinsèques telles que sa masse volumique ou sa viscosité
- et les grandeurs extrinsèques dépendant des actions exercées sur lui.

On distingue deux types de fluides en fonction de la relation qui existe entre le tenseur des contraintes visqueuses et le tenseur des déformations. Un fluide est dit newtonien dans le cas où il existe une relation linéaire entre ces deux tenseurs,

et non newtonien dans le cas contraire. Un fluide non newtonien subit donc une déformation qui n'est pas directement proportionnelle à la force exercée dessus. Un exemple de fluide non newtonien est un mélange d'eau et d'amidon de maïs. Le comportement des fluides newtoniens peut être décrit par les équations de Navier Stokes. Nous faisons l'hypothèse que nous travaillons avec des fluides newtoniens.

On définit le nombre de Reynolds, R_e , caractérisant un écoulement (laminaire, turbulent, transitoire) dans l'Eq. (4.10) :

$$R_e = \frac{\rho v L}{\eta} = \frac{v L}{\nu} \quad (4.10)$$

où v est la vitesse du fluide (m/s), L la longueur caractéristique (m), ρ la masse volumique (kg/m^3), η la viscosité dynamique du fluide ($Pa.s$) et ν la viscosité cinématique du fluide (m^2/s).

Des valeurs limites du nombre de Reynolds, comprises entre 1000 et 2000, différencient les écoulements turbulents ($R_e > 2000$) des écoulements laminaires ($R_e < 1000$). Entre ces deux cas, on parle de régime transitoire. La viscosité du sang est de l'ordre de $10^{-2} Pa.s$ et sa masse volumique de l'ordre de $10^3 kg.m^3$. Dans le cas d'un écoulement sanguin de vitesse 30 cm/s dans un tube de diamètre 1 mm, le nombre de Reynolds est

$$R_e = \frac{10^3 * 30.10^{-2} * 10^{-3}}{10^{-2}} = 30$$

et donc très petit devant 2000. On considérera donc un régime laminaire ou écoulement de Stokes pour cette étude. Les forces visqueuses sont alors prépondérantes.

Les écoulements étudiés se ramènent à des fluides se déplaçant au sein de tube de section circulaire constante. On parle alors d'écoulement de Poiseuille. De par la loi de conservation du débit $D = v.S$, une réduction locale de la section augmente la vitesse et les conditions d'un écoulement de Poiseuille ne sont alors plus respectées. Un rétrécissement aortique, où sténose, peut ainsi être détectée par une augmentation anormale de la vitesse. Lors d'un écoulement de Poiseuille, le profil de vitesse au sein du tube de rayon R est de type parabololoïde. On voit sur la figure 4.12 un profil parabolique de vitesses, issu d'une coupe longitudinale du tube.

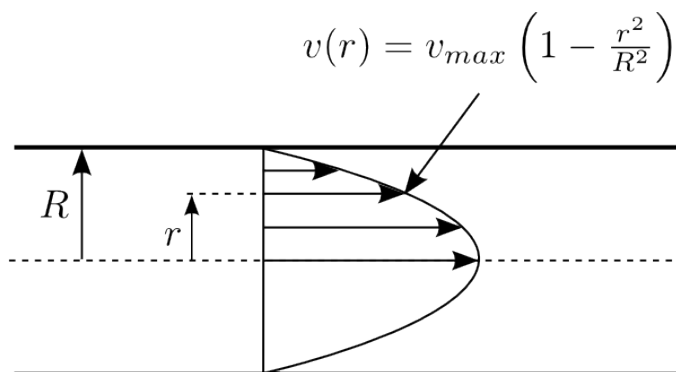


FIG. 4.12 – Coupe longitudinale d'un tube à section constante, mettant en évidence le profil parabolique des vitesses dans le cas d'un écoulement de Poiseuille

L'expression de la vitesse $v(r)$, des particules de fluides situées à une distance r du centre du vaisseau, est donnée dans l'Eq. (4.11) :

$$v(r) = v_{max} \left(1 - \frac{r^2}{R^2} \right) \quad (4.11)$$

La vitesse est donc maximale au centre du tube et nulle au niveau de la paroi. Cette distribution de vitesses est partiellement créée par les forces de viscosité qui génèrent un phénomène de cisaillement. Les frottements aux niveaux des parois du tube ont alors pour conséquence l'annulation de la vitesse. Ajoutons que la vitesse est, en tout point, parallèle à l'axe du tube, ou du vaisseau pour notre application. Il n'y a pas de composante radiale de vitesse.

La vitesse moyenne de ce type d'écoulements est calculée en intégrant, par rapport à r , l'expression de la vitesse donnée dans l'Eq. (4.11). Ceci nous conduit à l'expression de l'Eq. (4.12) :

$$\begin{aligned} v_{moy} &= \frac{1}{2R} \int_{-R}^{+R} v(r) dr \\ &= \frac{1}{2R} \int_{-R}^{+R} v_{max} \left(1 - \frac{r^2}{R^2} \right) dr \\ &= \frac{v_{max}}{2R} \left[r - \frac{r^3}{3R^2} \right]_{-R}^{+R} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Finalement, on obtient l'Eq. (4.13) qui relie les vitesses moyenne et maximum.

$$v_{moy} = \frac{2}{3} v_{max} \quad (4.13)$$

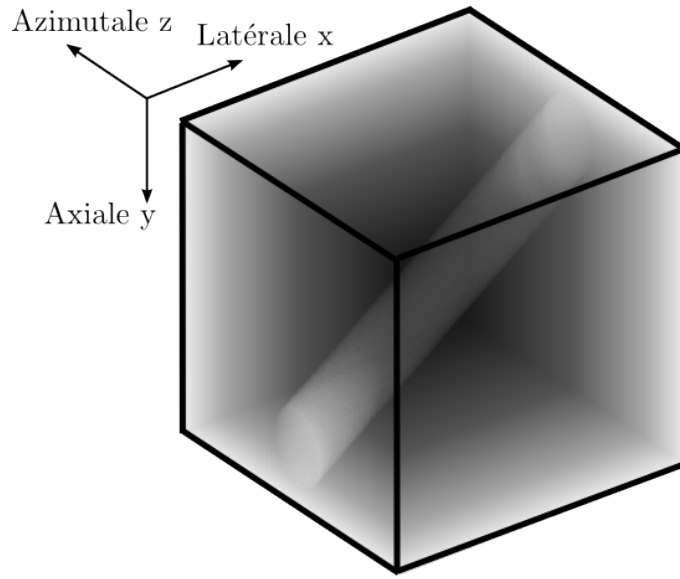
4.3.2 Aspects pratiques du modèle de déplacement

Nous cherchons, à présent, une modélisation simple d'un déplacement de type parabololoïde. Ce modèle de déplacement nous servira ensuite à calculer, en chaque instant, les positions des diffuseurs au sein de l'espace tridimensionnel. Les paramètres du vaisseau que nous souhaitons modéliser sont listés dans le tableau 4.4. On y retrouve le rayon R et la vitesse moyenne v_{moy} , mais aussi deux angles, θ_1 et θ_2 , définissant l'orientation du vaisseau par rapport au repère (x, y, z) .

Paramètres de simulation du flux	
Rayon du vaisseau	R
Orientation dans le plan d'imagerie	θ_1
Orientation hors du plan d'imagerie	θ_2
Vitesse moyenne	v_{moy}

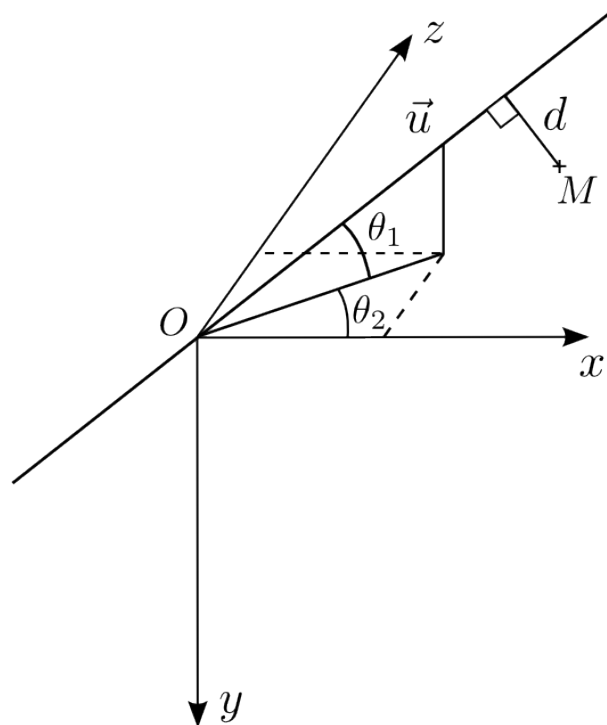
TAB. 4.4 – Paramètres du flux

Un exemple de vaisseau cylindrique orienté avec $\theta_1 = 30^\circ$ et $\theta_2 = 5^\circ$ est présenté dans la figure 4.13. Seuls les diffuseurs localisés à l'intérieur du vaisseau sont soumis

FIG. 4.13 – Modèle de vaisseau cylindrique avec $\theta_1 = 30^\circ$ and $\theta_2 = 5^\circ$

à un déplacement. Ces déplacements dépendent de l'éloignement par rapport à l'axe du vaisseau, ainsi que de l'intervalle de temps entre deux image ($1/f_t$).

Le modèle de déplacement doit donc fournir, pour chaque diffuseur, trois composantes de déplacement. La figure 4.14 va nous servir de support pour décrire la méthodologie utilisée pour le calcul de ces composantes de déplacements.

FIG. 4.14 – Calcul de la distance d entre un diffuseur et l'axe du vaisseau

La méthodologie de calcul des déplacements des diffuseurs suit six étapes :

- définition du centre de rotation O du vaisseau ;
- calcul du vecteur $\overrightarrow{OM}$ où M est un diffuseur quelconque ;
- définition du vecteur directeur de l'axe de rotation
 $\vec{u} = [\cos(\theta_1)\cos(\theta_2), -\sin(\theta_1), \cos(\theta_1)\sin(\theta_2)]$;
- calcul de la distance d entre le diffuseur M et l'axe du vaisseau

$$d = \frac{\|\vec{u} \wedge \overrightarrow{OM}\|}{\|\vec{u}\|}$$

où $\wedge$ est le produit vectoriel ;

- conservation des diffuseurs dont la distance d est inférieure au rayon R du vaisseau ;
- calcul des trois composantes du vecteur vitesse $v = (v_x, v_y, v_z)$

$$\begin{cases} v_x &= v_{max} \left(1 - \frac{d^2}{R^2}\right) \cos(\theta_1)\cos(\theta_2) \\ v_y &= v_{max} \left(1 - \frac{d^2}{R^2}\right) \sin(\theta_1) \\ v_z &= v_{max} \left(1 - \frac{d^2}{R^2}\right) \cos(\theta_1)\sin(\theta_2) \end{cases}$$

Les composantes du déplacement sont ensuite déduites des composantes de vitesse en utilisant la relation $\Delta = v/f_t$.

4.3.3 Validation du modèle de déplacement proposé

Dans un premier temps, nous simulons un fluide hautement diffusant dont l'amplitude est supérieure de 6 dB à celle des tissus. Plusieurs situations ont été simulées avec différentes orientation et vitesses moyennes d'un vaisseau de diamètre 8mm. Nous montrons trois images extraites à partir de trois séquences de flux dans la figure 4.15.

La première séquence (figure 4.15(a)) contient un vaisseau hors-plan. La deuxième séquence (figure 4.15(b)) montre un vaisseau incliné dans le plan d'imagerie. La troisième séquence (figure 4.15(c)) représente un flux longitudinal. Les valeurs des paramètres des flux simulés sont résumés dans le tableau 4.5.

Paramètres du flux	Séquence 1	Séquence 2	Séquence 3
R	0.4cm	0.4cm	0.4cm
θ_1	0°	20°	0°
θ_2	20°	5°	5°
v_{moy}	0.4cm/s	0.4cm/s	0.8cm/s
Rapport d'amplitudes	2	2	2

TAB. 4.5 – Paramètres de flux pour trois simulations

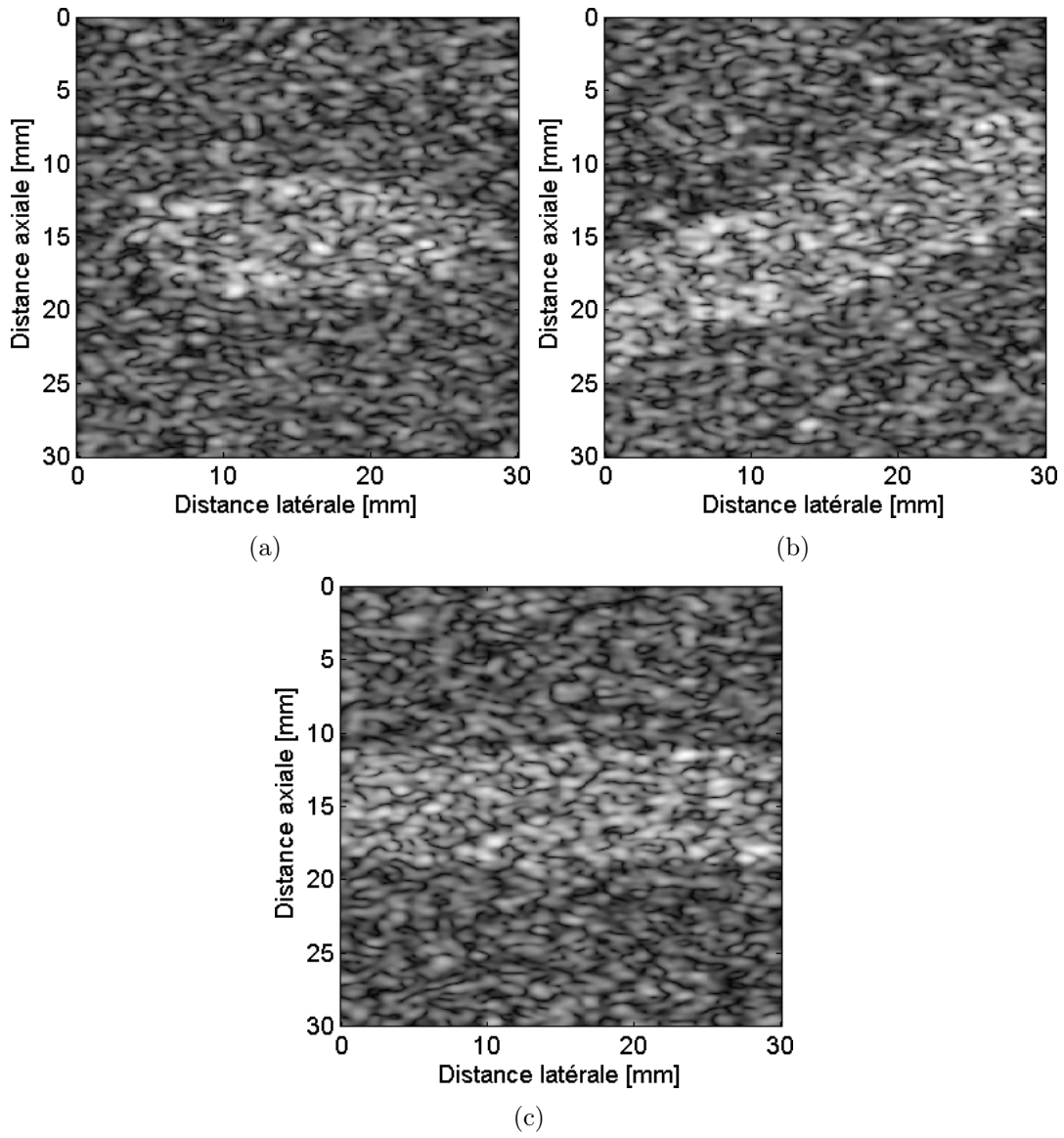


FIG. 4.15 – Images extraites de séquences simulées (a) $\theta_1 = 0^\circ, \theta_2 = 20^\circ$ (b) $\theta_1 = 20^\circ, \theta_2 = 5^\circ$ (c) $\theta_1 = 0^\circ, \theta_2 = 5^\circ$

On rappelle que l'angle hors-plan a été fixé tel que $\theta_2 = 5^\circ$ pour les séquences 2 et 3 afin d'introduire de la décorrélation induite par le faible angle entre le vaisseau et la sonde, existant dans la réalité. La figure 4.16 montre trois plans spatiotemporels (x, t) construits à partir de séquences contenant seulement du mouvement latéral. Le plan spatiotemporel de la figure 4.16(a) a été extrait d'une séquence simulée avec un modèle 2D, celui de la figure 4.16(b) provient d'une séquence simulée avec notre modèle 3D (S3) et enfin celui de la figure 4.16(c) est issu d'une séquence réelle.

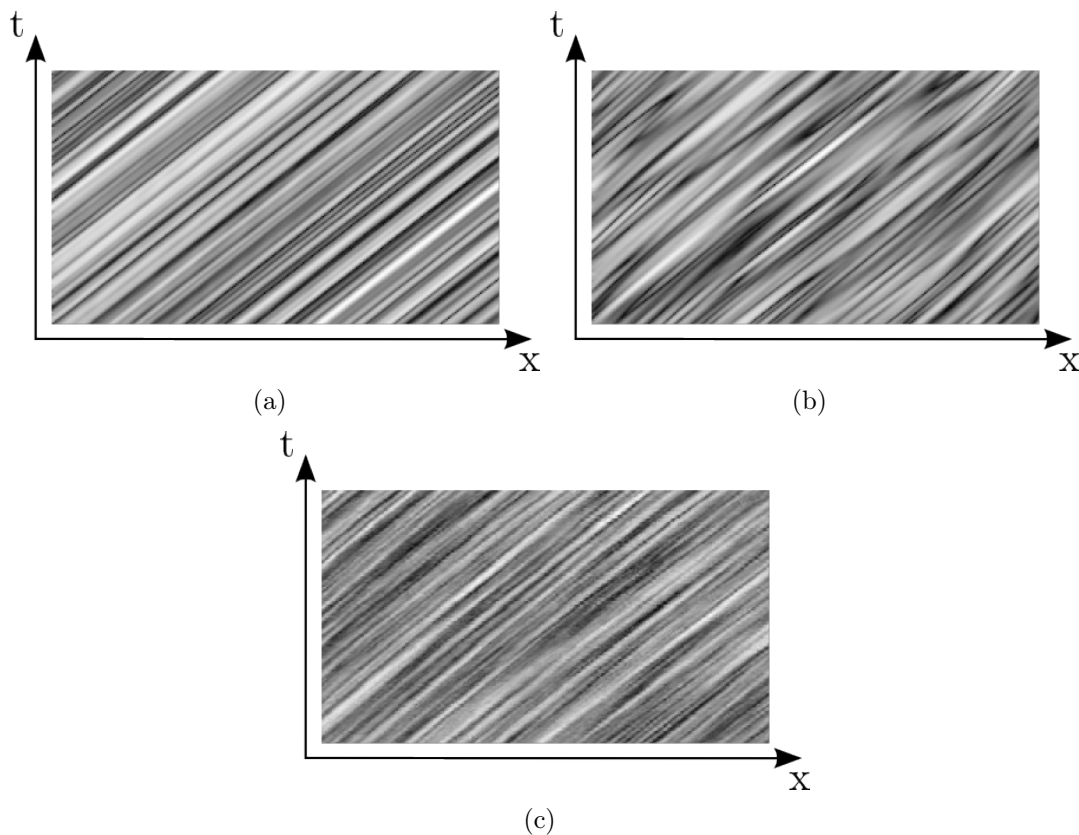


FIG. 4.16 – Plans spatiotemporels avec mouvement latéral extraits (a) à partir d'une séquence simulée avec une convolution 2D (b) à partir d'une séquence simulée avec notre modèle 3D (c) à partir d'une séquence réelle

Dans le but de valider notre modèle de déplacement, un algorithme de speckle tracking a été utilisé sur les séquences simulées. Rappelons brièvement le principe du speckle tracking ou mise en correspondance de blocs [Bohs *et al.*, 2000]. Le principe est de mettre en correspondance deux blocs de speckle issus de deux images différentes de la séquence. Un bloc de référence est défini dans la première image. Ensuite, un algorithme recherche le bloc le plus similaire, ou le moins dissimilaire, dans la seconde image. Le choix du meilleur bloc utilise un critère de similarité ou de dissimilarité. Nous avons utilisé ici la somme des différences absolues avec un facteur d'interpolation de 3. Les figures 4.17(a)-4.17(b) montrent, respectivement, un champ dense de vecteurs vitesses et une cartographie couleur des vitesses estimés à partir des séquences 1 et 2 définies dans le tableau 4.5. Un profil de vitesses, estimé à partir de la séquence 3, est illustré dans la figure 4.17(c).

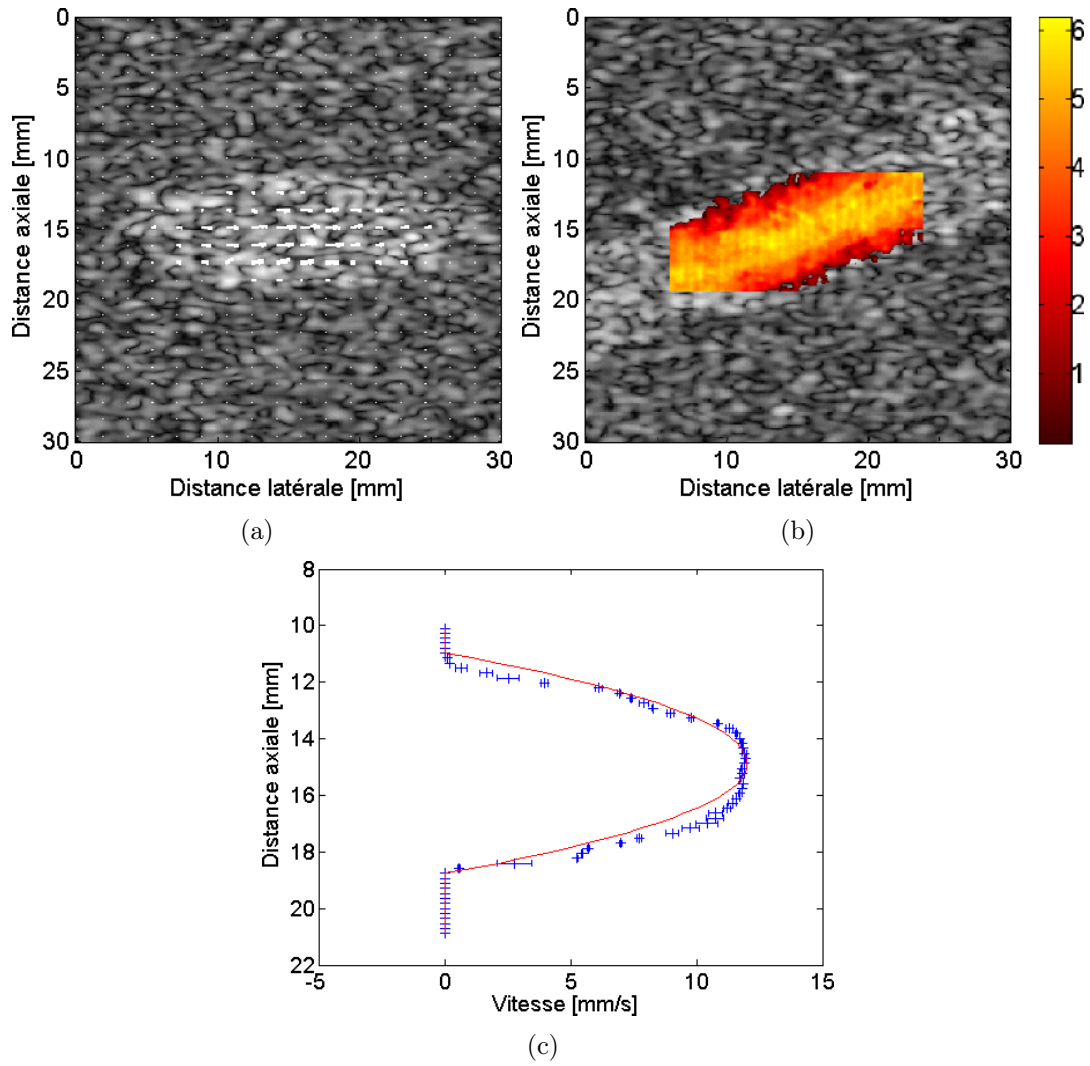


FIG. 4.17 – (a) Champ dense de vecteurs vitesses estimé sur la séquence 1 ($\theta_1 = 0^\circ, \theta_2 = 20^\circ$) (b) Cartographie couleur des vitesses estimée sur la séquence 2 ($\theta_1 = 20^\circ, \theta_2 = 5^\circ$) (c) Profil de vitesses estimé sur la séquence 3 ($\theta_1 = 0^\circ, \theta_2 = 5^\circ$)

Dans un second temps, nous proposons de simuler un flux sanguin dans un vaisseau. L'amplitude du sang est bien plus faible que celle des tissus à une fréquence de travail $f_0 = 5\text{MHz}$. Nous avons ainsi simulé une séquence de flux sanguin en fixant l'amplitude du sang 20 dB en dessous de celle du tissu. Deux séquences de flux sanguins, dont les paramètres sont donnés dans le tableau 4.6, ont été simulées.

Paramètres du flux	Séquence 4	Séquence 5
R	0.4cm	0.4cm
θ_1	20°	0°
θ_2	5°	5°
v_{moy}	0.4cm/s	0.8cm/s
Rapport d'amplitudes	0.1	0.1

TAB. 4.6 – Paramètres de flux pour deux simulations de flux sanguins

Les figures 4.18(a)-4.18(b) illustrent les images résultantes extraites des séquences simulées 4 et 5. Le flux sanguin apparaît sombre en raison de la faible échogénicité des diffuseurs du sang.

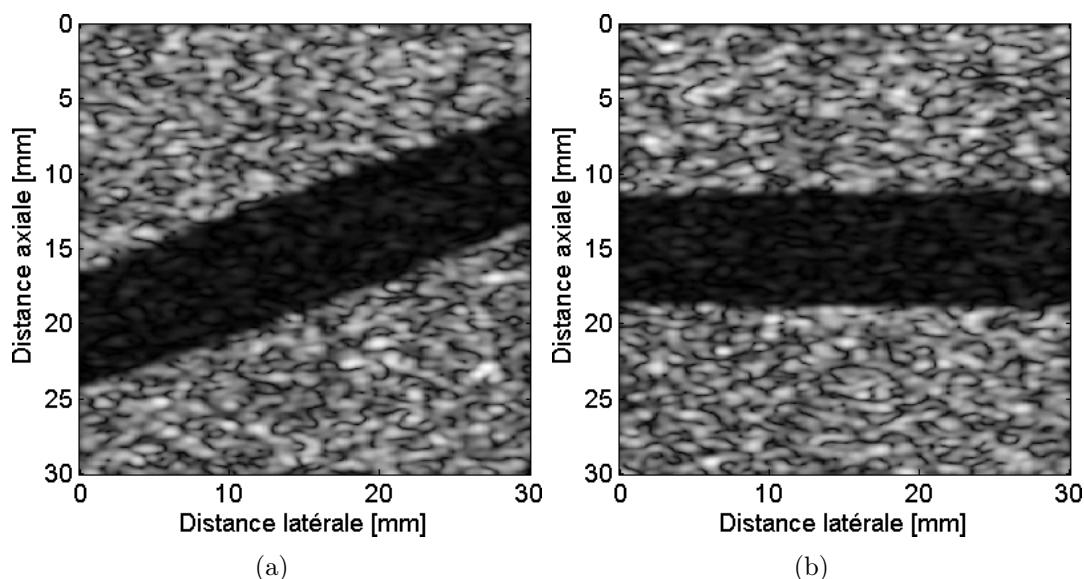


FIG. 4.18 – Images extraites de séquences simulées de flux sanguins avec (a) $\theta_1 = 20^\circ, \theta_2 = 5^\circ$ (b) $\theta_1 = 0^\circ, \theta_2 = 5^\circ$

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes plus particulièrement intéressés à l'étude des faibles flux, circulant à des vitesses de l'ordre de quelques mm/s. Pour étudier ces flux, il est nécessaire d'utiliser un système d'acquisition haute résolution. Ces systèmes fonctionnent à des fréquences de plusieurs dizaines de MHz alors que les systèmes conventionnels fonctionnent à quelques MHz. Il n'existe pas aujourd'hui de barrettes de transducteurs fonctionnant à hautes fréquences. Elles sont alors remplacées par un transducteur unique à balayage mécanique. Cependant, l'utilisation d'un transducteur en mouvement rend compliquée l'estimation des vitesses de flux sanguins par des méthodes classiques Doppler. De plus, nous avons vu que les

vitesses faibles ne sont pas correctement estimées car elles sont susceptibles d'être filtrées. Nous cherchons donc à apporter une réponse précise à cette problématique des faibles flux. Des données ont alors été simulées à une fréquence centrale de 40MHz, en plus des données expérimentales acquises avec l'échographe Vevo 660, Visualsonics. Notons que l'échogénicité du sang n'est pas la même à 40MHz qu'à 5MHz. En effet, il apparaît blanc à 40MHz alors qu'il est sombre voire noir à 5MHz.

Nous avons détaillé, dans cet avant-dernier chapitre, la méthodologie proposée pour une simulation rapide de séquences d'images ultrasonores. Cette approche efficace sera utilisée pour générer des séquences simulées qui serviront pour l'évaluation de notre approche, présentée dans le chapitre 3. Dans le prochain chapitre, nous allons définir le jeu de séquences expérimentales et simulées utilisées puis présenter les résultats obtenus.

Validation de la méthode

Dans cette dernière partie, nous allons présenter les résultats d'estimation de mouvement obtenus à l'aide de la méthode proposée. Notre méthode de filtrage spatiotemporel orienté en 2D et en 3D a été validée sur différents cas de flux, longitudinaux ou orientés. Nous décrirons, tout d'abord, les séquences utilisées pour la validation. Des critères de performance seront ensuite définis afin de quantifier la précision des estimations. Puis les résultats d'estimations, dans les cas 2D puis 3D, seront présentés sous différentes formes et quantifiés. Enfin, nous nous comparerons avec d'autres méthodes d'estimation de mouvement dans le cadre d'une étude réalisée sur différentes situations caractéristiques de flux.

5.1 Séquences d'images expérimentales et simulées

Dans cette partie, nous allons décrire les séquences utilisées. Nous avons séparé les séquences en trois catégories :

- les séquences de fantôme de flux avec du BMF (S_{fb}),
- les séquences de fantôme de flux avec du sang de lapin (S_{fs})
- et les séquences de flux simulées (S_s).

Rappelons que l'angle d'orientation du vaisseau dans le plan d'imagerie est noté φ . Avant de détailler les séquences choisies pour l'évaluation, nous revenons sur le protocole d'acquisition des données expérimentales réalisées au Canada.

5.1.1 Données expérimentales acquises au Canada

Les données présentées dans cette partie ont été acquises, en décembre 2003, au sein du laboratoire du Professeur Stuart Foster, au Sunnybrook Health Sciences Centre à Toronto.

Fantôme et blood-mimicking fluid

Un fluide, de propriétés physiques proches de celle du sang (blood-mimicking fluid), a été injecté au sein d'un fantôme de gélatine. A partir de ce point, on utilisera le terme BMF pour désigner ce fluide. La réalisation du fluide a suivi les informations décrites dans [Ramnarine *et al.*, 1998]. Le BMF est constitué d'une solution aqueuse à laquelle on ajoute des particules de nylon (Orgasol ELF Atochem, Paris, France) de $5\mu m$ de diamètre pour simuler les hématies. La densité des particules, la viscosité du fluide ainsi que son échogénicité sont très proches de celles du sang.

Le fantôme a été réalisé avec une base de gélatine. Une tige, de diamètre inférieur au millimètre, a été introduite au sein du fantôme lors de sa préparation. En ôtant cette tige après solidification du fantôme, le vaisseau résultant ne présentait pas de paroi.

Le fluide a été injecté dans le fantôme à l'aide d'un pousse-seringue (Pump 11, Harvard Apparatus). Une conversion entre le débit souhaité dans le vaisseau et en sortie du pousse-seringue a permis de contrôler son avancement. Le débit Q est défini dans l'Eq. (5.1) :

$$Q = S.v = \pi * r^2 * v \quad (5.1)$$

En prenant $r = 0.5mm$ et une vitesse $v = 1mm/s$, le débit correspondant est alors

$$Q = 7.85 * 10^{-10} m^3/s = 47.1 \mu l/min$$

Des vitesses calibrées, allant de 0.1 à 50 mm/s, ont ainsi été simulées de manière expérimentale.

La figure 5.1 illustre le dispositif expérimentale contenant le pousse-seringue, le fantôme et le BMF.



FIG. 5.1 – Dispositif expérimental. Le pousse-seringue est utilisé pour gérer le flux au sein du vaisseau.

Ajoutons qu'un jeu de données a également été réalisé en remplaçant le BMF par du sang de lapin.

Système d'imagerie ultrasonore

Le système d'acquisition qui a été utilisé est le Vevo 660 (Visualsonics, Inc., Toronto, ON, Canada) [Foster *et al.*, 2002]. Les acquisitions ont été réalisées à une fréquence centrale de 40MHz. Le système utilise un transducteur unique à balayage mécanique unidirectionnel (swept-scan en anglais). Le transducteur effectue alors des allers-retours pour acquérir des séquences d'images mode B à une cadence de 30 images/seconde. Les séquences d'images mode B obtenues ont été rééchantillonnées avec des pixels de taille $15.6\mu m$. La figure 5.2 est une séquence de fantôme de flux avec du BMF tandis que la figure 5.3 est une séquence de flux contenant du sang de lapin. On remarque de suite que le sang de lapin affiche une échogénicité plus importante qui se traduit par un aspect beaucoup plus blanc au sein du vaisseau. Le vaisseau simulé est visible aux alentours d'une profondeur de 6 mm qui est la zone focale. Le début et la fin du vaisseau sont nettement visibles à cause de la transition d'impédance acoustique entre le fantôme et le fluide.

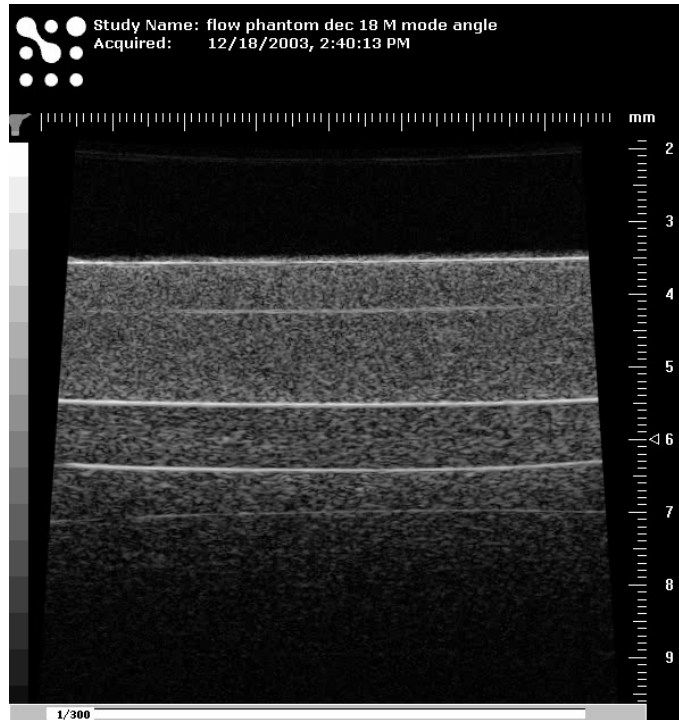


FIG. 5.2 – Image extraite d'une séquence mode B acquise sur un fantôme de flux contenant du BMF avec l'échographe Vevo 660, Visualsonics



FIG. 5.3 – Image extraite d’une séquence mode B acquise sur un fantôme de flux contenant du sang de lapin avec l’échographe Vevo 660, Visualsonics

5.1.2 Séquences de fantôme de flux avec du BMF

L’acquisition des séquences de fantôme de flux a été décrite dans la partie 5.1.1. Ce jeu de données expérimentales a été acquis avec un angle φ toujours égal à 0° . On parle de flux longitudinaux. Les séquences étudiées sont alors :

- S_{fb1} avec $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 0.25mm/s$
- S_{fb2} avec $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 0.5mm/s$
- S_{fb3} avec $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 1mm/s$
- S_{fb4} avec $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 2mm/s$

A ces quatre séquences de flux stationnaires, nous avons ajouté une séquence de flux pulsé :

- S_{fb5} avec $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 1mm/s$ pulsé

5.1.3 Séquences de fantôme de flux avec du sang de lapin

Les séquences de fantôme de flux avec du sang de lapin ont été acquises de la même manière que celles contenant le BMF. Ce jeu de données expérimentales contient un vaisseau incliné de 8° . Les séquences étudiées sont :

- S_{fs1} avec $\varphi = 8^\circ$ et $v_{moy} = 0.37mm/s$
- S_{fs2} avec $\varphi = 8^\circ$ et $v_{moy} = 0.53mm/s$
- S_{fs3} avec $\varphi = 8^\circ$ et $v_{moy} = 0.83mm/s$
- S_{fs4} avec $\varphi = 8^\circ$ et $v_{moy} = 1.73mm/s$

5.1.4 Séquences de flux simulées

Le modèle de simulation que nous avons proposé permet de générer une très grande variété de séquences de flux. Dans l'optique de se positionner sur des méthodes alternatives aux techniques Doppler, nous avons choisi de simuler des séquences pour des orientations comprises entre 0° et 30° . Les séquences simulées sont alors :

- S_{s1-4} avec $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 0.4 - 0.8 - 1 - 2mm/s$
- S_{s5-8} avec $\varphi = 10^\circ$ et $v_{moy} = 0.4 - 0.8 - 1 - 2mm/s$
- S_{s9-12} avec $\varphi = 20^\circ$ et $v_{moy} = 0.4 - 0.8 - 1 - 2mm/s$
- S_{s13-16} avec $\varphi = 30^\circ$ et $v_{moy} = 0.4 - 0.8 - 1 - 2mm/s$

5.1.5 Synthèse des séquences utilisées

Dans le tableau 5.1, sont recensées toutes les séquences traitées dont nous parlerons ensuite. On rappelle que ces données sont visualisables dans le chapitre 4.

Nom	Type	Orientation φ	v_{moy}
S_{fb1}	Expérimentale	0°	$0.25mm/s$
S_{fb2}	Expérimentale	0°	$0.5mm/s$
S_{fb3}	Expérimentale	0°	$1mm/s$
S_{fb4}	Expérimentale	0°	$2mm/s$
S_{fb5}	Expérimentale	0°	$1mm/s$ pulsé
S_{fs1}	Expérimentale	8°	$0.37mm/s$
S_{fs2}	Expérimentale	8°	$0.53mm/s$
S_{fs3}	Expérimentale	8°	$0.83mm/s$
S_{fs4}	Expérimentale	8°	$1.73mm/s$
S_{s1}	Simulée	0°	$0.4mm/s$
S_{s2}	Simulée	0°	$0.8mm/s$
S_{s3}	Simulée	0°	$1mm/s$
S_{s4}	Simulée	0°	$2mm/s$
S_{s5}	Simulée	10°	$0.4mm/s$
S_{s6}	Simulée	10°	$0.8mm/s$
S_{s7}	Simulée	10°	$1mm/s$
S_{s8}	Simulée	10°	$2mm/s$
S_{s9}	Simulée	20°	$0.4mm/s$
S_{s10}	Simulée	20°	$0.8mm/s$
S_{s11}	Simulée	20°	$1mm/s$
S_{s12}	Simulée	20°	$2mm/s$
S_{s13}	Simulée	30°	$0.4mm/s$
S_{s14}	Simulée	30°	$0.8mm/s$
S_{s15}	Simulée	30°	$1mm/s$
S_{s16}	Simulée	30°	$2mm/s$

TAB. 5.1 – Liste des séquences de flux utilisées pour la validation

5.2 Critères de performances

L'approche par bancs de filtres orientés que nous avons développée, présentée dans le chapitre 3, a été appliquée à chacune des séquences. L'approche par bancs de filtres 2D a été appliquée uniquement aux séquences S_{fb} ainsi qu'aux séquences S_{s1-4} tandis que l'approche par bancs de filtres 3D a été appliquée à toutes les séquences. Nous avons donc calculé, pour chaque séquence, des champs denses de vitesses au sein d'une ROI, variable selon les séquences. Un exemple de ROI est représenté dans la figure 5.4. Les estimations ont été calculées pour 15 images consécutives. A partir de ces estimations, nous avons extrait la colonne centrale de la ROI puis calculé les moyennes et écarts-types le long des 15 colonnes temporelles, comme schématisé dans la figure 5.4. A ce stade, nous disposons donc, pour chaque séquence, de deux profils de vitesses suivant x et y . Les estimations moyennes sont nommées $\widehat{v}_{x_i}$ et $\widehat{v}_{y_i}$, tandis que les écarts-types moyens sont nommés std_{x_i} et std_{y_i} . Nous avons ensuite défini plusieurs critères de performance afin de quantifier la précision de notre estimateur. On retrouve certains de ces critères dans plusieurs travaux du domaine qui proposent des nouvelles méthodes d'estimation de vecteur vitesse en imagerie de flux [Gran and Jensen, 2006] [Oddershede et al., 2008]. L'ensemble de ces critères est synthétisé dans un tableau de l'Annexe C.

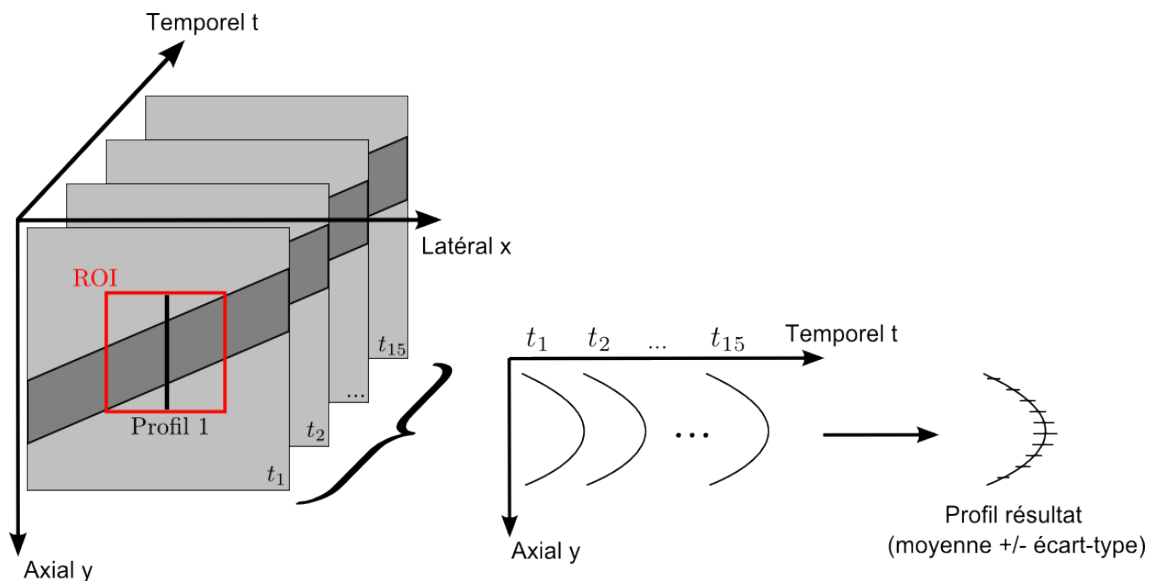


FIG. 5.4 – Calcul des profils moyennes +/- écarts-types à partir des estimations sur 15 images successives

Erreur moyenne normalisée suivant x

Le premier critère est l'erreur moyenne normalisée suivant x . Il évalue, pour chaque estimation de v_x , l'erreur moyenne par rapport au profil théorique. On définit ce critère dans l'Eq. (5.2) :

$$\overline{E_x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\widehat{v_{x_i}} - v_{x_i}}{v_{x_{max}}} \right| \quad (5.2)$$

où v_{x_i} est la vitesse théorique en accord avec le profil parabolique attendu et $v_{x_{max}}$ la vitesse maximum théorique suivant x .

Erreur moyenne normalisée suivant y

De la même manière, on définit l'erreur moyenne normalisée suivant y dans l'Eq. (5.3) :

$$\overline{E_y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\widehat{v_{y_i}} - v_{y_i}}{v_{y_{max}}} \right| \quad (5.3)$$

où v_{y_i} est la vitesse théorique en accord avec le profil parabolique attendu et $v_{y_{max}}$ la vitesse maximum théorique suivant y .

Ecart-type moyen normalisé suivant x

Le troisième indicateur utilisé est l'écart-type moyen normalisé suivant x , défini comme la racine carrée de la variance temporelle moyenne des estimations. Il quantifie la disparité des estimations. Il est défini dans l'Eq. (5.4) :

$$\overline{std_x} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{std_{x_i}^2}{v_{x_{max}}}} \quad (5.4)$$

où $std_{x_i}^2$ est la variance temporelle des estimations v_{x_i} à la profondeur i .

Ecart-type moyen normalisé suivant y

Pareillement, on définit l'écart-type moyen normalisé suivant y dans l'Eq. (5.5) :

$$\overline{std_y} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{std_{y_i}^2}{v_{y_{max}}}} \quad (5.5)$$

où $std_{y_i}^2$ est la variance temporelle des estimations v_{y_i} à la profondeur i .

Composante moyenne de vitesse estimée suivant x

Afin d'évaluer plus globalement le comportement de l'estimateur, on calcule la composante de vitesse moyenne estimée suivant x . Pour cela, on s'intéresse uniquement aux estimations à l'intérieur du vaisseau. On obtient alors cette composante

moyenne dans l'Eq. (5.6) :

$$\widehat{v}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \widehat{v}_{x_i} \quad (5.6)$$

Composante moyenne de vitesse estimée suivant y

De même, on obtient la composante de vitesse moyenne estimée suivant y dans l'Eq. (5.7) :

$$\widehat{v}_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \widehat{v}_{y_i} \quad (5.7)$$

Module moyen estimé de la vitesse

A partir des composantes $\widehat{v}_{x_i}$ et $\widehat{v}_{y_i}$, on peut également obtenir le module moyen de la vitesse estimé par notre approche. Pour cela, on calcule le module estimé en chaque profondeur au sein du vaisseau, puis on calcule sa moyenne, comme dans l'Eq. (5.8) :

$$|\widehat{v}| = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\widehat{v}_{x_i}^2 + \widehat{v}_{y_i}^2} \quad (5.8)$$

Ecart-type moyen du module

Après avoir défini le module de vitesse moyen estimé au sein du vaisseau, nous introduisons l'écart-type moyen sur les estimations du module dans l'Eq. (5.9) :

$$std_{|v|} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sqrt{v_{x_i}^2 + v_{y_i}^2} - \sqrt{\widehat{v}_{x_i}^2 + \widehat{v}_{y_i}^2} \right)^2} \quad (5.9)$$

Orientation moyenne estimée du vecteur vitesse

La dernière caractéristique étudiée est l'orientation moyenne estimée du vecteur vitesse. Pour l'obtenir, on calcule pour chaque profondeur, l'orientation estimée puis on moyenne ce résultat au sein du vaisseau. On définit alors cet indicateur dans l'Eq. (5.10) :

$$\widehat{\varphi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \arctan \left(\frac{\widehat{v}_{y_i}}{\widehat{v}_{x_i}} \right) \quad (5.10)$$

Ecart-type moyen de l'orientation

Enfin, on calcule l'écart-type associé à l'orientation dans l'Eq. (5.11) :

$$std_{\varphi} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\arctan \left(\frac{v_{y_i}}{v_{x_i}} \right) - \arctan \left(\frac{\widehat{v}_{y_i}}{\widehat{v}_{x_i}} \right) \right]^2} \quad (5.11)$$

5.3 Résultats obtenus avec le filtrage orienté 2D

L'évaluation de notre approche d'estimation de mouvement par bancs de filtres orientés 2D a été réalisée sur les séquences S_{fb1-4} et S_{s1-4} . Rappelons que les filtres utilisés ont été définis sur un support de 21×21 pixels avec une résolution angulaire de 1° . Le critère d'énergie a été calculé en utilisant une fenêtre de 7×7 pixels en fixant $C = 6$ et $N = 6$.

5.3.1 Evaluation qualitative

Nous avons dans un premier temps tracé les profils de vitesses (moyennes/écarts-types) pour chacune des séquences. Ces profils sont présentés dans les figures 5.5 et 5.6.

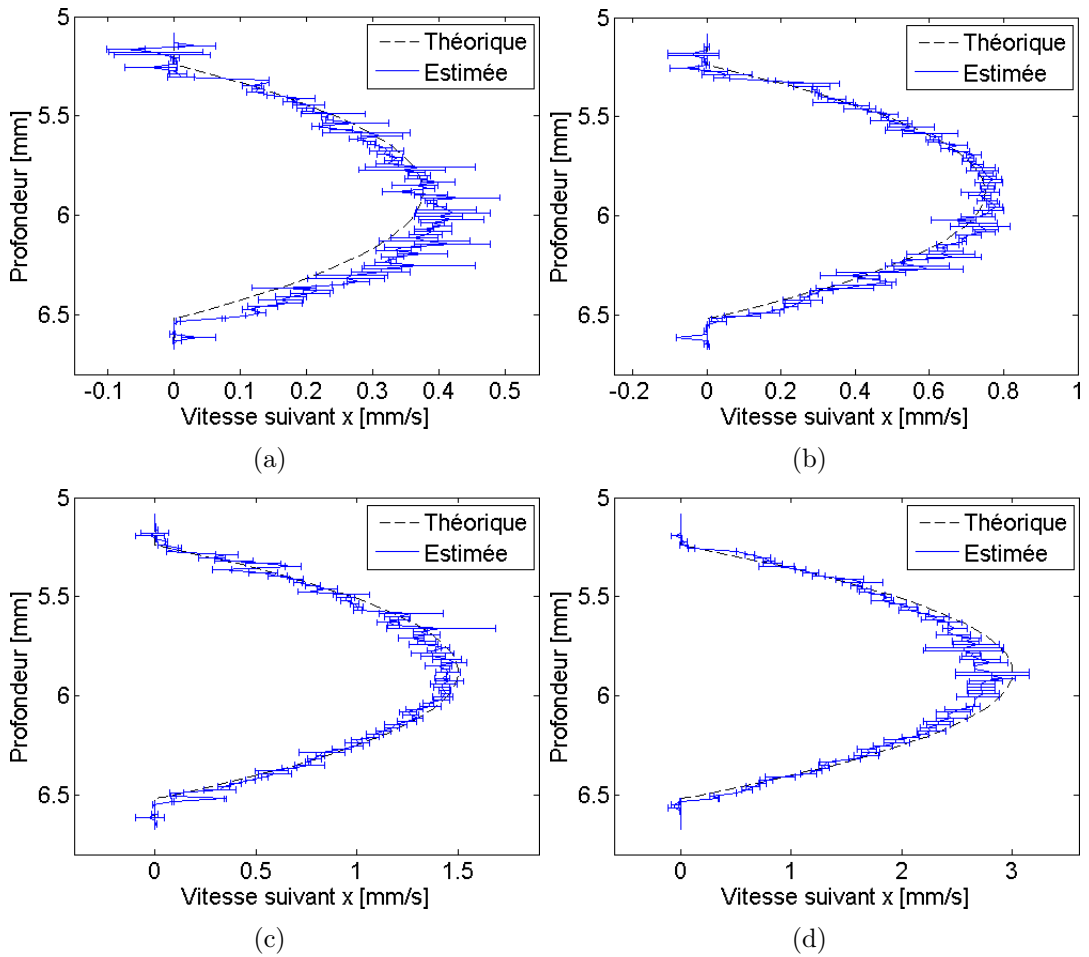


FIG. 5.5 – Profils de vitesses estimés avec moyennes et écarts-types pour (a) S_{fb1} (b) S_{fb2} (c) S_{fb3} (d) S_{fb4}

Remarquons tout d'abord que les profils calculés à partir des séquences de fantôme de flux sont globalement bien estimés par notre approche. La méthode permet donc bien d'estimer des champs de vitesses dans le cas de flux longitudinaux. Notons que les méthodes Doppler ne donneraient absolument aucun résultat pour les

séquences des figures 5.5 et 5.6. On peut remarquer cependant quelques écarts par rapport aux profils théoriques supposés. Sur la figure 5.5(a), l'allure du profil de vitesse s'éloigne de la parabole attendue dans la partie inférieure du vaisseau. Une explication potentielle est liée à la faible vitesse de l'écoulement ($v_{moy} = 0.25 \text{ mm/s}$). Le profil semble en effet s'écrouler vers le bas. On voit ensuite sur la figure 5.5(d) que les valeurs les plus élevées sont mal estimées. Ceci s'explique directement par le fonctionnement de la méthode. En effet, nous arrivons vers des grandes valeurs de déplacement entraînant des valeurs élevées pour l'angle θ . A ce niveau, la fonction tangente est de moins en moins linéaire et donc une erreur d'estimation d'un degré engendre une erreur plus importante sur l'estimation de la vitesse.

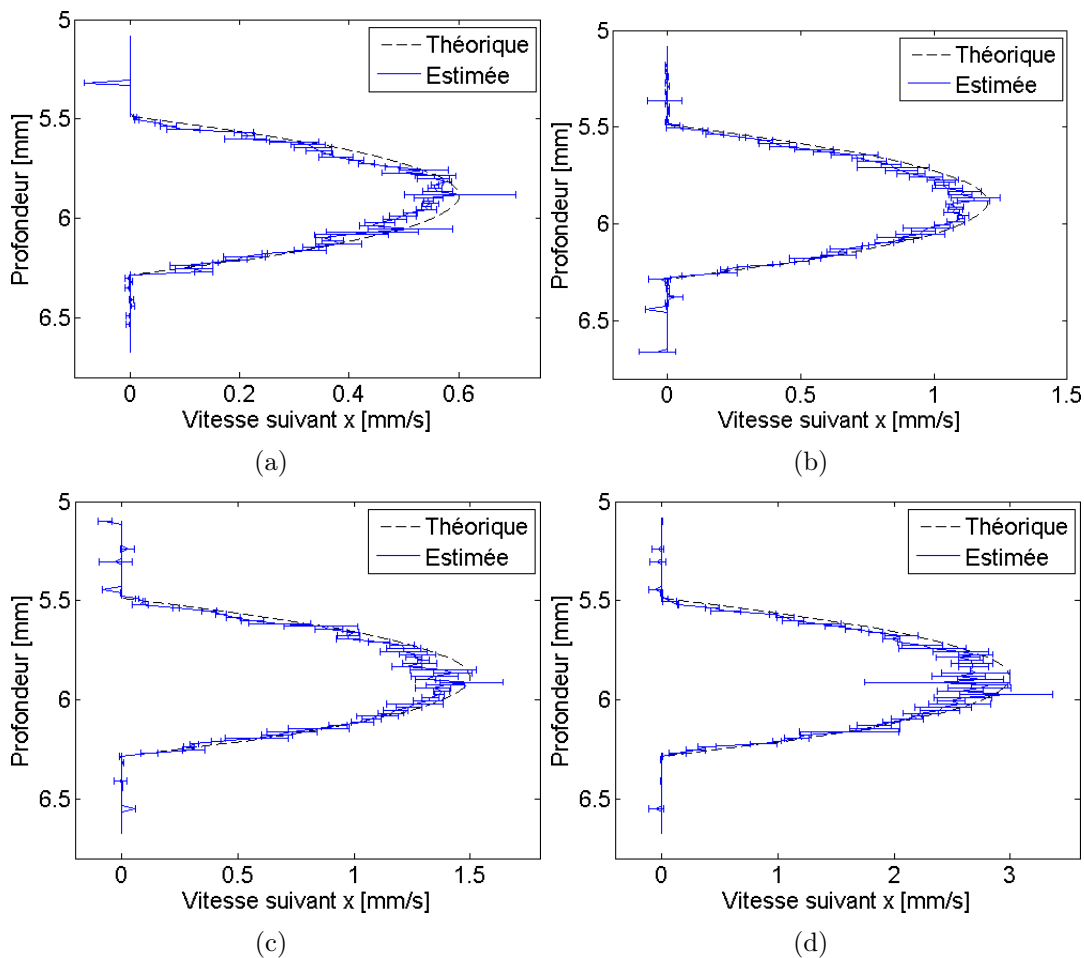


FIG. 5.6 – Profils de vitesses estimés avec moyennes et écarts-types pour (a) S_{s1} (b) S_{s2} (c) S_{s3} (d) S_{s4}

Les profils estimés à partir des séquences simulées sont également bien estimés. Remarquons que le diamètre du vaisseau des séquences simulées est plus petit que celui des séquences expérimentales. On note également une tendance à la sous-estimation des vitesses élevées pour chacune des quatre séquences.

5.3.2 Evaluation quantitative

Afin de quantifier de manière plus précise la qualité des estimations, nous avons ensuite calculé l'erreur moyenne normalisée, l'écart-type moyen normalisé ainsi que la vitesse moyenne estimée au sein du vaisseau ; les autres critères définis précédemment ne pouvant être appliqués. Ces résultats sont réunis dans les tableaux 5.2 et 5.3. Le premier contient les valeurs de $\overline{E_x}$, $\overline{std_x}$ et $\widehat{v_x}$ pour chacune des séquences S_{fb} . Le second contient les valeurs de $\overline{E_x}$, $\overline{std_x}$ et $\widehat{v_x}$ pour chacune des séquences S_s . Nous avons ajouté en italique les valeurs idéalement attendues pour chacun des critères.

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\widehat{v_x}$ [mm/s]
Sfb1	9,34	4,98	0,28
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,28</i>
Sfb2	4,18	4,51	0,53
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,50</i>
Sfb3	3,57	4,60	0,99
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>1,00</i>
Sfb4	4,42	6,29	1,91
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>2,00</i>

TAB. 5.2 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences S_{fb1-4}

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\widehat{v_x}$ [mm/s]
Ss1	3,62	3,02	0,37
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,40</i>
Ss2	3,21	3,46	0,75
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,80</i>
Ss3	2,98	4,26	0,94
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>1,00</i>
Ss4	3,28	7,85	1,85
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>2,00</i>

TAB. 5.3 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences S_{s1-4}

A partir des résultats obtenus dans les tableaux 5.2 et 5.3, nous avons construit différentes courbes montrant les valeurs des critères en fonction des séquences. La figure 5.7 représente l'erreur moyenne normalisée et l'écart-type moyen normalisé. La figure 5.8 illustre les vitesses moyennes estimées au sein du vaisseau par rapport aux vitesses moyennes théoriques, représentées en traits pleins noirs.

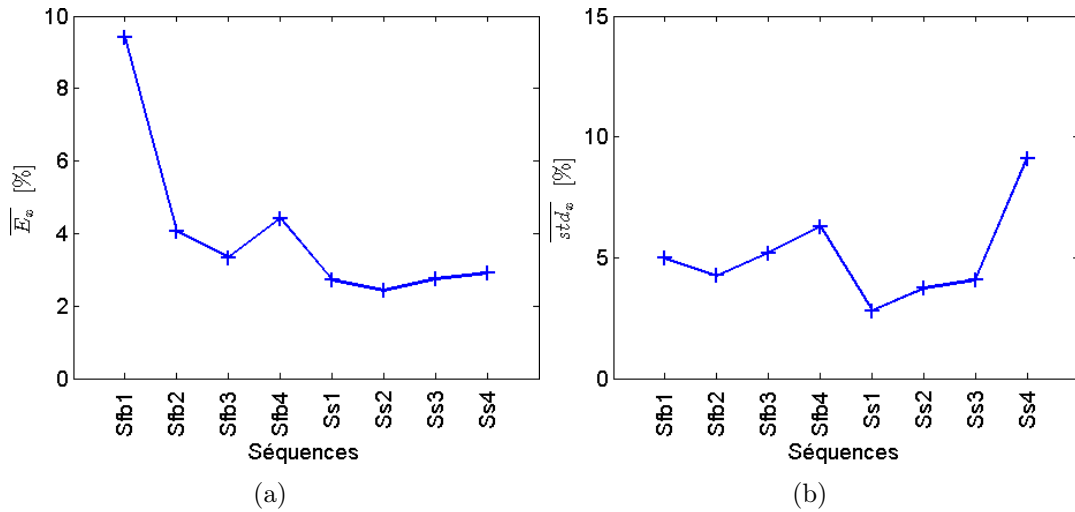


FIG. 5.7 – (a) Erreur moyenne normalisée $\overline{E_x}$ (b) Ecart-type moyen normalisé $\overline{std_x}$

On observe sur la figure 5.7 que l'erreur moyenne normalisée ne dépasse pas 10% pour chaque séquence. Cette valeur est atteinte, sans surprise, pour la séquence S_{fb1} . En effet, on a évoqué précédemment l'écroulement du profil dans ce cas de très faible vitesse moyenne. Pour le reste, l'erreur se situe aux alentours de 4% ce qui est très satisfaisant. De plus, les valeurs de l'écart-type moyen normalisé sont inférieures à 10% dénotant une variabilité largement acceptable. On retrouve ces ordres de grandeur dans les travaux présentés dans [Oddershede et al., 2008] où l'erreur moyenne et l'écart-type atteignent respectivement 9% et 6%. On dégage une tendance à une légère augmentation de l'écart-type lorsque la vitesse moyenne augmente. Rappelons que les résultats ont été obtenus en chaque pixel de la séquence, et ce pour différents instants. Cela permet de disposer d'un champ dense de vitesses.

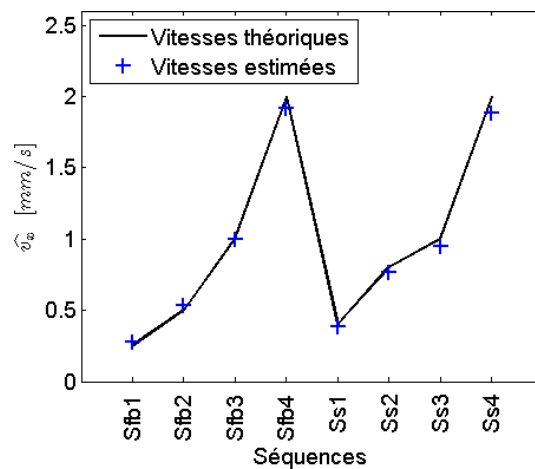


FIG. 5.8 – Vitesse moyenne estimée suivant x

La figure 5.8 permet d'avoir une vision plus globale des estimations réalisées car elle illustre le résultat moyen des estimations de vitesses au sein du vaisseau. On se

rend ainsi compte que les vitesses moyennes estimées sont très proches des valeurs théoriques attendues. Les erreurs sont principalement dues à des sous-estimations plutôt qu'à des sur-estimations.

Estimations pour un flux pulsé

Nous proposons d'évaluer à présent la résolution temporelle de notre méthode pour estimer les vitesses. Pour ce faire, nous avons estimé les vitesses sur la séquence S_{fb5} qui est une séquence de flux pulsé. Nous avons ici utilisé un voisinage de 11×11 pixels afin de lisser les estimations, plus bruitées que dans le cas d'un flux stationnaire. Nous présentons dans la figure 5.9 un profil de l'évolution temporelle de la vitesse moyenne au sein du vaisseau.

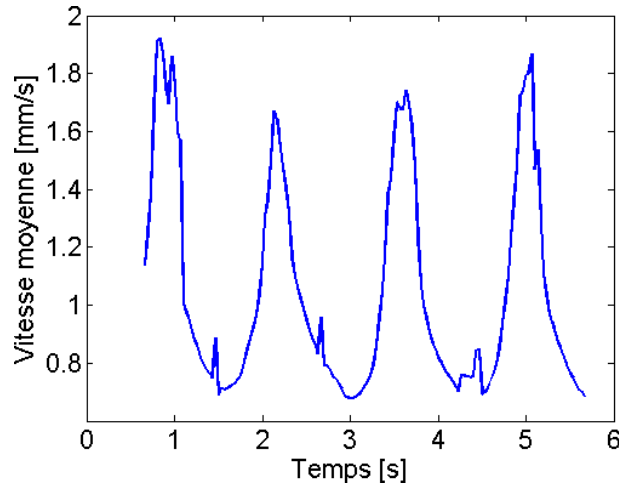


FIG. 5.9 – Vitesse moyenne au cours du temps

La vitesse moyenne calculée à partir de la figure 5.9 est $\widehat{v_{moy}} = 1.05 \text{ mm/s}$, ce qui est proche de la vitesse théorique attendue de 1 mm/s . Ce résultat est intéressant puisqu'il valide le bon comportement de notre approche pour estimer des vitesses de déplacement évoluant au cours du temps.

5.4 Résultats obtenus avec le filtrage orienté 3D

L'évaluation de la méthodologie de filtrage orienté 3D a été réalisée sur les 24 séquences présentées dans la section 5.1. En plus des cas longitudinaux utilisés avec l'approche de filtrage orienté 2D, les séquences avec des vaisseaux inclinés ont donc été traitées. Comme précédemment, les filtres utilisés ont été définis sur un support de $21 \times 21 \times 21$ voxels avec une résolution angulaire de 2° pour θ et de 5° pour φ . Le critère d'énergie a été calculé en utilisant une fenêtre de $7 \times 7 \times 7$ voxels en fixant $C = 6$, $L = 6$ et $N = 6$.

5.4.1 Evaluation qualitative

Nous avons dans un premier temps tracé les profils de vitesses (moyennes/écarts-types) pour quatre des séquences simulées dans les figures 5.10, 5.11, 5.12 et 5.13. Nous affichons quatre couples v_x/v_y dont les orientations et les vitesses moyennes sont différentes. Ainsi, la figure 5.10 provient de l'estimation sur la séquence S_{s3} définie par $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 1\text{mm/s}$. La figure 5.11 résulte, pour sa part, de l'estimation sur la séquence S_{s6} caractérisée par $\varphi = 10^\circ$ et $v_{moy} = 0.8\text{mm/s}$. Enfin, la figure 5.12 réunit les estimations obtenues sur la séquence S_{s9} de paramètres $\varphi = 20^\circ$ et $v_{moy} = 0.4\text{mm/s}$ tandis que la figure 5.13 affiche celles de la séquence S_{s16} spécifiée par $\varphi = 30^\circ$ et $v_{moy} = 2\text{mm/s}$.

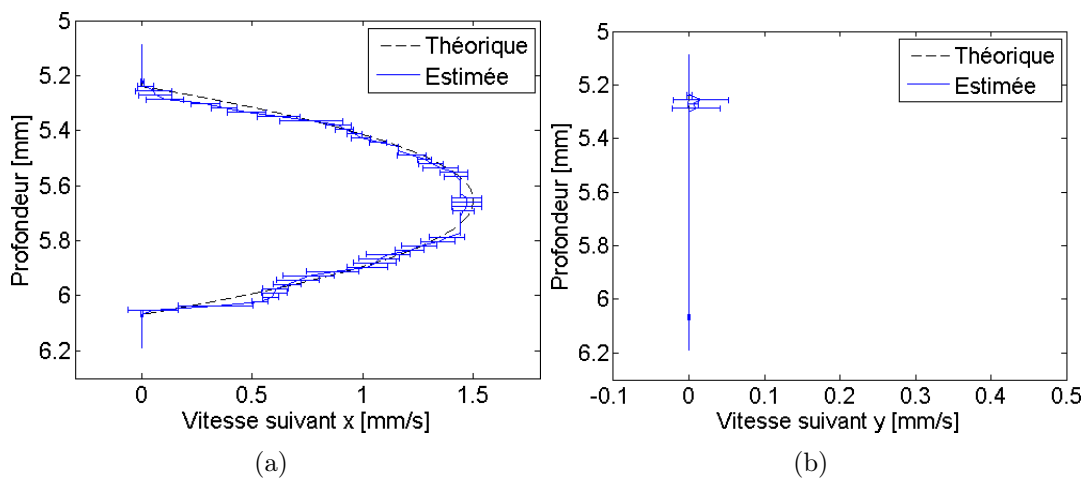


FIG. 5.10 – Profils de vitesses estimés avec moyennes et écarts-types pour S_{s3} (a) Composante v_x (b) Composante v_y

Nous voyons sur la figure 5.10 que les estimations obtenues sont très satisfaisantes. Elles sont proches du profil théorique simulé. Les valeurs nulles de la composante y sont également bien estimées. Cela confirme le bon comportement de notre approche pour l'estimation de vitesses longitudinales. De plus, les écarts-types restent faibles et mettent en évidence une faible variabilité des estimations.

Jusqu'ici, nous nous sommes intéressés aux flux longitudinaux. Les séquences simulées S_{s5-16} nous permettent d'évaluer l'efficacité de notre méthode sur des flux orientés.

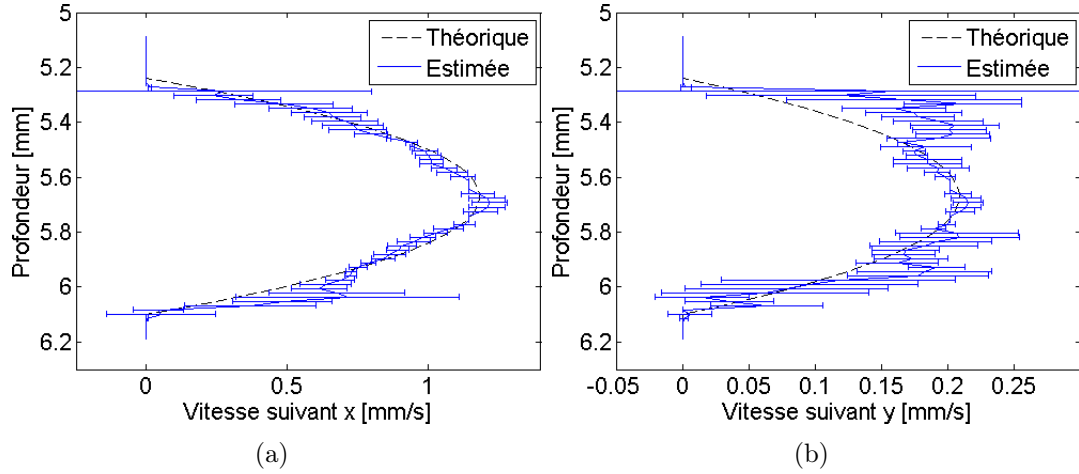


FIG. 5.11 – Profils de vitesses estimés avec moyennes et écarts-types pour S_{s6} (a) Composante v_x (b) Composante v_y

Nous observons rapidement sur la figure 5.11 que les estimations sont moins précises, particulièrement au niveau de la composante y . Les valeurs pour v_x sont bien estimées mais affichent une plus grande variabilité que pour S_{s3} . Par contre, les valeurs pour v_y sont plus éloignées du profil théorique avec un écart-type en augmentation par rapport à S_{s3} .

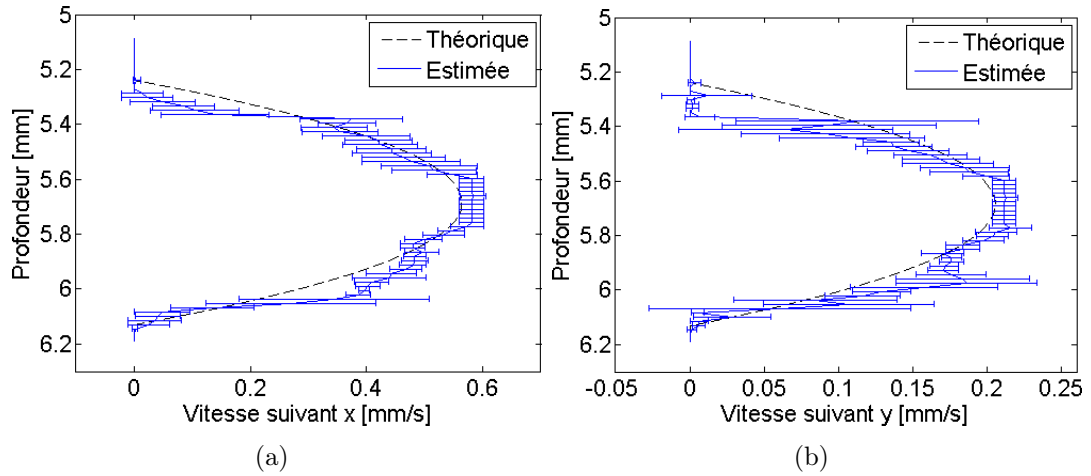


FIG. 5.12 – Profils de vitesses estimés avec moyennes et écarts-types pour S_{s9} (a) Composante v_x (b) Composante v_y

La figure 5.12 semble confirmer les impressions émanant de la figure 5.11, notamment en terme de variabilité. On observe que les écarts-types sont toujours plus élevés que dans le cas de flux non orientés. Les profils de vitesses restent néanmoins cohérents avec les profils paraboliques attendus. D'un point de vue général, le comportement du flux est bien estimé.

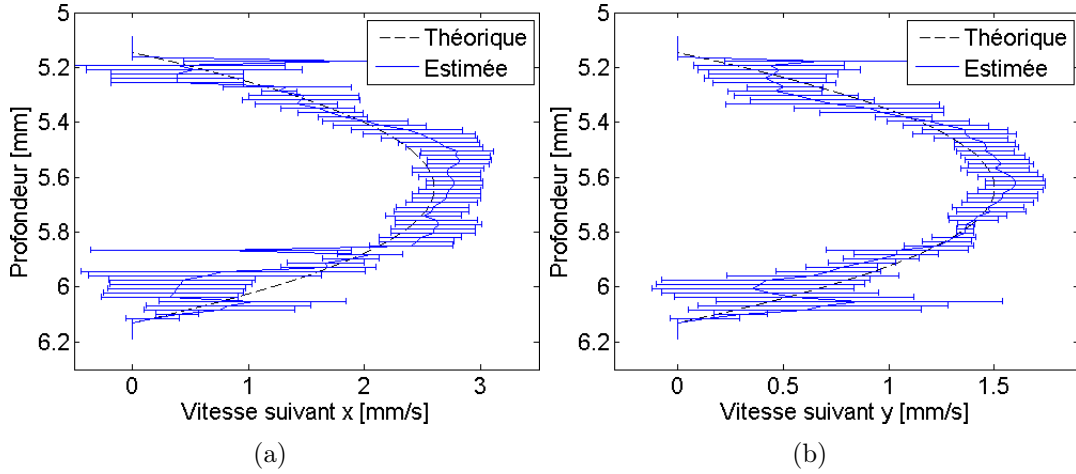


FIG. 5.13 – Profils de vitesses estimés avec moyennes et écarts-types pour S_{s16} (a) Composante v_x (b) Composante v_y

Enfin, les derniers profils présentés dans la figure 5.13 corroborent les précédents commentaires. Malgré des estimations globales suffisantes à l'interprétation, certaines estimations sont quelque peu éloignées du profil simulé. Encore, la variabilité reste relativement élevée.

5.4.2 Evaluation quantitative

Dans le but de quantifier de manière précise les impressions perçues à partir des profils de vitesses, nous avons calculé les dix critères définis dans la section 5.2. Nous présentons les résultats sous forme de tableaux en séparant les séquences par type (simulée ou expérimentale) et par orientation. Les résultats sont alors séparés en six tableaux différents donc les colonnes sont identiques et représentent $\overline{E_x}$, $\overline{E_y}$, $\overline{std_x}$, $\overline{std_y}$, $\widehat{v_x}$, $\widehat{v_y}$, $\widehat{|v|}$, $std_{|v|}$, $\widehat{\varphi}$ et std_{φ} . De même que précédemment, nous avons ajouté en italique les valeurs idéalement attendues. Dans les tableaux 5.4 et 5.5, on retrouve les séquences de flux expérimentales S_{fb1-4} et S_{fs1-4} .

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{E_y}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\overline{std_y}$ [%]	$\widehat{v_x}$ [mm/s]	$\widehat{v_y}$ [mm/s]	$\widehat{ v }$ [mm/s]	$std_{ v }$ [mm/s]	$\widehat{\varphi}$ [°]	std_{φ} [°]
Sfb1	5,95	0,01	2,52	0,01	0,26	0,00	0,26	0,00	0,08	0,05
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,25</i>	<i>0,00</i>	<i>0,25</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>
Sfb2	3,99	0,16	2,95	0,14	0,51	0,00	0,51	0,01	0,35	0,13
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,50</i>	<i>0,00</i>	<i>0,50</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>
Sfb3	5,08	1,58	4,50	2,19	1,08	0,02	1,08	0,03	0,93	0,43
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>1,00</i>	<i>0,00</i>	<i>1,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>
Sfb4	3,70	2,23	4,05	1,50	2,04	0,03	2,04	0,06	0,70	0,29
	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>2,00</i>	<i>0,00</i>	<i>2,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>	<i>0,00</i>

TAB. 5.4 – Critères de performances de la méthode 3D pour les séquences expérimentales S_{fb1-4}

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{E_y}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\overline{std_y}$ [%]	$\hat{v}_x$ [mm/s]	$\hat{v}_y$ [mm/s]	$\widehat{ v }$ [mm/s]	$std_{ v }$ [mm/s]	$\hat{\varphi}$ [°]	std_{φ} [°]
Sfs1	9,06	21,41	5,16	13,75	0,36	0,04	0,36	0,01	5,75	1,00
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,36	0,05	0,37	0,00	8,00	0,00
Sfs2	10,93	15,03	7,69	15,85	0,59	0,06	0,59	0,02	5,54	0,92
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,53	0,07	0,53	0,00	8,00	0,00
Sfs3	9,92	15,21	8,37	20,97	0,93	0,11	0,94	0,04	6,35	0,88
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,83	0,12	0,83	0,00	8,00	0,00
Sfs4	8,82	15,80	7,38	17,95	1,78	0,24	1,80	0,05	7,55	0,66
	0,00	0,00	0,00	0,00	1,72	0,24	1,73	0,00	8,00	0,00

TAB. 5.5 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences expérimentales S_{fs1-4}

Les résultats pour les séquences simulées S_{s1-4} , S_{s5-8} , S_{s9-12} et S_{s13-16} sont rassemblés dans les tableaux 5.6, 5.7, 5.8 et 5.9.

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{E_y}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\overline{std_y}$ [%]	$\hat{v}_x$ [mm/s]	$\hat{v}_y$ [mm/s]	$\widehat{ v }$ [mm/s]	$std_{ v }$ [mm/s]	$\hat{\varphi}$ [°]	std_{φ} [°]
Ss1	2,40	0,00	2,22	0,00	0,41	0,00	0,41	0,00	0,12	0,13
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40	0,00	0,40	0,00	0,00	0,00
Ss2	2,64	0,28	3,47	0,41	0,81	0,00	0,81	0,01	0,71	0,36
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,80	0,00	0,80	0,00	0,00	0,00
Ss3	2,67	0,05	2,95	0,11	1,00	0,00	1,00	0,01	0,17	0,30
	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
Ss4	3,26	0,15	3,97	0,23	2,05	0,00	2,05	0,03	0,49	0,55
	0,00	0,00	0,00	0,00	2,00	0,00	2,00	0,00	0,00	0,00

TAB. 5.6 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences simulées S_{s1-4}

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{E_y}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\overline{std_y}$ [%]	$\hat{v}_x$ [mm/s]	$\hat{v}_y$ [mm/s]	$\widehat{ v }$ [mm/s]	$std_{ v }$ [mm/s]	$\hat{\varphi}$ [°]	std_{φ} [°]
Ss5	3,79	11,37	3,23	9,55	0,39	0,07	0,39	0,01	8,91	0,54
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,39	0,07	0,40	0,00	10,00	0,00
Ss6	4,14	10,02	5,48	12,96	0,81	0,16	0,83	0,03	11,04	0,79
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,79	0,14	0,80	0,00	10,00	0,00
Ss7	5,38	9,98	7,20	18,60	1,05	0,18	1,07	0,05	9,27	1,17
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,98	0,17	1,00	0,00	10,00	0,00
Ss8	5,34	9,89	8,95	13,73	2,13	0,37	2,17	0,16	10,03	0,59
	0,00	0,00	0,00	0,00	1,97	0,35	2,00	0,00	10,00	0,00

TAB. 5.7 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences simulées S_{s5-8}

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{E_y}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\overline{std_y}$ [%]	$\hat{v}_x$ [mm/s]	$\hat{v}_y$ [mm/s]	$\widehat{ v }$ [mm/s]	$std_{ v }$ [mm/s]	$\hat{\varphi}$ [°]	std_{φ} [°]
Ss9	6,88	9,19	6,52	8,90	0,39	0,14	0,41	0,02	16,17	0,59
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,38	0,14	0,40	0,00	20,00	0,00
Ss10	6,23	8,72	7,90	12,13	0,76	0,27	0,82	0,03	20,09	2,11
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,75	0,27	0,80	0,00	20,00	0,00
Ss11	6,40	10,51	8,18	16,62	1,00	0,39	1,09	0,06	20,97	2,04
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,94	0,34	1,00	0,00	20,00	0,00
Ss12	11,83	15,38	11,81	16,27	2,10	0,77	2,25	0,09	19,70	2,59
	0,00	0,00	0,00	0,00	1,88	0,68	2,00	0,00	20,00	0,00

TAB. 5.8 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences simulées S_{s9-12}

	$\overline{E_x}$ [%]	$\overline{E_y}$ [%]	$\overline{std_x}$ [%]	$\overline{std_y}$ [%]	$\hat{v}_x$ [mm/s]	$\hat{v}_y$ [mm/s]	$\widehat{ v }$ [mm/s]	$std_{ v }$ [mm/s]	$\hat{\varphi}$ [°]	std_{φ} [°]
Ss13	13,14	9,69	24,29	14,67	0,39	0,20	0,45	0,05	27,40	2,72
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,34	0,20	0,40	0,00	30,00	0,00
Ss14	9,70	8,17	21,83	16,77	0,71	0,37	0,81	0,05	21,06	2,19
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,68	0,40	1,00	0,00	30,00	0,00
Ss15	10,17	12,34	22,19	20,18	0,84	0,45	0,97	0,11	21,72	2,96
	0,00	0,00	0,00	0,00	0,87	0,50	1,00	0,00	30,00	0,00
Ss16	9,95	7,35	15,42	14,41	1,75	1,01	2,06	0,12	31,08	2,37
	0,00	0,00	0,00	0,00	1,73	1,00	2,00	0,00	30,00	0,00

TAB. 5.9 – Critères de performances de la méthode 2D pour les séquences simulées S_{s13-16}

De même que précédemment, nous avons construit différentes courbes montrant les valeurs des critères en fonction des séquences. Les figures 5.14 et 5.15 représentent respectivement l'erreur moyenne normalisée et l'écart-type moyen normalisé suivant x et y . La figure 5.16 illustre les vitesses moyennes estimées au sein du vaisseau, $\hat{v}_x$ et $\hat{v}_y$, par rapport aux vitesses moyennes théoriques, représentées en traits pleins noirs. Enfin, la figure 5.17 expose les modules et orientations moyens estimés ainsi que les écarts-types associés.

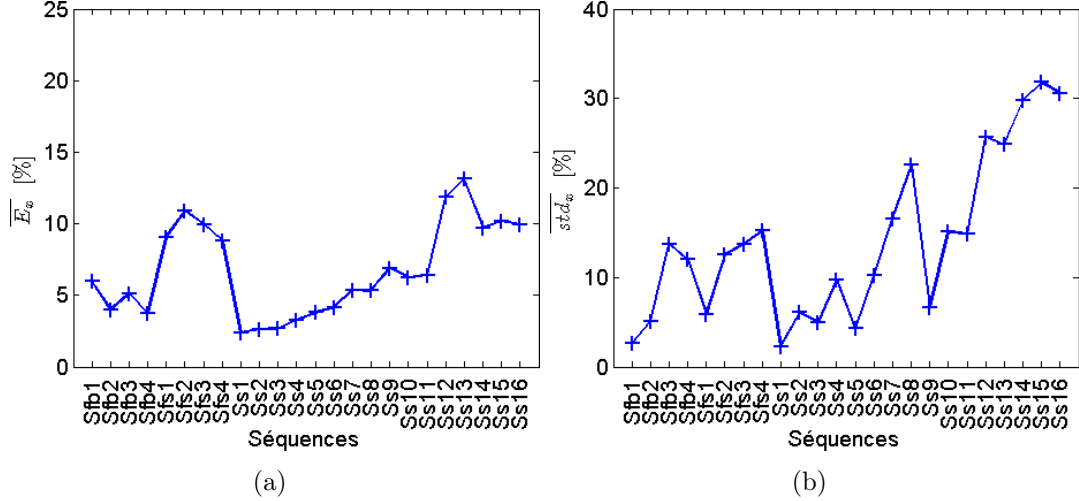
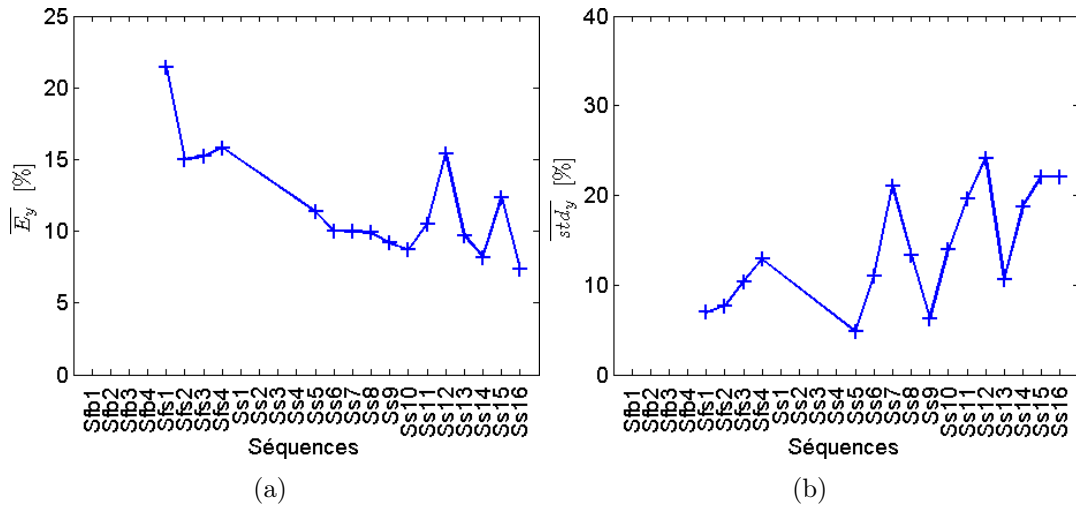
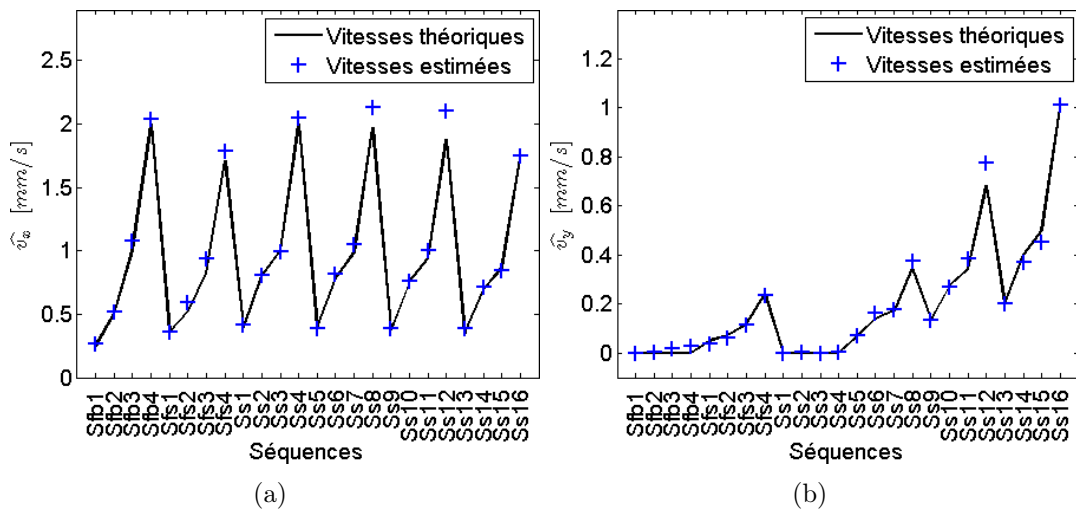


FIG. 5.14 – (a) Erreur moyenne normalisée $\overline{E_e}$ (b) Ecart-type moyen normalisé $\overline{std_e}$

D'après la figure 5.14, l'erreur moyenne normalisée sur x ne dépasse pas 15%. On remarque que les estimations les plus proches de la réalité sont obtenues pour un angle $\varphi = 0^\circ$. En observant ensuite l'évolution de cette erreur, on voit qu'elle augmente globalement lorsque l'orientation augmente. De plus, les estimations sur les séquences simulées apparaissent très légèrement meilleures que celles sur les séquences expérimentales. On aperçoit notamment que les séquences de flux expérimentales S_{fs1-4} sont plus difficilement estimées. Notons toutefois que les valeurs théoriques pour les séquences expérimentales ne constituent pas une référence absolue. Concernant les écarts-types sur x , il est difficile de tirer des conclusions rapides. Néanmoins, on peut affirmer que l'augmentation de la vitesse moyenne tend à augmenter les écarts-types normalisés qui vont atteindre jusqu'à 30% pour l'orientation maximale de 30° . On remarque, encore une fois, que les écarts-types les plus faibles sont obtenus dans le cas de flux longitudinaux.


 FIG. 5.15 – (a) Erreur moyenne normalisée $\overline{E}_y$ (b) Ecart-type moyen normalisé $\overline{std}_y$

Les courbes de la figure 5.15 sont légèrement différentes des autres car elles ne contiennent pas de valeurs pour les séquences S_{fb1-4} et S_{s1-4} . En effet, la normalisation n'est pas envisageable dans ce cas car $v_{max} = 0$. Les estimations sur les séquences S_{fs1-4} sont encore délicates et affichent les plus fortes valeurs de $\overline{E}_y$, comprises entre 15 et 20%. Sinon, les erreurs moyennes suivant y sont situées autour de 10%, avec deux pics pour S_{s12} et S_{s15} . La tendance apparaît légèrement inversée par rapport à la courbe de $\overline{E}_x$. Concernant les valeurs des écarts-types $\overline{std}_y$, elles sont un peu moins élevées que celles de $\overline{std}_x$. En outre, on fait la même remarque que précédemment, à savoir que les écarts-types normalisés sont accrus lorsque la vitesse augmente.


 FIG. 5.16 – (a) Vitesse moyenne estimée $\hat{v}_x$ (b) Vitesse moyenne estimée $\hat{v}_y$

Les courbes de la figure 5.16 sont pertinentes pour avoir un point de vue global de la qualité des estimations. Contrairement aux critères $\overline{E}_x$ et $\overline{E}_y$ qui donnent des informations plus locales, les valeurs moyennes estimées des composantes de vitesses

permettent d'évaluer si l'estimation est acceptable ou non. En effet, rares sont les méthodes d'estimations de vitesses des flux sanguins pouvant fournir un champ dense de vecteurs vitesses. Concernant $\hat{v}_x$, on se rend compte que les estimations les moins précises sont celles issues des séquences à vitesses moyennes élevées. Ceci met à nouveau en évidence le phénomène de saturation, dû à l'utilisation de la fonction tangente pour calculer le module de vitesse. Les erreurs sont plutôt dues à des sur-estimations qu'à des sous-estimations. Concernant $\hat{v}_y$, les erreurs par rapport aux composantes théoriques de vitesses sont encore faibles. Les composantes nulles $v_y = 0$ des séquences S_{fb1-4} et S_{s1-4} sont toujours estimées quasi parfaitement. Contrairement à $\hat{v}_x$, un léger phénomène de sous-estimation apparait. On observe cependant que les vitesses moyennes sont, dans l'ensemble, proches voire très proches des composantes théoriques.

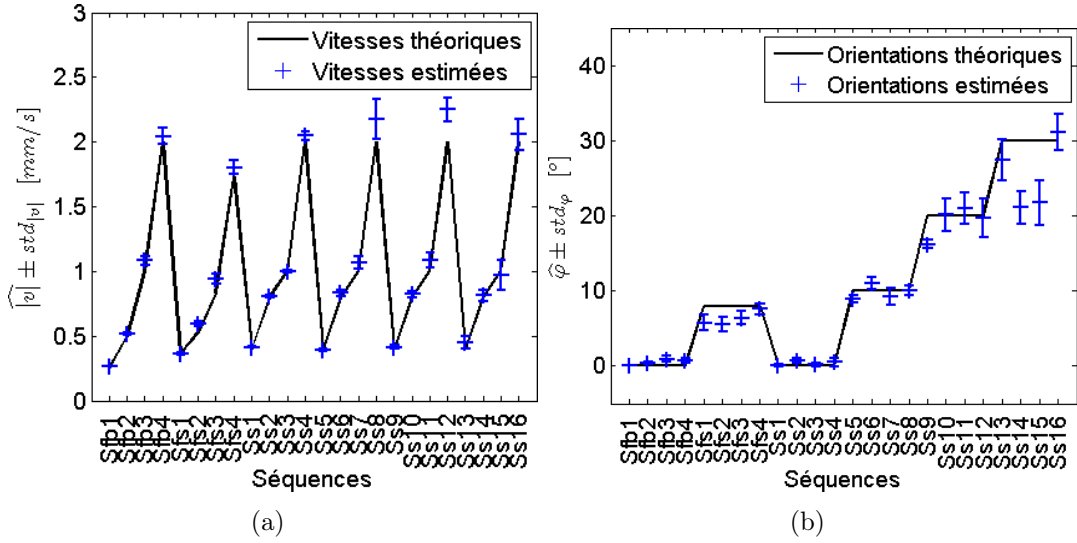


FIG. 5.17 – (a) Moyenne et écart-type du module moyen du vecteur vitesse $|v| \pm std_v$
 (b) Moyenne et écart-type de l'orientation moyenne du vecteur vitesse $\varphi \pm std_\varphi$

Les deux dernières courbes proposées dans la figure 5.17 sont, elles aussi, intéressantes pour avoir une idée globale du comportement de notre méthode. La première (figure 5.17(a)) est une représentation de la valeur moyenne du module plus ou moins l'écart-type. Elle met logiquement en évidence une augmentation de l'écart-type lorsque la module augmente car il n'y a pas, cette fois-ci, de normalisation. Cette courbe confirme également les commentaires précédemment énoncés à propos des composantes moyennes $\hat{v}_x$ et $\hat{v}_y$. On retrouve une tendance à l'accroissement des erreurs simultanément à celui des modules moyens de vitesse. De plus, les erreurs sont principalement dues à des sur-estimations. Les résultats sont donc largement acceptables. Pour ce qui est des orientations moyennes, la figure 5.17(b) contient les valeurs moyennes estimées plus ou moins les écarts-types. On voit rapidement que les orientations sont moins bien estimées que les modules. Les erreurs obtenues sur les composantes x et y de vitesses semblent donc imputables aux erreurs sur φ plutôt que sur $|v|$. On voit d'une part que l'orientation sur les séquences S_{fs1-4} est systématiquement sous-estimée. De même, d'importantes erreurs sont à souligner pour

les séquences S_{fs14} et S_{fs15} . Pour les séquences d'orientations 10° et 20° , les orientations estimées sont raisonnables. On ajoute aussi que les estimations des orientations nulles, dans le cas de flux longitudinaux, sont globalement les meilleures.

5.5 Synthèse des résultats

Nous venons de présenter, dans les précédentes sections, les résultats obtenus avec notre approche par bancs de filtres orientés 2D et 3D. Ces résultats mettent en avant plusieurs aspects, positifs et négatifs, de notre méthode. On peut commencer par dire que l'approche par bancs de filtres 2D fournit de meilleurs résultats que celle par bancs de filtres 3D. Ceci est observable sur les séquences de flux longitudinaux dont les vitesses ont été estimées par filtres 2D et 3D. Cette observation est un élément important puisqu'il met en évidence la difficulté d'avoir une estimation locale des vitesses ; cette difficulté n'étant pas propre à notre seule approche. Une source d'explication réside dans le fait que la méthodologie 3D définisse un filtre ayant une épaisseur suivant la direction axiale. Le filtre peut alors recouvrir plusieurs voxels subissant des déplacements différents. En effet, les profils théoriques font apparaître des vitesses différentes en chaque profondeur au sein du vaisseau.

Concernant les résultats obtenus par bancs de filtres 2D, ils sont très satisfaisants. Les estimations réalisées sont proches de la réalité et affichent des erreurs moyennes ne dépassant 5% si on écarte la séquence S_{fb1} . La variabilité des résultats est également restreinte car les écarts-types associés sont tous inférieurs à 8%. De surcroît, on se rend compte aisément que les profils estimés affichés sont en forte adéquation avec les profils théoriques attendus. Insistons également sur le caractère local des estimations renvoyées par l'estimateur. En effet, une estimation est réalisée en chaque pixel de l'image, et ce pour chaque image de la séquence. Pour comparaison, les méthodes dites Doppler ne permettent pas d'avoir une telle résolution ; elles se limitent habituellement à 8 ou 16 fenêtres d'estimations au sein du vaisseau. Nous avons montré que l'approche par bancs de filtres 2D permet l'étude de flux longitudinaux, c'est-à-dire orthogonaux à l'axe de propagation des ondes ultrasonores. Ce résultat est également intéressant car les approches conventionnelles 'Doppler' ne permettent pas d'estimer de tels déplacements. Nous avons vu dans le deuxième chapitre que seules les composantes axiales de vitesses peuvent être estimées par les méthodes basées sur l'effet Doppler. Enfin, les estimations réalisées sur une séquence de flux pulsé ont, par ailleurs, mis en avant la bonne résolution temporelle permise par notre méthode.

Les résultats par bancs de filtres 3D sont, pour leur part, qualifiés de corrects ; seulement corrects car on pouvait espérer des résultats encore meilleurs aux vues de ce qui a été obtenu par filtrage spatiotemporel 2D. Malgré tout, ils donnent globalement de bonnes informations sur le comportement des flux. On a notamment vu que les vitesses moyennes estimées, que ce soit les modules ou les composantes projetées, étaient toutes proches des valeurs théoriques avec une variabilité limitée. Localement, les estimations apparaissent un peu moins précises que précédemment avec des erreurs dépassant 10% suivant x et allant jusqu'à 20% suivant y . De même, la variabilité est augmentée avec des écarts-types atteignant 20%. On observe aussi

une tendance nette d'accroissement des écarts-types normalisés lorsque les vitesses moyennes augmentent. Tous ces aspects mettent en évidence des différences de degré de qualité entre les estimations, perçues au niveau local ou global. Ajoutons également que les orientations des vecteurs vitesses sont globalement sous-estimées par notre approche. On rappelle que les séquences traitées présentaient des orientations inférieures ou égales à 30° par rapport à l'horizontale car ces cas ne peuvent être résolues par des méthodes Doppler.

Pour finir, nous avons étudié des séquences de vitesses moyennes différentes avec des distributions de vitesses de type parabolique. L'étude de ce type de données est d'un grand intérêt puisqu'il permet l'évaluation de déplacements allant de zéro aux bords du vaisseau jusqu'à plusieurs pixels par image au centre du vaisseau. Cela constitue aussi une difficulté puisque chaque pixel subit un déplacement différent. La gamme de déplacements estimables par notre approche est clairement liée à l'approche spatiotemporelle en elle-même et particulièrement à l'utilisation de la fonction tangente. L'estimation de déplacements supérieurs à 6 pixels par image devient ainsi sujette à de plus grandes erreurs. La gamme de vitesse estimable est alors directement liée à cette grandeur par la cadence d'images. On peut alors étendre la gamme de vitesse accessible en augmentant la cadence d'images.

5.6 Comparaison avec d'autres approches

Dans cette dernière partie, nous proposons de comparer notre approche (STF) avec trois autres méthodes d'estimation de vecteurs vitesses pour l'imagerie de flux. Cette partie est, en grande partie, issue d'un article présenté lors de la conférence ICU 2009 [Marion et al., 2009a]. Les trois autres méthodes comparées ont été présentées dans la chapitre 2 et sont :

- le block-matching (BM) proposé par [Bohs et al., 2000],
- le block-matching déformable (BDBM) proposé par [Basarab et al., 2008]
- et le speckle flow index (SFI) présenté dans [Aoudi et al., 2006].

Comme précédemment, nous nous sommes particulièrement attardés sur des cas où les techniques Doppler sont inopérantes en choisissant des orientations de flux comprises entre 60° et 90° (flux longitudinaux). Cette comparaison a été réalisée sur des données expérimentales et simulées présentées précédemment. Nous rappellerons dans un premier temps les principes des différentes méthodes avant de décrire les données utilisées. Les résultats de cette comparaison seront ensuite présentés puis discutés avant de conclure sur le positionnement de notre approche.

5.6.1 Descriptif des méthodes

Block-matching (BM) [Bohs et al., 2000] Le principe de cette méthode est de trouver le meilleur bloc dans l'image 2 par rapport à un bloc de référence choisi dans l'image 1. Le meilleur bloc est choisi par un algorithme minimisant un critère de similarité. Plusieurs fonctions de coût peuvent être implantées comme la somme des distances carrées, l'intercorrélacion normalisée ou la somme des différences absolues

qui sera utilisée dans le cadre de cette étude. Le facteur d'interpolation a été fixé à 9.

Bilinear deformable block matching (BDBM) [Basarab et al., 2008] Cette méthode utilise un modèle de mouvement paramétrique pour contrôler les déformations de mailles rectangulaires. En comparaison aux méthodes classiques de mise en correspondance de blocs, cette approche s'appuie sur un modèle bilinéaire à 8 paramètres, au lieu de simples translations, pour décrire le champ de mouvement local (Eq. (5.12)) :

$$\begin{cases} \Delta_x(x, y) = a_1.x + b_1.y + c_1.x.y + d_1 \\ \Delta_y(x, y) = a_2.x + b_2.y + c_2.x.y + d_2 \end{cases} \quad (5.12)$$

où Δ_x et Δ_y sont les déplacements suivant x et y et $a_{1,2}...d_{1,2}$ définissent les facteurs d'échelle, cisaillements, rotations et translations.

Avec la méthode BDBM, un ensemble de nœuds est placé en haut de l'image de référence. Cette maille rectangulaire est ensuite repositionnée sur l'image cible en utilisant une maille déformable. Les paramètres bilinéaires sont estimés au sein de ROI localisées autour de chaque nœud. Cela est effectué en estimant les translations des quatre coins de la ROI à l'aide d'une méthode de block-matching standard, comme illustré sur la figure 5.18. De plus, une approche itérative multi-échelle est utilisée afin d'améliorer la précision de l'estimation.

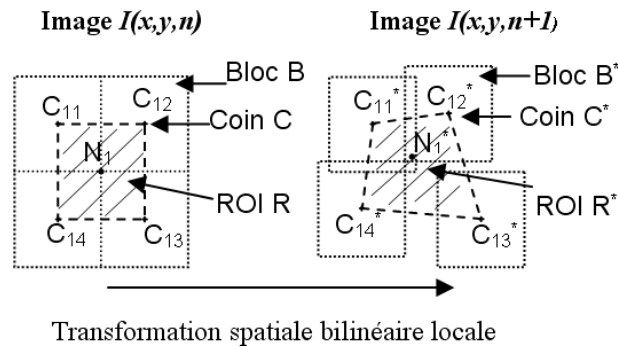


FIG. 5.18 – Estimation paramétrique du mouvement pour une région (hachurée) définie autour d'un nœud

Pour cette étude, l'estimation locale du modèle bilinéaire a été réalisée en utilisant deux itérations ($k = 2$) et des facteurs d'interpolation égaux à 3 lors de la première itération ($s_1 = s_2 = 3$) et 9 lors de la seconde.

Speckle flow index (SFI) [Aoudi et al., 2006] Cette méthode est basée sur l'analyse spatiotemporelle des changements des blocs de speckle. Les modifications opérées au cours du temps au niveau du speckle sont directement liées aux statistiques d'ordre 2. L'estimation est basée sur des modèles statistiques du speckle des tissus biologiques en mouvement. Ce modèle stipule que la loi de décorrélation du speckle au cours du temps dépend de la vitesse du flux, de la PSF du système et de la cadence d'image. L'autocovariance normalisée C d'un pixel au cours du temps est modélisée par une fonction Gaussienne, comme défini dans l'Eq. (5.13) :

$$C \propto \exp \left[\frac{-\Delta_t^2}{2} \left| \frac{\vec{V}}{\vec{\sigma}(y)} \right|^2 \right] \quad (5.13)$$

où Δ_t est la cadence d'images, $\vec{V}$ la vitesse du flux et $\vec{\sigma}(y)$ la largeur de corrélation de la PSF dans la direction de la vitesse (pour une orientation de flux donnée, elle dépend de la profondeur y).

Le principe de la méthode SFI réside dans l'estimation de la variance temporelle locale normalisée d'un pixel le long de la direction t . Une formulation récursive temps-réel de cet estimateur a été proposée. Il est décrit comme un filtrage linéaire spatiotemporel des images différence. Cette formulation, énoncée dans l'Eq. (5.14), prend en compte la spécificité des images ultrasonores (fréquence d'émission, résolution spatiale et cadence d'images) :

$$SFI(x, y, n) = \sum_{\Omega(x, y)} \beta \sum_{n=1}^N \alpha |I(x, y, n) - I(x, y, n-1)| \quad (5.14)$$

où n est l'indice de l'image dans la séquence, (x, y) sont les coordonnées du pixel courant, α et β sont les coefficients du filtre spatiotemporel et $\Omega(x, y)$ est une fenêtre centrée sur le pixel (x, y) . Le terme d'intensité de l'image différence est lié aux changements de morphologie du speckle et contient des informations sur le mouvement d'après le modèle de formation de l'image.

5.6.2 Descriptif des données

Les données utilisées pour cette étude comparative ont été largement détaillées au début de ce chapitre. Il y a 4 séquences simulées :

- S_{s1} définie par $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 0.4mm/s$
- S_{s5} définie par $\varphi = 10^\circ$ et $v_{moy} = 0.4mm/s$
- S_{s10} définie par $\varphi = 20^\circ$ et $v_{moy} = 0.8mm/s$
- S_{s14} définie par $\varphi = 30^\circ$ et $v_{moy} = 0.8mm/s$

et 3 séquences expérimentales :

- S_{fb2} définie par $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 0.5mm/s$
- S_{fs2} définie par $\varphi = 8^\circ$ et $v_{moy} = 0.53mm/s$
- S_{fb4} définie par $\varphi = 0^\circ$ et $v_{moy} = 2mm/s$

5.6.3 Résultats

Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé une méthodologie proche de celle précédemment présentée. Notons que les résultats obtenus avec notre approche peuvent légèrement différer de ceux précédemment présentés du fait que les paramètres du banc de filtres utilisé étaient différents. En effet, les filtres utilisés ici ont été définis sur un support de $21 \times 21 \times 21$ voxels avec une résolution angulaire de 2° pour θ et de 10° pour φ . Dans un premier temps, nous avons construit, à partir des

résultats obtenus sur la séquence S_{fs2} , quatre cartographies couleur de vitesses. Ces cartes renseignent sur la résolution spatiale des estimations fournies.

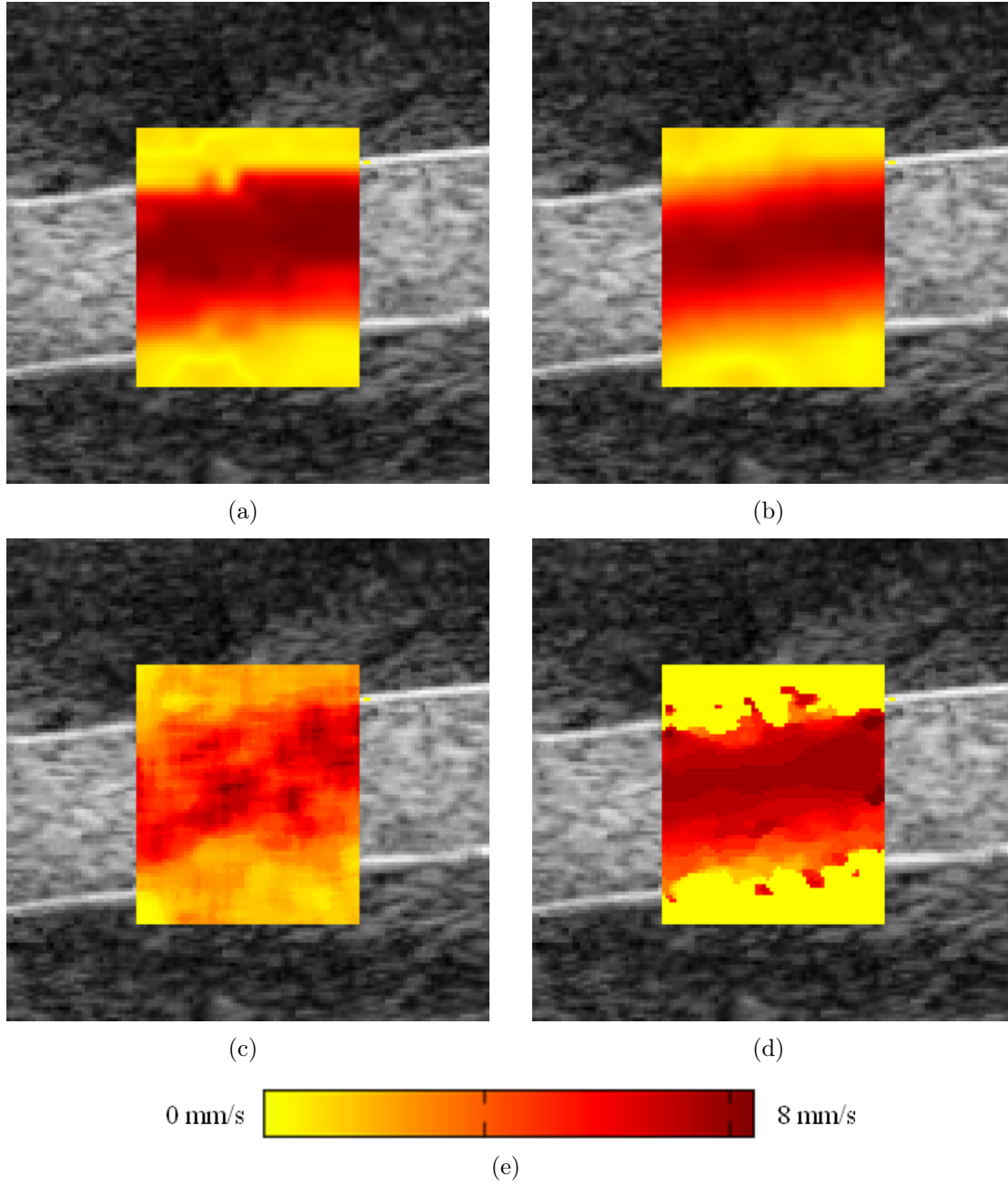
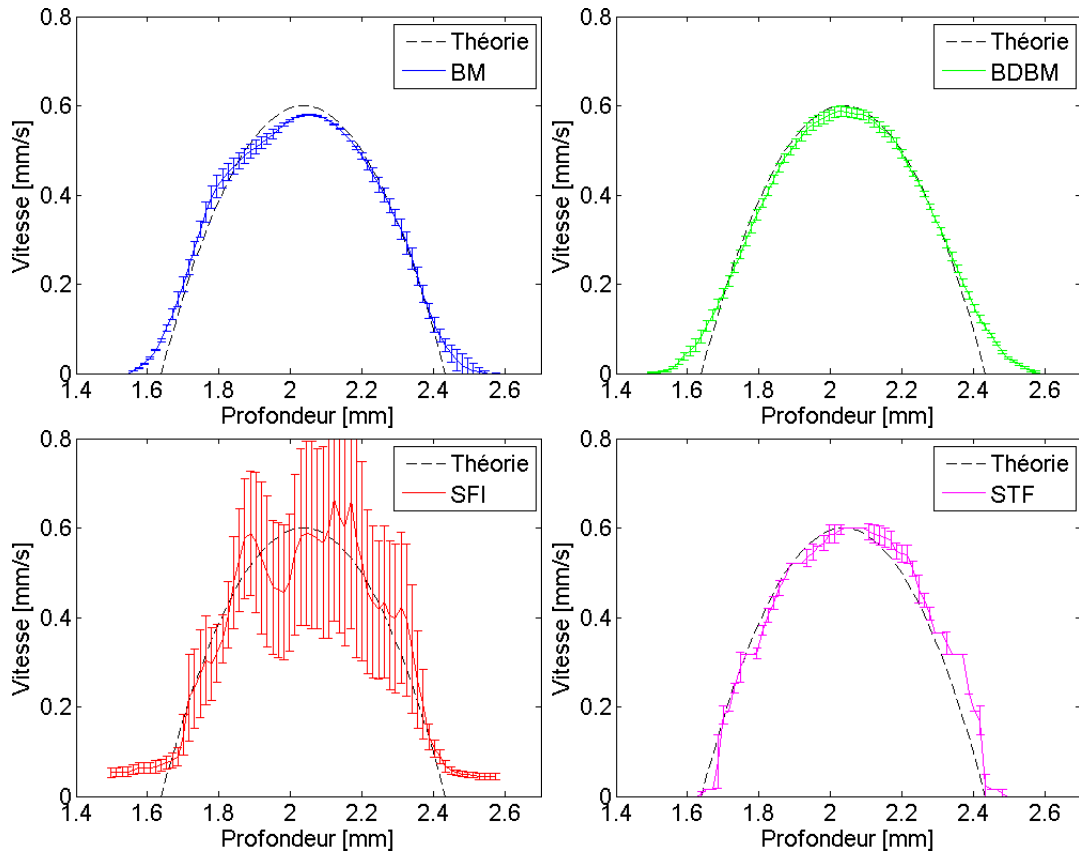


FIG. 5.19 – Cartographies couleur de vitesses obtenues avec (a) BM (b) BDBM (c) SFI (d) STF (notre approche) (e) Carte de correspondance entre couleurs et vitesses

Nous avons également extrait des profils de vitesses à partir des estimations de la séquence S_{s1} . Ils sont présentés dans la figure 5.20.

FIG. 5.20 – Profils de vitesses estimés avec chacune des 4 méthodes sur la séquence S_{s1}

Nous avons calculé, pour chaque méthode appliquée à chaque séquence, les critères de performance détaillés dans la section 5.2. Les valeurs des critères sont contenues dans les tableaux 5.10-5.19.

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\overline{E_x}$ [%]	Théorie	0	0	0	0	0	0	0
	BM	3,4	7,4	5,7	4,5	5,2	9,8	4,3
	BDBM	3,7	5,7	4,8	4,5	5,8	8,1	3,2
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	4,3	5,2	6,4	13,4	5,2	8,4	4,2

TAB. 5.10 – Valeurs du critère $\overline{E_x}$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\overline{E}_y$ [%]	Théorie	0	0	0	0	0	0	0
	BM	-	18,6	7,0	2,4	-	9,0	-
	BDBM	-	21,4	5,7	4,2	-	9,3	-
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	-	12,7	5,7	8,4	-	12,9	-

TAB. 5.11 – Valeurs du critère $\overline{E}_y$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\overline{std}_x$ [%]	Théorie	0	0	0	0	0	0	0
	BM	1,8	7,2	6,8	8,7	4,3	7,6	8,2
	BDBM	1,2	7,8	5,9	12,6	3,9	4,7	4,2
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	1,9	4,4	5,0	31,0	7,1	5,3	8,2

TAB. 5.12 – Valeurs du critère $\overline{std}_x$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\overline{std}_y$ [%]	Théorie	0	0	0	0	0	0	0
	BM	-	20,2	7,0	9,7	-	4,5	-
	BDBM	-	28,4	7,7	10,0	-	3,0	-
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	-	8,3	4,8	16,1	-	8,0	-

TAB. 5.13 – Valeurs du critère $\overline{std}_y$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\widehat{v}_x$ [mm/s]	Théorie	0,40	0,39	0,75	0,69	0,50	0,53	2,00
	BM	0,41	0,35	0,70	0,67	0,53	0,59	2,04
	BDBM	0,40	0,37	0,72	0,67	0,52	0,55	2,03
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	0,42	0,41	0,75	0,82	0,53	0,55	1,99

TAB. 5.14 – Valeurs de la vitesse estimée $\widehat{v}_x$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\widehat{v}_y$ [mm/s]	Théorie	0,00	0,07	0,27	0,40	0,00	0,07	0,00
	BM	0,00	0,05	0,25	0,40	-0,01	0,07	0,02
	BDBM	0,00	0,04	0,26	0,39	-0,01	0,07	0,02
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	0,00	0,06	0,26	0,42	0,00	0,07	0,01

TAB. 5.15 – Valeurs de la vitesse estimée $\widehat{v}_y$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\widehat{ v }$ [mm/s]	Théorie	0.40	0.40	0.80	0.80	0.50	0.53	2,00
	BM	0,41	0,36	0,74	0,78	0,53	0,60	2,05
	BDBM	0,40	0,38	0,77	0,78	0,52	0,55	2,03
	SFI	0,41	0,45	0,75	0,87	0,57	0,70	1,03
	STF	0,42	0,41	0,80	0,93	0,54	0,56	1,99

TAB. 5.16 – Valeurs du module moyen de vitesse estimé $\widehat{|v|}$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\widehat{std_{ v }}$ [mm/s]	Théorie	0	0	0	0	0	0	0
	BM	0,01	0,03	0,03	0,03	0,03	0,04	0,07
	BDBM	0,00	0,04	0,04	0,04	0,03	0,03	0,06
	SFI	0,13	0,13	0,24	0,28	0,15	0,23	0,34
	STF	0,00	0,00	0,01	0,12	0,01	0,01	0,02

TAB. 5.17 – Valeurs de l'écart-type du module de vitesse estimé $\widehat{std_{|v|}}$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\widehat{\varphi}$ [°]	Théorie	0	10	20	30	0	8	0
	BM	0,0	7,2	19,7	30,5	-1,0	6,4	0,4
	BDBM	0,0	5,8	19,4	29,7	-1,0	7,2	0,5
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	0,0	6,9	17,2	24,2	0,5	5,6	0,5

TAB. 5.18 – Valeurs de l'orientation moyenne estimée $\widehat{\varphi}$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

		S_{s1}	S_{s5}	S_{s10}	S_{s14}	S_{fb2}	S_{fs2}	S_{fb4}
$\widehat{std_{\varphi}}$ [°]	Théorie	0	0	0	0	0	0	0
	BM	0,0	6,1	4,2	3,6	1,2	2	1,8
	BDBM	0,0	7,6	3,0	3,6	1,4	1,2	0,7
	SFI	-	-	-	-	-	-	-
	STF	0,0	1,0	1,0	1,4	0,2	0,6	0,3

TAB. 5.19 – Valeurs de l'écart-type sur l'orientation estimée $\widehat{std_{\varphi}}$ pour chaque méthode appliquée à chaque séquence

A partir des valeurs des critères, nous avons tracé de nouvelles courbes montrant leurs variations en fonction des méthodes et des séquences. Nous voyons dans les tableaux que SFI calcule seulement le module 3D du vecteur vitesse. Pour cette raison, il ne peut pas être représenté dans chacune des figures. Sur les figures résultats, les valeurs théoriques sont représentées avec des lignes noires, la méthode BM avec des plus bleus, la méthode BDBM avec des cercles verts, la méthode SFI avec des carrés rouges et notre méthode STF avec des losanges violets.

La figure 5.21 affiche les valeurs des erreurs moyennes normalisées $\overline{E_x}$ et $\overline{E_y}$ pour chacune des méthodes appliquées à chaque séquence.

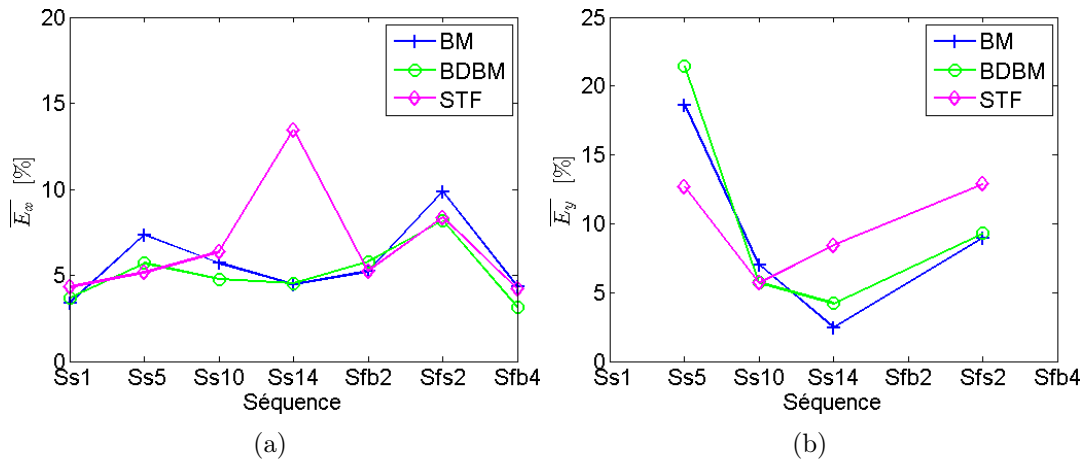


FIG. 5.21 – (a) Erreur moyenne normalisée $\overline{E_x}$ (b) Erreur moyenne normalisée $\overline{E_y}$

La figure 5.22 affiche les valeurs des vitesses moyennes estimées $\hat{v}_x$ et $\hat{v}_y$ pour chacune des méthodes appliquées à chaque séquence.

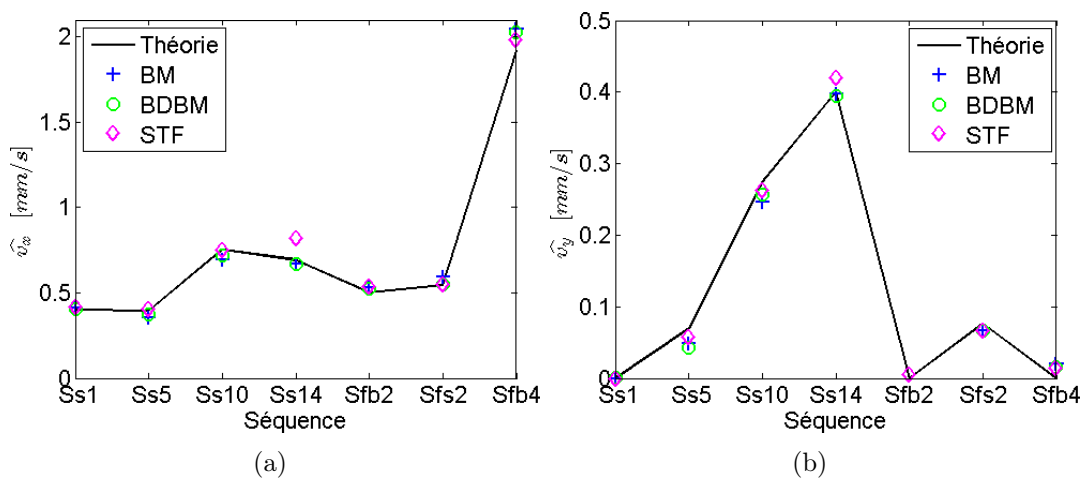


FIG. 5.22 – (a) Vitesse moyenne estimée $\hat{v}_x$ (b) Vitesse moyenne estimée $\hat{v}_y$

La figure 5.23 affiche les valeurs des modules moyens $\hat{v}$ et orientation moyennes $\hat{\varphi}$ pour chacune des méthodes appliquées à chaque séquence.

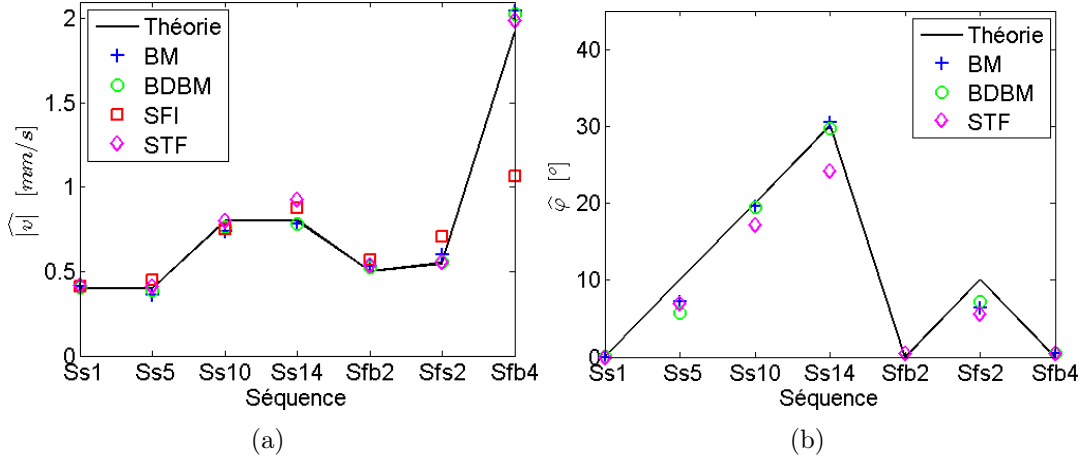


FIG. 5.23 – (a) Module moyen de vitesse estimé $|v|$ (b) Orientation moyenne estimée $\hat{\varphi}$

5.6.4 Discussion

Nous avons appliqué notre approche d'estimation de vitesses ainsi que trois autres méthodes de la littérature à sept séquences, expérimentales et simulées, avec des orientations de flux allant de 0° à 30° . La méthode SFI estime le module 3D du vecteur vitesse, tandis que les approches BM, BDBM et STF estiment les deux composantes du flux optique. Elles ne fournissent alors pas les mêmes informations à propos des flux.

BM procure des estimations précises pour v_x . L'erreur moyenne $\overline{E_x}$ (figure 5.21(a)) est inférieure à 10% pour chaque séquence avec un écart-type $\overline{std_x}$ inférieur à 9%. Cependant, les erreurs d'estimations sur $\overline{E_x}$ (figure 5.21(b)) sont globalement plus importantes avec des valeurs de $\overline{std_y}$ également plus élevées. BM ne semble pas être sensible à l'orientation. BDBM fournit des estimations avec une précision proche de celle obtenue avec BM. $\overline{E_x}$ et $\overline{std_x}$ sont respectivement inférieurs à 9% et 13%. De même que pour la méthode BM, BDBM donne des estimations moins précises pour v_y . De plus, BDBM est également peu sensible à l'orientation. Notre approche STF renvoie des bonnes estimations ; à l'exception de de la séquence S_{s14} , $\overline{E_x}$ est en-dessous de la barre des 9% avec un écart-type moyen normalisé $\overline{std_x}$ inférieur à 9%. Encore, les estimations suivant y apparaissent moins précises avec des valeurs de $\overline{E_y}$ et $\overline{std_y}$ plus élevées. Contrairement aux méthodes BM et BDBM, STF semble être sensible à l'orientation.

Les composantes de vitesses moyennes $\hat{v}_x$ et $\hat{v}_y$ ont été estimées par les approches BM, BDBM et STF (figure 5.22). Les vitesses moyennes estimées avec BM et BDBM sont très proches. Elles sont globalement sous-estimées mais restent proches des valeurs théoriques. Les estimations des composantes de vitesses moyennes sont légèrement meilleure avec STF, excepté pour S_{s14} . Notons que la composante de vitesse nulle v_y est parfaitement estimée avec chaque méthode sur S_{s1} , et pas exactement pour S_{fb2} et S_{fb4} qui sont des séquences expérimentales. Ajoutons que BM semble fournir des estimations légèrement moins précises lorsque la vitesse augmente, alors que BDBM n'affiche pas de sensibilité à la vitesse.

Comme on pouvait le prévoir, les modules estimés avec BM et BDBM sont

proches et, pour la plupart, inférieurs aux valeurs théoriques (figure 5.23(a)). Cependant, on observe que BDBM est légèrement plus performante que BM. Excepté pour S_{s14} , STF fournit des estimations du module qui sont généralement meilleures que celles obtenues avec les méthodes BM et BDBM. SFI estime, pour sa part, les modules de manière moins précise, particulièrement lorsque les vitesses augmentent. De plus, l'écart-type moyen normalisé est clairement plus élevé avec SFI tandis qu'il reste quasi identique avec BM, BDBM et STF. Cela confirme les observations découlant de la figure 5.20. Par ailleurs, SFI calcule des estimations au sein d'une ROI de taille 80×40 pixels en 6.7 ms, alors que notre méthode STF nécessite 17 s et que les méthodes BM et BDBM nécessitent 40 s. SFI apparaît alors 2500 fois plus rapide que STF et 6000 fois plus rapide que BM et BDBM. Ces temps de calcul ont été estimés avec une programmation Matlab 7.2 sur un processeur Core 2 duo avec 3 Gb de RAM.

Pour aller plus loin, on peut dire que les estimations renvoyées par SFI sont liées aux modules 3D de vitesse, contrairement à BM, BDBM et STF qui calculent le vecteur vitesse apparent dans le plan d'imagerie. Ainsi, lorsque l'angle hors-plan augmente et dépasse 30° , SFI devient la seule des méthodes présentée pouvant donner un résultat fiable. Les orientations sont mieux estimées avec les approches basées régions (BM et BDBM), en comparaison à notre approche spatiotemporelle STF. En effet, STF sous-estime souvent l'orientation des vecteurs vitesses. BM et BDBM estiment l'orientation avec une bonne précision, spécialement lorsque cette orientation augmente.

Pour conclure sur ces observations, on peut dire que :

- SFI est bien adaptée aux flux hors-plan, contrairement aux trois autres méthodes.
- SFI est la seule méthode implantée en temps-réel.
- BM, BDBM et STF fournissent des résultats avec une précision similaire dans le cas des faibles vitesses puis BM devient moins précis que BDBM et STF lorsque les vitesses augmentent.
- STF est plus sensible aux grandes orientations que le sont BM et BDBM. La méthode est mieux adaptée aux faibles orientations ($<15^\circ$), alors que BM et BDBM sont bien adaptées aux grandes orientations.
- BM et BDBM sont plus robustes en termes de gamme de vitesses étudiées. L'utilisation, par STF, de la fonction tangente limite l'étude aux déplacements allant jusqu'à 6 pixels/image avant la saturation. Cependant, les temps de calcul requis par les méthodes basées régions augmentent de manière conséquente lorsque les déplacements deviennent plus grands.
- Les estimations obtenues avec BM et BDBM sont très similaires en termes d'erreurs et d'écart-types pour les faibles vitesses. BDBM estime mieux les grandes vitesses que BM. En effet, en présence de faibles vitesses, le mouvement est quasi-rigide, alors qu'il devient déformable en présence de vitesses plus élevées.
- BM est moins bien adaptée aux mouvements complexes que STF et BDBM.

D'un point de vue plus global, notre approche par bancs de filtres orientés spatiotemporels apparaît plus précise que la méthode SFI basée sur la décorrélation statistique des pixels, et plus rapide que les méthodes basées sur la mise en correspondance de blocs.

Conclusion et perspectives

L'objectif de cette thèse était de proposer une méthode pour estimer un champ dense de vecteurs vitesses à partir de séquences d'images ultrasonores de flux sanguins. L'évaluation des flux sanguins est aujourd'hui réalisée par des techniques Doppler couplées à un système échographique. Néanmoins, les techniques Doppler sont connues pour souffrir de quelques limitations. En effet, de part leur principe physique, elles ne peuvent accéder qu'aux composantes axiales de vitesses, *i.e.* dans la direction de propagation des ultrasons. Cela constitue une limitation forte car il est nécessaire de connaître l'angle de tir pour estimer la vitesse réelle.

Nous avons dans un premier chapitre rappelé les principes physiques liés à la formation des séquences d'images ultrasonores. Ces informations sont à maîtriser et à prendre en compte dans le développement des algorithmes de traitements. Nous avons ensuite dressé un état de l'art des méthodes d'estimation de mouvement, en revenant sur les approches Doppler mais aussi sur des méthodes plus génériques d'estimation du flux optique. Ce chapitre nous a conduits à nous orienter vers une approche spatiotemporelle pour traiter le problème posé. Nous avons alors développé une méthodologie basée sur des bancs de filtres spatiotemporels orientés. Ces bancs de filtres sont utilisés pour trouver des orientations spatiotemporelles privilégiées qui traduisent le mouvement dans la séquence. L'approche par bancs de filtres spatiotemporels orientés a été présentée dans un formalisme 2D puis 3D. La validation de la méthode a requis un large jeu de données, expérimentales et simulées. L'application ciblée nécessitait un nombre important de séquences contenant, pour chacune, plusieurs centaines d'images. Nous avons alors proposé un cadre adapté à la simulation rapide de séquences d'images ultrasonores. Nous avons montré que notre simulation respectait les statistiques du premier et du deuxième ordre comme elles sont définies dans la littérature. Nous avons également défini l'erreur d'approximation engendrée par l'utilisation d'une grille échantillonnée pour positionner les diffuseurs. Nous avons ensuite décrit le protocole d'acquisition des données expérimentales, acquises au sein du laboratoire du Professeur Stuart Foster, au Sunnybrook Health Sciences Centre à Toronto. La validation de la méthode a été largement détaillée dans le cinquième et dernier chapitre de cette thèse. Elle a mis en évidence l'intérêt de ce type d'approche pour l'estimation des mouvements fluides à partir de séquences d'images ultrasonores. Nous avons notamment démontré la capacité de l'estimateur à fournir un champ dense de vitesses pour des flux longitudinaux qui sont des cas non résolus par les méthodes Doppler, utilisées en routines cliniques. Nous avons également montré l'aptitude de notre estimateur à calculer des estimations pour des flux non longitudinaux. La précision des résultats obtenus dépend des situations de flux étudiées dont l'orientation et la vitesse varient. Les résultats

obtenus ont été comparés à ceux calculés par trois autres méthodes d'estimation de vitesses de flux. La méthode s'avère être un bon compromis en termes de précision et de complexité algorithmique. D'un point de vue local, la méthode proposée souffre de quelques limitations, notamment d'un léger biais pour des flux à large orientation. En revanche, la méthode est tout à fait performante lorsqu'on se place d'un point de vue plus global. En effet, nous avons montré sa capacité à rendre compte du comportement général des flux étudiés. Le travail réalisé dans le cadre de cette thèse ouvre également de nombreuses perspectives. Nous allons détailler quatre d'entre elles pour conclure ce document.

La première piste de travail concerne l'utilisation des données RF pour l'étude de petits déplacements. De la même manière que les données enveloppe, les données RF acquises sur des flux et des tissus en mouvement forment une structure orientée dans l'espace spatiotemporel. Néanmoins, la problématique est quelque peu différente dans le cadre de l'utilisation de données RF. En effet, les déplacements étudiables ne sont pas du tout les mêmes que ceux auxquels on a accès à partir des données enveloppe ; ils sont bien plus faibles. Pour pouvoir suivre correctement un pixel à partir des données RF, le déplacement ne doit pas excéder une demi longueur d'onde. On comprend aisément que dans le cas contraire, le changement de phase entraîne une ambiguïté sur la position du pixel. En contrepartie, l'estimation du déplacement devrait être plus précise. L'utilisation combinée des données RF et enveloppe permettrait alors une étude multirésolution des déplacements.

Le deuxième axe de poursuite du travail est l'étude d'autres approches spatiotemporelles, notamment les méthodes basées sur le tenseur de structure. Ces méthodes s'appuient sur le même point de départ que l'approche par bancs de filtres spatiotemporels orientés que nous avons proposée. L'idée est toujours de trouver l'orientation privilégiée d'une structure spatiotemporelle caractérisant le mouvement. Un travail préliminaire a déjà été accompli et les premiers résultats se sont avérés mitigés. Nous avons remarqué, entre autres, une réduction du temps de calcul due à une complexité algorithmique moindre. Cependant, nous avons également noté une précision réduite avec l'approche par tenseur de structure. Par ailleurs, les difficultés d'estimations rencontrées par notre méthode, notamment dans le cas d'orientations trop importantes, sont aussi apparues avec cette approche.

La troisième perspective envisagée est une nouvelle exploitation des champs de vitesses obtenus. Nous souhaitons nous intéresser particulièrement à la visualisation de trajectoires de particules de flux. Cette question est souvent traitée dans des applications de type météorologique par exemple. A notre connaissance, il n'a pas été proposé ce type de visualisation dans le cadre de l'imagerie de flux par ultrasons. Nous pensons que cela pourrait apporter une réelle plus-value et c'est pour cette raison que nous envisageons de nous orienter dans cette direction. Néanmoins, la construction de ces trajectoires nécessite un champ de vitesses estimées précis et suffisamment lisse.

Enfin, la dernière perspective accompagnant ce travail de thèse et plus généralement le projet de recherche associé, réside dans l'acquisition de nouvelles données, simulées et expérimentales. Le simulateur proposé est actuellement capable de fournir des images à une cadence proche du Hertz. Un objectif annoncé est d'améliorer le processus de simulation pour arriver à générer

quelques dizaines d'images par seconde. Une fois cet objectif atteint, le simulateur sera doté d'un environnement logiciel afin d'être utilisé à plus large échelle. Ce travail est déjà en cours de réalisation et sera présenté lors du congrès IEEE Ultrasonics Symposium [Marion *et al.*, 2009b]. Par ailleurs, l'acquisition de nouvelles données expérimentales nous permettrait d'étudier le comportement de la méthode sur des données différentes, issues de systèmes d'acquisitions fonctionnant à des fréquences de quelques MHz. Une manipulation sur un fantôme de flux a également été mise en place à cet effet. Des premières images ont été acquises sur l'échographe dont nous disposons au laboratoire. Cette dernière perspective de travail constitue un véritable enjeu car la résolution spatiale des données peut jouer un rôle dans les performances de l'estimateur.

Le travail accompli au cours de cette thèse a fait émerger de nombreux aspects nouveaux liés au traitement spatiotemporel de séquences d'images ultrasonores en mouvement. Nous avons ainsi mis en évidence le potentiel des approches spatiotemporelles pour l'étude du mouvement en imagerie ultrasonore. A notre connaissance, ces approches n'ont pas encore été exploitées dans ce cadre. L'étude présentée dans ce manuscrit peut alors servir de base au développement de cette famille de méthodes pour l'estimation du mouvement des flux sanguins en imagerie ultrasonore.

Annexe A

Démonstrations liées au modèle de Rayleigh

A.1 Fonction de densité de probabilité du speckle

Hypothèse : Z_r et Z_i sont deux variables aléatoires indépendantes qui suivent une loi Gaussienne

But : on cherche la loi $A = \sqrt{Z_r^2 + Z_i^2}$

Z_r et Z_i suivant des loi Gaussiennes indépendantes, la densité de probabilité jointe est donnée par l'Eq. (A.1) :

$$\begin{aligned} f_{Z_r, Z_i}(z_r, z_i) &= f_{Z_r}(z_r) \cdot f_{Z_i}(z_i) \\ &= \frac{1}{\sigma_{z_r} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z_r^2}{2\sigma_{z_r}^2}\right) \cdot \frac{1}{\sigma_{z_i} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z_i^2}{2\sigma_{z_i}^2}\right) \\ &= \frac{1}{2\pi \sigma_{z_r} \sigma_{z_i}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{z_r^2}{\sigma_{z_r}^2} + \frac{z_i^2}{\sigma_{z_i}^2}\right)\right) \\ &= \frac{1}{2\pi \sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{z_r^2 + z_i^2}{\sigma^2}\right)\right) \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

On définit la fonction de répartition du module A dans l'Eq. (A.2) :

$$F_A(a) = P_A \{A \leq a\} = P_A \{Z_r^2 + Z_i^2 \leq a^2\} \quad (\text{A.2})$$

On réécrit cette fonction de répartition dans l'Eq. (A.3) :

$$F_A(a) = \int \int_{z_r^2 + z_i^2 \leq a^2} f_{Z_r, Z_i}(z_r, z_i) dz_r dz_i \quad (\text{A.3})$$

Pour calculer cette intégrale double, effectuons le changement de variable :

$$\begin{cases} z_r &= \rho \cos \theta \\ z_i &= \rho \sin \theta \\ dz_r dz_i &\rightarrow \rho d\rho d\theta \end{cases}$$

L'Eq. (A.3) devient l'Eq. (A.4) :

$$\begin{aligned} F_A(a) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \int_0^a \int_0^{2\pi} \exp\left(-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) \rho d\rho d\theta \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \int_0^a \exp\left(-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) \rho d\rho \int_0^{2\pi} d\theta \\ F_A(a) &= \frac{1}{\sigma^2} \int_0^a \exp\left(-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) \rho d\rho \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

La fonction de densité de probabilité (FDP) est obtenue en dérivant la fonction de répartition par rapport à a , ce qui nous donne l'Eq. (A.5) :

$$f_A(a) = \frac{dF_A(a)}{da} = \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{A.5})$$

qui est une FDP de Rayleigh.

A.2 Espérance de la FDP de Rayleigh

Soit la FDP de Rayleigh

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

On cherche son espérance mathématique définie dans l'Eq. (A.6) :

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx \quad (\text{A.6})$$

où f est la fonction de densité de probabilité dont on cherche l'espérance.

$p_X(x)$ étant définie pour $x > 0$, l'espérance mathématique est alors réécrite dans l'Eq. (A.7) :

$$E(X) = \int_0^{+\infty} x \cdot \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) dx \quad (\text{A.7})$$

On réalise une intégration par parties (IPP) pour calculer cette intégrale. On pose pour cela :

$$f = \frac{x}{\sigma^2} \quad g' = x \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$f' = \frac{1}{\sigma^2} \quad g = -\sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

On obtient donc :

$$\begin{aligned} E(X) &= \left[-\frac{x}{\sigma^2} \cdot \sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \right]_0^{+\infty} + \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sigma^2} \cdot \sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ &= \int_0^{+\infty} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) dx \end{aligned}$$

En utilisant l'intégrale de Gauss,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\alpha x^2} dx = \sqrt{\frac{\pi}{\alpha}}$$

on déduit l'espérance mathématique dans l'Eq. (A.8) :

$$E(X) = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \quad (\text{A.8})$$

A.3 Variance de la FDP de Rayleigh

Soit la FDP de Rayleigh

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

On cherche sa variance définie dans l'Eq. (A.9) :

$$\text{var}(X) = E\{(X - E(X))^2\} = E\{X^2\} - E\{X\}^2 \quad (\text{A.9})$$

Connaissant déjà $E(X)$, il ne nous reste qu'à calculer $E(X^2)$ en utilisant l'Eq. (A.10) :

$$E(X^n) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n f(x) dx \quad (\text{A.10})$$

où f est la fonction de densité de probabilité dont on cherche l'espérance.

Dans notre cas, $n = 2$, ce qui nous conduit à calculer l'Eq. (A.11) :

$$E(X^2) = \int_0^{+\infty} \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) x^2 dx \quad (\text{A.11})$$

Nous réalisons une intégration par parties en posant :

$$f = \frac{x^2}{\sigma^2} \quad g' = x \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$f' = \frac{2x}{\sigma^2} \quad g = -\sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

On obtient donc :

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \left[-\frac{x^2}{\sigma^2} \cdot \sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \right]_0^{+\infty} + \int_0^{+\infty} 2x \cdot \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ &= \left[-2\sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \right]_0^{+\infty} \\ &= 2\sigma^2 \end{aligned}$$

Finalement la variance est donnée par l'Eq. (A.12) :

$$\text{var}(X) = 2\sigma^2 - \sigma^2 \frac{\pi}{2} = \sigma^2 \frac{4 - \pi}{2} \quad (\text{A.12})$$

A.4 Estimation du paramètre σ^2 de la FDP de Rayleigh par maximum de vraisemblance

Soit un échantillon suivant une FDP de Rayleigh

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

On cherche à estimer le paramètre σ^2 de la FDP de Rayleigh en fonction des observations $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_N)$. On définit la fonction de vraisemblance dans l'Eq. (A.13) :

$$\begin{aligned} L(x_1, x_2, x_3, \dots, x_N, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^N p(x_i, \sigma^2) \\ &= \prod_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

La fonction de vraisemblance étant positive, on peut lui appliquer la fonction $\ln$ qui est bijective, comme dans l'Eq. (A.14) :

$$\begin{aligned} \ln(L(x_i, \sigma^2)) &= \sum_{i=1}^N \ln\left(\frac{x_i}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}\right)\right) \\ &= \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - \ln(\sigma^2) - \frac{x_i^2}{2\sigma^2} \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

On cherche à maximiser L . La fonction $\ln$ étant bijective, le maximum de $\ln(L)$ est le même que le maximum de L . On va donc chercher à annuler la dérivée de $\ln(L)$ par rapport à σ^2

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln(L(x_i, \sigma^2))}{\partial \sigma^2} &= 0 \\ \Leftrightarrow \sum_{i=1}^N \left(-\frac{1}{\sigma^2} + \frac{x_i^2}{2(\sigma^2)^2}\right) &= 0 \\ \Leftrightarrow \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i^2}{2\sigma^4}\right) &= \frac{N}{\sigma^2} \end{aligned}$$

Finalement, le paramètre σ^2 de la FDP de Rayleigh est estimée par maximum de vraisemblance grâce à l'Eq. (A.15) :

$$\sigma^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (\text{A.15})$$

Annexe B

Erreur analytique moyenne due à l'approximation d'un diffuseur sur une grille échantillonnée

B.1 Position du problème

Soit un ensemble de diffuseurs uniformément distribués sur le domaine Ω , défini par le rectangle de côtés T_x et T_y . Nous souhaitons calculer la distance moyenne D entre l'origine et un diffuseur quelconque. D est alors définie dans l'Eq. (B.1)

$$D = \int_{\Omega} d(P) d\Omega * p_0 \quad (\text{B.1})$$

où

$$p_0 = \frac{1}{\int_{\Omega} d\Omega} = \frac{1}{T_x T_y}$$

Nous divisons le domaine Ω en deux sous-domaines, Ω_0 et Ω_1 , qui sont respectivement les triangles inférieur droit et supérieur gauche, comme nous le voyons sur la figure B.1. Ces triangles ont la même surface et sont séparés par l'angle

$$\theta_0 = \text{atan}\left(\frac{T_y}{T_x}\right)$$

Nous définissons successivement l'entité D_0 , reliée à Ω_0 , dans l'Eq. (B.2) :

$$D_0 = \int_{\Omega_0} d(P) d\Omega \quad (\text{B.2})$$

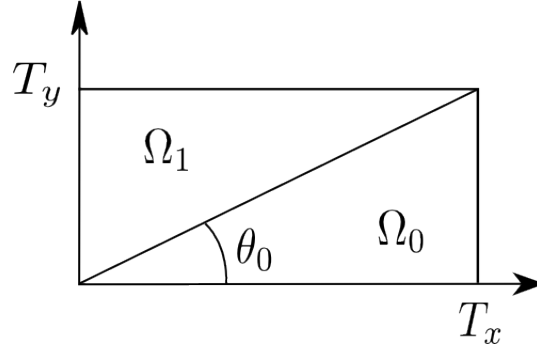


FIG. B.1 – Représentation d'un rectangle défini par quatre nœud d'une grille échantillonnée

et l'entité D_1 , reliée à Ω_1 , dans l'Eq. (B.3) :

$$D_1 = \int_{\Omega_1} d(P) d\Omega \quad (\text{B.3})$$

Nous pouvons alors redéfinir la distance moyenne dans l'Eq. (B.4) :

$$D = \frac{D_0 + D_1}{T_x T_y} \quad (\text{B.4})$$

B.2 Calcul de D_0

Intéressons-nous, dans un premier temps, à calculer D_0 , qui est réécrite dans l'Eq. (B.5) :

$$D_0 = \int_0^{\theta_0} \int_0^{R_0(\theta)} r^2 dr d\theta \quad (\text{B.5})$$

avec

$$R_0(\theta) = \frac{T_x}{\cos(\theta)}$$

D_0 peut être réécrite dans l'Eq. (B.6) :

$$D_0 = \int_0^{\theta_0} \frac{T_x^3}{3\cos^3(\theta)} d\theta \quad (\text{B.6})$$

Nous utilisons le changement de variable

$$x = \frac{1}{\cos(\theta)}$$

En dérivant par rapport à θ , on obtient

$$\frac{dx}{d\theta} = \frac{\sin(\theta)}{\cos^2(\theta)}$$

qui nous conduit à

$$\begin{aligned} dx &= x^2 \sqrt{1 - \frac{1}{x^2}} d\theta \\ &= x \sqrt{x^2 - 1} d\theta \end{aligned}$$

Les nouvelles bornes de l'intégrale définie dans l'Eq. (B.6) sont calculées comme suit :

$$\begin{aligned} \theta &= 0 \rightarrow x = 1 \\ \theta &= \theta_0 \rightarrow x = \frac{1}{\cos(\operatorname{atan}(\frac{T_y}{T_x}))} \\ &= \sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} \end{aligned}$$

Finalement, D_0 est calculée à partir de l'intégrale de l'Eq. (B.7) :

$$D_0 = \frac{T_x^3}{3} \int_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \frac{x^2}{\sqrt{x^2 - 1}} dx \quad (\text{B.7})$$

Cette intégrale est séparable en deux intégrales

$$D_0 = \frac{T_x^3}{3} \int_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \frac{2x^2 - 1}{2\sqrt{x^2 - 1}} dx + \frac{T_x^3}{3} \int_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \frac{1}{2\sqrt{x^2 - 1}} dx$$

et nous conduits à une expression de D_0 :

$$\begin{aligned} D_0 &= \frac{T_x^3}{3} \left[\int_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \frac{2x^2 - 1}{2\sqrt{x^2 - 1}} dx + \int_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \frac{1}{2\sqrt{x^2 - 1}} dx \right] \\ &= \frac{T_x^3}{3} \left[\frac{1}{2} x \sqrt{x^2 - 1} + \frac{1}{2} \ln \left(x + \sqrt{x^2 - 1} \right) \right]_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \\ &= \frac{T_x^3}{6} \left[x \sqrt{x^2 - 1} + \operatorname{acosh}(x) \right]_1^{\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}} \end{aligned}$$

L'expression finale de D_0 est donnée dans l'Eq. (B.8) :

$$D_0 = \frac{T_x^3}{6} \left[\frac{T_y}{T_x} \sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} + \operatorname{acosh} \left(\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} \right) \right] \quad (\text{B.8})$$

B.3 Calcul de D_1

De la même manière que pour D_0 dans l'Eq. (B.5), nous définissons D_1 dans l'Eq. (B.9) :

$$D_1 = \int_{\theta_0}^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{R_1(\theta)} r^2 dr d\theta \quad (\text{B.9})$$

avec

$$R_1(\theta) = \frac{T_y}{\sin(\theta)}$$

Nous utilisons un nouveau changement de variable

$$\theta' = \frac{\pi}{2} - \theta$$

En dérivant par rapport à θ , on obtient

$$d\theta' = -d\theta$$

D_1 est alors réécrite dans l'Eq. (B.10) :

$$D_1 = \int_0^{\frac{\pi}{2}-\theta_0} \frac{T_y^3}{3\cos^3(\theta')} d\theta' \quad (\text{B.10})$$

En reprenant le changement de variable utilisé pour D_0 ,

$$x = \frac{1}{\cos(\theta')},$$

les nouvelles bornes sont calculées ci-dessous :

$$\begin{aligned} \theta' &= 0 & \rightarrow x &= 1 \\ \theta' &= \frac{\pi}{2} - \theta_0 & \rightarrow x &= \frac{1}{\sin(\text{atan}(\frac{T_y}{T_x}))} \\ & & &= \frac{T_x \sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}}{T_y} \end{aligned}$$

Nous faisons appel aux précédents développements (Eq. (B.7-B.8)) pour écrire l'Eq. (B.11) :

$$D_1 = \frac{T_y^3}{3} \int_1^{\frac{T_x \sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}}}{T_y}} \frac{x^2}{\sqrt{x^2 - 1}} dx \quad (\text{B.11})$$

L'expression finale de D_1 est alors donnée dans l'Eq. (B.12) :

$$D_1 = \frac{T_y^3}{6} \left[\frac{T_x}{T_y} \sqrt{1 + \frac{T_x^2}{T_y^2}} + \text{acosh} \left(\sqrt{1 + \frac{T_x^2}{T_y^2}} \right) \right] \quad (\text{B.12})$$

B.4 Expression finale de D

D'après les résultats obtenus dans les Eq. (B.8) et (B.12) ainsi que la définition de l'Eq. (B.4), l'expression analytique de l'erreur moyenne D est écrite dans l'Eq. (B.13) :

$$D = \frac{T_x^3}{6T_x T_y} \left[\frac{T_y}{T_x} \sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} + \text{acosh} \left(\sqrt{1 + \frac{T_y^2}{T_x^2}} \right) \right] + \frac{T_y^3}{6T_x T_y} \left[\frac{T_x}{T_y} \sqrt{1 + \frac{T_x^2}{T_y^2}} + \text{acosh} \left(\sqrt{1 + \frac{T_x^2}{T_y^2}} \right) \right] \quad (\text{B.13})$$

Annexe C

Résumé des critères de performances

Dans cette annexe, nous résumons au sein du tableau C.1 les critères de performances utilisés pour la validation de notre méthode dans le chapitre 5.

Erreur moyenne normalisée suivant x	$\overline{E_x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left \frac{\widehat{v_{x_i}} - v_{x_i}}{v_{x_{max}}} \right $
Erreur moyenne normalisée suivant y	$\overline{E_y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left \frac{\widehat{v_{y_i}} - v_{y_i}}{v_{y_{max}}} \right $
Ecart-type moyen normalisé suivant x	$\overline{std_x} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{std_{x_i}^2}{v_{x_{max}}^2}}$
Ecart-type moyen normalisé suivant y	$\overline{std_y} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{std_{y_i}^2}{v_{y_{max}}^2}}$
Composante moyenne de vitesse suivant x	$\widehat{v_x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \widehat{v_{x_i}}$
Composante moyenne de vitesse suivant y	$\widehat{v_y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \widehat{v_{y_i}}$
Module moyen estimé de la vitesse	$ \widehat{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\widehat{v_{x_i}}^2 + \widehat{v_{y_i}}^2}$
Ecart-type moyen du module	$std_{ v } = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sqrt{v_{x_i}^2 + v_{y_i}^2} - \sqrt{\widehat{v_{x_i}}^2 + \widehat{v_{y_i}}^2} \right)^2}$
Orientation moyenne du vecteur vitesse	$\widehat{\varphi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \arctan \left(\frac{\widehat{v_{y_i}}}{\widehat{v_{x_i}}} \right)$
Ecart-type moyen de l'orientation	$std_{\varphi} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\arctan \left(\frac{v_{y_i}}{v_{x_i}} \right) - \arctan \left(\frac{\widehat{v_{y_i}}}{\widehat{v_{x_i}}} \right) \right]^2}$

TAB. C.1 – Tableau récapitulatif des critères utilisées pour la validation de la méthode d'estimation de mouvement des flux

Bibliographie personnelle

Revue internationale avec comité de lecture

[Marion and Vray, 2009b] A. Marion and D. Vray. "Toward a real-time simulation of ultrasound image sequences based on a 3D set of moving scatterers." *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*. Acceptée en mai 2009.

[Marion and Vray, 2009a] A. Marion and D. Vray. "Spatiotemporal filtering of sequences of ultrasound images to estimate a dense field of velocities." *Elsevier Pattern Recognition*, volume 42, no. 11, (2009a), pp. 2989-2997.

Conférences internationales avec actes et avec comité de lecture

[Marion et al., 2009b] A. Marion, J. Porée and D. Vray. "CREASIMUS : a fast simulator of ultrasound image sequences using 3D tissue motion." In *Proceedings of the IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, Rome, Italy, September 2009. A paraître.

[Marion et al., 2009a] A. Marion, W. Aoudi, A. Basarab, P. Delachartre, and D. Vray. "A comparative study of four vector velocity estimation methods applied to flow imaging." In *Proceedings of the International Congress on Ultrasonics (ICU)*, Santiago, Chile, January 2009. A paraître.

[Liu et al., 2009] Y. Liu, A. Marion, and D. Vray. "2D velocity estimation based on Wigner-Ville distribution with swept-scan imaging system." In *Proceedings of the International Congress on Ultrasonics (ICU)*, Santiago, Chile, January 2009. A paraître.

[Marion and Vray, 2008] A. Marion and D. Vray. "Velocity estimation with 3D spatiotemporal filtering of sequences of ultrasound images : a Fourier approach." In *Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Lausanne, Switzerland, August 2008, available online.

[Marion and Vray, 2007a] A. Marion, A. Needles, and D. Vray. "Blood velocity estimation based on 3D spatiotemporal filtering of sequences of ultrasound images." In *Proceedings of the IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, New-York, NY, USA, October 2007, pp. 2461-2464.

Conférences nationales avec actes et avec comité de lecture

[Marion and Vray, 2008a] A. Marion et D. Vray. "Estimation de vitesses à partir de séquences d'images ultrasonores." Dans *Actes de la Manifestation des Jeunes Chercheurs en STIC (MAJECSTIC)*, Marseille, France, Octobre 2008, volume 6, A2DL.

[Marion and Vray, 2007b] A. Marion et D. Vray. "Filtrage spatiotemporel de séquences d'images ultrasonores pour l'estimation d'un champ dense de vitesses." Dans *Actes du Colloque Grets*, Troyes, France, Septembre 2007, pp. 73-76.

Bibliographie

- [*Adelson and Bergen*, 1985] Adelson, E. H., Bergen, J. R., Spatiotemporal energy models for the perception of motion, *Journal of the Optical Society of America A*, volume 2, no. 2, (1985), pp. 284–299.
- [*Adelson and Bergen*, 1986] Adelson, E. H., Bergen, J. R., The extraction of spatiotemporal energy in human and machine vision, in : *Proceedings of the Workshop on Motion : Representation and Analysis*, 1986, (pp. 151–155).
- [*Anandan*, 1989] Anandan, P., A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion, *International Journal of Computer Vision*, volume 2, no. 3, (1989), pp. 1573–1405.
- [*Anderson*, 1998] Anderson, M. E., Multi-dimensional velocity estimation with ultrasound using spatial quadrature, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 45, no. 3, (1998), pp. 852–861.
- [*Aoudi et al.*, 2006] Aoudi, W., Liebgott, H., Needles, A., *et al.*, Estimation methods for flow imaging with high frequency ultrasound, *Ultrasonics*, volume 44, (2006), pp. 135–140.
- [*Bamber and Dickinson*, 1980] Bamber, J. C., Dickinson, R. J., Ultrasonic B-scanning : a computer simulation, *Physics in Medicine and Biology*, volume 25, (1980), pp. 463–479.
- [*Barber et al.*, 1985] Barber, W. D., Eberhard, J. W., Karr, S. G., A new time-domain technique for velocity measurements using Doppler ultrasound, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 32, no. 3, (1985), pp. 213–229.
- [*Barman et al.*, 1991] Barman, H., Haglund, L., Knutsson, H., *et al.*, Estimation of velocity, acceleration and disparity in time sequences, in : *Proceedings of the IEEE Workshop on Visual Motion*, Princeton, NJ, USA, 1991, (pp. 44–51).
- [*Barron et al.*, 1992] Barron, J. L., Fleet, D. J., Beauchemin, S. S., Performance of optical flow techniques, *International Journal of Computer Vision*, volume 12, no. 1, (1992), pp. 43–77.
- [*Basarab et al.*, 2008] Basarab, A., Liebgott, H., Morestin, F., *et al.*, A method for vector displacement estimation with ultrasound imaging and its application for thyroid nodular disease, *Medical Image Analysis*, volume 12, no. 3, (2008), pp. 259–274.
- [*Behar et al.*, 2003] Behar, V., Adam, D., Friedman, Z., A new method of ultrasound color flow mapping, *Ultrasonics*, volume 41, (2003), pp. 385–395.

- [Bernard, 2006] Bernard, O., *Segmentation in echocardiographic imaging using parametric level set model driving by the statistics of the radiofrequency signal*, Ph.D. thesis, INSA-Lyon, 2006.
- [Bigün et al., 1991] Bigün, J., Granlund, G. H., Wiklund, J., Multidimensionnal orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, volume 13, no. 8, (1991), pp. 775–790.
- [Bohs et al., 2000] Bohs, L. N., Geiman, B. J., Anderson, M. E., et al., Speckle tracking for multi-dimensional flow estimation, Ultrasonics, volume 38, (2000), pp. 369–375.
- [Bolles and Baker, 1985] Bolles, R. C., Baker, H. H., Epipolar-plane image analysis : a technique for analyzing motion sequences, in : *Proceedings of the third IEEE workshop on Computer Vision : Representation and Control*, Bellaire, Michigan, 1985, (pp. 168–178).
- [Bolles et al., 1987] Bolles, R. C., Baker, H. H., Marimont, D. H., Epipolar-plane image analysis : an approach to determining structure from motion, International Journal of Computer Vision, volume 1, (1987), pp. 7–55.
- [Bonnetfous and Pesqué, 1986] Bonnetfous, O., Pesqué, P., Time domain formulation of pulse-Doppler ultrasound and blood velocity estimation by cross correlation, Ultrasonic Imaging, volume 8, no. 2, (1986), pp. 73–85.
- [Božinović and Konrad, 2005] Božinović, N., Konrad, J., Motion analysis in 3D DCT domain and its application to video coding, Signal Processing : Image and Communication, volume 20, (2005), pp. 510–528.
- [Brox et al., 2006] Brox, T., van den Boomgaard, R., Lauze, F., et al., *Visualization and processing of tensor fields*, chapter 2-Adaptive structure tensors and their applications, Springer, 2006.
- [Bruno and Pellerin, 2002] Bruno, E., Pellerin, D., Robust motion estimation using spatial gabor-like filters, Elsevier Signal Processing, volume 82, (2002), pp. 297–309.
- [Buck et al., 2000] Buck, T., Mucci, R. A., Guerrero, J. L., et al., Flow quantification in valvular heart disease based on the integral of backscattered acoustic power using Doppler ultrasound, Proceedings of the IEEE, volume 88, no. 3, (2000), pp. 307–330.
- [Burckhardt, 1978] Burckhardt, C. B., Speckle in ultrasound B-mode scans, IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics, volume 25, no. 1, (1978), pp. 1–6.
- [Calmon et al., 2006] Calmon, P., Mahaut, S., Chatillon, S., et al., CIVA : an expertise platform for simulation and processing NDT data, Ultrasonics, volume 44, (2006), pp. e975–e979.
- [Céspedes et al., 1999] Céspedes, E. I., de Korte, C. L., van der Steen, A. F. W., Echo decorrelation from displacement gradients in elasticity and velocity estimation, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, volume 46, no. 4, (1999), pp. 791–801.

-
- [Corpetti *et al.*, 2006] Corpetti, T., Heitz, D., Arroyo, G., *et al.*, Fluid experimental flow estimation based on an optical-flow scheme, *Experiments in fluids*, volume 40, (2006), pp. 80–97.
- [Corpetti *et al.*, 2002] Corpetti, T., Mémín, E., Pérez, P., Dense estimation of fluid flows, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 24, no. 3, (2002), pp. 365–380.
- [Dufaux and Moscheni, 1995] Dufaux, F., Moscheni, F., Motion estimation techniques for digital TV : a review and a new contribution, *Proceedings of the IEEE*, volume 83, no. 6, (1995), pp. 858–876.
- [Dutt, 1995] Dutt, V., *Statistical analysis of ultrasound echo envelope*, Ph.D. thesis, Mayo graduate school, 1995.
- [Embree and O’Brien, 1990] Embree, P. M., O’Brien, W. D., Volumetric blood flow via time-domain correlation : experimental verification, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 37, no. 2, (1990), pp. 176–189.
- [Enkelmann, 1988] Enkelmann, W., Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, volume 43, no. 2, (1988), pp. 150–177.
- [Ferrara and Algazi, 1991a] Ferrara, K. W., Algazi, V. R., A new wideband spread target maximum likelihood estimator for blood velocity estimation—part I : theory, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 38, no. 1, (1991a), pp. 1–16.
- [Ferrara and Algazi, 1991b] Ferrara, K. W., Algazi, V. R., A new wideband spread target maximum likelihood estimator for blood velocity estimation—part II : evaluation of estimators with experimental data, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 38, no. 1, (1991b), pp. 17–26.
- [Foster *et al.*, 2002] Foster, F. S., Zhang, M. Y., Zhou, Y. Q., *et al.*, A new ultrasound instrument for in vivo microimaging of mice, *Ultrasound in Medicine and Biology*, volume 28, no. 9, (2002), pp. 1165–1172.
- [Foster *et al.*, 1985] Foster, K. H., Gaska, J. P., Nagler, M., *et al.*, Spatial and temporal frequency selectivity of neurones in visual cortical areas v1 and v2 of the macaque monkey, *Journal of Physiology*, volume 365, (1985), pp. 331–363.
- [Foster *et al.*, 1990] Foster, S. G., Embree, P. M., O’Brien, W. D., Flow velocity profile via time-domain correlation : error analysis and computer simulation, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 37, no. 2, (1990), pp. 164–175.
- [Franceschini *et al.*, 2007] Franceschini, E., Yu, F. T. H., Fenech, M., *et al.*, Evaluation of the structure factor size estimator with simulated ultrasonic backscattered signals from blood, in : *Proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium*, 2007, (pp. 2503–2506).
- [Freeman and Adelson, 1991] Freeman, W. T., Adelson, E. H., The design and use of steerable filters, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 13, no. 9, (1991), pp. 891–906.
-

- [Gabor, 1946] Gabor, D., Theory of communication, Journal of the IEE, volume 93, no. 26, (1946), pp. 429–457.
- [Gao et al., 2009] Gao, H., Choi, H. F., Claus, P., et al., A fast convolution-based methodology to simulate 2-D/3-D cardiac ultrasound images, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, volume 56, no. 2, (2009), pp. 404–409.
- [Giachetti, 2000] Giachetti, A., Matching techniques to compute image motion, Image and Vision Computing, volume 18, (2000), pp. 247–260.
- [Gilliam and Acton, 2007] Gilliam, A. D., Acton, S. T., Echocardiographic simulation for validation of automated segmentation methods, in : *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 2007, (pp. 529–532).
- [Gran and Jensen, 2006] Gran, F., Jensen, J. A., Directional velocity estimation using a spatio-temporal encoding technique based on frequency division for synthetic transmit aperture ultrasound, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, volume 53, no. 7, (2006), pp. 1289–1299.
- [Grava, 2003] Grava, C., *Compensation de mouvement par réseaux neuronaux cellulaires. Application en imagerie médicale.*, Thèse de doctorat, INSA-Lyon, 2003.
- [Hamilton, 1844] Hamilton, W. R., On quaternions ; or on a new system of imaginaries in algebra, Philosophical Magazine, volume 25, (1844), pp. 10–13.
- [Hamilton, 1866] Hamilton, W. R., *Elements of quaternions*, Longmans, Greens, & co, 1866.
- [Haussecker and Jähne, 1997] Haussecker, H., Jähne, B., A tensor approach for precise computation of dense displacement vector fields, in : *Proceedings of DAGM-Symposium*, 1997, (pp. 199–208).
- [Heeger, 1987] Heeger, D. J., Model for the extraction of image flow, Journal of the Optical Society of America B, volume 4, no. 8, (1987), pp. 1455–1471.
- [Hein and O’Brien, 1993a] Hein, I. A., O’Brien, W. D., A real-time ultrasound time-domain correlation blood flowmeter : part I–theory and design, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, volume 40, no. 6, (1993a), pp. 768–775.
- [Hein and O’Brien, 1993b] Hein, I. A., O’Brien, W. D., A real-time ultrasound time-domain correlation blood flowmeter : part II–performance and experimental verification, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, volume 40, no. 6, (1993b), pp. 776–785.
- [Hein and O’Brien, 1993c] Hein, I. A., O’Brien, W. D., Current time-domain methods for assessing tissue motion by analysis from reflected ultrasound echoes : a review, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, volume 40, no. 2, (1993c), pp. 84–102.
- [Hirahara et al., 2003] Hirahara, K., Zhu, C., Ikeuchi, K., Panoramic view and epipolar plane image understandings for street parking vehicle detection, in : *Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems*, 2003.

-
- [Holm, 2001] Holm, S., Ultrasim - a toolbox for ultrasound field simulation, in : *Nordic Matlab conference*, 2001.
- [Horn and Schunck, 1981] Horn, B. K. P., Schunck, B. G., Determining optical flow, *Artificial Intelligence*, volume 17, (1981), pp. 185–203.
- [Jacobson and Wechsler, 1987] Jacobson, L., Wechsler, H., Derivation of optical flow using a spatiotemporal-frequency approach, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, volume 38, no. 1, (1987), pp. 29–65.
- [Jakeman, 1980] Jakeman, E., On the statistics of K-distributed noise, *Journal of Physics A : Mathematical and General*, volume 13, (1980), pp. 31–48.
- [Jensen, 1996a] Jensen, J. A., *Estimation of blood velocities using ultrasound : a signal processing approach*, chapter 8-Color flow mapping using time shift estimation, Cambridge University Press, 1996a.
- [Jensen, 1996b] Jensen, J. A., *Estimation of blood velocities using ultrasound : a signal processing approach*, chapter 7-Color flow mapping using phase shift estimation, Cambridge University Press, 1996b.
- [Jensen, 1996c] Jensen, J. A., Field : a program for simulating ultrasound systems, *Medical & Biological Engineering & Computing*, volume 34, (1996c), pp. 351–353, paper presented at the 10th nordic-baltic conference on biomedical imaging.
- [Jensen, 2001] Jensen, J. A., A new estimator for vector velocity estimation, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 48, no. 4, (2001), pp. 886–894.
- [Jensen and Munk, 1998] Jensen, J. A., Munk, P., A new method for estimation of velocity vectors, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 45, no. 3, (1998), pp. 837–851.
- [Jensen and Nikolov, 2000] Jensen, J. A., Nikolov, S., Fast simulation of ultrasound images, in : *Proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium*, volume 2, 2000, (pp. 1721–1724).
- [Jensen and Svendsen, 1992] Jensen, J. A., Svendsen, N. B., Calculation of pressure fields from arbitrarily shaped, apodized, and excited ultrasound transducers, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 39, (1992), pp. 262–267.
- [Jähne, 1993] Jähne, B., *Spatio-temporal image processing : theory and scientific applications*, chapter 8.2-Structure tensor method, Springer, 1993.
- [Jähne et al., 1998] Jähne, B., Haussecker, H., Scharf, H., et al., Study of dynamical processes with tensor-based spatiotemporal image processing techniques, in : *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, volume 2, 1998, (pp. 322–336).
- [Jiang and Hall, 2007] Jiang, J., Hall, T., A parallelizable motion tracking algorithm with applications to ultrasonic strain imaging, *Physics in Medicine and Biology*, volume 52, no. 13, (2007), pp. 3773–3790.
- [Kamarainen et al., 2006] Kamarainen, J., Kyrki, V., Kälviäinen, H., Invariance properties of Gabor filter-based features - overview and applications, *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 15, no. 5, (2006), pp. 1088–1099.
-

- [Kasai *et al.*, 1985] Kasai, C., Namekawa, K., Koyano, A., *et al.*, Real-time two-dimensional blood flow imaging using an autocorrelation technique, *IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics*, volume 32, no. 3, (1985), pp. 458–464.
- [Kühne *et al.*, 2001] Kühne, G., Weickert, J., Schuster, O., *et al.*, A tensor-driven active contour model for moving object segmentation, in : *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2001, (pp. 73–76).
- [Kouamé *et al.*, 2003a] Kouamé, D., Girault, J. M., Patat, F., High resolution processing techniques for ultrasound Doppler velocimetry in the presence of colored noise. Part I : nonstationary methods, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 50, no. 3, (2003a), pp. 257–266.
- [Kouamé *et al.*, 2003b] Kouamé, D., Girault, J. M., Remenieras, J. P., *et al.*, High resolution processing techniques for ultrasound Doppler velocimetry in the presence of colored noise. Part II : multiplephase pipe-flow velocity measurement, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 50, no. 3, (2003b), pp. 267–278.
- [Lauze *et al.*, 2004] Lauze, F. B., Kornprobst, P., Lenglet, C., *et al.*, Sur quelques méthodes de calcul de flot optique à partir du tenseur de structure : synthèse et contribution, in : *Actes du 14ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, 2004.
- [Lee *et al.*, 2007] Lee, W., Ingrassia, C. M., Fung-Kee-Fung, S. D., *et al.*, Theoretical quality assessment of myocardial elastography with in vivo validation, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 54, no. 11, (2007), pp. 2233–2245.
- [Liebgott *et al.*, 2008] Liebgott, H., Basarab, A., Gueth, P., *et al.*, Lateral RF image synthesis using a synthetic aperture imaging technique, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 55, no. 9, (2008), pp. 2097–2013.
- [Loupas *et al.*, 1995a] Loupas, T., Peterson, R. B., Gill, R. W., Experimental evaluation of velocity and power estimation for ultrasound blood flow imaging, by means of a two-dimensional autocorrelation approach, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 42, no. 4, (1995a), pp. 689–699.
- [Loupas *et al.*, 1995b] Loupas, T., Powers, J. T., Gill, R. W., An axial velocity estimator for ultrasound blood flow imaging, based on a full evaluation of the Doppler equation by means of a two-dimensional autocorrelation approach, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 42, no. 4, (1995b), pp. 672–688.
- [Lucas and Kanade, 1981] Lucas, B. D., Kanade, T., An iterative image registration technique with an application to stereo vision, in : *Proceedings of Imaging Understanding Workshop*, 1981, (pp. 121–130).
- [Lupotti *et al.*, 2002a] Lupotti, F., Céspedes, E. I., Mastik, F., *et al.*, Ivus flow measurements : line spread function and decorrelation pattern, *Ultrasonics*, volume 40, (2002a), pp. 843–847.

-
- [Lupotti *et al.*, 2002b] Lupotti, F., van der Steen, A. F. W., Mastik, F., *et al.*, Decorrelation-based blood flow velocity estimation : effect of spread of flow velocity, linear flow velocity gradients, and parabolic flow, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 49, no. 6, (2002b), pp. 705–714.
- [Marion *et al.*, 2009a] Marion, A., Aoudi, W., Basarab, A., *et al.*, A comparative study of four vector velocity estimation methods applied to flow imaging, in : *Proceedings of International Congress on Ultrasonics*, Santiago, Chile, 2009a, to appear.
- [Marion *et al.*, 2009b] Marion, A., Porée, J., Vray, D., CREASIMUS : a fast simulator of ultrasound image sequences using 3D tissue motion, in : *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, Roma, Italy, 2009b, to appear.
- [Marion and Vray, 2007a] Marion, A., Vray, D., Blood velocity estimation based on 3D spatiotemporal filtering of sequences of ultrasound images, in : *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, New-York, NY, USA, 2007a, (pp. 2461–2464).
- [Marion and Vray, 2007b] Marion, A., Vray, D., Filtrage spatiotemporel de séquences d’images ultrasonores pour l’estimation d’un champ dense de vitesses, in : *Actes du colloque GRETSI*, Troyes, France, 2007b, (pp. 73–76).
- [Marion and Vray, 2008] Marion, A., Vray, D., Velocity estimation with 3D spatiotemporal filtering of sequences of ultrasound images : a Fourier approach, in : *Proceedings of European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, EURASIP, 2008.
- [Marion and Vray, 2009a] Marion, A., Vray, D., Spatiotemporal filtering of sequence of ultrasound images to estimate a dense field of velocities, *Elsevier Pattern Recognition*, volume 42, no. 11, (2009a), pp. 2989–2997.
- [Marion and Vray, 2009b] Marion, A., Vray, D., Toward a real-time simulation of ultrasound image sequences based on a 3D set of moving scatterers, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, to appear.
- [Memin, 2003] Memin, E., *Estimation du flot-optique : contributions et panorama de différentes approches*, Habilitation à diriger des recherches, Université de Rennes 1, 2003.
- [Meunier and Bertrand, 1995a] Meunier, J., Bertrand, M., Echographic image mean gray level changes with tissue dynamics : a system-based model study, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 42, no. 4, (1995a), pp. 403–410.
- [Meunier and Bertrand, 1995b] Meunier, J., Bertrand, M., Ultrasonic texture motion analysis : theory and simulation, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume 14, no. 2, (1995b), pp. 293–300.
- [Nagel and Enkelmann, 1986] Nagel, H. H., Enkelmann, W., An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 8, no. 5, (1986), pp. 565–593.
-

- [Nakagami, 1960] Nakagami, M., *Statistical methods in radio wave propagation*, chapter The m-distribution - A general formula of intensity distribution in rapid fading, (pp. 3–36), W.C. Hoffman, 1960.
- [Newhouse et al., 1994] Newhouse, V. L., Dickerson, K. S., Cathognol, D., et al., Three-dimensional vector flow estimation using two transducers and spectral width, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 41, no. 1, (1994), pp. 90–95.
- [Ngo et al., 2003] Ngo, C. W., Pong, T. C., Zhang, H. J., Motion analysis and segmentation through spatio-temporal slices processing, *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 12, no. 3, (2003), pp. 341–355.
- [Noguchi et al., 1999] Noguchi, Y., Furukawa, J., Kiya, H., A fast full search block matching algorithm for MPEG-4 video, in : *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, volume 1, 1999, (pp. 61–65).
- [Oddershede et al., 2008] Oddershede, N., Lovstakken, L., Torp, H., et al., Estimating 2-D vector velocities using multidimensional spectrum analysis, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 55, no. 8, (2008), pp. 1744–1754.
- [Oosterveld et al., 1985] Oosterveld, B. J., Thijssen, J. M., Verhoef, W. A., Texture of B-mode echograms : 3-D simulations and experiments of the effects of diffraction and scatterer density, *Ultrasonic Imaging*, volume 7, (1985), pp. 142–160.
- [Piwakowski and Sbai, 1999] Piwakowski, B., Sbai, K., A new approach to calculate the field radiated from arbitrarily structured transducer arrays, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 46, no. 2, (1999), pp. 422–440.
- [Po and Ma, 1996] Po, L. M., Ma, W. C., A novel four-step search algorithm for fast block motion estimation, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, volume 6, no. 3, (1996), pp. 313–317.
- [Porat and Friedlander, 1990] Porat, B., Friedlander, B., A frequency domain algorithm for multiframe detection and estimation of dim targets, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 12, no. 4, (1990), pp. 398–401.
- [Raju and Srinivasan, 2002] Raju, B. I., Srinivasan, M. A., Statistics of envelope of high-frequency ultrasonic backscatter from human skin in vivo, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 49, no. 7, (2002), pp. 871–882.
- [Ramnarine et al., 1998] Ramnarine, K. V., Nassiri, D. H., Hoskins, P. R., et al., Validation of a new blood-mimicking fluid for use in doppler flow test objects, *Ultrasound in Medicine and Biology*, volume 24, no. 3, (1998), pp. 451–459.
- [Reed, 1997] Reed, T. R., The analysis of motion in natural scenes using a spatiotemporal/spatiotemporal-frequency representation, in : *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 1997, (pp. 93–96).

-
- [Seferidis and Ghanbari, 1994] Seferidis, V., Ghanbari, M., Generalised block-matching motion estimation using quad-tree structured spatial decomposition, *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings -*, volume 141, no. 6, (1994), pp. 446–452.
- [Seferidis and Ghanbari, 1993] Seferidis, V. E., Ghanbari, M., General approach to block-matching motion estimation, *Optical Engineering*, volume 32, no. 7, (1993), pp. 1464–1474.
- [Shankar, 2000] Shankar, P., A general statistical model for ultrasonic scattering from tissues, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 47, (2000), pp. 727–736.
- [Shankar et al., 1993] Shankar, P., Reid, J., Ortega, H., et al., Use of non-Rayleigh statistics for the identification of tumors in ultrasonics B-scans of breast, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume 12, no. 4, (1993), pp. 687–692.
- [Shankar, 1995] Shankar, P. M., A model for ultrasonic scattering from tissues based on the K distribution, *Physics in Medicine and Biology*, volume 40, (1995), pp. 1633–1649.
- [Shung, 2006] Shung, K. K., *Imaging and blood flow measurements*, chapter 2- Fundamentals of acoustic propagation, Taylor & Francis, 2006.
- [Simoncelli, 1992] Simoncelli, E. P., *Distributed representation of image velocity*, Technical report, MIT Media Laboratory Vision and Modeling, 1992.
- [Simoncelli and Adelson, 1991] Simoncelli, E. P., Adelson, E. H., *Computing optical flow distributions using spatio-temporal filters*, Technical report, MIT Media Laboratory Vision and Modeling, 1991.
- [Smith and Wagner, 1984] Smith, S. W., Wagner, R. F., Ultrasound speckle size and lesion signal to noise ratio : verification and theory, *Ultrasonic Imaging*, volume 6, (1984), pp. 174–180.
- [Sourice, 2005] Sourice, A., *Mesure de vitesse d'écoulements sanguins par traitement vidéo pour l'étude de la microcirculation*, Thèse de doctorat, Université d'Angers, 2005.
- [Spinéi and Pellerin, 2001] Spinéi, A., Pellerin, D., Motion estimation of opaque or transparent objects using triads of gabor filters, *Elsevier Signal Processing*, volume 81, (2001), pp. 845–853.
- [Srinivisan et al., 2003] Srinivisan, S., Righetti, R., Ophir, J., Trade-offs between the axial resolution and the signal-to-noise ratio in elastography, *Ultrasound in Medicine and Biology*, volume 29, no. 6, (2003), pp. 847–856.
- [Stacy, 1962] Stacy, E. W., A generalization of the gamma distribution, *Annals of Mathematical Statistics*, volume 33, no. 3, (1962), pp. 1187–1192.
- [Stepanishen, 1971] Stepanishen, P. R., The time-dependent force and radiation impedance on a piston in a rigid infinite planar baffle, *Journal of the Acoustical Society of America*, volume 49, no. 3, (1971), pp. 841–849.
- [Thijssen and Oosterveld, 1986] Thijssen, J. M., Oosterveld, B. J., Speckle and texture in echography : artifact of information, in : *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, 1986, (pp. 803–809).

- [*Torp et al.*, 1994] Torp, H., Kristoffersen, K., Angelsen, B. A. J., Autocorrelation techniques in color flow imaging : signal model and statistical properties of the autocorrelation estimates, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 41, no. 5, (1994), pp. 604–612.
- [*Tortoli et al.*, 2005] Tortoli, P., Bambi, G., Ricci, S., A novel dual-beam approach for removing Doppler angle ambiguity, in : *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, 2005, (pp. 150–153).
- [*Tupholme*, 1969] Tupholme, G. E., Generation of acoustic pulses by baffled plane pistons, *Mathematika*, volume 16, (1969), pp. 209–224.
- [*Tuthill et al.*, 1998] Tuthill, T. A., Krücher, J. F., Fowlkes, J. B., *et al.*, Automated three-dimensional US frame positioning computed from elevational speckle decorrelation, *Radiology*, volume 209, no. 2, (1998), pp. 575–582.
- [*Tuthill et al.*, 1988] Tuthill, T. A., Sperry, R. H., Parker, K. J., Deviations from Rayleigh statistics in ultrasonic speckle, *Ultrasonic Imaging*, volume 10, no. 2, (1988), pp. 81–89.
- [*Vaitkus and Cobbold*, 1998] Vaitkus, P. J., Cobbold, R. S. C., A new time-domain narrow-band velocity estimation technique for Doppler ultrasound flow imaging. Part I : theory, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 45, no. 4, (1998), pp. 939–954.
- [*Vaitkus et al.*, 1998] Vaitkus, P. J., Cobbold, R. S. C., Johnston, K. W., A new time-domain narrow-band velocity estimation technique for Doppler ultrasound flow imaging. Part II : comparative performance assessment, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 45, no. 4, (1998), pp. 955–971.
- [*Viola and Walker*, 2003] Viola, F., Walker, W. F., A comparison of the performance of time-delay estimators in medical ultrasound, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 50, no. 4, (2003), pp. 392–401.
- [*Wagner et al.*, 1983] Wagner, R., Smith, S., Sandrik, J., *et al.*, Statistics of speckle in ultrasound B-scans, *IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics*, volume 30, no. 3, (1983), pp. 156–163.
- [*Wagner et al.*, 1987] Wagner, R. F., Insana, M. F., Brown, D. G., Statistical properties of radio-frequency and envelope-detected signals with applications to medical ultrasound, *Journal of Optical Society of America A*, volume 4, no. 5, (1987), pp. 910–922.
- [*Wagner et al.*, 1988] Wagner, R. F., Insana, M. F., Smith, S. W., Fundamental correlation lengths of coherent speckle in medical ultrasonic images, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, volume 35, no. 1, (1988), pp. 34–44.
- [*Watson and Ahumada*, 1983] Watson, A. B., Ahumada, A. J., *A look at motion in the frequency domain*, Technical report, NASA, 1983.
- [*Wilson and Gill*, 1991] Wilson, L. S., Gill, R. W., Description of broad-band pulsed Doppler ultrasound processing using the two-dimensionnal Fourier transform, *Ultrasonic Imaging*, volume 13, (1991), pp. 301–315.

- [*Wilson and Gill*, 1993] Wilson, L. S., Gill, R. W., Measurement of two-dimensional blood velocity vectors by the ultrasonic speckle projection technique, *Ultrasonic Imaging*, volume 15, (1993), pp. 286–303.
- [*Yeung et al.*, 1998] Yeung, F., Levinson, F. S., Dongshan, F., *et al.*, Feature-adaptive motion tracking of ultrasound image sequences using a deformable mesh, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume 17, no. 6, (1998), pp. 945–956.
- [*Yu et al.*, 2006] Yu, W., Yan, P., Sinusas, A., *et al.*, Towards pointwise motion tracking in echocardiographic image sequences - comparing the reliability of different features for speckle tracking, *Medical Image Analysis*, volume 10, no. 4, (2006), pp. 495–508.
- [*Zhu and Ma*, 2000] Zhu, S., Ma, K. K., A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation, *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 9, no. 2, (2000), pp. 287–290.

FOLIO ADMINISTRATIF
THÈSE SOUTENUE DEVANT L'INSTITUT NATIONAL
DES SCIENCES APPLIQUÉES DE LYON

NOM : MARION PRÉNOM : Adrien	DATE DE SOUTENANCE : 28 septembre 2009
TITRE : Filtrage spatiotemporel orienté de séquences d'images : application à l'estimation du mouvement des flux sanguins en imagerie ultrasonore	
NATURE : Doctorat ECOLE DOCTORALE : Mécanique, Energétique, Génie Civil, Acoustique SPÉCIALITÉ : Acoustique et Traitement de Signal/Image	
NUMÉRO D'ORDRE : 2009-ISAL-0072	
COTE B.I.U. LYON :	CLASSE :
RÉSUMÉ : La connaissance du comportement des flux sanguins est une donnée clinique fondamentale. L'imagerie ultrasonore, couplée à des techniques Doppler, est souvent utilisée pour évaluer les vitesses de flux sanguins. Cependant, les techniques Doppler présentent quelques limitations notamment liées à la résolution spatiale des résultats et à la difficulté d'estimer des faibles vitesses. Dans cette thèse, nous avons proposé une approche basée sur des bancs de filtres spatiotemporels orientés pour l'estimation de champs denses de mouvement à partir de séquences d'images ultrasonores de flux. Le formalisme proposé a été présenté dans des contextes 2D puis 3D. Afin de valider notre méthode, nous avons utilisé des données simulées et expérimentales. A cet effet, nous avons proposé un cadre adapté à la simulation rapide de séquences d'images ultrasonores. Notre modèle de simulation a été validé en termes de statistiques du premier et deuxième ordre. La méthode d'estimation de mouvement proposée a été appliquée à des séquences de flux se déplaçant à faibles vitesses ($\approx 1\text{mm/s}$) dans des vaisseaux de petites dimensions ($\approx 1\text{mm}$). Les résultats obtenus ont montré un bon comportement global permettant de caractériser les flux étudiés. Une comparaison avec trois autres méthodes d'estimation de vitesses de flux a également permis de montrer que notre approche constituait un bon compromis en termes de précision et de complexité algorithmique.	
MOTS-CLÉS : Banc de filtres orientés, estimation de mouvement, estimation de vitesses, filtrage spatiotemporel, flux sanguins, imagerie ultrasonore, séquences d'images, simulation de données ultrasonores, ultrasons.	
LABORATOIRE DE RECHERCHES : CREATIS, CNRS UMR 5520, INSERM U630	
DIRECTEUR DE THÈSE : Pr. Didier VRAY	
PRÉSIDENT DU JURY : Ayache BOUAKAZ COMPOSITION DU JURY : Mireille GARREAU (Rapporteur), Denis PELLERIN (Rapporteur), Thomas CORPETTI (Examinateur), Jan D'HOOGHE (Examinateur), Didier VRAY (Directeur de thèse)	