



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par : *l'Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)*

Présentée et soutenue le *30/06/2014* par :

RÉMI ABBAL

**Utilisation de signaux hypercomplexes en estimation du mouvement et
recalage multimodal**

JURY

MIREILLE GARREAU	Professeur, Université de Rennes 1	Rapporteur
LAURENT SARRY	Professeur, Université d'Auvergne	Rapporteur
DIDIER VRAY	Professeur, INSA de Lyon	Examineur
JEAN-MARC GIRAULT	Maître de Conférences, Université François Rabelais	Examineur
DENIS KOUAMÉ	Professeur, Université Paul Sabatier	Directeur de Thèse
ADRIAN BASARAB	Maître de Conférences, Université Paul Sabatier	Co-Directeur de Thèse

École doctorale et spécialité :

MITT : Image, Information, Hypermedia

Unité de Recherche :

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (UMR 5505)

Directeur(s) de Thèse :

Denis KOUAMÉ et Adrian BASARAB

Rapporteurs :

Mireille GARREAU et Laurent SARRY

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mes encadrants, Denis Kouamé et Adrian Basarab, qui m'ont permis de découvrir le milieu de la recherche dans d'aussi bonnes conditions. Tous deux ont toujours été de bons conseils et travailler à leur côté a été très enrichissant, autant scientifiquement qu'humainement. Denis m'a permis de faire un premier pas dans la recherche, en m'acceptant en tant que stagiaire lorsque je n'étais qu'en fin de M1, et a donné de son temps alors que cela ne rentrait pas dans le cadre académique. Dès lors, il a toujours été disponible et ses remarques avisées m'ont beaucoup aidé tout au long de ces années. Adrian a toujours répondu présent lorsqu'il s'agissait d'éclaircir les points sombres des méandres des signaux hypercomplexes et ses conseils dépassaient le cadre du travail.

Je tiens également à remercier sincèrement Mireille Garreau et Laurent Sarry d'avoir accepté de rapporter cette thèse. Je remercie aussi Didier Vray et Jean-Marc Girault d'avoir accepté d'être membre du jury.

Ces années de thèse n'auraient jamais été aussi agréables sans les personnes avec qui j'ai partagé les bureaux 201 et 211. Merci à Renaud pour les bons petits restaurants du centre de Toulouse, mais aussi pour les parties de Pierre-Papier-Ciseaux et la bonne ambiance qu'il a apportée au bureau. Merci aussi à Marie (entre autre pour son minotaure), Florian, Teodora et Zhouye. Tous ont été d'excellente compagnie et ont supporté mes tapotements compulsifs de batteur sans jamais se plaindre. Je n'oublie pas l'ensemble de l'équipe TCI, en particulier Lionel, Arturo, Rémi, Zacharie, Monia, Fabien, Christophe, Alain, Juliette et Patrice, pour les échanges que l'on a pu avoir, que ce soit à la sortie d'une réunion, sur le chemin d'une formation en langue des signes, lors d'une école thématique CIMI ou même dans le bus pour arriver au laboratoire. J'aimerais également remercier le personnel du laboratoire et les secrétaires de l'école doctorale qui ont toujours fait en sorte de faciliter les démarches administratives ; ainsi que les enseignants-chercheurs que j'ai pu côtoyer dans le cadre de mes enseignements et avec qui j'ai pu avoir des échanges enrichissants. Je remercie aussi Sophie Ribes et Maxime Le Coz sans qui les excursions à IKEA n'auraient jamais été aussi folkloriques, mais aussi Patrice Guyot pour sa bonne humeur à chaque fois que l'on se croisait dans le couloir.

Je sors du cadre de l'IRIT (ou presque) en élargissant la sphère aux personnes rencontrées à Toulouse. Tout d'abord, merci à Jérémy Boes, le premier à qui j'ai parlé en arrivant sur le campus

de l'université. C'est à partir de là que j'ai sympathisé avec Arnaud Oglaza, Maxime Cordeil, Simon Charvet, Louis Noval et Yannick Gimenez. Bien entendu, je n'oublie pas Maroussia Vavasseur et Raphaël Hoarau, qui ne faisaient pas partie de la promotion mais que je suis heureux de compter parmi mes amis. Des journées à la BU à travailler pour le TER aux parties de Soul Calibur en passant par INS/MV, Aurillac et son théâtre de rue ou les matches de Water Edge, vous avez rendu ce cursus universitaire bien moins monotone et je vous en remercie. Si je cite en dernier Raphaël, c'est qu'il fait aussi partie du groupe *SandyClaws*. Je pense aussi à tous les musiciens du groupe. Merci à Loïc pour sa créativité, sa productivité et pour nous laisser donner vie aux compos qu'il partage avec nous. Merci à Vincent (et ses poneys) pour son optimisme et sa bonne humeur. Merci enfin à Isabelle, dernière arrivée mais qui apporte au groupe la petite touche qui lui manquait. Je n'oublie pas Cécile et Cécile, que je remercie de jouer les groupies et d'être aussi bon public, en répète comme en concert.

Beaucoup de personnes ont compté en dehors de Toulouse. Merci notamment à Jean-Marc, Alice et Florian d'avoir accepté le silence radio de ces derniers temps. Merci aussi à tous les autres que je ne cite pas et qui, je l'espère, ne m'en tiendront pas rigueur. Je remercie par la même occasion Adrien, que je n'ai malheureusement pas l'occasion de voir souvent.

Les membres de ma famille sont ceux qui ont joué pour moi le rôle le plus important durant ces années de thèse, et depuis bien plus longtemps encore. Merci à ma mère, Rosario Pineiro, qui a joué son rôle de manière irréprochable en toute circonstance et sans qui je ne serais certainement pas arrivé à la moitié de mon parcours. Merci aussi à ma sœur Caroline, pour sa douceur et sa gentillesse, en espérant que tous ses efforts soient récompensés. Je remercie aussi Marie-Claude et Alain Bize pour leur générosité, leur jovialité et leur soutien. Merci aussi à mes grands-parents, mes oncles et tantes ainsi qu'à mes cousins et cousines, bien trop nombreux pour être cités. J'ai également une pensée pour mon grand-père, Ramón, parti trop tôt mais qui restera pour moi un modèle à suivre.

Enfin, je remercie très sincèrement Magali, qui a suivi de très près ces années de thèse. Elle n'imagine pas tout ce qu'elle peut m'apporter et je ne saurais jamais trouver les mots pour lui exprimer ma reconnaissance et combien son soutien et ses encouragements ont été importants.

Résumé

L'imagerie médicale est nécessaire dans de nombreux actes médicaux de diagnostic ou de thérapie. Les différentes modalités existantes fournissent des informations complémentaires qui peuvent améliorer l'analyse des tissus explorés. En particulier, la déformation d'organes ou de tissus peut fournir une indication sur la présence ou non d'une pathologie. Cette appréciation qualitative est facile à effectuer à l'œil nu, mais une estimation automatisée et précise de cette déformation peut être nécessaire.

Le choix le plus naturel pour traiter les images est de se baser sur l'intensité des pixels. Cependant, certaines approches d'estimation, en particulier du mouvement, décomposent d'abord l'image en différents descripteurs, tels que la phase spatiale, qui porte l'information structurelle de l'image.

L'objectif de cette thèse est d'évaluer l'apport de ce type de descripteurs dans le cadre de séquences ultrasonores (US) et de recalage multimodal entre images par résonance magnétique (IRM) et US. Pour cela, nous avons d'abord montré que pour des images US, une approche basée sur la phase issue du signal monogène constituait un bon compromis vis-à-vis de techniques de mise en correspondance de blocs ou de flux optique basé sur la phase extraite du signal analytique complexe 2D. Nous avons ensuite poursuivi cette étude en considérant les différentes informations issues du signal monogène, avec son extension au cas 3D. Cela nous a permis de proposer un estimateur de translations basé sur un autre descripteur : l'orientation principale locale. Nous avons ensuite évalué l'apport de la phase dans le cadre du recalage IRM-US basé sur l'information mutuelle. Finalement, nous présentons les enjeux cliniques du prolapsus génito-urinaire chez la femme. Nous avons ainsi introduit un estimateur de mise en correspondance de blocs déformables basé sur la phase, que nous avons appliqué à des séquences échographiques *in vivo*. Bien que cet estimateur ait tendance à minimiser le stade du prolapsus, il permet un meilleur suivi des tissus au fil de la séquence que l'estimateur de blocs déformables initial basé sur l'intensité.

Mots-clés – Estimation du mouvement, décalage subpixelique, recalage multimodal, imagerie ultrasonore, phase spatiale, orientation principale locale, signal monogène, signal hypercomplexe nD.

Abstract

Nowadays, medical imaging is necessary in many diagnostic or therapy medical acts. The different existing modalities provide complementary information, which can improve the analysis of the explored tissues. In particular, the tissue deformation provide an indication on the presence of a pathology. This qualitative appreciation is easy to perform for the human eye, but it would be useful to get an automatic and accurate estimation of this deformation.

The most natural choice to process images is to use the intensities of the pixels. However, some estimation approaches, in particular in motion estimation, decompose the image in several descriptors, such as spatial phase, which is a structural information of the image.

The aim of this thesis is to evaluate the contribution of this kind of descriptors, when they are used for motion estimation on ultrasound (US) sequences and multimodal registration, between a magnetic resonance images (MRI) and US images. For this, we first showed that for ultrasound images, an approach based on the monogenic spatial phase was a good compromise, facing block matching technics or optical flow estimation based on 2D analytic complex signal. Then, we continued this study, considering all the features extracted from the 3D monogenic signal. It allowed us to propose a translation estimator based on another descriptor : the main local orientation. Afterward, we evaluated the contribution of the phase for MR-US registration based on the mutual information. Finally, we present the clinical issues of the pelvic organ prolaps. Thus, we introduced a phase-based block deformable block matching estimator. We applied this estimator on *in vivo* US sequences. Although this estimator tends to minimize the degree of the pelvic floor disorders, it allows a better tissues monitoring than the intensity-based block deformable estimator all along the sequence.

Keywords – Motion estimation, subpixelic shift, multimodal registration, ultrasound imaging, spatial phase, local main orientation, monogenic signal, nD hypercomplex signal.

Acronymes et notations

Acronymes

2D CAS	2D Complex Analytic Signal
2D IAS	2D Isotropic Analytic Signal
BDBM	Bilinear Deformable Block Matching
BM	Block Matching (mise en correspondance de blocs)
CC	Cross-Correlation (fonction d'inter-corrélation)
CT	Computed Tomography
FD	Feature Difference
FFD	Free Induction Decay (signal de précession libre)
FID	Free-Form Deformation (déformation de formes libres)
GPU	Graphics Processing Unit (processeur graphique)
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
MI	Mutual Information (information mutuelle)
monoBDBM	BDBM basé sur la phase spatiale issue du signal monogène
MS	Monogenic Signal (Signal monogène)
MSE	Mean Squared Error (Erreur quadratique moyenne)
NCC	Normalized Cross-Correlation (fonction d'inter-corrélation normalisée)
NMI	Negative Mutual Information (information mutuelle négative)
OD	Orientation Difference
POP-Q	Pelvic Organ Prolapse Quantification
PSF	Point Spread Function (réponse impulsionnelle)
RF	Radio-Fréquence
ROI	Region Of Interest (région d'intérêt)
SAD	Sum of Absolute Differences (somme des différences absolues)
SNR	Signal to Noise Ratio (rapport signal sur bruit)
SSD	Sum of Squared Differences (somme des différences au carré)
T1	Temps de relaxation à 63% de l'aimantation longitudinale
T2	Temps de relaxation à 37% de l'aimantation transversale
TDM	Tomodensitométrie

TE	Temps d'écho
TR	Temps de répétition
TGC	Time Gain Compensation (Compensation du gain en fonction du temps)
US	Ultrason ou ultrasonore
ZR	Zone de Recherche

Notations

\mathbf{x}	Vecteur de coordonnées spatiales
x_1	Direction axiale
x_2	Direction latérale
x_3	Direction azimutale
\mathbf{u}	Vecteur de fréquences
u_1	Fréquence axiale
u_2	Fréquence latérale
u_3	Fréquence azimutale
\mathbf{d}	Vecteur de déplacement
d_1	Déplacement axial
d_2	Déplacement latéral
d_3	Déplacement azimutal
t	Indice temporel
$I(\mathbf{x}, t)$	Valeur d'un pixel aux coordonnées \mathbf{x} de l'image I
$\Re(\bullet)$	Partie réelle d'un nombre complexe
$\Im(\bullet)$	Partie imaginaire d'un nombre complexe
\mathfrak{N}	Voisinage de pixels ou de voxels
Ω	Domaine d'une image ou d'un volume
$*$	Opérateur de convolution
\bullet^T	Opérateur de transposition
\bullet^*	Opérateur de conjugaison
$h_i(\mathbf{x})$	Filtre en quadrature d'ordre 1 suivant la direction x_i
$h_{i,j}(\mathbf{x})$	Filtre en quadrature d'ordre 2
$p(\mathbf{x})$	Composante réelle d'un signal hypercomplexe
$q_i(\mathbf{x})$	i^e composante imaginaire d'un signal hypercomplexe d'ordre 1
$q_{i,j}(\mathbf{x})$	composante d'un signal hypercomplexe d'ordre 2
$q_h(\mathbf{x})$	composante homogène
$A(\mathbf{x})$	Amplitude locale
$\varphi(\mathbf{x})$	Phase spatiale
$\theta(\mathbf{x})$	Orientation principale locale
$\theta_m(\mathbf{x})$	Orientation principale

$\mathbf{r}(\mathbf{x})$	Vecteur phase
$r_i(\mathbf{x})$	i^e composante du vecteur phase
$\mathbf{n}(\mathbf{x})$	Vecteur d'orientation normalisée
$n_i(\mathbf{x})$	i^e composante du vecteur d'orientation normalisée
$\alpha(\mathbf{x})$	Angle apex
α	Coefficient de pondération d'une fonction de régularisation
\mathbf{A}	Matrice des dérivées spatiales
\mathbf{b}	Vecteur des dérivées temporelles
ϕ	Maillage d'une image
$p(i)$	Probabilité qu'un pixel ait l'intensité i acquise au temps t
\mathcal{C}	Fonction de coût quelconque
\mathbf{P}	Paramètres d'un modèle de déformation
$\delta\mathbf{P}^n$	Variation des paramètres d'un modèle de déformation à l'itération n
T	Transformation appliquée à une image

Table des matières

Introduction	1
1 Formation d'images par résonance magnétique et ultrasonores	5
1.1 Formations d'images par résonance magnétique	5
1.1.1 Brève présentation de l'IRM	5
1.1.2 Spin nucléaire	5
1.1.3 Phase d'excitation	7
1.1.4 Phase de relaxation	8
1.1.5 Impulsion à 90° et à 180°	9
1.1.6 Pondération T1, pondération T2 et contraste tissulaire	11
1.1.7 Avantages et inconvénients de l'IRM	14
1.2 Formations d'images ultrasonores	14
1.2.1 Définition des ultrasons	14
1.2.2 Caractéristiques des ultrasons	15
1.2.2.1 Célérité	15
1.2.2.2 Impédance acoustique	15
1.2.2.3 Énergie et intensité	16
1.2.2.4 Géométrie d'une onde ultrasonore	17
1.2.2.5 Réflexion, transmission	19
1.2.2.6 Diffusion	20
1.2.2.7 Speckle	21
1.2.2.8 Atténuation	21
1.2.3 Le transducteur ultrasonore	22
1.2.3.1 Piézoélectricité	23
1.2.3.2 Balayage	24
1.2.3.3 Focalisation et formation de faisceau	25
1.2.4 Limitations de l'imagerie ultrasonore	26
1.2.4.1 Profondeur de pénétration	26
1.2.4.2 Fréquence de balayage	27
1.2.4.3 Résolutions axiale et latérale	27
1.2.5 Modes d'imagerie	29

1.2.5.1	Mode A	29
1.2.5.2	Mode M	30
1.2.5.3	Mode B	30
1.2.6	Applications	31
1.2.7	Enjeux de l'imagerie échographique	32
2	État de l'art	33
2.1	Estimation du mouvement	33
2.1.1	Estimation du mouvement sur des séquences d'images ultrasonores 2D	33
2.1.1.1	Approches de mise en correspondance de blocs	33
2.1.1.2	Approches différentielles	39
2.1.1.3	Estimation fréquentielle	42
2.1.1.4	Estimation statistique	43
2.1.2	Estimation du mouvement sur des volumes 3D	43
2.1.3	Recalage multimodal	45
2.1.3.1	Principe du recalage multimodal	45
2.1.3.2	L'information mutuelle comme critère de similarité	46
2.1.4	Modèles de déformations	48
2.1.4.1	Modèle affine	49
2.1.4.2	Modèle bilinéaire	51
2.1.4.3	Modèle élastique B-Spline	51
2.1.5	Conclusions sur l'estimation du mouvement et des modèles de déformation	53
2.2	Signaux complexes et hypercomplexes	54
2.2.1	Signal analytique complexe 1D	55
2.2.2	Signal analytique complexe nD	56
2.2.2.1	La Transformée de Hilbert Totale	56
2.2.2.2	La Transformée de Hilbert Partielle	57
2.2.2.3	Approche « Single Orthant »	57
2.2.3	Le signal monogène	59
2.2.3.1	La phase spatiale issue du signal monogène	62
2.2.3.2	L'orientation principale locale issue du signal monogène	64
2.2.4	Le signal monogène 3D	65
2.2.5	Le signal analytique isotrope 2D	66
2.2.6	Les signaux complexes et hypercomplexes en estimation du mouvement	70
2.2.6.1	Approches différentielles	70
2.2.6.2	Fonctions de coût et signaux hypercomplexes	74
2.3	Orientations choisies	75
3	Informations extraites du signal monogène pour l'estimation de flux optique 2D et 3D sur des séquences échographiques	77
3.1	Introduction	77

3.2	Cas de l'estimation du mouvement 2D	78
3.2.1	Phases spatiales issues du 2D CAS et du MS	78
3.2.2	Méthodes d'estimation du mouvement	79
3.2.3	Images utilisées	80
3.2.4	Résultats	83
3.2.4.1	Évaluation des estimateurs sur l'image de PSF	83
3.2.4.2	Évaluation des estimateurs sur l'image RF	89
3.2.4.3	Évaluation des estimateurs sur l'image en mode B	93
3.2.4.4	Étude du temps d'exécution des estimateurs	96
3.2.5	Conclusion sur les estimateurs 2D	100
3.3	Cas de l'estimation du mouvement 3D	100
3.3.1	Méthode de mise en correspondance de Blocs 3D	101
3.3.2	Flux optique local basé sur le vecteur d'orientation normalisé issu du signal monogène 3D	102
3.3.3	Données utilisées	103
3.3.4	Résultats	105
3.3.4.1	Régions d'intérêt utilisées	105
3.3.4.2	Estimation par les composantes du vecteur d'orientation normalisé .	106
3.3.4.3	Estimation par les composantes du vecteur phase	110
3.3.4.4	Comparaison avec des approches basées sur l'intensité	112
3.4	Conclusions	116
4	Recalage multimodal IRM-US à partir de la phase spatiale du signal monogène	119
4.1	Introduction	119
4.2	Algorithme de recalage multimodal	122
4.2.1	Principe de l'algorithme	122
4.2.2	Choix de la mesure de similarité	122
4.2.3	Minimisation de l'information mutuelle négative	123
4.2.3.1	Minimisation de la NMI pour le modèle affine	123
4.2.3.2	Minimisation de la NMI pour le modèle B-spline	124
4.2.4	Approche multi-échelle	125
4.2.5	Présentation de l'algorithme	126
4.2.6	Adaptation de l'algorithme au recalage basé sur la phase spatiale	127
4.3	Images utilisées	129
4.3.1	Simulation des images ultrasonores	129
4.3.2	Jeu d'images 1	129
4.3.3	Jeu d'images 2	130
4.3.4	Jeu d'images 3	131
4.3.5	Déformations imposées	132
4.3.5.1	Déformation affine	132
4.3.5.2	Déformation élastique	133

4.4	Critères d'évaluation	134
4.5	Résultats	135
4.5.1	Résultats pour le premier jeu d'images	135
4.5.1.1	Modèle affine	135
4.5.1.2	Modèle élastique	139
4.5.2	Résultats pour le deuxième jeu d'images	143
4.5.2.1	Modèle affine	143
4.5.2.2	Modèle élastique	146
4.5.3	Résultats pour le troisième jeu d'images	150
4.5.3.1	Modèle affine	150
4.5.3.2	Modèle élastique	155
4.6	Conclusions	158
5	Estimation du mouvement 2D à partir du signal monogène : Application au pro-	
	lapsus génito-urinaire	161
5.1	Contexte médical et enjeux cliniques	161
5.1.1	Contexte médical	161
5.1.2	Enjeux cliniques	162
5.2	Modalités d'imagerie	163
5.2.1	L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	163
5.2.2	L'Imagerie Ultrasonore	163
5.3	Problématique de l'application	163
5.4	Méthodes d'estimation du mouvement	164
5.4.1	Modèles paramétriques de mouvement	164
5.4.2	Approche multi-grille	164
5.4.3	Estimation du champ dense de mouvement	165
5.4.4	Approche BDBM basée sur le signal monogène	166
5.4.5	Estimations sur une séquence de N images	166
5.4.5.1	Approche Lagrangienne	167
5.4.5.2	Approche Eulérienne	167
5.5	Images acquises	168
5.5.1	Examen clinique	168
5.5.2	Acquisition des images	168
5.5.3	Paramètres de quantification du prolapsus	169
5.6	Résultats	170
5.6.1	Application des méthodes aux séquences échographiques obtenues	170
5.6.2	Patiente 1	171
5.6.3	Patiente 2	173
5.7	Conclusions et perspectives	176
	Conclusions et Perspectives	179

Liste des publications	181
Bibliographie	183

Table des figures

1.1	1.1(a), Moment magnétique d'un proton : il tourne sur lui-même, autour d'un axe. 1.1(b), Schéma de plusieurs protons, l'orientation de l'axe de rotation d'un proton est aléatoire.	6
1.2	1.2(a), Sous l'influence du champ magnétique B_0 , les spins s'orientent dans la direction de ce champ. 1.2(b), Mouvement de précession d'un proton.	6
1.3	1.3(a), Décomposition du moment magnétique d'un proton (en gris) en composantes longitudinale (en rouge) et transversale (en orange). 1.3(b), Coupe transversale du proton où seule la composante transversale est représentée. On remarque qu'elles ne sont pas en phase.	7
1.4	Au repos, les spins sont majoritairement parallèles et leur rotation transversale est déphasée (Fig. 1.4(a)). L'aimantation macroscopique résultante est illustrée dans la figure 1.4(b) et est purement longitudinale. Après l'excitation à 90° , le nombre de spins parallèles et antiparallèles s'équilibre et les spins se mettent en phase (Fig. 1.4(c)). Il en résulte une aimantation macroscopique transversale, présentée dans la figure 1.4(d).	8
1.5	Évolution de l'augmentation de la composante longitudinale du spin lors de la phase de relaxation.	9
1.6	Décroissance de la composante transversale du spin lors de la phase de relaxation.	9
1.7	Illustration de l'acquisition d'un mouvement magnétique : grâce à la rotation de l'aimant, la bobine crée un champ électrique que l'on peut enregistrer.	10
1.8	Comportement du signal enregistré au cours du temps sous l'influence des impulsions d'ondes RF à 90° puis 180°	10
1.9	Ligne de temps où sont représentées les impulsions à 90° et à 180° , ainsi que l'écho reçu.	11
1.10	Enveloppe de la composante longitudinale (pour une première impulsion à 90°) puis transversale (pour une seconde impulsion à 90°) de l'aimantation d'un tissu. 1.10(a), cas où TE et TR sont tous les deux courts : on obtient une pondération T1. 1.10(b), cas où TE est long et TR est court : il n'y a plus de signal. 1.10(c), cas où TE est court et TR est long : on obtient une pondération en densité de proton. 1.10(d), cas où TE et TR sont tous les deux longs : on obtient une pondération T2.	12
1.11	1.11(a), TE court et TR court : Pondération T1. 1.11(b), TE long et TR long : Pondération T2. 1.11(c), TE court et TR long : Pondération par densité protonique. 1.11(d), TE long et TR court : Pas utilisé.	13

1.12	Schémas illustrant les fronts d'onde d'une onde plane 1.12(a) et sphérique 1.12(b).	17
1.13	Comportement d'une onde suivant les lois de Snell-Descartes pour l'optique géométrique.	20
1.14	Diffusion d'une onde acoustique par un diffuseur [Szabo, 2004].	21
1.15	Schéma illustrant le principe de l'effet piézoélectrique. La déformation des mailles cristallines due à une compression génère une différence de potentiel entre les faces avant et arrière.	23
1.16	Schéma d'une sonde ultrasonore basique, adapté de [Prince et Links, 2008].	24
1.17	Schémas représentant des balayages linéaire 1.17(a), sectoriel 1.17(b) et rotatif 1.17(c). L'image formée est illustrée en gris [Grégoire, 2002].	25
1.18	Exemples de balayages 3D [Jensen, 2007].	25
1.19	Schéma illustrant le principe du beamforming.	26
1.20	Cas de résolution en termes de largeur à mi-hauteur. 1.20(a), les points sources sont résolus. 1.20(b), les points sources sont à la limite de la résolution. 1.20(c), les points sources sont confondus [Prince et Links, 2008].	28
1.21	1.21(a), Schéma d'un signal en mode A. 1.21(b), milieu exploré [Prince et Links, 2008].	29
1.22	Utilisation du mode M en imagerie cardiaque [Szabo, 2004].	30
1.23	Image RF et sa correspondante en mode B, ainsi qu'un extrait de profil axial pour chacune de ces images [Basarab, 2008].	31
2.1	Schéma illustrant la méthode d'estimation de mouvement par mise en correspondance de blocs.	34
2.2	Symbolisation des points $\epsilon_{1,0}$ et $\epsilon_{2,0}$ sur la fonction d'auto-corrélation sur l'image de référence et des points $\epsilon_{1,d}$ et $\epsilon_{2,d}$ pour une fonction d'inter-corrélation entre deux images [Byram <i>et al.</i> , 2010].	37
2.3	Diagramme présentant les principales étapes d'un algorithme de recalage.	46
2.4	Histogramme conjoint d'une IRM avec elle-même avec, de gauche à droite, une rotation de 0° , 2° , 5° et 10° [Pluim <i>et al.</i> , 2003].	47
2.5	Modèles paramétriques les plus utilisés en estimation du mouvement.	48
2.6	Illustration 1D de courbes B-splines d'ordre 0 à 3 centrées.	52
2.7	Représentation d'un pixel de l'image dans le maillage.	53
2.8	Exemple de déformation élastique sur une échocardiographie [Ledesma-Carbayo <i>et al.</i> , 2005].	53
2.9	2.9(a), Module du spectre d'un signal RF. 2.9(b), Module du spectre du signal analytique complexe correspondant au signal RF.	55
2.10	2.10(a), Représentation 3D d'une image composée d'une oscillation axiale et une latérale. 2.10(b), Spectre de l'image.	58
2.11	À gauche, le spectre de l'image illustrée dans la figure 2.10(a). Au centre en haut, spectre de l'image s_{SO_1} . Au centre en bas, spectre de l'image s_{SO_2} . À droite, spectre du signal analytique complexe 2D obtenu.	59

2.12	Fig. 2.12(a), Exemple d'image homogène i0D. Fig. 2.12(b), Exemple d'image i1D, ne possédant que des frontières droites. Fig. 2.12(c) et 2.12(d), Exemples d'images i2D, avec des courbures et des jonctions [Wietzke <i>et al.</i> , 2009].	60
2.13	2.13(a), Filtre passe-bande. 2.13(b), Filtre passe-bande combiné à H_1 . 2.13(c), Filtre passe-bande combiné à H_2 [Wietzke et Sommer, 2010].	61
2.14	Représentation d'un pixel dans le repère $[i, j, 1]^T$	61
2.15	Cercle trigonométrique montrant la variation de la phase en fonction du comportement 1D du signal illustré en rouge. La figure est inspirée de [Felsberg, 2004].	63
2.16	Coupe axiale du signal (Fig. 2.16(a)) et de sa phase (Fig. 2.16(b)) définie dans l'intervalle $[0, \pi]$ (en vert) et de sa phase définie dans l'intervalle $[-\pi/2, \pi/2]$ (en bleu).	63
2.17	Estimation de l'orientation de l'image 2.17(a). 2.17(b), Orientation idéale. 2.17(c), Orientation estimée sans régularisation. 2.17(d), Orientation estimée avec régularisation [Alessandrini <i>et al.</i> , 2013b].	65
2.18	2.18(a), Filtre $H_{1,1}(\mathbf{u})$. 2.18(b), Filtre $H_{1,2}(\mathbf{u})$. 2.18(c), Filtre $H_{2,2}(\mathbf{u})$ [Wietzke et Sommer, 2010].	67
2.19	Phases axiale (Fig. 2.19(a)) et latérale (Fig. 2.19(b)) d'une image suivant le modèle (2.105) [Basarab, 2008].	71
2.20	Image quelconque avec un repère (ligne, colonne) et un repère suivant la direction intrinsèque de la structure, rendu possible grâce à l'orientation principale.	73
3.1	Phases issues de la transformée de Hilbert 2D selon la méthode de Hahn, issues de $s_{SO_1}(x_1, x_2)$ (Fig. 3.1(b)) et $s_{SO_2}(x_1, x_2)$ (Fig. 3.1(c)) pour l'image de Lena (Fig. 3.1(a)).	78
3.2	Images de phase $\varphi(\mathbf{x})$, des composantes du vecteur phase $r_1(\mathbf{x})$ et $r_2(\mathbf{x})$, d'orientation principale $\theta(\mathbf{x})$ et des composantes du vecteur d'orientation normalisé $n_1(\mathbf{x})$ et $n_2(\mathbf{x})$.	79
3.3	3.3(a), Image de PSF synthétique suivant le modèle (3.3) et ses phases extraites du 2D CAS (Fig. 3.3(b) et 3.3(c)) et du MS (Fig. 3.3(d)).	80
3.4	Image RF à gauche et zoom sur le le bloc utilisé à droite.	81
3.5	Phases extraites du 2D CAS (Fig. 3.5(a) et 3.5(b)) et du MS (Fig. 3.5(c)) du bloc de l'image 3.4.	81
3.6	Image mode B et le bloc utilisé correspondants à l'image RF de la figure 3.4.	81
3.7	Phases extraites du 2D CAS (Fig. 3.7(a) et 3.7(b)) et du MS (Fig. 3.7(c)) du bloc de l'image 3.6.	82
3.8	Diagramme montrant les principales étapes de la simulation de l'image ultrasonore.	82
3.9	Moyennes et écarts-type des estimations du déplacement selon les trois méthodes en fonction de la taille de l'image par rapport à l'écart-type de la gaussienne formant la PSF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	85
3.10	Estimation du déplacement selon les trois méthodes en fonction du SNR sur l'image de PSF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	86

3.11 Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image de PSF. 3.11(a), d_{x_1} varie de 0.1 à 1 pixel et $d_{x_2} = 0.4$ pixels. 3.11(b), $d_{x_1} = 0.4$ pixels et d_{x_2} varie de 0.1 à 1 pixel.	88
3.12 Moyennes et écarts-type des estimations du déplacement selon les trois méthodes en fonction de la taille de la ROI pour l'image RF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	89
3.13 Estimation du déplacement selon les trois méthodes en fonction du SNR sur l'image RF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	90
3.14 Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image RF. Le déplacement varie de 0.1 à 1 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 0.4 pixels. . .	91
3.15 Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image RF. Le déplacement varie de 10.8 à 70.8 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 40 pixels.	92
3.16 Moyennes et écarts-type des estimations du déplacement selon les trois méthodes en fonction de la taille de la ROI sur l'image en mode B. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	93
3.17 Estimation du déplacement selon les trois méthodes en fonction du SNR sur l'image en mode B. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	94
3.18 Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image en mode B. Le déplacement varie de 0.1 à 1 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 0.4 pixels.	95
3.19 Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image en mode B. Le déplacement varie de 5.8 à 30.8 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 15 pixels.	96
3.20 Temps moyens d'exécution des algorithmes testés pour chacun des trois types images.	97
3.21 Temps moyens d'exécution des algorithmes testés en fonction de la taille des images.	97
3.22 Temps d'exécution du calcul du signal monogène avec Matlab sur CPU et GPU en utilisant les <code>gpuArrays</code>	99
3.23 Temps d'exécution du calcul du signal monogène avec sur GPU avec Matlab en calculant sur les deux images séquentiellement (en bleu) et sur les deux images simultanément (en vert).	99
3.24 Diagramme montrant les principales étapes de l'estimateur de flux optique basé sur le vecteur d'orientation normalisé.	103
3.25 Volume de simulation utilisé, sans déplacement.	104
3.26 Tranches de la phase spatiale correspondant aux tranches de la figure 3.25.	106
3.27 Tranches de la première composante du vecteur d'orientation normalisé correspondant aux tranches de la figure 3.25.	106

3.28	Estimations à partir des composantes du vecteur d'orientation normalisé pour la plus petite ROI de la table 3.14.	107
3.29	Estimations à partir des composantes du vecteur d'orientation normalisé pour la ROI de taille intermédiaire de la table 3.14.	108
3.30	Estimations à partir des composantes du vecteur d'orientation normalisé pour la plus grande ROI de la table 3.14.	109
3.31	Estimations à partir des composantes du vecteur phase pour la plus petite ROI de la table 3.14.	110
3.32	Estimations à partir des composantes du vecteur phase pour la ROI de taille intermédiaire de la table 3.14.	111
3.33	Estimations à partir des composantes du vecteur phase pour la plus grande ROI de la table 3.14.	112
3.34	Estimations à partir de différentes informations pour la plus petite ROI de la table 3.14.	113
3.35	Estimations à partir de différentes informations pour la ROI de taille intermédiaire de la table 3.14.	114
3.36	Estimations à partir de différentes informations pour la plus grande ROI de la table 3.14.	115
4.1	Image par RM (Fig. 4.1(a)) et image US simulée (Fig. 4.1(b)) de cerveau [Mellor et Brady, 2005]. L'image US a été obtenue par simulation. Image par RM (Fig. 4.1(c)) et US réelle (Fig. 4.1(d)) cardiovasculaires [Zhang <i>et al.</i> , 2007].	120
4.2	Schéma de la flore pelvienne chez la femme.	121
4.3	Exemple de déformation élastique pour une translation latérale des points de contrôle situés au centre de l'image.	124
4.4	Représentation de l'approche pyramidale pour deux échelles.	126
4.5	Image par résonance magnétique et zoom sur les organes pubiens.	129
4.6	4.6(a), Image par RM pondérée T2. 4.6(b), Image US. 4.6(c), Image de phase de l'image par RM. 4.6(d), Image de phase de l'image US.	130
4.7	4.7(a), Image flottante, utilisée pour le recalage. 4.7(b), Image de référence, utilisée pour la simulation de l'image US. 4.7(c), Image US. 4.7(d), 4.7(d) et 4.7(d), Images de phase des figures 4.7(a), 4.7(b) et 4.7(c).	131
4.8	4.8(a), Image flottante. 4.8(b), Image de référence. 4.8(c), Image US. 4.8(d), 4.8(d) et 4.8(d), Images de phase des figures 4.8(a), 4.8(b) et 4.8(c).	132
4.9	Image ayant subi la transformation affine imposée (Fig. 4.9(a)) et le maillage correspondant (Fig. 4.9(b)).	133
4.10	Image ayant subi une transformation de tournoiement (Fig. 4.10(a)) et le maillage correspondant (Fig. 4.10(b)).	134
4.11	Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.	136

4.12	Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres de translation P_{31} à P_{32} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.	137
4.13	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.	138
4.14	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.	138
4.15	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	139
4.16	Juxtaposition des images par RM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.16(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.16(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.16(c)). Les deux rectangles jaunes montrent deux régions de la figure 4.16(a) où l'on peut observer des discontinuités.	140
4.17	Zoom sur le cadre gauche. Les discontinuités apparaissent au niveau du cercle jaune pour l'intensité dans la figure 4.17(a), mais pas pour les phases issues du MS (Fig. 4.17(b)) ou du 2D IAS (Fig. 4.17(c)).	140
4.18	Champ dense de déformation réel, exprimé en pixels.	140
4.19	Champ dense de déformation estimé sur le premier jeu d'images, en moyenne sur 128 tirages de bruit de SNR de 30 dB, par la méthode basée sur le 2D IAS, exprimé en pixels.	141
4.20	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.	141
4.21	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.	141
4.22	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	142
4.23	Juxtaposition des images par RM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.23(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.23(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.23(c)). Les rectangles jaunes montrent les régions où l'on peut observer des discontinuités.	142
4.24	Zoom sur le cadre gauche. On observe que des discontinuités apparaissent pour l'intensité dans la figure 4.24(a), ainsi que pour les phases issues du MS (Fig. 4.24(b)) et du 2D IAS (Fig. 4.24(c)).	143
4.25	Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.	144
4.26	Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres de translation P_{31} à P_{32} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.	145

4.27	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.	146
4.28	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.	146
4.29	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	146
4.30	Juxtaposition des images par RM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.30(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.30(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.30(c)). Les rectangles jaunes montrent des discontinuités.	147
4.31	Zoom sur le cadre en pointillés dans les images de la figure 4.30 pour les estimations obtenues à partir de l'intensité (Fig. 4.31(a)), de la phase spatiale du MS (Fig. 4.31(b)) et la phase spatiale du 2D IAS (Fig. 4.31(c)). Le cercle jaune met en évidence les discontinuités.	147
4.32	Champ dense de déformation réel, exprimé en pixels.	148
4.33	Champ dense de déformation estimé sur le deuxième jeu d'images, en moyenne sur 128 tirages de bruit de SNR de 30 dB, par la méthode basée sur le 2D IAS, exprimé en pixels.	148
4.34	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.	148
4.35	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.	149
4.36	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	149
4.37	Juxtaposition des images flottantes déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.30(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.30(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.30(c)). Les rectangles jaunes montrent des régions où l'on peut observer des discontinuités.	150
4.38	Zoom sur la zone de discontinuité du rectangle gris clair de la figure 4.37. Les discontinuités apparaissent pour l'intensité dans la figure 4.38(a) ainsi que pour les phases issues du MS (Fig. 4.38(b)) et du 2D IAS (Fig. 4.38(c)).	150
4.39	Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.	151
4.40	Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres de translation P_{31} à P_{32} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.	152
4.41	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.	153

4.42	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.	153
4.43	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	154
4.44	Juxtaposition des IRM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.44(a), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.44(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.44(c)). Les rectangles jaunes montrent des régions où l'on peut observer des discontinuités.	154
4.45	Zoom sur le bas du rectangle central dans les images de la figure 4.44 pour les estimations obtenues à partir de l'intensité (Fig. 4.45(a)), de la phase spatiale du MS (Fig. 4.45(b)) et la phase spatiale du 2D IAS (Fig. 4.45(c)).	155
4.46	Champ dense de déformation réel, exprimé en pixels.	155
4.47	Champ dense de déformation estimé sur le troisième jeu d'images, en moyenne sur 128 tirages de bruit de SNR de 30 dB, par la méthode basée sur le 2D IAS, exprimé en pixels.	155
4.48	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.	156
4.49	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.	156
4.50	Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	156
4.51	Juxtaposition des images flottantes déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.51(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.51(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.51(c)). Le deux rectangle jaune montre une région de la où l'on peut observer des discontinuités.	157
4.52	Zoom sur les discontinuités apparaissent au niveau du cadre jaune de chaque image de la figure 4.51 pour l'intensité dans la figure 4.52(a) et pour les phases issues du MS (Fig. 4.52(b)) ou du 2D IAS (Fig. 4.52(c)).	158
5.1	Coupe sagittale des compartiments pelviens.	161
5.2	Déformation de la ROI à partir des translations des coins C_1 à C_4	164
5.3	Chevauchement de quatre régions d'intérêt centrées sur des nœuds adjacents dans le maillage.	165
5.4	Schéma de l'estimation du mouvement sur une séquence d'images selon l'approche Lagrangienne.	167
5.5	Schéma de l'estimation du mouvement sur une séquence d'images selon l'approche Eulérienne.	168

5.6	5.6(a), Image échographique (coupe sagittale) des organes pelviens. 5.6(b), Segmentation manuelle des organes d'intérêt : B vessie, C col, U utérus, R rectum, V vagin et P symphyse pubienne.	169
5.7	Distance (en bleu) entre un pixel de la face postérieure de la vessie et la ligne pubienne moyenne (en rouge), mesurée à l'aide de la méthode BDBM. Ses valeurs sont de -44.9923 pixels pour la position au repos (figure 5.7(a)) et de -9.4756 pixels au moment de l'effort maximum de poussée (figure 5.7(b)).	170
5.8	Angle de rotation au cours de l'effort de poussée, mesuré à l'aide de la méthode BDBM. Ses valeurs sont de 0 degré pour la position au repos (figure 5.8(a)) et de 21.2855 degrés au moment de l'effort maximum de poussée (figure 5.8(b)).	170
5.9	Représentation visuelle de l'estimation du mouvement le long de la séquence. Les blocs blancs sont placés autour de la vessie et les blocs verts correspondent à un carré de pixels dont le centre est représenté par l'un des quatre coins de chaque bloc blanc. La séquence se lit de gauche à droite, la première image de la séquence est en haut à gauche et la dernière en bas à droite.	171
5.10	Résultats de l'estimation pour la patiente 1. En haut : image acquise au repos, initialisation de deux ROI. En bas : images acquises après l'effort. L'estimation des déformations des ROI est effectuée pour l'approche BDBM classique à gauche, et pour l'approche monoBDBM à droite.	172
5.11	Résultats de l'estimation pour la patiente 2. En haut : image acquise au repos, initialisation de deux ROI. En bas : images acquises après l'effort. L'estimation des déformations des ROI est effectuée pour l'approche BDBM classique à gauche, et pour l'approche monoBDBM à droite.	173
5.12	Évolution des paramètres de la transformation bilinéaire pour le bloc blanc de la figure 5.11 le long de la séquence. On y voit les translations dans la figure 5.12(a), les facteurs d'échelle dans la figure 5.12(b), de cisaillement dans la figure 5.12(c) et l'angle de rotation dans la figure 5.12(d). Pour les figures 5.12(a), 5.12(b) et 5.12(c), la courbe continue correspond à l'estimation du paramètre dans la direction latérale et la courbe en pointillés à celle dans la direction axiale.	175

Liste des tableaux

1.1	Synthèse de l'influence de l'ordre de grandeur de TE et TR dans la pondération d'une image.	12
1.2	Valeurs des temps T1 et T2 pour différents tissus. Cette table est extraite du site web http://www.imaios.com/fr	13
1.3	Récapitulatif des célérités d'une onde ultrasonore dans différents organes et tissus biologiques [Prince et Links, 2008]. CNTP : Conditions Normales de Température et de Pression.	15
1.4	Densités et impédances acoustiques de différents organes et tissus biologiques [Prince et Links, 2008]. CNTP : Conditions Normales de Température et de Pression.	16
1.5	Coefficient d'atténuation et dépendance en fréquence d'une onde US pour différents organes et tissus biologiques [Prince et Links, 2008]. On a considéré $f = 1$ MHz et $b = 1$, sauf pour l'air où $b = 2$. CNTP : Conditions Normales de Température et de Pression.	22
1.6	Profondeurs de pénétration classiques des ondes US en fonction de leur fréquence [Prince et Links, 2008].	27
2.1	Critères de régularisation tenant compte des discontinuités.	41
2.2	Modèle mathématique des transformations paramétriques évoquées ainsi qu'un exemple pour chacune de ces transformations [Basarab, 2008].	49
3.1	Paramètres de simulation des images RF et mode B.	83
3.2	Moyennes et écarts-type des estimation par BM pour 128 tirages de bruit Gaussien de 5 dB selon différents facteurs d'interpolation et de flux optique basés sur la phase issue du 2D CAS et du MS, sans interpolation, pour l'image de PSF. Le déplacement a été fixé à 0.8 pixels dans la direction axiale et 0.4 pixels dans la direction latérale.	84
3.3	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de la taille de l'image dans l'estimation du mouvement pour l'image de PSF. σ est l'écart-type de la PSF dans les deux directions et u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	85
3.4	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence du SNR dans l'estimation du mouvement pour l'image de PSF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	86

3.5	Estimation du déplacement axial pour la méthode de BM par inter-corrélation, de flux optique basés sur les phases du 2D CAS et du MS en fonction du bruit sur l'image de la PSF de la figure 3.3. Le vrai déplacement est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	87
3.6	Estimation du déplacement latéral pour la méthode de BM par inter-corrélation, de flux optique basés sur les phases du 2D CAS et du MS en fonction du bruit sur l'image de la PSF de la figure 3.3. Le vrai déplacement est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.	87
3.7	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de l'amplitude du déplacement dans l'estimation du mouvement pour l'image de PSF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D. . . .	88
3.8	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de la taille de la ROI dans l'estimation du mouvement pour l'image RF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	89
3.9	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence du SNR dans l'estimation du mouvement pour l'image RF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	90
3.10	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de l'amplitude du déplacement dans l'estimation du mouvement pour l'image RF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	91
3.11	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de la taille de l'image dans l'estimation du mouvement pour l'image en mode B. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	93
3.12	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence du SNR dans l'estimation du mouvement pour l'image en mode B. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	94
3.13	Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de l'amplitude du déplacement dans l'estimation du mouvement pour l'image en mode B. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.	95
3.14	Caractéristiques des ROI utilisées, données respectivement dans les directions axiale, latérale et azimutale.	105
4.1	Niveaux de gris de chaque forme dans les images flottante et de référence.	130
4.2	MSE (en %) sur les paramètres affines pour un SNR de 30 dB.	137
4.3	Minimum, maximum, moyenne et écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement de l'erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur les trois méthodes pour un SNR de 30 dB.	139
4.4	Erreur absolue en pixels, moyenne sur tout le champ de déplacement et sur les 128 tirages de bruit, obtenues pour les approches basées sur l'intensité, la phase spatiale issue du MS et celle extraite du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	142
4.5	MSE (en %) sur les paramètres affines pour un SNR de 30 dB.	143

4.6	Minimum, maximum, moyenne et écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement de l'erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur les trois approches pour un SNR de 30 dB.	147
4.7	Erreur absolue en pixels, moyenne sur tout le champ de déplacement et sur les 128 tirages de bruit, obtenues pour les approches basées sur l'intensité, la phase spatiale issue du MS et celle extraite du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	149
4.8	MSE (en %) sur les paramètres affines pour un SNR de 30 dB.	153
4.9	Minimum, maximum, moyenne et écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement de l'erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur les trois méthodes pour un SNR de 30 dB.	154
4.10	Erreur absolue en pixels, moyenne sur tout le champ de déplacement et sur les 128 tirages de bruit, obtenues pour les approches basées sur l'intensité, la phase spatiale issue du MS et celle extraite du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.	157
5.1	Résultats obtenus pour les méthodes BDBM (pour une et trois interpolations) et monoBDBM pour la patiente 1.	172
5.2	Résultats obtenus pour les méthodes BDBM (pour une et trois interpolations) et monoBDBM pour la patiente 2.	174

Liste des Algorithmes

- 1 Algorithme de recalage multimodal. 127
- 2 Algorithme de recalage multimodal basé sur la phase spatiale. 128
- 3 Algorithme monoBDBM. 166

Introduction

L'imagerie médicale

Dans le milieu médical, l'imagerie médicale est une étape parfois essentielle pour établir un diagnostic, évaluer l'efficacité d'un traitement ou assister le chirurgien lors d'une intervention. Cela a engendré une grande quantité de travaux depuis les années 1970, ce qui a permis le développement des premiers scanners X ainsi que l'apparition de nouvelles modalités, telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) dont les premières images de tissus humains datent de 1975 [Prince et Links, 2008].

L'imagerie ultrasonore (US), aussi connue sous le nom d'échographie, est une modalité réputée en particulier pour le suivi de la croissance de fœtus au cours des différentes étapes de la grossesse. Elle permet notamment une observation sans effet secondaire et sans douleur pour le patient, mais possède également d'autres avantages. Sa facilité de mise en œuvre, son faible coût et son caractère temps réel en font une modalité privilégiée, voire obligatoire, dans de nombreuses applications. Toutefois, la faible qualité des images constitue la principale limitation de cette modalité et ne permet pas de distinguer les structures biologiques avec autant de précision que la plupart des autres modalités.

L'estimation du mouvement tissulaire en imagerie ultrasonore est directement soumise à cette contrainte. De plus, un même point anatomique peut avoir une intensité de pixel différente d'une image à l'autre dans une séquence échographique. Ce phénomène est essentiellement dû à l'angle d'incidence entre le faisceau US et le tissu ainsi que les mouvements hors plans en imagerie US 2D. Aussi, le développement de méthodes capables d'estimer le mouvement avec une bonne précision est toujours un défi. Parmi les applications d'estimation du mouvement les plus connues, on peut citer l'échocardiographie, l'estimation de flux sanguin ou l'élastographie.

Il peut également arriver que l'imagerie ultrasonore ne soit pas la seule modalité utilisée dans les étapes du traitement médical. Il peut être nécessaire de la coupler avec un autre type d'imagerie, comme par exemple l'IRM, pour tirer profit des deux modalités. Le recalage multimodal entre IRM et échographie peut par exemple porter sur des images de cerveau de fœtus, des images cardiaques, de la carotide ou des organes génitaux. Les informations obtenues par ces différentes modalités peuvent être complémentaires, c'est pourquoi il peut être intéressant de les fusionner. Pour cela, il est nécessaire de recalibrer ces images entre elles. Dans ce cas, les intensités des pixels ne correspondent plus et la résolution spatiale est souvent variable entre les images.

L'estimation du mouvement est donc une problématique importante et indispensable dans de diverses applications en imagerie médicale. Ainsi, il se ressent le besoin d'employer des méthodes de

précision et de robustesse adaptées aux contraintes liées à ces différents types d'imagerie ainsi qu'à leurs applications. Parmi les approches possibles, deux grandes familles se distinguent : la première est basée sur la mise en correspondance de blocs et la seconde sur l'estimation de flux optique. Ces méthodes sont basées sur l'intensité des pixels, mais il est possible d'utiliser d'autres informations pour effectuer cette estimation, comme la phase spatiale, porteuse de l'information structurelle de l'image.

Contexte du travail de thèse

L'objectif de cette thèse a été d'évaluer l'apport de la phase spatiale face aux méthodes classiques d'estimation du mouvement basées sur l'intensité. Nous traitons d'abord l'estimation du flux optique dans des séquences échographiques 2D et 3D, puis le recalage multimodal entre images par résonance magnétique et ultrasonores (MR-US). Alors que les deux premières techniques sont intimement liées, la troisième repose sur des problématiques supplémentaires liées au changement de modalité entre les deux images à recaler. Le but de ces travaux est, à terme, de développer des outils performants permettant de quantifier de manière automatique le stade du prolapsus génito-urinaire, plus couramment appelé descente d'organes, chez la femme. Nous proposons pour cela dans le dernier chapitre de ce manuscrit un premier algorithme et des critères de quantification.

Organisation du manuscrit

Ce travail de thèse se décompose en cinq grandes parties.

Nous nous sommes intéressés aux modalités d'imagerie par résonance magnétique, et surtout US dans ce travail de thèse. Afin de mieux les comprendre, nous décrivons les principes sur lesquels repose l'acquisition de telles images dans le premier chapitre.

Le second chapitre est quant à lui dédié à l'état de l'art. Nous y présentons les différentes techniques d'estimation du mouvement existantes ainsi que les signaux complexes et hypercomplexes proposés dans la littérature. Nous ferons ensuite le lien entre ces deux concepts en décrivant comment ces signaux sont utilisés dans le cadre de l'estimation du mouvement.

Le troisième chapitre traite de l'estimation du mouvement en imagerie ultrasonore 2D et 3D. Dans un premier temps, nous y évaluons différents algorithmes de la littérature, en montrant l'intérêt de la phase spatiale pour des méthodes d'estimation du mouvement 2D. Nous nous intéressons ensuite au signal monogène dans le cadre d'estimation du mouvement 3D. Nous y montrons l'intérêt de l'orientation principale et proposons un estimateur basé sur cette information.

Le quatrième chapitre est consacré à l'étude du recalage multimodal entre images par RM et images US. Nous nous replaçons dans le cas 2D. Pour cela nous avons utilisé un algorithme de la

littérature, pouvant tenir compte de deux types de déformations différentes et que nous avons adapté à nos besoins. Notre but était d'évaluer l'apport de la phase spatiale dans un algorithme de recalage.

Le cinquième chapitre constitue une application médicale du troisième chapitre. Nous utilisons l'estimateur basé sur la phase spatiale issue du signal monogène dans un algorithme de mise en correspondance de blocs déformables pour suivre les déplacements des organes pelviens au long de séquences d'images ultrasonores cliniques. Nous proposons dans ce chapitre une méthode de blocs déformables basée sur la phase spatiale du signal monogène. Cette méthode est comparée à la méthode existante d'estimation de mouvement par blocs déformables utilisant l'intensité dans le but de quantifier le stade du prolapsus génito-urinaire.

Finalement, une conclusion dresse le bilan de ce travail de thèse et laisse apparaître les perspectives qui s'en dégagent.

Chapitre 1

Formation d'images par résonance magnétique et ultrasonores

L'acquisition d'une image médicale repose sur des phénomènes physiques différents d'une modalité à l'autre. Il est donc important de connaître leurs processus de formation pour mieux les comprendre et donc les traiter. Dans ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et ultrasonore (US). Une attention particulière a été portée sur cette dernière. Afin de comprendre leurs caractéristiques et de se familiariser avec les termes qui leur sont propres, nous présentons dans ce chapitre les principes de base de formation de ces deux types d'images.

1.1 Formations d'images par résonance magnétique¹

1.1.1 Brève présentation de l'IRM

L'imagerie par résonance magnétique est basée sur les propriétés magnétiques du proton d'hydrogène. Même si d'autres protons ont des propriétés magnétiques, celui-ci est le plus abondant dans le corps humain, c'est pourquoi il est utilisé dans le milieu clinique. D'abord soumis à un champ électrique externe, ces protons sont configurés dans un même état. Ensuite, il faut les faire résonner en les soumettant à l'influence d'une onde radio-fréquence (RF). Ces noyaux vont alors émettre un signal, que l'on va analyser pour pouvoir produire les images. L'intensité de ce signal varie suivant la teneur en protons et les propriétés magnétiques des tissus. Nous détaillons ces phénomènes dans cette section.

1.1.2 Spin nucléaire

Le moment magnétique d'un proton correspond à une rotation sur lui-même, c'est ce que l'on appelle le spin du proton. L'orientation de cet axe est naturellement aléatoire, ce qui engendre une résultante magnétique nulle. Ces phénomènes sont illustrés par la figure 1.1.

Lorsqu'ils sont soumis à un champ magnétique externe B_0 , les protons s'orientent pour que leurs axes de rotation soient parallèles à l'axe de ce champ. Ils peuvent avoir le même sens, ils seront

1. Les figures de cette section sont inspirées ou directement extraites du site web <http://www.imaios.com/fr>

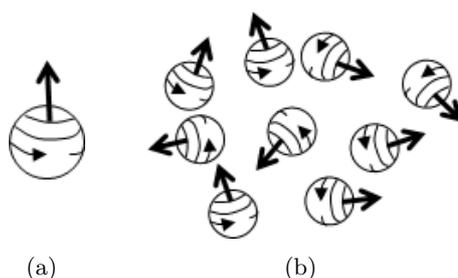


FIGURE 1.1 – 1.1(a), Moment magnétique d'un proton : il tourne sur lui-même, autour d'un axe. 1.1(b), Schéma de plusieurs protons, l'orientation de l'axe de rotation d'un proton est aléatoire.

alors bien parallèles à B_0 , ou être de sens opposé et seront antiparallèles à B_0 . Ce phénomène est illustré dans la figure 1.2(a). D'après les statistiques de Boltzmann, les spins parallèles représentent une plus grande proportion que les spins antiparallèles à B_0 . L'aimantation tissulaire suit donc le sens du champ magnétique externe. Cependant, les spins possèdent dans ce cas un autre type de déplacement que cette simple rotation longitudinale. Ils ont également un mouvement de rotation décrivant un cône autour de B_0 , c'est ce qui s'appelle le mouvement de précession, qui est modélisé dans la figure 1.2(b).

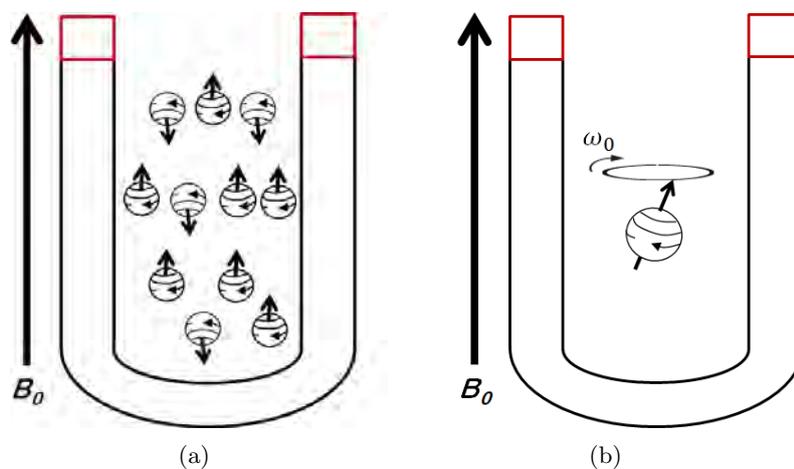


FIGURE 1.2 – 1.2(a), Sous l'influence du champ magnétique B_0 , les spins s'orientent dans la direction de ce champ. 1.2(b), Mouvement de précession d'un proton.

Ce dernier mouvement décrit un cône autour de l'axe de B_0 , comme une toupie qui bascule mais qui continue à tourner. La vitesse de cette rotation est proportionnelle à l'intensité du champ magnétique. Elle se caractérise par sa fréquence de précession ω_0 , aussi appelée fréquence de Larmor, qui est proportionnelle à B_0 , étant donné le rapport gyromagnétique γ : $\omega_0 = \gamma B_0$.

Il est donc possible de distinguer une composante longitudinale et une composante transversale dans le moment magnétique d'un proton. Le mouvement de précession se traduit finalement par une rotation de la composante transversale autour de l'axe longitudinal. Les mouvements de précession

des spins ne sont pas en phase, ce qui fait qu'il n'y a pas d'aimantation transversale globale pour un ensemble de spins, comme l'illustre la figure 1.3.

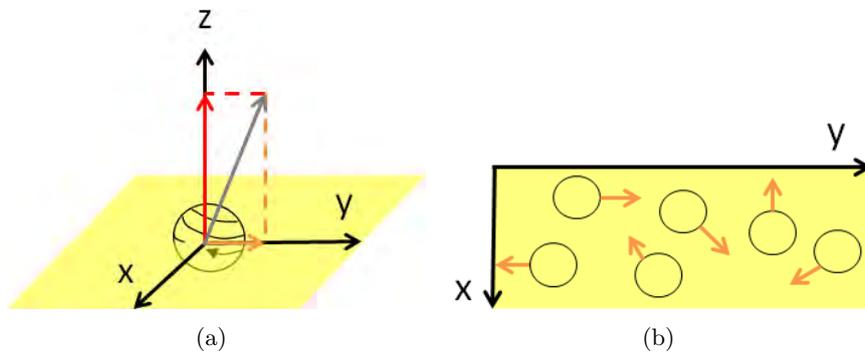


FIGURE 1.3 – 1.3(a), Décomposition du moment magnétique d'un proton (en gris) en composantes longitudinale (en rouge) et transversale (en orange). 1.3(b), Coupe transversale du proton où seule la composante transversale est représentée. On remarque qu'elles ne sont pas en phase.

Cette rotation transversale joue pourtant un rôle primordial dans l'acquisition d'une IRM puisque c'est cette information que les antennes vont recevoir. Pour la rendre accessible, on utilise le phénomène de résonance. Il se traduit par une interaction entre le spin en précession et une onde RF, lorsque celle-ci est de même fréquence que la rotation transversale du spin, à savoir ω_0 . L'émission d'une onde RF va entraîner une phase d'excitation, suivie d'une phase de relaxation.

1.1.3 Phase d'excitation

La phase d'excitation correspond au moment où l'onde RF apporte de l'énergie aux spins. À ce moment, l'aimantation tissulaire bascule, entraînant ainsi une aimantation transversale du système de spins. En effet, si l'impulsion de l'onde RF est inclinée de 90° (on parlera d'impulsion à 90°), le nombre de spins parallèles et antiparallèles se compense, et la composante longitudinale de l'aimantation disparaît. Ces spins sont également mis en phase, laissant ainsi apparaître une composante azimutale pour l'ensemble du système de spins. Ce principe est illustré par la figure 1.4.

Au repos, les spins parallèles, représentés en rouge ou en orange dans la figure 1.4(a) sont plus nombreux que les spins antiparallèles, de couleur verte ou bleue. De plus ils ne sont pas en phase, c'est pourquoi nous faisons la distinction entre les spins rouges et oranges ou entre les bleus et les verts sur ce schéma. Cela engendre une composante transversale totale nulle. L'aimantation macroscopique est donc purement longitudinale dans ce cas (Fig. 1.4(b)). Lors de l'excitation, le nombre de spins parallèles et antiparallèles s'équilibre et ces derniers se mettent en phase. Nous avons représenté cela dans la figure 1.4(c) par des spins parallèles rouges et antiparallèles bleus. La figure 1.4(d) illustre l'état de l'aimantation à la fin de la phase d'excitation : la composante longitudinale diminue alors que la composante transversale augmente.

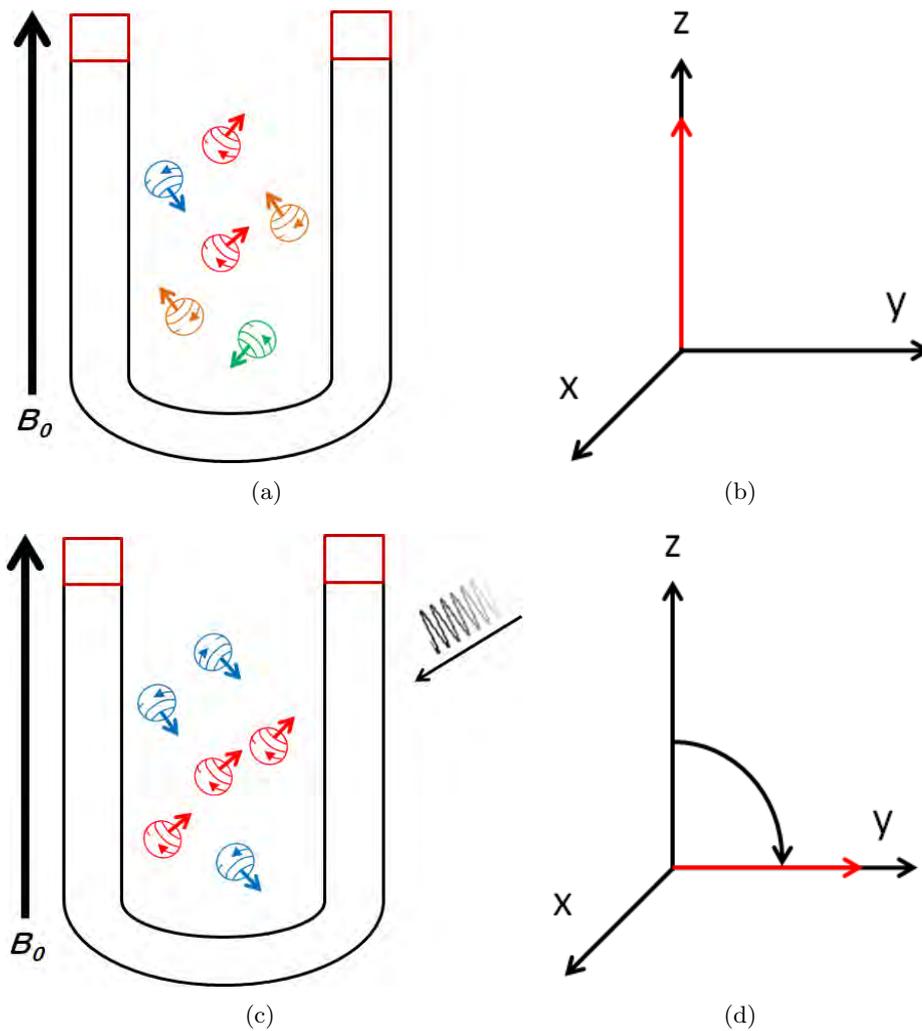


FIGURE 1.4 – Au repos, les spins sont majoritairement parallèles et leur rotation transversale est déphasée (Fig. 1.4(a)). L’aimantation macroscopique résultante est illustrée dans la figure 1.4(b) et est purement longitudinale. Après l’excitation à 90° , le nombre de spins parallèles et antiparallèles s’équilibre et les spins se mettent en phase (Fig. 1.4(c)). Il en résulte une aimantation macroscopique transversale, présentée dans la figure 1.4(d).

1.1.4 Phase de relaxation

Durant la phase de relaxation, les spins restituent l’énergie absorbée pour retourner dans leur état d’équilibre. Elle s’accompagne d’une onde RF, que l’on enregistrera pour former par la suite l’IRM, et peut se décomposer en relaxation longitudinale et relaxation transversale.

La relaxation longitudinale correspond à la restauration de l’aimantation longitudinale. Les spins revenant dans leur état de repos, on retrouve progressivement une quantité supérieure de spins parallèles, jusqu’à retrouver le rapport initial entre spins parallèles et antiparallèles. L’allure de la croissance de la composante longitudinale lors de la phase de relaxation est représentée par la figure 1.5. Cette courbe se caractérise par le temps T_1 , pour lequel la croissance de l’aimantation longitudinale atteint 63%.

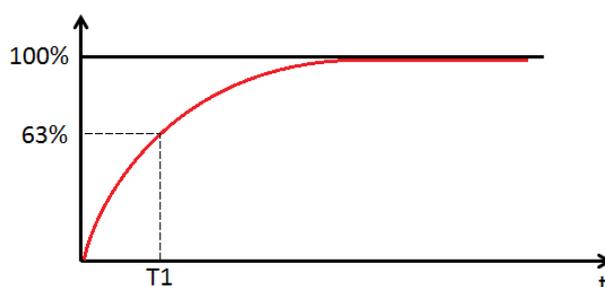


FIGURE 1.5 – Évolution de l'augmentation de la composante longitudinale du spin lors de la phase de relaxation.

Durant la phase de relaxation, les interactions spin-spin créent des hétérogénéités de champs, ce qui modifie la fréquence de précession. Les spins se déphasent donc, ce qui entraîne une diminution progressive de l'aimantation transversale, jusqu'à ce que cette dernière soit nulle. Il s'agit de la phase de relaxation transversale. Elle se caractérise par le temps T_2 , qui correspond au moment où l'aimantation transversale atteint 37% de sa valeur initiale. La figure 1.6 présente l'allure de cette décroissance.

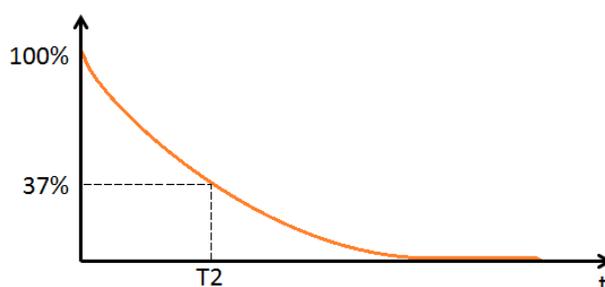


FIGURE 1.6 – Décroissance de la composante transversale du spin lors de la phase de relaxation.

1.1.5 Impulsion à 90° et à 180°

On peut enregistrer ces évolutions avec les antennes IRM. Leur interaction avec les protons d'hydrogène est comparable à celle entre un aimant qui tourne de manière perpendiculaire à une bobine. Ce mouvement crée un champ électrique sinusoïdal, que l'on peut enregistrer. Ce phénomène est illustré par la figure 1.7.

Une antenne IRM joue donc le rôle de la bobine du schéma 1.7 et les protons celui de l'aimant. Avec une impulsion à 90° , le nombre de spins parallèles et antiparallèles se compense et les spins se mettent en phase. C'est ce qui a pour effet de diminuer la composante longitudinale et d'augmenter la composante transversale. Le signal enregistré est une sinusoïde de fréquence constante, mais dont l'amplitude diminue avec le temps. Ce signal est appelé « signal de précession libre » ou « Free Induction Decay » (FID). L'enveloppe de ce signal atteint 37% de sa valeur maximale à un temps T_2^* , qui est inférieur au temps T_2 . À cause des inhomogénéités des tissus et de l'antenne IRM, les spins se décalent plus rapidement pendant la phase de relaxation, c'est pourquoi on observe une décroissance plus rapide.

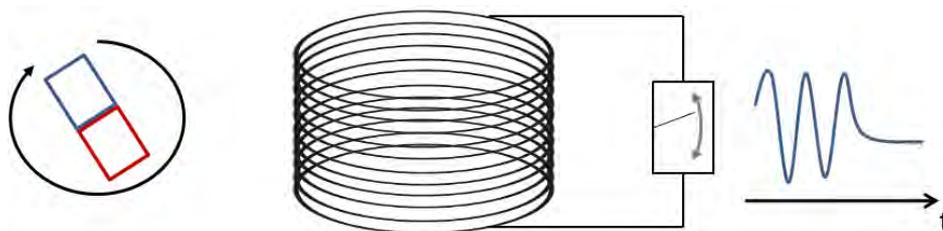


FIGURE 1.7 – Illustration de l’acquisition d’un mouvement magnétique : grâce à la rotation de l’aimant, la bobine crée un champ électrique que l’on peut enregistrer.

Pour pallier à cela, on applique une impulsion de 180° pour remettre les protons en phase. Grâce à ce procédé, la décroissance de l’enveloppe du signal enregistré par l’antenne atteint 37% à l’instant T_2 . La figure 1.8 montre le signal enregistré lorsque l’on applique une impulsion à 90° suivie d’une impulsion à 180° . Les enveloppes prises en compte pour les temps T_2 et T_2^* y sont également représentées.

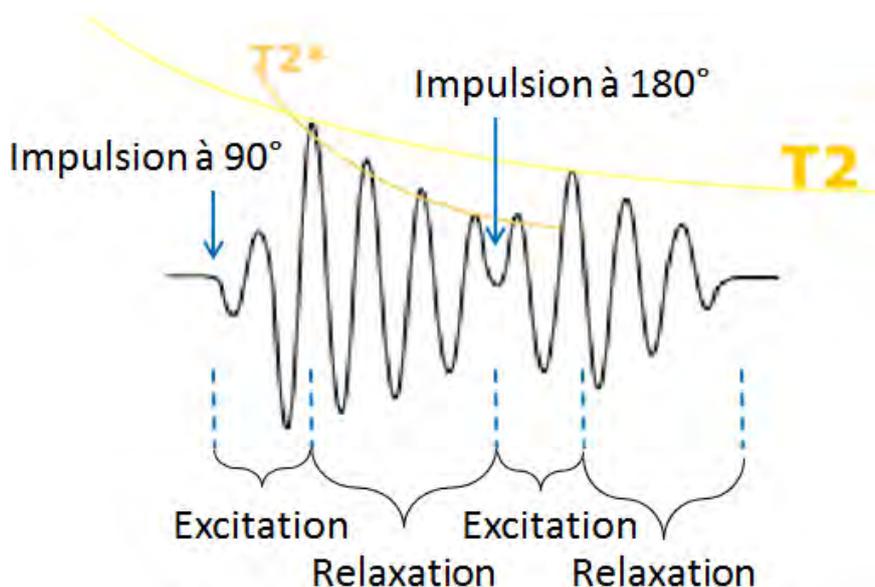


FIGURE 1.8 – Comportement du signal enregistré au cours du temps sous l’influence des impulsions d’ondes RF à 90° puis 180° .

L’acquisition réside donc dans la réception d’échos de spin qui suivent les impulsions d’ondes RF à 90° et 180° . Cette séquence d’impulsions est fondée sur le temps d’écho TE et le temps de répétition TR. TE constitue le temps écoulé entre l’impulsion à 90° et la réception de l’écho de spin. L’impulsion à 180° a lieu à l’instant TE/2. TR, quant à lui, est le temps écoulé entre deux impulsions d’ondes à 90° . Ces derniers sont illustrés dans la figure 1.9, ainsi que l’écho reçu et les impulsions à 90° et 180° .

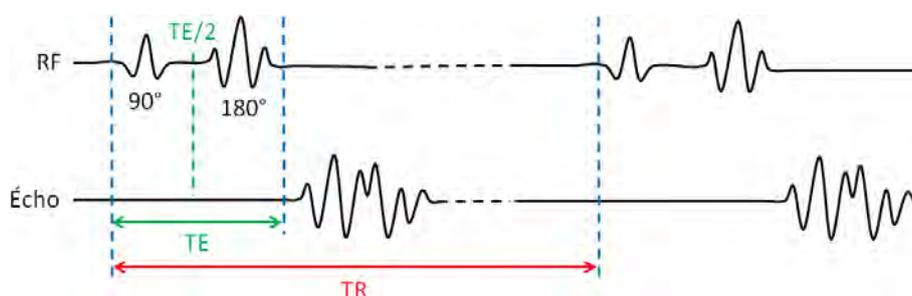


FIGURE 1.9 – Ligne de temps où sont représentées les impulsions à 90° et à 180° , ainsi que l'écho reçu.

1.1.6 Pondération T1, pondération T2 et contraste tissulaire

Un tissu cellulaire A peut retrouver son aimantation longitudinale plus rapidement qu'un autre tissu, que l'on notera B . Dans ce cas, le temps $T1$ est plus court pour A que pour B . Cela implique également que le temps pour que la composante transversale de A s'annule est aussi plus court que pour B . En d'autres termes, les spins du tissu A se stabilisent plus rapidement que ceux du tissu B , qui sont plus lents à retrouver leur état de repos.

On ne peut pas enregistrer directement le comportement de la composante longitudinale. Il faudra donc deux impulsions à 90° pour pouvoir observer le comportement des organes selon le temps $T1$ ou le temps $T2$. Un certain contraste entre les différents tissus apparaîtra alors, ce qui donnera une image que l'on qualifie de pondérée $T1$ ou pondérée $T2$. Le choix de cette pondération est déterminé par l'ordre de grandeur de TE et TR . La figure 1.10 présente les cas possibles.

Si TR est court, alors le second signal RF est émis avant que les tissus n'aient retrouvé leur état de repos. L'aimantation longitudinale du tissu A est supérieure à celle du tissu B . Dans ce cas, deux possibilités existent :

- Si TE est court, cela signifie que l'on reçoit l'écho peu de temps après l'impulsion. Les aimantations des deux tissus n'ont alors pas le temps de se stabiliser et on distingue une différence entre A et B (Fig. 1.10(a)). L'image ainsi formée est dite pondérée $T1$.
- Si au contraire TE est long, alors les aimantations des deux tissus se sont stabilisées, ce qui engendre une composante transversale nulle : aucun signal n'est reçu (Fig. 1.10(b)).

En revanche, si TR est long, cela signifie que les tissus ont retrouvé leurs aimantations au repos. Ici encore, deux possibilités apparaissent :

- Un écho peut être reçu peu de temps après la seconde impulsion. La relaxation des deux tissus n'a pas encore eu le temps de montrer son effet (Fig. 1.10(c)). Cependant, la quantité de protons est différente d'un tissu à l'autre. La valeur de l'aimantation d'un tissu au repos (avant excitation par une onde RF), sera donc supérieure pour certains tissus. On peut ainsi construire une image que l'on qualifie de « pondérée par la densité de proton », basée sur la différence entre la quantité de protons des différents tissus. L'image est dans ce cas peu influencée par les temps $T1$ et $T2$.
- Si le temps de réception de l'écho est long, les tissus seront alors en cours de relaxation, la composante longitudinale retrouve peu à peu sa valeur d'origine au détriment de la composante

transversale, qui diminue jusqu'à atteindre une valeur nulle. C'est alors que la distinction entre A et B est possible (Fig. 1.10(d)). On obtient ainsi une image pondérée T2.

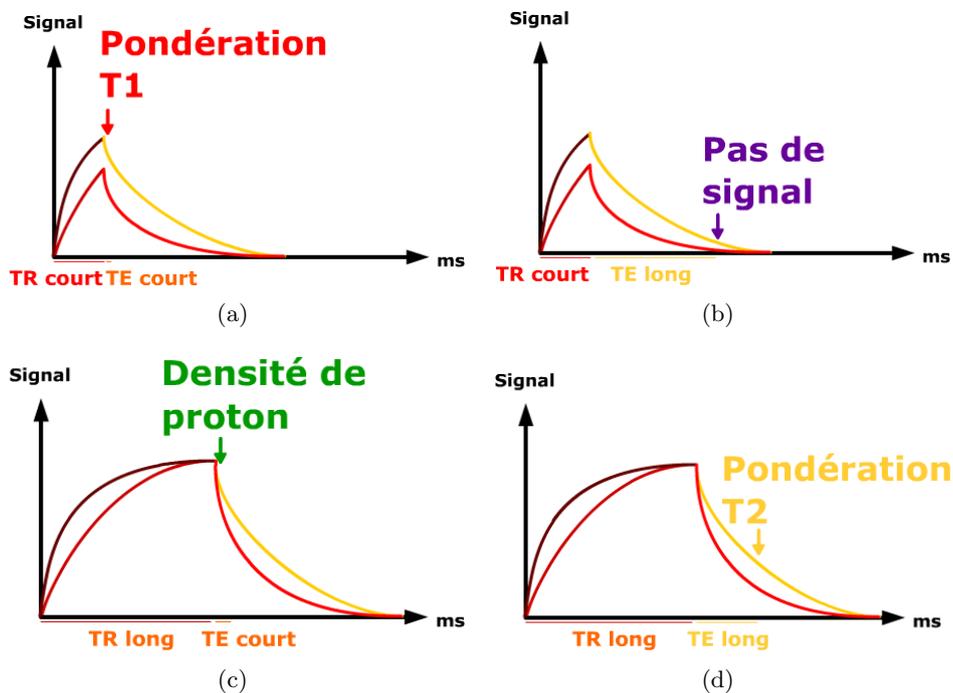


FIGURE 1.10 – Enveloppe de la composante longitudinale (pour une première impulsion à 90°) puis transversale (pour une seconde impulsion à 90°) de l'aimantation d'un tissu. 1.10(a), cas où TE et TR sont tous les deux courts : on obtient une pondération T1. 1.10(b), cas où TE est long et TR est court : il n'y a plus de signal. 1.10(c), cas où TE est court et TR est long : on obtient une pondération en densité de proton. 1.10(d), cas où TE et TR sont tous les deux longs : on obtient une pondération T2.

En résumé, la pondération d'une image dépend des ordres de grandeur des temps d'écho et de répétition du signal RF. La table 1.1 récapitule l'influence de TE et TR sur cette pondération.

		TR	
		Court	Long
TE	Court	T1	Densité protonique
	Long	Pas utilisé	T2

TABLE 1.1 – Synthèse de l'influence de l'ordre de grandeur de TE et TR dans la pondération d'une image.

La figure 1.11 illustre pour une image de cerveau les types d'images obtenues pour ces différentes pondérations.

Chaque tissu a des propriétés magnétiques différentes. Certains seront donc plus rapides que d'autres à retrouver leur état de repos, c'est-à-dire que la composante longitudinale de leur aimantation augmentera plus vite tandis que la composante transversale sera rapidement proche de zéro. Il en résulte des temps T1 et T2 plus ou moins importants en fonction de ces propriétés.

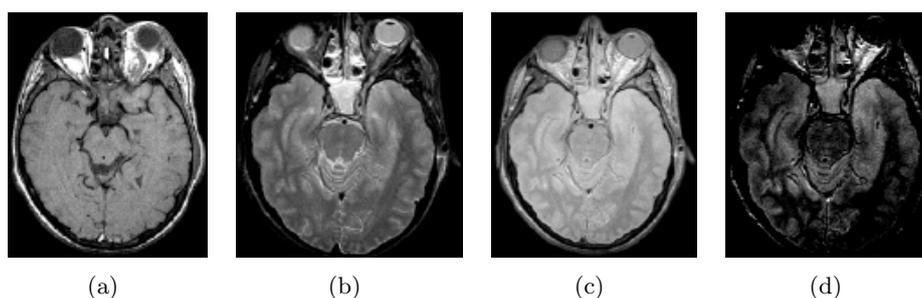


FIGURE 1.11 – **1.11(a)**, TE court et TR court : Pondération T1. **1.11(b)**, TE long et TR long : Pondération T2. **1.11(c)**, TE court et TR long : Pondération par densité protonique. **1.11(d)**, TE long et TR court : Pas utilisé.

En pratique, un TR court est d'un ordre de grandeur inférieur à 500 ms, alors qu'un TR long est généralement trois fois un TR court, soit au moins 1500 ms. Un TE est toujours inférieur à un TR. Ainsi, un TE court est généralement inférieur à 30 ms et un TE long, à l'instar du temps de répétition, est trois fois supérieur à un TE court, soit supérieur à 90 ms. La table 1.2 donne les valeurs des temps T1 et T2 pour différents tissus.

Tissu	T1 (ms)	T2 (ms)
Eau	3000	3000
Substance grise	812	100
Substance blanche	680	90
Foie	420	45
Graisse	240	85
Gadolinium	Raccourcit le T1 et le T2 des tissus à proximité.	

TABLE 1.2 – Valeurs des temps T1 et T2 pour différents tissus. Cette table est extraite du site web <http://www.imaios.com/fr>.

Le gadolinium est un agent de contraste utilisé en IRM. Certaines régions peuvent être difficiles à visualiser, il peut donc être utile d'accentuer les contrastes de l'image. Pour cela, on injecte avant l'examen clinique des molécules dites paramagnétiques, c'est-à-dire qu'elles réagissent au champ magnétique. Ces molécules sont appelées « agent de contraste ». La présence de ces agents de contraste accélère les vitesses de relaxation des protons d'hydrogène, qui retrouvent donc plus rapidement leur état initial. Cela a pour effet d'augmenter le contraste entre les tissus sur le signal observé. Par conséquent, ce ne sont pas directement les agents qui sont mis en évidence mais leur influence sur les protons d'hydrogène présents à proximité.

L'étape suivante dans le processus de formation d'images par RM est le codage spatial. Le but de cette section étant de présenter les principes physiques sur lesquels repose l'acquisition de ce type d'images pour introduire en particulier les notions d'IRM T1 et T2, nous ne traiterons pas des étapes relatives au codage spatial.

1.1.7 Avantages et inconvénients de l'IRM

L'IRM peut donner des images dans les plans sagittal, coronal et axial. De plus, l'absence de rayonnement ou d'injection de traceur en font un mode d'acquisition non ionisant pour le patient. Enfin, sa bonne résolution et sa sensibilité au contraste entre les différentes sortes de tissus permettent une localisation précise des lésions et un bon détail des différents groupes tissulaires d'une région anatomique.

Elle demeure cependant une modalité coûteuse et à disponibilité restreinte, ce qui peut rendre son accès plus difficile que l'échographie par exemple. Une acquisition 3D s'effectue par tranches, un déplacement mécanique de l'aimant est donc nécessaire pour une exploration complète. L'acquisition d'une séquence peut ainsi durer jusqu'à 15 minutes. Une acquisition temps réel, qui permettrait un suivi des déformations des organes au cours du temps et pourrait être nécessaire pour l'observation de certaines pathologies, est donc impossible. De plus, l'acquisition d'une IRM est parfois mal vécue par les patients souffrant de claustrophobie. Finalement, elle peut constituer une contre-indication médicale pour certains patients, munis de prothèses métalliques.

L'IRM est donc une modalité qui présente de nombreux atouts, mais il peut parfois s'avérer utile de la coupler avec une autre modalité pour pallier à certains de ses défauts. Parmi les autres types d'images médicales, l'imagerie ultrasonore est une modalité qui permet une acquisition en temps réel et est non invasive. Il s'agit également de la modalité pour laquelle nous avons porté un intérêt particulier durant cette thèse. Aussi, nous décrivons maintenant son processus d'acquisition.

1.2 Formations d'images ultrasonores

L'imagerie ultrasonore est basée sur le phénomène de propagation d'une onde ultrasonore dans les tissus biologiques. Dans cette partie, nous présentons d'abord les caractéristiques des ultrasons puis décrivons comment ils peuvent être utilisés pour former une image échographique.

1.2.1 Définition des ultrasons

Un ultrason est une onde acoustique dont la fréquence f se situe dans une gamme spécifique. Un son peut être classé dans une de ces quatre grandes catégories, en fonction de sa fréquence :

- Les infrasons : $f \leq 20$ Hz. Ces sons trop graves ne peuvent être perçus par l'oreille humaine. Ils sont utilisés chez certains mammifères, tels que les baleines, pour communiquer.
- Les sons audibles : $20 \text{ Hz} \leq f \leq 20 \text{ kHz}$. Il s'agit là de la gamme de sons pouvant être émis et perçus par les êtres humains.
- Les ultrasons : $20 \text{ kHz} \leq f \leq 1 \text{ GHz}$. Trop aigus pour être audibles, ils sont utilisés chez les animaux, comme la chauve-souris pour percevoir l'environnement. Un grand nombre d'applications, comme par exemple la télémétrie, utilisent également les ultrasons.
- Les hypersons : $f \geq 1 \text{ GHz}$. Ils peuvent correspondre à une excitation spontanée dans un milieu à cause de l'agitation thermique.

Un ultrason étant une onde acoustique, il nécessite un support physique pour se propager et sa trajectoire est soumise à la nature des milieux traversés. Nous détaillons dans la suite les phénomènes subis par un ultrason au cours de sa propagation.

1.2.2 Caractéristiques des ultrasons

1.2.2.1 Célérité

La célérité d'un ultrason dépend directement des propriétés du milieu dans lequel il se propage. Cette relation est définie par l'expression :

$$c = \frac{1}{\sqrt{\kappa\rho}}, \quad (1.1)$$

où κ est la compressibilité du milieu, ρ sa masse volumique et c est la célérité des ultrasons dans ce milieu. On considère souvent la célérité d'un ultrason dans le corps humain égale à $c = 1540 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$. En réalité, cette valeur n'est qu'une approximation et la célérité réelle varie selon le milieu. La table 1.3 énumère la célérité des ultrasons dans différents milieux.

Milieu exploré	Célérité des ultrasons ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)
Air CNTP	330
Eau (20°C)	1480
Sang	1570
Os	4080
Muscle	1570
Graisse	1450
Foie	1570
Rein	1560
Rate	1570

TABLE 1.3 – Récapitulatif des célérités d'une onde ultrasonore dans différents organes et tissus biologiques [Prince et Links, 2008]. CNTP : Conditions Normales de Température et de Pression.

1.2.2.2 Impédance acoustique

La célérité des ultrasons dans les différents tissus est en réalité liée à l'impédance acoustique Z de ces derniers, exprimée en Rayls ($1 \text{ Rayls} = 1 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$). Cette propriété, comparable à l'impédance électrique utilisée en électronique, permet de caractériser un matériau à partir de sa densité ρ et de la célérité c d'une onde acoustique qui le traverse avec l'expression suivante :

$$Z = \rho c = \frac{p}{v}, \quad (1.2)$$

où v est la vitesse moyenne d'oscillation des particules sur le volume unitaire considéré et p la pression acoustique générée par l'onde.

La table 1.4 donne les densités et les impédances acoustiques pour différents tissus.

Milieu exploré	Densité ($kg \cdot m^{-3}$)	Impédance acoustique ($kg \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$)
Air CNTP	1.2	414
Eau (20°C)	1000	1.52×10^6
Sang	1060	1.62×10^6
Os dense	1810	7.38×10^6
Os spongieux	1380	3.75×10^6
Muscle	1060	1.66×10^6
Graisse	920	1.35×10^6
Cerveau	1030	1.6×10^6
Poumon	400	0.26×10^6
Foie	1060	1.66×10^6
Rein	1040	1.62×10^6
Rate	1060	1.66×10^6

TABLE 1.4 – Densités et impédances acoustiques de différents organes et tissus biologiques [Prince et Links, 2008]. CNTP : Conditions Normales de Température et de Pression.

1.2.2.3 Énergie et intensité

La propagation d'une onde ultrasonore constitue un déplacement d'énergie dans le milieu, ce qui génère des zones de compression et d'extension. Les particules vont donc osciller autour de leur position d'équilibre sous l'effet de la propagation. Cette oscillation est associée à une énergie cinétique E_c , qui s'exprime :

$$E_c = \frac{1}{2} \rho v^2. \quad (1.3)$$

De plus, l'onde ultrasonore comprime certaines zones du milieu et en étire d'autres. Une énergie potentielle E_p est liée à ces phénomènes. Celle-ci s'exprime par :

$$E_p = \frac{1}{2} \kappa p^2, \quad (1.4)$$

où κ est la compressibilité du milieu.

L'énergie acoustique E de l'onde ultrasonore est donc la somme entre les énergies cinétique E_c et potentielle E_p :

$$E = E_c + E_p. \quad (1.5)$$

Tout comme une onde électromagnétique, l'onde acoustique se propage dans le milieu. Elle crée ainsi un flux d'énergie en mouvement à travers ce dernier, caractérisé par son intensité acoustique. Cette intensité est définie par l'expression suivante :

$$I = pv = \frac{p^2}{Z}. \quad (1.6)$$

L'intensité acoustique et l'énergie acoustique sont liées par le principe de conservation de l'énergie, qui décrit la propagation de la puissance d'une onde ultrasonore :

$$\frac{\partial I}{\partial z} \frac{\partial E}{\partial t} = 0. \quad (1.7)$$

1.2.2.4 Géométrie d'une onde ultrasonore

Équation d'onde

Afin d'établir les équations de propagation, on considère ici que l'onde ultrasonore est longitudinale, et se déplace dans un milieu homogène. À l'instant t , une particule du milieu se déplace d'avant en arrière, suivant ainsi la direction de l'onde à laquelle elle est soumise. On note ce déplacement $u(x, y, z, t)$, où z est la direction de propagation de l'ultrason, et $v(x, y, z, t)$ la vitesse de cette particule, qui correspond à la dérivée du déplacement par rapport au temps. Une particule est donc soumise à une pression acoustique relative à sa position et à l'instant observé $p(x, y, z, t)$. Ainsi, la propagation de l'onde ultrasonore suit l'équation d'onde suivante :

$$\nabla^2 p = \frac{1}{c} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2}, \quad (1.8)$$

où ∇^2 est l'opérateur Laplacien défini comme :

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2}{\partial z^2}. \quad (1.9)$$

Résoudre l'équation (1.8) est difficile dans le cas général, mais la géométrie de l'onde peut permettre des simplifications qui facilitent ce calcul. Dans le cadre de l'imagerie médicale, une onde ultrasonore peut être plane ou sphérique. La figure 1.12 illustre les fronts d'ondes, c'est-à-dire la surface dont les points ont mis le même temps de parcours depuis la source, de ces deux types d'ondes.

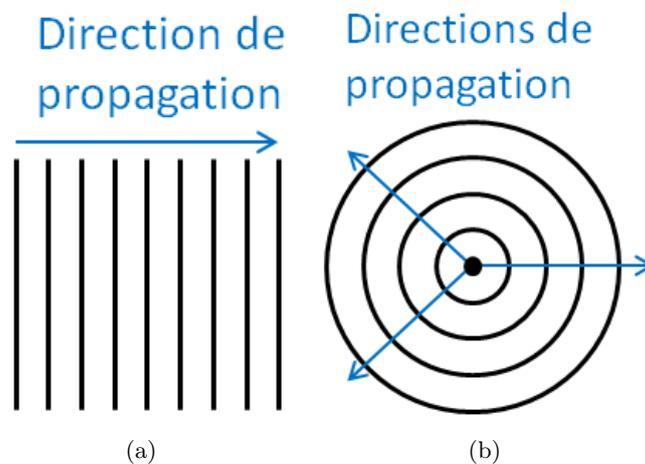


FIGURE 1.12 – Schémas illustrant les fronts d'onde d'une onde plane 1.12(a) et sphérique 1.12(b).

Onde plane

La géométrie d'une onde émise par une sonde ultrasonore n'est pas aussi simple que l'on pourrait le souhaiter. Cependant, elle est quasiment plane dans la zone focale et on considère donc que le signal émis suit cette géométrie. Il s'agit de la géométrie d'onde la plus simple. L'onde se propage dans une seule direction et le front d'onde suit un plan normal à la direction de la propagation. On peut donc réécrire l'équation (1.8) uniquement selon cet axe :

$$\frac{\partial^2 p}{\partial z^2} = \frac{1}{c} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2}. \quad (1.10)$$

Cette équation admet la solution générale [Szabo, 2004, chapitre 3] :

$$p(z, t) = p_+ \left(t - \frac{z}{c} \right) + p_- \left(t + \frac{z}{c} \right), \quad (1.11)$$

où $p_+(\bullet)$ est une onde progressive se propageant dans la direction des z positifs et $p_-(\bullet)$ est une onde régressive qui se propage selon la direction des z négatifs. Une solution classique est d'écrire [Szabo, 2004, chapitre 3] :

$$p(z, t) = A_0 \left(e^{i(\omega t - kz)} + e^{i(\omega t + kz)} \right). \quad (1.12)$$

Dans cette équation, A_0 est une constante portant l'amplitude de l'onde, $\omega = 2\pi f$ est la pulsation de l'onde et f sa fréquence en Hz, et $k = \omega/c$ est le nombre d'onde. On remarque par ailleurs que l'on peut écrire le terme de phase $\omega t - kz = \omega(t - z/c)$, qui apparaît dans l'équation (1.11).

En pratique, on modélise fréquemment la pression d'une onde par la partie réelle de l'onde progressive, ce qui donne l'expression :

$$p(z, t) = A_0 \Re \left(e^{i(\omega t - kz)} \right) = A_0 \cos(\omega t + kz), \quad (1.13)$$

où $\Re(\bullet)$ est la partie réelle de \bullet .

Onde sphérique

Dans un milieu isotrope, les ondes ultrasonores peuvent aussi adopter une géométrie sphérique. Dans ce cas, l'onde se propage dans toutes les directions et le front d'onde prend l'allure d'une sphère centrée sur la source et de rayon $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$.

L'équation de propagation s'écrit dans ce cas en coordonnées sphériques de la manière suivante :

$$\frac{1}{r} \frac{\partial^2}{\partial r^2} (rp) = \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2}. \quad (1.14)$$

À l'instar de l'équation (1.8), la solution de cette équation admet une solution générale qui peut s'écrire [Szabo, 2004, chapitre 3] :

$$p(r, t) = \frac{1}{r} p_+ \left(t - \frac{r}{c} \right) + \frac{1}{r} p_- \left(t + \frac{r}{c} \right). \quad (1.15)$$

Le facteur $1/r$ modélise la décroissance d'amplitude à mesure que l'on s'éloigne de la source. Ce phénomène est dû à l'augmentation de la surface du front d'onde alors que la quantité d'énergie totale est inchangée. On retrouve également les composantes progressive $p_+(\bullet)$ et régressive $p_-(\bullet)$. Cependant, la présence d'une onde régressive signifierait que cette composante se déplacerait vers l'intérieur de la source, ce qui ne se produit généralement pas. On peut donc réécrire l'équation (1.15) :

$$p(r, t) = \frac{1}{r} p_+ \left(t - \frac{r}{c} \right). \quad (1.16)$$

1.2.2.5 Réflexion, transmission

On peut voir une onde qui se propage à travers des milieux d'impédances acoustiques différentes comme un rayon incident, qui peut être réfléchi ou transmis, selon les lois de Snell-Decartes décrivant l'optique géométrique [Prince et Links, 2008]

$$\theta_i = \theta_r, \quad (1.17)$$

$$\frac{\sin \theta_i}{\sin \theta_t} = \frac{c_1}{c_2}, \quad (1.18)$$

où θ_i et θ_t sont respectivement les angles entre la normale de l'interface et les directions de propagation des ondes incidentes et transmises et c_1 et c_2 sont les célérités de l'onde dans les deux milieux. Alors qu'une partie de l'onde incidente est transmise dans le second milieu, l'autre partie est réfléchie (figure 1.13). Par conservation du mouvement des particules, on a la relation :

$$v_i \cos \theta_i = v_r \cos \theta_r + v_t \cos \theta_t, \quad (1.19)$$

où v_i , v_r et v_t sont respectivement les vitesses des particules pour les ondes incidente, réfléchie et transmise. On peut également exprimer cette relation en termes de conservation de pression au travers de l'interface :

$$p_t = p_i + p_r. \quad (1.20)$$

À l'aide des équations (1.19), (1.20) et (1.2), ainsi que des lois de Snell-Decartes, on peut exprimer les coefficients de réflexion et de transmission en pression (R_p, T_p) et en intensité (R_I, T_I) :

$$R_p = \frac{p_r}{p_i} = \frac{Z_2 \cos \theta_i - Z_1 \cos \theta_t}{Z_2 \cos \theta_i + Z_1 \cos \theta_t}, \quad (1.21)$$

$$T_p = \frac{p_t}{p_i} = \frac{2Z_2 \cos \theta_i}{Z_2 \cos \theta_i + Z_1 \cos \theta_t}, \quad (1.22)$$

$$R_I = \frac{I_r}{I_i} = \left(\frac{2Z_2 \cos \theta_i}{Z_2 \cos \theta_i + Z_1 \cos \theta_t} \right)^2, \quad (1.23)$$

$$T_I = \frac{I_t}{I_i} = \frac{4Z_1 Z_2 \cos^2 \theta_i}{(Z_2 \cos \theta_i + Z_1 \cos \theta_t)^2}, \quad (1.24)$$

où Z_1 et Z_2 sont les impédances acoustiques des deux milieux. On notera également que $R_I = R_p^2$ et $T_I = \frac{Z_1}{Z_2} T_p^2$.

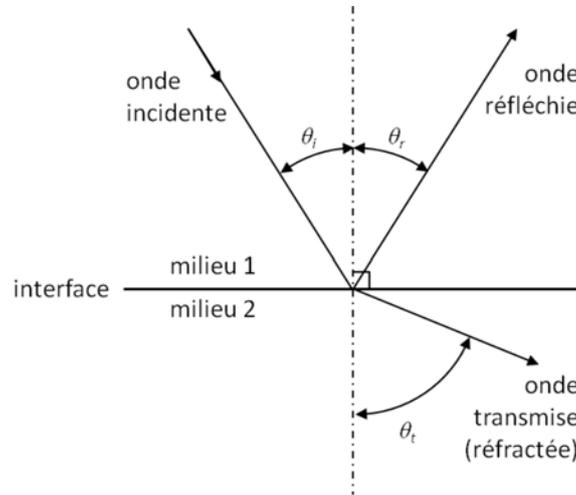


FIGURE 1.13 – Comportement d’une onde suivant les lois de Snell-Descartes pour l’optique géométrique.

1.2.2.6 Diffusion

Si la taille du diffuseur est d’un ordre de grandeur inférieur à la longueur d’onde du signal incident, la surface du diffuseur ne peut pas générer d’interface notable au contact de l’onde. Cette dernière est alors renvoyée dans toutes les directions. C’est ce que l’on appelle le phénomène de diffusion, ou la diffusion de Rayleigh. Ce sont ces diffuseurs qui donnent à l’image échographique sa granularité, en réfléchissant une onde sphérique comme le montre la figure 1.14.

La diffusion d’une onde de pression par un diffuseur est donnée par l’équation [Szabo, 2004] :

$$\frac{I_s}{I_i} = \frac{k^4 a^6}{9r^2} \left(1 - \frac{3 \cos \theta}{2} \right), \quad (1.25)$$

où I_s est l’intensité de l’onde sphérique générée par le diffuseur, a est le rayon du diffuseur, k le nombre d’onde de l’ultrason, r est la distance de l’onde sphérique par rapport à la source et avec $\theta = 0$ dans le sens de propagation direct. k est donc directement lié à la fréquence de l’ultrason et

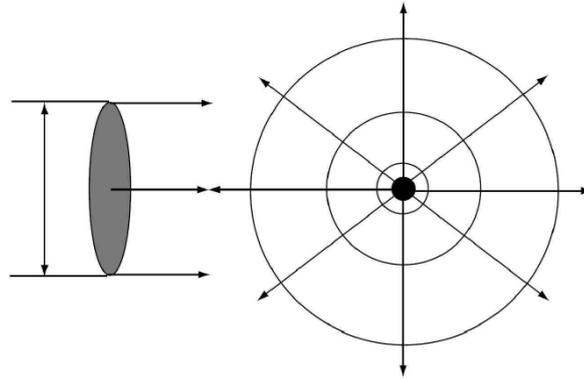


FIGURE 1.14 – Diffusion d'une onde acoustique par un diffuseur [Szabo, 2004].

est un paramètre important dans cette équation. L'intensité de l'onde rétrodiffusée est donc plus ou moins importante selon la fréquence de l'onde ultrasonore.

1.2.2.7 Speckle

Dans les zones de forte concentration de diffuseurs de très petite taille, on trouve une texture granuleuse, caractéristique de l'imagerie US, appelée « speckle ». On le retrouve également dans d'autres modalités d'imagerie comme par exemple en tomographie par cohérence optique. Il s'agit d'un bruit multiplicatif dont la distribution spatiale du speckle est directement liée à la position des diffuseurs dans les tissus et les caractéristiques de la sonde (voir section 1.2.3), en particulier sa fréquence [Foster *et al.*, 1983].

Il est donc porteur d'information sur les structures du milieu, mais il nuit fortement à leur délimitation et au contraste de l'image. Il peut ainsi être utilisé en estimation du mouvement, en particulier dans la direction axiale à partir d'images radio-fréquence (voir section 1.2.3.2) mais en plus des nuisances que nous venons d'évoquer, l'intensité d'un écho renvoyé par un diffuseur varie au cours du temps. Ces phénomènes en font un obstacle à la qualité de l'estimation du mouvement dans la direction latérale pour les images en mode B ou pour les images RF.

1.2.2.8 Atténuation

L'atténuation est causée par l'absorption de l'onde par les tissus, la diffusion du signal incident et la conversion de mode. L'absorption est la dissipation d'énergie de l'onde par conversion en chaleur, la diffusion consiste à la création d'ondes secondaires et la conversion de mode change l'onde longitudinale (suivant la direction du faisceau) en une onde transversale ou de cisaillement. Tous ces mécanismes engendrent une décroissance de l'onde émise, qui peut se modéliser par l'équation :

$$p(z, t) = A_z e^{i(\omega t - kz)}, \quad (1.26)$$

où A_z est l'amplitude réelle de l'onde au cours de sa propagation :

$$A_z = A_0 e^{-\mu_a z}. \quad (1.27)$$

Avec μ_a étant le facteur d'atténuation, exprimé en $\text{Np} \cdot \text{m}^{-1}$ (nepers par mètre). Cependant, cette expression ne respecte plus l'équation d'onde. C'est pourquoi on utilise plus fréquemment le coefficient d'atténuation α , en $\text{dB} \cdot \text{m}^{-1}$, dans la pratique :

$$\alpha = 20 \log_{10}(e)\mu_a \approx 8.69\mu_a, \quad (1.28)$$

où e est la base de la fonction de logarithme népérien. En général, on considère que l'atténuation de l'onde ultrasonore est principalement causée par l'absorption. On peut modéliser le coefficient d'atténuation α en fonction de la fréquence comme :

$$\alpha = af^b, \quad (1.29)$$

où a et b sont des constantes liées au milieu. La valeur de b varie peu et est légèrement supérieure à 1 pour les tissus biologiques. Il est donc courant de considérer l'approximation $b = 1$ pour obtenir une relation linéaire entre α et f . La table 1.6 récapitule les valeurs de α et a pour différents tissus pour $f = 1$ MHz.

Milieu exploré	Coefficient d'atténuation α ($\text{dB} \cdot \text{cm}^{-1}$)	Dépendance en fréquence a ($\text{dB} \cdot \text{cm}^{-1} \cdot \text{MHz}^{-1}$)
Air CNTP	12	$\alpha \propto f^2$
Eau (20°C)	2.2×10^{-3}	négligeable
Sang	0.15	0.18
Os dense	14.2	20.0
Os spongieux	25.2	20.0
Muscle (longitudinalement)	0.96	1.3
Muscle (transversalement)	1.4	3.3
Graisse	0.63	0.63
Cerveau	0.75	1.3
Poumon	40	45.0
Foie	1.2	0.94

TABLE 1.5 – Coefficient d'atténuation et dépendance en fréquence d'une onde US pour différents organes et tissus biologiques [Prince et Links, 2008]. On a considéré $f = 1$ MHz et $b = 1$, sauf pour l'air où $b = 2$. CNTP : Conditions Normales de Température et de Pression.

Cette absorption implique une baisse de l'intensité des signaux reçus à mesure que la profondeur d'exploration augmente. Pour remédier à cet effet, les systèmes d'acquisition US disposent d'un mécanisme d'amplification connu sous le nom de « Time Gain Compensation » (TGC). Son principe est de diviser l'image en bandes orthogonales à la direction du faisceau et d'associer un gain à chacune d'elles, en fonction de leurs profondeurs.

1.2.3 Le transducteur ultrasonore

Le transducteur ultrasonore est situé à l'avant de la sonde. C'est un dispositif constitué d'au moins un élément piézoélectrique, dont le but est de convertir l'énergie électrique en énergie mécanique et

inversement. Il peut ainsi assurer respectivement l'émission d'une pulsation ultrasonore et l'enregistrement des échos reçus.

1.2.3.1 Piézoélectricité

L'effet de piézoélectricité a été découvert en 1880 par Pierre et Marie Curie. Lorsqu'un cristal piézoélectrique est traversé par un courant électrique, il se contracte dans la direction du courant et retrouve son état de repos lorsque le courant cesse de le traverser. Cela a pour effet de transformer l'énergie électrique en énergie mécanique. On appelle cela l'effet piézoélectrique indirect. Pour émettre une onde ultrasonore, on excite l'élément piézoélectrique en émettant des impulsions électriques à sa fréquence de résonance. On pourra ainsi envoyer une onde avec suffisamment d'énergie pour pouvoir réceptionner ses échos, tout en atteignant la profondeur souhaitée.

Au contraire, pour recevoir ces échos, on utilisera l'effet piézoélectrique direct. Soumis à une pression, l'élément piézoélectrique se déforme, ce qui génère un faible courant électrique. Les caractéristiques de cette différence de potentiel sont directement liées à la pression réfléchie et à son intensité.

L'effet piézoélectrique est illustré par la figure 1.15.

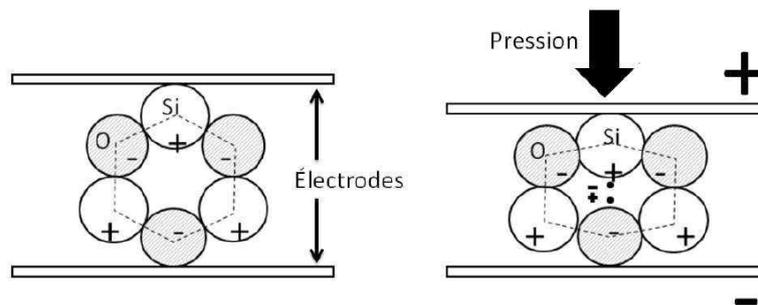


FIGURE 1.15 – Schéma illustrant le principe de l'effet piézoélectrique. La déformation des mailles cristallines due à une compression génère une différence de potentiel entre les faces avant et arrière.

Chaque élément piézoélectrique possède les deux caractéristiques (effets piézoélectriques direct et indirect), un seul transducteur peut donc jouer le rôle d'émetteur et de récepteur. Dans ce cas, l'activité électrique se décompose en deux phases : une phase courte lors de laquelle des impulsions brèves sont émises à la fréquence de résonance du transducteur, puis une phase d'écoute beaucoup plus longue durant laquelle aucun courant n'est émis et les pressions reçues sont converties en courant électrique.

Une sonde peut compter un ou plusieurs éléments piézoélectriques, de forme et de taille variables. La sonde la plus simple est celle constituée d'un transducteur monoélément cylindrique, comme il est illustré sur la figure 1.16. Un balayage mécanique est nécessaire pour obtenir une image échographique (voir la section 1.2.3.2).

Aujourd'hui, la majorité des sondes utilisent une barrette composée de plusieurs éléments carrés ou rectangulaires afin d'utiliser un balayage électronique. Il est également possible de trouver des

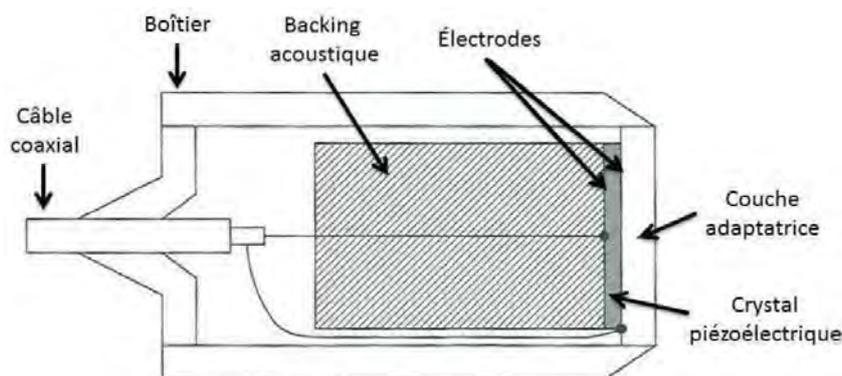


FIGURE 1.16 – Schéma d'une sonde ultrasonore basique, adapté de [Prince et Links, 2008].

transducteurs possédant une configuration annulaire, ce qui consiste à diviser un monotransducteur en anneaux d'épaisseurs différentes, avec un cylindre pour élément central.

1.2.3.2 Balayage

L'émission d'un signal et la réception de ses échos offrent une exploration 1D des tissus. L'acquisition de cette donnée 1D offre une information dans la direction de propagation de l'onde ultrasonore, on parle de direction axiale. Le signal enregistré est appelé ligne radio-fréquence (ou ligne RF). Même si cela est suffisant pour certains modes d'imagerie ultrasonore, il est nécessaire de déplacer le transducteur dans une direction, dite latérale, pour obtenir une acquisition 2D. Dans le cas de volumes 3D, la dernière direction est appelée direction azimutale. Le balayage vise à déplacer le transducteur le long de la direction latérale et peut être mécanique, dans le cas d'une sonde monoélément, ou électronique pour les sondes multiéléments.

En pratique, la sonde que tient le médecin durant un examen ne bouge pas lors de l'acquisition de l'image. Un moteur électrique déplace physiquement le transducteur dans une sonde monoélément, alors que le balayage électronique d'une sonde multiélément s'effectue en n'excitant qu'une partie des éléments piézoélectriques de la barrette. Dans ce second cas, il faut également calculer les retards nécessaires à chaque élément pour focaliser le faisceau à l'endroit souhaité, que nous expliquerons dans la partie suivante.

On peut utiliser plusieurs types de balayage en imagerie ultrasonore : linéaire, sectoriel et rotatif. Le balayage linéaire, qui est le plus simple, consiste à appliquer au transducteur une translation suivant la direction latérale. On obtient ainsi une image rectangulaire (Fig. 1.17(a)). Le balayage sectoriel est une translation suivant la direction latérale couplée à une rotation du transducteur suivant la direction axiale pour avoir un champ d'exploration plus large. La forme de l'image acquise est une portion de disque (Fig. 1.17(b)). Enfin, le balayage rotatif, qui concerne principalement les sondes intracavitaires, repose sur une rotation complète autour de la direction axiale. Cela permet d'acquérir une image sous forme de disque (Fig. 1.17(c)).

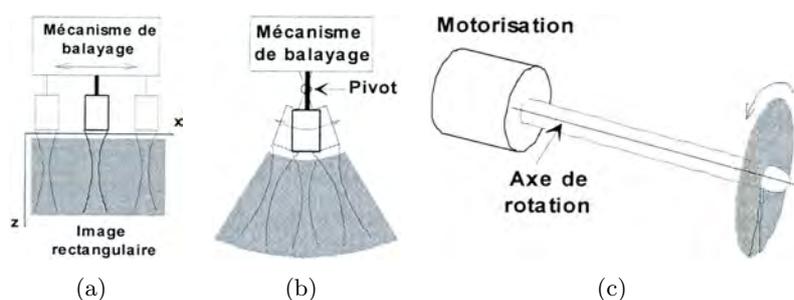


FIGURE 1.17 – Schémas représentant des balayages linéaire 1.17(a), sectoriel 1.17(b) et rotatif 1.17(c). L'image formée est illustrée en gris [Grégoire, 2002].

Il est également possible de combiner ces balayages pour acquérir des volumes 3D. La figure 1.18 présente différents types de balayages pour l'acquisition de volumes US 3D.

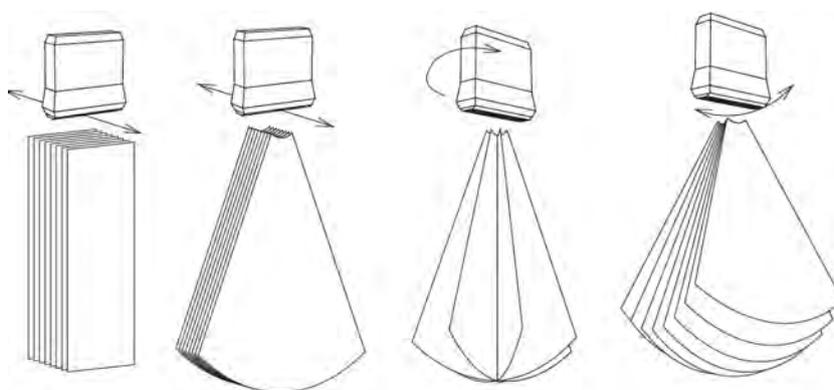


FIGURE 1.18 – Exemples de balayages 3D [Jensen, 2007].

1.2.3.3 Focalisation et formation de faisceau

La focalisation permet de concentrer l'énergie émise dans une zone donnée. Grâce à ce procédé, la pression sur chaque particule de la zone focale est maximisée et les échos seront mieux repérés. Cela revient à dire que les résolutions axiale et latérale seront maximales dans cette zone. Dans le cas d'une sonde monoélément, on peut focaliser le faisceau sur une zone particulière de la zone d'exploration en utilisant une lentille concave sur la face avant du transducteur, appelée lame quart d'onde. La largeur du faisceau rétrécira ainsi jusqu'à la profondeur de focalisation, ce qui permet de contrer l'atténuation dans cette zone, et divergera après avoir passé la zone focale. Cette divergence, couplée à l'effet d'atténuation, réduit fortement la résolution de cette partie de l'image.

La focalisation est réalisée électroniquement pour un transducteur multiélément en jouant avec le décalage des signaux émis ou reçus par chacun des éléments piézoélectriques. On peut ainsi optimiser les performances dans une zone ou une direction donnée. Chaque élément piézoélectrique va recevoir un écho avec plus ou moins de retard en fonction de sa distance par rapport à la source. On utilise le principe de formation de faisceau par délai et sommes, aussi connu sous le nom de « delay and

sum beamforming », illustré par la figure 1.19. Cela consiste à tenir compte du retard relatif entre chaque élément de la barrette puis de les sommer de manière cohérente.

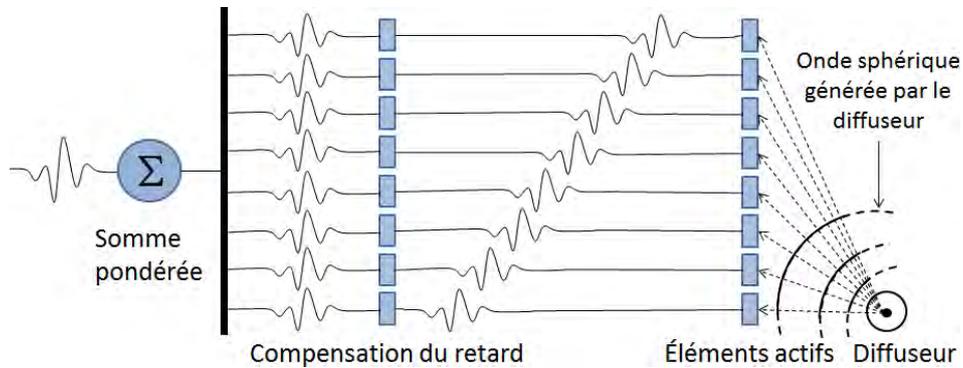


FIGURE 1.19 – Schéma illustrant le principe du beamforming.

On peut ainsi effectuer une focalisation classique, sur un point focal particulier, ou une focalisation dynamique, pour laquelle on prend compte de l'évolution de la zone de focalisation au cours du temps.

1.2.4 Limitations de l'imagerie ultrasonore

Ce type d'acquisition implique différentes limitations. La profondeur de pénétration, la fréquence de balayage, mais aussi la résolution sont directement liées aux caractéristiques des ondes ultrasonores. D'autres phénomènes indépendants, comme des artefacts ou un mouvement du patient, peuvent également dégrader la qualité de l'image. Nous détaillons les limitations relatives aux ondes ultrasonores dans cette section.

1.2.4.1 Profondeur de pénétration

La profondeur de pénétration est imposée par l'atténuation du faisceau. L'équation (1.27) montre en effet la relation entre la distance parcourue et la perte d'amplitude du signal. En tenant compte de cette équation et en se basant sur le gain en amplitude $G = 20 \log_{10} \frac{A_z}{A_0}$, exprimé en dB, on peut définir la distance maximale z_{max} que peut parcourir le faisceau avant d'être totalement absorbé :

$$z_{max} = \frac{G}{af} = \frac{20 \log_{10} \frac{A_z}{A_0}}{af}, \quad (1.30)$$

où f est la fréquence centrale des ultrasons utilisés. Comme l'onde doit effectuer un trajet aller-retour, la profondeur de pénétration d_p correspond à la moitié de cette distance :

$$d_p = \frac{z_{max}}{2} = \frac{20 \log_{10} \frac{A_z}{A_0}}{2af}. \quad (1.31)$$

La table 1.6 présente quelques valeurs classiques de d_p en fonction de la fréquence centrale f de l'onde ultrasonore, pour $a = 1 \text{ dB} \cdot \text{cm}^{-1} \cdot \text{MHz}^{-1}$ et $G = 80 \text{ dB}$:

Fréquence f (MHz)	Profondeur de pénétration d_p (cm)
1	40
2	20
3	13
5	8
10	4
20	2

TABLE 1.6 – Profondeurs de pénétration classiques des ondes US en fonction de leur fréquence [Prince et Links, 2008].

1.2.4.2 Fréquence de balayage

Avant de pouvoir émettre une nouvelle impulsion, il faut attendre que l'onde se soit propagée jusqu'à la profondeur de pénétration et ait effectué le chemin inverse pour la réception des échos. Il faut donc définir un délai minimum de répétition T_r entre deux impulsions :

$$T_r \geq \frac{2d_p}{c}, \quad (1.32)$$

où c est la célérité de l'onde dans le milieu parcouru.

On peut ainsi définir une fréquence d'acquisition F_r pour « Frame Rate » en fonction du nombre de signaux N nécessaires à l'acquisition d'une image :

$$F_r = \frac{1}{NT_r} \leq \frac{c}{2Nd_p}. \quad (1.33)$$

La profondeur de pénétration et la fréquence de balayage sont donc directement liées à la fréquence centrale de l'onde ultrasonore émise. Plus cette fréquence sera élevée, plus le signal s'atténuera rapidement, ce qui diminue la profondeur d'exploration et par conséquent augmente la fréquence de balayage.

1.2.4.3 Résolutions axiale et latérale

La notion de résolution repose sur la capacité du dispositif d'acquisition à séparer (ou résoudre) deux points sources proches l'un de l'autre. La résolution spatiale d'une image ultrasonore comprend la résolution axiale, selon l'axe de propagation du faisceau, la résolution latérale, suivant le premier axe de balayage du transducteur, et la résolution azimutale dans le cas de l'imagerie US 3D, selon le troisième axe.

Contrairement à l'imagerie optique classique, la scène 2D d'une image US n'est pas obtenue instantanément. Il faut avoir recours à un processus de reconstruction à partir des lignes RF, qui sont donc 1D, obtenues par balayage comme nous l'avons décrit dans la partie 1.2.3.2.

On ne trouve jamais de point parfait dans une image US mais plutôt des taches, que l'on modélise par une réponse impulsionnelle spatiale, aussi connue sous le nom anglais de « Point Spread Func-

tion » (PSF). Distinguer deux points sources dans un tissu revient donc à distinguer deux PSF dans l'image US.

La figure 1.20 présente les trois cas possibles, pour une PSF Gaussienne 1D.

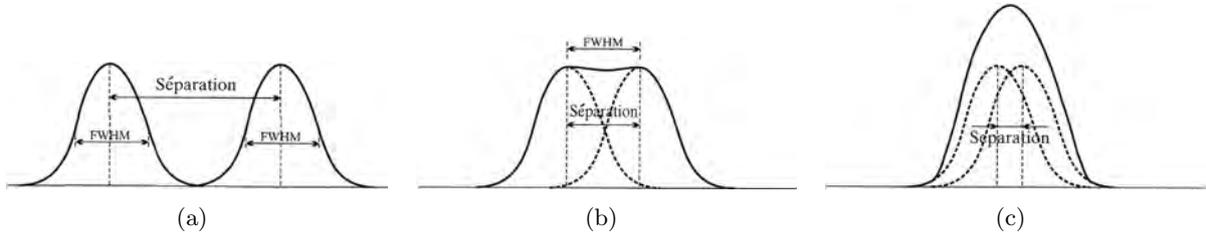


FIGURE 1.20 – Cas de résolution en termes de largeur à mi-hauteur. 1.20(a), les points sources sont résolus. 1.20(b), les points sources sont à la limite de la résolution. 1.20(c), les points sources sont confondus [Prince et Links, 2008].

Les points sources sont résolus (Fig. 1.20(a)), confondus (Fig. 1.20(c)) ou à la limite de la résolution (Fig. 1.20(b)). Ce cas intermédiaire est atteint lorsque la distance entre les deux points sources correspond à la largeur à mi-hauteur (ou « Full Width at Half Maximum ») des Gaussiennes. Il s'agit là de la distance minimale entre deux points sources pour que l'on puisse encore les distinguer.

Résolution axiale

La résolution axiale, que l'on note r_{ax} est la capacité du système d'acquisition à distinguer deux points sources le long de la direction de propagation du faisceau. Elle est donnée par l'équation suivante [Foster et al., 2000] :

$$r_{ax} = \frac{c}{2B}, \quad (1.34)$$

où c est la célérité de l'onde US dans le milieu et B la bande passante du transducteur définie autour de sa fréquence centrale.

Cependant, l'impulsion émise par le transducteur n'est pas un Dirac mais plutôt une sinusoïde comportant une ou plusieurs oscillations. En tenant compte de ce critère, on peut exprimer la résolution axiale en fonction du nombre n d'oscillations [Jensen, 2007] :

$$r_{ax} = \frac{cn}{2f}. \quad (1.35)$$

La résolution axiale est donc directement liée à la fréquence du signal émis par la sonde. Plus la fréquence sera élevée, plus la distance r_{ax} nécessaire pour résoudre deux points sources aura une valeur faible. Il est donc possible d'augmenter d'un point de vue instrumental la résolution axiale en augmentant la fréquence de l'onde ultrasonore émise par le transducteur.

Résolution latérale

À l'instar de la résolution axiale, la résolution latérale r_{lat} est la capacité à discerner deux points proches selon le premier axe de balayage, qui est orthogonal à la direction de propagation du faisceau. Elle dépend principalement des caractéristiques géométriques du faisceau ultrasonore. On peut la calculer de la manière suivante [Foster *et al.*, 2000] :

$$r_{lat} = \lambda \frac{L_f}{2a}, \quad (1.36)$$

où λ représente la longueur d'onde du signal US, L_f la distance focale et a le rayon du transducteur (dans le cas d'un élément cylindrique unique).

Ainsi, la résolution latérale augmente avec la fréquence, tout comme la résolution axiale; et dépend également des composantes géométriques de la sonde US, mais cela aura une incidence sur la profondeur de pénétration.

1.2.5 Modes d'imagerie

Il est possible d'afficher les données RF de différentes manières. Cela permet de mettre en évidence les caractéristiques des tissus qui portent un intérêt pour l'application.

1.2.5.1 Mode A

Le mode A est le mode d'imagerie US le plus simple puisqu'il consiste à visualiser l'enveloppe des échos 1D d'une seule impulsion, en fonction de la distance parcourue dans la direction de propagation du faisceau. La figure 1.21 donne un exemple typique de signal en mode A. Le lien entre le signal en mode A obtenu et le milieu observé est clairement visible. Le premier pic détecté correspond à l'écho initial de l'impulsion émise et les autres donnent des renseignements sur le milieu observé, comme la pénétration dans le corps humain ou les interfaces entre les organes.

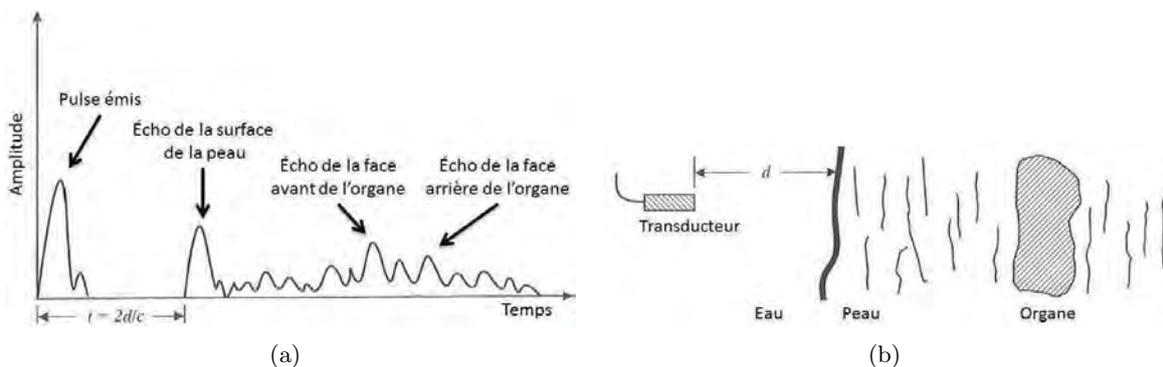


FIGURE 1.21 – 1.21(a), Schéma d'un signal en mode A. 1.21(b), milieu exploré [Prince et Links, 2008].

Ce mode de visualisation est couramment utilisé en industrie pour détecter des défauts dans

certaines matériaux sans les dégrader. Il peut également être utilisé pour étudier le mouvement de la valve du cœur ou diagnostiquer le décollement de la rétine.

1.2.5.2 Mode M

Le mode M, ou TM pour « Temps-Mouvement », consiste à afficher l'évolution d'un signal mode A au cours du temps. On aura donc une information en deux dimensions, dans laquelle une colonne est un signal en mode A et son évolution temporelle suit la direction horizontale. On peut ainsi suivre le mouvement des tissus se trouvant dans l'axe du faisceau, comme par exemple les parois du cœur sur la figure 1.22.

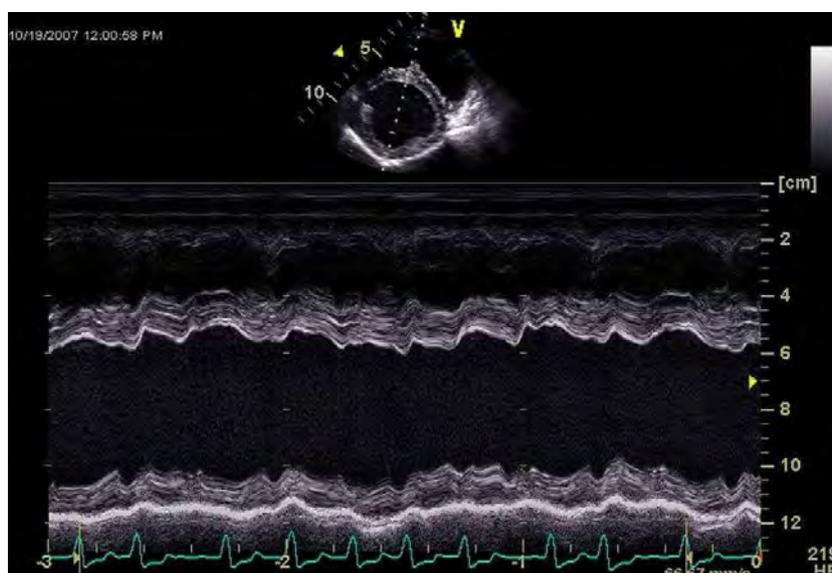


FIGURE 1.22 – Utilisation du mode M en imagerie cardiaque [Szabo, 2004].

1.2.5.3 Mode B

Le principe de l'affichage en mode Brillance (ou mode B) repose sur le même principe que pour le mode A. Les lignes RF acquises sont juxtaposées suivant la direction latérale pour obtenir une information 2D. L'image RF formée est difficile à interpréter, c'est pourquoi on lui applique un certain nombre de traitements. On procède d'abord à une détection d'enveloppe de chaque ligne qui compose l'image, puis on réduit la dynamique de l'image en lui appliquant une compression logarithmique. Un exemple d'image mode RF et mode B de la thyroïde est illustré dans la figure 1.23. Il y est aussi présenté la superposition des profils axiaux des images RF et mode B, en omettant la compression logarithmique.

Ce mode d'affichage est utilisé dans de nombreuses applications, la plus connue étant l'échographie foetale.

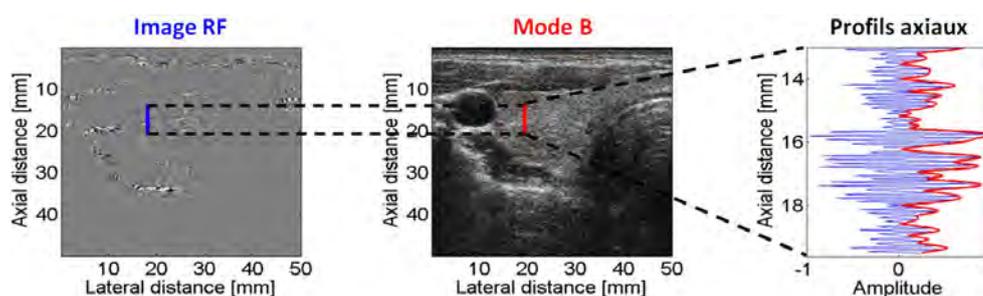


FIGURE 1.23 – Image RF et sa correspondante en mode B, ainsi qu’un extrait de profil axial pour chacune de ces images [Basarab, 2008].

1.2.6 Applications

L’imagerie ultrasonore compte des applications diverses et variées. Parmi elles, on peut citer par exemple la segmentation [Rajpoot *et al.*, 2009b, Belaid *et al.*, 2011, Pereyra *et al.*, 2012], la réduction du temps d’acquisition par « compressed sensing » pour accélérer l’acquisition, notamment en imagerie US 3D [Quinsac *et al.*, 2012] ou encore l’amélioration de formation de faisceau [Wagner *et al.*, 2012].

L’estimation du mouvement est un autre traitement important en imagerie ultrasonore. Elle est utilisée dans différentes applications, et constitue d’ailleurs une technique très utilisée en traitement d’images en général. Nous détaillons un peu plus en détail les applications les plus connues basées sur l’estimation du mouvement.

Élastographie

L’élastographie, comme son nom l’indique, mesure l’élasticité des tissus, qui permet de caractériser de nombreuses pathologies [Basarab, 2008]. L’application la plus connue est la détection de tissus cancéreux. Ces derniers sont censés être plus rigides qu’un tissu sain, il est possible de détecter une tumeur en observant les déformations du tissu. Les régions anatomiques qui se déforment moins peuvent montrer la présence de cellules cancéreuses.

Échocardiographie

Les maladies cardiovasculaires représentent une des principales causes de décès dans le monde. C’est pourquoi il est important d’observer et de comprendre les fonctionnements du cœur. Observer ses mouvements peut aider à diagnostiquer, et donc à traiter rapidement ces pathologies. [Suhling *et al.*, 2005] et [Myronenko *et al.*, 2007] ont par exemple proposé pour cela des méthodes traitant des images du ventricule gauche.

Imagerie Doppler

L’estimation du flux sanguin peut également fournir des renseignements sur la présence ou non d’une pathologie cardiaque d’un patient. En plus de l’estimation du mouvement appliquée à

l'échographie vasculaire, il est possible d'utiliser l'effet Doppler pour déterminer la vitesse du flux sanguin [Angelsen, 1980]. Cette approche est basée sur le décalage de fréquence d'une onde acoustique, lorsque la distance entre la source émettrice de cette onde et le récepteur varie au cours du temps. Dans notre cas, on considère des diffuseurs présents dans les vaisseaux sanguins, c'est-à-dire les globules rouges qui s'écoulent à travers ces vaisseaux avec le sang. Leur vitesse modifie la fréquence f_0 de l'onde US émise. Le transducteur reçoit donc un écho de fréquence f_d . Par conséquent, la vitesse v du flux sanguin peut être estimée par :

$$v = \frac{f_d c}{2f_0 \cos(\theta)} \quad (1.37)$$

Où f_0 est la fréquence du signal émis, f_d est la différence de fréquence entre le signal émis et le signal reçu, c est la célérité de l'onde dans le milieu et θ est l'angle entre le faisceau et la direction du flux.

Super Résolution

La super résolution consiste à améliorer la résolution des images, en faisant abstraction des contraintes technologiques liées au matériel. Différentes techniques post-traitement ont été proposées et étendues pour améliorer la qualité des images ultrasonores ces trente dernières années. Une approche possible est basée sur une séquence d'images. Pour cette méthode, on considère différentes images basse résolution d'un même milieu. Ces images ne seront jamais parfaitement en phase et connaître le déplacement permet de pallier à ce problème. Ces images, une fois recalées, sont fusionnées pour aboutir sur une image haute résolution [Morin *et al.*, 2013].

1.2.7 Enjeux de l'imagerie échographique

L'imagerie ultrasonore propose un certain nombre d'avantages qui en font une modalité privilégiée dans le milieu médical. Elle comporte cependant un certain nombre de limitations, notamment sa faible résolution spatiale, qui en font un sujet de recherche très développé. Lorsque l'on traite une séquence entière d'images échographiques, l'intensité d'un pixel correspondant à un même point anatomique peut varier au cours du temps à cause du speckle.

Ces caractéristiques intrinsèques de l'imagerie US introduisent ainsi une difficulté non négligeable en estimation du mouvement, que l'on ne retrouve pas dans la plupart des autres modalités d'imagerie médicale. La qualité des résultats estimés peut se retrouver dégradée, et par conséquent offrir un mauvais suivi des tissus ou des organes d'intérêt. Une grande quantité de travaux ont jusqu'à aujourd'hui porté sur l'estimation du mouvement en imagerie médicale. Ces méthodes sont décrites dans le chapitre 2, qui constitue un état de l'art des techniques actuelles d'estimation du mouvement appliquées aux images RF ou mode B.

Chapitre 2

État de l'art

Ce chapitre présente dans un premier temps les différentes approches pour l'estimation du mouvement, d'abord pour des séquences monomodales 2D et 3D, puis pour le recalage entre deux images de modalités différentes : ultrasonores (US) et par résonance magnétique (IRM). Les méthodes seront présentées pour l'estimation de translations rigides et nous décrirons ensuite les modèles de déformation les plus couramment considérés dans ces estimations. Nous présentons dans un second temps les signaux complexes et hypercomplexes, ainsi que leur intérêt en estimation du mouvement. Enfin, nous parlerons des orientations choisies, qui ont conduit aux méthodes proposées dans ce travail de thèse.

2.1 Estimation du mouvement en imagerie médicale

2.1.1 Estimation du mouvement sur des séquences d'images ultrasonores 2D

2.1.1.1 Approches de mise en correspondance de blocs

La méthode de référence en estimation du mouvement dans le cadre de l'imagerie ultrasonore est basée sur la mise en correspondance de blocs, on parlera de « Block Matching » (BM). L'idée de ce type d'approche est de considérer un pixel et son voisinage \mathcal{N}_x , puis de trouver le voisinage de pixels qui lui correspond le plus dans l'image suivante de la séquence. Pour cela, on découpe chaque image en blocs de pixels, qui constituent une « région d'intérêt » (ROI). Pour chacun de ces blocs, on considère une zone de recherche (ZR) dans l'image suivante de la séquence. Cette zone de recherche est centrée sur les coordonnées du pixel central du bloc dans l'image courante. Pour chaque bloc possible dans cette zone de recherche, on va mesurer sa ressemblance avec le bloc courant dans l'image de référence. Celui qui est donné comme le plus ressemblant est défini comme meilleur candidat et le déplacement estimé correspond à la différence de position entre ces blocs. Une fois l'estimation effectuée sur l'ensemble des blocs, une interpolation permet d'affecter un déplacement en chaque pixel. La figure 2.1 illustre le principe du BM pour un bloc donné dans l'image de référence.

Imposer une zone de recherche permet de réduire les calculs en évitant de parcourir l'image entière. Cela implique également que l'on n'autorise pas l'algorithme à estimer un déplacement excédant une certaine amplitude.

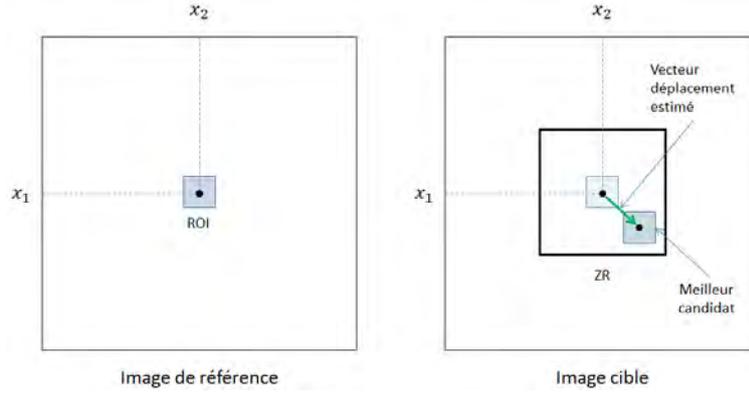


FIGURE 2.1 – Schéma illustrant la méthode d'estimation de mouvement par mise en correspondance de blocs.

Différents critères peuvent être utilisés pour calculer la ressemblance ou la dissimilarité entre les pixels. Dans le cas d'une mesure de ressemblance, le meilleur candidat correspondra à la valeur maximale de la mesure alors que pour une mesure de dissimilarité, le meilleur candidat aura la valeur minimale. Dans les équations suivantes, on considère que $I(\mathbf{x}, t)$ correspond à la valeur du pixel situé à la position $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$ de l'image de référence, acquise à l'instant t et $I(\mathbf{x}, t + \delta t)$ correspond à l'intensité du pixel à la position \mathbf{x} dans l'image cible, acquise à l'instant suivant $t + \delta t$. $\mathbf{d} = [d_{x_1}, d_{x_2}]^T$ est le déplacement potentiel et $\hat{\mathbf{d}} = [\hat{d}_{x_1}, \hat{d}_{x_2}]^T$ est le déplacement estimé. Parmi les mesures les plus connues, on compte :

- La Somme des Différences Absolues (SAD) :

$$SAD(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} \sqrt{(I(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t) - I(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t))^2}. \quad (2.1)$$

Le meilleur candidat correspond à la valeur minimale de la mesure :

$$\hat{\mathbf{d}} = \underset{\mathbf{d}}{\operatorname{argmin}} (SAD(\mathbf{x}, \mathbf{d})). \quad (2.2)$$

- La Somme des Carrés de la Différence (SSD) :

$$SSD(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t) - I(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t))^2. \quad (2.3)$$

Une fois de plus, le meilleur candidat correspond à la valeur minimale de la mesure :

$$\hat{\mathbf{d}} = \underset{\mathbf{d}}{\operatorname{argmin}} (SSD(\mathbf{x}, \mathbf{d})). \quad (2.4)$$

- Le coefficient d'inter-corrélation (CC) :

$$CC(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t)) (I(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t)). \quad (2.5)$$

Cette mesure étant un critère de similarité, le meilleur candidat correspond à la valeur maximale de la mesure :

$$\hat{\mathbf{d}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{d}} (CC(\mathbf{x}, \mathbf{d})). \quad (2.6)$$

– Le coefficient d’inter-corrélation normalisé (NCC) :

$$NCC(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \frac{\sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t) - \bar{I}_t) (I(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t) - \bar{I}_{t+\delta t})}{\sqrt{\sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t) - \bar{I}_t)^2 \sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t) - \bar{I}_{t+\delta t})^2}}, \quad (2.7)$$

où \bar{I}_t est la moyenne de l’image $I(\mathbf{x}, t)$.

Cette mesure est également un critère de similarité, le meilleur candidat correspond donc à la valeur maximale de la mesure :

$$\hat{\mathbf{d}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{d}} (NCC(\mathbf{x}, \mathbf{d})). \quad (2.8)$$

Alors que les mesures de SAD et SSD ont une complexité plus faible, ce qui permet des temps de calculs intéressants, la normalisation effectuée pour la NCC lui permet de tenir compte de l’énergie des images, ce qui peut réduire le biais introduit par les variations d’intensité. C’est pourquoi cette approche est considérée comme plus précise. Toutefois, [Viola et Walker, 2003] montrent que sur des images radio-fréquence (RF), la SSD donne des résultats similaires à la NCC pour différents paramètres. Ils comparent ces mesures avec la SAD, ainsi qu’avec d’autres moins répandues, telles que la mesure de covariance normalisée, la méthode de Meyr-Spies [Meyr *et al.*, 1982, Meyr et Spies, 1984], la corrélation de signe hybride ou la corrélation de coïncidence de polarité [Gabriel, 1983]. Ils soumettent toutes ces mesures à des variations du rapport signal sur bruit, ou Signal to Noise Ratio (SNR), de la fréquence centrale du signal RF émis, de la taille du bloc considéré dans le calcul de la mesure, de la décorrélation du signal et de la bande passante fractionnaire en simulation. Les résultats obtenus montrent une différence relative allant de 15% à 40% entre les mesures offrant les meilleures et les pires performances selon les différents critères. Les auteurs montrent dans cet article que les mesures procurant les meilleurs résultats sont les mesures d’inter-corrélation normalisée, de covariance normalisée et de SSD.

L’inconvénient majeur de ce type de méthodes est d’être coûteux en termes de calculs. En effet, une recherche exhaustive du meilleur candidat pour chaque bloc est l’approche optimale à adopter, mais engendre une complexité de l’algorithme. C’est pourquoi des méthodes non exhaustives ont été proposées pour trouver l’extremum d’une fonction de coût [Alkaabi et Deravi, 2003]. La méthode d’optimisation la plus connue est celle de Gauss-Newton [Klose et Hielscher, 2003, Schweiger *et al.*, 2005], utilisée notamment par [Fehrenbach *et al.*, 2010] en imagerie US du foie et par [Ashburner et Friston, 2003] en tomographie et en IRM. L’approche par descente de gradient est cependant la plus simple à mettre en œuvre [Nocedal et Wright, 1999], bien que l’utilisation du gradient conjugué reste plus intéressante lorsque les systèmes d’équations sont grands. En effet, cette méthode converge plus rapidement si son initialisation est bien définie [Hestenes et Stiefel, 1952]. D’autres stratégies

d'optimisations ont également été proposées, notamment par [Karmarkar, 1984], qui met en avant une méthode permettant de résoudre des problèmes linéaires ou par [Marquardt, 1963] et [Nelder et Mead, 1965], qui minimisent une fonction de dimension n (nD) souvent non linéaire. Ces algorithmes d'optimisations peuvent s'appliquer à de nombreuses modalités d'imagerie médicale [Metz *et al.*, 2011] ont par exemple testé leur technique basée sur le gradient conjugué sur des images par RM des poumons, US de la carotide et tomodensitométriques (CT) du poumon et du ventricule gauche du cœur.

De plus, une approche BM telle qu'elle est décrite ici est limitée à une précision de l'ordre du pixel. Une interpolation est nécessaire pour permettre l'estimation d'un déplacement plus fin, ce qui augmente une fois de plus son coût en calculs. Cependant, nous verrons dans la suite que la technique d'interpolation choisie influe sur la précision du raffinement obtenu. Plusieurs stratégies sont possibles en ce qui concerne le calcul d'une interpolation : interpoler chaque image, avant et après déformation, interpoler la mesure obtenue à partir des images non interpolées ou bien interpoler la mesure à partir des images, qui étaient aussi préalablement interpolées [Viola et Walker, 2005]. La première approche consiste à interpoler les deux images pour avoir un résultat plus fin. Le coût en termes de calculs pour cette approche peut être important, puisque non seulement deux interpolations sont à calculer (une par image), mais en plus de cela le calcul de la mesure (SAD, SSD ou corrélation, normalisée ou non) est d'autant plus important que le facteur d'interpolation des images est grand. Il peut être préférable de calculer la mesure directement à partir des images natives, donc sans les avoir interpolées, puis interpoler cette mesure afin d'obtenir une meilleure précision du résultat.

[Basarab *et al.*, 2007] ont également proposé d'interpoler uniquement l'image après déformation. Dans ce cas, les coefficients sont calculés entre chaque pixel pour la première image et leur correspondants, en accord avec le facteur d'interpolation. La quantité des pixels pris en compte pour le calcul de la mesure est ainsi la même, mais le décalage de la ROI dans la seconde image est plus fin, ce qui augmente le nombre de blocs dans la ZR. Cela permet d'obtenir une estimation plus fine de la position de l'extremum.

Il existe différents moyens d'interpoler une mesure de ressemblance ou de dissimilarité. La première, et la plus intuitive, est l'ajustement polynomial [Jacovitti et Scarano, 1993, Giunta, 1999]. Cette technique consiste à faire correspondre une fonction parabolique à la mesure, en prenant un certain nombre de points autour de l'échantillon représentant la valeur optimale de la mesure. Il suffit ensuite de calculer les paramètres d'un polynôme d'ordre 2 par la méthode des moindres carrés. En 2D, un tel polynôme est de la forme :

$$P_{2D}(x_1, x_2) = Ax_1^2 + Bx_2^2 + Cx_1x_2 + Dx_1 + Ex_2 + F. \quad (2.9)$$

Cette technique permet d'exprimer la mesure avec une approximation analytique. Avec cette technique, on peut retrouver la position de son extremum en dérivant $P_{2D}(x_1, x_2)$. Il est également possible d'estimer les paramètres d'une fonction cosinus à la place d'un polynôme d'ordre 2 pour cet ajustement. Bien que cette dernière technique fournisse des résultats plus précis, elle est sensible aux effets d'aliasing engendrés par des amplitudes de déplacement dépassant la limite de Nyquist [De Jong

et al., 1990, Lai et Torp, 1999].

Une autre approche consiste à interpoler la mesure avec des fonctions B-Spline [Unser, 1999].

Il existe enfin un dernier type d'interpolation, appelé « Grid Slope » [Geiman *et al.*, 2000]. Cette méthode est basée sur le même principe que l'ajustement polynomial. L'idée dans cette approche est de retrouver la véritable position du maximum (ou minimum) à partir des valeurs des échantillons autour de l'extremum réel. Par exemple, si les deux échantillons ont la même valeur autour de cet extremum, c'est que ce dernier se trouve à une distance d'un demi-échantillon de ces deux valeurs. Le principe est le même pour toute position de l'extremum effectif entre les deux valeurs des échantillons les plus proches de cet extremum. Sa valeur dépendra de la pente normalisée \hat{s} .

$$\hat{s} = \frac{\epsilon_{1,d} - \epsilon_{2,d}}{\epsilon_{1,0} - \epsilon_{2,0}}, \quad (2.10)$$

où $\epsilon_{1,d}$ et $\epsilon_{2,d}$ sont respectivement la valeur la plus proche de l'extremum et la valeur de l'échantillon adjacent le plus proche pour la mesure (par exemple l'inter-corrélation) calculée entre les deux images. $\epsilon_{1,0}$ et $\epsilon_{2,0}$ sont respectivement la valeur la plus proche de l'extremum et la valeur de l'échantillon adjacent le plus proche pour la mesure calculée pour l'image de référence avec elle-même (par exemple une auto-corrélation). Ces points sont présentés dans la figure 2.2.

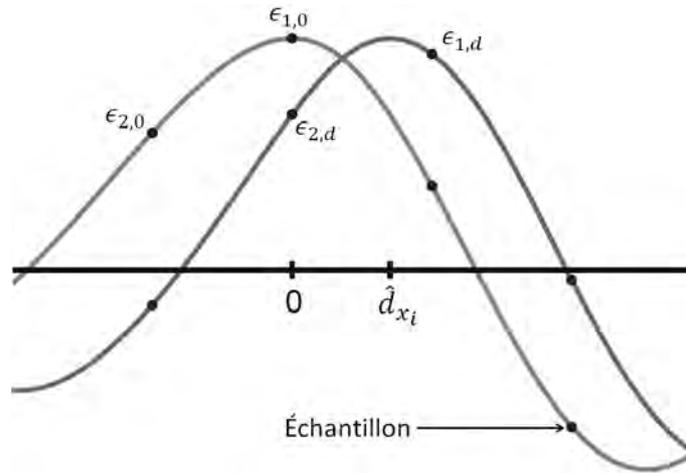


FIGURE 2.2 – Symbolisation des points $\epsilon_{1,0}$ et $\epsilon_{2,0}$ sur la fonction d'auto-corrélation sur l'image de référence et des points $\epsilon_{1,d}$ et $\epsilon_{2,d}$ pour une fonction d'inter-corrélation entre deux images [Byram *et al.*, 2010].

Le déplacement dans la direction x_i sera donc estimé par l'expression suivante :

$$\hat{d}_{x_i} = -0.5\hat{s}_{x_i} + 0.5. \quad (2.11)$$

Ainsi, \hat{s} varie de 0 à 1 et le déplacement subpixellique du déplacement dans la direction correspondante se trouve dans l'intervalle $[-0.5, 0.5]$.

Finalement, il est possible combiner à la fois l'interpolation des images et de la mesure de ressemblance (ou de dissimilarité), en interpolant la mesure calculée à partir d'une paire d'images

elles-mêmes interpolées. Cela permet de rajouter davantage de précision à l'estimation, mais une importante contre-partie est que son coût en calculs est particulièrement élevé. [Viola et Walker, 2005] montrent que les approches « Grid Slope » et d'ajustement de fonctions cosinus donnent de meilleurs résultats que les autres types d'interpolations présentés pour des images RF.

Il est également possible d'éviter l'estimation de la position du maximum de corrélation en cherchant le passage par zéro (ou Zero Crossing) de la phase de la fonction d'inter-corrélation complexe $\tilde{C}C(\mathbf{x}, \mathbf{d})$ entre les deux images (ou entre les deux ROI). $\tilde{C}C(\mathbf{x}, \mathbf{d})$ est calculée comme une fonction d'inter-corrélation $CC(\mathbf{x}, \mathbf{d})$ dans l'équation (2.5), mais non plus à partir des images réelles acquises, mais de leurs versions complexes :

$$\tilde{C}C(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \sum_{i=0}^{N-1} I_{1A}^*(\mathbf{x}) I_{2A}(\mathbf{x} + \mathbf{d}), \quad (2.12)$$

où $I_{2A}(\mathbf{x})$ est l'image complexe obtenue à partir d'une image réelle $I_2(\mathbf{x})$ et $I_{1A}^*(\mathbf{x})$ est le conjugué de $I_{1A}(\mathbf{x})$. Nous verrons dans la partie 2.2 de ce chapitre comment obtenir une image complexe. Il est plus facile de retrouver le passage par zéro d'un signal 1D. Pour une donnée 2D, ce passage est représenté par une droite coupant le plan de la phase par l'axe du repère dans chaque direction. Aussi, deux informations de phase seraient nécessaires pour retrouver le point correspondant au déplacement. C'est pourquoi cette technique est généralement utilisée pour des estimations deux fois 1D. Une phase 1D est calculée à partir de la ligne $\tilde{C}C_{x_1}(x, d)$ ou de la colonne $\tilde{C}C_{x_2}(x, d)$ de $\tilde{C}C(\mathbf{x}, \mathbf{d})$ où se trouve le maximum de la mesure. La phase 1D $\varphi_{x_i} \tilde{C}C_{x_i}(x, d)$ dans la direction x_i , pour $i = 1, 2$ est obtenue par :

$$\varphi_{x_i} \tilde{C}C_{x_i}(x, d) = \tan^{-1} \left(\frac{\Im \left(\tilde{C}C_{x_i}(x, d) \right)}{\Re \left(\tilde{C}C_{x_i}(x, d) \right)} \right), \quad (2.13)$$

où $\Im \left(\tilde{C}C_{x_i}(x, d) \right)$ représente la partie imaginaire et $\Re \left(\tilde{C}C_{x_i}(x, d) \right)$ la partie réelle de $\tilde{C}C(t, d)$. On peut également calculer une mesure d'inter-corrélation réelle et calculer sa phase à partir de sa transformée de Hilbert (que nous présenterons dans la section 2.2.1). Alors que la recherche du maximum de la fonction d'inter-corrélation ne peut estimer qu'un décalage de l'ordre de l'échantillon, le calcul de la position du passage par zéro de la phase de la corrélation complexe permet de trouver un décalage subpixelique. Diverses méthodes, notamment la méthode de Newton-Raphson [Shi et Tomasi, 1994], permettent d'estimer itérativement le passage par zéro d'une fonction. Cette technique est la plus robuste au bruit, et généralement quelques itérations suffisent pour obtenir une bonne précision de l'estimation. En pratique, cette méthode est orientée 1D et est le plus souvent utilisée pour des images possédant des modulations dans la direction où cette technique sera appliquée. En effet, dans ce cas, la phase de la corrélation sera linéaire [Lubinski et al., 1999]. Si les images ne possèdent pas de modulation dans cette direction, la phase passera tout de même par zéro mais son comportement plus chaotique rendra l'estimation du passage par zéro plus difficile. C'est pourquoi on n'utilise cette méthode que dans la direction axiale pour des images RF en pratique.

Il est également possible de calculer les coefficients a et b d'un polynôme d'ordre 1 de la phase autour de son passage par zéro et définir analytiquement sa racine comme $-b/a$. Cette variante est possible en particulier lorsque la phase est linéaire mais moins robuste au bruit que la méthode de Newton-Raphson.

Un autre type d'approches, basé sur l'estimation du flux optique est également possible. Ce type de méthodes, que nous allons maintenant décrire, permet une estimation subpixelique sans avoir recours à une interpolation.

2.1.1.2 Approches différentielles

L'idée de base des méthodes différentielles repose sur les dérivées spatiales et temporelles des images. Cela implique une forte contrainte sur la conservation d'intensité lumineuse d'un pixel correspondant à un même point du tissu observé tout au long de la séquence. Autrement dit, l'équation exprimant cette hypothèse est :

$$I(\mathbf{x}, t) - I(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t) = 0, \quad (2.14)$$

où $I(\mathbf{x}, t)$ et $I(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t)$ sont les intensités des pixels de deux images successives d'une séquence, acquises dans un intervalle de temps δt à la position \mathbf{x} et $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$.

Si l'on considère un petit déplacement, il est possible de faire une approximation de l'expression (2.14) par un développement limité du premier ordre. Grâce à cette hypothèse forte sur l'amplitude du décalage, on peut exprimer $I(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t)$ en fonction du déplacement $\mathbf{d} = [d_{x_1}, d_{x_2}]^T$.

$$\begin{aligned} I(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t) &= I(\mathbf{x}, t + \delta t) + \frac{\partial I}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{d} + \mathcal{O}(\mathbf{d}^2) \\ &\approx I(\mathbf{x}, t + \delta t) + \frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2}. \end{aligned} \quad (2.15)$$

En combinant les équations (2.14) et (2.15), on obtient l'expression suivante :

$$I(\mathbf{x}, t) - I(\mathbf{x}, t + \delta t) = \frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2}. \quad (2.16)$$

Dans cette dernière équation, on a $I(\mathbf{x}, t) - I(\mathbf{x}, t + \delta t) = -\partial I / \partial t \delta t$, ce qui correspond à la dérivée temporelle de l'image. En fixant $\delta t = 0$, on peut exprimer l'équation du flux optique, qui est une équation à deux inconnues :

$$\frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0. \quad (2.17)$$

Deux grandes approches sont possibles pour résoudre cette équation. La première est une approche globale et a été proposée par [Horn et Schunck, 1981]. L'équation suivante exprime une telle approche :

$$E_{HS}(\mathbf{d}) = E_{data}(\mathbf{d}) + \alpha E_{smooth}(\mathbf{d}). \quad (2.18)$$

Dans l'équation (2.18), $E_{data}(\mathbf{d})$ est l'énergie d'attache aux données, pénalisant la contrainte

de flux optique (2.17). Ainsi, plus $E_{data}(\mathbf{d})$ sera proche de zéro, plus l'hypothèse de conservation d'énergie sera respectée. Son expression est :

$$E_{data}(\mathbf{d}) = \int_{\Omega} \left(\frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial I}{\partial t} \right)^2 d\mathbf{x}, \quad (2.19)$$

où Ω est le domaine de l'image.

$E_{smooth}(\mathbf{d})$ dans l'équation (2.18) est une contrainte de lissage, pondérée par un coefficient $\alpha > 0$. Cette régularisation permet d'obtenir une estimation lisse du champ de déplacement. De cette manière, on impose une certaine cohérence entre les déplacements de pixels voisins. Une telle contrainte s'exprime par :

$$E_{smooth}(\mathbf{d}) = \int_{\Omega} |\nabla_{d_{x_1}}|^2 + |\nabla_{d_{x_2}}|^2 d\mathbf{x}, \quad (2.20)$$

où $\nabla_{d_{x_i}} = \left[\frac{\partial d_{x_i}}{\partial x_1}, \frac{\partial d_{x_i}}{\partial x_2} \right]^T$, $i = 1, 2$ représente les dérivées spatiales du déplacement dans la direction x_i , $i = 1, 2$.

L'estimation du flux optique par cette approche consiste à minimiser l'énergie (2.18).

$$\hat{\mathbf{d}} = \underset{\mathbf{d}}{\operatorname{argmin}} (E_{HS}(\mathbf{d})). \quad (2.21)$$

Pour cela, on résout les équations d'Euler-Lagrange correspondantes :

$$\begin{aligned} \frac{\partial I}{\partial x_1} \left(\frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial I}{\partial t} \right) - \alpha^2 \Delta d_{x_1} &= 0, \\ \frac{\partial I}{\partial x_2} \left(\frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial I}{\partial t} \right) - \alpha^2 \Delta d_{x_2} &= 0, \end{aligned} \quad (2.22)$$

où α est un paramètre de pondération et $\Delta d_{x_i} = \nabla^2 d_{x_i} = \frac{\partial^2 d_{x_i}}{\partial x_1^2} + \frac{\partial^2 d_{x_i}}{\partial x_2^2}$, $i = 1, 2$ est le Laplacien de d_{x_i} , pour $i = 1, 2$. Ces équations peuvent être résolues itérativement de la manière suivante :

$$\begin{aligned} d_{x_1}^{n+1} &= \bar{d}_{x_1}^n - \frac{\partial I}{\partial x_1} \frac{\frac{\partial I}{\partial x_1} \bar{d}_{x_1}^n + \frac{\partial I}{\partial x_2} \bar{d}_{x_2}^n + \frac{\partial I}{\partial t}}{\alpha^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_1} \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_2} \right)^2} \\ d_{x_2}^{n+1} &= \bar{d}_{x_2}^n - \frac{\partial I}{\partial x_2} \frac{\frac{\partial I}{\partial x_1} \bar{d}_{x_1}^n + \frac{\partial I}{\partial x_2} \bar{d}_{x_2}^n + \frac{\partial I}{\partial t}}{\alpha^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_1} \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_2} \right)^2}, \end{aligned} \quad (2.23)$$

où $\bar{d}_{x_1}^n$ et $\bar{d}_{x_2}^n$ sont les moyennes de d_{x_1} et d_{x_2} sur un certain voisinage à l'itération n .

Cependant, il peut arriver que le déplacement de deux pixels voisins soit totalement différent. Ce phénomène apparaît au niveau des contours, où deux pixels voisins appartiennent à deux structures différentes dans l'image. Ces pixels ne subissent pas forcément le même décalage, il n'y a donc pas de raison de lisser le déplacement entre ces pixels. C'est pourquoi différentes méthodes ont été proposées pour étendre ce type d'approches, les rendant ainsi plus robustes aux discontinuités du champ de déplacement. Pour prendre ce facteur en compte, E_{smooth} aura plutôt la forme suivante :

$$E_{smooth}(\mathbf{d}) = \int_{\Omega} \Psi(s^2), \quad (2.24)$$

où $\Psi(s^2)$ est une fonction croissante dérivable. Dans le cas de Horn et Schunk, $\Psi(s^2) = s^2$ et $s^2 = |\nabla_{d_{x_1}}|^2 + |\nabla_{d_{x_2}}|^2$. En conséquence, le déplacement est lissé sur toute l'image, même au niveau des bordures.

La table 2.1 présente les variantes les plus connues de $\Psi(s^2)$ prenant en compte les discontinuités au niveau des frontières.

	[Perona et Malik, 1990]	[Geman et Reynolds, 1992]	[Cohen, 1993, Kumar <i>et al.</i> , 1996]	[Charbonnier <i>et al.</i> , 1997]
$\Psi(s)$	$\log(1 + s^2)$	$-\frac{1}{1+ s }$	$s = \frac{ \nabla_{d_{x_1}} + \nabla_{d_{x_2}} }{\Psi(s) = s}$	$2\sqrt{1 + s^2} - 2$

TABLE 2.1 – Critères de régularisation tenant compte des discontinuités.

Des techniques basées sur la méthode de Horn et Schunck ont été proposées. [Heitz et Bouthemy, 1993] et [Memini *et al.*, 1996] ont utilisé une approche probabiliste basée sur les champs de Markov. Enfin [Proesmans *et al.*, 1994] ont fusionné une approche différentielle de type [Horn et Schunck, 1981] avec une approche basée sur la corrélation. Bien que cette approche permette une estimation globale du flux optique, c'est-à-dire que le champ de déplacement est estimé pour chaque pixel sur l'ensemble de l'image, il a été montré que ces méthodes ont l'inconvénient d'être sensibles au bruit [Barron *et al.*, 1994, Galvin *et al.*, 1998].

Ce problème de flux optique a aussi été abordé par une technique dite locale [Lucas et Kanade, 1981]. Cette technique est dite locale car comme pour l'approche basée sur la mise en correspondance de blocs, on considère que tous les pixels d'une région de l'image ont le même déplacement. On utilise dans ce cas tous les pixels d'un bloc pour avoir le système surdéterminé suivant :

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial x_1} & \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial x_2} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial x_1} & \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial x_2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d_{x_1} \\ d_{x_2} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial t} \end{bmatrix}, \quad (2.25)$$

où $I(\mathbf{x}_{k_i}, t)$ correspond au i^e pixel du k^e bloc de l'image courante. Ce système peut être exprimé sous forme matricielle comme $\mathbf{A}\mathbf{d} = \mathbf{b}$, avec \mathbf{A} correspondant aux dérivées spatiales, \mathbf{d} le vecteur déplacement appliqué au bloc et \mathbf{b} le vecteur des dérivées temporelles de chaque pixel. Le système (2.25) est un système surdéterminé, avec N équations à deux inconnues, qui peut être résolu au sens des moindres carrés :

$$\hat{\mathbf{d}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}. \quad (2.26)$$

Cependant, cette approche ne permet pas d'obtenir directement une estimation du champ dense de déplacement. Une interpolation des vecteurs de déplacement estimés en quelques pixels est donc nécessaire. Elle reste cependant une méthode d'estimation du flux optique plus robuste au bruit

[Barron *et al.*, 1994, Galvin *et al.*, 1998].

La combinaison des deux approches, estimations du flux optique local et global, est également possible pour tirer avantage des deux méthodes [Bruhn et Weickert, 2005]. L'inconvénient majeur des méthodes différentielles réside dans l'hypothèse de conservation d'intensité lumineuse, qui la rend très sensible au bruit. En effet, une image échographique est composée de speckle qui ne conserve pas la même intensité pour un même point de la scène d'une image à l'autre. L'hypothèse de conservation d'énergie est par conséquent difficilement respectée dans ce cas.

Il est également possible de combiner block matching et flux optique [Chan *et al.*, 2010, Kitt *et al.*, 2010]. Une telle approche permet d'estimer des déplacements plus grands grâce à une estimation grossière par block matching, qui est raffinée dans un second temps par une estimation du flux optique. Cela évite ainsi de calculer une interpolation pour atteindre une précision subpixelique.

2.1.1.3 Estimation fréquentielle

Bien que les approches présentées précédemment constituent les méthodes principalement utilisées, d'autres familles de méthodes d'estimation du mouvement existent. L'une d'entre elles est l'approche fréquentielle [Ho et Goecke, 2008]. Dans la mesure où la seule différence entre deux images $I_1(x_1, x_2)$ et $I_2(x_1, x_2)$ est une translation rigide (d_{x_1}, d_{x_2}) , la relation entre ces images peut s'écrire dans le domaine spatial :

$$g_1(x_1, x_2) = g_2(x_1 + d_{x_1}, x_2 + d_{x_2}). \quad (2.27)$$

D'après les propriétés de la transformée de Fourier, une translation dans le domaine spatial se traduit par la multiplication d'une exponentielle dans le domaine fréquentiel. On peut donc écrire l'équation (2.27) dans le domaine fréquentiel par :

$$G_1(u_1, u_2) = G_2(u_1, u_2)e^{-i2\pi(u_1d_{x_1}+u_2d_{x_2})}, \quad (2.28)$$

où $G_k(u_1, u_2)$ est la transformée de Fourier 2D de $g_k(x_1, x_2)$, $k = 1, 2$.

Cela permet de définir le spectre de puissance croisé $C(u_1, u_2)$:

$$C(u_1, u_2) = \frac{G_1(u_1, u_2)G_2^*(u_1, u_2)}{|G_1(u_1, u_2)G_2(u_1, u_2)|} = e^{-i2\pi(u_1d_{x_1}+u_2d_{x_2})}, \quad (2.29)$$

où $G^*(u_1, u_2)$ est le conjugué de $G_2(u_1, u_2)$.

À l'instar du calcul d'une fonction d'inter-corrélation, le maximum de la transformée inverse de $C(u_1, u_2)$, notée $c(x_1, x_2)$, est situé aux coordonnées correspondant au déplacement. Cela nécessite toutefois une interpolation pour que l'estimation soit subpixelique. C'est pourquoi des solutions ont été proposées pour déterminer d_{x_1} et d_{x_2} directement dans le domaine fréquentiel [Stone *et al.*, 2001, Foroosh *et al.*, 2002, Yan et Liu, 2008].

Ce type d'approche est notamment utilisé pour recaler des images basse résolution, dans le cadre de techniques de super-résolution basées sur des séquences d'images [Vandewalle *et al.*, 2006].

2.1.1.4 Estimation statistique

Enfin, une dernière famille de méthodes d'estimation de mouvement a été proposée, il s'agit de l'approche statistique. Les méthodes Bayésiennes sont les approches statistiques les plus répandues [Schultz et Stevenson, 1996, Chin et Tsai, 2010, Héas *et al.*, 2013] et permettent d'estimer le champ de mouvement, possédant ici une forme probabiliste, par une réalisation particulière d'un champ aléatoire [Odobez et Bouthemy, 1995, Stiller *et al.*, 1999]. [Grava, 2003] donne une description plus détaillée de ces méthodes.

2.1.2 Estimation du mouvement sur des volumes 3D

L'estimation du mouvement 3D est un sujet de recherche très actif en imagerie ultrasonore grâce aux récents progrès en acquisition 3D. Le mouvement réel des organes se décrit en trois dimensions, ce qui provoque un déplacement hors du plan d'acquisition 2D à cause du déplacement azimutal. Cela engendre une décorrélation des motifs présents dans l'image et provoque ainsi un biais dans l'estimation du mouvement 2D. [Touil *et al.*, 2009, Touil *et al.*, 2010] ont étudié l'influence de la décorrélation sur l'estimation du mouvement en imagerie ultrasonore.

En revanche, deux inconvénients majeurs sont à prendre en compte dans l'élaboration de méthodes d'estimation du mouvement 3D. La première est la plus grande quantité de données, qui rend les méthodes bien plus coûteuses en temps de calculs. Les premiers estimateurs de mouvement 3D étaient des extensions directes des méthodes basées sur la mise en correspondance de blocs. Afin d'éviter une augmentation trop importante des calculs, ces méthodes reposent sur une première estimation pixellique. L'expression de la fonction d'inter-corrélation normalisée s'exprime en 3D par l'expression :

$$NCC_{3D}(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \frac{\sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (V(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t) - \bar{V}_t) (V(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t) - \bar{V}_{t+\delta t})}{\sqrt{\sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (V(\mathbf{x} + \mathbf{i}, t) - \bar{V}_t)^2 \sum_{\mathbf{i} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} (V(\mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{d}, t + \delta t) - \bar{V}_{t+\delta t})^2}}, \quad (2.30)$$

où $V(\mathbf{x}, t)$ est l'intensité du voxel à la position \mathbf{x} et à l'instant t . $\mathbb{N}_{\mathbf{x}}$ est le voisinage de la ROI du voxel considéré pour la mesure.

Cette estimation grossière est ensuite raffinée de différentes manières. Il est possible par exemple de calculer une interpolation classique, ou comme le proposent [Byram *et al.*, 2010], de calculer la position du passage par zéro de la phase de la corrélation complexe 3D pour la direction axiale. Il est également possible de passer par une interpolation polynomiale [Chen *et al.*, 2005, Zahiri-Azar *et al.*, 2009], une approche probabiliste [Song *et al.*, 2007], de segmenter au préalable les données [Myronenko *et al.*, 2007] ou d'ajuster une Gaussienne autour du maximum [Harris *et al.*, 2007].

Le second verrou lié au passage à la troisième dimension est la qualité des données. Bien que la résolution des acquisitions ultrasonores reste satisfaisante dans la direction axiale, la résolution est plus grossière dans les directions latérale et surtout azimutale. C'est pourquoi il a été proposé de raffiner l'estimation de chaque direction de manières différentes et adaptées à la forme du signal

dans ces directions [Chen *et al.*, 2005]. Ce que proposent ces auteurs est dans un premier temps de calculer le déplacement grossier 2D dans les directions axiale et latérale. Ils ajustent ensuite ces premiers résultats avec une estimation grossière 3D. Cet ajustement est effectué autour d'une ZR dont la taille est de l'ordre d'un ou deux pixels autour de la ROI considérée dans les directions axiale et latérale, et pour tous les voxels du volume dans la direction azimutale. Il faut ensuite raffiner ces estimations dans les trois directions.

Ce raffinement est effectué par un ajustement polynomial 3D de la mesure de corrélation autour de son maximum, comme nous l'avons décrit dans le paragraphe 2.1.1.1.

Un polynôme du second ordre en 3D a l'expression suivante :

$$\begin{aligned}
 P_{3D}(x_1, x_2, x_3) = & Ax_1^2 + Bx_2^2 + Cx_3^2 + Dx_1x_2 + Ex_1x_3 \\
 & + Fx_2x_3 + Gx_1 + Hx_2 + Ix_3 + J.
 \end{aligned}
 \tag{2.31}$$

En considérant les voxels contenus dans le voisinage $\mathfrak{N}_{\mathbf{x}}$ de la ROI, les coefficients A, \dots, J peuvent être déterminés au sens des moindres carrés. Comme 10 paramètres sont à estimer, il faut au moins 10 voxels pour résoudre ce système. On utilisera donc un voisinage $3 \times 3 \times 3$ autour du maximum sur chaque direction pour définir le polynôme d'ajustement. L'obtention de ces paramètres permet d'obtenir une expression analytique de la fonction de corrélation au voisinage de son maximum. La position du maximum de ce polynôme 3D se trouve aux endroits où les dérivées spatiales de ce polynôme s'annulent. Il faut donc trouver $\partial P_{3D}(x_1, x_2, x_3)/\partial x_i = 0$ pour chacune des trois directions x_i .

Cependant, l'ajustement de la parabole 3D introduit un biais dans l'estimation de la position du maximum. C'est pourquoi les auteurs proposent un moyen de raffiner les déplacements axial et azimutal de manières différentes.

La recherche du passage par zéro de la phase de la corrélation complexe permet de déterminer avec une précision subvoxellique la position du maximum de corrélation 1D dans la direction axiale, extraite de la corrélation 3D calculée précédemment. Cette technique n'est valable que dans le cas où l'on utilise des volumes RF, qui possèdent des modulations axiales. Or, ces données ne sont pas toujours accessibles, si l'on n'utilise que des volumes mode B, il faut utiliser un ajustement polynomial 1D de la corrélation dans cette direction.

Finalement, le déplacement azimutal est raffiné à partir des quatre mesures de corrélations 1D autour du maximum. Ces quatre corrélations azimutales sont choisies à partir des estimations axiale et latérale autour du maximum de corrélation 3D. Pour chacune de ces fonctions de corrélation 1D, un ajustement polynomial 1D du second ordre est calculé. L'estimation finale du déplacement azimutal est donnée par interpolation bilinéaire des positions des maxima de chacun de ces ajustements polynomiaux.

Pour ce qui est du flux optique, l'extension au cas 3D est directe. Ainsi, l'équation du flux optique devient :

$$\frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial I}{\partial x_3} d_{x_3} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0.
 \tag{2.32}$$

L'énergie à minimiser pour la méthode de Horn et Schunck s'exprime donc de la manière suivante :

$$E_{HS3D}(\mathbf{d}) = \int_{\Omega} \left(\frac{\partial I}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial I}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial I}{\partial x_3} d_{x_3} + \frac{\partial I}{\partial t} \right)^2 + \alpha \left(|\nabla_{d_{x_1}}|^2 + |\nabla_{d_{x_2}}|^2 + |\nabla_{d_{x_3}}|^2 \right) d\mathbf{x}. \quad (2.33)$$

L'estimation du flux optique local proposée par Lucas et Kanade et exprimée par l'équation (2.25) devient quant à elle :

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial x_1} & \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial x_2} & \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial x_3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial x_1} & \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial x_2} & \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial x_3} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d_{x_1} \\ d_{x_2} \\ d_{x_3} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_1}, t)}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{\partial I(\mathbf{x}_{k_N}, t)}{\partial t} \end{bmatrix}. \quad (2.34)$$

[Meunier, 1998, Guerrero *et al.*, 2004] ont même utilisé des modèles permettant d'estimer des déformations plus complexes que des translations. Le paragraphe 2.1.4 décrit différents modèles de déformations en deux dimensions. Leur extension à la troisième dimension est directe.

2.1.3 Recalage multimodal

Nous avons décrit jusqu'à maintenant des méthodes permettant d'estimer le mouvement entre deux images d'une même séquence. Il peut également être utile de connaître la déformation entre deux images, possiblement de nature différente, dans le but de les mettre en phase.

2.1.3.1 Principe du recalage multimodal

Recaler deux images est particulièrement intéressant dans le cadre multimodal où les images peuvent comporter des informations complémentaires. Ces images sont acquises à des moments différents, et éventuellement dans des angles de vue différents. Entre chaque acquisition, les tissus observés pourront s'être déformés et l'angle de vue pourra varier. Le but du recalage est donc d'estimer la déformation apparente entre les deux images pour pouvoir les fusionner.

De nombreuses applications nécessitent un tel recalage. [Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007], par exemple, ont eu besoin de recaler des images par résonance magnétique cardiaques avec des échocardiographies pour assister le chirurgien lors d'une intervention. [Mitra *et al.*, 2010] utilisent le recalage multimodal dans le but de guider la biopsie de la prostate. Le recalage entre images US 3D et Tomodensitométrie (CT) permet à [Nam *et al.*, 2010] d'aider le praticien lors d'une intervention chirurgicale du rein. Il peut également aider à améliorer le diagnostic d'une pathologie, comme c'est le cas pour [Verhey *et al.*, 2005] à propos de l'incontinence anale de la flore pelvienne chez la femme. L'imagerie du cerveau a également été prise en compte, par exemple pour des recalages entre images par résonance magnétique et US [Roche *et al.*, 2001], ou CT [Collignon *et al.*, 1995, Maes *et al.*, 1999].

Le principe du recalage repose pour cela sur une fonction de similarité entre les deux images, qu'il faut optimiser pour déterminer la transformation la plus appropriée. Le processus de recalage est modélisé par le diagramme de la figure 2.3 et peut se décomposer en trois grandes étapes :

1. Calculer un critère de similarité entre l'image de référence et l'image flottante,
2. Appliquer une méthode d'optimisation à la mesure de similarité pour trouver les nouveaux paramètres de transformation selon une certaine contrainte,
3. Si le critère de convergence est atteint, alors la déformation finale a été trouvée et les deux images sont recalées, sinon appliquer la nouvelle transformation à l'image flottante.

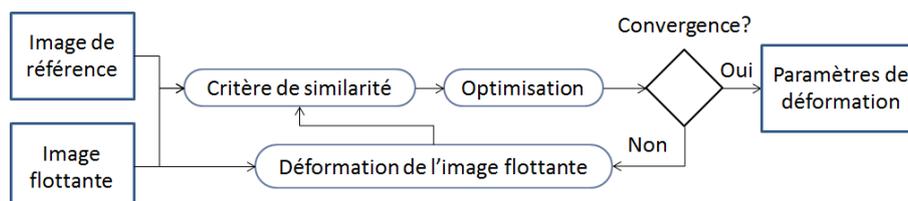


FIGURE 2.3 – Diagramme présentant les principales étapes d'un algorithme de recalage.

Le choix du critère de similarité dépend de l'application et sera discuté dans le paragraphe 2.1.3.2. L'étape d'optimisation permet d'atteindre le maximum du critère de similarité (ou le minimum du critère de dissemblance) via une recherche non exhaustive des paramètres optimaux, comme nous l'avons mentionné dans le paragraphe 2.1.1.1. Cette étape permet ainsi de définir les variations des paramètres de déformation pour recalibrer les deux images.

Finalement, la troisième étape consiste, si l'algorithme n'a pas atteint le stade de convergence, à déformer l'image flottante selon la transformation obtenue durant à l'étape d'optimisation. Nous avons vu jusqu'ici divers moyens d'estimer des translations rigides. Il est possible de modéliser des déplacements plus complexes, qui seront décrits dans le paragraphe 2.1.4. L'algorithme prend fin si le critère de convergence est atteint, c'est-à-dire si le critère de similarité ne varie plus selon un certain seuil, ou après un nombre déterminé d'itérations.

2.1.3.2 L'information mutuelle comme critère de similarité

Lorsque l'on traite des images d'une séquence, les caractéristiques (résolution, dynamique, ...) des images restent les mêmes. Ce n'est plus le cas dans le cadre de recalage multimodal.

L'intensité des pixels correspond à un phénomène physique différent dans chaque image, ce qui fait qu'un même tissu peut avoir un niveau de gris différent d'une image à l'autre. De plus, il peut ne pas y avoir de relation directe pour relier ces niveaux de gris, ce qui fait qu'une transformation $i' = f(i) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ de l'intensité initiale d'un pixel i n'est pas toujours possible. En effet, ayant $i' \neq i$, l'hypothèse de conservation d'énergie n'est pas respectée, ce qui rend les approches différentielles ou des mesures de SAD ou SSD inappropriées. L'énergie varie également entre les deux images. La ressemblance entre deux blocs de chaque image n'est plus systématiquement pertinente, ce qui peut poser problème lors de l'utilisation d'une mesure de corrélation. De plus, la texture de l'image peut être différente. Par exemple, les images par résonance magnétique possèdent des contours bien définis et les pixels d'une même région anatomique forment une zone homogène dans l'image. Au contraire, les images ultrasonores sont constituées de speckle, qui donne un grain à l'image et ses régions ne sont pas homogènes. Ces caractéristiques intrinsèques à chaque type d'images peuvent influencer sur

les résultats de l'estimation. Finalement, les moyens d'acquisition étant différents, il se peut que les deux images n'aient pas la même résolution et ne soient pas exactement dans le même plan.

Il apparaît ainsi nécessaire de définir une mesure adaptée à la multimodalité qui pourrait pallier à ces problèmes. [Woods *et al.*, 1992] ont été les premiers à proposer une mesure adaptée à la multimodalité, basée sur l'hypothèse qu'une région aux niveaux de gris similaires dans une première image correspond à une autre région dont les niveaux de gris peuvent être différents dans la seconde image. [Hill *et al.*, 1993] ont ensuite adapté cette mesure en utilisant l'histogramme conjoint des images pour calculer la mesure. C'est dans cette lignée que [Collignon *et al.*, 1995] et [Viola, 1995] ont proposé d'utiliser l'information mutuelle (MI) comme mesure de similarité entre deux images de modalités différentes.

Tout comme les mesures destinées à la multimodalité proposées avant elle, l'information mutuelle ne considère pas le voisinage d'un pixel pour chacune des images mais la probabilité que l'intensité d'un pixel dans la première image corresponde à une autre intensité dans l'autre modalité. Son expression est la suivante :

$$MI(I_1, I_2) = \sum_{i \in I_1} \sum_{j \in I_2} p(i, j) \log \left(\frac{p(i, j)}{p(i)p(j)} \right), \quad (2.35)$$

où I_1 et I_2 sont les deux images à recalculer, i est une intensité admissible d'un pixel de l'image I_1 et j est une intensité admissible d'un pixel dans l'image I_2 . $p(i)$ et $p(j)$ sont respectivement les probabilités de trouver les intensités i et j dans les images I_1 et I_2 . Enfin, $p(i, j)$ est la probabilité de trouver qu'un pixel d'intensité i dans l'image I_1 est d'intensité j dans l'image I_2 . Ainsi, plus la probabilité que l'intensité i d'un pixel de I_1 corresponde à l'intensité j du même pixel dans I_2 est importante, plus la valeur de l'information mutuelle sera importante.

On peut voir cette mesure comme un moyen de déterminer si l'intensité d'un pixel est un bon prédicteur de l'intensité correspondante dans l'autre image. Ce qui fait de cette mesure un critère adapté pour le recalage est que plus les images seront alignées, plus la probabilité conjointe $p(i, j)$ contiendra des amas de niveaux de gris représentant les pixels correspondant aux structures des formes présentes dans les images. Pour illustrer cela, on peut se baser sur l'exemple de la figure 2.4.

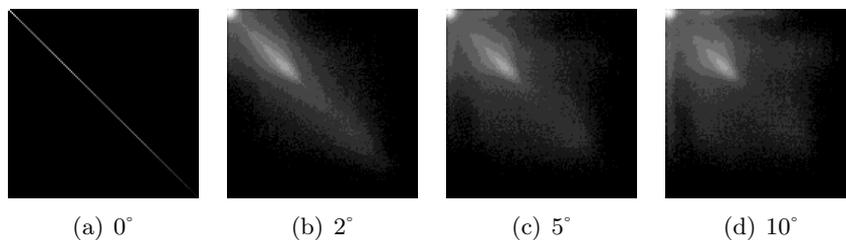


FIGURE 2.4 – Histogramme conjoint d'une IRM avec elle-même avec, de gauche à droite, une rotation de 0° , 2° , 5° et 10° [Pluim *et al.*, 2003].

Cette figure montre l'histogramme conjoint d'une IRM avec elle-même. Dans le cas où les images sont parfaitement alignées, l'histogramme conjoint fait le lien entre les différentes intensités de

manière déterministe (Fig. 2.4(a)). Au contraire, lorsque les images ne sont pas alignées, l'histogramme est étalé et il est plus difficile de définir quel niveau de gris de la première image correspond à quel niveau de gris dans la suivante. Les figures 2.4(b), 2.4(c) et 2.4(d) montrent que l'histogramme conjoint est de plus en plus étalé lorsque l'angle augmente.

2.1.4 Modèles de déformations

Nous avons décrit jusqu'ici des méthodes basées sur un modèle n'utilisant que des translations. Ce modèle est acceptable à l'échelle du pixel et peut constituer une bonne approximation pour des blocs de très petite taille. Cependant, lorsque l'on considère des régions plus grandes, ou même les images entières, un déplacement rigide translationnel n'est plus adapté. Parmi les modèles paramétriques les plus utilisés dans le cadre de l'estimation du mouvement, on compte les transformations euclidienne, affine et bilinéaire. Elles permettent d'exprimer analytiquement une déformation appliquée à l'image et peuvent être suffisantes dans de nombreuses applications, comme en échocardiographie [Zhang *et al.*, 2006, Grau *et al.*, 2006, Grau *et al.*, 2007], en imagerie du cerveau par exemple [Collignon *et al.*, 1995, Roche *et al.*, 2001] ou en élastographie appliqué à la thyroïde [Basarab *et al.*, 2007]. La figure 2.5 présente la hiérarchie entre ces déformations, en accord avec les types de transformations autorisées.

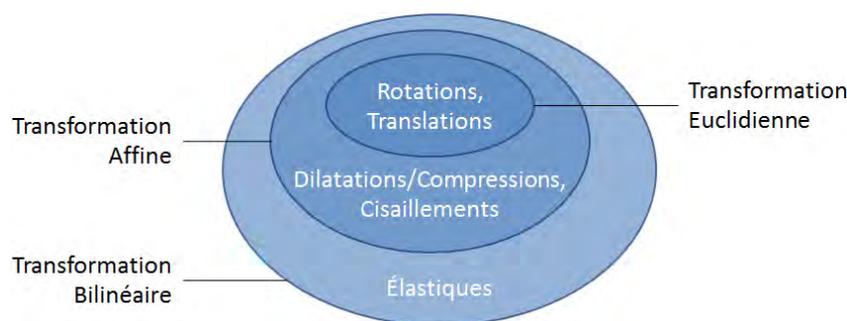


FIGURE 2.5 – Modèles paramétriques les plus utilisés en estimation du mouvement.

Alors qu'une transformation euclidienne n'autorise que des rotations et des translations de la ROI, ce qui en fait un modèle de déformation rigide, les modèles affine et bilinéaire permettent des transformations non rigides. Le modèle affine permet non seulement d'estimer des translations et des rotations, mais également des contractions ou des dilatations (qui peuvent se voir comme des facteurs d'échelles), ainsi que des cisaillements. Ce modèle englobe donc le modèle euclidien. Le modèle bilinéaire quant à lui, possède huit paramètres à estimer, ce qui lui permet d'estimer des déformations plus complexes que les deux autres modèles. En effet, une ligne droite restera une ligne droite après une transformation Euclidienne ou affine. En revanche elle peut se courber avec une transformation bilinéaire.

La table 2.2, extraite de [Basarab, 2008], récapitule les détails de ces trois modèles, en illustrant le type de déformation possible sur une image de test.

La suite de cette partie détaille les transformations affine et bilinéaire. Un autre modèle, basé

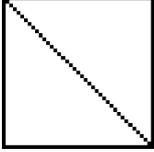
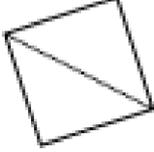
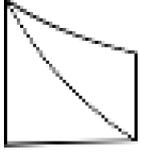
Transformation	Modèle mathématique	 Carré de 100×100 pixels.
Euclidienne	$d_{x_1}(x_1, x_2) = \sin(\theta)x_2 + \cos(\theta)x_1 + t_{x_1}$ $d_{x_2}(x_1, x_2) = \cos(\theta)x_2 + \sin(\theta)x_1 + t_{x_2}$	 $\theta = \pi/10,$ $t_{x_1} = t_{x_2} = 0.$
Affine	$d_{x_1}(x_1, x_2) = sh_{x_2} \sin(\theta)x_2 + sc_{x_1} \cos(\theta)x_1 + t_{x_1}$ $d_{x_2}(x_1, x_2) = sc_{x_2} \cos(\theta)x_2 + sh_{x_1} \sin(\theta)x_1 + t_{x_2}$	 $sc_{x_2} \cos(\theta) = 1,$ $sh_{x_1} \sin(\theta) = 0,$ $sh_{x_2} \sin(\theta) = 0.5,$ $sc_{x_1} \cos(\theta) = 1,$ $t_{x_1} = t_{x_2} = 0.$
Bilinéaire	$d_{x_1}(x_1, x_2) = a_1x_1 + b_1x_2 + c_1x_1x_2 + d_1$ $d_{x_2}(x_1, x_2) = a_2x_1 + b_2x_2 + c_2x_1x_2 + d_2$	 $a_1 = b_1 = c_1 = d_1 =$ $d_2 = 0, a_2 = -0.2,$ $b_2 = 0.2, c_2 = 0.015.$

TABLE 2.2 – Modèle mathématique des transformations paramétriques évoquées ainsi qu’un exemple pour chacune de ces transformations [Basarab, 2008].

sur les B-splines n’est pas répertorié dans la table 2.2 car son expression repose sur des paramètres différents de ceux mentionnés dans cette table. Après avoir décrit les modèles affine et bilinéaire, nous détaillerons également ce modèle.

2.1.4.1 Modèle affine

Le modèle affine compte peu de paramètres et est suffisant dans de nombreuses applications [Slomka *et al.*, 2001, Grau *et al.*, 2006, Nam *et al.*, 2010, Wachinger *et al.*, 2012]. Suivant les connaissances du milieu étudié, il se peut qu’un modèle de déformation plus complexe ne fournisse pas de meilleurs résultats. Une déformation suivant ce modèle permet de tenir compte de différents types de transformations : rotation, facteur d’échelle (zoom), cisaillement et translations. La matrice de trans-

formation affine se définit donc à partir de matrices de transformations plus simples. Pour obtenir une telle matrice dans le cas bidimensionnel, il faut définir ces matrices en coordonnées homogènes :

- Une matrice de rotation \mathbf{R}_ρ d'angle ρ :

$$\mathbf{R}_\rho = \begin{bmatrix} \cos(\rho) & -\sin(\rho) & 0 \\ \sin(\rho) & \cos(\rho) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.36)$$

- Une matrice de mise à l'échelle et de cisaillement \mathbf{S} :

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} sc_{x_2} & sh_{x_2} & 0 \\ sh_{x_1} & sc_{x_1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.37)$$

Où sc_{x_1} et sc_{x_2} sont les facteurs de mise à l'échelle respectivement dans les directions axiale et latérale et sh_{x_1} et sh_{x_2} sont les facteurs de cisaillement respectivement dans les directions axiale et latérale.

- Une matrice de translations \mathbf{Tr} :

$$\mathbf{Tr} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ t_{x_2} & t_{x_1} & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.38)$$

Où t_{x_1} correspond à la translation dans la direction axiale et t_{x_2} à la translation dans la direction latérale.

Comme nous l'avons dit, la matrice de transformation affine \mathbf{M} est une combinaison de ces types de déformations et donc de ces matrices de transformations plus simples. Elle s'exprime de la manière suivante :

$$\mathbf{M} = \mathbf{R}_\rho \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{Tr}. \quad (2.39)$$

La transformation d'un pixel est définie en appliquant la matrice de transformation affine à chaque pixel de l'image :

$$[x'_1, x'_2, 1] = [x_1, x_2, 1] \cdot \mathbf{M}. \quad (2.40)$$

Les déplacements des pixels ne sont donc pas indépendants d'un bout à l'autre de l'image. En effet, les mêmes paramètres sont appliqués à tous les pixels de cette image. C'est pourquoi ce modèle est le plus souvent utilisé dans le cas d'estimation de déformations rigides, c'est-à-dire formées uniquement d'une rotation et de translations [Viola, 1995, Collignon *et al.*, 1995, Maes *et al.*, 1999, Roche *et al.*, 2001]. Des déformations plus complexes sont plutôt estimées à partir de modèles polyaffines [Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007] ou bilinéaires [Basarab *et al.*, 2007], qui possèdent davantage de degrés de liberté.

2.1.4.2 Modèle bilinéaire

Le modèle bilinéaire est composé de différents paramètres : les paramètres de dilatation/contraction et cisaillement (a_1 , a_2 , b_1 et b_2) et de translation (d_1 et d_2), comme pour le modèle affine, mais ce modèle possède également des termes croisés c_1 et c_2 . Ce sont ces derniers qui permettent une déformation plus complexe qu'une déformation affine. Par analogie avec le modèle affine, on peut exprimer a_1 , a_2 , b_1 , b_2 , d_1 et d_2 directement à partir des paramètres de translations, rotation, facteur d'échelle et cisaillement :

$$\begin{aligned} a_1 &= sc_{x_1} \cos(\theta), & a_2 &= sh_{x_1} \sin(\theta), \\ b_1 &= sh_{x_2} \sin(\theta), & b_2 &= sc_{x_2} \cos(\theta), \\ d_1 &= t_{x_2}, & d_2 &= t_{x_1}. \end{aligned} \quad (2.41)$$

Sous forme matricielle, la déformation en un pixel à la position $[x_1, x_2]^T$, exprimée en coordonnées homogènes comme $[x_1, x_2, 1]^T$, peut être définie comme :

$$\begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_1 x_2 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & 0 \\ b_1 & b_2 & 0 \\ c_1 & c_2 & 0 \\ d_1 & d_2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.42)$$

En tenant compte des pixels sur un certain voisinage, on obtient un système surdéterminé. Les paramètres de ce modèle sont ainsi estimés par la méthode des moindres carrés régularisés.

2.1.4.3 Modèle élastique B-Spline

Les modèles que nous venons de présenter ont un nombre limité de degrés de liberté, ce qui ne leur permet pas de représenter des déformations plus complexes. Il est possible que le mouvement des organes étudiés ne puisse être modélisé par une expression mathématique, c'est pourquoi un autre modèle de déformation est très utilisé [Rueckert *et al.*, 1999, Verhey *et al.*, 2005, Mitra *et al.*, 2010]. Ce dernier, connu sous le nom de « Free-Form Deformation » (FFD), a été proposé par [Sederberg et Parry, 1986]. Le principe consiste à manipuler quelques points de l'image pour déformer l'ensemble de leurs pixels voisins grâce à des fonctions cosinus, Gaussienne ou B-spline. Les fonctions B-splines cubiques sont les fonctions de paramétrisation les plus utilisées dans le cadre d'une estimation de déformations élastiques pour de très diverses applications médicales [Rueckert *et al.*, 1999, Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005, Mellor et Brady, 2005, Verhey *et al.*, 2005, Elen *et al.*, 2008, Mitra *et al.*, 2010].

[Unser, 1999] décrit les principales propriétés de ces fonctions, qui les rendent adaptées au traitement du signal et de l'image. En effet, ces fonctions sont à support compact, elles ne tiennent donc compte que du voisinage du pixel, ce qui offre un temps de calcul intéressant. De plus, elles sont polynomiales par morceau, ce qui permet de dériver $n - 1$ fois une fonction B-spline d'ordre n . Pour une fonction spline d'ordre n , chaque segment de polynôme est également de degré n , ce

qui implique que $n + 1$ coefficients sont nécessaires pour chacun de ces polynômes. Une contrainte de régularité impose également la continuité et la dérivabilité de la fonction spline aux points de jonction des polynômes. Une fonction B-spline d'ordre n peut être obtenue de manière récursive :

$$\beta_0(x) = \begin{cases} 1, & -\frac{1}{2} < x < \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2}, & |x| = \frac{1}{2} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.43)$$

$$\beta_n(x) = \beta_0(x) * \beta_{n-1}(x). \quad (2.44)$$

Où $*$ est le produit de convolution. La figure 2.6 illustre ces fonctions pour $n = 0, \dots, 3$.

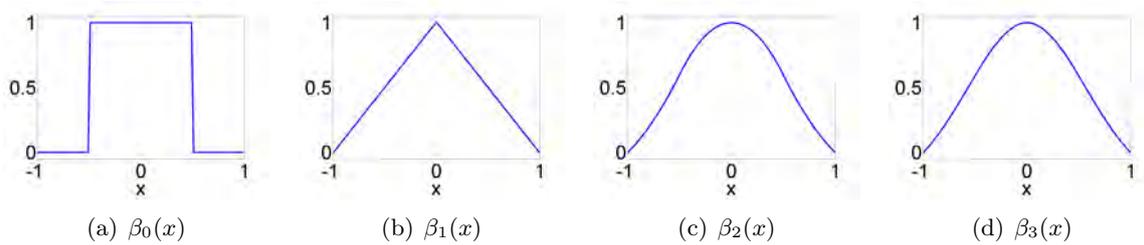


FIGURE 2.6 – Illustration 1D de courbes B-splines d'ordre 0 à 3 centrées.

Finalement, elles sont adaptées à l'analyse multi-échelle. En effet, elles permettent de calculer efficacement les poids du filtre nécessaire au passage d'une échelle à la suivante, reprenant ainsi des propriétés similaires aux ondelettes qu'utilisent [Unser *et al.*, 2009].

Comme nous le disions, les fonctions spline de degré 3 sont souvent utilisées pour déformer les images. Elles permettent en effet une bonne approximation de la déformation, sans nécessiter autant de calculs que les fonctions d'ordres supérieurs [Unser, 1999].

Nous décrivons ici le mécanisme de déformation non rigide pour une image 2D à l'aide de fonctions B-spline. On considère une image de taille $L \times C$ sur laquelle on transpose un maillage régulier ϕ . Chaque point de contrôle ϕ_{p_1, p_2} se situe à une distance $[\delta_{x_1}, \delta_{x_2}]$ des points de contrôle voisins. Le maillage comptera donc $N_{x_1} \times N_{x_2}$ points de contrôle, où :

$$\begin{aligned} N_{x_1} &= \frac{L}{\delta_{x_1}} + 1, \\ N_{x_2} &= \frac{C}{\delta_{x_2}} + 1. \end{aligned} \quad (2.45)$$

On note qu'augmenter l'espacement entre les points de contrôle permet de réduire la complexité de la déformation. En effet, dans ce cas l'influence du déplacement d'un point de contrôle aura une portée sur un plus faible voisinage de pixels. La figure 2.7 illustre un maillage ϕ autour d'un pixel de l'image.

La transformation $T(\mathbf{x})$ appliquée en un pixel de l'image, comme illustré dans la figure 2.7, est

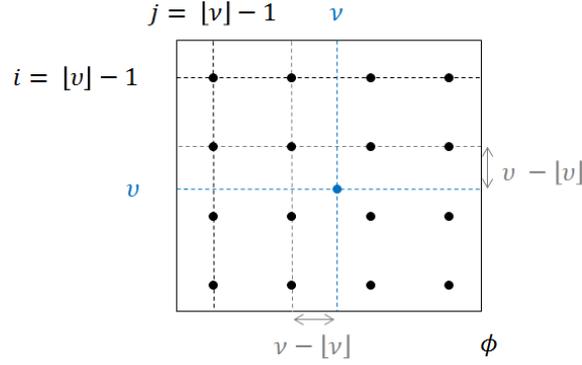


FIGURE 2.7 – Représentation d’un pixel de l’image dans le maillage.

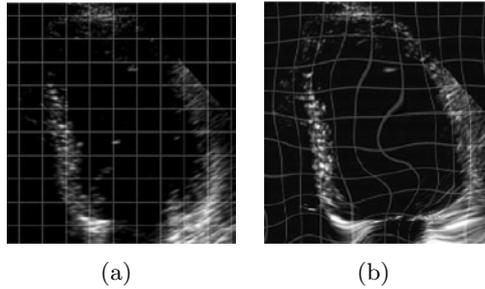
calculée à partir des positions des points de contrôle voisins par l’expression :

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 B_l(v - [v]) B_m(\nu - [\nu]) \phi_{i+l, j+m}, \quad (2.46)$$

où $v = x_1/\delta x_1$, $\nu = x_2/\delta x_2$, $i = [v] - 1$, $j = [\nu] - 1$ et l’opérateur $[\bullet]$ est la partie entière de \bullet . Finalement, B_l représente la l^e fonction de base B-spline telle que :

$$\begin{aligned} B_0(v) &= (1 - v)^3 / 6, & B_1(v) &= (3v^3 - 6v^2 + 4) / 6, \\ B_2(v) &= (-3v^3 - 3v^2 + 3v + 1) / 6, & B_3(v) &= v^3 / 6. \end{aligned} \quad (2.47)$$

Un exemple de déformation B-spline est présenté sur la figure 2.8, issue de [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005]. L’image de référence correspond à la fin de diastole (Fig. 2.8(a)) et la figure 2.8(b) montre l’image déformée pour correspondre à la fin de systole.

FIGURE 2.8 – Exemple de déformation élastique sur une échocardiographie [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005].

2.1.5 Conclusions sur l’estimation du mouvement et des modèles de déformation

Dans cette partie de l’état de l’art, nous avons présenté différentes méthodes d’estimation du mouvement, ainsi que les modèles de déformation les plus courants. Nous avons également vu que cette estimation peut être calculée entre deux images de même nature ou appliquée à des images de

différentes modalités. Finalement, ces méthodes peuvent considérer différents types de déformations, allant de simples translations à des déformations de formes libres, en passant par des rotations ou des facteurs d'échelle. Cependant, ces méthodes sont pour la plupart basées sur l'intensité des images, ce qui leur impose une hypothèse forte qui repose sur la conservation d'énergie de chaque pixel. Il en est de même pour l'estimation de déplacement 3D entre deux volumes, où l'intensité des voxels est considérée comme constante au fil de la séquence. Cette hypothèse n'est cependant pas toujours respectée en imagerie médicale.

Pour pallier à ce problème, il est possible d'utiliser la phase spatiale calculée à partir des données acquises. La phase porte l'information structurelle d'un signal, c'est pourquoi son utilisation en estimation du mouvement présente un réel intérêt. Ainsi, diverses approches ont été proposées en estimation du mouvement [Felsberg, 2004, Mellor et Brady, 2005, Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007, Grau *et al.*, 2006, Grau *et al.*, 2007, Basarab *et al.*, 2009a, Basarab *et al.*, 2009b]. La suite de l'état de l'art présente les différents signaux permettant d'accéder à la phase spatiale des images pour ensuite décrire comment cette information est utilisée en estimation du mouvement.

2.2 Signaux complexes et hypercomplexes

Cette partie de l'état de l'art présente les signaux complexes et hypercomplexes existants dans la littérature. Le signal analytique complexe 1D, obtenu en supprimant les fréquences négatives du signal, est un outil important en traitement du signal. Il fournit différentes informations décrivant le signal en séparant l'information d'énergie de l'information structurelle d'un signal, qui correspondent respectivement au module et à l'argument de ce signal analytique complexe. Différentes extensions ont été proposées pour définir un signal analytique complexe 2D. Ces signaux sont obtenus par les transformées de Hilbert totale ou partielle, qui sont des extensions directes de la transformée de Hilbert au cas 2D [Stark, 1971]. Malgré ses propriétés intéressantes, ce type de signal ne constitue pas une généralisation stricte du signal analytique complexe 1D. En effet, la représentation complexe ne permet pas suffisamment de degrés de liberté, qui correspondent à l'amplitude et la phase spatiale. Un troisième degré de liberté est nécessaire, correspondant à l'orientation locale. Cette information n'est accessible qu'avec une représentation hypercomplexe du signal. Le signal monogène permet l'extraction d'une telle information [Felsberg et Sommer, 2001]. Ce signal constitue une généralisation stricte du signal analytique complexe 1D au cas 2D pour des images intrinsèquement 1D (i1D), c'est-à-dire possédant uniquement des lignes ou des frontières droites. Ce signal a également été étendu pour tenir compte des courbes ou des jonctions contenues dans les images par un signal nommé signal analytique isotrope 2D [Wietzke *et al.*, 2009]. Cette partie du chapitre de l'état de l'art présente le signal analytique 1D avant de décrire ses extensions directes au cas 2D. Il présente ensuite les signaux monogène et analytique isotrope 2D ainsi que les informations que l'on peut en extraire. Enfin, différentes applications de ces signaux pour l'estimation du mouvement en imagerie médicale seront exposées.

2.2.1 Signal analytique complexe 1D

La première définition d'un signal complexe a été donnée pour des signaux réels à bande étroite 1D par [Gabor, 1946]. Ce signal, appelé signal analytique complexe, possède comme son nom l'indique une forme complexe :

$$s_A(t) = s(t) + is_H(t). \quad (2.48)$$

La partie réelle $s(t)$ du signal analytique complexe $s_A(t)$ correspond au signal réel à bande étroite acquis. Sa partie imaginaire $s_H(t)$ est obtenue par transformée de Hilbert 1D, qui correspond à un déphasage fréquentiel de $\pi/2$ du signal initial. Elle s'exprime dans les domaines temporels et fréquentiels par :

$$s_H(t) = s(t) * \frac{1}{\pi t}, \quad (2.49)$$

$$S_H(u) = S(u) (-i \text{sign}(u)), \quad (2.50)$$

où $S(u)$ et $S_H(u)$ sont respectivement les transformées de Fourier de $s(t)$ et $s_H(t)$, tandis que $*$ représente le produit de convolution et $\text{sign}(u)$ est définie telle que :

$$\text{sign}(u) = \begin{cases} -1, & \text{si } u < 0 \\ 0, & \text{si } u = 0 \\ 1, & \text{si } u > 0 \end{cases} \quad (2.51)$$

En combinant les équations (2.50) et (2.51), on obtient la forme du spectre $S_A(u)$, illustré dans la figure 2.9 :

$$S_A(u) = \begin{cases} 0, & \text{si } x < 0 \\ S(u), & \text{si } x = 0 \\ 2S(u), & \text{si } x > 0 \end{cases} \quad (2.52)$$

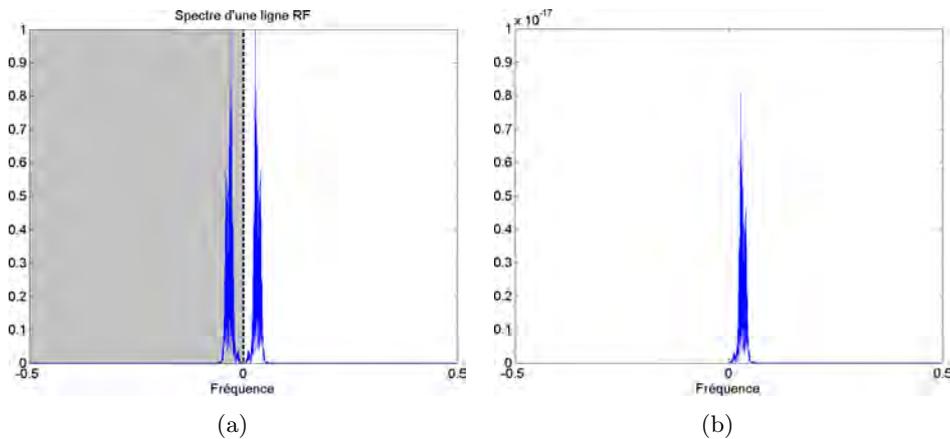


FIGURE 2.9 – 2.9(a), Module du spectre d'un signal RF. 2.9(b), Module du spectre du signal analytique complexe correspondant au signal RF.

Deux informations peuvent être extraites de ce signal : son amplitude (2.53) et sa phase (2.54) instantanées.

$$A(t) = \sqrt{s^2(t) + s_H^2(t)}, \quad (2.53)$$

$$\varphi(t) = \arctan\left(\frac{s_H(t)}{s(t)}\right). \quad (2.54)$$

Alors que l'amplitude traduit une information d'énergie, la phase porte l'information structurelle du signal. Il est également possible de déduire de la phase d'un signal analytique complexe sa fréquence instantanée. Cette dernière décrit la répétition d'un motif dans un signal. Elle s'obtient en calculant la dérivée de la phase :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{\partial \varphi(t)}{\partial t}. \quad (2.55)$$

2.2.2 Signal analytique complexe nD

Nous venons de voir que le signal analytique 1D pouvait fournir des informations utiles au traitement des données. Ce signal est obtenu en supprimant les fréquences négatives du spectre du signal de départ, ce qui a pour effet d'ajouter à ce dernier sa transformée de Hilbert comme partie imaginaire d'un signal complexe. Un moyen possible de calculer le signal analytique complexe d'une image est de calculer les signaux analytiques complexes 1D de chaque ligne (ou chaque colonne) de cette image. Cette approche est correcte uniquement dans le cas où les structures de l'image sont orthogonales à l'orientation choisie pour le calcul des signaux 1D. Cette hypothèse n'est cependant pas toujours vraie, c'est pourquoi une version différente du signal analytique complexe 2D est souhaitable. [Bülow et Sommer, 2001] recensent les diverses extensions de la transformée de Hilbert au cas nD qui ont été proposées. Ils décrivent les transformées de Hilbert totale, partielle, mais également l'approche « single orthant » proposée par [Hahn, 1992]. Pour chacune de ces méthodes, le signal aura la forme complexe suivante :

$$s_A(x_1, \dots, x_n) = s(x_1, \dots, x_n) + i s_H(x_1, \dots, x_n). \quad (2.56)$$

Dans cette partie du manuscrit, nous décrivons ces trois méthodes permettant de calculer la transformée de Hilbert nD. La nature complexe de ces signaux permet d'obtenir une information d'amplitude locale et de phase spatiale, par les expressions (2.53) et (2.54), comme pour les signaux analytiques complexes 1D.

2.2.2.1 La Transformée de Hilbert Totale

L'expression de la transformée de Hilbert Totale nD dans le domaine fréquentiel est très proche de sa version 1D. Dans ce cas, on prend en compte toutes les composantes fréquentielles du spectre :

$$S_H(u_1, \dots, u_n) = (-i)^n S(u_1, \dots, u_n) \prod_{j=1}^n \text{sign}(u_j). \quad (2.57)$$

On remarque facilement que pour $n = 1$, on retombe sur l'expression de la transformée de Hilbert 1D (2.50). Si l'on développe l'expression (2.57) pour $n = 2$, on obtient la transformée de Hilbert totale 2D qui s'écrit donc :

$$\begin{aligned}
 S_H(u_1, u_2) &= (-i)^2 S(u_1, u_2) \prod_{j=1}^2 \text{sign}(u_j) \\
 &= (-i)^2 S(u_1, u_2) \text{sign}(u_1) \text{sign}(u_2) \\
 &= -S(u_1, u_2) \text{sign}(u_1) \text{sign}(u_2).
 \end{aligned} \tag{2.58}$$

2.2.2.2 La Transformée de Hilbert Partielle

Dans le calcul de la transformée de Hilbert totale, on combine les informations fréquentielles de chaque direction du signal. La méthode de la transformée de Hilbert partielle consiste à calculer la transformée de Hilbert 1D dans chaque direction décrivant le signal. La k^e transformée de Hilbert dans la k^e direction \mathbf{n}_k correspond, dans le domaine fréquentiel, à l'expression suivante :

$$S_{H_k}^{\mathbf{n}_k}(\mathbf{u}) = -iS(\mathbf{u}) \text{sign}(\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{n}_k), \tag{2.59}$$

où $\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_n]$ et \cdot est le produit scalaire. Cette expression montre que la transformée de Hilbert partielle n'est qu'une transformée de Hilbert 1D où l'orientation est projetée dans la direction \mathbf{p}_k , avec $\mathbf{n}_k = [\cos(\theta_k), \sin(\theta_k)]^T$.

Le signal analytique complexe partiel issu de cette transformée a la forme :

$$s_{part}^{\mathbf{n}_k}(x_1, \dots, x_n) = s(x_1, \dots, x_n) + iS_{H_k}^{\mathbf{n}_k}(x_1, \dots, x_n). \tag{2.60}$$

Le spectre de ce signal partiel ne possède que des fréquences positives. L'équation suivante exprime le spectre en question :

$$S_{part}^{\mathbf{n}_k}(\mathbf{u}) = \begin{cases} 2S(\mathbf{u}) & \text{si } \mathbf{u}^T \cdot \mathbf{n}_k > 0 \\ S(\mathbf{u}) & \text{si } \mathbf{u}^T \cdot \mathbf{n}_k = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{2.61}$$

2.2.2.3 Approche « Single Orthant »

Une variante de la transformée de Hilbert a été proposée par [Hahn, 1992]. L'idée ici est de ne conserver que le spectre des orthants correspondant à des fréquences positives, en évitant la redondance d'information. Un orthant est un sous-espace d'un espace nD. Un espace nD contiendra 2^n orthants. Dans le cas 1D, un orthant correspond à un demi-axe, en 2D à un quadrant du spectre de fréquences, etc. Pour illustrer cette approche, l'exemple présenté dans la figure 2.10 est utilisé.

Dans cet exemple, on utilise une image contenant des oscillations dans les deux directions de fréquence u_1 et u_2 :

$$I(x_1, x_2) = \sin(2\pi u_1 x_1) \sin(2\pi u_2 x_2). \tag{2.62}$$

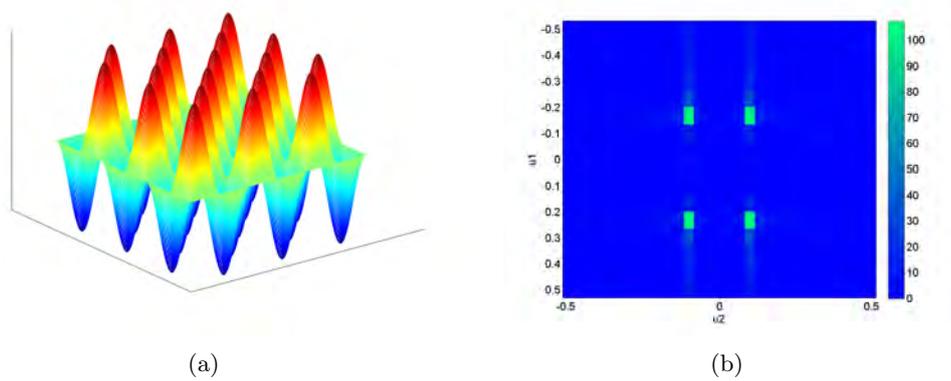


FIGURE 2.10 – 2.10(a), Représentation 3D d’une image composée d’une oscillation axiale et une latérale. 2.10(b), Spectre de l’image.

Le spectre de cette image est constitué de quatre « pics » correspondant aux coordonnées (u_1, u_2) , $(-u_1, u_2)$, $(u_1, -u_2)$ et $(-u_1, -u_2)$. Chacun de ces pics se trouve dans un quadrant du spectre de l’image.

La méthode de Hahn consiste à isoler l’information contenue dans un de ces quadrants. Comme les fréquences négatives sont symétriques aux fréquences positives, il n’est nécessaire de conserver que deux de ces quadrants, ce qui donne les équations suivantes :

$$S_{SO_1}(u_1, u_2) = S(u_1, u_2) (1 + \text{sign}(u_1)) (1 + \text{sign}(u_2)), \quad (2.63)$$

$$S_{SO_2}(u_1, u_2) = S(u_1, u_2) (1 - \text{sign}(u_1)) (1 + \text{sign}(u_2)). \quad (2.64)$$

Dans ces équations, on ne tient compte que du quadrant correspondant au cas où on a (u_1, u_2) pour l’équation (2.63) et $(-u_1, u_2)$ pour l’équation (2.64). La méthode décrite ici pour le cas 2D peut très facilement s’étendre aux dimensions supérieures.

Comme illustré par la figure 2.11, la reconstruction du signal se fait à partir des transformées de Fourier inverses des orthants $S_{SO_1}(u_1, u_2)$ et $S_{SO_2}(u_1, u_2)$. Toujours dans le cas 2D, cette reconstruction s’exprime par l’équation :

$$s(x_1, x_2) = \frac{\Re(s_{SO_1}(x_1, x_2) + s_{SO_2}(x_1, x_2))}{2}, \quad (2.65)$$

où $\Re(s)$ représente la partie réelle de s .

Bien que permettant d’extraire des informations d’amplitude et de phase, aucun de ces signaux analytiques complexes nD ne constitue une extension stricte du signal analytique complexe 1D au cas multidimensionnel. En effet, une représentation complexe ne permet pas de décrire rigoureusement une donnée nD car son amplitude locale et sa phase spatiale ne suffisent pas à satisfaire la propriété d’invariance-équivariance du signal. La notion d’invariance signifie qu’une certaine caractéristique du signal reste inchangée par une certaine transformation. Au contraire, la notion d’équivariance signifie

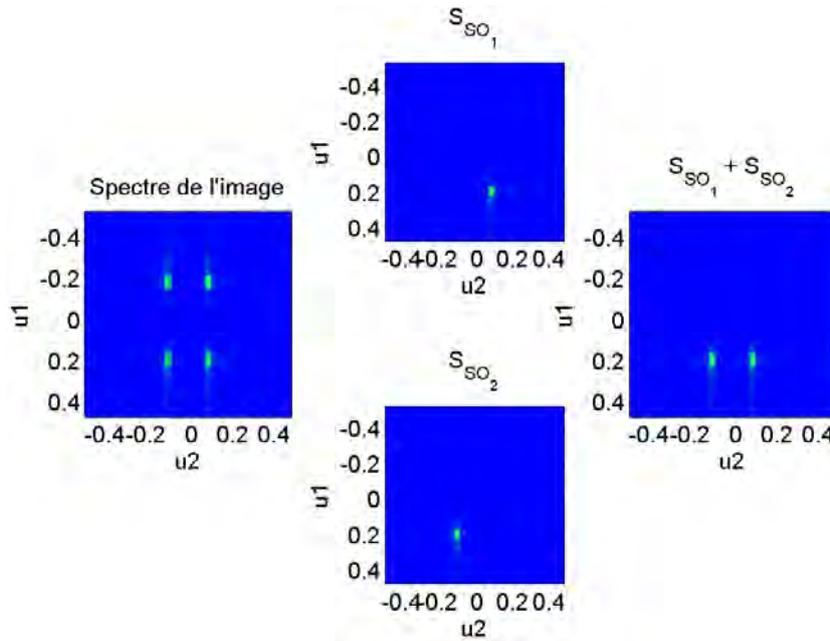


FIGURE 2.11 – À gauche, le spectre de l'image illustrée dans la figure 2.10(a). Au centre en haut, spectre de l'image s_{SO_1} . Au centre en bas, spectre de l'image s_{SO_2} . À droite, spectre du signal analytique complexe 2D obtenu.

que pour une certaine transformation, une autre transformation existe permettant une dépendance monotone de cette caractéristique par la transformation [Granlund et Knutsson, 1995]. Pour respecter la propriété d'invariance-équivariance, le signal 2D doit posséder davantage de degrés de liberté, ce qui est possible avec une représentation hypercomplexe. Cela permet d'éviter que la phase et l'amplitude soient systématiquement affectées par une erreur dépendant de l'angle entre les axes du repère du signal et l'orientation de ses structures.

2.2.3 Le signal monogène

Un modèle de signal hypercomplexe rend possible l'extraction de davantage d'informations. Chacune de ces informations représente une propriété du signal et l'ensemble de ces informations doit décrire complètement ce signal [Zang et Sommer, 2007].

[Felsberg et Sommer, 2001] ont proposé un signal hypercomplexe respectant ces propriétés, appelé signal monogène. Le signal monogène, qui constitue une généralisation stricte du signal analytique 1D au cas 2D, considère des structures 1D le long d'une orientation locale. C'est pourquoi il est défini pour des images intrinsèquement 1D (i1D). En d'autres termes, il tient compte des frontières en tant que lignes droites. Une image i1D, comme sur la figure 2.12(b), suit le modèle :

$$I(\mathbf{x}) = f(\mathbf{n}^T \cdot \mathbf{x}), \quad (2.66)$$

où $f(x)$ est une fonction 1D quelconque et $\mathbf{n} = [\cos \theta, \sin \theta]^T$ est le vecteur correspondant à l'orientation θ de $f(x)$ dans l'image.

En comparaison, un signal i0D est un signal homogène et un signal i2D tient compte des courbures et intersections. La figure 2.12 donne un exemple d'image i0D, i1D et i2D.

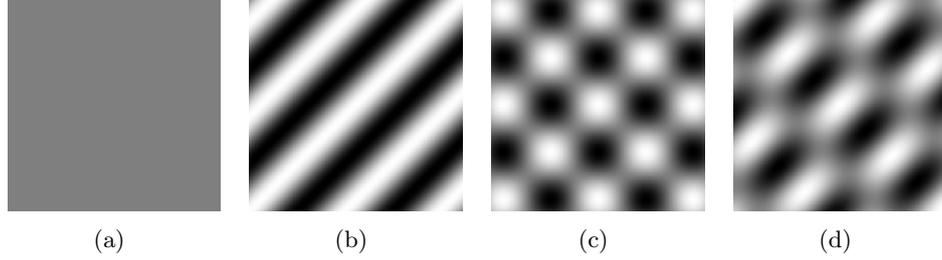


FIGURE 2.12 – Fig. 2.12(a), Exemple d'image homogène i0D. Fig. 2.12(b), Exemple d'image i1D, ne possédant que des frontières droites. Fig. 2.12(c) et 2.12(d), Exemples d'images i2D, avec des courbures et des jonctions [Wietzke *et al.*, 2009].

Le signal monogène $I_M(\mathbf{x})$ d'une image $I(\mathbf{x})$ en un pixel à la position $\mathbf{x} = [x_1, x_2]$ peut être représenté sous la forme d'un quaternion incomplet, avec seulement deux composantes imaginaires :

$$I_M(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}) + iq_1(\mathbf{x}) + jq_2(\mathbf{x}). \quad (2.67)$$

Dans l'équation (2.67), $[i, j, 1]^T$ est un repère 3D orthonormal où un pixel est représenté par les coordonnées $[q_1(\mathbf{x}), q_2(\mathbf{x}), p(\mathbf{x})]^T$ et la composante réelle $p(\mathbf{x})$ correspond à l'image $I(\mathbf{x})$ acquise filtrée par un filtre passe-bande $b(\mathbf{x})$. Les deux composantes imaginaires sont obtenues par transformée de Riesz qui consiste à convoluer l'image filtrée $p(\mathbf{x})$ avec un filtre en quadrature orienté dans les directions axiale et latérale. Le calcul de ces composantes est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}) &= I(\mathbf{x}) * b(\mathbf{x}), \\ q_1(\mathbf{x}) &= p(\mathbf{x}) * q_1(\mathbf{x}), \\ q_2(\mathbf{x}) &= p(\mathbf{x}) * q_2(\mathbf{x}). \end{aligned} \quad (2.68)$$

Ces filtres en quadrature $h_1(\mathbf{x})$ et $h_2(\mathbf{x})$ s'expriment dans le domaine fréquentiel par :

$$H_1(\mathbf{u}) = -i \frac{u_1}{\sqrt{u_1^2 + u_2^2}}, \quad (2.69)$$

$$H_2(\mathbf{u}) = -i \frac{u_2}{\sqrt{u_1^2 + u_2^2}}. \quad (2.70)$$

Le lien avec l'expression de la transformée de Hilbert 1D dans l'espace fréquentiel est clairement visible. En effet, si l'on exprime la fonction $\text{sign}(\bullet)$ comme $\text{sign}(u) = u/|u|$, alors le filtre $H_{1D}(u)$ utilisé pour calculer la transformée de Hilbert d'un signal 1D peut s'exprimer $H_{1D}(u) = -iu/|u|$. Cette expression est la version 1D de $H_1(\mathbf{u})$ et de $H_2(\mathbf{u})$.

Les informations d'énergie et de structure ne sont plus indépendantes si le signal est composé de signaux partiels possédant des phases différentes à différentes échelles. Un filtrage passe-bande permet

de supprimer ces signaux partiels. Ce filtre passe-bande peut également permettre une approche multi-échelle, allant d'un filtrage restreint seulement à certaines basses fréquences, jusqu'à permettre de plus en plus de détails [Felsberg et Sommer, 2003, Boukerroui *et al.*, 2004]. La figure 2.13, issue de [Wietzke et Sommer, 2010], illustre les filtres nécessaires à l'obtention des trois composantes du signal monogène.

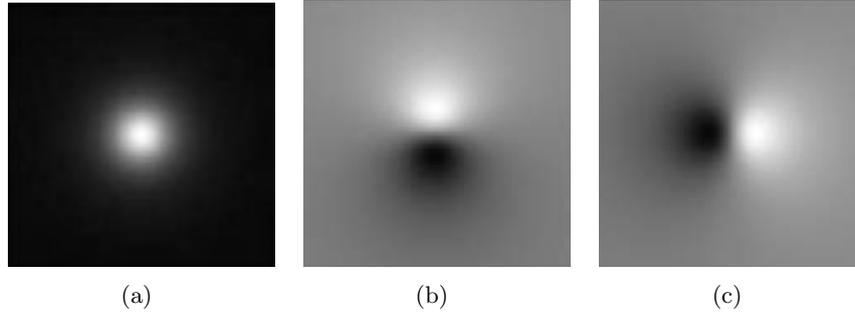


FIGURE 2.13 – 2.13(a), Filtre passe-bande. 2.13(b), Filtre passe-bande combiné à H_1 . 2.13(c), Filtre passe-bande combiné à H_2 [Wietzke et Sommer, 2010].

Le signal monogène en un pixel à la position \mathbf{x} d'une image peut être représenté dans un repère 3D à partir de ses composantes $[i, j, 1]^T$. Les différentes informations pouvant être extraites de ce signal peuvent également y être modélisées. La figure 2.14 schématise un pixel dans cet espace 3D et illustre les informations que le signal monogène met à disposition.

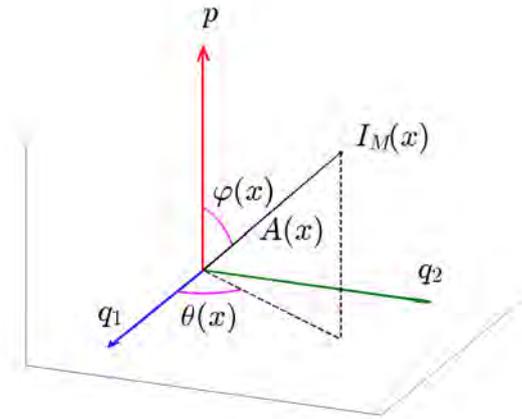


FIGURE 2.14 – Représentation d'un pixel dans le repère $[i, j, 1]^T$.

[Unser *et al.*, 2009] font l'analogie entre la transformée de Riesz et la transformée de Hilbert. Ils expriment le vecteur $\mathbf{q}(\mathbf{x}) = [q_1(\mathbf{x}), q_2(\mathbf{x})]^T$ comme étant la réponse maximisant la transformée de Hilbert directionnelle suivant l'orientation $\theta(\mathbf{x})$ en chaque pixel $\mathcal{H}_{\theta(\mathbf{x})}(I(\mathbf{x}))$:

$$\mathbf{q}(\mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{\theta} (\mathcal{H}_{\theta(\mathbf{x})}(I(\mathbf{x}))), \quad (2.71)$$

où $\mathcal{H}_{\theta(\mathbf{x})}(I(\mathbf{x}))$ est définie telle que :

$$\mathcal{H}_{\theta(\mathbf{x})}(I(\mathbf{x})) = \cos(\theta(\mathbf{x}))q_1(\mathbf{x}) + \sin(\theta(\mathbf{x}))q_2(\mathbf{x}). \quad (2.72)$$

Cette orientation $\theta(\mathbf{x})$ correspond en pratique à l'orientation principale des structures d'une image à une échelle donnée. Le signal monogène rend possible l'extraction de cette information, en plus des informations d'amplitude et de phase spatiale. Ces informations sont présentes dans la figure 2.14. L'amplitude $A(\mathbf{x})$ représente le module entre l'origine de ce repère et le pixel en question, tandis que l'orientation locale principale $\theta(\mathbf{x})$ et la phase spatiale $\varphi(\mathbf{x})$ correspondent à des angles de rotations centrées sur l'origine du repère. Enfin, comme pour le signal analytique complexe 1D, la fréquence instantanée $f(\mathbf{x})$ correspond à la dérivée spatiale de la phase spatiale. Dans le cas du signal monogène, ces informations s'obtiennent grâce aux équations suivantes :

$$A(\mathbf{x}) = \sqrt{p^2(\mathbf{x}) + q_1^2(\mathbf{x}) + q_2^2(\mathbf{x})}, \quad (2.73)$$

$$\varphi(\mathbf{x}) = \arctan\left(\frac{\sqrt{q_1^2(\mathbf{x}) + q_2^2(\mathbf{x})}}{p(\mathbf{x})}\right), \quad (2.74)$$

$$\theta(\mathbf{x}) = \arctan\left(\frac{q_2(\mathbf{x})}{q_1(\mathbf{x})}\right), \quad (2.75)$$

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\frac{\partial\varphi}{\partial x_1}\right) \sqrt{\left(\frac{\partial\varphi}{\partial x_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial\varphi}{\partial x_2}\right)^2}. \quad (2.76)$$

D'autres informations dérivées de la phase spatiale $\varphi(\mathbf{x})$ et de l'orientation principale $\theta(\mathbf{x})$ peuvent être obtenues : le vecteur d'orientation normalisé $\mathbf{n}(\mathbf{x})$ et le vecteur phase $\mathbf{r}(\mathbf{x})$. Ceux-ci sont définis par les équations suivantes :

$$\mathbf{n}(\mathbf{x}) = [\cos(\theta(\mathbf{x})), \sin(\theta(\mathbf{x}))]^T = \frac{\mathbf{q}(\mathbf{x})}{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|}, \quad (2.77)$$

$$\mathbf{r}(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})\mathbf{n}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{q}(\mathbf{x})}{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|} \arctan\left(\frac{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|}{p(\mathbf{x})}\right). \quad (2.78)$$

Les parties suivantes décrivent le comportement de la phase et de l'orientation issues du signal monogène d'une image.

2.2.3.1 La phase spatiale issue du signal monogène

La phase d'un signal complexe 1D permet de faire abstraction de l'information d'énergie et de ne conserver que la structure de ce signal. L'obtention de la phase spatiale issue du signal monogène d'une image a été définie par l'équation (2.74). La phase est soumise à l'effet de deux types de variations du signal : le signal peut être de forme paire ou impaire. Un signal pair positif engendrera une phase proche de π alors qu'un signal pair négatif engendrera une phase aux alentours de zéro. Au contraire, une phase aux alentours de $\pi/2$ (respectivement $-\pi/2$) correspond à un signal impair convexe (respectivement concave). La figure 2.15, inspirée de [Felsberg, 2004], illustre la coupe 1D

de la forme du signal pour les quatre valeurs de la phase décrites précédemment.

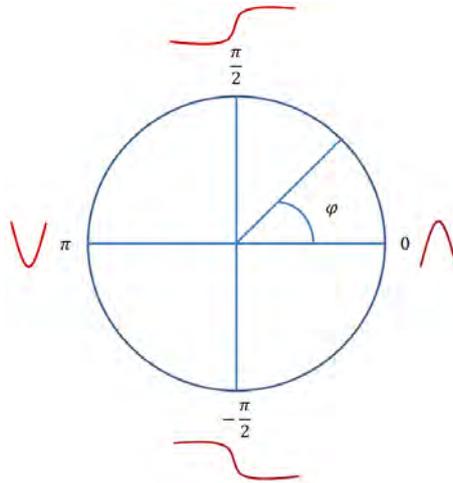


FIGURE 2.15 – Cercle trigonométrique montrant la variation de la phase en fonction du comportement 1D du signal illustré en rouge. La figure est inspirée de [Felsberg, 2004].

En pratique, l'intervalle de définition de la fonction arctan choisie détermine la manière dont est définie la phase, ce qui l'empêche de prendre ces quatre valeurs. Soit $\arctan(\cdot) \in [-\pi/2, \pi/2]$, auquel cas on pourra distinguer les variations impaires convexes des variations impaires concaves mais pas les variations paires positives de variations paires négatives. Soit $\arctan(\cdot) \in [0, \pi]$ et dans ce cas, ce seront les variations impaires convexes qui seront confondues. La figure 2.16 montre l'exemple d'un signal sinusoïdal et de ses phases dans les deux intervalles de définitions possibles. On voit que dans le cas où $\varphi(\mathbf{x}) \in [-\pi/2, \pi/2]$, on a $\varphi(\mathbf{x}) = 0$ quand $I(\mathbf{x}) = \pm 1$, c'est-à-dire quand le signal est pair. De la même manière, quand $I(\mathbf{x}) = 0$, c'est-à-dire quand le signal devient impair, alors $\varphi(\mathbf{x}) = \pm\pi/2$. Au contraire quand $\varphi(\mathbf{x}) \in [0, \pi]$, $\varphi(\mathbf{x}) = \pi/2$ quand $I(\mathbf{x}) = 0$ et pour $I(\mathbf{x}) = 1$, donc pour un signal par négatif, $\varphi(\mathbf{x}) = 0$ et pour un signal pair positif (là où $I(\mathbf{x}) = -1$), $\varphi(\mathbf{x}) = \pi$.

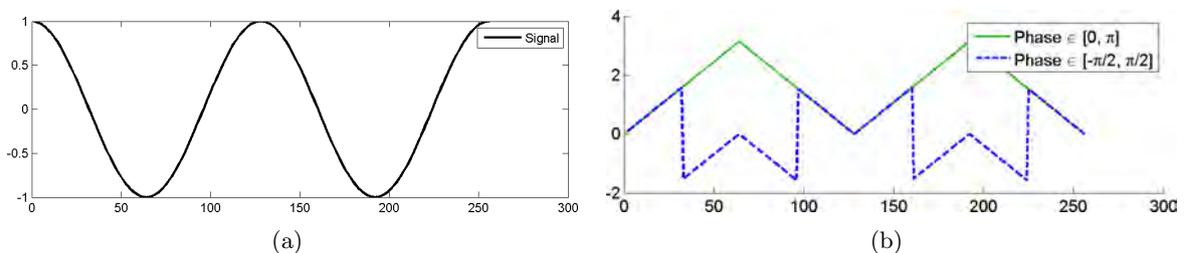


FIGURE 2.16 – Coupe axiale du signal (Fig. 2.16(a)) et de sa phase (Fig. 2.16(b)) définie dans l'intervalle $[0, \pi]$ (en vert) et de sa phase définie dans l'intervalle $[-\pi/2, \pi/2]$ (en bleu).

2.2.3.2 L'orientation principale locale issue du signal monogène

L'orientation principale locale est orthogonale au contour des formes présentes dans l'image. Tout comme la phase, elle donne ainsi une information sur la structure du signal. Elle est instable dans les zones où $\varphi(\mathbf{x}) = k\pi$, avec $k \in \mathbb{Z}$. En effet, si l'on se base sur la figure 2.14 ainsi que sur les équations (2.74) et (2.75), dans le cas où $\varphi(\mathbf{x}) = k\pi$ en un pixel \mathbf{x} alors $q_1(\mathbf{x}) = 0$ et $q_2(\mathbf{x}) = 0$. Cela se représente par le positionnement du point $I_M(\mathbf{x})$ sur l'axe des réels dans la figure 2.14. Dans ce cas, on ne peut pas définir correctement l'orientation $\theta(\mathbf{x})$. Comme on l'a vu dans la description de la phase, cela arrive aux endroits où le signal est pair.

Cela caractérise bien un signal 1D. Pour une image, les propriétés de la phase spatiale décrites ici s'accordent à la direction du plus fort signal 1D de l'image. La direction de ce signal est donnée par l'orientation principale locale décrite dans la suite.

Cependant, cette orientation considère des structures localement. Par conséquent, cette information est fortement sensible au bruit.

Pour pallier à ce problème, [Felsberg et Sommer, 2000] ont proposé de moyenner les composantes du signal monogène sur le voisinage du pixel courant. Comme l'orientation est instable autour de $\varphi(\mathbf{x}) = k\pi, k \in \mathbb{Z}$, un indice de confiance $\sin^2(\varphi)$ réduit les valeurs aberrantes de $\theta(\mathbf{x})$. L'estimateur de l'orientation principale locale $\bar{\theta}(\mathbf{x})$ est donc :

$$\begin{aligned}\bar{\theta}(\mathbf{x}) &= \frac{\tan^{-1}\left(\text{box}_k * (q_1 + iq_2)^2\right)}{2} \\ &= \frac{\tan^{-1}\left(\text{box}_k * (\sin^2(\varphi) e^{i2\theta})\right)}{2},\end{aligned}\tag{2.79}$$

où box_k est le filtre moyenne de taille $(2k + 1) \times (2k + 1)$ et $*$ est le produit de convolution.

[Unser *et al.*, 2009] ont également proposé une méthode de régularisation tenant compte du voisinage du pixel pour calculer son orientation. Nous avons fait l'analogie entre la transformée de Riesz et la transformée de Hilbert directionnelle en présentant le signal monogène. La régularisation consiste à trouver la direction $\theta(\mathbf{x})$ dans laquelle la transformée de Hilbert $\mathcal{H}_{\theta(\mathbf{x})}(I(\mathbf{x}))$, moyennée sur son voisinage, est maximale :

$$\bar{\theta}(\mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{\theta' \in [-\pi, \pi]} \left(\int_{\mathbb{R}^2} v(\mathbf{x}' - \mathbf{x}) |\mathcal{H}_{\theta'}(I(\mathbf{x}'))|^2 d\mathbf{x}' \right),\tag{2.80}$$

où $v(\mathbf{x}' - \mathbf{x})$ est une fenêtre de pondération symétrique. [Alessandrini *et al.*, 2013b] proposent d'utiliser une fenêtre Gaussienne $v_\sigma(\mathbf{x})$ d'écart-type σ : $v(\mathbf{x}) = v_\sigma(\mathbf{x})$ comme pondération. [Unser *et al.*, 2009] ont montré que dans le cas où $v(\mathbf{x})$ est un Dirac, $\bar{\theta}(\mathbf{x})$ est équivalent à $\theta(\mathbf{x})$ tel qu'il est exprimé

dans (2.75). On peut également formuler le critère de (2.80) avec une écriture matricielle :

$$\begin{aligned}
 & \int_{\mathbb{R}^2} v(\mathbf{x}' - \mathbf{x}) |\mathcal{H}_{\theta'}(I(\mathbf{x}'))|^2 d\mathbf{x}' \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} v(\mathbf{x}' - \mathbf{x}) |\cos(\theta') q_1(\mathbf{x}) + \sin(\theta') q_2(\mathbf{x})|^2 d\mathbf{x}' \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} v(\mathbf{x}' - \mathbf{x}) \begin{bmatrix} \cos(\theta') & \sin(\theta') \end{bmatrix} \mathbf{Q}(\mathbf{x}) \begin{bmatrix} \cos(\theta') \\ \sin(\theta') \end{bmatrix} d\mathbf{x}',
 \end{aligned} \tag{2.81}$$

où la composante $Q_{ij}(\mathbf{x})$ de la matrice $\mathbf{Q}(\mathbf{x})$ à la ligne i et à la colonne j , pour $i, j = \{1, 2\}$, est définie comme :

$$Q_{ij}(\mathbf{x}) = \int_{\mathbb{R}^2} v(\mathbf{x}' - \mathbf{x}) q_i(\mathbf{x}') q_j(\mathbf{x}') d\mathbf{x}'. \tag{2.82}$$

La solution maximisant le critère (2.81) est donnée par le vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre de $\mathbf{Q}(\mathbf{x})$. Ce vecteur est de la forme $[\cos(\bar{\theta}(\mathbf{x})), \sin(\bar{\theta}(\mathbf{x}))]^T$, où $\bar{\theta}(\mathbf{x})$ est calculé par :

$$\bar{\theta}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2Q_{12}}{Q_{22} - Q_{11}} \right). \tag{2.83}$$

La figure 2.17, qui est issue de [Alessandrini *et al.*, 2013b], donne un exemple de régularisation d'orientation d'après la technique de [Unser *et al.*, 2009]. La figure présente d'abord l'image utilisée (Fig. 2.17(a)) puis l'image d'orientation idéale (Fig. 2.17(b)), l'orientation bruitée sans régularisation (Fig. 2.17(c)) et bruitée avec régularisation (Fig. 2.17(d)).

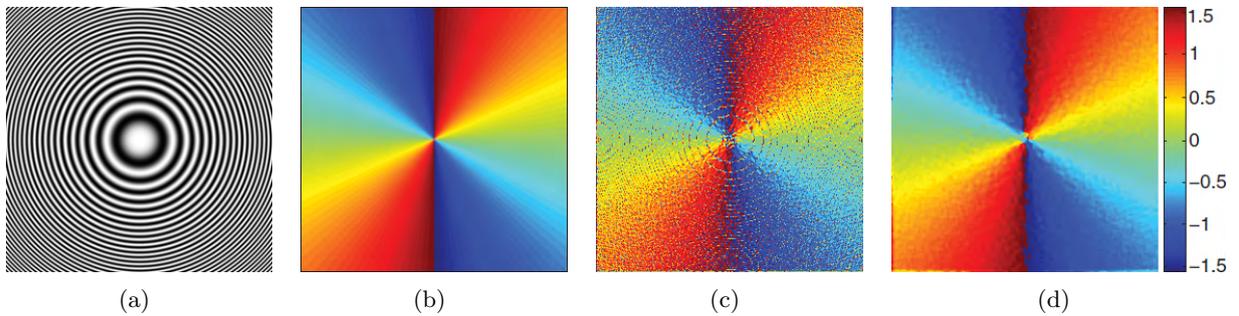


FIGURE 2.17 – Estimation de l'orientation de l'image 2.17(a). 2.17(b), Orientation idéale. 2.17(c), Orientation estimée sans régularisation. 2.17(d), Orientation estimée avec régularisation [Alessandrini *et al.*, 2013b].

2.2.4 Le signal monogène 3D

Nous avons vu dans la partie 2.1.2 l'intérêt d'utiliser des données 3D en estimation du mouvement. Certains auteurs ont proposé des méthodes utilisant le signal monogène 3D pour de la segmentation [Rajpoot *et al.*, 2009a, Wang *et al.*, 2009], reconstruction d'images [Chenouard et Unser, 2012] ou pour le recalage d'images ultrasonores [Grau *et al.*, 2006].

Le signal monogène 3D $V_{MS}(\mathbf{x})$ d'un volume $V(\mathbf{x})$, où $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$, s'obtient à partir de la transformée de Riesz 3D du premier ordre. Ce signal a la forme suivante :

$$V_{MS}(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}) + iq_1(\mathbf{x}) + jq_2(\mathbf{x}) + kq_3(\mathbf{x}), \quad (2.84)$$

où $[i, j, k, 1]^T$ est le repère 4D orthonormal où un voxel est représenté par les coordonnées $[q_1(\mathbf{x}), q_2(\mathbf{x}), q_3(\mathbf{x}), p(\mathbf{x})]^T$. Ce signal possède une composante supplémentaire vis-à-vis du signal monogène 2D. Cette composante est liée à la dimension supplémentaire ajoutée par la donnée. En effet, chacune de ces composantes imaginaires $q_i(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}) * h_i(\mathbf{x})$ est obtenue par convolution d'un filtre en quadrature $h_i(\mathbf{x})$ dont l'expression dans le domaine fréquentiel est :

$$H_i(\mathbf{u}) = -i \frac{u_i}{|\mathbf{u}|}, \quad (2.85)$$

où $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3]^T$ et $|\mathbf{u}| = \sqrt{u_1^2 + u_2^2 + u_3^2}$.

Ainsi, on peut calculer l'amplitude et la phase spatiale 3D de ce signal :

$$A(\mathbf{x}) = \sqrt{p^2(\mathbf{x}) + q_1^2(\mathbf{x}) + q_2^2(\mathbf{x}) + q_3^2(\mathbf{x})}, \quad (2.86)$$

$$\varphi(\mathbf{x}) = \arctan \left(\frac{\sqrt{q_1^2(\mathbf{x}) + q_2^2(\mathbf{x}) + q_3^2(\mathbf{x})}}{p(\mathbf{x})} \right). \quad (2.87)$$

En 2D, l'orientation principale correspond à l'angle de la projection du pixel sur le plan des imaginaires dans le repère (voir figure 2.14). Dans la mesure où pour le signal monogène 3D l'espace des imaginaires est également 3D, il faudrait deux angles pour décrire l'orientation. On ne peut donc pas obtenir directement d'information d'orientation principale, mais on peut en revanche se baser sur les équations (2.77) et (2.78) pour obtenir un vecteur d'orientation normalisé ainsi qu'un vecteur phase en 3 dimensions directement à partir des composantes du signal monogène 3D. Ainsi, pour une direction x_i , la composante du vecteur d'orientation normalisé $n_i(\mathbf{x})$ et la composante du vecteur phase $r_i(\mathbf{x})$ sont données par :

$$n_i(\mathbf{x}) = \frac{q_i(\mathbf{x})}{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|}, \quad (2.88)$$

$$r_i(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})n_i(\mathbf{x}) = \frac{q_i(\mathbf{x})}{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|} \arctan \left(\frac{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|}{p(\mathbf{x})} \right). \quad (2.89)$$

Le comportement de la phase, du vecteur phase et du vecteur d'orientation normalisé est le même en 3D que dans le cas bidimensionnel.

2.2.5 Le signal analytique isotrope 2D

Nous l'avons vu, le signal monogène est adapté aux images i1D, c'est-à-dire qu'il ne considère que les images ne contenant que des lignes droites localement. Nous avons illustré des images i0D, i1D et i2D dans la figure 2.12. Or, la plupart des images possèdent des frontières courbes ou des intersections, relative à des informations i2D. Le modèle d'une image i2D correspond à la combinaison

de deux fonctions 1D avec des orientations différentes :

$$I(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^1 f_i(\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{x}), \quad (2.90)$$

où $\mathbf{n}_i(\mathbf{x}) = [\cos \theta_i(\mathbf{x}), \sin \theta_i(\mathbf{x})]^T$ et $\theta_i(\mathbf{x})$ est l'orientation de la fonction 1D $f_i(\mathbf{x})$. Cependant, le signal monogène est incapable de décrire de telles structures, c'est pourquoi Wietzke *et al.* ont récemment introduit le signal analytique isotrope 2D (2D IAS pour *2D Isotropic Analytic Signal*) [Wietzke *et al.*, 2009, Wietzke et Sommer, 2010].

Cette extension est rendue possible par l'utilisation des transformées de Riesz du second ordre, en plus de la transformée de Riesz d'ordre 1 décrite dans les équations (2.69) et (2.70). Ces filtres s'expriment dans le domaine fréquentiel de la manière suivante :

$$H_{1,1}(\mathbf{u}) = -\frac{u_1^2}{\|\mathbf{u}\|^2}, \quad (2.91)$$

$$H_{1,2}(\mathbf{u}) = -\frac{u_1 u_2}{\|\mathbf{u}\|^2}, \quad (2.92)$$

$$H_{2,2}(\mathbf{u}) = -\frac{u_2^2}{\|\mathbf{u}\|^2}. \quad (2.93)$$

La figure 2.18 illustre chacun de ces filtres qui ne représentent finalement que la combinaison de deux filtres de Riesz du premier ordre : $h_{i,j}(\mathbf{x}) = h_i(\mathbf{x}) * h_j(\mathbf{x})$, où $*$ est le produit de convolution.

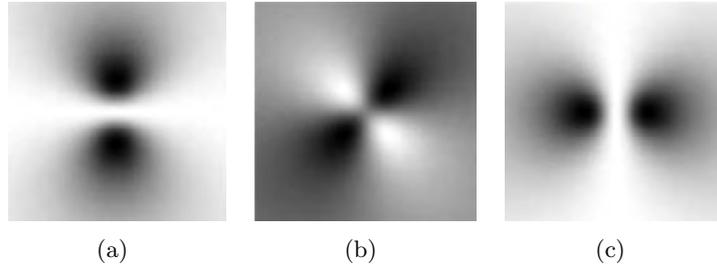


FIGURE 2.18 – 2.18(a), Filtre $H_{1,1}(\mathbf{u})$. 2.18(b), Filtre $H_{1,2}(\mathbf{u})$. 2.18(c), Filtre $H_{2,2}(\mathbf{u})$ [Wietzke et Sommer, 2010].

De nouvelles composantes peuvent être déduites de ces filtres, de la même manière que pour les composantes du signal monogène :

$$\begin{aligned} q_{1,1}(\mathbf{x}) &= h_{1,1}(\mathbf{x}) * p(\mathbf{x}), \\ q_{1,2}(\mathbf{x}) &= h_{1,2}(\mathbf{x}) * p(\mathbf{x}), \\ q_{2,2}(\mathbf{x}) &= h_{2,2}(\mathbf{x}) * p(\mathbf{x}). \end{aligned} \quad (2.94)$$

Avant de définir les informations extraites à partir de ces composantes, il est nécessaire de définir

les composantes intermédiaires $q_s(\mathbf{x})$, $q_+(\mathbf{x})$ et $q_{+-}(\mathbf{x})$ pour simplifier les équations :

$$\begin{aligned} q_s(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} (q_{1,1}(\mathbf{x}) + q_{2,2}(\mathbf{x})) = \frac{1}{2} p(\mathbf{x}), \\ q_+(\mathbf{x}) &= q_{1,2}(\mathbf{x}), \\ q_{+-}(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} (q_{1,1}(\mathbf{x}) - q_{2,2}(\mathbf{x})) \end{aligned} \quad (2.95)$$

De ces composantes, deux informations supplémentaires peuvent être obtenues : l'orientation moyenne $\theta_m(\mathbf{x}) = (\theta_1(\mathbf{x}) + \theta_2(\mathbf{x})) / 2$ et un angle d'ouverture $\alpha(\mathbf{x}) = \theta_1(\mathbf{x}) - \theta_2(\mathbf{x})$, nommé apex.

$$\theta_m(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{q_+(\mathbf{x})}{q_{+-}(\mathbf{x})} \right), \quad (2.96)$$

$$\alpha(\mathbf{x}) = \arctan \left(\frac{\sqrt{q_s^2(\mathbf{x}) - (q_+^2(\mathbf{x}) + q_{+-}^2(\mathbf{x}))}}{q_+^2(\mathbf{x}) + q_{+-}^2(\mathbf{x})} \right). \quad (2.97)$$

Nous avons vu que l'orientation principale du signal monogène était orthogonale au contour des formes présentes dans l'image ce qui implique qu'elle ne donne l'orientation que pour des structures considérées très localement dans l'image. Par contre, l'orientation moyenne permet de tenir compte des deux orientations relatives au modèle de l'image donné dans l'équation (2.90). De plus, nous avons vu que l'orientation principale n'était pas bien définie pour les zones de l'image où $\varphi(\mathbf{x}) = k\pi$, pour $k \in \mathbb{Z}$. Ce n'est pas le cas de l'orientation moyenne qui est définie pour toute valeur de $\varphi(\mathbf{x})$.

En ce qui concerne l'angle apex, nous avons dit qu'il s'agissait de la différence entre les deux orientations qui constituent une image i2D. En combinaison avec l'orientation moyenne $\theta_m(\mathbf{x})$, cet angle permet d'estimer ces deux orientations. En effet, on sait par définition que $\theta_m(\mathbf{x}) = \frac{\theta_1(\mathbf{x}) + \theta_2(\mathbf{x})}{2}$ et que $\alpha(\mathbf{x}) = \theta_1(\mathbf{x}) - \theta_2(\mathbf{x})$. On peut facilement en déduire une estimation des angles $\theta_1(x) = \theta_m(\mathbf{x}) + \alpha(\mathbf{x})/2$ et $\theta_2(x) = \theta_m(\mathbf{x}) - \alpha(\mathbf{x})/2$.

Enfin, une composante homogène $q_h(\mathbf{x})$ peut être calculée à partir de cet angle apex pour adapter l'amplitude, la phase spatiale et l'orientation principale à la dimension intrinsèque de l'image en chaque pixel.

$$q_h(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{1 + \cos(\alpha(\mathbf{x}))}{2}}, \quad (2.98)$$

$$A(\mathbf{x}) = \sqrt{p^2(\mathbf{x}) + \left(\frac{q_1(\mathbf{x})}{q_h(\mathbf{x})}\right)^2 + \left(\frac{q_2(\mathbf{x})}{q_h(\mathbf{x})}\right)^2}, \quad (2.99)$$

$$\varphi(\mathbf{x}) = \arctan\left(\frac{\sqrt{\left(\frac{q_1(\mathbf{x})}{q_h(\mathbf{x})}\right)^2 + \left(\frac{q_2(\mathbf{x})}{q_h(\mathbf{x})}\right)^2}}{p(\mathbf{x})}\right), \quad (2.100)$$

$$\theta(\mathbf{x}) = \arctan\left(\frac{q_2(\mathbf{x})/q_h(\mathbf{x})}{q_1(\mathbf{x})/q_h(\mathbf{x})}\right). \quad (2.101)$$

Les expressions (2.99) à (2.101) représentent une généralisation des informations extraites du signal monogène aux signaux i2D. Il est clair que si $\theta_1(\mathbf{x}) = \theta_2(\mathbf{x})$, alors $\alpha(\mathbf{x}) = 0$ et par conséquent $q_h(\mathbf{x}) = 1$. Dans ce cas, il n'y a qu'une orientation prédominante dans l'image autour de la position \mathbf{x} , donc l'image est localement i1D et on revient sur les expressions des informations issues du signal monogène. Ainsi, sans avoir aucune connaissance *a priori* du signal, on peut adapter les informations d'amplitude, de phase spatiale et d'orientation principale à la dimension intrinsèque de l'image.

Utiliser la phase spatiale de ces signaux, portant l'information structurelle des images, permet de s'abstraire de l'énergie de ces images. En estimation du mouvement, cela permet entre autre de ne plus être soumis aux variations d'intensité lumineuse entre deux images de la séquence. Ces avantages ont fait du signal monogène un outil utilisé dans des applications nombreuses et variées comme la détection de structures [Zang et Sommer, 2006], la segmentation [Felsberg et Sommer, 2000, Rajpoot *et al.*, 2009b, Wang *et al.*, 2009, Belaid *et al.*, 2011], la stéréo-vision [Felsberg, 2002] et l'estimation de mouvement, que ce soit en 2D [Felsberg, 2004, Mellor et Brady, 2005, Zang *et al.*, 2007] ou en 3D [Grau *et al.*, 2006, Grau *et al.*, 2007, Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007].

Le signal analytique isotrope 2D, plus récent, a d'abord été comparé au signal monogène pour l'estimation de flux optique global [Wietzke *et al.*, 2009] ou local [Alessandrini *et al.*, 2013a]. Il a également été utilisé pour la détection d'enveloppe de données RF en imagerie échographique [Wachinger *et al.*, 2011, Wachinger *et al.*, 2012]. [Marchant et Jackway, 2011] ont utilisé les deux orientations rendues disponibles par ce signal pour mesurer le taux et la direction de la croissance des coraux sur des images à rayon X.

Les travaux effectués durant cette thèse reposent sur des méthodes d'estimation du mouvement basées sur la phase issue des signaux complexes ou hypercomplexes que nous venons de présenter, décrites dans la suite de cette section.

2.2.6 Les signaux complexes et hypercomplexes en estimation du mouvement

Différents auteurs ont montré l'intérêt de l'utilisation de signaux complexes ou hypercomplexes en traitement d'images. Dans le cadre de l'estimation du mouvement en imagerie médicale, ces approches peuvent être différentielles ou basées sur une fonction de coût à optimiser.

2.2.6.1 Approches différentielles

Nous décrivons ici deux approches différentielles basées respectivement sur la phase spatiale de signaux complexes et monogènes. Chacune de ces deux approches considère un modèle de déplacement réduit à une estimation locale des translations, comparable à la méthode de Lucas et Kanade présentée dans la section 2.1.1.2.

Utilisation de la phase de signaux complexes 2D

Cette méthode est l'extension directe en 2D de l'approche de différence de phase 1D. Alors que l'hypothèse faite par [Lucas et Kanade, 1981] de conservation d'intensité des pixels tout au long de la séquence, [Basarab *et al.*, 2009a] considèrent que les phases spatiales issues du signal analytique complexe 2D par approche de « Single Orthant » est constante au fil du temps. Dans les deux cas, cela implique que le déplacement à estimer soit faible. On peut ainsi écrire pour une des phases $\varphi_{SO_i}(\mathbf{x}, t)$, $i = 1, 2$, extraite de l'image complexe $s_{SO_i}(\mathbf{x}, t)$, la relation suivante :

$$\varphi_{SO_i}(\mathbf{x}, t) - \varphi_{SO_i}(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t) = 0, \quad i = 1, 2. \quad (2.102)$$

Ayant fait l'hypothèse d'un déplacement faible et suivant le même raisonnement que dans la section 2.1.1.2, un développement limité permet d'écrire l'expression :

$$\varphi_{SO_i}(\mathbf{x}, t) - \varphi_{SO_i}(\mathbf{x}, t + \delta t) \approx \frac{\partial \varphi_{SO_i}}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial \varphi_{SO_i}}{\partial x_2} d_{x_2}, \quad i = 1, 2. \quad (2.103)$$

On peut écrire ce système sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi_{SO_1}}{\partial x_1} & \frac{\partial \varphi_{SO_1}}{\partial x_2} \\ \frac{\partial \varphi_{SO_2}}{\partial x_1} & \frac{\partial \varphi_{SO_2}}{\partial x_2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d_{x_1} \\ d_{x_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi_{SO_1}}{\partial t} \\ \frac{\partial \varphi_{SO_2}}{\partial t} \end{bmatrix}. \quad (2.104)$$

[Basarab *et al.*, 2009a] considèrent un signal 2D modulé dans les deux directions et suivant le modèle suivant :

$$I(x_1, x_2) = w(x_1, x_2) \cos(2\pi u_1 x_1) \cos(2\pi u_2 x_2). \quad (2.105)$$

En supposant un déplacement constant sur un bloc de l'image, les blocs $b_1(\mathbf{x})$ et $b_2(\mathbf{x})$ de chacune des images $I(\mathbf{x}, t)$ et $I(\mathbf{x}, t + 1)$ peuvent être définis par :

$$\begin{aligned} b_1(\mathbf{x}) &= w_{b_1}(\mathbf{x}) \cos(2\pi u_1(x_1 - d_{b_1})) \cos(2\pi u_2(x_2 + d_{b_2})), \\ b_2(\mathbf{x}) &= w_{b_2}(\mathbf{x}) \cos(2\pi u_1(x_1 - d_{b_1})) \cos(2\pi u_2(x_2 + d_{b_2})). \end{aligned} \quad (2.106)$$

D'après cette formulation, il est clair que l'estimation revient à calculer le décalage relatif entre chacun de ces blocs :

$$\begin{aligned} d_{x_1} &= d_{b_{21}} - d_{b_{11}}, \\ d_{x_2} &= d_{b_{22}} - d_{b_{12}}. \end{aligned} \quad (2.107)$$

L'estimation de ces décalages d_{x_1} et d_{x_2} se fait à partir de l'expression analytique des phases spatiales obtenues à partir de la transformée de Hilbert suivant l'approche de Hahn présentée dans la partie 2.2.2.3. Pour chacune des images, on obtient deux informations de phase, illustrées dans la figure 2.19 [Basarab, 2008].

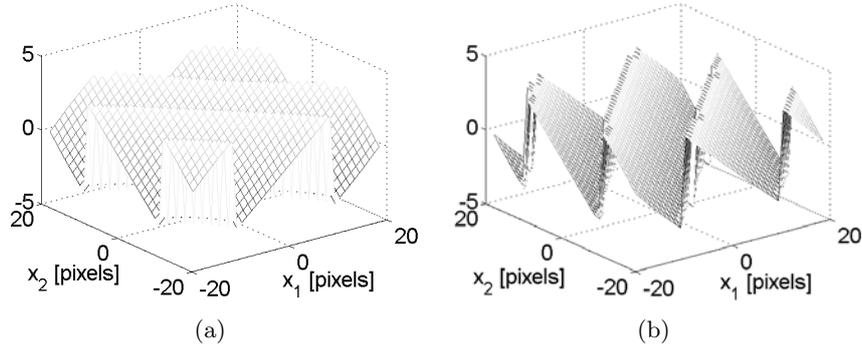


FIGURE 2.19 – Phases axiale (Fig. 2.19(a)) et latérale (Fig. 2.19(b)) d'une image suivant le modèle (2.105) [Basarab, 2008].

Chacune de ces phases correspond à chacun des orthants conservés par la transformation. L'expression analytique de ces phases est connue et s'exprime de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \varphi_{b_{1,1}}(\mathbf{x}) &= 2\pi u_1(x_1 - d_{b_{11}}) + 2\pi u_2(x_2 - d_{b_{12}}), \\ \varphi_{b_{1,2}}(\mathbf{x}) &= -2\pi u_1(x_1 - d_{b_{11}}) + 2\pi u_2(x_2 - d_{b_{12}}), \\ \varphi_{b_{2,1}}(\mathbf{x}) &= 2\pi u_1(x_1 - d_{b_{21}}) + 2\pi u_2(x_2 - d_{b_{22}}), \\ \varphi_{b_{2,2}}(\mathbf{x}) &= -2\pi u_1(x_1 - d_{b_{21}}) + 2\pi u_2(x_2 - d_{b_{22}}). \end{aligned} \quad (2.108)$$

De ces expressions, on peut définir une différence de phases axiale φ_1 et latérale φ_2 :

$$\begin{aligned} \varphi_1(\mathbf{x}) &= \varphi_{b_{1,1}}(\mathbf{x}) - \varphi_{b_{2,1}}(\mathbf{x}) = 2\pi u_1 d_{x_1} + 2\pi u_2 d_{x_2}, \\ \varphi_2(\mathbf{x}) &= \varphi_{b_{1,2}}(\mathbf{x}) - \varphi_{b_{2,2}}(\mathbf{x}) = -2\pi u_1 d_{x_1} + 2\pi u_2 d_{x_2}. \end{aligned} \quad (2.109)$$

$\varphi_1(\mathbf{x})$ et $\varphi_2(\mathbf{x})$ sont donc simplement les dérivées temporelles des phases instantanées. De la même manière, on peut ainsi obtenir analytiquement les dérivées spatiales de ces phases :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_{b_{1,1}}}{\partial x_1} = \frac{\partial \varphi_{b_{2,1}}}{\partial x_1} &= 2\pi u_1, & \frac{\partial \varphi_{b_{1,1}}}{\partial x_2} = \frac{\partial \varphi_{b_{2,1}}}{\partial x_2} &= 2\pi u_2, \\ \frac{\partial \varphi_{b_{1,2}}}{\partial x_1} = \frac{\partial \varphi_{b_{2,2}}}{\partial x_1} &= -2\pi u_1, & \frac{\partial \varphi_{b_{1,2}}}{\partial x_2} = \frac{\partial \varphi_{b_{2,2}}}{\partial x_2} &= 2\pi u_2. \end{aligned} \quad (2.110)$$

Deux points, dus au caractère périodique de la phase, sont à mettre en évidence sur ces déplacements.

Le premier est que le déplacement doit être inférieur à une demi-période, le second est que la phase est linéaire par morceau. Cela implique une discontinuité de la différence de phase, appelée saut de phase, à cause du décalage entre les deux phases considérées. Pour éviter cela, il est possible de dérouler la phase en 1D mais en 2D la tâche est plus complexe à mettre en œuvre. En tenant compte de l'hypothèse que le déplacement est localement constant, une alternative est de ne tenir compte des valeurs de cette différence de phase uniquement en dessous d'un certain seuil. L'estimateur ne tiendra plus compte du déplacement en chaque pixel mais seulement d'un décalage unique sur le bloc entier de l'image, et ne tenant ainsi plus compte des valeurs aberrantes engendrées par les sauts de phase. Pour cela, on considèrera la valeur moyenne des différences de phases $\bar{\varphi}_1$ et $\bar{\varphi}_2$ en dessous d'un certain seuil dans les blocs courants de chaque image.

$$\begin{bmatrix} 2\pi u_1 & 2\pi u_2 \\ -2\pi u_1 & 2\pi u_2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d_{x_1} \\ d_{x_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\varphi}_1 \\ \bar{\varphi}_2 \end{bmatrix}. \quad (2.111)$$

On peut maintenant déduire une forme de l'estimateur.

$$\begin{aligned} \hat{d}_{x_1} &= \frac{\bar{\varphi}_1 - \bar{\varphi}_2}{4\pi u_1}, \\ \hat{d}_{x_2} &= \frac{\bar{\varphi}_1 + \bar{\varphi}_2}{4\pi u_2}. \end{aligned} \quad (2.112)$$

Dans le cas où l'on ne connaît pas le modèle de l'image, il est possible d'obtenir les dérivées spatiales des phases $\varphi_{b_i,k}$ numériquement, par différences finies. L'extension de cette technique au modèle affine a également été proposée [Alessandrini *et al.*, 2014].

Utilisation de la phase de signaux monogènes

Les méthodes d'estimation du mouvement que nous avons présentées jusqu'ici sont modélisées à partir du repère (ligne, colonne) de l'image. Il est pourtant plus difficile de prédire le déplacement lorsqu'il suit la direction des frontières des structures que lorsqu'il est orthogonal à ces structures [Sun *et al.*, 2008, Niu *et al.*, 2012]. L'intérêt de proposer des méthodes considérant l'orientation des frontières des structures des images a été soulevé pour la première fois par [Nagel et Enkelmann, 1986]. Ce concept a été repris plus tard, entre autre par [Felsberg, 2004] pour du flux optique local. Contrairement aux signaux complexes 2D, le signal monogène offre une information supplémentaire permettant de décrire l'image : l'orientation locale principale, qui est orthogonale aux contours des structures présentes dans une image. La technique proposée par l'auteur repose donc sur le même principe que la méthode basée sur la phase spatiale extraite du signal analytique complexe 2D. Toutefois, il utilise le vecteur phase $\mathbf{r}(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x}) [\cos(\theta(\mathbf{x})) \sin(\theta(\mathbf{x}))]^T$ plutôt que la phase spatiale seule $\varphi(\mathbf{x})$. Cela lui donne accès au vecteur phase, qui lui permet d'observer le déplacement selon la direction orthogonale aux contours des structures de l'image, en un pixel donné, comme le montre la figure 2.20.

L'auteur ne considère donc plus l'hypothèse de conservation d'intensité des images, mais plutôt

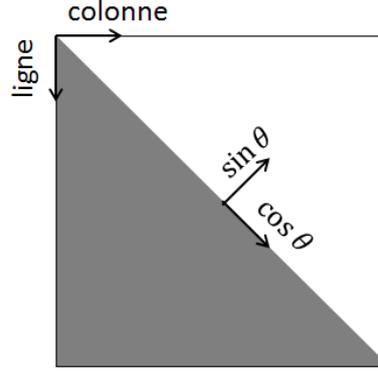


FIGURE 2.20 – Image quelconque avec un repère (ligne, colonne) et un repère suivant la direction intrinsèque de la structure, rendu possible grâce à l'orientation principale.

une conservation de phase le long de l'orientation principale au fil de la séquence :

$$\mathbf{r}(\mathbf{x}, t) = \mathbf{r}(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t). \quad (2.113)$$

Ici encore, il faut supposer que le déplacement à estimer est faible, un développement limité du premier ordre permet d'exprimer $\mathbf{r}(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t)$ en fonction de $\mathbf{r}(\mathbf{x}, t)$:

$$\mathbf{r}(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t) = \mathbf{r}(\mathbf{x}, t + \delta t) - \nabla^T \mathbf{r}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{d} + \mathcal{O}(\mathbf{d}^2), \quad (2.114)$$

où \cdot est le produit matriciel et $\nabla^T \mathbf{r}(\mathbf{x})$ est la matrice Jacobienne des dérivées spatiales du vecteur phase $\mathbf{r}(\mathbf{x})$, exprimée par :

$$\nabla^T \mathbf{r}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial r_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial r_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} \\ \frac{\partial r_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial r_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} \end{bmatrix}. \quad (2.115)$$

Dans la mesure où le signal monogène considère des structures localement 1D, la seule valeur propre de $\nabla^T \mathbf{r}(\mathbf{x})$ est la fréquence instantanée $f(\mathbf{x})$ et le vecteur propre associé est $\mathbf{n}(\mathbf{x}) = [\cos(\theta(\mathbf{x})) \sin(\theta(\mathbf{x}))]^T$. On obtient l'expression suivante [Felsberg, 2004, Unser *et al.*, 2009, Alessandrini *et al.*, 2013b] :

$$\begin{aligned} \nabla^T \mathbf{r}(\mathbf{x}) &= f(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}^T(\mathbf{x}) \\ &= f(\mathbf{x}) \begin{bmatrix} \cos^2(\theta(\mathbf{x})) & \cos(\theta(\mathbf{x})) \sin(\theta(\mathbf{x})) \\ \cos(\theta(\mathbf{x})) \sin(\theta(\mathbf{x})) & \sin^2(\theta(\mathbf{x})) \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (2.116)$$

Il est donc possible de réécrire l'équation (2.114) avec l'expression suivante [Felsberg, 2004] :

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + \delta t) &= \mathbf{r}(\mathbf{x}, t + \delta t) - f(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{d} + \mathcal{O}(\mathbf{d}^2) \\ &\approx \mathbf{r}(\mathbf{x}, t + \delta t) - f(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{d}. \end{aligned} \quad (2.117)$$

Le problème est que $\mathbf{n}(\mathbf{x})\mathbf{n}^T(\mathbf{x})f(\mathbf{x})$ est une matrice 2×2 dont le déterminant est nul et est donc non inversible [Maltaverne *et al.*, 2010]. En pratique, on fait l'hypothèse que le déplacement est constant sur une région $\aleph_{\mathbf{x}}$. Ainsi, il est possible de pallier à ce problème en sommant sur le

voisinage entier du pixel considéré. Cela donne un estimateur de la forme :

$$\hat{\mathbf{d}} = \left(\sum_{\mathbf{x} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} \mathbf{n}(\mathbf{x}) \mathbf{n}^T(\mathbf{x}) f(\mathbf{x}) \right)^{-1} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbb{N}_{\mathbf{x}}} \mathbf{r}(\mathbf{x}, t) - \mathbf{r}(\mathbf{x}, t + 1). \quad (2.118)$$

2.2.6.2 Fonctions de coût et signaux hypercomplexes

Nous avons décrit des méthodes différentielles utilisant la phase spatiale du signal analytique complexe 2D ou les informations extraites du signal monogène. Nous présentons maintenant le cas où l'estimation se fait à partir d'une fonction de coût et de la phase spatiale des images. La première méthode repose sur une fonction de coût calculée directement à partir des phases spatiales et des orientations principales de chaque image tandis que la seconde est basée sur l'utilisation de la phase spatiale dans le calcul de l'information mutuelle.

Fonctions de coût basées sur la phase et l'orientation

Deux mesures de dissimilarité de ce type ont été proposées pour des séquences échographiques, appelées « Orientation Difference » (OD) [Grau *et al.*, 2006] et « Feature Difference » (FD) [Grau *et al.*, 2007]. Ces mesures, englobées dans une approche multi-échelle ont les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} OD(T) = \sum_t \frac{\sum_{\mathbf{x}} W(\mathbf{x}, t) \cos(|\theta(\mathbf{x}, t, s) - \theta(T(\mathbf{x}), t + 1, s)|)}{\sum_{\mathbf{x}} W(\mathbf{x}, t)} \\ + \sum_t \frac{\sum_{\mathbf{x}} \varphi(\mathbf{x}, t, s) - \varphi(T(\mathbf{x}), t + 1, s)}{N_{\mathbf{x}}}. \end{aligned} \quad (2.119)$$

$$\begin{aligned} FD(T) = \sum_t \frac{\sum_{\mathbf{x}} W(\mathbf{x}, t) (1 - \mathbf{n}(\mathbf{x}, t, s) \mathbf{n}^T(T(\mathbf{x}), t + 1, s))}{\sum_{\mathbf{x}} W(\mathbf{x}, t)} \\ + \sum_t \frac{\sum_{\mathbf{x}} 1 - \cos(\varphi(\mathbf{x}, t, s) - \varphi(T(\mathbf{x}), t + 1, s))}{N_{\mathbf{x}}}. \end{aligned} \quad (2.120)$$

où s correspond à l'échelle courante et est directement lié au filtre passe-bande. En effet, le filtre passe-bande utilisé pour calculer le signal monogène fournira des informations de phase et d'orientation plus ou moins lissées. Par conséquent, plus ce filtre sera restrictif, plus l'échelle sera grossière. De plus, $\theta(\mathbf{x}, t, s)$, $\varphi(\mathbf{x}, t, s)$, $\mathbf{n}(\mathbf{x}, t, s)$ et $\mathbf{r}(\mathbf{x}, t, s)$ sont les informations extraites du signal monogène à la position \mathbf{x} et à l'instant t de la séquence. T est la transformation courante et $W(\mathbf{x}, t)$ est une pondération des différences entre les orientations aux temps t et $t + 1$:

$$W(\mathbf{x}, t) = \min(\sin^2(\varphi(\mathbf{x}, t, s)), \sin^2(\varphi(\mathbf{x}, t + 1, s))). \quad (2.121)$$

Le but de cette pondération est de donner plus d'importance aux valeurs de l'orientation lorsque la valeur correspondante de la phase spatiale est différente de $k\pi$, pour $k \in \mathbb{Z}$, car l'orientation

principale du signal monogène peut être instable dans ces zones de l'image (voir section 2.2.3.2). Afin de tenir compte de l'impact de la différence pour les deux images, la pondération est pénalisée par l'image où l'orientation est la plus instable. La pondération sera faible aux endroits où la phase sera proche de $k\pi$ pour au moins une des images, alors que si la phase est proche de $\pm\pi/2$ pour chacune des images, alors la pondération sera élevée.

Ces techniques sont appliquées à une séquence échographique, donc dans un cadre monomodal. Le changement de modalité entre les deux images peut nuire à ces critères. Les différences de phase et d'orientation souffriraient du changement de texture et de résolution entre les images et ces mesures ne seraient pas forcément minimales pour la déformation optimale.

Utilisation de la phase de signaux monogènes pour minimiser l'information mutuelle

L'information mutuelle reste un critère toujours intéressant. Comme le précisent [Mulet-Parada et Noble, 2000], le speckle des images ultrasonores introduit d'importants changements d'intensité, ce qui altère les données, alors que l'atténuation du signal ultrasonore modifie l'intensité d'une région de l'image en fonction de son orientation par rapport à la direction du faisceau ultrasonore. [Mellor et Brady, 2005] ainsi que [Zhang et al., 2006] ont proposé d'utiliser la phase au lieu de l'intensité dans le calcul de l'information mutuelle dans le cadre de recalage multimodal RM-US. L'obtention de l'information mutuelle basée sur la phase spatiale des images se fait donc avec l'expression :

$$MI(\varphi_{US}, \varphi_{MR}) = \sum_{i \in \varphi_{US}} \sum_{j \in \varphi_{MR}} p(i, j) \log \left(\frac{p(i, j)}{p(i)p(j)} \right), \quad (2.122)$$

où φ_{US} est la phase spatiale correspondant à l'image ultrasonore et φ_{MR} est la phase spatiale correspondant à l'image MR.

2.3 Orientations choisies et originalité des travaux

Dans ce chapitre consacré à l'état de l'art, nous avons abordé les problématiques d'estimation du mouvement en imagerie ultrasonore et en recalage multimodal, et en particulier MR-US. Nous avons vu que deux grands types d'approches d'estimation du mouvement se distinguent. On trouve en premier lieu les approches différentielles, qui reposent fortement sur l'hypothèse de conservation d'intensité lumineuse entre les deux images utilisées pour l'estimation. Cette hypothèse n'est pas toujours respectée en imagerie ultrasonore, c'est pourquoi un deuxième type de méthodes, basé sur la maximisation d'une mesure de ressemblance (ou sur la minimisation d'une mesure de dissimilitude), moins sensible à cette hypothèse, est plus répandu.

Nous avons également présenté les signaux complexes et hypercomplexes ainsi que les informations que l'on peut en extraire telle que la phase spatiale, qui est un bon descripteur des structures de l'image. Différents travaux de la littérature ont montré l'efficacité de la phase vis-à-vis de l'intensité

dans diverses méthodes d'estimation du mouvement, que ce soit pour des approches différentielles ou pour les méthodes utilisant une fonction de coût.

Ce travail de thèse est constitué de trois grandes orientations. Dans un premier temps, nous nous sommes penchés sur l'influence de chaque information extraite du signal monogène dans les estimations de mouvements pour des séquences US de simulation en deux et trois dimensions. Pour cela, nous avons mis en place un protocole de comparaison entre différentes approches de la littérature et avons proposé un estimateur de flux optique 3D basé sur l'orientation principale issue du signal monogène. Bien que sensible à certaines valeurs de la phase, nous montrons que les résultats sont plus robustes au bruit que l'intensité ou que les autres informations issues du signal monogène.

Nous avons également considéré l'influence de la phase dans un algorithme de recalage multimodal MR-US issu de la littérature. Nous montrons que la phase permet de diminuer l'erreur maximale du champ de déplacement estimé.

Finalement, nous montrons le résultat de l'estimation du flux optique basé sur la phase spatiale issue du signal monogène pour des images cliniques de la flore pelvienne dans le but de caractériser le degré du prolapsus génito-urinaire.

Chapitre 3

Informations extraites du signal monogène pour l'estimation de flux optique 2D et 3D sur des séquences échographiques

3.1 Introduction

Bien qu'il soit possible d'estimer le mouvement sur des données radio-fréquence (RF) avant formation des voies [Gueth *et al.*, 2009, Gueth *et al.*, 2010, Byram *et al.*, 2010], la plupart des méthodes d'estimation du mouvement s'appliquent soit sur les images RF, soit sur les images mode B. Dans ce chapitre, nous allons dans un premier temps considérer une estimation du mouvement 2D. Nous décrivons un ensemble de tests de comparaisons qui nous a permis de situer les approches de flux optiques basées sur la phase spatiale face à l'approche de mise en correspondance de blocs (BM), bien connue en estimation du mouvement appliquée à des images ultrasonores. Nous présentons les différences entre les informations de phase issues du signal analytique complexe 2D (2D CAS) et du signal monogène (MS) avant de rappeler brièvement les techniques comparées. Dans un second temps, nous poursuivons l'étude dans le cadre de l'estimation 3D, en évaluant les performances de toutes les informations extraites du signal monogène 3D. Cela nous a permis de proposer un estimateur basé sur le vecteur d'orientation normalisé issu du signal monogène 3D. Toutes les méthodes d'estimation du mouvement, qu'elles soient 2D ou 3D, sont basées sur une estimation locale du vecteur de déplacement comme une translation $\mathbf{d} = [d_{x_1}, d_{x_2}]^T$ constante sur un voisinage $\mathcal{N}_{\mathbf{x}}$:

$$I(\mathbf{x}, t) = I(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t + 1), \mathbf{x} \in \mathcal{N}_{\mathbf{x}}. \quad (3.1)$$

3.2 Cas de l'estimation du mouvement 2D

3.2.1 Phases spatiales issues du 2D CAS et du MS

Nous avons vu dans l'état de l'art qu'il pouvait être intéressant d'estimer le mouvement sur les structures des images plutôt que d'utiliser directement l'intensité de leurs pixels. Le MS, comme le 2D CAS, rend une information de phase accessible. Nous avons également vu que le signal monogène tenait compte de structures localement 1D, contrairement au 2D CAS, qui ne peut tenir compte de l'orientation des structures présentes dans l'image.

Nous avons utilisé le 2D CAS obtenu par l'approche « Single Orthant ». Celui-ci consiste à ne conserver que deux orthants (quadrant dans le cas d'une donnée 2D) du spectre de l'image. Il offre ainsi deux composantes $s_{SO_1}(x_1, x_2)$ et $s_{SO_2}(x_1, x_2)$, une pour chaque quadrant, qui sont obtenues dans le domaine fréquentiel avec les équations (2.63) et (2.64). Dans le domaine spatial, ces composantes ont une forme complexe, ce qui permet de calculer leur phase :

$$\varphi_{SO_i}(x_1, x_2) = \arctan \left(\frac{\Im(s_{SO_i}(x_1, x_2))}{\Re(s_{SO_i}(x_1, x_2))} \right), \quad i = 1, 2, \quad (3.2)$$

où $\Re(\bullet)$ et $\Im(\bullet)$ sont respectivement les parties réelle et imaginaire de \bullet . [Basarab *et al.*, 2009b] utilisent ces phases pour des images composées d'oscillations axiale et latérale, ce qui leur permet d'exprimer ces phases pour chaque image par les équations du système (2.108). Nous illustrons $\varphi_{SO_1}(x_1, x_2)$ et $\varphi_{SO_2}(x_1, x_2)$ obtenues pour l'image de Lena dans la figure 3.1. Dans cette figure, seuls les contours le long de la direction x_1 ou x_2 sont présents.

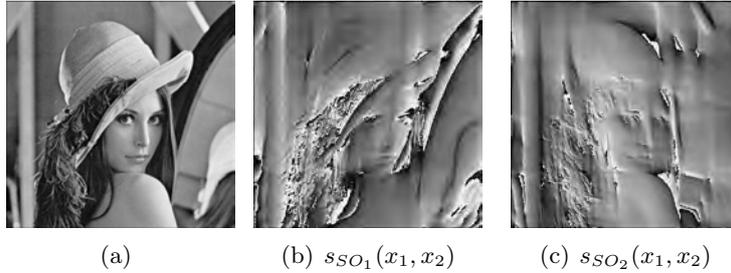


FIGURE 3.1 – Phases issues de la transformée de Hilbert 2D selon la méthode de Hahn, issues de $s_{SO_1}(x_1, x_2)$ (Fig. 3.1(b)) et $s_{SO_2}(x_1, x_2)$ (Fig. 3.1(c)) pour l'image de Lena (Fig. 3.1(a)).

Pour le signal monogène, l'équation (2.74) définit cette information de phase comme une information 1D dans la direction orthogonale au contour. Il est toutefois possible d'accéder à une information 2D grâce au vecteur phase $\mathbf{r}(x_1, x_2)$, obtenu par l'équation (2.78). Il décompose l'information de phase dans deux directions définies par vecteur d'orientation normalisé $\mathbf{n}(x_1, x_2)$ (cf. équation (2.77)). De cette manière, la phase est représentée selon un repère qui s'adapte aux contours des formes présentes dans l'image. La figure 3.2 illustre les images de phase $\varphi(\mathbf{x})$, de vecteur phase $r_1(\mathbf{x})$ et $r_2(\mathbf{x})$, d'orientation $\theta(\mathbf{x})$ et de vecteur d'orientation normalisé $n_1(\mathbf{x})$ et $n_2(\mathbf{x})$ pour l'image de Lena.

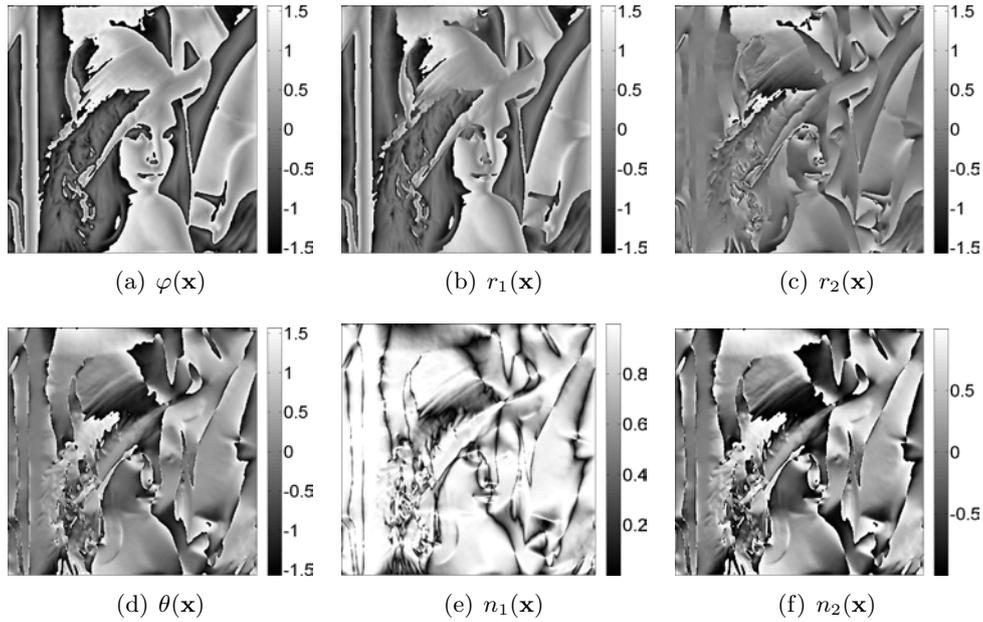


FIGURE 3.2 – Images de phase $\varphi(\mathbf{x})$, des composantes du vecteur phase $r_1(\mathbf{x})$ et $r_2(\mathbf{x})$, d'orientation principale $\theta(\mathbf{x})$ et des composantes du vecteur d'orientation normalisé $n_1(\mathbf{x})$ et $n_2(\mathbf{x})$.

3.2.2 Méthodes d'estimation du mouvement

Le but de ce travail est d'évaluer les performances des méthodes d'estimation du mouvement pour une paire d'images US. L'approche de BM, est une technique classique en estimation de mouvement appliquée à des images US. Nous nous intéressons aux approches basées sur la phase spatiale issue du 2D CAS et du MS. Cette évaluation a consisté à comparer ces techniques en termes de précision et de temps de calcul. Ainsi, l'objectif est de déterminer la méthode offrant le meilleur compromis entre ces deux critères pour permettre un bon suivi des tissus tout en s'approchant autant que possible du temps réel.

La première méthode que nous prenons en compte est une méthode de BM. Nous avons détaillé cette méthode dans la section 2.1.1.1 du chapitre sur l'état de l'art. Nous y avons également énuméré plusieurs mesures, qui peuvent être utilisées comme critère de ressemblance ou de dissimilarité. Parmi ces différentes mesures, nous avons choisi la fonction d'inter-corrélation. Pour obtenir une estimation subpixelique, nous avons interpolé cette mesure par des fonctions B-spline avant la recherche du maximum. Un mauvais choix du facteur d'interpolation peut nuire à la précision de l'estimation. Plus ce facteur sera grand, plus le résultat estimé sera fin. Cependant, cela engendre par la même occasion une augmentation importante des temps de calcul. Il est donc nécessaire de faire un compromis entre le temps d'exécution et la précision de l'estimation.

La deuxième méthode qui est utilisée est celle de [Basarab *et al.*, 2009b], basée sur la phase spatiale issue du 2D CAS, ce dernier étant obtenu par la méthode de single orthant. Cette approche est comparable à l'estimation de flux optique local de [Lucas et Kanade, 1981]. La principale différence réside dans le fait qu'au lieu d'avoir une information d'intensité, deux valeurs de phases sont associées

à un même pixel.

Enfin, la troisième méthode est le flux optique basé sur la phase spatiale issue du signal monogène [Felsberg, 2004]. Comme nous l'avons expliqué précédemment, cette approche a l'avantage de tenir compte de l'orientation des contours des structures présentes dans l'image, cette information étant inaccessible pour le 2D CAS.

Un atout de ces deux dernières méthodes vis-à-vis du BM, est qu'elles ne nécessitent aucune interpolation pour atteindre une précision subpixelique.

3.2.3 Images utilisées

Ces méthodes ont été appliquées à trois types d'images différentes. La première image est une image synthétique, modélisant une réponse impulsionnelle spatiale (« Point Spread Function », ou PSF). Son modèle correspond à une Gaussienne 2D ayant subi des modulations d'amplitude dans la direction axiale :

$$I(x_1, x_2) = \sin(2\pi u_1 x_1) e^{-\left(\frac{\pi(x_1 - c_1)}{\sigma_1}\right)^2} e^{-\left(\frac{\pi(x_2 - c_2)}{\sigma_2}\right)^2}. \quad (3.3)$$

Dans notre exemple, nous avons considéré une fréquence axiale normalisée $u_1 = 1/10$ et les écarts-type σ_1 et σ_2 sont fixés à 30 pixels. Les moyennes de la Gaussienne 2D (c_1, c_2) correspondent au centre de l'image. L'image résultant de ce modèle ainsi que ses images de phase sont illustrées par la figure 3.3. Ce type d'images permet de comparer nos méthodes dans un cas plus simple.

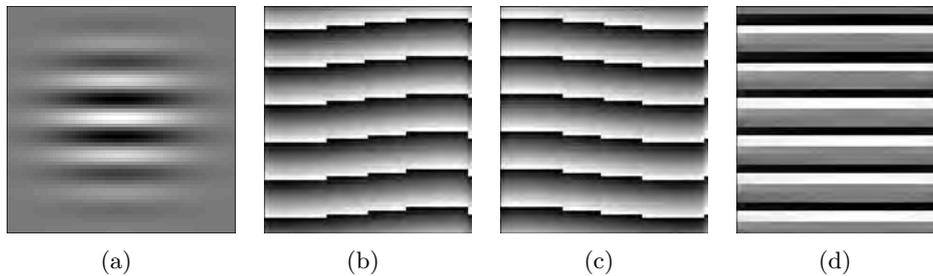


FIGURE 3.3 – 3.3(a), Image de PSF synthétique suivant le modèle (3.3) et ses phases extraites du 2D CAS (Fig. 3.3(b) et 3.3(c)) et du MS (Fig. 3.3(d)).

Pour les seconde et troisième paires d'images, une même région a été extraite d'une image RF d'un milieu homogène contenant une inclusion, présentée dans la figure 3.4, et de son image correspondante en mode B, qui est donnée dans la figure 3.6. Leurs images de phase sont respectivement présentées dans les figures 3.5 et 3.7.

Chacune de ces deux images, avec et sans déplacement, a été obtenue à l'aide du simulateur Field II [Jensen et Svendsen, 1992]. La simulation d'une image US avec ce logiciel nécessite une description du milieu simulé. Ce descripteur du milieu $M(x_1, x_2)$, définit les structures présentes dans le champ d'exploration ainsi que les coefficients d'échogénicité qui leur sont attribués. Ainsi, un coefficient élevé fera de la région une zone claire de l'image alors qu'un coefficient faible donnera une région plus sombre dans l'image. Pour former le speckle de l'image, il faut d'abord définir aléatoirement, suivant une loi uniforme, la position des diffuseurs. Il est alors possible de leur associer une amplitude.

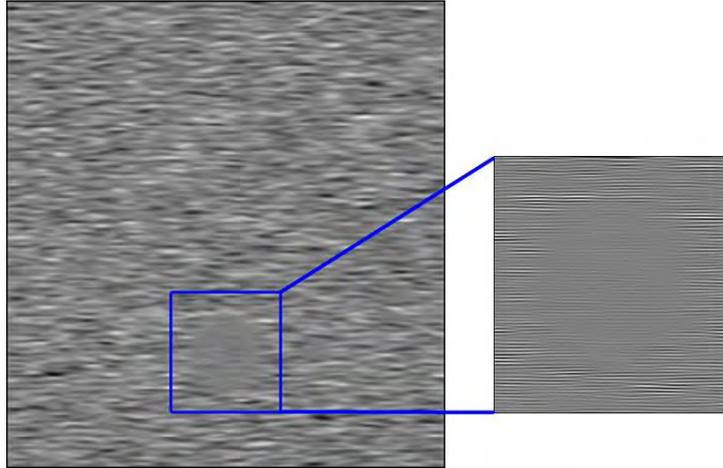


FIGURE 3.4 – Image RF à gauche et zoom sur le le bloc utilisé à droite.

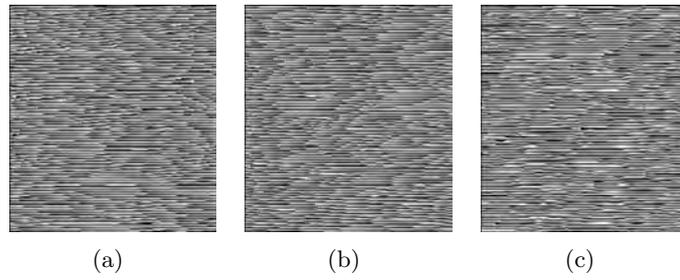


FIGURE 3.5 – Phases extraites du 2D CAS (Fig. 3.5(a) et 3.5(b)) et du MS (Fig. 3.5(c)) du bloc de l'image 3.4.

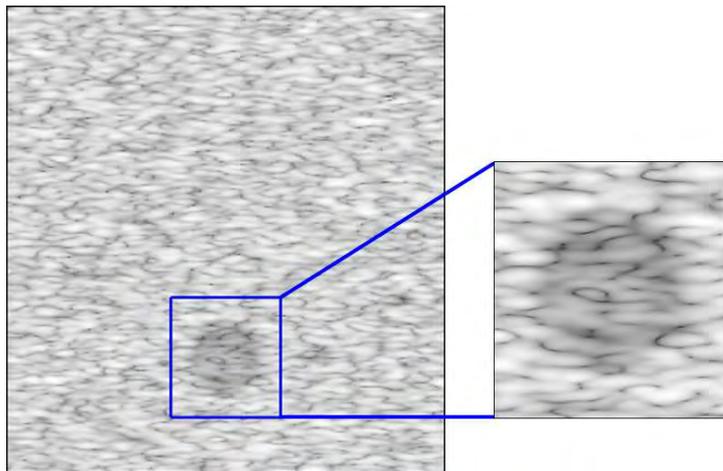


FIGURE 3.6 – Image mode B et le bloc utilisé correspondants à l'image RF de la figure 3.4.

Cette dernière est définie aléatoirement, selon une loi normale de moyenne nulle et d'écart-type proportionnel à la valeur du pixel le plus proche dans le modèle, noté $M(x_1^p, x_2^p)$. L'amplitude $a_d(x_1^d, x_2^d)$ d'un diffuseur à la position (x_1^d, x_2^d) est donc définie par la relation suivante :

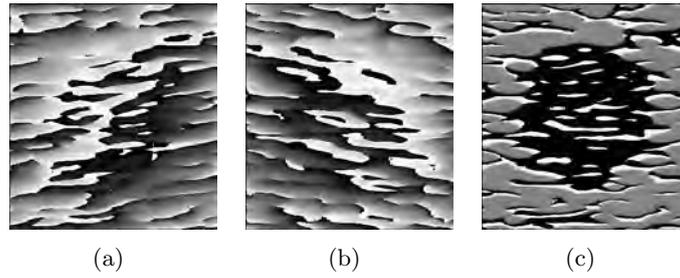


FIGURE 3.7 – Phases extraites du 2D CAS (Fig. 3.7(a) et 3.7(b)) et du MS (Fig. 3.7(c)) du bloc de l'image 3.6.

$$a_d(x_1^d, x_2^d) \sim \mathcal{N}(0, M^2(x_1^p, x_2^p)). \quad (3.4)$$

La génération des lignes RF peut ensuite être effectuée. Les principales étapes d'une simulation Field II classique sont représentées par la figure 3.8.

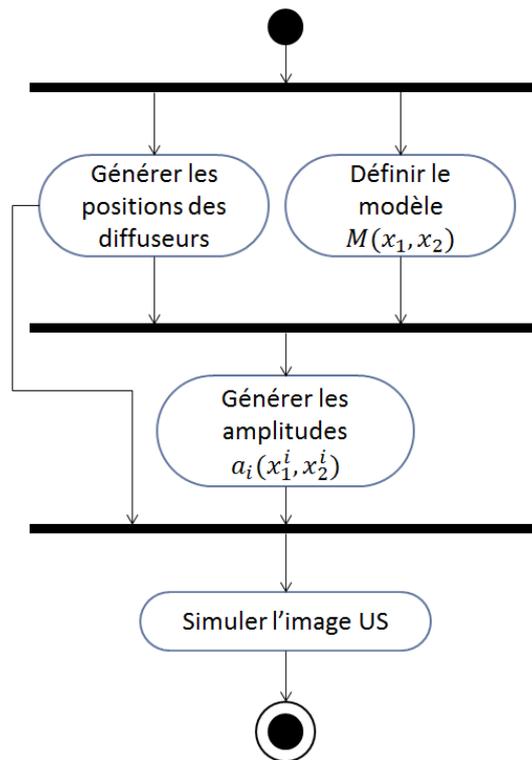


FIGURE 3.8 – Diagramme montrant les principales étapes de la simulation de l'image ultrasonore.

Les paramètres de simulation sont synthétisés dans la table 3.1.

Pour ces simulations, la taille des images a été fixée à (57, 53) mm environ, respectivement dans les directions axiale et latérale. La fréquence de la sonde est de 7.5 MHz et la fréquence d'échantillonnage a été fixée à 20 MHz. Le milieu est composé de 15000 diffuseurs.

Paramètre	Valeur
Fréquence de la sonde	7.5 MHz
Fréquence d'échantillonnage	20 MHz
Dimension axiale du milieu	57 mm
Dimension latérale du milieu	53 mm
Taille axiale d'un pixel	0.019 mm
Taille latérale d'un pixel	0.075 mm
Nombre de diffuseurs dans le milieu	15 000

TABLE 3.1 – Paramètres de simulation des images RF et mode B.

La région choisie représente l'inclusion entière pour avoir une information de structure dans toutes les directions. La région d'intérêt correspond à la zone du tissu se trouvant environ entre 36.25 mm et 51.1 mm axialement et -6.7 mm et 6.8 mm latéralement.

3.2.4 Résultats

Nous comparons maintenant les méthodes que nous avons présentées, selon plusieurs critères. Pour chacune des images décrites, nous montrons d'abord le comportement de ces estimateurs en fonction de la taille du bloc considéré. Cela nous permettra de définir la taille d'une région d'intérêt pour ensuite évaluer leur robustesse au bruit. Nous étudierons également la précision de ces estimateurs selon une amplitude de déplacement variant dans la direction axiale ou latérale. Les méthodes de flux optique, qu'elles soient basées sur la phase spatiale ou non, ne peuvent estimer que de faibles déplacements. C'est pourquoi ces évaluations porteront sur des décalages inférieurs ou égaux à 1 pixel. Enfin, les temps de calculs de chacune de ces méthodes seront évalués.

3.2.4.1 Évaluation des estimateurs sur l'image de PSF

Influence du facteur d'interpolation

Nous observons d'abord le comportement de la fonction d'inter-corrélation selon les facteurs d'interpolation de 2, 5, 8 et 10. Nous avons choisi une interpolation de type spline, qui est une technique très utilisée. Une interpolation basée sur un ajustement polynomial d'ordre 2 aurait donné des résultats équivalents.

Le but ici est de montrer que ce paramètre joue un rôle important dans la précision de l'estimation basée sur la maximisation de la mesure. Le déplacement imposé était de 0.8 pixels dans la direction axiale et de 0.4 pixels dans la direction latérale. La taille des images a été fixée à 60×60 pixels et l'écart-type de la Gaussienne utilisée pour former la PSF était de 30 pixels dans les deux directions. Pour l'estimateur basé sur la phase extraite de signaux analytiques complexes, la fréquence utilisée dans l'équation (2.112) a été fixée à $1/10$ dans la direction axiale. Pour rester cohérent avec les comparaisons faites dans [Abbal *et al.*, 2011] et pour vérifier la validité de la méthode, nous avons conservé l'expression analytique de l'estimateur, et avons fait l'approximation que l'image possède une fréquence de modulation latérale basse, que nous avons fixée arbitrairement à $1/400$. La table 3.2 montre les moyennes et écarts-type sur 128 tirages de bruit Gaussien de 5 dB pour le BM et les

deux approches basées sur la phase issue du signal analytique complexe 2D ou du signal monogène, qui ne nécessitent pas d'interpolation. Nous avons choisi un bruit important pour cette évaluation pour observer la précision que pouvait atteindre un facteur d'interpolation quelconque dans un cas défavorable.

Méthode	Facteur d'interpolation	μ_{x_1}	σ_{x_1}	μ_{x_2}	σ_{x_2}
2D CAS	1	0.45	0.034	0.67	0.034
MS	1	0.41	0.034	0.015	0.076
CC	2	0.98	0.87	0.56	1.04
	4	0.75	0.022	0.32	1.001
	5	0.8	2.4×10^{-15}	0.45	0.94
	8	0.81	0.062	0.34	1.062
	10	0.8	0.028	0.28	0.93

TABLE 3.2 – Moyennes et écarts-type des estimation par BM pour 128 tirages de bruit Gaussien de 5 dB selon différents facteurs d'interpolation et de flux optique basés sur la phase issue du 2D CAS et du MS, sans interpolation, pour l'image de PSF. Le déplacement a été fixé à 0.8 pixels dans la direction axiale et 0.4 pixels dans la direction latérale.

Le bruit étant particulièrement présent dans ces images, les erreurs moyennes des méthodes basées sur la phase du 2D CAS ou du MS sont élevées. Nous montrerons dans la suite que ces résultats peuvent être améliorés avec un meilleur SNR. Le point important que souligne la table 3.2 est que sans interpolation, ces techniques peuvent fournir une estimation avec une précision sub-pixellique, contrairement à l'approche basée sur la fonction d'inter-corrélation, qui ne peut fournir qu'une estimation du déplacement grossier (de l'ordre du pixel). Les facteurs d'interpolation de 5 et 10 sont les plus adaptés pour cette estimation dans la mesure où ils permettent d'estimer le déplacement de l'ordre de 0.2 pixels et 0.1 pixels respectivement. Nous avons donc choisi pour les évaluations suivantes un facteur d'interpolation de 5 pour rechercher le maximum de la fonction d'inter-corrélation, afin de pouvoir atteindre la précision souhaitée en ajoutant le moins d'information possible aux images.

Variation de la taille de l'image

Nous étudions maintenant l'influence de la taille de l'image contenant la PSF, que nous avons fait varier d'un facteur allant de 1 à 2.5 fois les écarts-type de la Gaussienne dans l'équation (3.3) pour un rapport signal sur bruit (SNR) de 30 dB. Les autres paramètres sont répertoriés dans la table 3.3.

La figure 3.9 montre que l'utilisation de la fonction d'inter-corrélation atteint la meilleure précision lorsque la taille de l'image est supérieure ou égale à 2σ dans la direction latérale, où σ est l'écart-type de la Gaussienne utilisée pour former la PSF dans les deux directions. En effet, pour une taille de bloc inférieure à 2σ , l'image n'est qu'une sinusoïde qui s'atténue vers les bords de l'image. On ne peut discerner correctement les contours de la PSF et discriminer deux pixels latéralement voisins. Il

Facteur d'interpolation	SNR (dB)	σ	d_{x_1} (px)	d_{x_2} (px)	u_1	u_2
5	30	30	0.8	0.4	1/10	1/400

TABLE 3.3 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de la taille de l'image dans l'estimation du mouvement pour l'image de PSF. σ est l'écart-type de la PSF dans les deux directions et u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

faut que l'image soit au moins deux fois plus grande que ses écarts-type pour commencer à pouvoir observer les contours de la Gaussienne, et ainsi pouvoir relever un déplacement latéral. Au contraire, les oscillations permettent à la corrélation de retrouver avec précision le déplacement axial pour toutes les tailles de l'image testées.

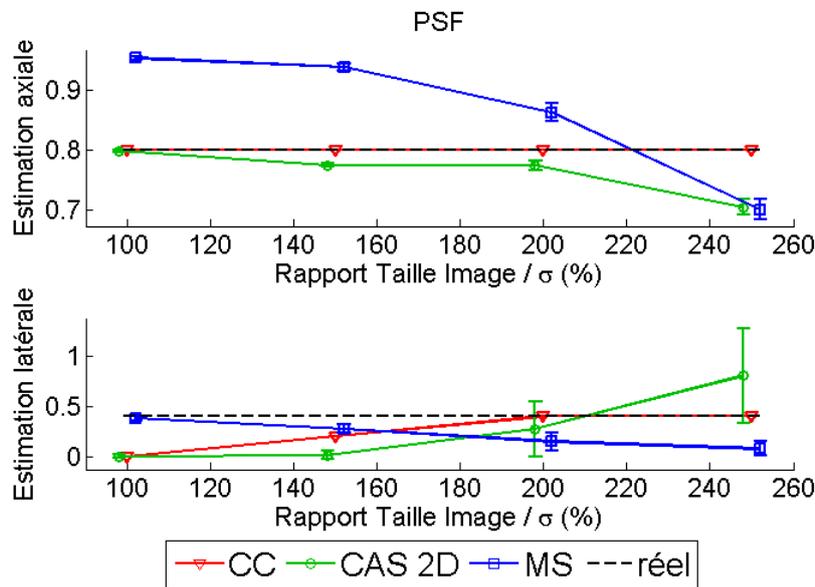


FIGURE 3.9 – Moyennes et écarts-type des estimations du déplacement selon les trois méthodes en fonction de la taille de l'image par rapport à l'écart-type de la gaussienne formant la PSF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

La méthode basée sur la phase issue du signal analytique complexe montre également une bonne précision dans la direction axiale, mais qui se dégrade lorsque la taille de l'image augmente. En effet, plus l'image est grande, plus une zone homogène – au bruit près – apparaît autour de la PSF. Cette région de l'image ne contient pas d'oscillation mais seulement du bruit qui est mis en valeur dans l'image de phase. Cela a pour effet de dégrader la précision de l'estimation. En accord avec ce que nous avons annoncé précédemment, aucune oscillation n'est présente dans la direction latérale et cette méthode ne peut estimer correctement le déplacement dans cette direction.

En ce qui concerne le signal monogène, on constate qu'il peut estimer le déplacement latéral pour une image relativement petite par rapport à la PSF mais cette précision diminue lorsque la taille de l'image augmente. En effet, à partir d'une taille égale à 2σ , la seule information qui commence à apparaître autour de la PSF est du bruit, tout comme pour la méthode précédente. Bien que très

faible, ce dernier est mis en évidence dans les images de phase et fausse l'estimation. Cela explique aussi l'augmentation de l'écart-type dans l'estimation.

Pour se placer dans un cadre le plus favorable possible pour chaque image, nous fixons une taille d'image égale à 2 fois l'écart-type, c'est-à-dire de 60×60 pixels.

Robustesse des estimateurs face au bruit

Nous observons maintenant la robustesse vis-à-vis du bruit. Pour cela, nous avons introduit dans les images un bruit additif Gaussien, en faisant varier le SNR de 5 à 45 dB pour 128 tirages de bruit pour chaque valeur du SNR. La table 3.4 synthétise les paramètres utilisés pour les estimations.

Taille de l'image écart-type de la PSF	Facteur d'interpolation	d_{x_1} (px)	d_{x_2} (px)	u_1	u_2
2	5	0.8	0.4	1/10	1/400

TABLE 3.4 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence du SNR dans l'estimation du mouvement pour l'image de PSF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

Les moyennes μ_{x_1} et μ_{x_2} et les écarts-type σ_{x_1} et σ_{x_2} obtenus sont présentés par la figure 3.10 et les tables 3.5 et 3.6, qui montrent respectivement les valeurs numériques pour des SNR de 5, 25 et 45 dB pour les estimation des composantes axiale et latérale du déplacement.

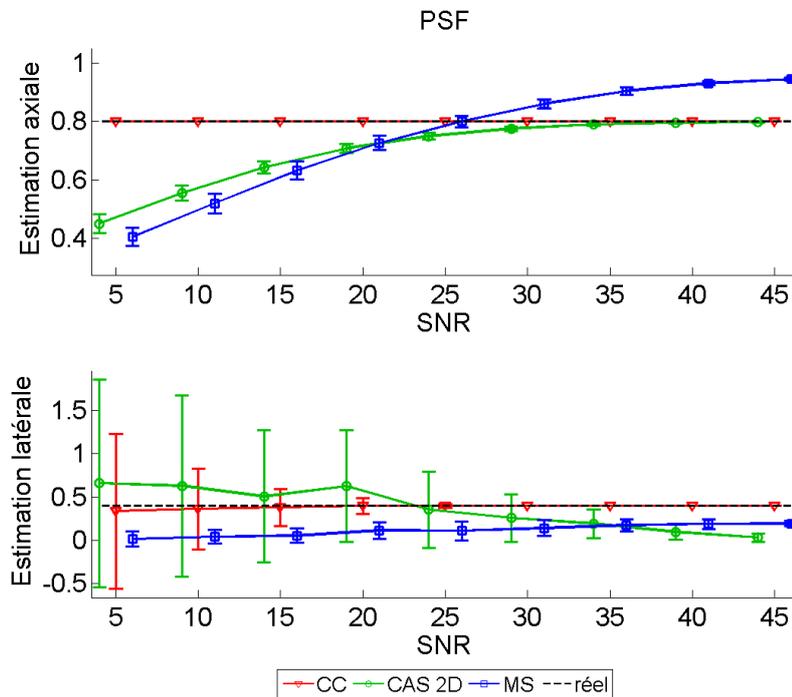


FIGURE 3.10 – Estimation du déplacement selon les trois méthodes en fonction du SNR sur l'image de PSF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

Alors que le bruit ne dégrade pas l'estimation axiale pour l'utilisation de la fonction d'inter-

SNR (dB)	CC		2D CAS		MS	
	μ_{x_1}	σ_{x_1}	μ_{x_1}	σ_{x_1}	μ_{x_1}	σ_{x_1}
5	0.8	2.4×10^{-15}	0.45	0.033	0.4	0.036
25	0.8	2.4×10^{-15}	0.75	0.01	0.8	0.02
45	0.8	2.4×10^{-15}	0.798	1.5×10^{-3}	0.95	5×10^{-3}

TABLE 3.5 – Estimation du déplacement axial pour la méthode de BM par inter-corrélation, de flux optique basés sur les phases du 2D CAS et du MS en fonction du bruit sur l'image de la PSF de la figure 3.3. Le vrai déplacement est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

SNR (dB)	CC		2D CAS		MS	
	μ_{x_2}	σ_{x_2}	μ_{x_2}	σ_{x_2}	μ_{x_2}	σ_{x_2}
5	0.34	0.87	0.69	1.36	0.02	0.07
25	0.4	7.2×10^{-16}	0.37	0.42	0.1	0.09
45	0.4	7.2×10^{-16}	0.33	0.05	0.19	0.04

TABLE 3.6 – Estimation du déplacement latéral pour la méthode de BM par inter-corrélation, de flux optique basés sur les phases du 2D CAS et du MS en fonction du bruit sur l'image de la PSF de la figure 3.3. Le vrai déplacement est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

corrélation, on obtient un écart-type important pour un faible SNR dans la direction latérale. En ce qui concerne le flux optique basé sur le 2D CAS, les résultats obtenus montrent que cet estimateur souffre principalement d'un manque de précision dans la direction latérale, avec le plus grand écart-type des trois méthodes. L'absence de modulations dans cette direction rend plus difficile l'estimation du mouvement dans cette direction. Au contraire, la présence d'oscillations dans la direction axiale justifie la facilité de cet estimateur à fournir des résultats proches de la réalité dans cette direction dès 30 dB. L'approche basée sur le signal monogène, en revanche, souffre d'un biais systématique sur cette image. Nous avons vu dans la figure 3.9 qu'il lui était difficile d'estimer le mouvement, en particulier dans la direction latérale. Dans la direction axiale, on retrouve une estimation proche de la réalité dans les alentours de 20 dB, mais la marge d'erreur augmente à nouveau avec le SNR. On remarque cependant que peu importe la valeur du SNR, les écarts-type qu'il fournit sont faibles dans les deux directions.

Variation du déplacement

Le dernier critère dont tient compte cette comparaison est l'amplitude du déplacement. Pour cela, nous avons fixé une des composantes du déplacement à 0.4 pixels et avons fait varier l'autre de 0.1 à 1 pixel. Les autres paramètres sont donnés dans la table 3.7.

La figure 3.11 montre les erreurs absolues relatives obtenues pour une variation du déplacement dans les directions axiale (Fig. 3.11(a)) et latérale (Fig. 3.11(b)) pour chacune des méthodes, en moyenne sur 128 tirages de bruit additif Gaussien de 30 dB. Pour l'approche de flux optique basée sur la phase spatiale du 2D CAS, les fréquences normalisées étaient de 1/10 en axial et de 1/400 en

Taille de l'image écart-type de la PSF	Facteur d'interpolation	SNR (dB)	u_1	u_2
2	5	30	1/10	1/400

TABLE 3.7 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de l'amplitude du déplacement dans l'estimation du mouvement pour l'image de PSF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

latéral.

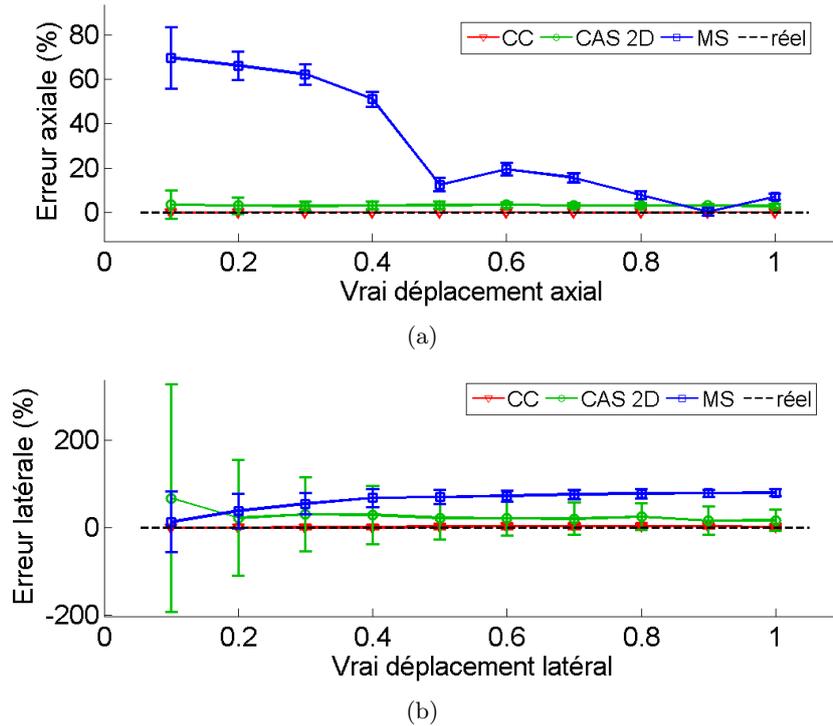


FIGURE 3.11 – Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image de PSF. 3.11(a), d_{x_1} varie de 0.1 à 1 pixel et $d_{x_2} = 0.4$ pixels. 3.11(b), $d_{x_1} = 0.4$ pixels et d_{x_2} varie de 0.1 à 1 pixel.

Bien que la méthode de BM parvienne à estimer le déplacement dans les deux directions et pour toutes les amplitudes, il faut noter que la taille de la ROI doit être suffisamment grande pour observer un déplacement subpixel. Au contraire, pour une ROI de faible taille, cette approche estime plus facilement les grands déplacements.

En ce qui concerne l'approche de flux optique basée sur le 2D CAS, on observe une faible erreur, en particulier dans la direction axiale, qui possède des oscillations. Sa difficulté plus grande à estimer le déplacement latéral, à cause du manque d'oscillations dans cette direction, s'observe en particulier pour un déplacement faible (0.1 pixels).

L'approche basée sur la phase spatiale du signal monogène montre qu'il lui est difficile d'estimer le déplacement pour cette image, la présence de bruit autour de la structure de la PSF étant mise en valeur par la phase. La présence d'oscillation dans la direction axiale permet cependant de mieux estimer le déplacement lorsque celui-ci est plus grand.

Cette image de PSF est malgré tout simple par rapport aux images obtenues dans la réalité. Un bloc d'image, RF ou mode B, contient davantage d'informations sur les diffuseurs et il n'existe pas de zone homogène sans signal. Nous allons maintenant poursuivre ces comparaisons sur les blocs des images RF et mode B présentés dans les figures 3.4 et 3.6.

3.2.4.2 Évaluation des estimateurs sur l'image RF

Variation de la taille de la ROI

Comme pour l'image précédente, nous présentons le comportement des estimateurs face à une variation de la taille du bloc de l'image (ou ROI pour région d'intérêt) avec la figure 3.12. Les autres paramètres sont donnés dans la table 3.8.

Facteur d'interpolation	SNR (dB)	d_{x_1} (px)	d_{x_2} (px)	u_1	u_2
5	30	0.8	0.4	1/10	1/160

TABLE 3.8 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de la taille de la ROI dans l'estimation du mouvement pour l'image RF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

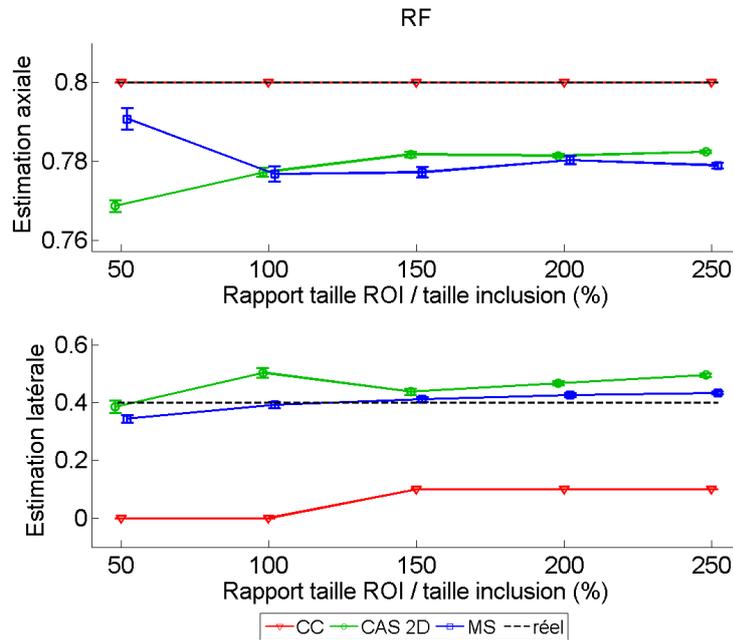


FIGURE 3.12 – Moyennes et écarts-type des estimations du déplacement selon les trois méthodes en fonction de la taille de la ROI pour l'image RF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

On y voit que le calcul de la fonction d'inter-corrélation trouve le déplacement axial mais rencontre des difficultés à estimer le déplacement latéral. Les oscillations axiales, bien qu'elles fournissent un motif fin dans cette direction, engendrent un motif latéral qui varie peu. Pour ces raisons, il lui

est possible de déterminer un décalage axial mais il est difficile d'estimer le déplacement latéral. Pour un déplacement aussi faible, une ROI de grande taille est nécessaire pour obtenir un résultat satisfaisant. Pour les mêmes raisons, un déplacement plus important sera plus facilement estimé pour une petite taille de bloc.

En ce qui concerne les approches basées sur la phase des images, on remarque que les résultats obtenus sont assez proches. On notera toutefois une meilleure capacité à estimer le déplacement axial pour l'utilisation de la phase spatiale extraite du 2D CAS grâce aux modulations dans cette direction. D'un autre côté, celle issue du signal monogène permet une meilleure précision dans la direction latérale ou pour une taille de bloc inférieure à la taille de l'inclusion.

Robustesse des estimateurs face au bruit

Pour cette partie de l'évaluation, nous avons introduit un bruit additif Gaussien variant de 5 à 45 dB. La table 3.9 résume les paramètres utilisés pour les estimations.

Taille de la ROI Taille de l'inclusion	Facteur d'interpolation	d_{x_1} (px)	d_{x_2} (px)	u_1	u_2
1.5	5	0.8	0.4	1/10	1/160

TABLE 3.9 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence du SNR dans l'estimation du mouvement pour l'image RF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

Le résultat de cette évaluation est présenté dans la figure 3.13, en moyenne sur 128 tirages de bruit pour un SNR donné.

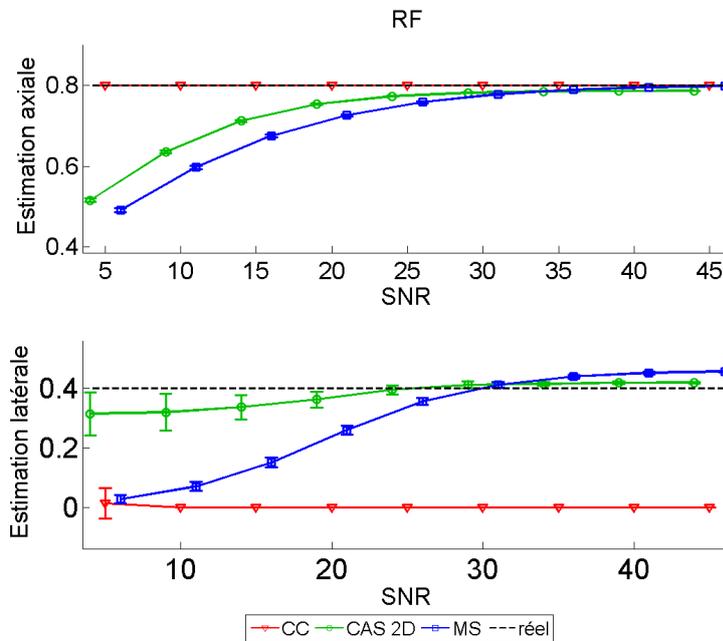


FIGURE 3.13 – Estimation du déplacement selon les trois méthodes en fonction du SNR sur l'image RF. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

Comme l'ont montré les résultats précédents, l'approche de BM estime sans peine le déplacement avec une très bonne précision dans la direction axiale mais ne parvient pas à observer un décalage latéral de cet ordre de grandeur. En ce qui concerne les deux autres méthodes, on peut voir sur cette figure que malgré un écart-type plus important dans la direction latérale pour un faible SNR, le résultat d'une estimation est en moyenne plus précis pour le flux optique basé sur la phase spatiale du 2D CAS. Pour un SNR supérieur ou égal à 30 dB, les deux approches basées sur la phase fournissent des résultats précis, avec une erreur de l'ordre de quelques centièmes de pixels. De plus, si l'approche basée sur le signal monogène a tendance à sur-estimer le déplacement dans la direction latérale, l'estimation est beaucoup moins importante dans la direction axiale.

Variation du déplacement

Comme pour l'image de PSF, l'évaluation de ces trois méthodes pour l'image RF repose sur la variation du déplacement dans chaque direction. Nous avons donc fait varier le déplacement axial (respectivement latéral) de 0.1 à 1 pixel et fixé le déplacement latéral (respectivement axial) à 0.4 pixels. Les autres paramètres sont donnés dans la table 3.10.

$\frac{\text{Taille de la ROI}}{\text{Taille de l'inclusion}}$	Facteur d'interpolation	SNR (dB)	u_1	u_2
1.5	5	30	1/10	1/160

TABLE 3.10 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de l'amplitude du déplacement dans l'estimation du mouvement pour l'image RF. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

La figure 3.14 montre les moyennes et écarts-type pour 128 tirages de bruit Gaussien additif de 30 dB.

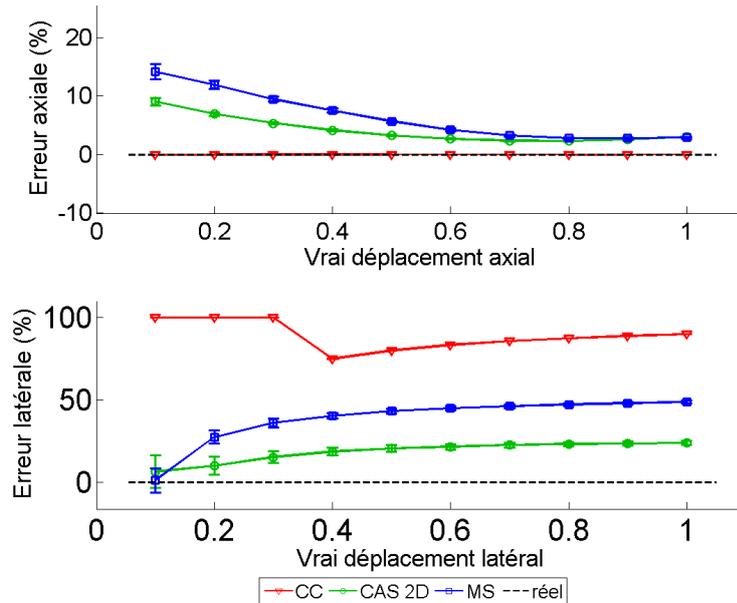


FIGURE 3.14 – Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image RF. Le déplacement varie de 0.1 à 1 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 0.4 pixels.

Alors que les méthodes de flux optique atteignent une précision équivalente dans la direction axiale pour un décalage d'un pixel environ, on note une erreur plus grande du signal monogène dans la direction latérale. Les faibles variations dans cette seconde direction rendent le décalage plus difficile à estimer pour le signal monogène, qui considère principalement une information 1D dans la direction des oscillations.

On remarque également que la corrélation souffre toujours du biais important dans la direction latérale. Comme nous l'avons expliqué précédemment, celui-ci est lié à la taille de la ROI et au faible déplacement. Nous avons montré qu'une plus grande taille de blocs pourrait permettre d'estimer avec plus de précision un petit déplacement. Nous donnons dans la figure 3.15 les erreurs obtenues pour chacune des méthodes pour des décalages de 10.8, 30.8, 50.8 et 70.8 pixels dans la direction axiale (respectivement latérale), sachant que le déplacement latéral (respectivement axial) a été fixé à 40 pixels pour ne pas avoir un déplacement allant dans une direction principalement.

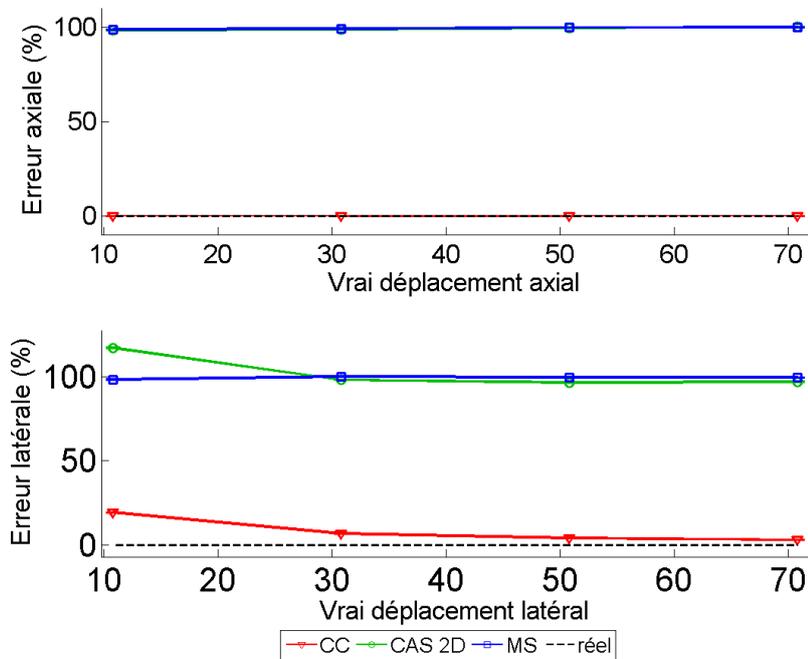


FIGURE 3.15 – Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image RF. Le déplacement varie de 10.8 à 70.8 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 40 pixels.

On y voit bien que les méthodes de flux optique basées sur la phase spatiale ne sont pas capables d'estimer un tel déplacement. En revanche, l'approche de BM parvient à mieux estimer le déplacement lorsque ce dernier est plus important.

De ces trois estimateurs, celui basé sur la phase spatiale semble être le plus adapté pour les images RF, et plus généralement aux images composées d'oscillations, même uniquement dans la direction axiale. Ces images ne sont pourtant pas toujours accessibles et il se peut que l'on ne puisse traiter que les images en mode B, qui ne possèdent d'oscillation dans aucune direction. Nous évaluons

maintenant ces trois estimateurs sur l'image mode B de la figure 3.6.

3.2.4.3 Évaluation des estimateurs sur l'image en mode B

Variation de la taille de la ROI

Comme pour les images précédentes, les paramètres utilisés pour ces estimations sont donnés dans la table 3.11.

Facteur d'interpolation	SNR (dB)	d_{x_1} (px)	d_{x_2} (px)	u_1	u_2
5	30	0.8	0.4	1/10	1/160

TABLE 3.11 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de la taille de l'image dans l'estimation du mouvement pour l'image en mode B. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

Nous présentons d'abord le comportement des estimateurs face à une variation de la taille de la ROI avec la figure 3.16.

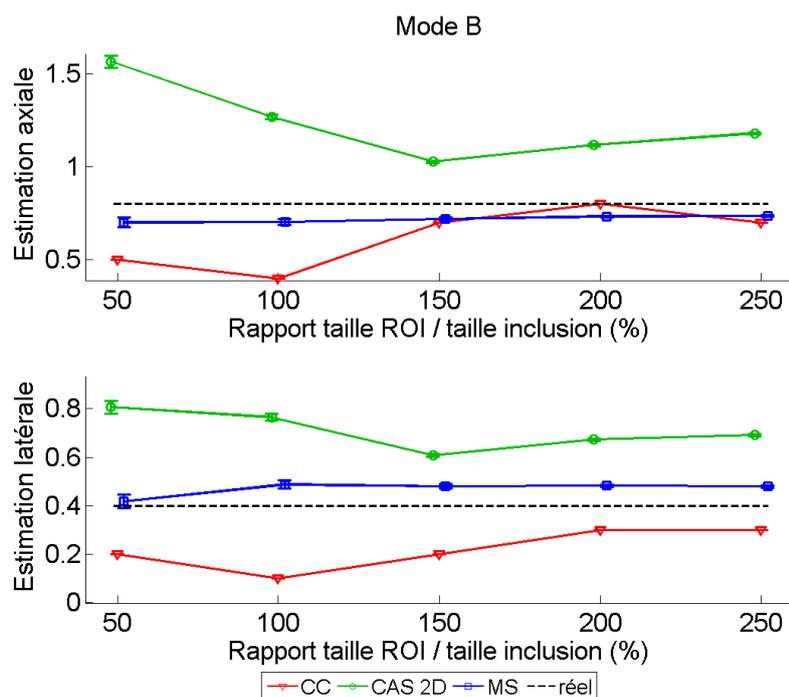


FIGURE 3.16 – Moyennes et écarts-type des estimations du déplacement selon les trois méthodes en fonction de la taille de la ROI sur l'image en mode B. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

On remarque que pour cette image, l'approche basée sur le signal monogène est celle qui fournit la meilleure précision, quelque soit la taille de la ROI. L'approche de mise en correspondance de blocs, quant à elle, commence à fournir des résultats intéressants à partir de 1.5 à 2 fois la taille de l'inclusion. Comme pour l'image RF, elle nécessite une taille de ROI importante pour estimer de petits déplacements. En revanche, la figure 3.16 montre que l'absence d'oscillations dans les deux

directions nuit à l'approche de flux optique basée sur la phase spatiale du signal analytique complexe 2D.

Robustesse des estimateurs face au bruit

A l'instar des deux types d'images précédentes, nous évaluons l'influence d'un bruit additif Gaussien, variant de 5 à 45 dB, sur ces méthodes appliquées à l'image mode B. La table 3.12 résume les paramètres utilisés pour les estimations.

$\frac{\text{Taille de la ROI}}{\text{Taille de l'inclusion}}$	Facteur d'interpolation	d_{x_1} (px)	d_{x_2} (px)	u_1	u_2
1.5	5	0.8	0.4	1/10	1/160

TABLE 3.12 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence du SNR dans l'estimation du mouvement pour l'image en mode B. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

Les moyennes et écarts-type sur 128 tirages de bruit sont donnés dans la figure 3.17.

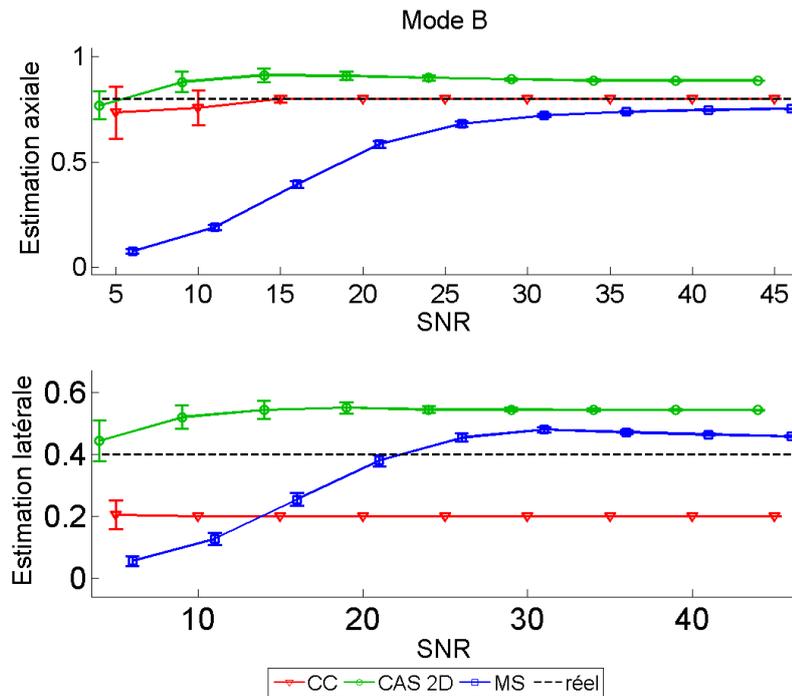


FIGURE 3.17 – Estimation du déplacement selon les trois méthodes en fonction du SNR sur l'image en mode B. Le vrai déplacement, donné par les pointillés noirs, est de (0.8, 0.4) pixels respectivement dans les directions axiale et latérale.

On peut observer que la méthode de BM, malgré le biais que nous avons déjà observé dans les autres critères de comparaison, ne subit que très peu l'influence du bruit. En effet, les écarts-type sont plus importants pour un SNR faible mais cela altère peu la précision en moyenne.

Cette figure montre aussi qu'utiliser la phase spatiale issue du 2D CAS offre une meilleure résistance au bruit mais une meilleure précision est atteinte par le signal monogène dans la direction

axiale à partir d'un SNR entre 25 et 30 dB et entre 15 et 20 dB dans la direction latérale. Le MS se montre donc plus intéressant que le 2D CAS pour un SNR élevé.

Variation du déplacement

Comme pour les deux images précédentes, la dernière évaluation des trois méthodes sur les images en mode B repose sur la variation de l'amplitude du déplacement dans chacune des directions. Nous avons ainsi fixé un déplacement latéral (respectivement axial) à 0.4 et fait varier le déplacement axial (respectivement latéral) de 0.1 à 1. Les autres paramètres sont donnés dans la table 3.13.

Taille de la ROI Taille de l'inclusion	Facteur d'interpolation	SNR (dB)	u_1	u_2
1.5	5	30	1/10	1/160

TABLE 3.13 – Paramètres utilisés pour l'étude de l'influence de l'amplitude du déplacement dans l'estimation du mouvement pour l'image en mode B. u_1 et u_2 sont les fréquences axiale et latérale utilisées pour l'approche basée sur le signal analytique complexe 2D.

Les moyennes et écarts-type pour 128 tirages de bruit additif Gaussien de 30 dB sont donnés dans la figure 3.18.

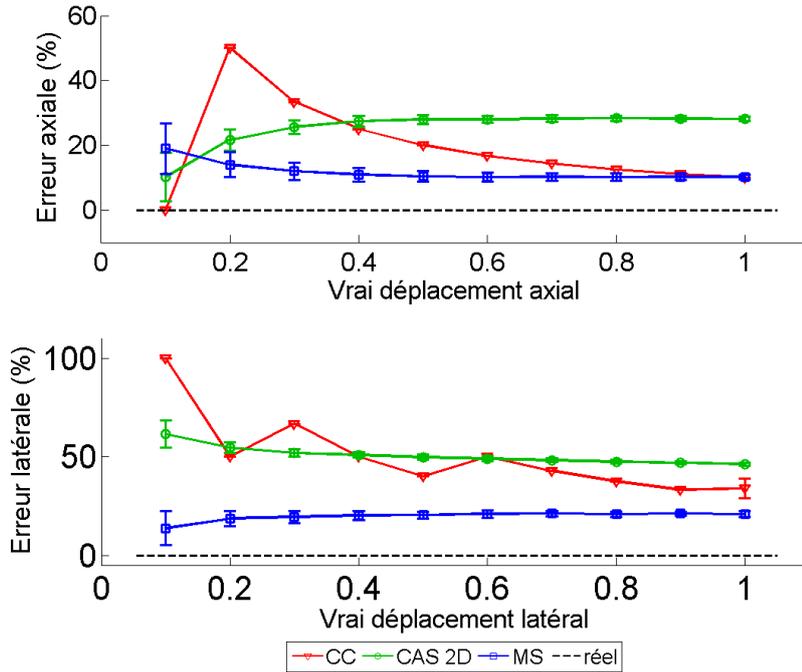


FIGURE 3.18 – Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image en mode B. Le déplacement varie de 0.1 à 1 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 0.4 pixels.

On retrouve le biais systématique pour l'approche de BM dû au petit déplacement imposé et à la petite taille de la ROI, comme c'était le cas pour l'image RF. La figure 3.19 montre que pour une paire d'images en mode B, la corrélation estime le déplacement avec une bonne précision même pour un déplacement de 5.8 pixels. Contrairement à l'image RF, le déplacement latéral est mieux estimé

car l'absence d'oscillation supprime le motif de bandes quasi-horizontales présent dans l'image RF. Encore une fois, les approches de flux optique ne parviennent pas à estimer un déplacement trop grand, même de 5.8 pixels.

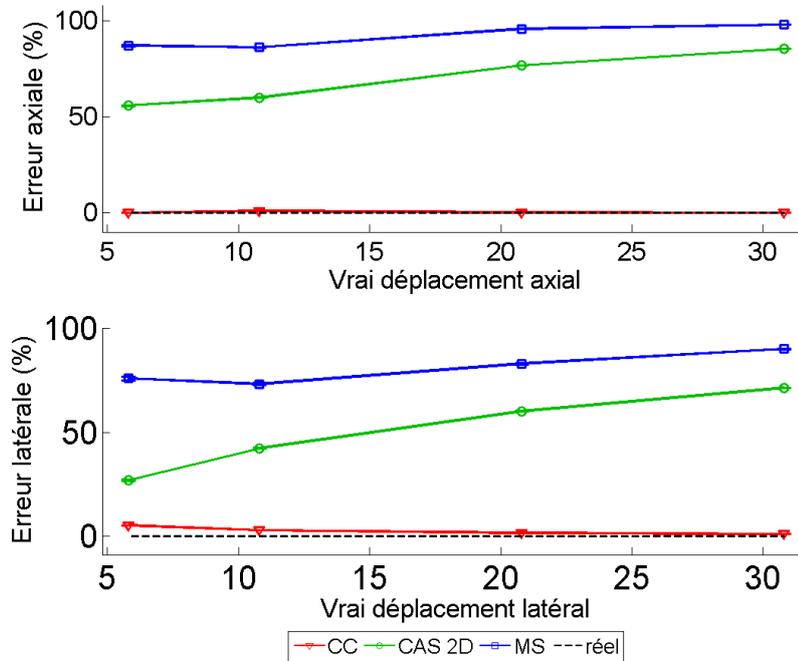


FIGURE 3.19 – Moyennes et écarts-type des erreurs absolues relatives pour l'image en mode B. Le déplacement varie de 5.8 à 30.8 pixel et l'autre composante du déplacement est fixée à 15 pixels.

L'approche de flux optique basée sur la phase spatiale du 2D CAS rencontre également des difficultés à estimer le mouvement pour cette paire d'images. Comme nous l'avons vu précédemment, les paramètres de l'estimateur ont été fixés de sorte à considérer de faibles variations dans les deux directions, en fixant u_1 et u_2 à $1/160$. Cela évite d'estimer un mouvement aberrant mais ce n'est pas suffisant pour atteindre une meilleure précision que le flux optique basé sur la phase spatiale du MS. Ce dernier montre en effet de meilleures performances, tant en termes d'erreur que d'invariance vis-à-vis du déplacement. Le MS semble donc être plus intéressant pour traiter les images en mode B que pour les images RF. En effet, l'absence de modulations dans la direction axiale met en défaut l'approche basée sur le 2D CAS mais permet au MS de mieux estimer le déplacement latéral.

3.2.4.4 Étude du temps d'exécution des estimateurs

Le second critère que nous observons concerne les temps d'exécution de chacune de ces méthodes. Dans de plus en plus d'applications, il est souhaitable d'obtenir un résultat en temps réel, c'est pourquoi des méthodes avec un temps d'exécution minimal peuvent se montrer intéressantes.

Les estimateurs que nous avons considérés ont été codés en Matlab[®] et exécutés sur une machine dotée d'un processeur Intel[®] Xeon[®] CPU E5620, 2×2.40 GHz, 4 Go de RAM sous Windows 7 - 64 bits. Le but de cette comparaison n'est pas de montrer les performances maximales de ces méthodes,

il est seulement question ici de donner une appréciation relative entre les vitesses d'exécution de chacune d'elles.

La figure 3.20 montre que pour les images RF et mode B, la méthode de mise en correspondance de blocs est indéniablement la moins rapide.

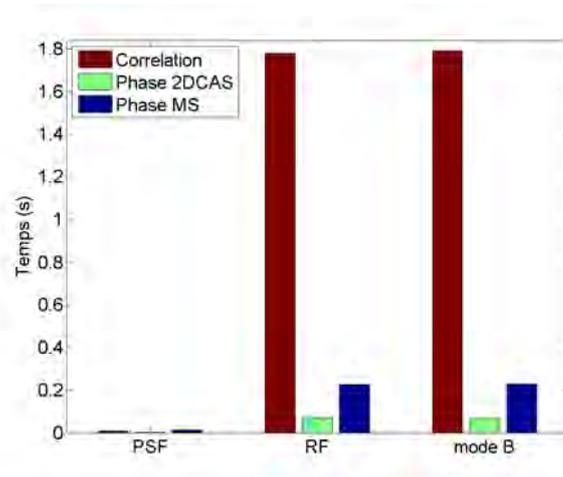


FIGURE 3.20 – Temps moyens d'exécution des algorithmes testés pour chacun des trois types images.

Pour l'image de PSF, la taille de l'image est relativement petite, c'est pourquoi le calcul de la corrélation dans le domaine fréquentiel et l'interpolation locale autour du maximum restent intéressants. La figure 3.21 montre que la technique de flux optique basée sur la phase spatiale du signal monogène devient plus rapide pour des images de taille supérieure à 110×110 pixels.

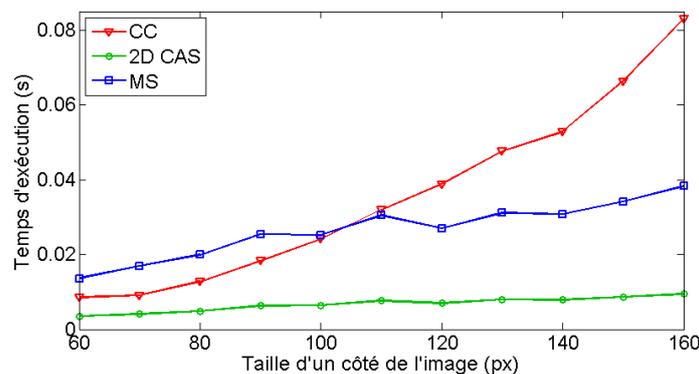


FIGURE 3.21 – Temps moyens d'exécution des algorithmes testés en fonction de la taille des images.

Une taille aussi faible implique cependant que le déplacement estimé soit grand. Dans ce cas, la mesure d'inter-corrélation peut être utilisée comme estimation préliminaire, qui sera raffinée par la suite par une approche flux optique. Pour des tailles de blocs plus importantes, les méthodes de flux optique basées sur les phases, que ce soit pour le signal analytique complexe bidimensionnel ou le signal monogène. Ces dernières n'ont pas besoin d'interpolation pour atteindre une précision subpixelique et sont largement plus intéressantes. On peut, grâce à ces méthodes, travailler sans

perte de précision sur des signaux faiblement échantillonnés [Basarab *et al.*, 2009b]. Les temps de calculs sont ainsi 25 fois supérieurs à l’approche de BM pour l’utilisation de la phase issue du 2D CAS et entre 8 et 9 fois pour la phase spatiale extraite du MS pour les blocs d’images RF et mode B.

L’estimation du flux optique basé sur la phase spatiale issue du signal analytique complexe 2D est donc la méthode permettant les meilleurs temps d’exécutions. Davantage de calculs sont nécessaires à l’obtention du signal monogène. Il faut non seulement appliquer un filtrage passe-bande à l’image de départ, mais également calculer plus d’informations. L’autre critère influant sur cette différence de temps d’exécution est le calcul du flux optique. La forme de l’estimateur basé sur le signal analytique complexe 2D exprime les dérivées spatiales directement à partir des fréquences axiale et latérale des images, ce qui réduit le nombre d’opérations. Au contraire, des traitements supplémentaires, tels que l’inversion de matrice, le calcul des dérivées spatiales ou celui des informations de phase et d’orientation sont nécessaires pour l’estimateur basé sur le signal monogène.

Cependant, on peut noter que le calcul des composantes du signal monogène et des informations qui peuvent en être extraites peuvent être obtenues de manière indépendante pour chaque pixel. Ainsi, une implémentation sur processeur graphique (« Graphics Processing Unit », ou GPU) est possible en affectant un pixel à un thread du processeur graphique. La boîte à outil de calcul parallèle (PCT pour « Parallel Computing Toolbox ») de Matlab nous a permis une première évaluation des performances que peut offrir une implémentation GPU à l’aide des `gpuArrays`, qui sont alloués sur le GPU. Pour cela, nous avons calculé l’efficacité E_f de cette implémentation GPU en fonction de la taille des images, variant de 64×64 à 512×512 , de la manière suivante :

$$E_f = \frac{T_{CPU}}{T_{GPU}}, \quad (3.5)$$

où T_{CPU} et T_{GPU} sont les temps d’exécutions moyens sur 128 essais des programmes CPU et GPU.

La figure 3.22 montre que l’utilisation des `gpuArrays` offre de meilleures performances à partir d’une taille d’image de 100×100 et atteint une accélération d’un facteur 4 à partir d’images de taille 500×500 environ. Les temps de transfert de l’hôte (CPU) vers le périphérique (GPU) et inversement restent inférieurs aux temps de calculs. Ainsi, le temps passé à ce transfert est donc compensé par l’accélération des calculs.

Il est toutefois possible d’effectuer certaines optimisations pour accélérer davantage les calculs, en traitant les deux images en même temps. Les données ne sont plus deux images 2D de taille $L \times C$ mais une donnée 3D de taille $L \times C \times 2$, où la troisième dimension donne accès à une des deux images. L’accélération obtenue est présentée dans la figure 3.23.

Le rapport entre les temps d’exécution diminue lorsque la taille augmente mais leur différence, exprimée en secondes, augmente progressivement avec la taille des images. Ainsi, même si cette amélioration n’est pas significative dans ce cas, elle peut montrer plus d’intérêt pour de plus grosses tailles de données.

Dans la perspective d’accélérer les calculs, la suite de l’étude consisterait à concevoir une approche

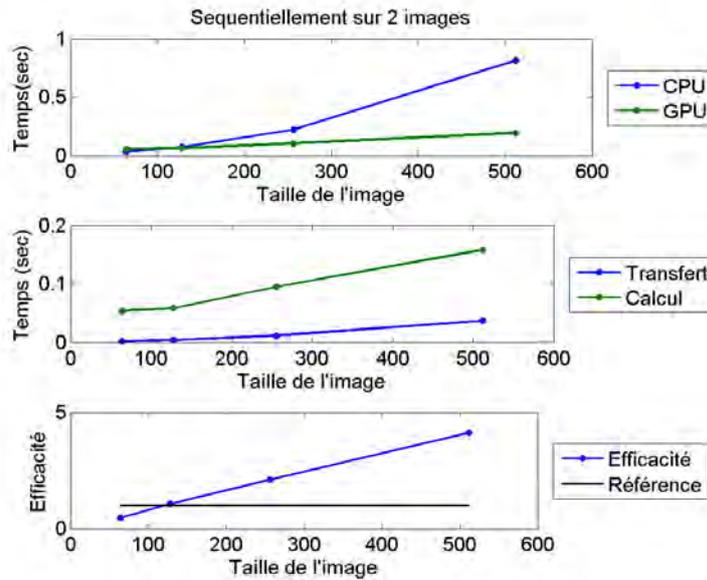


FIGURE 3.22 – Temps d’exécution du calcul du signal monogène avec Matlab sur CPU et GPU en utilisant les gpuArrays.

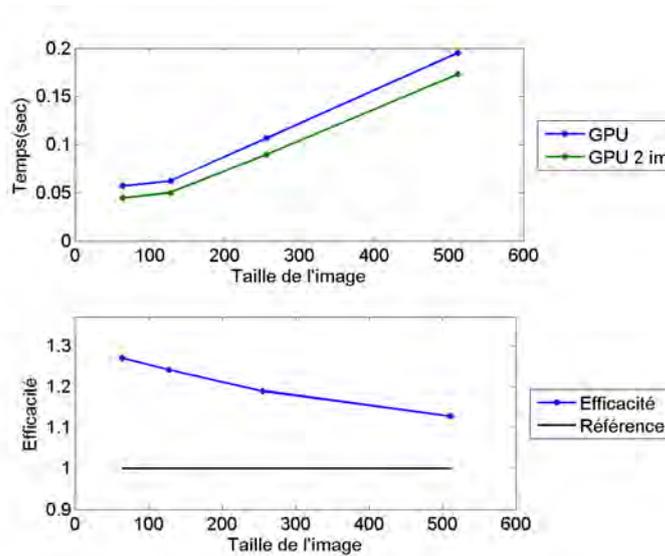


FIGURE 3.23 – Temps d’exécution du calcul du signal monogène avec sur GPU avec Matlab en calculant sur les deux images séquentiellement (en bleu) et sur les deux images simultanément (en vert).

de flux optique efficace avec les gpuArrays. Ces derniers ne permettent cependant pas une bonne gestion des threads ou des transactions mémoires. De plus, la régularisation de l’orientation, si elle est souhaitée, demande une information sur plusieurs pixels, ces derniers sont regroupés sur un voisinage et sont donc proches spatialement. Il est possible de réduire le coût des transactions mémoires grâce à un accès coalescent des données. Ces optimisations ne sont possibles que par une implémentation

de kernels CUDA ou OpenCL, qui est donc à envisager pour obtenir de meilleures performances.

3.2.5 Conclusion sur les estimateurs 2D

Nous avons comparé différentes méthodes d'estimation du mouvement 2D issues de l'état de l'art sur des données synthétiques.

Les résultats obtenus montrent que l'approche de BM est la plus fiable si elle est bien paramétrée : le facteur d'interpolation est un critère important pour la précision de l'estimation. Elle est malgré cela dépendante du rapport entre l'amplitude du déplacement et la taille de la région d'intérêt utilisée. De plus, elle nécessite un temps de calculs important pour effectuer une estimation. Alors que cette approche est adaptée à l'estimation de grands déplacements, les méthodes de flux optique basées sur la phase que nous avons évaluées ne peuvent estimer que des déplacements de faible amplitude. L'estimation de flux optique basée sur la phase du signal analytique complexe 2D telle que nous l'avons décrite offre les temps de calculs les plus intéressants mais fournit de meilleures performances en présence d'oscillations, comme dans les images RF. L'utilisation du signal monogène dans le calcul du flux optique semble être un choix adapté pour l'application aux images en mode B. Moins soumis aux contraintes des deux autres méthodes, il fournit une estimation rapide avec une précision subpixelique intéressante. De plus, le calcul de ses composantes peut se faire indépendamment pour chaque pixel, ou au moins en ne tenant compte que d'un certain voisinage. L'algorithme de calcul du signal monogène est donc facilement implémentable sur processeur graphique et pourrait permettre une estimation en temps réel.

Dans la suite de ce chapitre, nous évaluons plus en détail les composantes que l'on peut extraire du signal monogène dans le cadre de l'estimation du flux optique 3D.

3.3 Cas de l'estimation du mouvement 3D

Nous venons de montrer l'intérêt de l'utilisation de la phase spatiale dans le cadre de l'estimation du mouvement 2D sur les séquences échographiques. La limitation d'une estimation 2D est le biais engendré par les mouvements hors-plan. Ceux-ci sont causés par le déplacement azimutal des organes, qui subissent en réalité un mouvement 3D. C'est pourquoi dans cette partie, nous abordons le cas de l'estimation de mouvement en trois dimensions.

Nous avons également expliqué que le passage à l'estimation 3D implique certaines contraintes. En effet, bien que les méthodes basées sur l'intensité présentées dans le chapitre précédent puissent être directement étendues au cas 3D, la quantité de données est bien plus importante que pour une approche 2D. Cela peut alourdir grandement les temps de calculs, notamment dans le cas de mise en correspondance de blocs, où comme nous l'avons constaté dans la partie précédente, la complexité peut croître rapidement. Une autre contrainte non négligeable au traitement de données 3D est la faible résolution des volumes US, en particulier dans les directions latérale et azimutale. Le nombre de données à acquérir étant plus important, le temps d'acquisition est également plus élevé. La résolution temporelle est donc réduite elle aussi, ce qui entraîne des déplacements plus importants entre deux volumes successifs d'une même séquence.

Nous décrivons à présent une méthode de mise en correspondance de blocs adaptée pour accélérer les calculs de l'estimation 3D. Cette méthode est comparée à l'estimation du flux optique 3D basée sur les informations extraites du signal monogène 3D présenté dans la partie 2.2.4.

3.3.1 Méthode de mise en correspondance de Blocs 3D

Nous avons vu dans la partie 2.1.2 que dans le cas d'une estimation 3D, il était préférable d'estimer le déplacement en deux temps : d'abord calculer une estimation grossière du déplacement, puis opérer un raffinement pour connaître le décalage avec plus de précision. À cause du temps d'acquisition plus important, l'amplitude du déplacement des organes entre deux volumes successifs est plus élevée. Procéder directement à une estimation de flux optique, qui ne permet d'estimer que des déplacements faibles, peut alors s'avérer inadapté. C'est pourquoi l'étape d'estimation grossière du déplacement est le plus souvent effectuée grâce à une approche de mise en correspondance de blocs. Bien que nous ayons montré que ce type de techniques est gourmand en calculs, cette approche conserve toutefois un aspect intéressant. En effet, dans la mesure où l'on ne veut pas atteindre le résultat avec précision lors de cette étape, on peut éviter de traiter une quantité trop importante de données. En particulier, l'estimation peut être voxelique, auquel cas on ne rajoute pas d'information avec une interpolation. Il est également possible de réduire davantage la quantité de calculs en optant pour une estimation plus grossière encore, c'est-à-dire de l'ordre de plusieurs pixels.

Nous avons donc d'abord procédé à une estimation préliminaire de l'ordre du voxel. Pour cette estimation, nous avons calculé la mesure d'inter-corrélation normalisée (NCC) sur des blocs dans le domaine fréquentiel. Le choix de la NCC se justifie par ses bonnes performances en imagerie ultrasonore [Viola et Walker, 2003]. La différence entre la fonction d'inter-corrélation (CC) et la NCC est la normalisation par les énergies des deux images ou blocs d'images. Cependant, le calcul de la fonction d'inter-corrélation elle-même correspond au numérateur dans l'expression (2.30) de la NCC. Pour accélérer le calcul de cette corrélation, nous l'effectuons dans le domaine fréquentiel. Les transformées de Fourier rapides fournies par de nombreuses bibliothèques permettent de diminuer grandement les temps de calculs. L'expression de la fonction d'inter-corrélation dans l'expression de la NCC est donnée dans le domaine fréquentiel par l'expression suivante :

$$\text{NUM}(NCC_{3D}(\mathbf{x}, \mathbf{d})) = \Re(\mathcal{F}^{-1}(\mathcal{F}(V(\mathbf{x}, t) - \bar{V}_t) \mathcal{F}^*(V((\mathbf{x} + \mathbf{d}), t + 1) - \bar{V}_{t+1}))), \quad (3.6)$$

où $\text{NUM}(\bullet)$ est le numérateur de \bullet , $\Re(\bullet)$ est sa partie réelle, $\mathcal{F}(\bullet)$ est sa transformée de Fourier, $\mathcal{F}^{-1}(\bullet)$ sa transformée de Fourier inverse et $\mathcal{F}^*(\bullet)$ le conjugué de sa transformée de Fourier.

Dans le domaine fréquentiel, calculer une corrélation revient à calculer le produit terme à terme entre les spectres des images. C'est pourquoi passer par le domaine fréquentiel pour calculer la fonction d'inter-corrélation permet de gagner en temps de calculs. En pratique, $V(\mathbf{x}, t)$ ne correspond pas au volume entier mais à un voisinage de voxels constituant une région d'intérêt sur un voisinage \mathfrak{N} , centrée sur le voxel à la position \mathbf{x} .

À l'instar de l'approche 2D, nous avons procédé à une interpolation à l'aide de fonctions B-splines pour le raffinement de l'estimation. Le déplacement final correspond à la position de la mesure interpolée de la NCC. Toujours dans l'optique d'accélérer les calculs, cette interpolation n'a pas été calculée sur la mesure entière mais sur un voisinage autour du maximum grossier.

3.3.2 Flux optique local basé sur le vecteur d'orientation normalisé issu du signal monogène 3D

Nous avons montré dans la partie 3.2 l'apport que pouvait avoir l'utilisation de la phase spatiale issue du signal monogène dans l'estimation du flux optique 2D pour une séquence d'images ultrasonores. L'expression de l'équation (2.118) du flux optique 2D proposée par [Felsberg, 2004] peut être réutilisée en 3D, cette fois avec les vecteurs $\mathbf{r}(\mathbf{x})$, $\mathbf{n}(\mathbf{x})$ et $\mathbf{d}(\mathbf{x})$ étant de taille 3×1 . Or, cette approche combine les informations de phase spatiale et d'orientation principale. Nous proposons ici de mettre en œuvre un algorithme d'estimation de flux optique local (de type [Lucas et Kanade, 1981]) ne considérant que les composantes du vecteur d'orientation normalisé. L'orientation principale du signal monogène, comme sa phase spatiale, donne une information sur les structures contenues dans le volume. Par conséquent, elle permet, tout comme la phase spatiale, de faire abstraction des variations de luminosité entre les images de la séquence échographique. Chaque composante du vecteur d'orientation normalisé $n_i(\mathbf{x}, t)$ est obtenue à partir de la i^e partie imaginaire $q_i(\mathbf{x})$ du signal monogène, où $i = 1, 2, 3$. De ce fait, $\mathbf{n}(\mathbf{x}, t) = [n_1(\mathbf{x}, t), n_2(\mathbf{x}, t), n_3(\mathbf{x}, t)]^T$ est le vecteur d'orientation normalisé dans le repère $(0, \vec{i}, \vec{j}, \vec{k})$ à l'instant t , où \vec{i}, \vec{j} et \vec{k} correspondent aux directions des filtres en quadrature $h_1(\mathbf{x})$, $h_2(\mathbf{x})$ et $h_3(\mathbf{x})$.

Nous remplaçons donc les intensités des voxels des données natives $V(\mathbf{x}, t)$ et $V(\mathbf{x}, t + 1)$ par les composantes du vecteur d'orientation $n_i(\mathbf{x}, t)$ dans l'expression du flux optique (2.32), pour i allant de 1 à 3 :

$$\frac{\partial n_i(\mathbf{x}, t)}{\partial x_1} d_{x_1} + \frac{\partial n_i(\mathbf{x}, t)}{\partial x_2} d_{x_2} + \frac{\partial n_i(\mathbf{x}, t)}{\partial x_3} d_{x_3} + \frac{\partial n_i(\mathbf{x}, t)}{\partial t} = 0. \quad (3.7)$$

Le système à résoudre est donc :

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial n_{i_1}}{\partial x} & \frac{\partial n_{i_1}}{\partial y} & \frac{\partial n_{i_1}}{\partial z} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial n_{i_N}}{\partial x} & \frac{\partial n_{i_N}}{\partial y} & \frac{\partial n_{i_N}}{\partial z} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_{x_1} \\ d_{x_2} \\ d_{x_3} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial n_{i_1}}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{\partial n_{i_N}}{\partial t} \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, 3, \quad (3.8)$$

où n_{i_j} correspond au j^e voxel de la ROI considérée pour la i^e composante du vecteur d'orientation normalisé $\mathbf{n}(\mathbf{x}, t)$.

On se retrouve donc avec trois estimations par composante du déplacement, chacune de ces estimations étant obtenue à partir du calcul de flux optique sur une composante du vecteur d'orientation normalisé $n_i(\mathbf{x}, t)$, $i = 1, 2, 3$. Cette estimation se fait en résolvant par moindres carrés régularisés le système $\mathbf{A}_i \mathbf{d} = \mathbf{b}_i$, pour i allant de 1 à 3. Il serait possible de définir l'estimation finale comme la moyenne des trois résultats obtenus pour chaque composante. Cependant, nous avons expliqué que chaque composante du vecteur d'orientation normalisé $n_i(\mathbf{x}, t)$ suit la direction x_i du filtre en qua-

drature correspondant $h_i(\mathbf{x})$. Une composante $n_i(\mathbf{x}, t)$ porte donc l'information d'orientation dans une direction privilégiée x_i . Plutôt que de combiner les trois estimations, nous proposons de favoriser l'estimation de la composante de déplacement \hat{d}_{x_i} par la composante du vecteur d'orientation normalisé $n_i(\mathbf{x}, t)$ suivant la même direction x_i . Le principe de la méthode, qui est illustrée par la figure 3.24, peut être formulé à partir de l'équation (3.8) de la façon suivante :

$$\hat{d}_i = \left\{ (\mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i)^{-1} \mathbf{A}_i^T \mathbf{b}_i \right\}_i, \quad i = 1, 2, 3, \quad (3.9)$$

où $\{\bullet\}_i$ est la i^e composante du vecteur \bullet , \mathbf{A}_i est la matrice des dérivées spatiales de $n_i(\mathbf{x}, t)$ et \mathbf{b}_i le vecteur de ses dérivées temporelles.

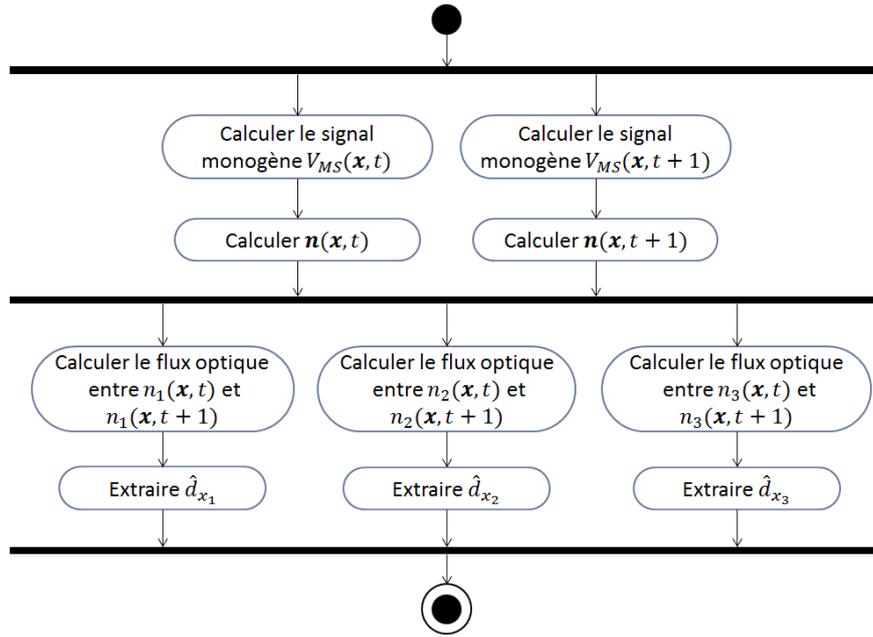


FIGURE 3.24 – Diagramme montrant les principales étapes de l'estimateur de flux optique basé sur le vecteur d'orientation normalisé.

Notre technique est hautement parallélisable et permet d'utiliser n'importe quelle autre information issue du signal monogène en remplaçant $n_i(\mathbf{x}, t)$ par les composantes du vecteur phase $r_i(\mathbf{x}, t)$ ou par l'amplitude ou la phase spatiale. Dans ces deux derniers cas, cela revient à calculer un flux optique classique.

3.3.3 Données utilisées

Les algorithmes présentés dans les parties précédentes ont été appliqués à un couple de volumes 3D de simulation obtenu à l'aide du simulateur FUSK (Fast Ultrasound imaging Simulation in K-space) [Hergum *et al.*, 2009]. Bien que le simulateur Field II utilisé dans la partie 3.2 permette une simulation réaliste d'images échographiques, l'utilisation d'une approche basée sur une réponse impulsionnelle spatiale rend la simulation longue à s'exécuter, en particulier pour des données 3D. FUSK quant à lui, est un simulateur basé sur les hypothèses que la PSF est spatialement inva-

riante et qu'une image échographique est le résultat de la convolution entre cette PSF et un objet contenant une quantité parcimonieuse de diffuseurs. En plus de ces hypothèses qui permettent de simplifier le modèle d'imagerie, les convolutions sont calculées dans le domaine fréquentiel. Or, les diffuseurs sont généralement représentés dans le domaine spatial par des Diracs, qui ont une bande de fréquence infinie. Pour éviter cela, FUSK modélise plutôt les diffuseurs en sinus cardinal. Ces différents aspects permettent d'obtenir une image de simulation beaucoup plus rapidement que pour Field II. Les grandes étapes de la simulation sont malgré tout les mêmes que celles illustrées dans la figure 3.8 dans le cas 2D.

Les volumes simulés sont de taille (50, 50, 30) mm respectivement dans les directions axiale, latérale et azimutale. La simulation représente un milieu homogène contenant une inclusion sphérique de 5 mm de rayon et centrée à 40 mm de profondeur. Cette profondeur correspond à la distance focale de la sonde simulée.

La figure 3.25 illustre la simulation dans le cas où les diffuseurs n'ont pas subi de déplacement. Les tranches du volume affichées sont celles passant par le centre de l'inclusion.

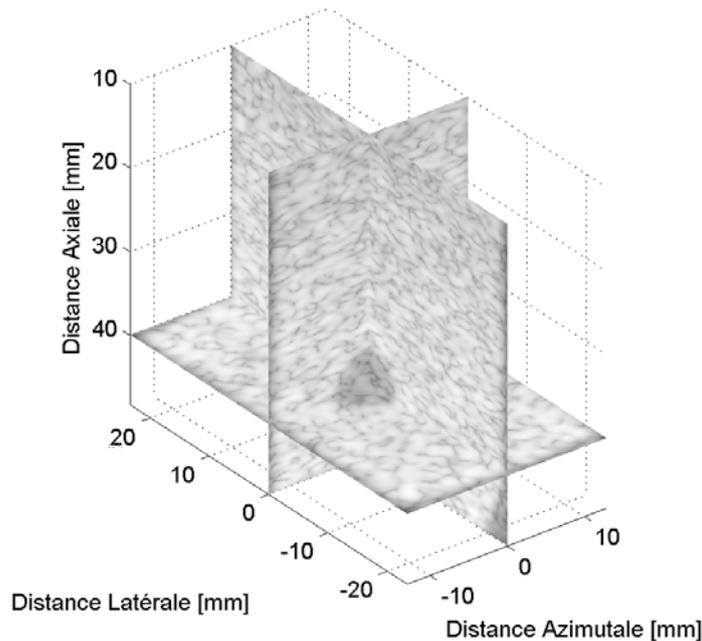


FIGURE 3.25 – Volume de simulation utilisé, sans déplacement.

Les volumes comptent 200 diffuseurs par mm^3 . La fréquence du signal émis a été fixée à 2.5 MHz, avec une largeur de bande de 1 MHz. Finalement, les dimensions d'un voxel sont de $0.1 \times 0.15 \times 0.15 \text{ mm}^3$, respectivement pour les directions axiale, latérale et azimutale. Entre les deux volumes, les diffuseurs ont subi un déplacement de (0.075, 0.075, 0.0325) mm, respectivement pour les directions axiale, latérale et azimutale. Ces distances correspondent à une translation de (0.75, 0.5, 0.25) voxels dans ces directions.

3.3.4 Résultats

3.3.4.1 Régions d'intérêt utilisées

Le signal monogène a été calculé pour l'image entière et les algorithmes décrits ont été appliqués à une région d'intérêt de l'image, correspondant à la partie supérieure de la sphère. Nous avons utilisé trois tailles de ROI, que nous dénommerons par « petite », « moyenne » et « grande ». Les caractéristiques de ces trois régions sont synthétisées dans la table 3.14.

Dénomination	Taille (mm)	Position (mm)	$\frac{\text{Taille ROI}}{\text{Taille Inclusion}}$	$\frac{\text{Taille ROI}}{\text{Déplacement}}$
Petite	(3.4, 5.1, 5.1)	(33.73, -1.97, -2.84) à (37.04, 3.02, 2.17)	(0.34, 0.51, 0.51)	(45.33, 68, 156.9)
Moyenne	(15, 13.5, 13.95)	(24.9, -7, -7.4) à (40, 6.6, 6.7)	(1.5, 1.35, 1.395)	(200, 180, 429.23)
Grande	(25, 25.5, 19.95)	(14.9, -13, -10.4) à (40, 12.7, 9.8)	(2.5, 2.55, 1.995)	(333.33, 340, 613)

TABLE 3.14 – Caractéristiques des ROI utilisées, données respectivement dans les directions axiale, latérale et azimutale.

Afin d'atteindre la précision souhaitée sans trop suréchantillonner la mesure, le facteur d'interpolation pour maximiser la fonction d'inter-corrélation normalisée était de 4. Le nombre de voxels utilisés dans chaque direction pour l'interpolation était de 4 de chaque côté du voxel central de la petite ROI dans chacune des directions.

La phase spatiale et la première composante du vecteur d'orientation normalisé sont présentées dans les figures 3.26 et 3.27, où les trois ROI sur chacun des plans sont matérialisées par des rectangles verts.

À partir de ces données, une comparaison est faite entre la méthode de mise en correspondance de blocs que nous avons présentée dans la partie 3.3.1 de ce chapitre et l'estimation du flux optique à partir de l'intensité des voxels et des informations de phase (phase spatiale et vecteur phase) et d'orientation extraites du signal monogène 3D, comme nous l'avons mentionné dans la partie 3.3.2. Pour cette évaluation, du bruit additif Gaussien a été ajouté, de sorte à faire varier le SNR de 0 à 50 dB. Afin d'évaluer les différents estimateurs pour le même SNR, le bruit n'a pas été ajouté sur les images natives dans le calcul du signal monogène 3D, mais directement sur les quatre composantes du signal $p(\mathbf{x})$, $q_1(\mathbf{x})$, $q_2(\mathbf{x})$ et $q_3(\mathbf{x})$. De cette manière, le SNR n'est pas réduit par l'étape de filtrage nécessaire au calcul du signal et de ses composantes. Finalement, chaque méthode a été évaluée pour

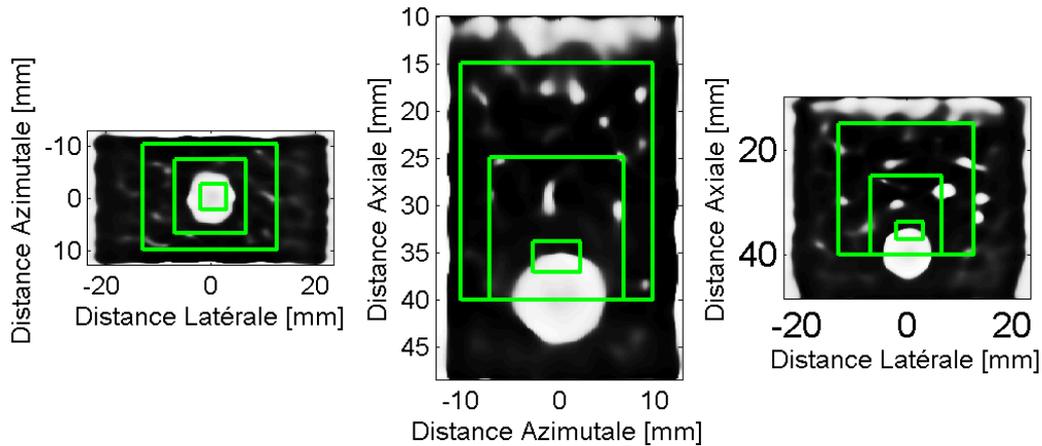


FIGURE 3.26 – Tranches de la phase spatiale correspondant aux tranches de la figure 3.25.

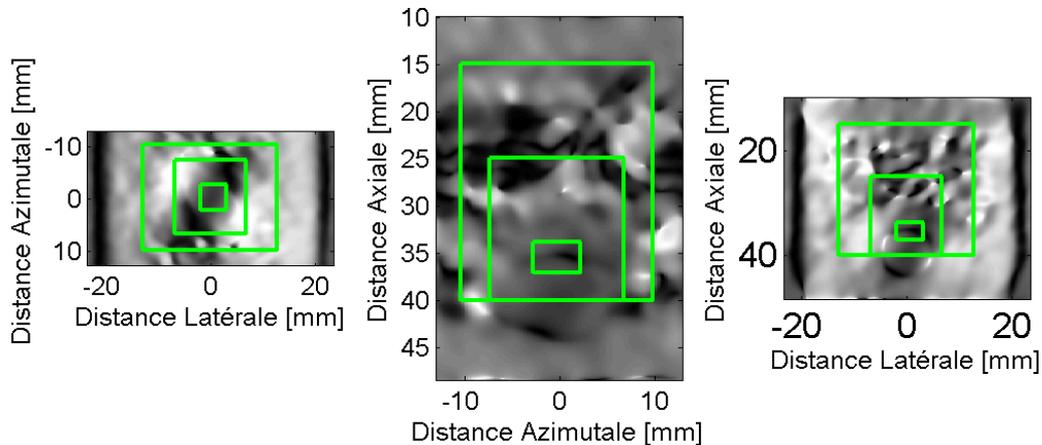


FIGURE 3.27 – Tranches de la première composante du vecteur d’orientation normalisé correspondant aux tranches de la figure 3.25.

un même SNR avec 128 tirages de bruits aléatoires.

3.3.4.2 Estimation par les composantes du vecteur d’orientation normalisé

Dans un premier temps, nous montrons les performances du vecteur d’orientation normalisé pour les trois tailles de ROI. Les trois composantes du déplacement sont estimées par chaque composante $n_i(\mathbf{x})$ du vecteur d’orientation normalisé. Les résultats de ces estimations pour les petite, moyenne et grande ROI sont donnés respectivement par les figures 3.28, 3.29 et 3.30. Pour une meilleure lisibilité, les courbes ont légèrement été décalées l’une par rapport à l’autre selon l’axe des abscisses.

On constate que pour les trois tailles de ROI présentées dans la table 3.14, l’estimation du déplacement dans la direction x_i est meilleure avec la composante du vecteur d’orientation normalisé qui suit cette direction. Toutefois, la variation de la taille de la ROI montre deux caractéristiques dans le comportement de l’estimation.

On remarque d’abord qu’un biais systématique est commis dans les directions latérale et azimutale. Ce biais est dû à la plus faible résolution des images dans ces directions et peut être réduit

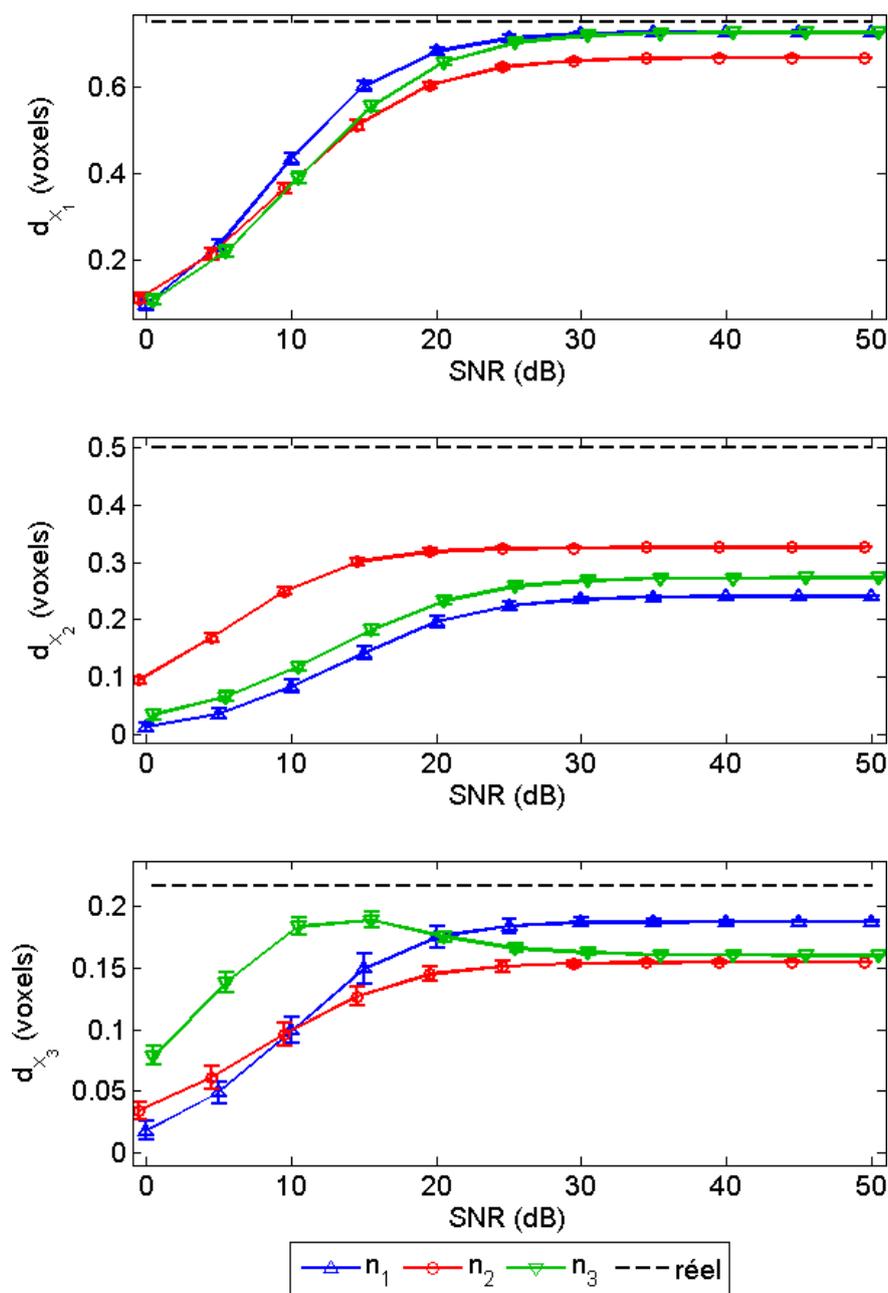


FIGURE 3.28 – Estimations à partir des composantes du vecteur d'orientation normalisé pour la plus petite ROI de la table 3.14.

en augmentant la taille de la ROI, comme le montrent les figures 3.28, 3.29 et 3.30. Nous verrons dans la suite que ce phénomène est présent pour toutes les approches de flux optique testées. Ainsi, plus on aura d'informations, mieux l'orientation pourra estimer le déplacement dans la direction correspondante.

Cet aspect a également une incidence sur l'apport de la composante du vecteur d'orientation normalisé $n_i(\mathbf{x})$ pour estimer la composante \hat{d}_{x_i} . En effet, ces figures montrent que plus la taille de la ROI est grande, plus $n_i(\mathbf{x})$ se démarque pour estimer la composante \hat{d}_{x_i} . Ainsi, plus on aura

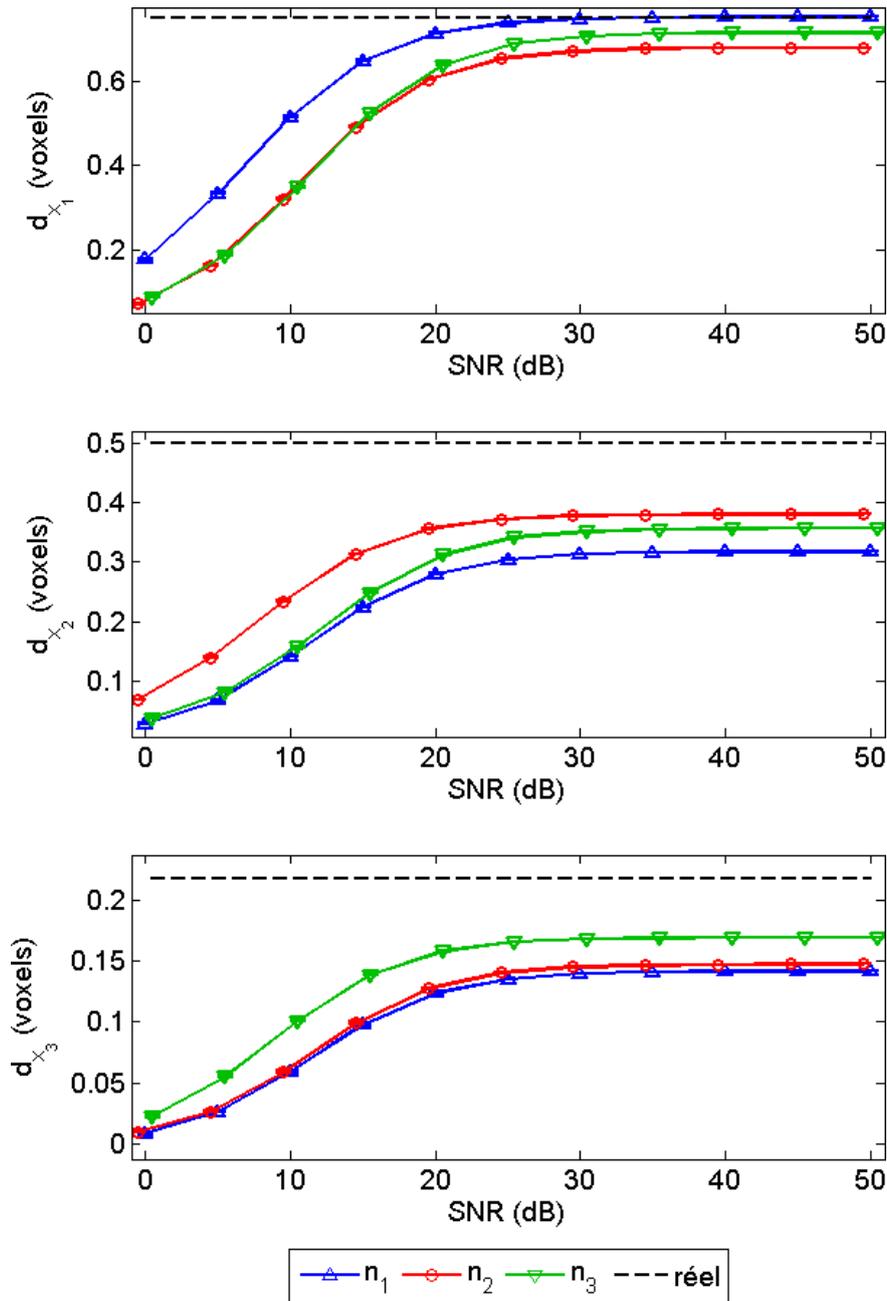


FIGURE 3.29 – Estimations à partir des composantes du vecteur d’orientation normalisé pour la ROI de taille intermédiaire de la table 3.14.

d’informations, mieux l’orientation pourra estimer le déplacement dans la direction correspondante. Pour la plus petite ROI testée, les performances de $n_i(\mathbf{x})$ suivant la direction x_i , pour $i = 1, 2, 3$, n’est significatif que dans la direction latérale. En effet, les résultats des trois orientations sont proches dans la direction axiale. De plus, la composante azimutale du vecteur d’orientation normalisé ne fournit de meilleurs résultats que lorsque le SNR est faible. On note que la résolution est la plus faible dans la direction azimutale et est la meilleure dans la direction axiale. Les structures de l’image sont donc moins bien définies dans la direction azimutale, ce qui explique pourquoi $n_3(\mathbf{x})$ estime moins bien le

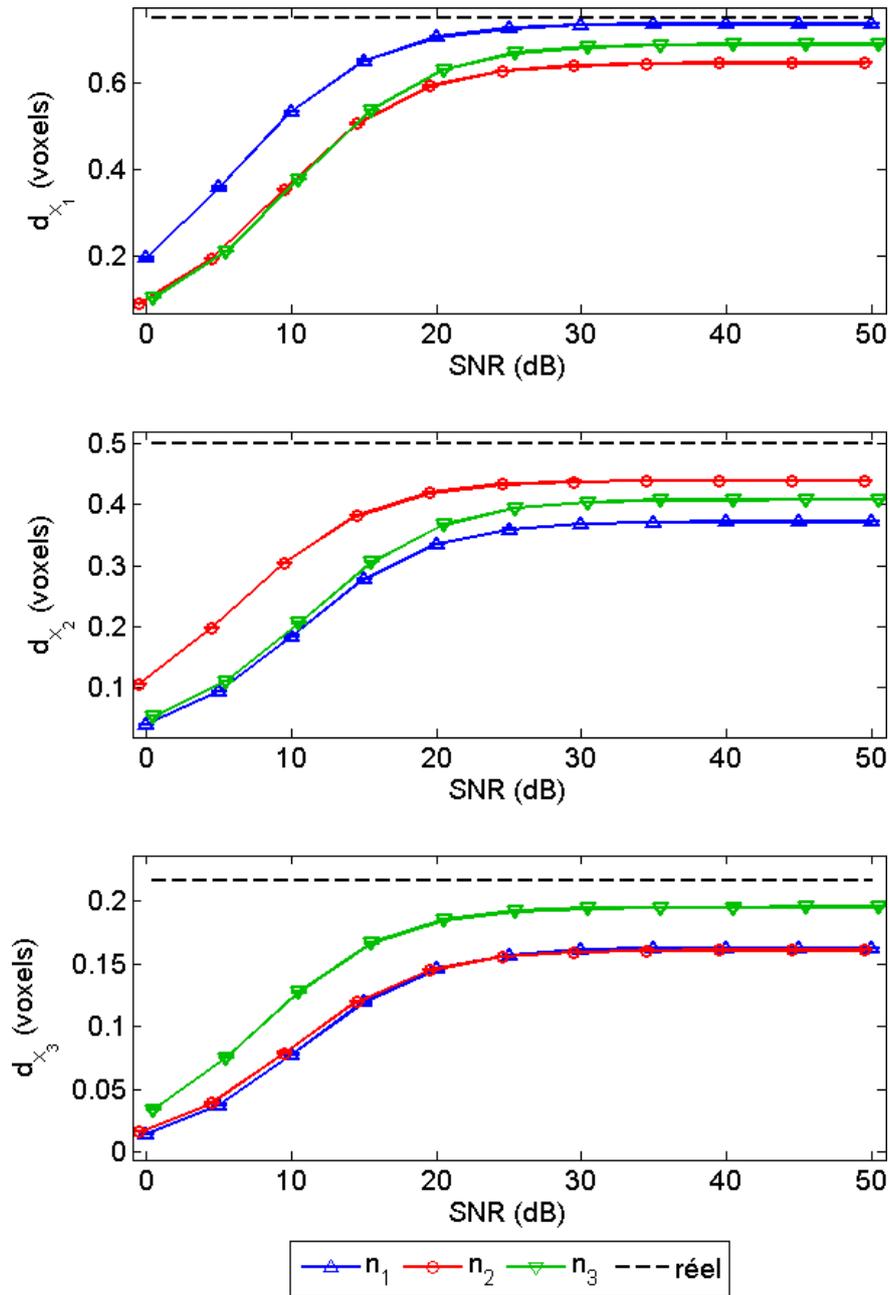


FIGURE 3.30 – Estimations à partir des composantes du vecteur d'orientation normalisé pour la plus grande ROI de la table 3.14.

déplacement dans cette direction. En revanche, ces structures sont mieux définies dans la direction axiale. De plus, le contour de la partie de la sphère présente dans la ROI est approximativement orthogonale à la direction axiale, le déplacement est donc plus facilement observé dans cette direction. Pour ces raisons, le déplacement axial est mieux estimé pour chacune des composantes.

3.3.4.3 Estimation par les composantes du vecteur phase

Dans le deuxième cas, nous utilisons les composantes $r_i(\mathbf{x})$ du vecteur phase au lieu des composantes du vecteur orientation $n_i(\mathbf{x})$. Les figures 3.31, 3.32 et 3.33 montrent les résultats obtenus dans chacune des directions pour les trois tailles de ROI présentées dans la table 3.14.

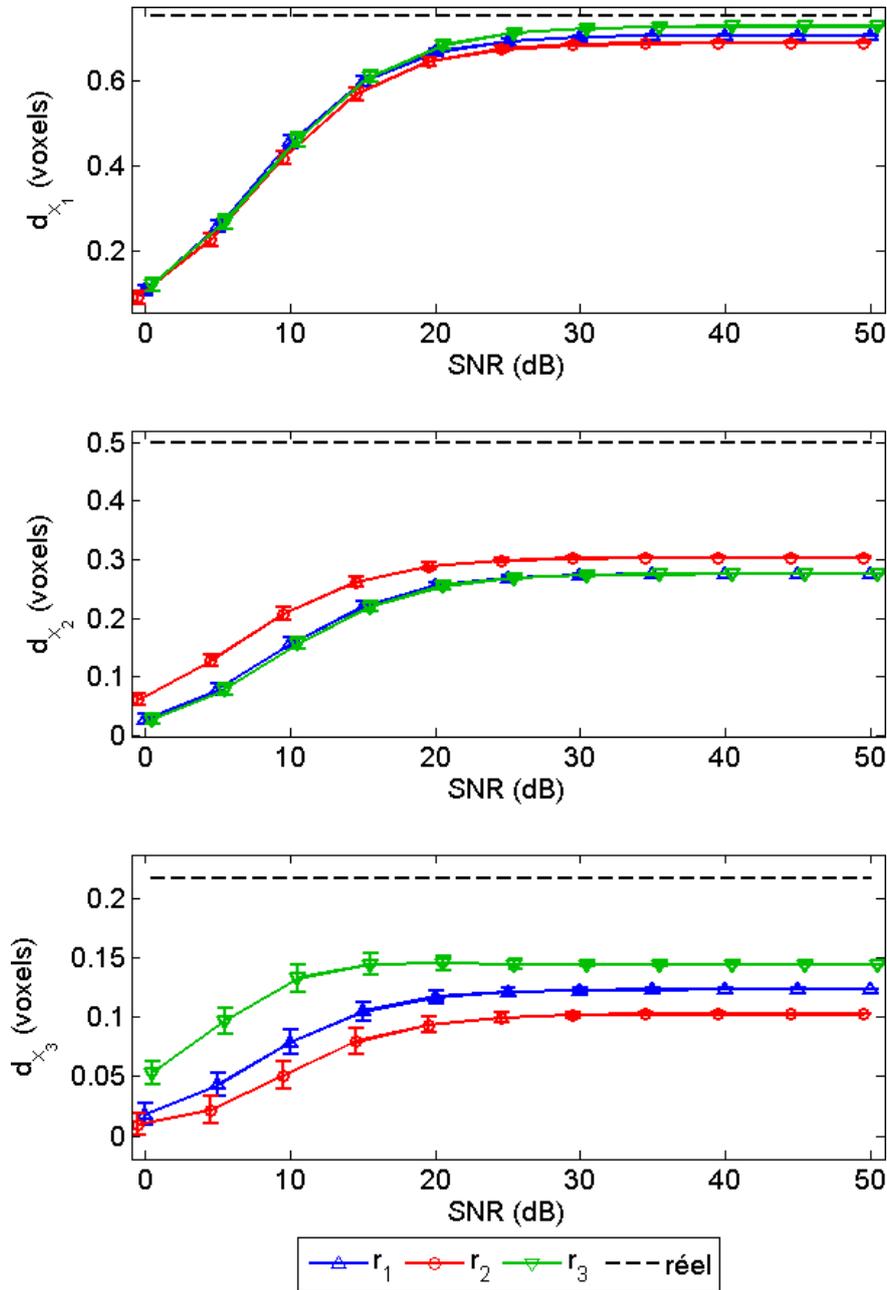


FIGURE 3.31 – Estimations à partir des composantes du vecteur phase pour la plus petite ROI de la table 3.14.

Une fois encore, on remarque que la composante du vecteur phase correspondant à la direction du déplacement est celle qui offre la meilleure précision. Plus la taille de la ROI est grande, plus

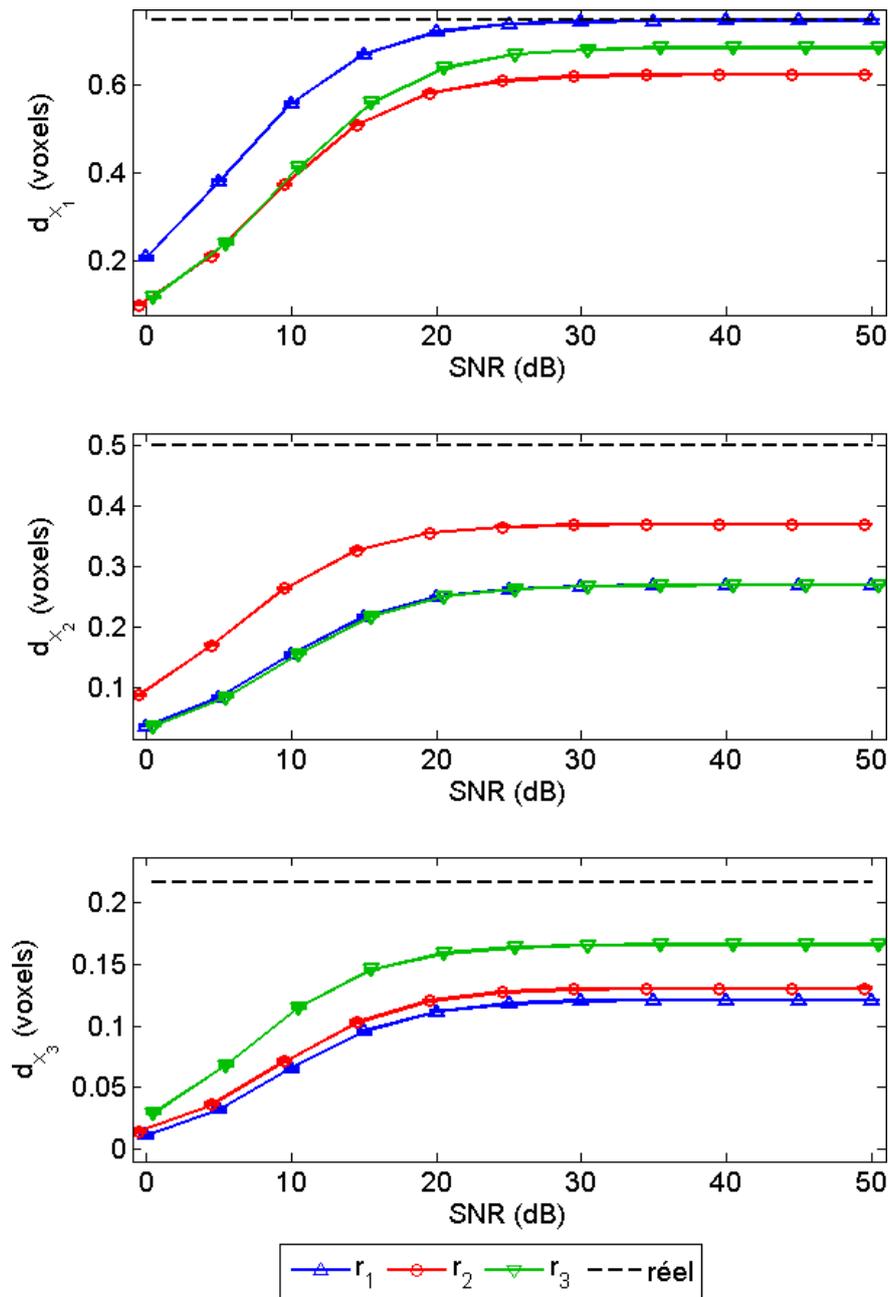


FIGURE 3.32 – Estimations à partir des composantes du vecteur phase pour la ROI de taille intermédiaire de la table 3.14.

la différence de précision est marquée et moins le biais d'estimation est important. Comme pour le vecteur d'orientation normalisé, on note également que dans la direction axiale, les trois composantes du vecteur phase donnent approximativement la même estimation, quelque soit le SNR. Le contour de la sphère étant orthogonal aux contours dans la ROI, le déplacement axial est également plus facile à estimer pour ce type d'informations.

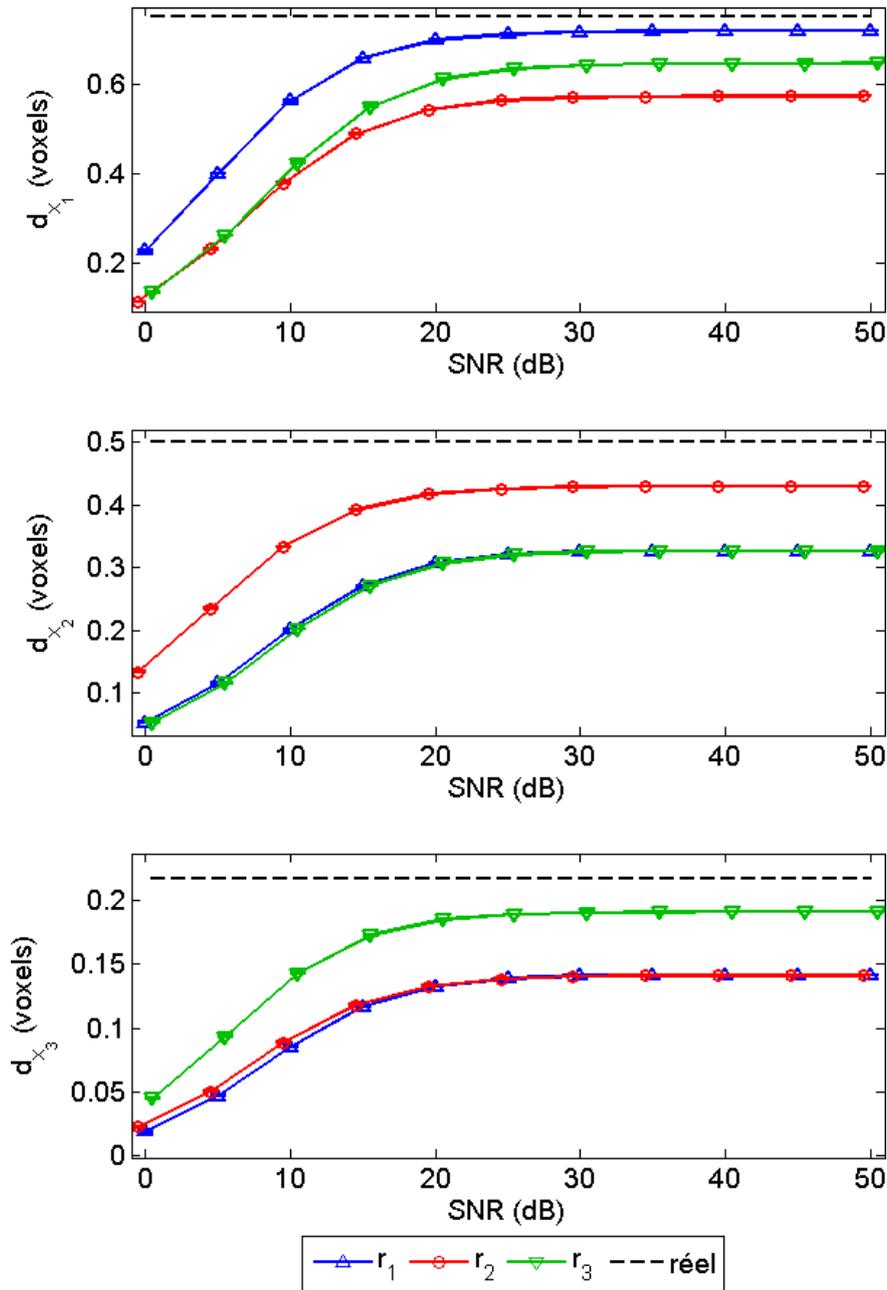


FIGURE 3.33 – Estimations à partir des composantes du vecteur phase pour la plus grande ROI de la table 3.14.

3.3.4.4 Comparaison avec des approches basées sur l'intensité

Les comparaisons précédentes portaient sur le même type d'information, suivant différentes directions dans le volume. Nous comparons maintenant les approches de flux optique utilisant les composantes des vecteurs phase et d'orientation normalisée avec d'autres informations. D'un côté, nous utilisons deux méthodes basées sur l'intensité : la mise en correspondance de blocs par maximisation de la fonction d'inter-corrélation normalisée et l'estimation de flux optique à partir des intensités natives des images. D'un autre côté, nous utilisons une approche de flux optique basée sur

diverses informations issues du signal monogène 3D : la phase spatiale, le vecteur phase et le vecteur d'orientation normalisé. Pour ces deux dernières approches, nous ne considérons que la composante du vecteur (de phase ou d'orientation) qui suit la direction de la composante du déplacement à estimer. On dénommera ainsi comme les meilleurs r_i ou n_i la composante qui permet d'estimer \hat{d}_{x_i} .

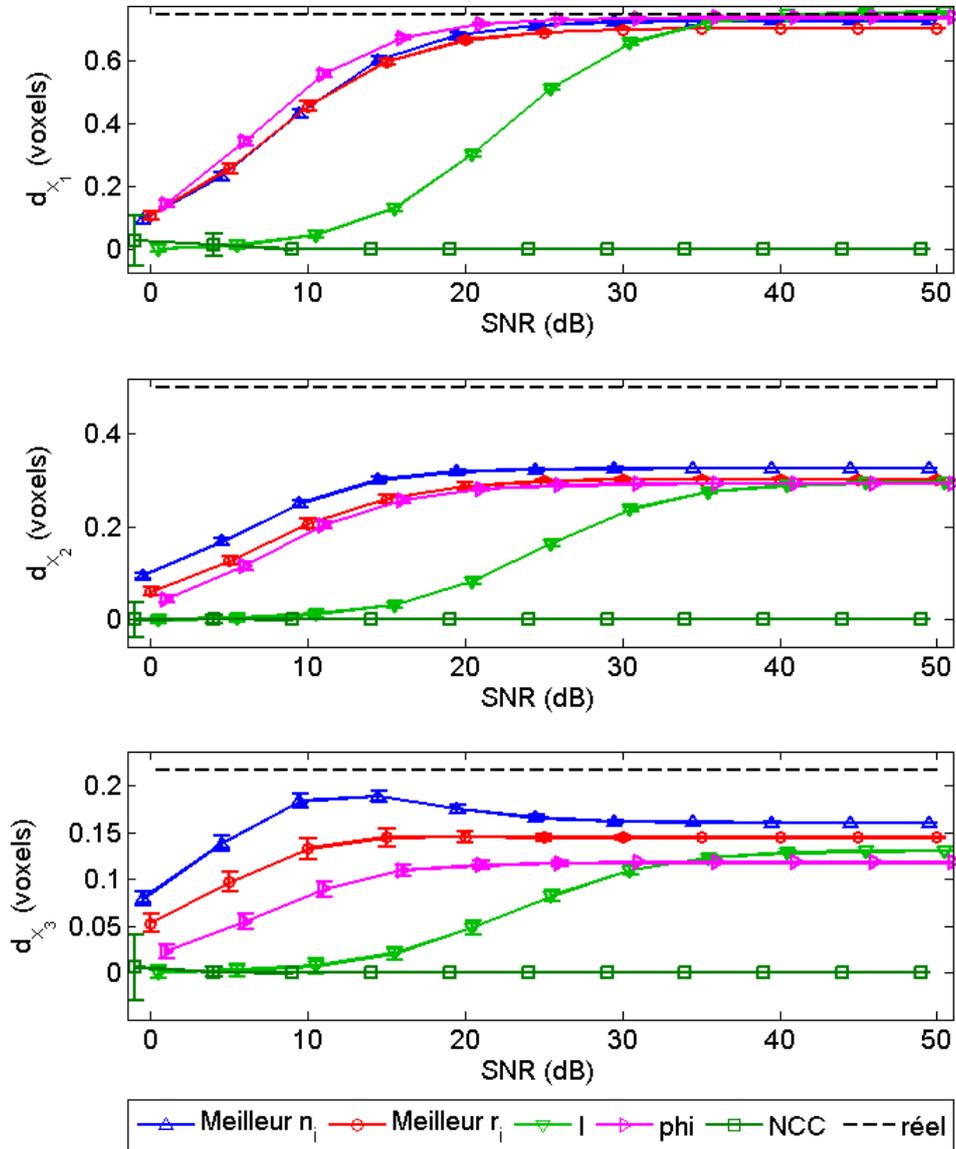


FIGURE 3.34 – Estimations à partir de différentes informations pour la plus petite ROI de la table 3.14.

Les résultats présentés dans les figures 3.34, 3.35 et 3.36 montrent que la NCC ne permet pas d'estimer correctement le déplacement pour la plus petite ROI. Comme nous l'avons vu dans la section 3.2.4, le déplacement est faible et ce type d'approches nécessite plus d'informations pour estimer un déplacement aussi faible. On observe clairement l'amélioration de l'estimation par cette technique avec les deux ROI de plus grandes tailles, pour lesquelles les estimations sont plus proches du décalage réel lorsque la taille de la ROI augmente. Augmenter la taille de la ROI est également intéressant

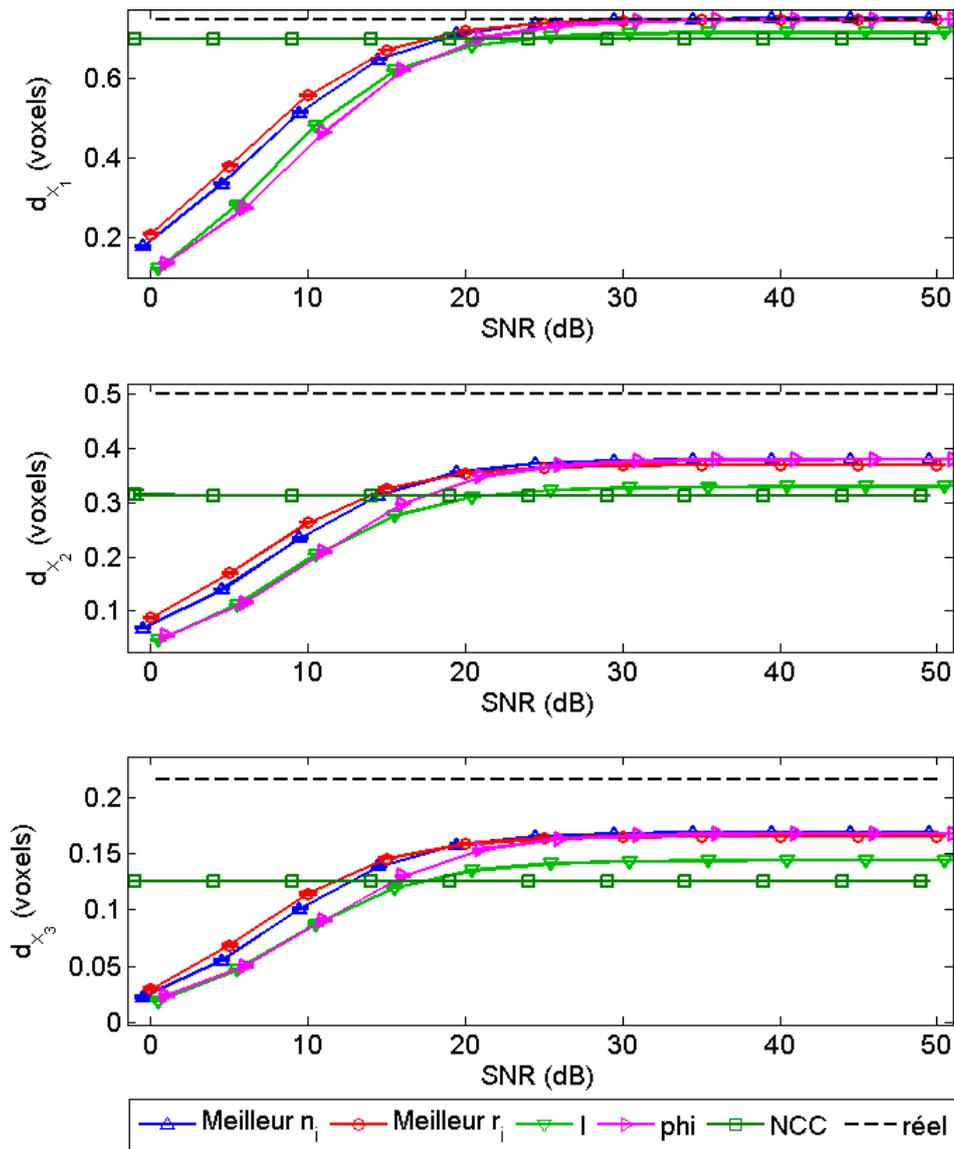


FIGURE 3.35 – Estimations à partir de différentes informations pour la ROI de taille intermédiaire de la table 3.14.

pour augmenter la robustesse de l'estimation du flux optique basé sur l'intensité des voxels. On remarque en effet que, dans la figure 3.34, cette technique n'atteint une précision intéressante qu'à partir d'un SNR de 30 à 35 dB. De plus, les méthodes basées sur le vecteur phase et le vecteur d'orientation donnent des résultats plus proches lorsque la ROI est grande. Cependant, augmenter la taille de la ROI implique observer plus de structures, qui représentent différents organes. Ces organes ont potentiellement des mouvements différents ce qui peut entraîner un mouvement non uniforme au sein de la région et donc nuire à l'estimation.

D'un autre côté, utiliser la phase spatiale dans l'estimation du flux optique donne les résultats les plus intéressants dans la direction axiale pour une petite ROI. Le contour de la sphère étant orthogonal à cette composante du déplacement, il est plus facile pour cette méthode de l'estimer.

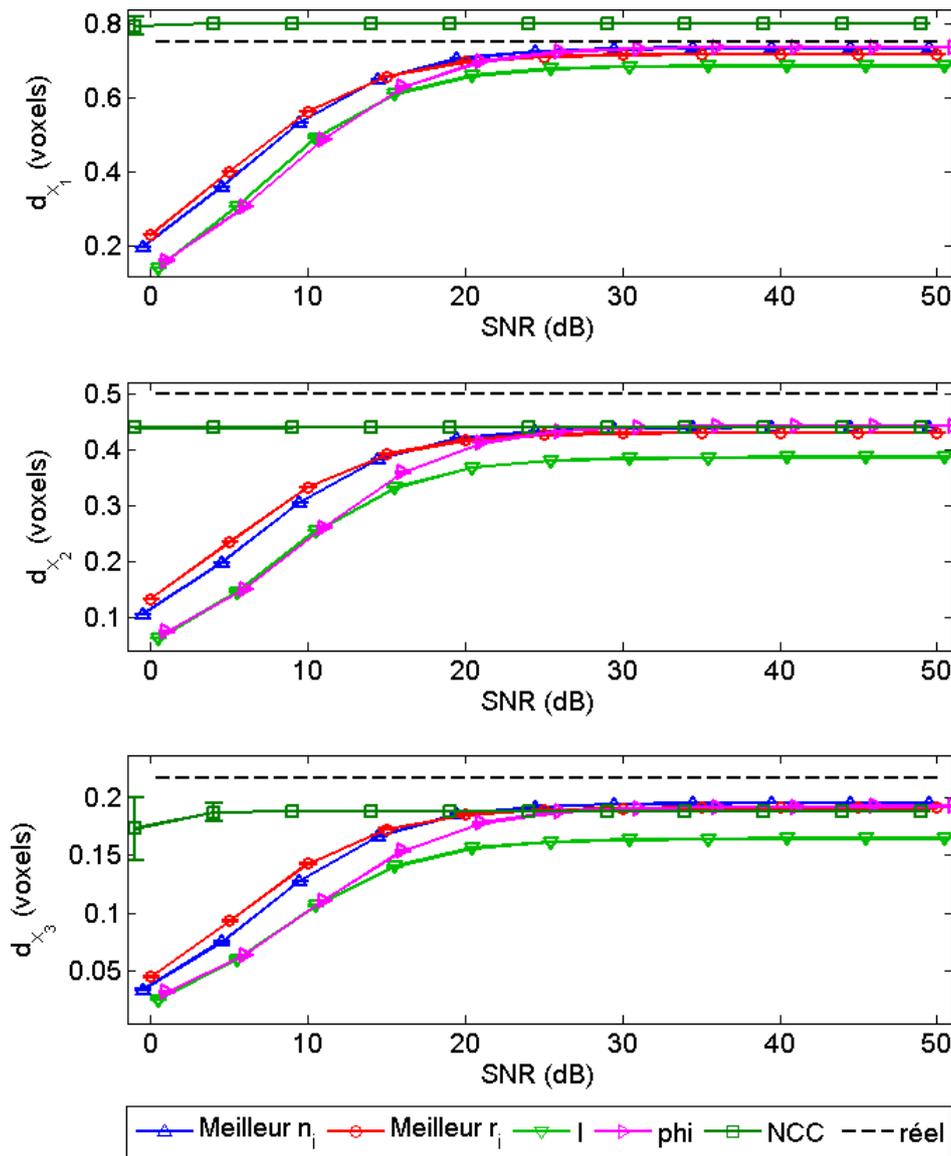


FIGURE 3.36 – Estimations à partir de différentes informations pour la plus grande ROI de la table 3.14.

Cependant, pour une ROI moyenne ou grande (d'après la dénomination de la table 3.14), la qualité de cette estimation n'est pas aussi intéressante. Les informations supplémentaires, qui ne contiennent pas de structures dans notre exemple, font défaut à cette technique.

En résumé, l'estimation du flux optique basé sur l'intensité semble la moins intéressante en termes de précision. L'approche de BM peut quant à elle estimer le déplacement avec une bonne précision, mais la ROI doit avoir une taille assez grande si les décalages sont faibles. Finalement, les résultats obtenus montrent qu'utiliser une information de phase spatiale ou d'orientation semble être une approche adaptée à l'estimation de faibles décalages. La phase spatiale se présente comme une information permettant de relever le déplacement orthogonal au contour d'une structure. Ainsi, si l'on

connait la nature de l'image et que l'on peut garantir que les blocs de l'image sur lesquels on effectue l'estimation contiennent des structures, alors il est préférable d'utiliser la phase pour ne calculer qu'une seule fois le flux optique. Au contraire, si l'on n'a aucune connaissance *a priori* du contenu des régions où l'on va estimer le mouvement, alors il devient plus intéressant d'utiliser le vecteur phase ou le vecteur d'orientation normalisé. Ces deux approches donnent des résultats similaires pour les deux plus grandes ROI considérées, mais pour la plus petite, le vecteur d'orientation est l'information qui apporte la plus grande précision.

Cependant, utiliser le vecteur d'orientation normalisé ne permet d'estimer que des décalages simples sous forme de translations. En effet, des déplacements plus complexes changent l'orientation des contours des tissus présents dans le milieu exploré. L'hypothèse de conservation d'énergie du flux optique, qui devient une conservation de l'orientation dans notre méthode, n'est plus respectée et met en défaut notre méthode. Néanmoins, nous avons montré que cet estimateur offrait de bonnes performances pour différentes tailles de blocs. En utilisant un voisinage de petite taille, on peut faire l'hypothèse que le déplacement des pixels de cette région suit un modèle translationnel et ainsi utiliser l'information d'orientation dans l'estimation du flux optique.

3.4 Conclusions

Nous avons étudié dans ce chapitre les performances de méthodes d'estimation du mouvement basées sur des informations issues des signaux monogènes 2D et 3D en imagerie échographique.

Dans un premier temps, nous avons étudié des méthodes de la littérature pour l'estimation 2D. Bien que l'approche de BM fournisse une estimation précise du déplacement avec un facteur d'interpolation adapté, elle n'en reste pas moins coûteuse en termes de temps de calcul. Au contraire, l'approche de flux optique basé sur la phase spatiale du signal analytique 2D s'est montrée adaptée dans le cas où les images possèdent des oscillations et a fourni des résultats satisfaisants pour les images RF. Toutefois, ce type d'images n'est pas toujours accessible et cette technique d'estimation montre ses limites pour des images en mode B. Pour ce type d'images, nous avons montré que la phase extraite du signal monogène dans l'estimation du flux optique local constituait un bon compromis entre précision et temps de calcul.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons poursuivi cette étude en évaluant les performances des informations de phase spatiale et d'orientation extraites du signal monogène dans le cadre de l'estimation de translations 3D. Une fois encore, nous avons vu que l'approche de mise en correspondance de blocs n'est efficace qu'à partir d'une taille assez importante de la région d'intérêt, ce qui peut poser des problèmes de non stationnarité. Au contraire, l'utilisation de la phase spatiale montre tout son intérêt en présence de contours. D'un autre côté, les vecteurs phase et d'orientation normalisé se sont positionnés comme les informations les moins sensibles à ce critère et fournissent des estimations satisfaisantes pour les trois tailles de blocs testées. Bien que ce vecteur d'orientation ne puisse estimer des déformations complexes comme des rotations, nous avons montré que l'estima-

tion du flux optique basé sur ses composantes se démarquait davantage des autres techniques lorsque la région d'intérêt est de petite taille, ce qui souligne deux avantages. D'abord, on peut considérer que le déplacement d'un petit voisinage de pixels peut se modéliser sous forme de translations. L'utilisation de l'orientation est donc pertinente dans ce cas. D'un autre côté, cela permet une estimation rapide du mouvement.

Nous avons montré que l'estimation du mouvement avec le signal monogène offrait des temps de calcul intéressants, en particulier face à l'approche de BM. Ce critère est d'autant plus important dans le cas 3D. Nous avons décrit des moyens d'accélérer l'algorithme en parallélisant le calcul du signal monogène. L'estimateur de translations 3D que nous avons proposé peut également être parallélisé. Les estimations du flux optique à partir des composantes du vecteur d'orientation sont indépendantes les unes des autres. Il est donc possible de paralléliser toutes les estimations pour réduire davantage les temps de calculs.

Chapitre 4

Recalage multimodal IRM-US à partir de la phase spatiale du signal monogène

4.1 Introduction

Dans le chapitre 3, nous avons évalué les performances de différentes méthodes de flux optique basées sur les informations extraites du signal monogène 2D et 3D. En particulier, la phase spatiale et l'orientation principale, qui portent l'information structurelle du signal, ont retenu notre attention.

Ces méthodes ont porté sur des séquences ultrasonores, mais l'estimation du mouvement compte d'autres applications en imagerie médicale, dans toutes les modalités possibles. Il est également possible de calculer le signal complexe hypercomplexe pour tout type de modalité, comme par exemple en IRM [Mellor et Brady, 2005, Zhang *et al.*, 2006, Alessandrini *et al.*, 2013b]. Chacune de ces modalités met à disposition diverses informations, qui peuvent être complémentaires et, par conséquent, aider à améliorer le diagnostic, l'intervention chirurgicale, ou la thérapie. C'est pourquoi la comparaison, et surtout la fusion d'images de modalités différentes sont des problématiques intéressantes dans de nombreuses applications, comme par exemple en tomographie et images par résonance magnétique (TDM-IRM) [Agrawal *et al.*, 2010]. Par exemple, le recalage peut s'effectuer sur des images ultrasonores (US) avec des images tomodensitométriques du rein [Lee *et al.*, 2011], sur des images par résonance magnétique (RM) du cœur avec des échocardiographies 3D [Zhang *et al.*, 2006], sur des images par RM préopératoires du cerveau avec des images US intraopératoires [Nigris *et al.*, 2010] ou des images RM-US de la prostate [Makni *et al.*, 2010]. Cependant, il n'est jamais garanti que l'acquisition de ces images soit effectuée sur le même plan ou au même instant. Il est donc nécessaire de recalibrer ces images entre elles pour pouvoir fusionner les informations qu'elles procurent.

Les méthodes de recalage peuvent généralement être répertoriées en deux grandes catégories : celles basées sur les caractéristiques géométriques et celles basées sur l'intensité des pixels [Mäkelä *et al.*, 2002, Zhang *et al.*, 2006, Nam *et al.*, 2010]. Pour la première catégorie, des points d'intérêt doivent être détectés dans chaque image avant le calcul du recalage. Cette étape peut s'avérer difficile, en particu-

lier dans les cas pathologiques, où les tissus subissent des déformations qui peuvent être différentes de celles survenant sur un tissu sain. Cela a l'inconvénient de rendre ces techniques dépendantes de l'application. Ces techniques sont rarement automatiques et nécessitent donc une intervention humaine. Le second type d'approches est basé sur l'hypothèse qu'il existe un lien entre les intensités d'un même pixel sur les deux images. Ce lien se mesure à travers une fonction de ressemblance ou de dissimilitude.

La fonction la plus souvent utilisée dans le cadre du recalage multimodal est l'information mutuelle (MI). Néanmoins, l'intensité n'est pas la seule donnée que l'on peut utiliser avec cette mesure. [Mellor et Brady, 2005], mais aussi [Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007], ont proposé d'utiliser la phase spatiale plutôt que l'intensité des images natives dans le calcul de l'information mutuelle. Cependant, leurs évaluations souffrent de certaines limitations. [Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007] utilisent des images cliniques pour leur expérimentation, ce qui ne leur permet qu'une appréciation qualitative de l'apport de la phase spatiale issue du signal monogène. Les seuls résultats quantitatifs dont ils disposent montrent l'erreur par rapport à des points d'intérêts définis manuellement, et donc soumis au facteur humain. [Mellor et Brady, 2005] se placent quant à eux dans un cadre contrôlé, en simulant une image ultrasonore à partir d'une image par résonance magnétique. Bien que cela leur donne accès à la vérité terrain, il existe une correspondance directe entre les niveaux de gris des tissus présents dans ces images. En effet, l'image utilisée pour la simulation est la même que celle utilisée pour le recalage. Malgré la présence de speckle dans l'image échographique simulée, les tissus les plus clairs dans l'image US sont par conséquent les plus clairs en IRM et il en va de même pour toutes les nuances de gris présentes dans chacune de ces images. Les figures 4.1(a) et 4.1(b) montrent un exemple de cette simulation. Cette correspondance est cependant peu probable dans la réalité, comme le montrent les figures 4.1(c) et 4.1(d), qui illustrent une image par RM et une image US du cœur.

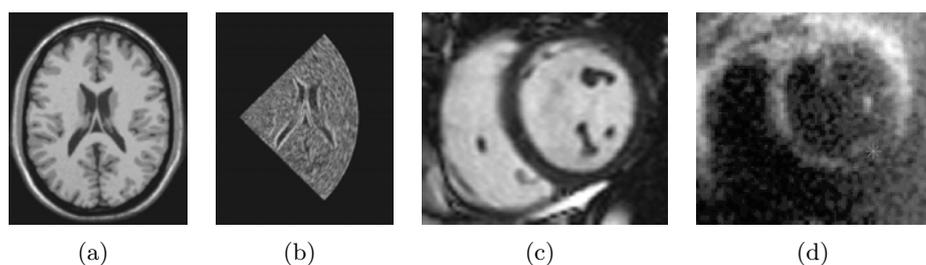


FIGURE 4.1 – Image par RM (Fig. 4.1(a)) et image US simulée (Fig. 4.1(b)) de cerveau [Mellor et Brady, 2005]. L'image US a été obtenue par simulation. Image par RM (Fig. 4.1(c)) et US réelle (Fig. 4.1(d)) cardiovasculaires [Zhang *et al.*, 2007].

Le travail décrit dans ce chapitre du manuscrit a porté sur le recalage RM-US et a consisté à évaluer les performances de la combinaison de l'information mutuelle avec la phase spatiale issue du signal monogène, mais aussi de la phase extraite du signal analytique isotrope 2D (2D IAS). Pour cela, nous avons utilisé un algorithme récent de la littérature [Myronenko, 2010], que nous avons adapté à nos besoins. La flexibilité et la généralité de l'algorithme en font une base intéressante, ce qui a guidé

notre choix. Cet algorithme inclut différentes mesures dont la somme des différences absolues (SAD), la somme des différences au carré (SSD), la fonction d'inter-corrélation (CC) ou l'information mutuelle. Deux types de déformations différentes peuvent être estimés : affine et B-spline. Finalement, l'ensemble du code source est accessible à l'adresse <https://sites.google.com/site/myronenko/>, ce qui donne non seulement accès à tous les paramètres pour configurer le recalage, mais cela permet en plus de le modifier et de l'adapter facilement.

L'application qui nous a concernés est la quantification du prolapsus chez la femme (voir chapitre 5). La figure 4.2 est un schéma simplifié représentant les organes observés.

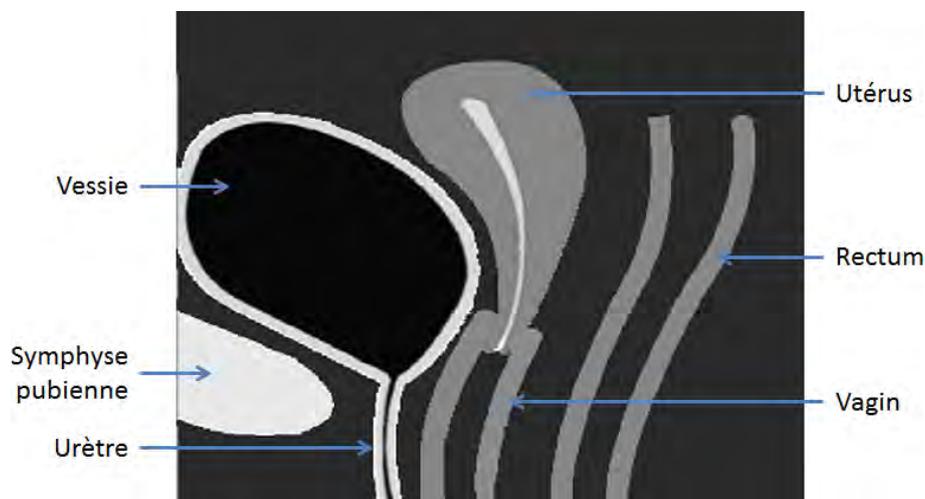


FIGURE 4.2 – Schéma de la flore pelvienne chez la femme.

Il peut être nécessaire d'avoir recours à l'IRM, qui reste le diagnostic qui fait état de l'art dans ce domaine, pour expliquer la gêne ressentie par la patiente ou pour stadifier avec exactitude les anomalies. En revanche, l'accès à ces appareils est limité et onéreux. De plus, le temps d'acquisition est trop long pour permettre un suivi en temps réel et certaines patientes peuvent avoir une contre-indication médicale, à cause par exemple d'une prothèse métallique. Au contraire, l'échographie est une modalité disponible, de faible coût et avec un caractère temps réel. Le recalage multimodal permettrait de tirer parti de ces deux modalités, c'est pourquoi nous nous sommes penchés sur ces problématiques.

Nous décrivons dans ce chapitre l'algorithme utilisé pour le recalage multimodal. Nous montrons également comment la phase spatiale peut être utilisée dans cet algorithme. Nous présenterons ensuite les différents jeux d'images utilisés, ainsi que les protocoles d'expérimentations mis en place pour exposer les résultats obtenus. Enfin, une conclusion fera la synthèse de ce chapitre et en dévoilera les différentes perspectives envisageables.

4.2 Algorithme de recalage multimodal

4.2.1 Principe de l'algorithme

Les intensités entre images par RM et images US ne correspondent pas, il est donc préférable de se baser sur les structures de chaque image plutôt que sur le niveau de gris de leurs pixels pour les recalculer. On notera de manière générique $\mathcal{S}(I(\mathbf{x}))$ la fonction calculant cette information, qui est de la même taille que l'image. Cette fonction peut fournir une information de phase ou d'orientation, mais aussi un étiquetage des différentes zones de l'image $I(\mathbf{x})$. On peut ainsi exprimer la relation entre deux images comme une transformation T qui permettrait de faire correspondre leurs structures $\mathcal{S}(I_1(\mathbf{x}))$ et $\mathcal{S}(I_2(\mathbf{x}))$:

$$\mathcal{S}(I_1(\mathbf{x})) = T(\mathcal{S}(I_2(\mathbf{x}))). \quad (4.1)$$

Le but de cet algorithme est d'estimer cette transformation T , par minimisation d'une fonction de coût \mathcal{M} , que l'on combine à une fonction de régularisation $R(T)$:

$$\hat{T} = \underset{T}{\operatorname{argmin}} (\mathcal{M}(I_1, T(I_2)) + \alpha R(T)), \quad (4.2)$$

où α est un coefficient pondérant la fonction de régularisation $R(T)$.

4.2.2 Choix de la mesure de similarité

Parmi les diverses mesures existantes, l'information mutuelle est considérée comme une référence en recalage multimodal [Pluim *et al.*, 2003]. De plus, [Ureche *et al.*, 2012] ont évalué les performances de différentes mesures, dans le cadre du recalage multimodal RM-US pour des déformations affine et B-spline. Ils ont montré que pour l'intensité comme pour l'usage de la phase spatiale issue du signal monogène, l'information mutuelle donnait de meilleurs résultats qu'une SAD, une SSD, une CC ou même une mesure de complexité résiduelle, ou Residual Complexity (RC), proposée par [Myronenko *et Song*, 2010].

Le principe de l'information mutuelle consiste à trouver la probabilité la plus élevée qu'un pixel d'intensité i dans l'image fixe I_1 soit représenté par un pixel l'intensité j de l'image flottante I_2 . Dans cet algorithme de recalage, nous cherchons le minimum de l'information mutuelle négative (NMI) par descente de gradient. En se basant sur l'équation (2.35), on écrit l'expression de l'information mutuelle négative $NMI(I_1, I_2)$ de la manière suivante :

$$NMI(I_1, I_2) = -MI(I_1, I_2) = - \sum_{i \in I_1} \sum_{j \in I_2} p(i, j) \log \left(\frac{p(i, j)}{p(i)p(j)} \right). \quad (4.3)$$

Trouver la transformation T qui permet de recalculer l'image I_2 sur l'image I_1 revient donc à minimiser l'information mutuelle négative entre les deux images.

4.2.3 Minimisation de l'information mutuelle négative

Estimer la transformation T revient en pratique à estimer les paramètres d'un modèle de déformation qui engendre cette transformation.

En imagerie médicale, le modèle affine est un modèle de déformation courant et beaucoup s'intéressent également au modèle élastique. C'est pourquoi nous considérons dans cette étude ces deux modèles de déformation. Pour une échelle donnée, les paramètres du modèle de déformation sont mis à jour en calculant leur variation à l'itération n . Nous expliquons maintenant comment cette variation est calculée à partir de $NMI(I_1, T(I_2))$ pour chacun de ces deux modèles.

4.2.3.1 Minimisation de la NMI pour le modèle affine

Le modèle affine se définit par une matrice \mathbf{M} , composée de six paramètres :

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & 0 \\ m_{21} & m_{22} & 0 \\ m_{31} & m_{32} & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.4)$$

Comme nous l'avons exprimé dans l'équation (2.39), chaque composante m_{ij} , $i, j = \{1, 2\}$, est une combinaison de rotation d'angle θ , de facteur d'échelle sc_{x_1} et sc_{x_2} et de cisaillement sh_{x_1} et sh_{x_2} . m_{31} et m_{32} représentent quant à eux les translations dans les directions latérale et axiale. La correspondance entre ces types de transformations et les éléments m_{ij} de la matrice \mathbf{M} est la suivante :

$$\begin{aligned} m_{11} &= sc_{x_2} \cos(\theta), & m_{12} &= sh_{x_1} \sin(\theta), \\ m_{21} &= sh_{x_2} \sin(\theta), & m_{22} &= sc_{x_1} \cos(\theta), \\ m_{31} &= t_{x_2}, & m_{32} &= t_{x_1}. \end{aligned} \quad (4.5)$$

L'algorithme par descente de gradient est itératif, ce qui signifie que l'on va faire varier progressivement les paramètres \mathbf{M} jusqu'à atteindre la valeur minimale de la fonction de coût, qui est la NMI. Initialement, aucune transformation n'est appliquée à l'image flottante : \mathbf{M}_0 équivaut à la matrice identité. La mise à jour des paramètres de déformation se fait donc à l'itération $n \geq 0$ selon la relation suivante :

$$\mathbf{M}_{n+1}\mathbf{X} = \mathbf{M}_n\mathbf{X} - \gamma f'_n(\mathbf{M}_n\mathbf{X}), \quad (4.6)$$

où \mathbf{X} est une matrice $N \times 3$ contenant les coordonnées homogènes des N pixels de l'image, γ est le pas initial d'optimisation (que nous avons fixé à 1) et $f'_n(\mathbf{M}_n\mathbf{X}) = \nabla(NMI)_n$ représente les dérivées spatiales de la mesure à l'itération n aux coordonnées $\mathbf{M}_n\mathbf{X}$. Ainsi, il est possible de calculer $\delta\mathbf{M}_n$ par moindres carrés :

$$\delta\mathbf{M}_n = (\mathbf{X} \cdot \mathbf{X}^T)^{-1} \cdot \mathbf{X}^T \cdot \nabla(NMI)_n. \quad (4.7)$$

4.2.3.2 Minimisation de la NMI pour le modèle B-spline

En ce qui concerne le modèle élastique, les paramètres de déformation que l'on manipule sont les positions des points de contrôle du maillage. Contrairement au modèle affine, pour qui tous les paramètres s'appliquaient à l'image entière, un point de contrôle n'a une influence que sur les pixels qui constituent son voisinage. Un exemple d'effet obtenu est illustré par la figure 4.3.

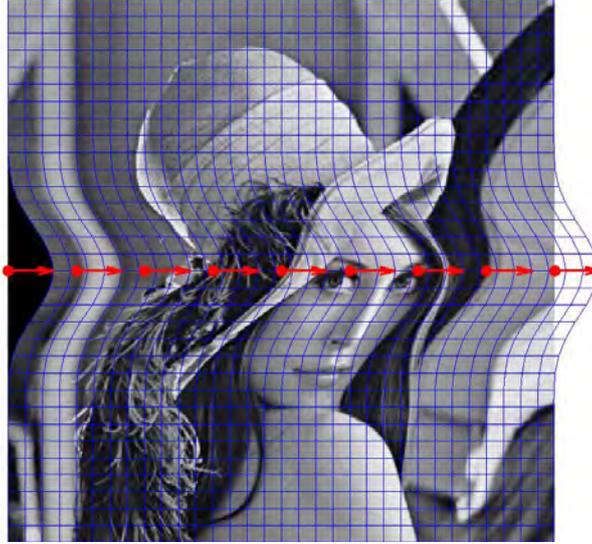


FIGURE 4.3 – Exemple de déformation élastique pour une translation latérale des points de contrôle situés au centre de l'image.

Pour générer cette déformation, les points de contrôle situés sur la ligne centrale du maillage ont subi un déplacement de 64 pixels vers la droite. On remarque que seuls les pixels situés autour de cette ligne dans l'image ont subi un décalage. Plus le pixel est éloigné du point de contrôle, moins celui-ci subira l'influence du déplacement de ce point de contrôle. C'est pourquoi on raisonnera en termes de « patches ». La transformation $T(\mathbf{x})$ d'un pixel à la position \mathbf{x} est calculée en fonction des positions des points de contrôle voisins du maillage. Cette transformation est donnée par l'équation :

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 B_l(v - \lfloor v \rfloor) B_m(\nu - \lfloor \nu \rfloor) \mathbf{P}_{i+l, j+m}^k, \quad (4.8)$$

où \mathbf{P}^k est une matrice de taille $N_{PC} \times 2$ contenant les positions des points de contrôle du patch k , avec N_{PC} étant le nombre de points de contrôles dans ce patch. $\mathbf{P}_{i,j}^k$ est la position du point de contrôle à la ligne i et à la colonne j du patch k . $v = x_1/\delta x_1$, $\nu = x_2/\delta x_2$, avec δx_i la distance entre deux points de contrôle dans la direction x_i . v est la position du pixel au sein du patch. $i = \lfloor v \rfloor - 1$, $j = \lfloor \nu \rfloor - 1$ et l'opérateur $\lfloor \bullet \rfloor$ est la partie entière de \bullet . Finalement, B_l représente la l^e fonction de base B-spline telle que :

$$\begin{aligned}
 B_0(v) &= (1 - v)^3 / 6, \\
 B_1(v) &= (3v^3 - 6v^2 + 4) / 6, \\
 B_2(v) &= (-3v^3 + 3v^2 + 3v + 1) / 6, \\
 B_3(v) &= v^3 / 6.
 \end{aligned} \tag{4.9}$$

Pour le modèle B-spline, la variation des paramètres de déformation est représentée par le décalage des points de contrôle. Pour obtenir le décalage de tous les pixels d'un patch, on introduit la matrice \mathbf{F} , qui est une matrice $N_{px} \times N_{PC}$ contenant les coefficients des polynômes B-spline des N_{PC} points de contrôle pour les N_{px} pixels d'un patch. Pour le k^e patch, les positions de chaque pixel à l'itération n , notées \mathbf{X}_n^k , peuvent ainsi s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$\mathbf{X}_n^k = \mathbf{F}\mathbf{P}_n^k, \quad k = 1, \dots, N_{patch}, \tag{4.10}$$

où N_{patch} est le nombre de patches. Le but étant de trouver les positions de chaque pixels qui minimisent la fonction de coût, la relation entre les paramètres d'une itération à l'autre s'exprime donc comme :

$$\mathbf{F}\mathbf{P}_{n+1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_n - \gamma f'_n(\mathbf{F}\mathbf{P}_n). \tag{4.11}$$

Si l'on se contentait uniquement des informations offertes par les points de contrôle d'un patch, les positions des points de contrôle au bord de ce patch ne seraient pas correctement estimées. Ils subissent en effet l'influence des points de contrôles appartenant aux patches voisins. Pour conserver la cohérence de la déformation dans l'image entière, une solution consiste à cumuler l'influence d'un point de contrôle pour tous les patches de l'image. À l'instar du modèle affine, il est possible d'exprimer l'équation (4.11) en fonction de l'information mutuelle normalisée :

$$\delta\mathbf{P}_n = \sum_{patches} (\mathbf{F} \cdot \mathbf{F}^T)^{-1} \cdot \mathbf{F}^T \cdot \nabla NMI. \tag{4.12}$$

L'optimisation se termine si la variation de la fonction de coût est inférieure à un certain seuil ou si l'algorithme a dépassé un certain nombre d'itérations.

4.2.4 Approche multi-échelle

Les plans d'acquisition de la paire d'images utilisées peuvent être différents et il est possible que les tissus aient subi une déformation entre les deux acquisitions. La déformation à estimer pour le recalage peut donc être importante. Une approche multi-échelle permet d'estimer cette déformation grossièrement avant de la raffiner progressivement pour atteindre une meilleure précision [Sühling *et al.*, 2004].

Cette méthode est aussi appelée pyramidale. En effet, l'image est décimée dans l'échelle la plus grossière pour retrouver une meilleure précision à l'échelle la plus fine. La figure 4.4 met en évidence

la notion de pyramide en mettant en relation deux échelles successives. Dans cette figure, les pixels sont représentés par les points noirs : ●.

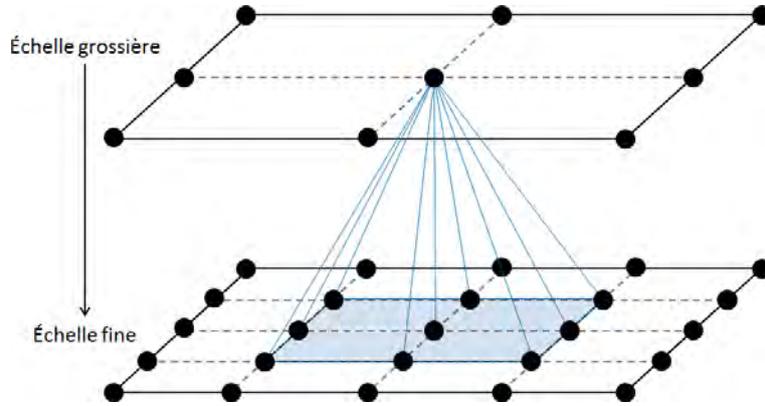


FIGURE 4.4 – Représentation de l’approche pyramidale pour deux échelles.

À l’échelle la plus grossière, située en haut dans la figure 4.4, l’image est décimée de sorte qu’un de ses pixels corresponde à un voisinage 3×3 dans l’échelle plus fine, située en bas dans la figure 4.4.

L’algorithme de recalage réduit la taille des images d’un facteur 2 à chaque échelle. L’image sera donc réduite d’un facteur 2^{N_e-1} pour l’échelle la plus grossière, où N_e est le nombre d’échelles différentes. L’échelle la plus fine correspond quant à elle à un échantillonnage pixellique. Par exemple, une translation de deux pixels à l’échelle n deviendra un décalage de 4 pixels pour l’échelle $n-1$, où l’échelle $n-1$ est plus fine que l’échelle n . Calculer le déplacement final $\hat{\mathbf{d}}(\mathbf{x})$ revient ainsi à combiner les estimations de chaque échelle, en les convertissant à la taille la plus fine d’un pixel :

$$\hat{\mathbf{d}}(\mathbf{x}) = \sum_{n=0}^{N_e-1} 2^n \hat{\mathbf{d}}^n(\mathbf{x}), \quad (4.13)$$

où N_e est le nombre d’échelles différentes et $\hat{\mathbf{d}}^n(\mathbf{x}) = [\hat{d}_{x_1}^n, \hat{d}_{x_2}^n]^T$ est la déformation estimée à l’échelle n . On notera $\hat{\mathbf{d}}^0(\mathbf{x})$ la déformation estimée lors de l’échelle la plus fine et $\hat{\mathbf{d}}^{N_e-1}(\mathbf{x})$ est la déformation estimée à l’échelle la plus grossière.

4.2.5 Présentation de l’algorithme

L’algorithme que nous venons de présenter est issu de la littérature [Myronenko, 2010] et est disponible à l’adresse suivante : <https://sites.google.com/site/myronenko/>. L’incorporation des étapes que nous venons de décrire est présentée par l’algorithme 1.

La première étape consiste à redimensionner les images, afin d’avoir une correspondance bijective entre les pixels de chaque image. Les images étant issues de différentes modalités, la gamme de valeurs des intensités des pixels peut être différente pour les deux images. Normaliser ces images ajuste leurs pixels dans la même gamme d’intensités.

Algorithme 1 : Algorithme de recalage multimodal.

Données :

- I_{MR} et I_{US} : Images par RM et US
- α : Coefficient de pondération de variation des paramètres de déformation
- N_e : Nombre d'échelles
- N_{iter} : Nombre maximum d'itérations
- s : Seuil de convergence

Résultat : Paramètres estimés du modèle

- 1 Dimensionner les images par interpolation pour qu'elles aient la même taille.
 - 2 Normaliser les intensités des pixels entre 0 et 1.
 - 3 **Pour** chaque échelle n , de la plus grossière à la plus fine **Faire**
 - 4 | Échantillonner les images en accord avec l'échelle courante.
 - 5 | Initialiser les paramètres de la transformation.
 - 6 | **Répéter**
 - 7 | Calculer la valeur de la mesure de similarité et de son gradient.
 - 8 | Estimer les variations des paramètres $\delta\mathbf{P}_n$
 - 9 | Mettre à jour les paramètres de la déformation :

$$\mathbf{P}_n = \mathbf{P}_{n-1} - \alpha\delta\mathbf{P}_n.$$
 - 10 | Appliquer la déformation à l'image à recalcer.
 - 11 | **Jusqu'à** ce que la variation de la mesure entre les deux dernières itérations soit inférieure à s ou que le nombre d'itérations soit supérieur à N_{iter} ;
 - 12 **Fin**
-

Une fois ces étapes préliminaires accomplies, le recalage peut avoir lieu. Il encapsule la méthode de minimisation de la NMI par descente de gradient dans l'approche multi-échelle telle que nous l'avons décrite.

4.2.6 Adaptation de l'algorithme au recalage basé sur la phase spatiale

Nous avons cité dans le chapitre de l'état de l'art des méthodes de recalage multimodal basées sur la phase spatiale issue du signal monogène. Cependant, leurs évaluations reposent sur des critères qualitatifs ou seulement sur quelques points d'intérêt, comme l'ont fait [Zhang *et al.*, 2006, Zhang *et al.*, 2007]. Au contraire, [Mellor et Brady, 2005] et [Ureche *et al.*, 2012] ont utilisé la phase spatiale pour recalcer une IRM réelle avec une image US de simulation, obtenue à partir de l'IRM. Ils ont ainsi accès à la vérité terrain, mais la correspondance entre les intensités des organes dans chaque image est directe malgré le speckle. De plus, [Ureche *et al.*, 2012] ont comparé différentes mesures de similarités dans l'algorithme 1, que nous venons de présenter. Ils ont montré que les mesures de SAD, SSD, CC et RC donnaient des résultats satisfaisants si l'on utilisait la phase spatiale au lieu de l'intensité mais que l'information mutuelle, qu'elle soit basée sur l'intensité des pixels ou sur la phase spatiale issue du signal monogène, fournissait les meilleurs résultats.

Nous poursuivons l'étude de [Ureche *et al.*, 2012] et avons adapté l'algorithme 1 pour qu'il puisse

tenir compte des informations extraites du signal monogène comme du signal analytique isotrope 2D. Cette nouvelle approche est présentée par l’algorithme 2.

Algorithme 2 : Algorithme de recalage multimodal basé sur la phase spatiale.

Données :

- I_{MR} et I_{US} : Images par RM et US
- α : Coefficient de pondération de variation des paramètres de déformation
- N_e : Nombre d’échelles
- N_{iter} : Nombre maximum d’itérations
- s : Seuil de convergence

Résultat : Paramètres estimés du modèle

- 1 Dimensionner les images par interpolation pour qu’elles aient la même taille.
 - 2 Calculer les signaux hypercomplexes I_{US}^{HCS} et I_{MR}^{HCS} des images.
 - 3 Calculer leurs phases spatiales φ_{US} et φ_{MR} .
 - 4 Normaliser les phases des pixels entre 0 et 1.
 - 5 **Pour** chaque échelle n , de la plus grossière à la plus fine **Faire**
 - 6 | Échantillonner les images en accord avec l’échelle courante.
 - 7 | Initialiser les paramètres de la transformation.
 - 8 | **Répéter**
 - 9 | | Calculer la valeur de la mesure de similarité et de son gradient à partir des phases spatiales.
 - 10 | | Estimer les variations des paramètres $\delta\mathbf{P}_n$.
 - 11 | | Mettre à jour les paramètres de la déformation :

$$\mathbf{P}_n = \mathbf{P}_{n-1} - \alpha\delta\mathbf{P}_n.$$
 - 12 | | Appliquer la déformation à l’image à recalcer.
 - 13 | **Jusqu’à** ce que la variation de la mesure entre les deux dernières itérations soit inférieure à s ou que le nombre d’itérations soit supérieur à N_{iter} ;
 - 14 **Fin**
-

Comme pour l’algorithme 1, la première étape consiste à redimensionner les images. Il s’agit ensuite de calculer les signaux hypercomplexes (monogènes ou 2D IAS) de chaque image afin d’en extraire leurs phases spatiales. Ces deux étapes constituent la principale différence entre les deux algorithmes. Ces phases spatiales seront ensuite utilisées à la place des images natives dans le traitement du recalage, en particulier dans le calcul de l’information mutuelle négative. En effet, suite aux résultats obtenus par [Ureche *et al.*, 2012] nous avons porté une attention particulière sur l’information mutuelle, qui est donc la seule mesure que nous avons utilisée. Pour conserver la vérité terrain et ainsi obtenir une appréciation quantitative des différentes approches de recalage, nous nous restreignons à des images de simulation. Nous nous plaçons dans les cas où les intensités des pixels correspondent, en simulant et recalant l’image US à partir d’une image par RM pondérée T2; et où les intensités ne correspondent plus avec des images moins réalistes. Nous présenterons ces images dans la section 4.3.

4.3 Images utilisées

4.3.1 Simulation des images ultrasonores

Les images US utilisées ont été obtenue par simulation à l'aide du logiciel Field II, comme nous l'avons décrit dans la section 3.2.3. Ce qui distingue ces différents jeux d'images, ce sont les structures qui y sont présentes. Elles représentent des formes géométriques ou des organes de la flore pelvienne et les intensités peuvent être différentes entre l'image utilisée pour la simulation et l'image utilisée comme modèle pour le recalage.

Les paramètres de simulations étaient les mêmes pour tous les jeux d'images. Nous avons considéré une sonde linéaire composée de 256 éléments, dont 64 actifs, et un milieu contenant 100000 diffuseurs. La hauteur d'un élément piézoélectrique a été fixée à 5 mm pour une largeur de 0.22 mm. Ces éléments étaient espacés de 0.05 mm. La fréquence centrale de la sonde a été fixée à 7MHz avec une fréquence d'échantillonnage de 100MHz. Les dimensions de la région explorée sont de 50 mm dans la direction axiale et 60 mm dans la direction latérale. Enfin, les dimensions d'un pixel sont d'environ (0.077, 0.1) mm dans les directions axiale et latérale.

4.3.2 Jeu d'images 1

Les images utilisées dans ce premier jeu d'images représentent les organes de la flore pelvienne chez la femme. Ces derniers ont été évoqués dans le schéma de la figure 4.2. On y retrouve en particulier la vessie, le vagin, l'utérus et le rectum. La figure 4.5 montre l'IRM globale et met en évidence la région anatomique que nous avons extraite.

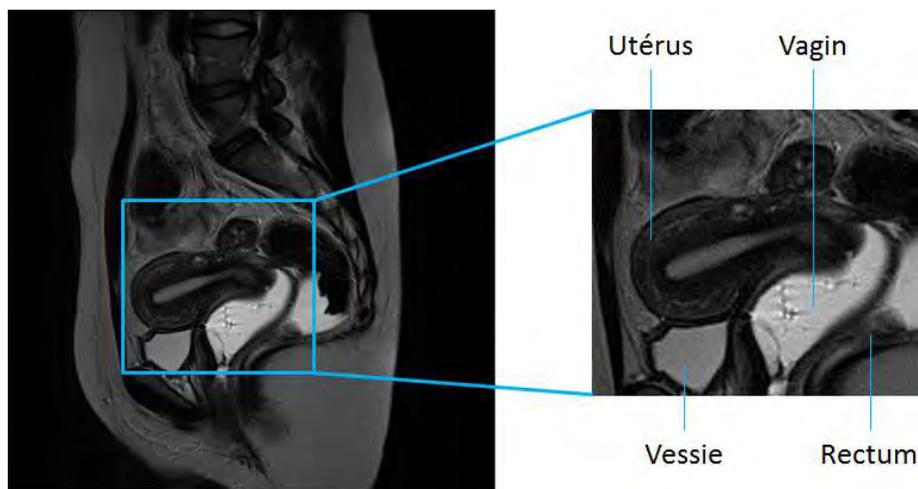


FIGURE 4.5 – Image par résonance magnétique et zoom sur les organes pubiens.

On retrouve dans cette figure les mêmes organes que dans le schéma de la figure 4.2. Cette image sera utilisée à la fois comme fantôme pour la simulation de l'image ultrasonore, mais aussi comme image à recalibrer dans l'estimation de la déformation. On suppose donc que l'échogénicité des tissus est directement liée aux intensités des pixels présents dans l'image par RM. Bien que cette hypothèse

ne soit pas vraie en pratique, elle nous permet d'évaluer l'impact de la présence de speckle dans les résultats. Les images par résonance magnétique et ultrasonores, ainsi que leurs images de phase, sont présentées dans la figure 4.6.

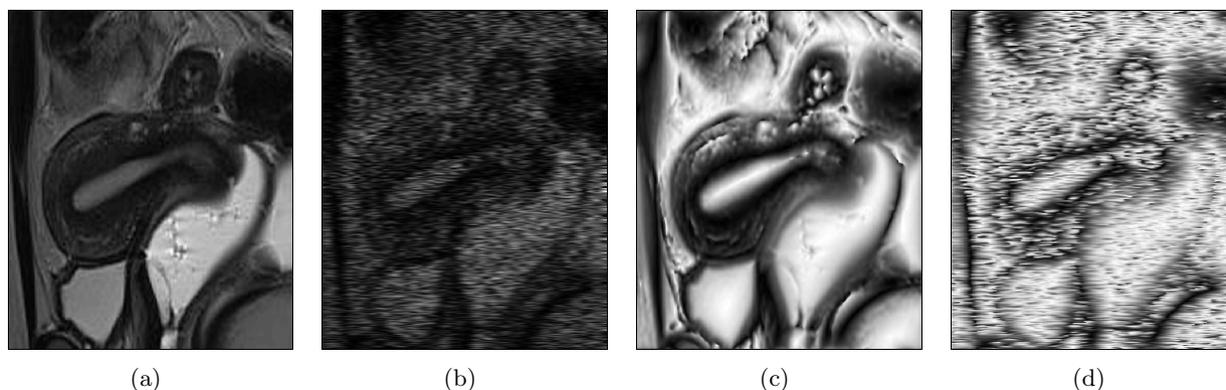


FIGURE 4.6 – 4.6(a), Image par RM pondérée T2. 4.6(b), Image US. 4.6(c), Image de phase de l'image par RM. 4.6(d), Image de phase de l'image US.

Bien qu'il contienne des informations réelles sur l'anatomie de la flore pelvienne chez la femme, ce jeu d'images conserve une relation directe entre les niveaux de gris des deux images, au speckle près. Pour limiter cela, nous présentons d'autres jeux d'images, moins réalistes d'un point de vue géométrique mais pour lesquels le lien entre les intensités de deux pixels est moins bien défini.

4.3.3 Jeu d'images 2

Le jeu d'images suivant représente des formes géométriques dont les couleurs sont unies mais diffèrent d'une image à l'autre. La figure 4.7 présente l'image utilisée pour le recalage, que nous qualifions « d'image flottante », l'image utilisée comme modèle pour la simulation, que nous qualifions « d'image de référence », et l'image US simulée, ainsi que les phases correspondantes.

La table 4.1 récapitule les intensités des formes pour les images flottante (Fig. 4.7(a)) et de référence (Fig. 4.7(b)). Elle indique que les intensités des formes ne correspondent plus, par exemple l'hexagone et le triangle ont la même intensité dans l'image 4.7(a) mais pas dans l'image 4.7(b). De la même manière, les formes claires peuvent apparaître plus sombres d'une image à l'autre et inversement.

	Fond	Hexagone	Cercle	Triangle	Rectangle
Image flottante	0	64	128	64	196
Image de référence	32	128	196	255	8

TABLE 4.1 – Niveaux de gris de chaque forme dans les images flottante et de référence.

On remarque que dans les images de phase, les formes apparaissent en blanc, alors que le fond est plus sombre autour des formes. Cela n'est pas vrai pour le rectangle dans l'image de phase issue

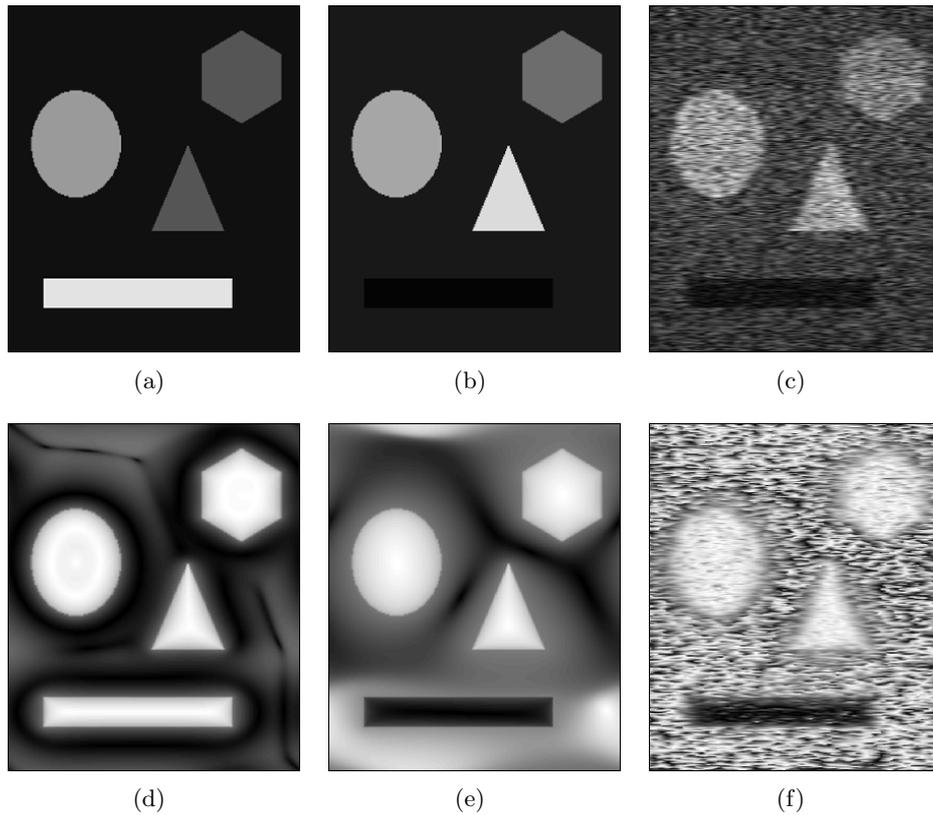


FIGURE 4.7 – 4.7(a), Image flottante, utilisée pour le recalage. 4.7(b), Image de référence, utilisée pour la simulation de l'image US. 4.7(c), Image US. 4.7(d), 4.7(d) et 4.7(d), Images de phase des figures 4.7(a), 4.7(b) et 4.7(c).

des images US ou de l'image de référence. Cependant, des lignes semblent séparer les différentes formes dans l'image de phase obtenue à partir de l'image flottante. De la même manière, la valeur de la phase autour du rectangle a une valeur importante pour l'image de référence. Ce phénomène est dû à la forme du signal. En effet, nous avons décrit le comportement de la phase dans la section 2.2.3.1 de l'état de l'art. Nous avons expliqué que la phase avait une valeur de $k\pi$, $k \in \mathbb{Z}$ au niveau des maxima ou des minima locaux le long de son orientation principale. Au contraire, au niveau des points d'inflexion du signal le long de son orientation principale, c'est-à-dire si l'on se trouve sur un contour, alors la phase vaut $\pm\pi/2$. Ainsi, les motifs présents dans la phase spatiale sont liés aux caractéristiques des images de départ.

4.3.4 Jeu d'images 3

Le jeu d'images précédent possédait des formes de couleurs unies, il peut cependant être intéressant de se placer dans un cas où les pixels d'une même forme ont des intensités différentes. C'est pourquoi nous considérons maintenant la paire d'images présentée dans la figure 4.8.

Les formes géométriques présentes sont également différentes pour avoir un motif plus complexe.

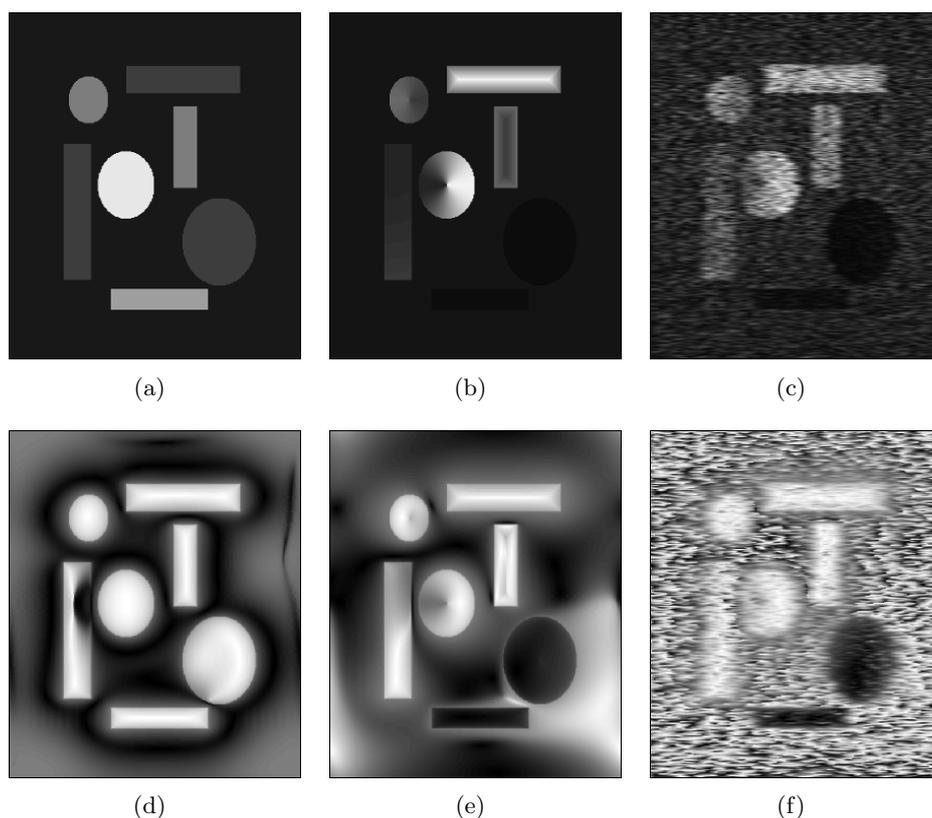


FIGURE 4.8 – 4.8(a), Image flottante. 4.8(b), Image de référence. 4.8(c), Image US. 4.8(d), 4.8(d) et 4.8(d), Images de phase des figures 4.8(a), 4.8(b) et 4.8(c).

On aura donc des formes de tailles variables et plus ou moins rapprochées. Nous voyons dans cette figure que l'image flottante comporte des formes de couleurs unies alors que celles contenues dans l'image de référence possèdent des pixels d'intensités différentes. Ces variations apparaissent naturellement sur l'image échographique simulée, où le contour de certaines structures est dégradé par le speckle, en particulier dans la direction latérale.

En ce qui concerne les images de phase, on voit que les valeurs de la phase dépendent du comportement du signal le long de l'orientation principale. Les formes les plus sombres auront une valeur de phase faible alors que les formes géométriques plus claires que le fond auront une valeur de phase élevée.

4.3.5 Déformations imposées

4.3.5.1 Déformation affine

Lors de l'estimation, nous avons utilisé l'image US, qui n'a pas subi une déformation, et l'avons recalée avec l'image par résonance magnétique à laquelle nous avons appliqué une déformation affine. Il est plus facile de déformer l'image par RM car elle ne contient pas de speckle. Pour la même raison, calculer le gradient de l'image par RM est plus robuste que de calculer le gradient de l'image US. C'est pourquoi l'image par résonance magnétique est utilisée comme image flottante. L'algorithme

va donc essayer d'estimer la déformation inverse.

Les paramètres affines imposés à l'image par RM étaient une rotation de $\pi/80$, ce qui correspond à 2.25° , une dilatation de 2% dans la direction axiale et de 5% dans la direction latérale, un cisaillement de 2% et 1%, respectivement dans les directions axiale et latérale et enfin des translations de 0.8 et 0.5 pixels dans ces directions, ce qui correspond respectivement à 0.079 mm et 0.094 mm dans les directions axiale et latérale. On note que le centre de la transformation est le pixel en haut à gauche de l'image. La figure 4.9 illustre cette transformation appliquée à l'IRM présentée dans la figure 4.6(a), et de manière plus générique, sur le maillage correspondant.

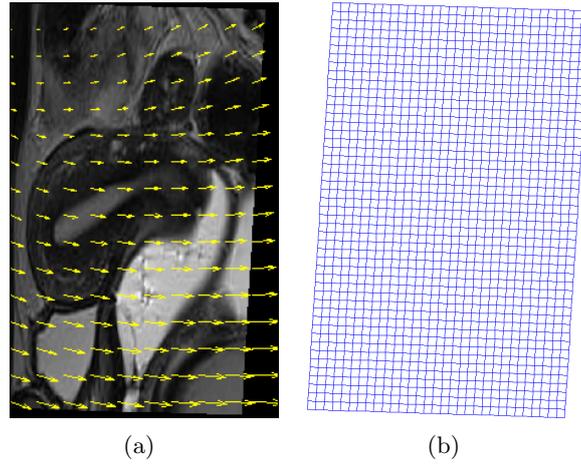


FIGURE 4.9 – Image ayant subi la transformation affine imposée (Fig. 4.9(a)) et le maillage correspondant (Fig. 4.9(b)).

4.3.5.2 Déformation élastique

Dans le cadre d'une déformation élastique, il s'agit d'estimer la déformation du maillage associée à l'image flottante. Les positions des pixels entre deux points de contrôle sont obtenues par interpolation basée sur les fonctions B-splines cubiques.

La déformation appliquée à l'image était de type « tournoiement » (ou « *twirl* » en anglais). Cette transformation a l'avantage d'imposer une déformation complexe à l'image, tout en conservant la cohérence de mouvement entre les points de contrôle voisins. Ce dernier critère est important dans la mesure où l'algorithme estime un déplacement régulier dans un patch de 4×4 points de contrôles. Cette déformation applique une rotation importante pour les pixels proches du centre de rotation et qui devient de plus en plus faible jusqu'à disparaître totalement au-delà d'un certain rayon r . La nouvelle position d'un pixel, se trouvant initialement aux coordonnées $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$, peut être calculée en coordonnées polaires $[\rho(\mathbf{x}), \theta_{twirl}(\mathbf{x})]^T$ de la manière suivante :

$$\rho(\mathbf{x}) = |\mathbf{x}|, \quad (4.14)$$

$$\theta_{twirl}(\mathbf{x}) = \tan^{-1} \left(\frac{x_1}{x_2} \right) + \alpha_{twirl} \left(\frac{r - \rho(\mathbf{x})}{r} \right), \quad (4.15)$$

où α_{twirl} est la rotation maximale que l'on peut appliquer à un pixel.

À l'initialisation, les points de contrôle du maillage ont été placés sur une grille régulière et espacés de $\delta_{x_1} = \delta_{x_2} = 8$ pixels. Le recalage s'est effectué sur 4 échelles différentes. Enfin, comme la décimation à chaque échelle est de facteur 2, les images ont été redimensionnées à 512×512 pixels pour améliorer les performances de chaque méthode et sans perte de généralité. La figure 4.10 illustre la déformation appliquée à la figure 4.6(a) ainsi que le maillage correspondant.

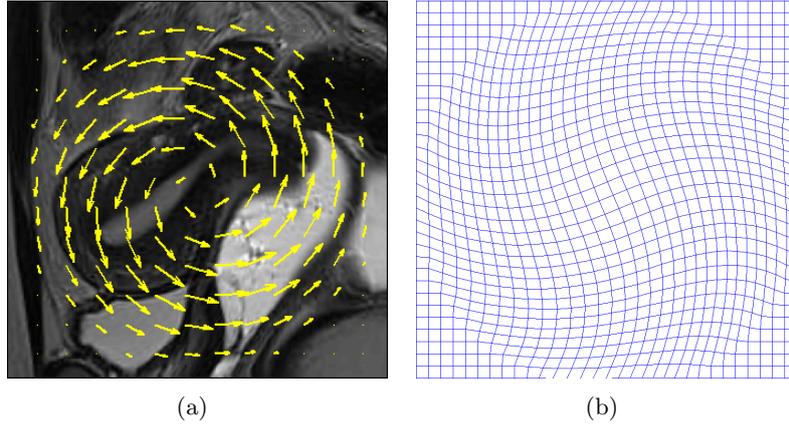


FIGURE 4.10 – Image ayant subi une transformation de tournoiement (Fig. 4.10(a)) et le maillage correspondant (Fig. 4.10(b)).

4.4 Critères d'évaluation

Pour évaluer les performances des algorithmes 1 et 2, nous observerons l'erreur quadratique moyenne (ou MSE pour « Mean Squared Error ») $MSE_{P_{ij}}$ pour chaque paramètre P_{ij} du modèle affine :

$$MSE_{P_{ij}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^N \frac{|P_{ij} - \hat{P}_{ij}^k|}{P_{ij}}, \quad (4.16)$$

où $K = 128$ est le nombre de réalisations pour différents tirages de bruit pour un SNR donné et \hat{P}_{ij}^k est le paramètre de déformation estimé pour le k^e tirage de bruit. Dans le cas d'une déformation affine, P_{ij} est donc un des six paramètres du modèle. Toutefois, il est difficile de se rendre compte de l'influence de l'erreur des paramètres avec seulement ce critère.

En ce qui concerne le modèle élastique, observer la position d'un seul point de contrôle n'a pas de sens dans la mesure où ce dernier n'influe que sur un certain voisinage de pixels. On pourrait donc penser à moyenniser cette erreur sur l'ensemble des nœuds du maillage, mais cela revient à observer l'erreur sur le champ dense de déplacement.

C'est pourquoi nous observons également l'impact de l'erreur commise sur les paramètres de déformation sur les champs denses de déplacement pour chaque modèle. Nous avons choisi pour

chaque direction $x_i, i = 1, 2$ d'observer, en moyenne sur 128 tirages de bruit, la valeur du minimum m_{x_i} , du maximum M_{x_i} , de la moyenne μ_{x_i} et de l'écart-type σ_{x_i} de l'erreur absolue relative entre le vrai champ de déformation D_{x_i} et le champ estimé \hat{D}_{x_i} dans la direction x_i . Ces différents critères sont définis par les équations suivantes :

$$E_{D_{x_i}}^k(\mathbf{x}) = \frac{|D_{x_i}(\mathbf{x}) - \hat{D}_{x_i}^k(\mathbf{x})|}{D_{x_i}(\mathbf{x})}, \quad (4.17)$$

$$m_{x_i} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \min \left(E_{D_{x_i}}^k(\mathbf{x}) \right), \quad (4.18)$$

$$M_{x_i} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \max \left(E_{D_{x_i}}^k(\mathbf{x}) \right), \quad (4.19)$$

$$\mu_{x_i} = \frac{1}{KN} \sum_{k=1}^K \sum_{\mathfrak{N}_{\mathbf{x}}} E_{D_{x_i}}^k(\mathbf{x}), \quad (4.20)$$

$$\sigma_{x_i} = \frac{1}{K(N-1)} \sum_{k=1}^K \sqrt{\sum_{\mathfrak{N}_{\mathbf{x}}} E_{D_{x_i}}^k(\mathbf{x}) - \frac{1}{N} \sum_{\mathfrak{N}_{\mathbf{x}}} E_{D_{x_i}}^k(\mathbf{x})}, \quad (4.21)$$

où N est le nombre de pixels considérés dans la région $\mathfrak{N}_{\mathbf{x}}$, $i = 1, 2$ et $\hat{D}_{x_i}^k(\mathbf{x})$ est le déplacement estimé pour le pixel à la position \mathbf{x} pour le k^e tirage de bruit pour un SNR donné. En pratique, on considère tout l'ensemble des pixels des champs de déformation D_{x_1} et D_{x_2} .

4.5 Résultats

4.5.1 Résultats pour le premier jeu d'images

4.5.1.1 Modèle affine

Nous montrons d'abord l'influence du bruit sur l'estimation des paramètres de déformation affine, avec les figures 4.11 et 4.12. Pour une meilleure lisibilité, les courbes ont légèrement été décalées l'une par rapport à l'autre selon l'axe des abscisses. Ces figures montrent les valeurs de chaque paramètre, en moyenne sur 128 tirages de bruit additif Gaussien, pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

Ces figures montrent que P_{11} et P_{12} sont mieux estimés par les phases spatiales issues du MS ou du 2D IAS que par l'intensité à partir d'un SNR de 10 dB. D'un autre côté, les trois méthodes fournissent des estimations proches pour P_{12} à partir d'un SNR de 15 dB et pour P_{22} . On note cependant que l'intensité semble estimer un peu mieux ces paramètres que les méthodes basées sur les phases spatiales. Ces paramètres influent sur le mouvement axial des pixels dans la déformation. Nous avons vu dans le chapitre précédent que la bonne résolution de l'image US dans la direction axiale permet de mieux discerner les structures et leurs déformations dans cette direction. Ce constat est confirmé par l'estimation du paramètre P_{32} , qui est mieux estimé par l'intensité que par les phases spatiales alors que ces dernières estiment mieux les translations latérales.

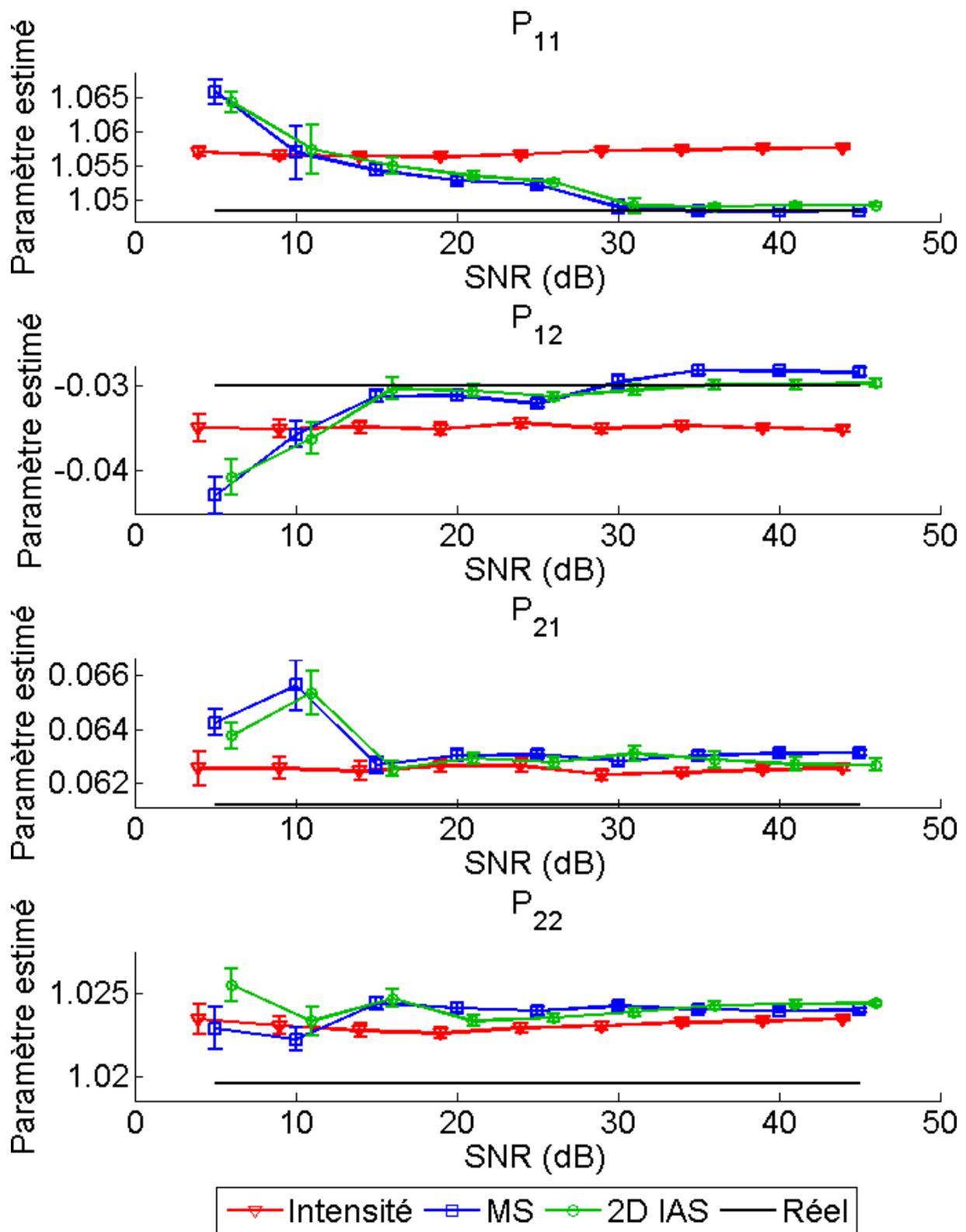


FIGURE 4.11 – Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

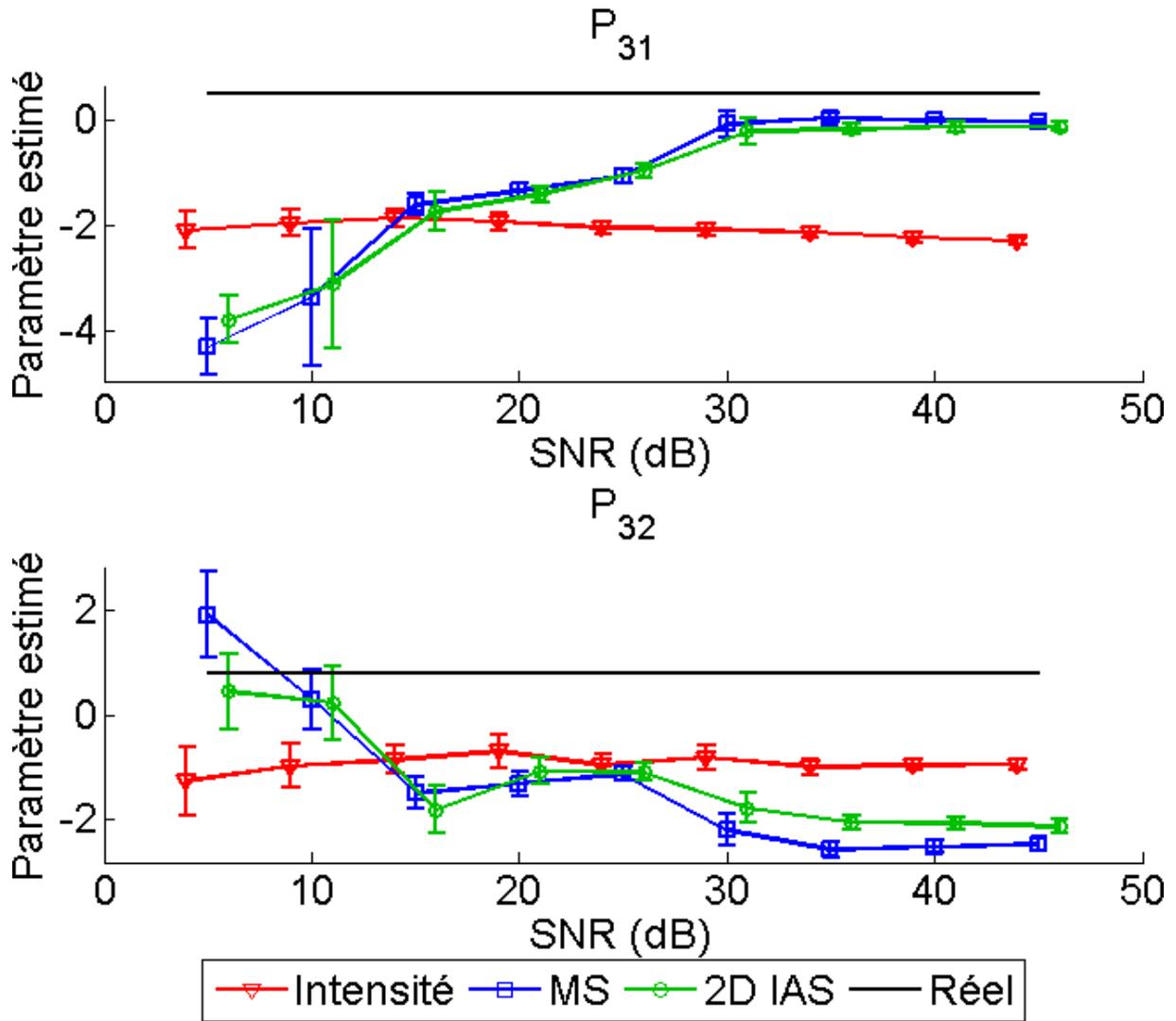


FIGURE 4.12 – Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres de translation P_{31} à P_{32} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

Il est difficile de distinguer l'apport de la phase spatiale issue du 2D IAS par rapport au signal monogène avec seulement ces figures, si ce n'est que pour un SNR inférieur ou égal à 25 dB, les écarts-type fournis par le 2D IAS sont plus faibles que pour le MS. La table 4.2 complète ces résultats en présentant la MSE obtenue pour chacun de ces paramètres par ces trois approches.

	$MSE_{P_{11}}$	$MSE_{P_{12}}$	$MSE_{P_{21}}$	$MSE_{P_{22}}$	$MSE_{P_{31}}$	$MSE_{P_{32}}$
Intensité	9.96	207.63	193.97	4.33	284.29	22.97
φ_{MS}	9.23	191.42	195.39	4.41	115.62	167.82
φ_{2DIAS}	9.25	194.3	195.81	4.38	90.29	118.39

TABLE 4.2 – MSE (en %) sur les paramètres affines pour un SNR de 30 dB.

Cette table nous permet de constater que les erreurs d'estimations des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} sont équivalentes pour les deux approches basées sur la phase spatiale. En revanche, on remarque que la phase extraite du 2D IAS permet de mieux estimer les translations que la phase issue du signal monogène. Cela peut permettre d'améliorer la qualité de la déformation estimée.

Ces résultats donnent une idée de la qualité de l'estimation de la déformation, mais il est difficile de se rendre compte de leur impact sur les champs de déformation. C'est pourquoi nous présentons maintenant les erreurs absolues (en pixels) des champs de déformation obtenus à partir des paramètres estimés, en moyenne sur les 128 tirages de bruit, pour un SNR de 30 dB. Les figures 4.13, 4.14 et 4.15 présentent respectivement ces erreurs pour les champs de déformation obtenus à partir du recalage basé sur l'intensité, sur la phase spatiale issue du signal monogène et sur la phase spatiale extraite du 2D IAS.

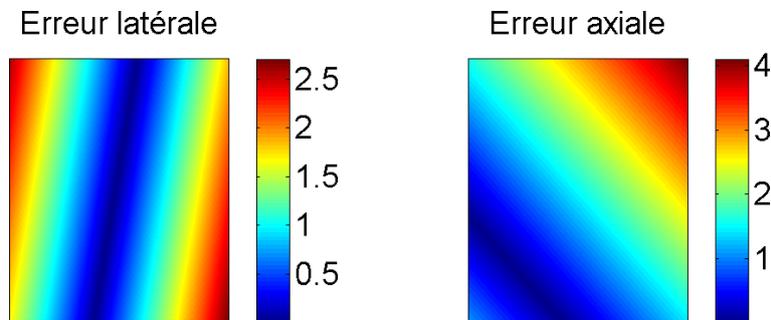


FIGURE 4.13 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.

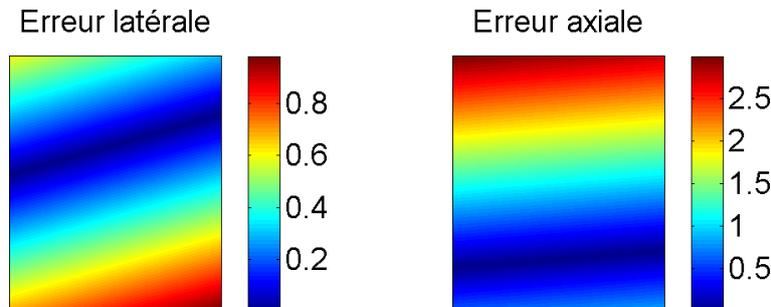


FIGURE 4.14 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.

Ces figures sont complétées par la table 4.3, qui présente les valeurs minimale et maximale de ces erreurs, mais aussi la moyenne et l'écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement.

Globalement, on peut constater que les approches basées sur la phase spatiale réduisent l'erreur de manière significative dans la direction latérale. Bien que les ordres de grandeurs de ces résultats soient plus proches dans la direction axiale, l'erreur n'en reste pas moins inférieure lorsque l'on utilise la phase spatiale. L'erreur d'estimation d'un paramètre est mieux compensée par les techniques de recalage basées sur la phase spatiale que celle basée sur l'intensité des pixels.

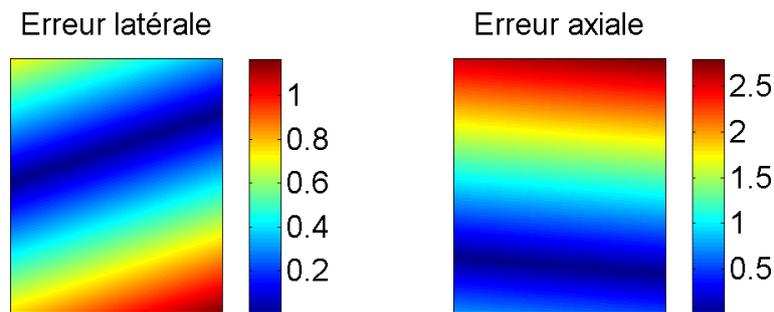


FIGURE 4.15 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

	Intensité	MS	2D IAS
m_{x_1}	8×10^{-6}	3×10^{-6}	3×10^{-6}
M_{x_1}	4.1	2.99	2.8
μ_{x_1}	1.58	1.22	1.15
σ_{x_1}	0.96	0.86	0.81
m_{x_2}	3×10^{-6}	2×10^{-6}	1×10^{-6}
M_{x_2}	2.71	0.98	1.17
μ_{x_2}	1.12	0.35	0.41
σ_{x_2}	0.66	0.23	0.28

TABLE 4.3 – Minimum, maximum, moyenne et écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement de l'erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur les trois méthodes pour un SNR de 30 dB.

L'impact de ces erreurs se fait ressentir lors de la reconstruction des images. La figure 4.16 présente la juxtaposition de l'image par RM ayant subi la vraie déformation (dans les quadrants supérieur gauche et inférieur droit de chaque image) avec l'image par RM ayant subi la déformation estimée par les techniques basées sur l'intensité (Fig. 4.16(a)), sur la phase spatiale du signal monogène (Fig. 4.16(b)) et sur la phase spatiale du signal analytique isotrope 2D (Fig. 4.16(c)).

Des discontinuités sont visibles dans certaines régions pour la figure 4.16(a), qui n'apparaissent pas dans les deux autres figures. Ces discontinuités sont engendrées par les erreurs d'estimation de la méthode basée sur l'intensité. Un zoom sur ces régions est donné par la figure 4.17.

4.5.1.2 Modèle élastique

Nous observons maintenant les résultats obtenus pour la déformation élastique sur ce jeu d'images. Nous présentons d'abord le champ de déformation réel et celui estimé, sur 128 tirages de bruit, par l'approche basée sur la phase spatiale du 2D IAS dans les figures 4.18 et 4.19 pour un SNR de 30 dB. Les deux autres approches ont un comportement similaire pour toute valeur du SNR.

Bien que l'estimateur conserve l'allure de la déformation, la figure 4.19 montre que le champ de déplacement estimé ne correspond pas strictement à un tournoiement. En effet, l'algorithme peut conserver une certaine cohérence entre les points de contrôle voisins mais il ne décrit pas explicite-

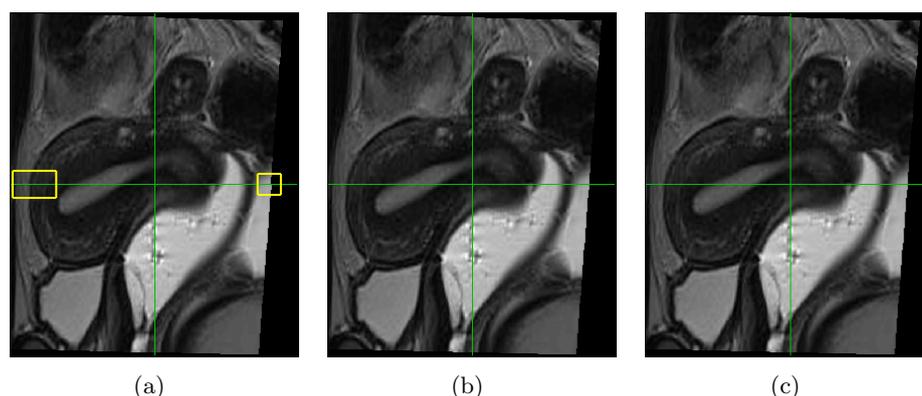


FIGURE 4.16 – Juxtaposition des images par RM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.16(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.16(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.16(c)). Les deux rectangles jaunes montrent deux régions de la figure 4.16(a) où l'on peut observer des discontinuités.

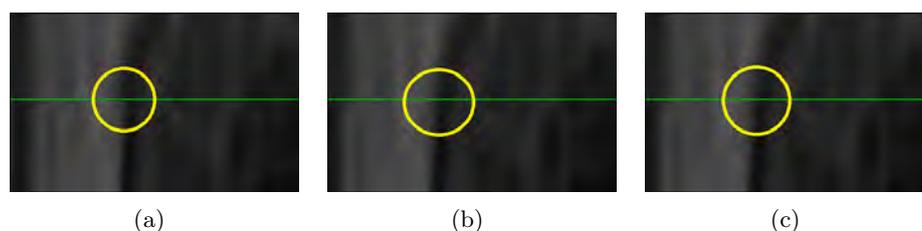


FIGURE 4.17 – Zoom sur le cadre gauche. Les discontinuités apparaissent au niveau du cercle jaune pour l'intensité dans la figure 4.17(a), mais pas pour les phases issues du MS (Fig. 4.17(b)) ou du 2D IAS (Fig. 4.17(c)).

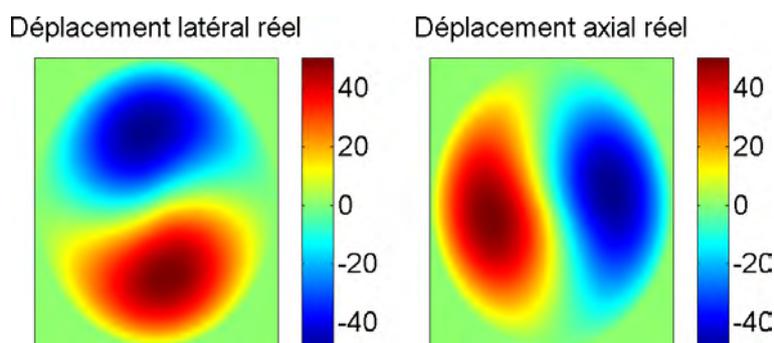


FIGURE 4.18 – Champ dense de déformation réel, exprimé en pixels.

ment le vrai modèle de déformation imposé. Ainsi, même s'il est capable de retrouver une déformation proche, le maillage déformé par l'algorithme ne correspond pas strictement à un tournoiement.

Les figures 4.20, 4.21 et 4.22 présentent l'allure de ces erreurs selon le champ de déplacement moyen pour un SNR de 30 dB.

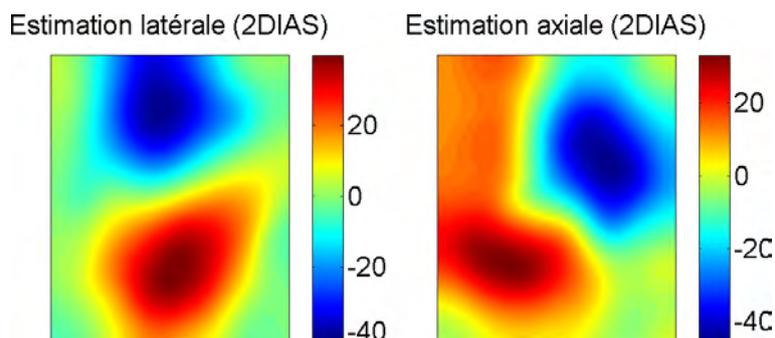


FIGURE 4.19 – Champ dense de déformation estimé sur le premier jeu d’images, en moyenne sur 128 tirages de bruit de SNR de 30 dB, par la méthode basée sur le 2D IAS, exprimé en pixels.

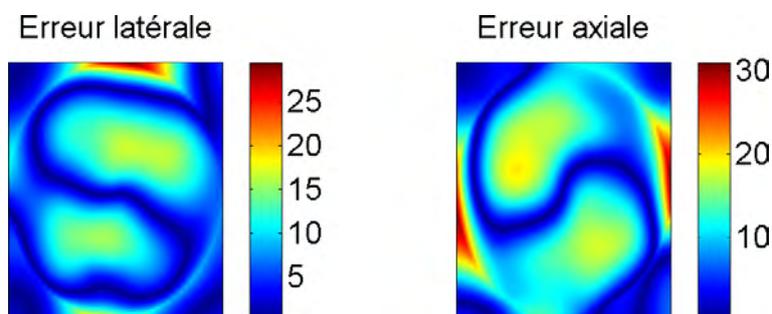


FIGURE 4.20 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur l’intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.

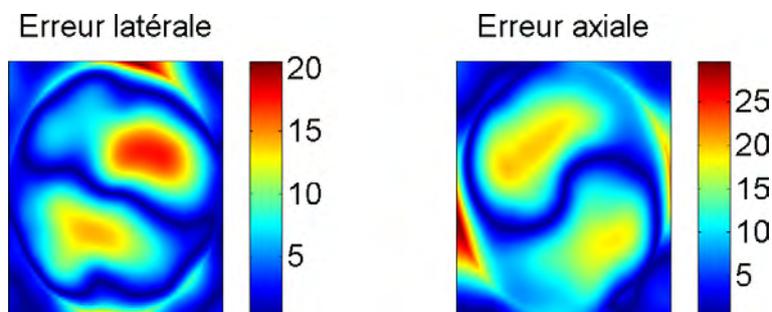


FIGURE 4.21 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.

Comme nous le disions plus tôt, le modèle de déformation estimé n’étant pas strictement celui imposé à l’image flottante, les points de contrôle du maillage ne suivent pas totalement ce modèle de tournoiement.

La table 4.4 complète les figures précédentes en donnant les valeurs du minimum, du maximum, de la moyenne et de l’écart-type sur tout le champ de déformation pour un SNR de 30 dB.

Cette table montre également que le gain de la phase spatiale est faible en moyenne dans la direction axiale, mais est plus intéressant dans la direction latérale.

Nous montrons enfin, comme pour le modèle affine, une juxtaposition des images déformées avec la déformation réelle avec les images déformées selon les estimation des trois approches dans la figure

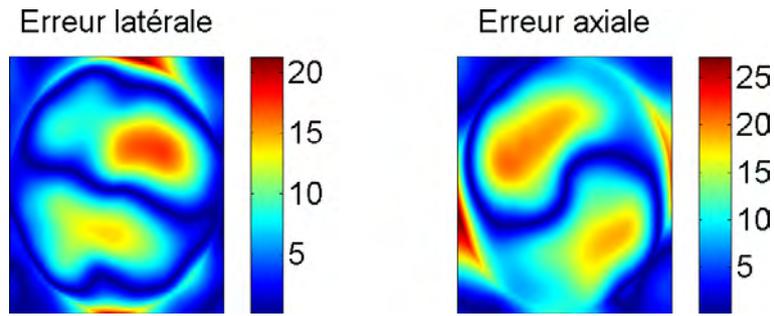


FIGURE 4.22 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

	Intensité	MS	2D IAS
m_{x_1}	2.7×10^{-5}	5.2×10^{-5}	2.8×10^{-5}
M_{x_1}	30.96	29.62	27.19
μ_{x_1}	9.69	9.37	9.45
σ_{x_1}	4.95	4.46	4.41
m_{x_2}	2×10^{-6}	2.4×10^{-5}	9×10^{-6}
M_{x_2}	29.48	20.57	21.31
μ_{x_2}	7.2	5.94	6.12
σ_{x_2}	4.95	4.46	4.41

TABLE 4.4 – Erreur absolue en pixels, moyenne sur tout le champ de déplacement et sur les 128 tirages de bruit, obtenues pour les approches basées sur l’intensité, la phase spatiale issue du MS et celle extraite du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

4.23.

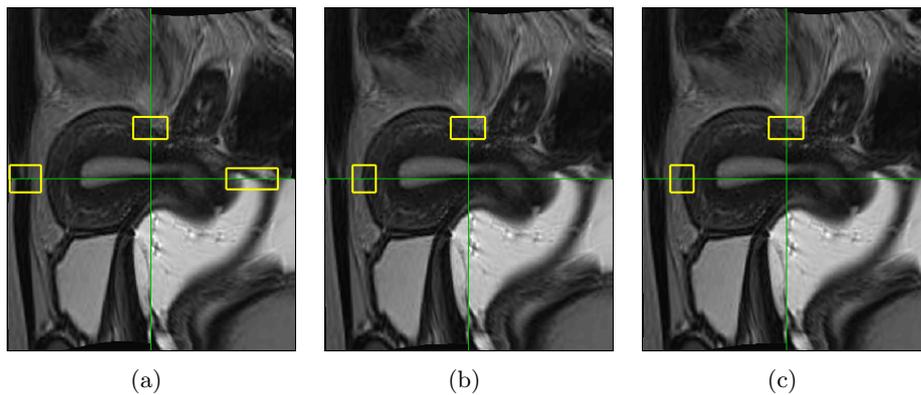


FIGURE 4.23 – Juxtaposition des images par RM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l’intensité des pixels (Fig. 4.23(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.23(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.23(c)). Les rectangles jaunes montrent les régions où l’on peut observer des discontinuités.

Les trois images présentent des discontinuités. Cependant, ces dernières sont plus marquées par le recalage basé sur l'intensité que par les recalages basés sur les phases spatiales. La figure 4.24 est un zoom sur la zone représentée par le rectangle le plus à gauche dans les images de la figure 4.23.

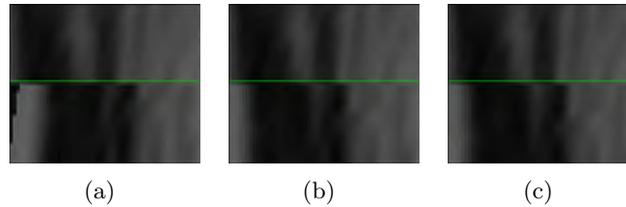


FIGURE 4.24 – Zoom sur le cadre gauche. On observe que des discontinuités apparaissent pour l'intensité dans la figure 4.24(a), ainsi que pour les phases issues du MS (Fig. 4.24(b)) et du 2D IAS (Fig. 4.24(c)).

4.5.2 Résultats pour le deuxième jeu d'images

4.5.2.1 Modèle affine

Nous présentons maintenant les résultats obtenus pour le second jeu d'images. Comme pour le jeu d'images précédent, nous présentons les estimations de chaque paramètre par les figures 4.25 et 4.26.

La figure 4.25 montre que seul P_{12} est mieux estimé par l'intensité que par l'usage de la phase spatiale. Les résultats sont cependant plus mitigés que pour le jeu d'images précédentes, notamment pour l'estimation des translations comme on peut le voir dans la figure 4.26. Par rapport au premier jeu de données, les translations latérales ne sont plus aussi bien estimées par les méthodes basées sur la phase de signaux hypercomplexes vis-à-vis des résultats fournis par l'intensité. Les MSE, données en pour cent pour chaque paramètre, sont présentées dans la table 4.5 pour un SNR de 30 dB.

	$MSE_{P_{11}}$	$MSE_{P_{12}}$	$MSE_{P_{21}}$	$MSE_{P_{22}}$	$MSE_{P_{31}}$	$MSE_{P_{32}}$
Intensité	10.27	191.63	175.82	3.8	633.86	222.93
φ_{MS}	8.9133	184.17	198.82	4.14	234.52	24.08
φ_{2DIAS}	9.02	190.11	200.39	4.14	138.66	74.77

TABLE 4.5 – MSE (en %) sur les paramètres affines pour un SNR de 30 dB.

Cette table offre une vision plus précise du comportement des courbes dans les figures précédentes. En effet, bien que les valeurs de la MSE soient proches pour les trois méthodes, on peut noter qu'elles restent plus faibles pour les méthodes basées sur la phase spatiale, même pour les translations, axiale comme latérale. En revanche, elles fournissent une MSE plus importante pour P_{21} et P_{22} , comme pour le jeu d'image précédent. Cela montre que malgré l'estimation des translations, l'intensité a plus de facilité à estimer le déplacement axial que latéral alors que l'usage de la phase spatiale fournit de meilleures estimations dans la direction latérale.

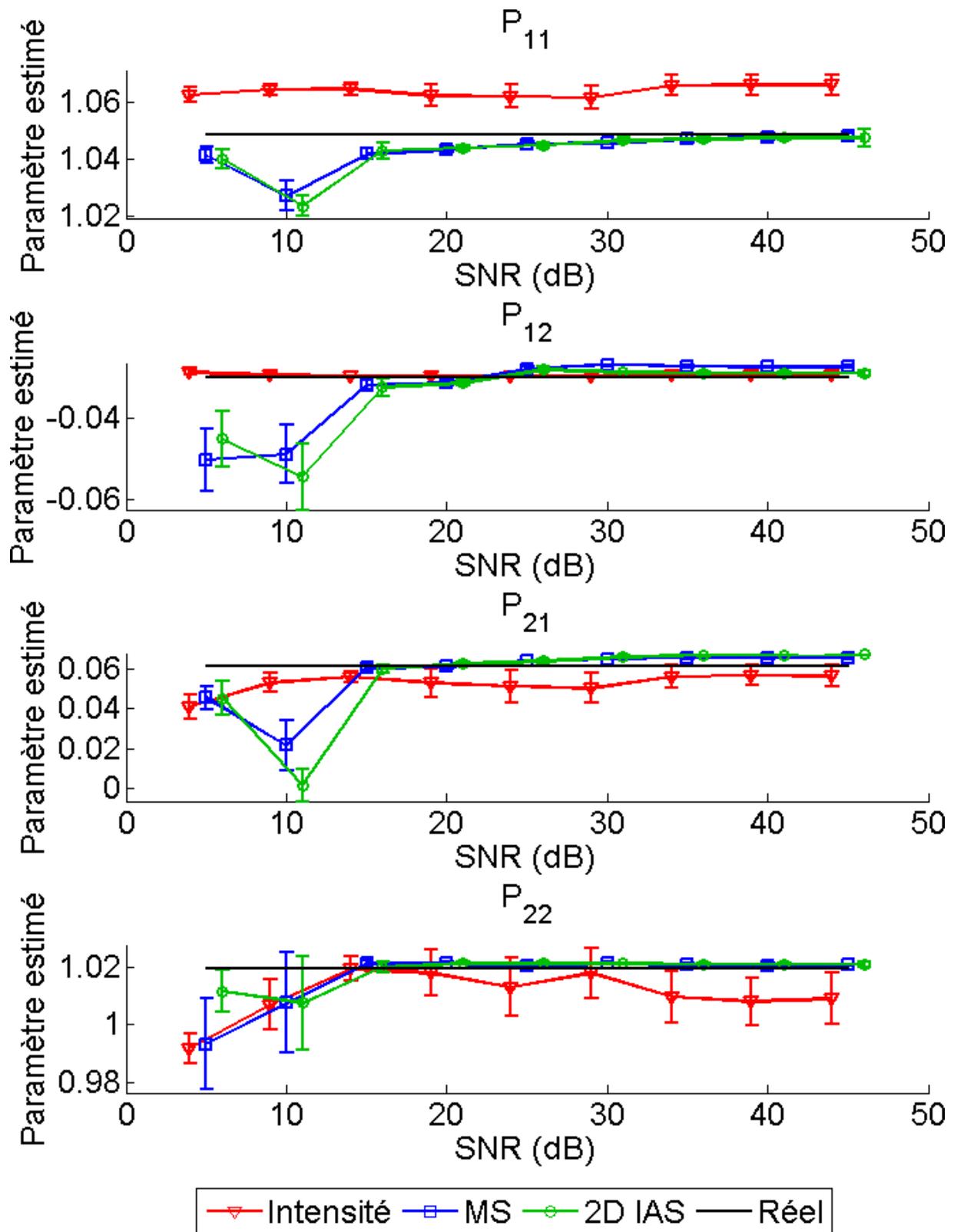


FIGURE 4.25 – Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

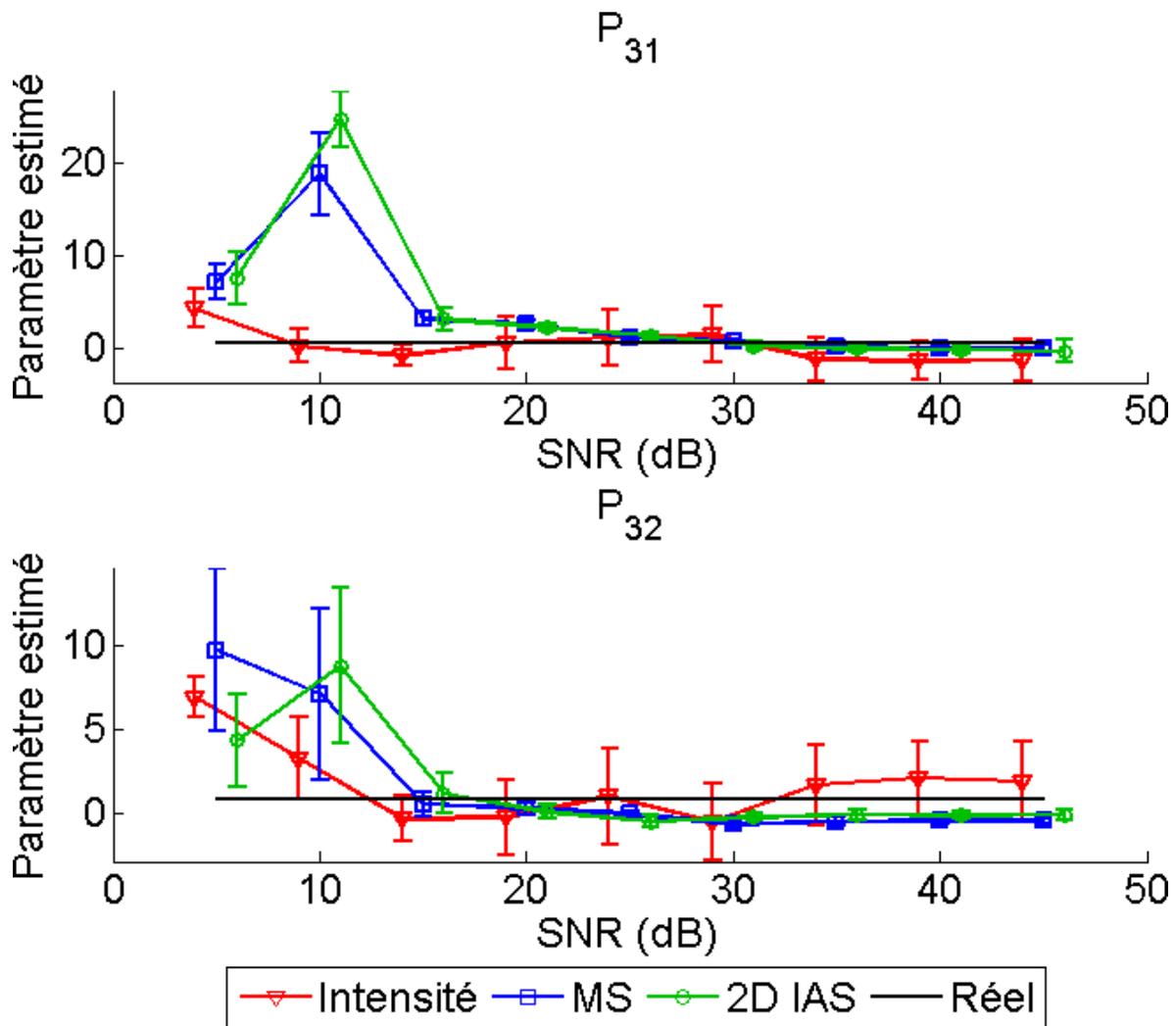


FIGURE 4.26 – Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres de translation P_{31} à P_{32} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

Nous montrons maintenant les répercussions de ces erreurs sur le champ de déformation, en présentant les erreurs absolues obtenues, en moyenne sur les 128 tirages de bruit, pour l'estimation basée sur l'intensité (Fig. 4.27), la phase spatiale issue du signal monogène (Fig. 4.28) et celle issue du signal analytique isotrope 2D (Fig. 4.29).

Ces figures sont complétées par la table 4.6, qui donne les valeurs du minimum, du maximum, de la moyenne et de l'écart-type de ces champs.

Ces résultats montrent une fois de plus qu'utiliser la phase spatiale, qu'elle soit extraite du signal monogène ou du signal analytique isotrope 2D, réduit de manière significative ces critères dans les deux directions. Il faut toutefois nuancer ce constat en observant que l'écart-type dans la direction axiale est légèrement plus élevé pour le signal monogène que pour l'intensité.

Ces erreurs sont pourtant plus importantes que pour le jeu d'images précédent. Les zones uniformes et la simplicité de l'image, constituée de seulement quatre formes géométriques, sont res-

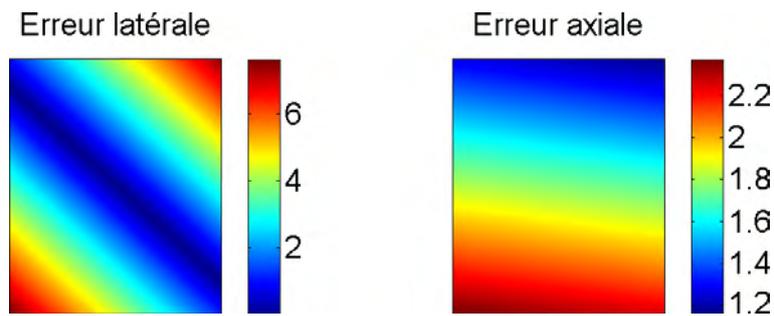


FIGURE 4.27 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur l’intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.

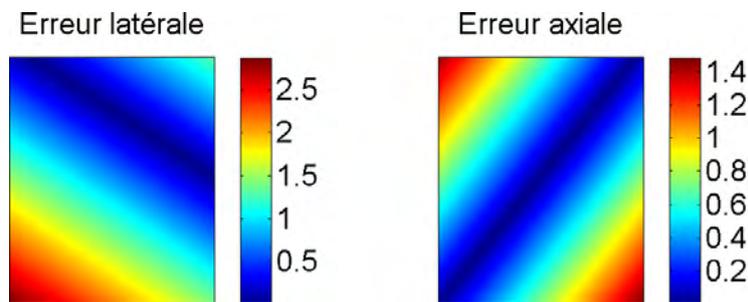


FIGURE 4.28 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.

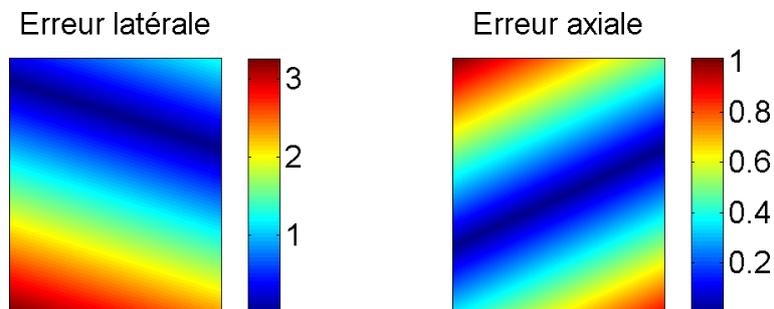


FIGURE 4.29 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

possibles de cela. Ces erreurs sont visibles dans la figure 4.30, où des discontinuités apparaissent pour les trois déformations. Ces discontinuités se situent notamment autour du cercle pour les trois méthodes. Les zones de discontinuités sont représentées par des rectangles jaunes dans cette figure.

La figure 4.31 montre un zoom sur la région représentée en pointillés dans les images de la figure 4.30 et met en avant les discontinuités obtenues au niveau du cercle pour les trois méthodes.

4.5.2.2 Modèle élastique

Nous présentons d’abord le champ de déformation réel et celui estimé, sur 128 tirages de bruit, par l’approche basée sur la phase spatiale du 2D IAS dans les figures 4.32 et 4.33 pour un SNR de 30

	Intensité	MS	2D IAS
m_{x_1}	1.15	9×10^{-6}	3×10^{-6}
M_{x_1}	2.38	1.48	1.01
μ_{x_1}	1.76	0.49	0.36
σ_{x_1}	0.32	0.34	0.23
m_{x_2}	6×10^{-6}	1×10^{-6}	2×10^{-6}
M_{x_2}	7.62	2.87	3.26
μ_{x_2}	2.56	0.97	1.19
σ_{x_2}	1.77	0.68	0.84

TABLE 4.6 – Minimum, maximum, moyenne et écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement de l'erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur les trois approches pour un SNR de 30 dB.

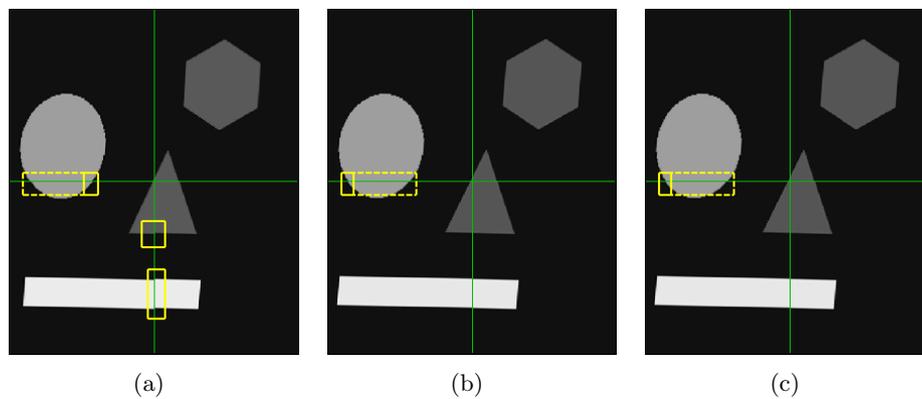


FIGURE 4.30 – Juxtaposition des images par RM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.30(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.30(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.30(c)). Les rectangles jaunes montrent des discontinuités.

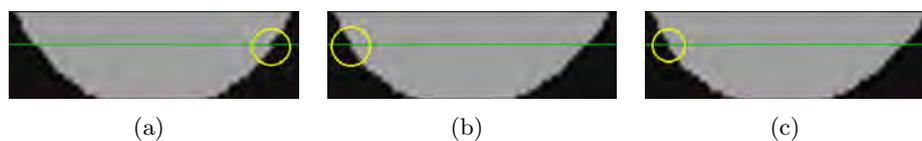


FIGURE 4.31 – Zoom sur le cadre en pointillés dans les images de la figure 4.30 pour les estimations obtenues à partir de l'intensité (Fig. 4.31(a)), de la phase spatiale du MS (Fig. 4.31(b)) et la phase spatiale du 2D IAS (Fig. 4.31(c)). Le cercle jaune met en évidence les discontinuités.

dB. Comme pour le premier jeu d'images, les deux autres approches ont un comportement similaire pour toute valeur du SNR.

Ici encore, l'estimateur conserve l'allure de la déformation mais on peut observer dans la figure 4.33 que le champ de déplacement estimé ne correspond pas strictement à un tournoiement. Comme précédemment, le maillage déformé par l'algorithme ne correspond pas strictement à ce type de

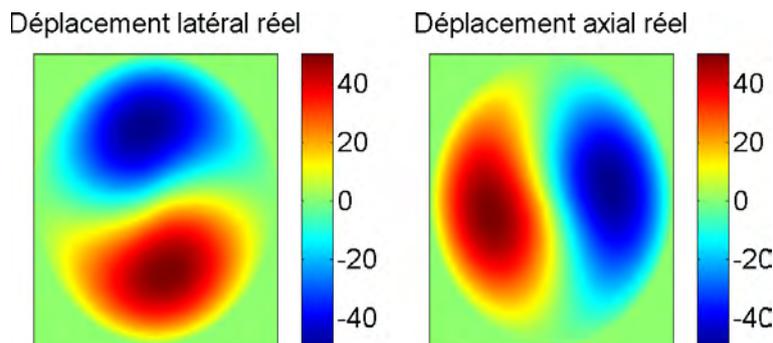


FIGURE 4.32 – Champ dense de déformation réel, exprimé en pixels.

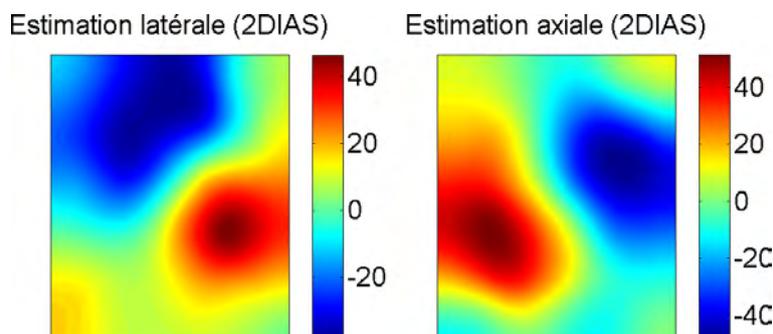


FIGURE 4.33 – Champ dense de déformation estimé sur le deuxième jeu d’images, en moyenne sur 128 tirages de bruit de SNR de 30 dB, par la méthode basée sur le 2D IAS, exprimé en pixels.

déformation. La différence entre les champs de déplacement est toutefois plus importante que pour le premier jeu d’images. Cela s’explique par la nature même de l’image. Ne contenant que quelques formes géométriques et des régions homogènes, il est difficile aux algorithmes de définir précisément la position d’un point de contrôle. De plus, la relation entre les intensités est plus directe que la valeur des phases, qui est moins homogène que l’image elle-même (voir Fig. 4.7). On peut donc s’intéresser sur la pertinence de cette image, dont le contenu semble trop simple.

Comme pour le jeu d’images précédent, nous présentons les erreurs obtenues sur les champs denses de déplacement pour l’intensité (Fig. 4.34), le MS (Fig. 4.35) et le 2D IAS (Fig. 4.35).

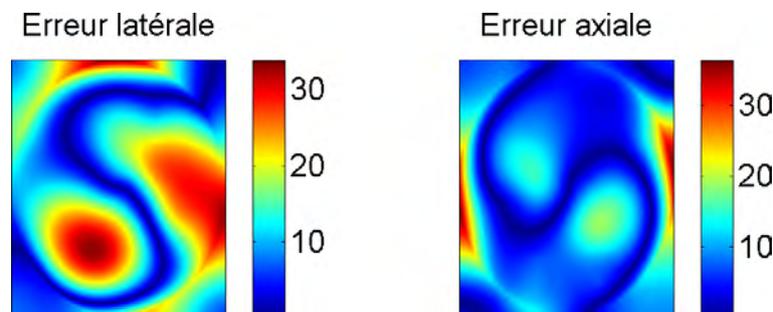


FIGURE 4.34 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l’estimation du recalage basé sur l’intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.

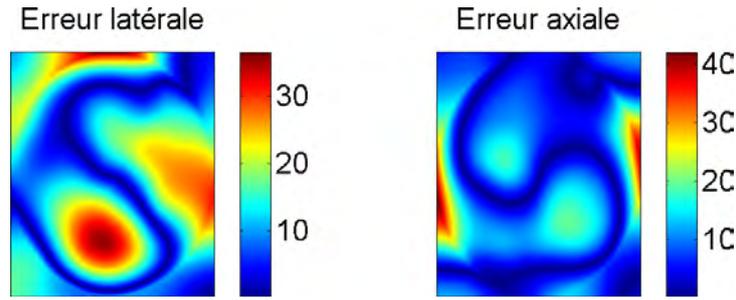


FIGURE 4.35 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.

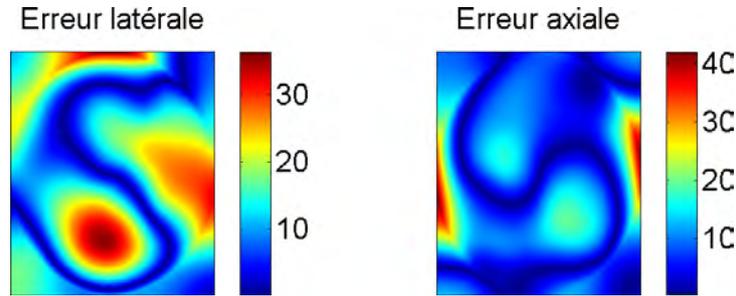


FIGURE 4.36 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

Comme pour le premier jeu d'images, le motif des erreurs montre que le maillage ne suit pas parfaitement l'allure d'un modèle de tournoiement.

La table 4.7 donne le minimum, le maximum, la moyenne et l'écart-type sur le champ dense de déformation pour un SNR de 30 dB en moyenne sur 128 tirages de bruit.

	Intensité	MS	2D IAS
m_{x_1}	1×10^{-6}	4×10^{-6}	1.05×10^{-4}
M_{x_1}	36.29	42.05	41.99
μ_{x_1}	8.54	8.99	9.07
σ_{x_1}	8.76	8.62	8.64
m_{x_2}	1.23×10^{-4}	1.68×10^{-4}	1.11×10^{-4}
M_{x_2}	33.87	36.53	36.39
μ_{x_2}	14.02	13.62	14.06
σ_{x_2}	8.76	8.62	8.64

TABLE 4.7 – Erreur absolue en pixels, moyenne sur tout le champ de déplacement et sur les 128 tirages de bruit, obtenues pour les approches basées sur l'intensité, la phase spatiale issue du MS et celle extraite du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

On observe que la distinction entre les approches basées sur la phase spatiale et celles basées sur l'intensité est moins marquée que pour le jeu d'images précédent, comme pour le modèle affine. En

effet, l'erreur moyenne et l'écart-type obtenus par les méthodes utilisant la phase spatiale sont un peu plus élevés que celle basée sur l'intensité à cause de la nature de l'image et de la différence de modèle de déformation.

Enfin, nous montrons les images déformées avec la déformation réelle juxtaposées avec les images ayant subi la déformation estimée pour l'intensité (Fig. 4.37(a)), le MS (Fig. 4.37(b)) et le 2D IAS (Fig. 4.37(c)).

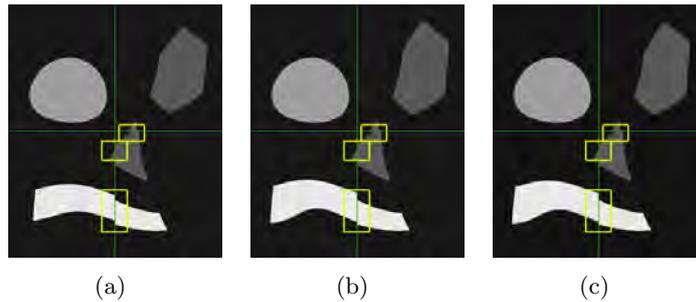


FIGURE 4.37 – Juxtaposition des images flottantes déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.30(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.30(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.30(c)). Les rectangles jaunes montrent des régions où l'on peut observer des discontinuités.

Les conséquences des erreurs, plus importantes que pour le jeu d'images précédent, se font clairement voir ici : les discontinuités sont bien plus significatives. On remarque cela notamment sur le rectangle blanc, pour lequel un zoom sur la zone de discontinuité est présenté dans la figure 4.38.

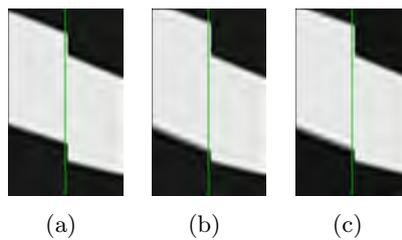


FIGURE 4.38 – Zoom sur la zone de discontinuité du rectangle gris clair de la figure 4.37. Les discontinuités apparaissent pour l'intensité dans la figure 4.38(a) ainsi que pour les phases issues du MS (Fig. 4.38(b)) et du 2D IAS (Fig. 4.38(c)).

4.5.3 Résultats pour le troisième jeu d'images

4.5.3.1 Modèle affine

Nous présentons maintenant les résultats obtenus pour le troisième jeu d'images. Nous commençons par présenter l'estimation des paramètres en fonction d'un SNR variant de 5 à 45 dB avec les figures 4.39 et 4.40.

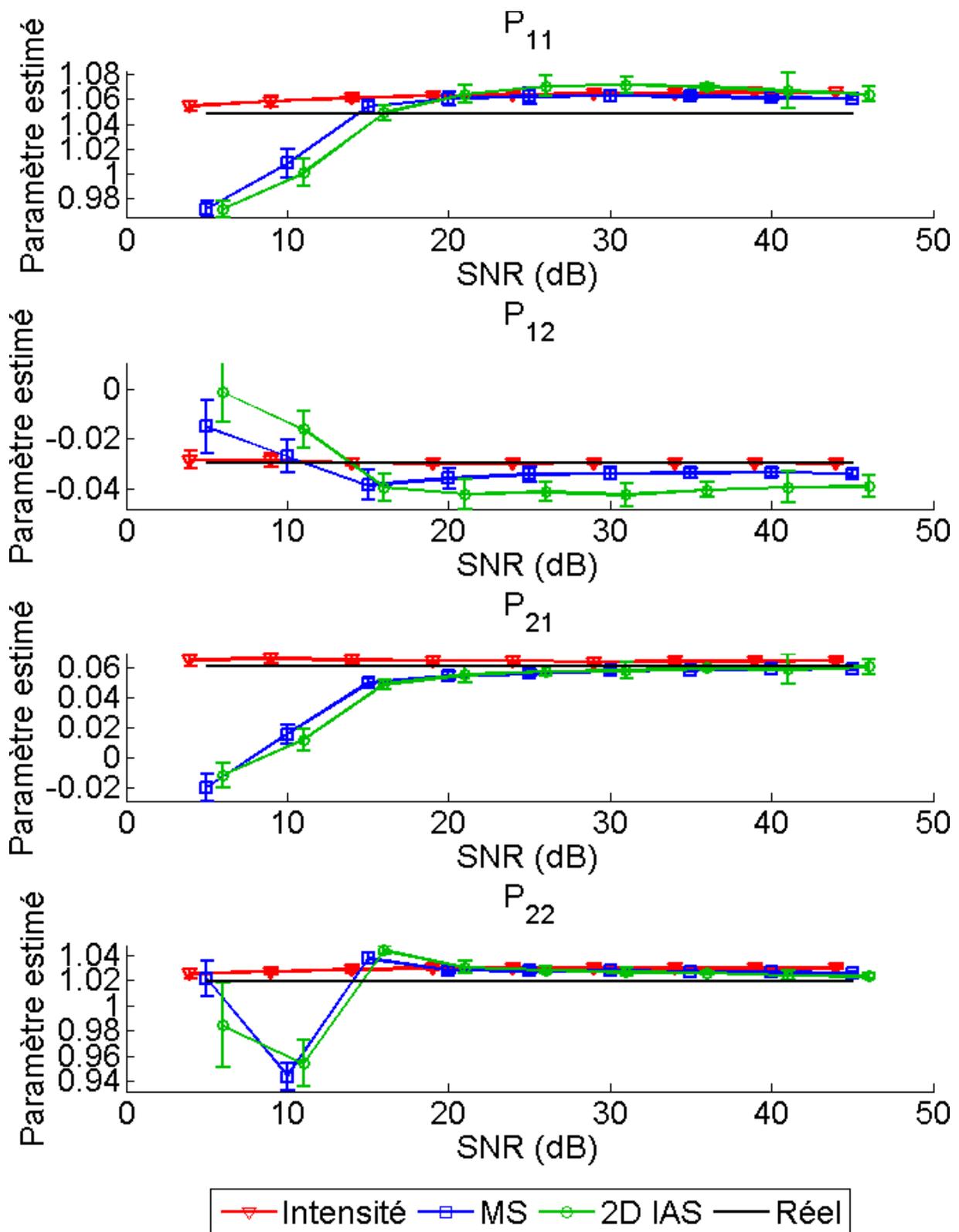


FIGURE 4.39 – Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres P_{11} , P_{12} , P_{21} et P_{22} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

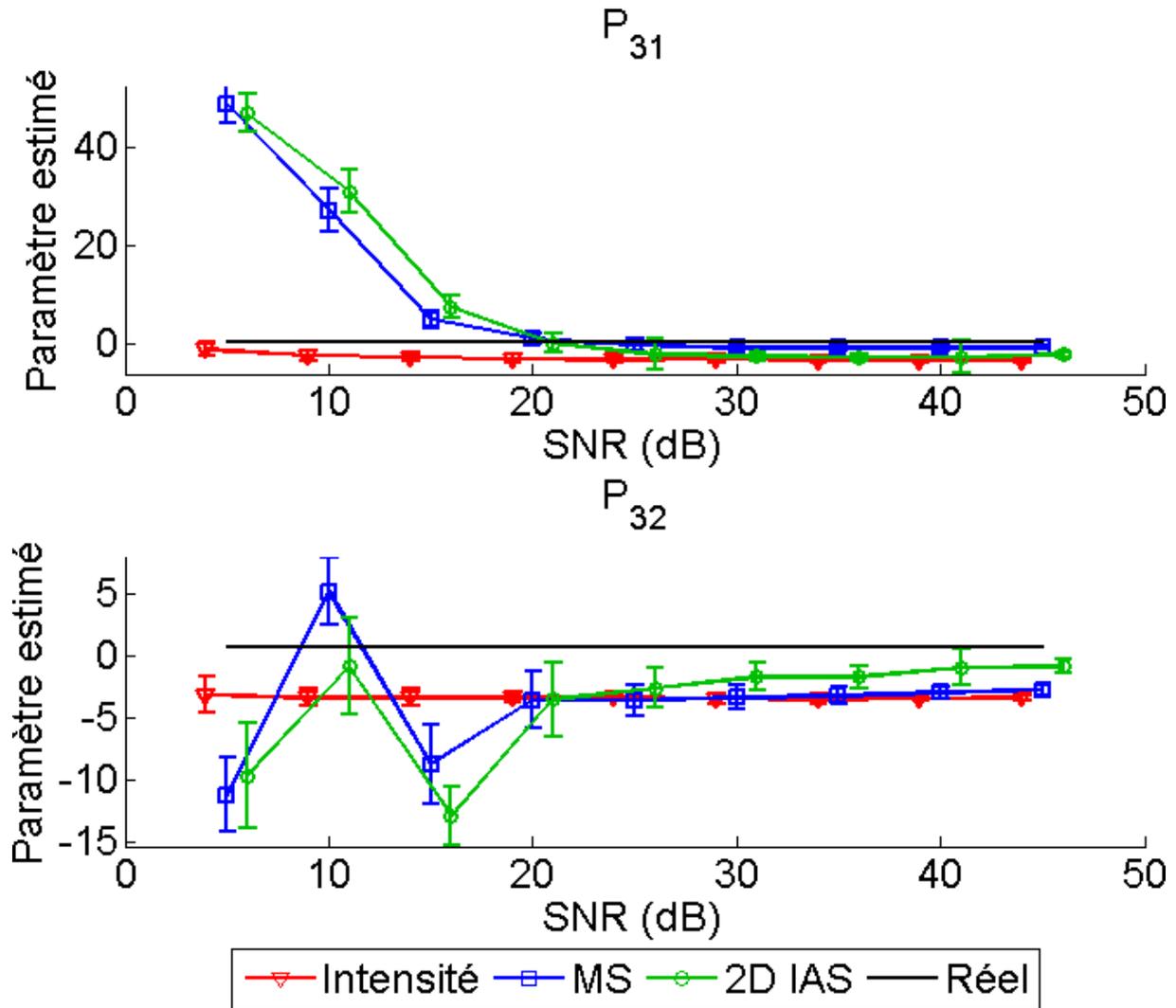


FIGURE 4.40 – Estimation moyenne sur 128 tirages des paramètres de translation P_{31} à P_{32} pour un SNR variant de 5 à 45 dB.

Ces figures montrent que les trois méthodes semblent estimer le déplacement avec une précision assez similaire à partir d'un SNR de 20 dB. Cependant, les approches basées sur la phase spatiale sont mises en défaut pour un SNR inférieur à cette valeur. Les variations d'intensité, parfois fortes dans certaines régions, engendrent une mauvaise représentation des structures dans l'image de phase. C'est le cas par exemple pour le rectangle vertical de gauche dans l'image 4.8(d) où le cercle situé à sa droite a une influence sur la phase dans le rectangle. D'un autre côté, le bon comportement de l'intensité montre la pertinence de l'information mutuelle lorsque les intensités des pixels ne correspondent pas entre les deux images. L'usage de la phase spatiale n'est cependant pas dénué d'intérêt lorsque l'on observe la valeur de la MSE pour un SNR de 30 dB, qui est présentée dans la table 4.8.

On constate en effet que bien que proches, les paramètres P_{21} , P_{22} , et surtout P_{31} et P_{32} ont une MSE plus faible grâce à la phase. On peut souligner qu'une fois de plus, l'usage du signal analytique

isotrope 2D réduit davantage l'erreur d'estimation de translation axiale alors que le signal monogène réduit l'erreur d'estimation de translation latérale.

	$MSE_{P_{11}}$	$MSE_{P_{12}}$	$MSE_{P_{21}}$	$MSE_{P_{22}}$	$MSE_{P_{31}}$	$MSE_{P_{32}}$
Intensité	10.58	190.12	195.48	4.95	418.41	321.47
φ_{MS}	10.41	203.25	186.9	4.72	117.3	311.29
φ_{2DIAS}	11.2	228.02	186.22	4.71	337.9	143.43

TABLE 4.8 – MSE (en %) sur les paramètres affines pour un SNR de 30 dB.

Nous montrons maintenant l'influence de ces erreurs sur les déformations en chaque pixel, en présentant les erreurs de champ de déformation obtenues pour les méthodes basées sur l'intensité (Fig. 4.41), la phase spatiale du signal monogène (Fig. 4.42) et la phase spatiale du signal analytique isotrope 2D (Fig. 4.43).

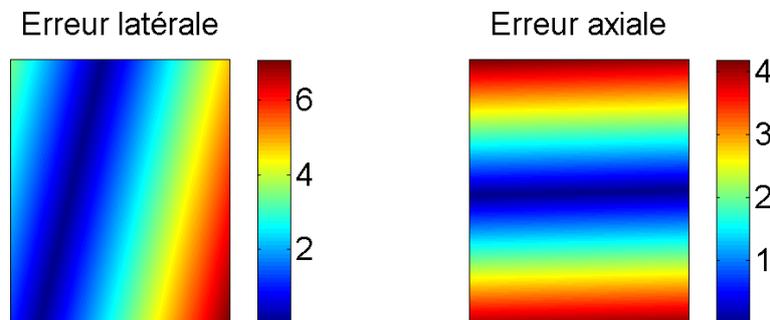


FIGURE 4.41 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.

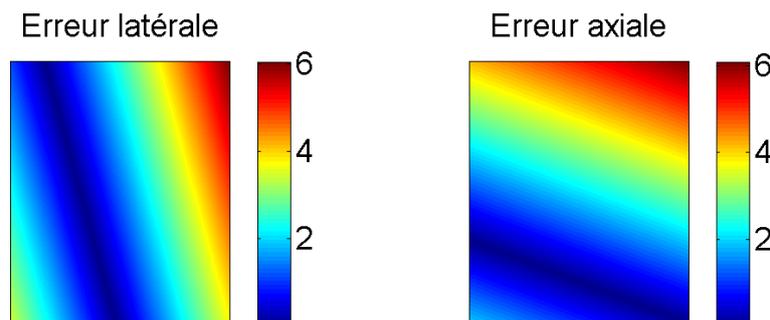


FIGURE 4.42 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.

Comme pour les jeux d'images précédents, nous complétons ces figures par la table 4.9, qui présente le minimum, le maximum, la moyenne et l'écart-type de ces erreurs.

À l'instar des jeux d'images précédents, nous montrons la répercussion de ces erreurs sur la déformation des images avec la figure 4.44, qui représente la juxtaposition de l'image par RM ayant subi la déformation réelle et estimée par les trois approches. Les discontinuités, mises en évidence

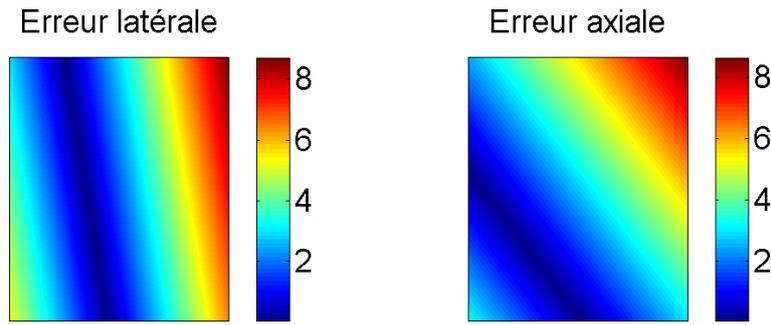


FIGURE 4.43 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

	Intensité	MS	2D IAS
m_{x_1}	1.6×10^{-5}	3×10^{-6}	1.1×10^{-5}
M_{x_1}	4.19	6.09	8.63
μ_{x_1}	2.03	2.28	3.02
σ_{x_1}	1.17	1.58	2.01
m_{x_2}	6×10^{-6}	2.4×10^{-5}	8×10^{-6}
M_{x_2}	7.09	6.05	8.71
μ_{x_2}	2.51	2.09	3.21
σ_{x_2}	1.75	1.43	2.12

TABLE 4.9 – Minimum, maximum, moyenne et écart-type sur l'ensemble du champ de déplacement de l'erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur les trois méthodes pour un SNR de 30 dB.

par des rectangles jaunes sont encore une fois plus nombreuses pour le recalage via l'intensité que pour les méthodes basées sur la phase spatiale.

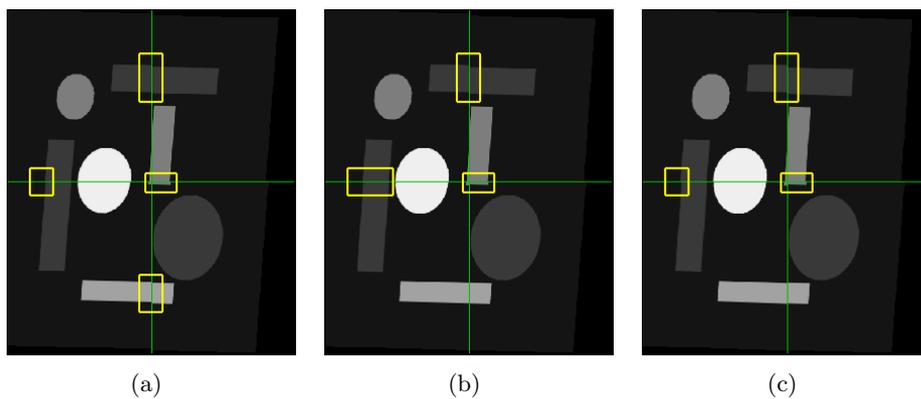


FIGURE 4.44 – Juxtaposition des IRM déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.44(a), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.44(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.44(c)). Les rectangles jaunes montrent des régions où l'on peut observer des discontinuités.

Un zoom sur une des discontinuités est présenté dans la figure 4.45.

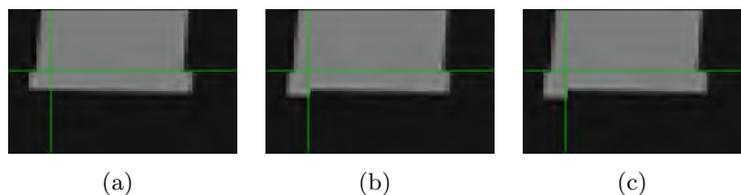


FIGURE 4.45 – Zoom sur le bas du rectangle central dans les images de la figure 4.44 pour les estimations obtenues à partir de l'intensité (Fig. 4.45(a)), de la phase spatiale du MS (Fig. 4.45(b)) et la phase spatiale du 2D IAS (Fig. 4.45(c)).

4.5.3.2 Modèle élastique

Comme pour les images précédentes, nous commençons par présenter le champ de déformation réel et celui estimé, sur 128 tirages de bruit, par l'approche basée sur la phase spatiale du 2D IAS dans les figures 4.46 et 4.47 pour un SNR de 30 dB. Pour ce jeu d'images également, les deux autres approches ont un comportement similaire pour toute valeur du SNR.

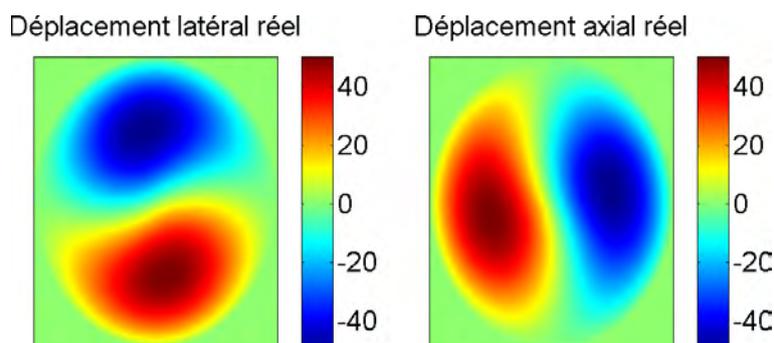


FIGURE 4.46 – Champ dense de déformation réel, exprimé en pixels.

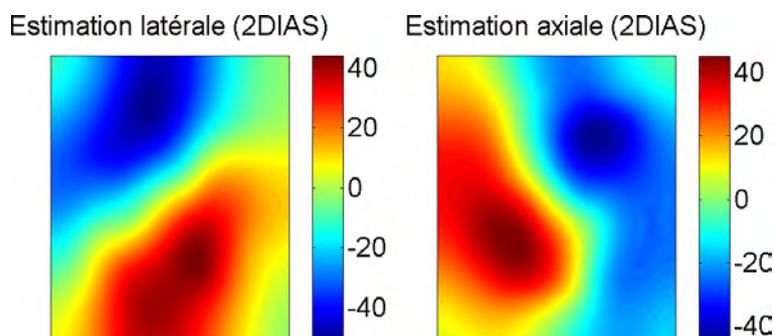


FIGURE 4.47 – Champ dense de déformation estimé sur le troisième jeu d'images, en moyenne sur 128 tirages de bruit de SNR de 30 dB, par la méthode basée sur le 2D IAS, exprimé en pixels.

Une fois de plus, la figure 4.47 montre que le champ de déplacement estimé ne correspond pas strictement à un tournoisement. Comme pour le deuxième jeu d'images, ceci est dû à la nature des

images, qui ne possèdent que des formes géométriques sur un fond uni occupant une proportion importante de l'image, ainsi que la différence de modèle de déformation font que le maillage déformé par l'algorithme ne correspond pas strictement à ce type de déformation.

Nous présentons les erreurs sur les champs de déformation obtenues par l'approche basée sur l'intensité (Fig. 4.48), le MS (Fig. 4.49) et le 2D IAS (Fig. 4.50), en moyenne pour un SNR de 30 dB.

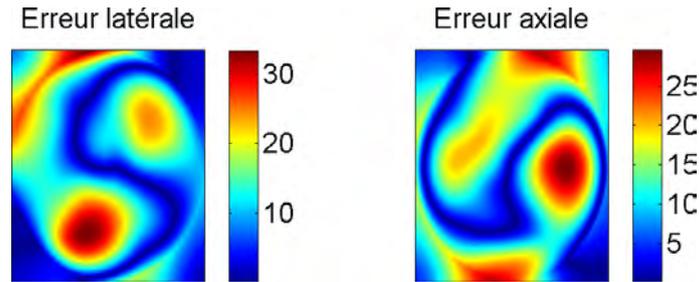


FIGURE 4.48 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur l'intensité des pixels pour un SNR de 30 dB.

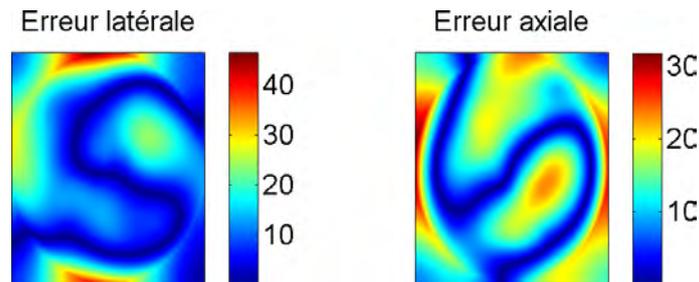


FIGURE 4.49 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du signal monogène pour un SNR de 30 dB.

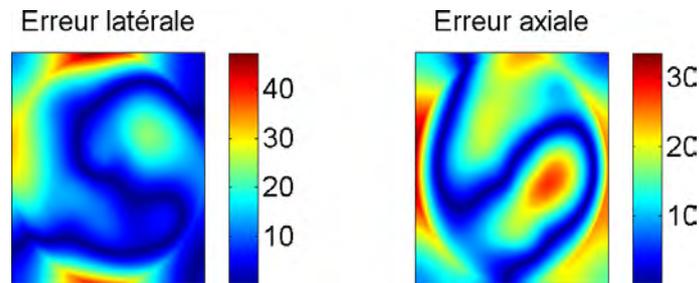


FIGURE 4.50 – Erreur absolue (en pixels) sur tout le champ de déplacement, de l'estimation du recalage basé sur la phase spatiale du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

On retrouve une nouvelle fois sur ces champs d'erreur un motif qui ne correspond pas tout à fait à un tournoiement.

La table 4.10 présente, pour un SNR de 30 dB, le minimum, le maximum, la moyenne et l'écart-type sur le champ dense de déformation, en moyenne sur 128 tirages de bruit.

	Intensité	MS	2D IAS
m_{x_1}	8.5×10^{-5}	8.9×10^{-5}	3.96×10^{-4}
M_{x_1}	29.54	31.79	33.54
μ_{x_1}	11.81	12.19	12.69
σ_{x_1}	8.12	8.18	8.89
m_{x_2}	1.86×10^{-4}	0	1.69×10^{-4}
M_{x_2}	33.39	46.54	47.35
μ_{x_2}	11.92	11.97	11.98
σ_{x_2}	8.12	8.17	8.89

TABLE 4.10 – Erreur absolue en pixels, moyenne sur tout le champ de déplacement et sur les 128 tirages de bruit, obtenues pour les approches basées sur l'intensité, la phase spatiale issue du MS et celle extraite du 2D IAS pour un SNR de 30 dB.

Une fois de plus, on peut se poser la question quant à la pertinence de l'image. Bien qu'elle soit plus complexe que celle utilisée pour le deuxième jeu d'images, le fond homogène en particulier, qui occupe une proportion importante de l'image, n'apparaît pas homogène dans les images de phases. L'information mutuelle, bien qu'adaptée à ce genre de cas, rencontre toutefois plus de difficultés à estimer une déformation lorsque les correspondances de niveaux de gris ne sont pas directes.

Comme nous l'avons fait pour les jeux d'images précédents, nous présentons la juxtaposition des images déformées avec la transformation réelle et les transformations estimées par l'approche basée sur l'intensité (Fig. 4.51(a)), le MS (Fig. 4.51(b)) et le 2D IAS (Fig. 4.51(c)) obtenues en moyenne pour un SNR de 30 dB.

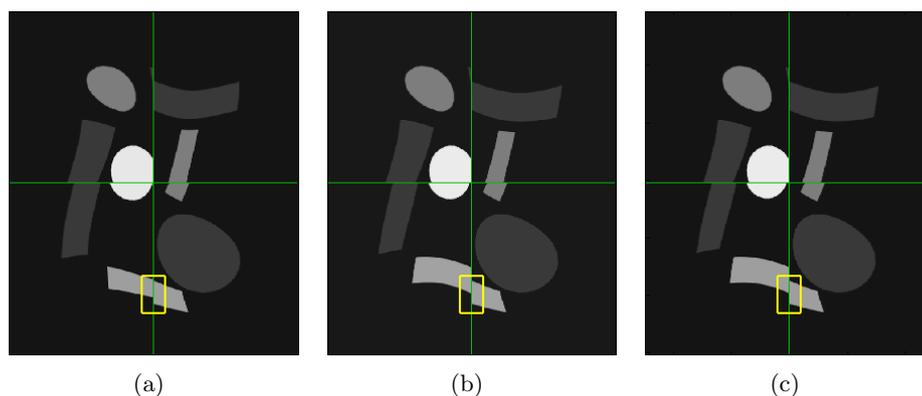


FIGURE 4.51 – Juxtaposition des images flottantes déformées par les vrais paramètres (quadrants supérieur gauche et inférieur droit) et par les paramètres estimés (quadrants supérieur droit et inférieur gauche). Les paramètres sont estimés par le recalage basé sur l'intensité des pixels (Fig. 4.51(a)), sur la phase spatiale du MS (Fig. 4.51(b)) ou sur la phase du 2D IAS (Fig. 4.51(c)). Le rectangle jaune montre une région où l'on peut observer des discontinuités.

Ici encore, des discontinuités apparaissent clairement pour les trois images. Un zoom sur le rectangle jaune est donné dans la figure 4.52.

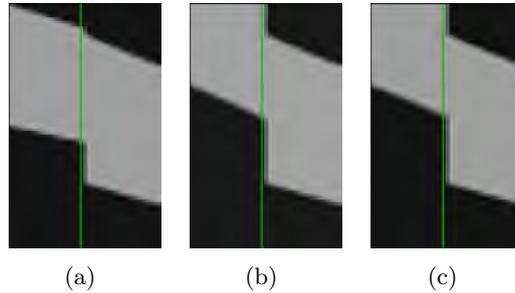


FIGURE 4.52 – Zoom sur les discontinuités apparaissent au niveau du cadre jaune de chaque image de la figure 4.51 pour l'intensité dans la figure 4.52(a) et pour les phases issues du MS (Fig. 4.52(b)) ou du 2D IAS (Fig. 4.52(c)).

4.6 Conclusions

Ce chapitre de la thèse a été consacré au cadre du recalage multimodal RM-US. Pour cela, nous avons considéré les phases spatiales extraites des signaux monogène et analytique isotrope 2D, que nous avons incorporées dans un algorithme de recalage basé sur l'information mutuelle. Pour ces évaluations, nous nous sommes placés dans un cas contrôlé, où l'image ultrasonore était obtenue par simulation et où les déformations, affine ou élastique, étaient connues.

Deux grandes tendances sont ressorties de ces résultats : utiliser la phase spatiale permet d'améliorer l'estimation de la déformation dans la direction latérale mais n'a pas d'influence pour la direction axiale avec le premier jeu d'images, et l'utilisation de la phase spatiale montre des faiblesses pour les jeux d'images 2 et 3. Il pourrait y avoir deux explications possibles : soit l'usage de la phase n'est pertinent que lorsqu'il y a une correspondance directe entre les intensités des images à recalcr, ce qui signifie qu'il vaut mieux utiliser l'intensité dans le calcul de l'information mutuelle lorsque cette correspondance n'est plus évidente, soit les jeux d'images 2 et 3 sont trop simplistes et mettent en défaut la phase spatiale.

La première hypothèse est peu probable car elle entrerait en contradiction avec les avantages que l'on peut tirer à la fois de l'information mutuelle, qui est une mesure adaptée au recalage multimodal, et de la phase spatiale, qui permet de s'abstraire de l'énergie des images. La seconde hypothèse nous paraît plus cohérente car nous avons vu en présentant les images et leurs phases que pour une zone homogène, la phase variait en fonction des contours dans une région donnée. L'information mutuelle, qui a une valeur d'autant plus élevée que la relation entre deux niveaux de gris est déterministe, sera donc plus discriminante dans le cas de l'intensité, où les régions sont homogènes.

Cette étude pourrait donc être poursuivie, en utilisant d'autres jeux d'images dont le contenu est plus proche de la réalité. Par exemple, il serait intéressant de valider la méthode sur des images par RM cliniques de la flore pelvienne issues de différentes pondérations (par exemple T1 et T2), pour les utiliser soit pour la simulation d'images US (par exemple l'image par MR pondérée T2), soit pour

le recalage (par exemple l'image par MR pondérée T1). De plus, une limite majeure dans le recalage multimodal RM–US est la présence de speckle dans l'image échographique. Diverses méthodes de suppression du speckle ont été proposées dans la littérature ces vingt dernières années [Loupas *et al.*, 1989, Karaman *et al.*, 1995, Kofidis *et al.*, 1996, Zong *et al.*, 1998, Hao *et al.*, 1999, Coupé *et al.*, 2009]. Il peut être intéressant de supprimer ce bruit inhérent aux images ultrasonores pour améliorer la qualité du recalage. Nous avons commencé à étudier l'impact de tels traitements mais la qualité de l'estimation souffrait d'une perte de résolution spatiale engendrée par les techniques que nous avons testées. Une perspective supplémentaire serait donc d'approfondir ces travaux afin de définir un algorithme de despeckling adapté qui permettrait de faciliter le recalage entre images par MR et US tout en conservant une résolution spatiale acceptable.

Chapitre 5

Estimation du mouvement 2D à partir du signal monogène : Application au prolapsus génito-urinaire

5.1 Contexte médical et enjeux cliniques

5.1.1 Contexte médical

Nous reprenons dans ce chapitre les méthodes 2D de mise en correspondance de blocs et d'estimation de flux optique local basée sur le signal monogène, que nous avons étudiées dans le chapitre 3. Nous appliquons ces méthodes sur des séquences ultrasonores *in vivo* du pelvis. Ce dernier, que l'on appelle également petit bassin, se situe sous l'abdomen, formant un cadre osseux en forme d'entonnoir. Chez la femme, trois compartiments différents se distinguent dans cette région anatomique : antérieur, moyen et postérieur. Chacune de ces régions est présentée dans la figure 5.1.

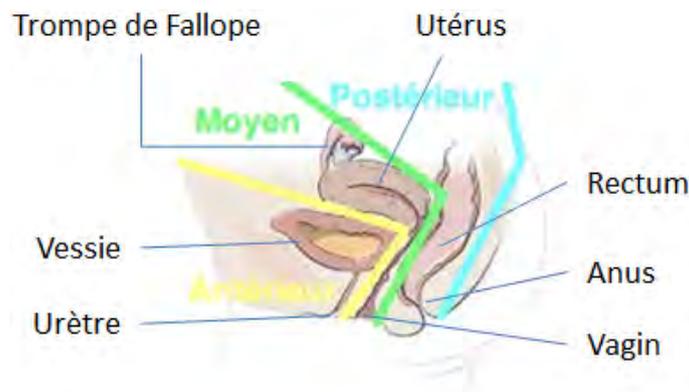


FIGURE 5.1 – Coupe sagittale des compartiments pelviens.

Le compartiment antérieur, qui contient la vessie et l'urètre, constitue la filière urinaire. Le compartiment moyen constitue le système génital de la femme, avec l'utérus et le vagin. Enfin, la

filière ano-rectale correspond au compartiment postérieur, constitué du rectum et de l'anus. Les fonctions des organes de cette région sont cruciales : contenance et miction pour le système urinaire, contenance anale et exonération pour le système ano-rectal et la sexualité et la procréation pour le système génital. De par leur position anatomique, ces organes sont les plus exposés aux variations de pression intra-abdominale. Des muscles élévateurs et des moyens de fixations constitués par les ligaments viscéraux et des membranes fibro-élastiques, appelées « *fascias* », leur permettent de mieux résister à ces pressions.

5.1.2 Enjeux cliniques

Lors de la ménopause, une carence hormonale entraîne un affaiblissement des fascias. De plus, des traumatismes obstétricaux tels que les accouchements par forceps ou les macrosomes (fœtus de plus de 4 kg) sont responsables de lésions sur les muscles élévateurs de l'anus. Ces traumatismes peuvent également survenir suite à des mécanismes de dénervation observés chez certaines patientes atteintes de paraplégie. Surpoids, constipation et grossesses multiples peuvent également être la cause d'augmentation chronique de la pression intra-abdominale. Tous ces phénomènes peuvent être à l'origine d'une défaillance du système de fixation des organes pelviens, ce qui engendre une modification de leur positionnement, à l'effort ou au repos, correspondant à une descente au travers de l'orifice vulvo-vaginal. Les conséquences de cette défaillance peuvent avoir des répercussions physiques et psychologiques importantes. Elles peuvent être de nature fonctionnelle (incontinence, mauvaise vidange vésicale, difficulté d'exonération) ou organique (gêne ou douleur pelvienne, sensation de boule dans le vagin, ulcération des organes prolapsés responsables de saignements).

Ces troubles affectent majoritairement les femmes ménoposées, avec une incidence maximale à 60 ans. La proportion de femmes souffrant d'un prolapsus – plus connu sous le nom de descente d'organes – nécessitant une chirurgie est estimée à 11% de la population générale. Ce taux devrait augmenter avec le vieillissement croissant de la population [Ghroubi *et al.*, 2008, Kapoor *et al.*, 2009]. Par conséquent, le traitement est le plus souvent chirurgical. Cependant, une prise en charge médicale préalable peut retarder l'échéance de l'opération, avec une rééducation ou un traitement hormonal trophique.

L'objectif du bilan pré-opératoire est principalement de recueillir la gêne ressentie par la patiente et de la mettre en parallèle avec les dégâts anatomiques. Ces derniers sont retrouvés par une quantification qui repose en premier lieu sur un examen clinique. Divers scores permettent une telle quantification mais le plus répandu est le Pelvic Organ Prolapse Quantification (POP-Q). Cette approche permet de classer le prolapsus selon 5 stades de gravité croissante : de l'examen normal pour le stade 0, au prolapsus extériorisé complet pour le stade IV. Il n'en reste pas moins un score controversé par une partie importante de la communauté médicale, qui lui reproche son imprécision quant au plan de référence, son temps de mise en œuvre et sa difficulté à être enseigné [Auwad *et al.*, 2004, Salet-Lizée, 2006].

5.2 Modalités d'imagerie utilisées pour le prolapsus génito-urinaire

5.2.1 L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'examen clinique se révèle parfois insuffisant pour expliquer la gêne ressentie ou pour déterminer avec exactitude le stade atteint par les anomalies anatomiques. C'est pourquoi l'imagerie par résonance magnétique (IRM) pelvienne dynamique peut être prescrite en complément. Elle comprend des acquisitions, au repos et à l'effort, de poussée maximale chez une patiente installée en décubitus dorsal, c'est-à-dire allongée sur le dos. L'importance de la descente est appréciée quantitativement selon plusieurs lignes de référence et une visualisation directe des organes concernés permet une meilleure approche qualitative que celle de l'examen clinique. Malgré cela, le coût et la faible disponibilité des appareils d'acquisition constituent les principales limites de l'IRM qui réfrènent son expansion.

5.2.2 L'Imagerie Ultrasonore

L'échographie est l'un des éléments clé de la prise en charge en gynécologie. Dans ce domaine, elle s'effectue généralement par voie endovaginale à l'aide de sondes 2D. Elle permet une bonne expertise utérine et ovarienne, ouvrant le champ d'application aux troubles de la statique pelvienne, en particulier pour les incontinences urinaires et anales. Dans le cadre du prolapsus, le champ d'exploration est moins large pour une image ultrasonore (US) que pour une IRM mais possède l'avantage d'acquérir en temps réel des séquences dynamiques, permettant ainsi d'observer l'évolution du prolapsus au cours de l'effort de poussée et de répéter les acquisitions si nécessaire. Malgré les limitations de cette modalité, l'imagerie US paraît être une bonne alternative à l'IRM pelvienne dynamique dans le bilan pré-thérapeutique des prolapsus pelviens. Bien qu'elle permette une appréciation qualitative évidente, la quantification ne peut être aussi bien définie que lors de l'examen clinique. En plus de ce facteur, un de ses principaux inconvénients est qu'elle reste dépendante de l'opérateur. Bien que basée sur un référentiel bien déterminé, l'appréciation du degré de la pathologie repose sur le choix subjectif du groupe de pixels concernés. Ces pixels étant déterminés à l'œil nu par le praticien, le risque d'erreur est non négligeable.

Il n'existe donc à ce jour aucun outil permettant de quantifier automatiquement le déplacement des organes pelviens. Le POP-Q constitue un standard qu'il serait intéressant d'automatiser et d'étendre au bilan d'imagerie pré-thérapeutique dans ce contexte, afin de faciliter l'interprétation des images au praticien. À notre connaissance, nous sommes les premiers à proposer, en collaboration avec le centre hospitalier universitaire (CHU) de Rangueil (Toulouse), une automatisation de la quantification du prolapsus génito-urinaire à partir de l'imagerie US.

5.3 Problématique de l'application

Ce chapitre de la thèse constitue une étude préliminaire de faisabilité où nous considérons une forme de mouvement suivant un modèle paramétrique de mouvement. Ce travail a été fait en collaboration avec un médecin, qui a apporté son éclairage sur cette problématique. Nous avons combiné les approches de mise en correspondance de blocs (BM) avec l'estimation de flux optique basé sur la

phase du signal monogène. Ces méthodes ont été présentées dans la partie 2.2.6 de l'état de l'art et évaluée dans un cas contrôlé dans le chapitre 3. Nous les utilisons ici sur des données cliniques, sur lesquelles nous avons choisi d'appliquer une mise en correspondance de blocs déformables suivant un modèle bilinéaire (BDBM pour Bilinear Deformable Block Matching). Cette technique nous permet d'estimer à l'aide des méthodes précédentes des déformations plus complexes, et sera décrite dans ce chapitre. Grâce aux estimations obtenues au fil de la séquence, nous proposons également un score échographique, reposant sur des mesures objectives et automatisées, permettant de quantifier les troubles de la statique pelvienne du compartiment antérieur.

5.4 Méthodes d'estimation du mouvement

5.4.1 Modèles paramétriques de mouvement

Nous avons utilisé dans cette partie un algorithme de mise en correspondance de blocs permettant d'estimer un modèle de transformations bilinéaires appelé Bilinear Deformable Block Matching (BDBM). Ce modèle a été validé sur simulation et fantôme, mais également testé *in vivo* pour des images échographiques de la thyroïde, dans le cadre de l'élastographie US [Basarab *et al.*, 2008].

Le principe de cette technique ne réside plus à estimer le mouvement directement à partir d'une région d'intérêt (ROI) mais plutôt à estimer des translations à partir de quatre blocs, centrés sur les coins C_1 à C_4 de la ROI. Il est donc possible de déterminer la nouvelle position de chaque coin $C_i, i = \{1, 2, 3, 4\}$, pour ensuite calculer les paramètres du modèle bilinéaire et ainsi calculer la déformation locale de la ROI [Basarab, 2008, chapitre 3]. Le principe de BDBM est illustré par la figure 5.2

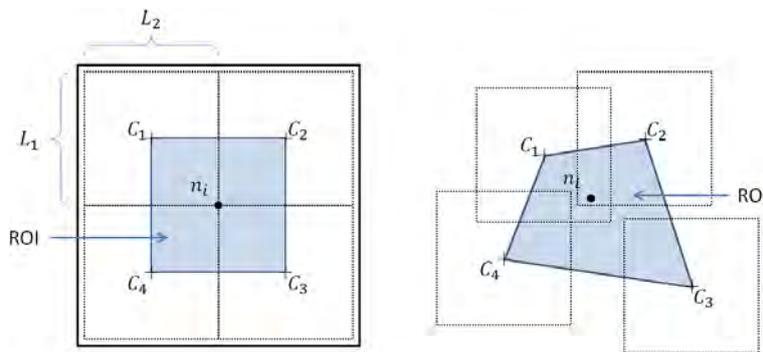


FIGURE 5.2 – Déformation de la ROI à partir des translations des coins C_1 à C_4 .

5.4.2 Approche multi-grille

Il est naturel de penser que plus l'estimation des déplacements des coins C_i est précise, plus l'estimation des paramètres du modèle de déformation bilinéaire de la ROI sera bonne. Sans interpolation, l'estimation des coins de la ROI serait de l'ordre du pixel, c'est pourquoi [Basarab *et al.*, 2007] ont proposé une technique itérative de raffinement multi-grille. Dans le chapitre 4, il était question d'estimer des déformations potentiellement importantes. L'approche multi-échelle consistait donc à

estimer des déplacements grossiers sur des images décimées, pour terminer sur leur résolution initiale. Ici au contraire, on souhaite estimer des déplacements de l'ordre de quelques pixels seulement et parvenir à une estimation subpixelique. C'est pourquoi à chaque itération de l'algorithme, une interpolation bilinéaire est appliquée à l'image pour obtenir une estimation des translations de plus en plus fine.

Le raffinement des grilles augmente quadratiquement le nombre d'échantillons au fil des itérations. Cela implique une plus grande quantité de données à traiter, et par conséquent, un nombre plus important de coefficients de corrélation à chaque itération. Afin de ne pas trop augmenter la complexité de l'algorithme à chaque raffinement, la taille du bloc recherché en termes de pixels n'est pas changée d'une itération à l'autre. D'autre part, la zone de recherche a la même résolution initiale que la ROI. De cette manière, la complexité du calcul d'un coefficient de corrélation entre le bloc recherché avec un candidat potentiel ne varie pas d'une itération à l'autre, puisque le nombre de pixels pris en compte reste inchangé. Seul le nombre de blocs candidats augmente, car le décalage entre chacun de ces blocs candidats est de plus en plus fin au fil des itérations.

5.4.3 Estimation du champ dense de mouvement

Estimer les paramètres du modèle bilinéaire permet de définir le déplacement du nœud de la ROI. Il est cependant souhaitable d'obtenir un champ dense de déplacement, pour connaître le décalage de chaque pixel de l'image.

Dans le cas du BDBM, les images sont découpées en grilles régulières, où chaque nœud n_i est le centre d'une ROI. La taille d'une ROI est plus grande que l'écart entre deux nœuds, ce qui implique un chevauchement d'une partie d'une ROI sur les ROI voisines, comme le montre la figure 5.3.

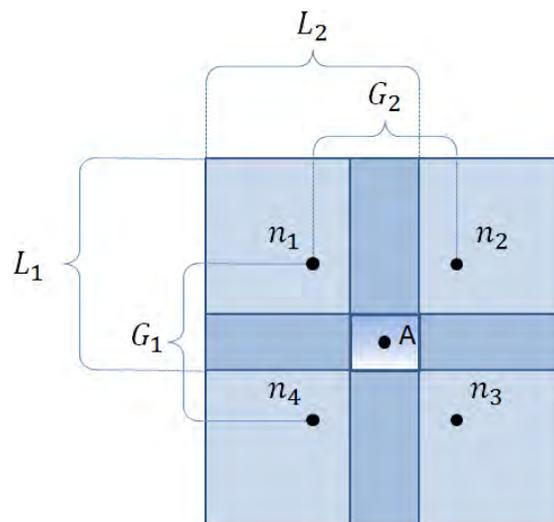


FIGURE 5.3 – Chevauchement de quatre régions d'intérêt centrées sur des nœuds adjacents dans le maillage.

Une zone de l'image peut donc appartenir au maximum à quatre régions d'intérêt différentes. Le déplacement d'une telle zone est donc estimé jusqu'à quatre fois. Dans ce cas, le déplacement assigné au centre A de cette zone correspond à la moyenne de ces différentes estimations. Il est toutefois possible qu'une des estimations ait une valeur éloignée des autres. Pour éviter que cette valeur aberrante n'altère le résultat, on calcule non seulement la moyenne μ , mais aussi l'écart-type σ des quatre estimations dans les deux directions. La valeur que l'on affectera à la zone de chevauchement correspondra à la moyenne des valeurs se trouvant dans l'intervalle $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$. Le vecteur déplacement des autres pixels est simplement calculé par interpolation bilinéaire à partir de ces vecteurs déplacements.

5.4.4 Approche BDBM basée sur le signal monogène

Nous avons proposé pour cette application de remplacer l'approche classique de block matching par l'estimation du flux optique basé sur le vecteur phase issu du signal monogène, proposé par [Felsberg, 2004], pour estimer les translations des coins de la ROI courante. Cette nouvelle méthode, nommée monoBDBM, reprend les différentes étapes de l'approche classique de BDBM et peut être décrite par l'algorithme 3.

Algorithme 3 : Algorithme monoBDBM.

Données : Couple d'images $I_1 = I(\mathbf{x}, t)$ et $I_2 = I(\mathbf{x}, t + 1)$

Résultat : Champ dense de l'estimation entre I_1 et I_2

- 1 Découper l'image I_1 en grille régulière.
 - 2 Définir une région d'intérêt autour de chaque nœud.
 - 3 Calculer le signal monogène correspondant à chaque image.
 - 4 Extraire les informations de vecteurs phase, d'orientation principale locale et de fréquences pour chacun de ces signaux.
 - 5 **Pour** chaque nœud n_i **Faire**
 - 6 Estimer les translations des quatre coins de la ROI correspondant au nœud courant à l'aide des composantes du vecteur phase.
 - 7 Calculer les huit paramètres de modèle bilinéaire relatif à la ROI courante.
 - 8 Calculer le champ dense du mouvement en utilisant les modèles bilinéaires estimés localement pour chaque ROI.
 - 9 **Fin**
-

Contrairement à l'approche de BDBM classique, aucune interpolation n'est nécessaire pour atteindre une précision subpixelique. Cela permet de réduire les temps de calcul.

5.4.5 Estimations sur une séquence de N images

Toutes les méthodes décrites jusqu'ici traitent d'estimation du mouvement entre deux images. Pour estimer le déplacement sur une séquence complète, deux stratégies d'estimations sont utilisables : l'approche Lagrangienne et l'approche Eulérienne.

5.4.5.1 Approche Lagrangienne

Cette approche, illustrée dans la figure 5.4, est basée sur une estimation prenant la première image de la séquence comme référence. L'estimation se fait entre cette image de référence et chaque autre image de la séquence. Toutefois, une initialisation tenant compte de l'estimation avec l'image précédente est effectuée pour chaque image. Pour cela on compense d'abord le déplacement estimé précédemment pour n'estimer que le déplacement résiduel. Cela rend les estimations dépendantes les unes des autres. Il y a donc un risque de propagation de l'erreur d'estimation tout au long de la séquence, bien que cette dernière soit lissée grâce à l'utilisation de l'image de référence constante tout au long de la séquence.

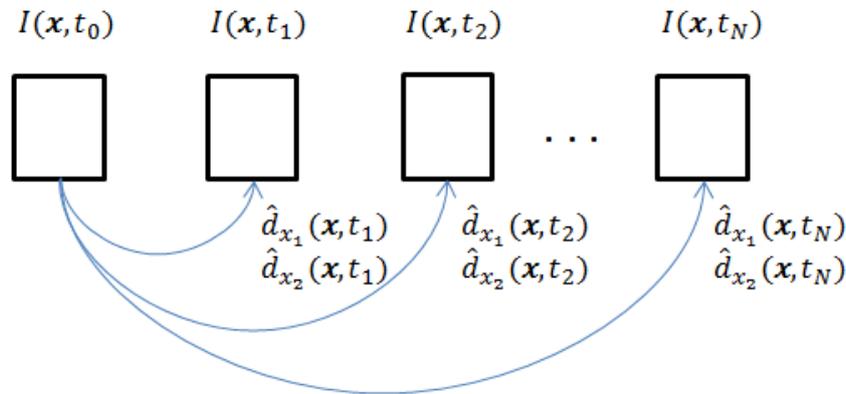


FIGURE 5.4 – Schéma de l'estimation du mouvement sur une séquence d'images selon l'approche Lagrangienne.

5.4.5.2 Approche Eulérienne

Dans l'approche Eulérienne, l'estimation se fait directement entre deux images successives. On utilisera donc $I(\mathbf{x}, t_i)$ et $I(\mathbf{x}, t_{i+1})$ pour estimer le déplacement $\hat{\mathbf{d}}(\mathbf{x}, t_{i+1})$. Cela rend deux estimations indépendantes l'une de l'autre, ce qui limite le risque de propagation d'erreur. La figure 5.5 illustre une telle approche.

En imagerie US, l'intensité d'un pixel peut varier au cours de la séquence. Cela peut mettre en défaut l'hypothèse de conservation d'intensité du flux optique, surtout si les images sont espacées dans le temps. Si au contraire deux images sont acquises dans un intervalle de temps faible, l'intensité variera peu et l'hypothèse de conservation d'énergie est mieux respectée. L'approche Eulérienne semble donc être plus adaptée que l'approche Lagrangienne dans l'estimation du flux optique.

Il est toutefois possible de faire le lien entre les approches Lagrangienne et Eulérienne. Pour cela, les déplacements, estimés de manière indépendante entre chaque paire d'images $I(\mathbf{x}, t)$ et $I(\mathbf{x}, t+1)$ dans l'approche Eulérienne, sont transformés de sorte à modéliser la transformation par rapport à la première image $I(\mathbf{x}, t_0)$ de la séquence. Cela consiste simplement à cumuler les déplacements estimés depuis le début de la séquence. Le déplacement engendré pour une image acquise au temps t de la

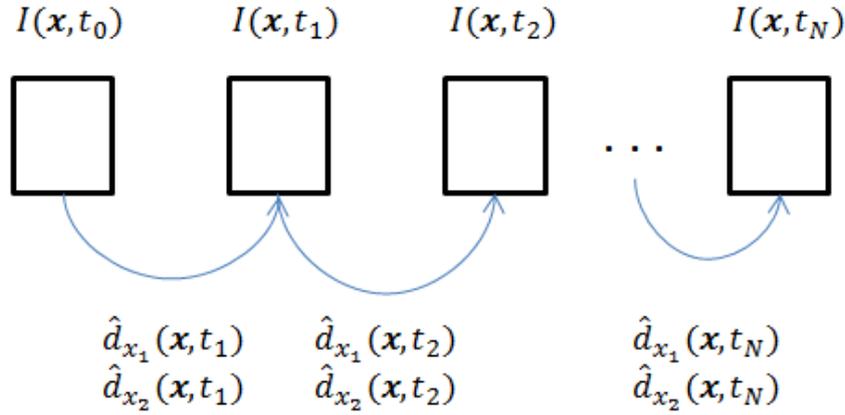


FIGURE 5.5 – Schéma de l'estimation du mouvement sur une séquence d'images selon l'approche Eulérienne.

séquence aura donc la forme :

$$\begin{aligned} \hat{d}_{x_1, N}(\mathbf{x}) &= \sum_{j=0}^{N-1} \hat{d}'_{x_1}(\mathbf{x}, t_j), \\ \hat{d}_{x_2, N}(\mathbf{x}) &= \sum_{j=0}^{N-1} \hat{d}'_{x_2}(\mathbf{x}, t_j), \end{aligned} \quad (5.1)$$

où $\hat{d}'_{x_i}(\mathbf{x}, t_j)$ est la i^e composante du déplacement cumulé d'un pixel le long de la séquence. En effet, un pixel de l'image acquise à l'instant t ne sera pas à la même position à l'instant $t + 1$. De la même manière, sa position était différente au temps $t - 1$. Il faut donc prendre en compte cette variation de coordonnées pour cumuler les bonnes valeurs de déplacement :

$$\begin{aligned} \hat{d}'_{x_i}(\mathbf{x}, t_0) &= \hat{d}_{x_i}(\mathbf{x}, t_0), \\ \hat{d}'_{x_i}(\mathbf{x}, t_k) &= \hat{d}_{x_i}(\mathbf{x} + \hat{d}_{x_i}(\mathbf{x}, t_{k-1}), t_k) + \hat{d}_{x_i}(\mathbf{x}, t_{k-1}). \end{aligned} \quad (5.2)$$

5.5 Images acquises

Notre protocole d'acquisition de données échographiques a été proposé à l'intégralité des femmes nécessitant une cure chirurgicale de prolapsus à l'hôpital Paule de Viguier, CHU Purpan de Toulouse. Trois femmes au total ont été incluses mais seules les données échographiques de deux d'entre elles ont été exploitables. Ces patientes ont donné leur consentement oral au terme d'une information intelligible et détaillée de la part du praticien.

5.5.1 Examen clinique

5.5.2 Acquisition des images

Un échographe Voluson 8 (GE Ultrasound, Zipf, Autriche), a permis d'acquérir les images, à l'aide d'une sonde abdominale 2D 4-8MHz. Les patientes étaient installées en position gynécologique, ves-

sie pleine. Pour des raisons d'hygiène, la sonde était logée dans une housse plastique à usage unique. Cette housse a été préalablement remplie de gel stérile et un complément de gel a été appliqué à la surface de la housse. La sonde était ensuite positionnée contre l'orifice vulvaire dans le plan sagittal, sans générer de pression excessive sur le périnée, afin de ne pas gêner la descente des organes.

Lors des premières images de la séquence, les organes pelviens étaient au repos afin d'apparaître dans le champ d'exploration pour une coupe sagittale. La figure 5.6 présente l'acquisition de ces organes dans un tel plan pour des images à la fin de la séquence.

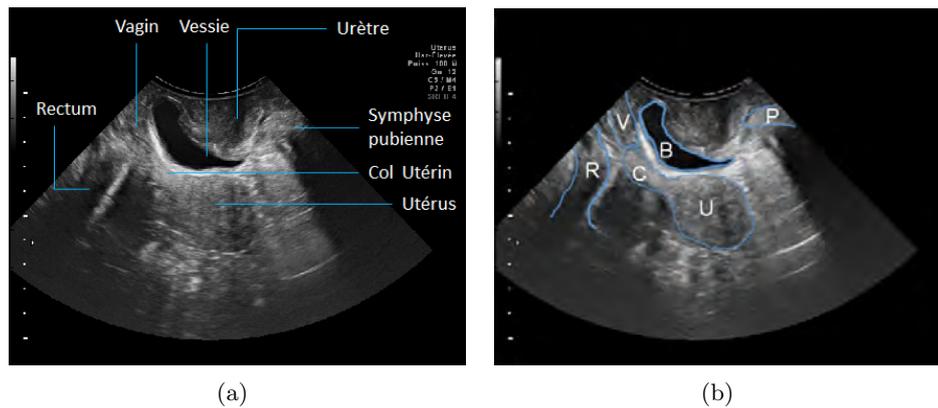


FIGURE 5.6 – 5.6(a), Image échographique (coupe sagittale) des organes pelviens. 5.6(b), Segmentation manuelle des organes d'intérêt : B vessie, C col, U utérus, R rectum, V vagin et P symphyse pubienne.

Une fois le plan d'acquisition trouvé, la patiente exerçait un effort de poussée modéré et continu, ce qui provoquait la descente des organes. Les images obtenues au repos et au maximum de la descente étaient archivées comme images de référence et la séquence dynamique a été enregistrée dans son intégralité. Il était possible d'acquérir successivement plusieurs séquences, en prenant soin de retrouver tous les organes dans leur position initiale dans le champ d'acquisition.

5.5.3 Paramètres de quantification du prolapsus

En plus des informations fournies directement par les estimateurs, nous avons extrait de nouveaux paramètres, spécifiques à la quantification du prolapsus. Cette approche est directement inspirée du système de mesure proposé par le POP-Q. Nous avons calculé le déplacement d'un point situé sur la face postérieure de la vessie (qui est elle-même adjacente à la paroi vaginale antérieure) par rapport à la ligne pubienne moyenne. Ce critère est illustré dans la figure 5.7.

La ligne pubienne moyenne y est matérialisée par une ligne rouge alors que la ligne bleue montre la distance du point choisi par rapport à cette ligne. Cette distance est de -44.9923 pixels au repos et de -9.4756 pixels au moment de l'effort maximum de poussée.

Ce déplacement exprimé en pixels permettait d'obtenir, par analogie avec le POP-Q, la quantification suivante :

- Stade 0 quand le déplacement est nul.

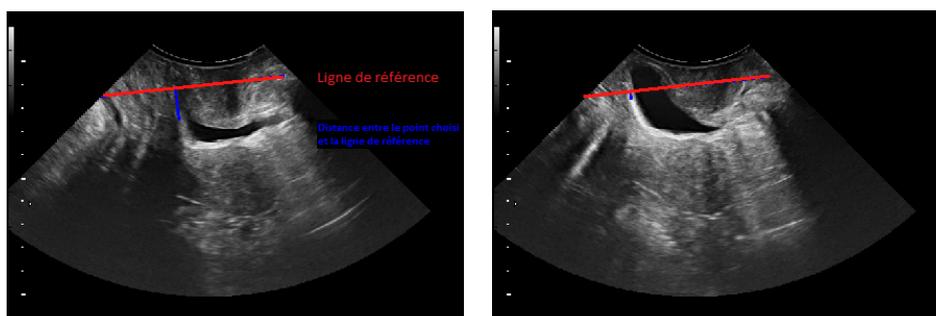


FIGURE 5.7 – Distance (en bleu) entre un pixel de la face postérieure de la vessie et la ligne pubienne moyenne (en rouge), mesurée à l’aide de la méthode BDBM. Ses valeurs sont de -44.9923 pixels pour la position au repos (figure 5.7(a)) et de -9.4756 pixels au moment de l’effort maximum de poussée (figure 5.7(b)).

- Stade I quand le déplacement est inférieur à 66% de la distance mesurée au repos.
- Stade II quand le déplacement est compris entre 66% et 133% de la distance mesurée au repos.
- Stade III quand le déplacement dépasse 133% de la distance mesurée au repos.
- Stade IV en cas d’extériorisation complète.

Nous avons également étudié un nouveau paramètre correspondant à l’angle de rotation de la vessie par rapport à un point fixe périnéal au cours de l’effort de poussée. Ce paramètre est illustré sur la figure 5.8.

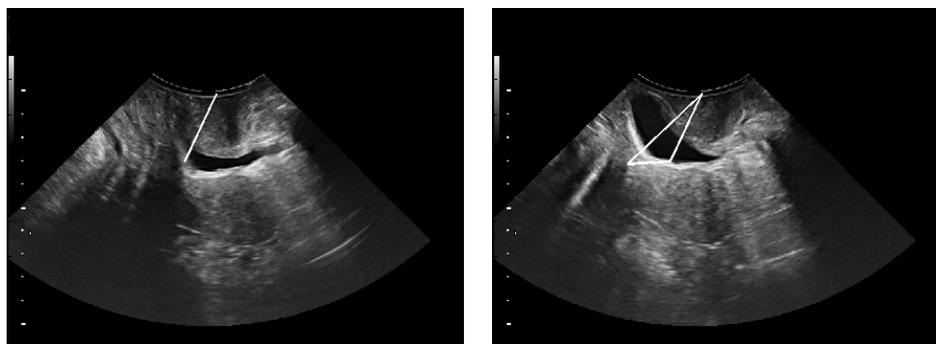


FIGURE 5.8 – Angle de rotation au cours de l’effort de poussée, mesuré à l’aide de la méthode BDBM. Ses valeurs sont de 0 degré pour la position au repos (figure 5.8(a)) et de 21.2855 degrés au moment de l’effort maximum de poussée (figure 5.8(b)).

5.6 Résultats

Le protocole décrit dans ce chapitre a été appliqué à deux patientes sur trois.

5.6.1 Application des méthodes aux séquences échographiques obtenues

Les calculs présentés dans cette partie du manuscrit ont été effectués à l’aide du logiciel Matlab version R2010b[®] (Mathworks, Portola Valley, USA). La région d’intérêt ainsi que la zone de

recherche de chaque bloc de pixels ont été définies manuellement par le praticien. Notre approche s'est concentrée sur le compartiment antérieur. Les coordonnées de ces blocs étaient définies de sorte à ce que chaque bloc épouse au mieux l'organe concerné par la déformation. Le calcul a porté sur l'estimation du champ dense du mouvement sur l'ensemble de la zone de recherche. Cependant, pour faciliter la visualisation de l'estimation, seuls deux blocs, représentés en blanc, ont été dessinés sur la figure 5.9. Elle illustre l'évolution de ces blocs au fil de la séquence d'après l'estimation offerte par le monoBDBM.

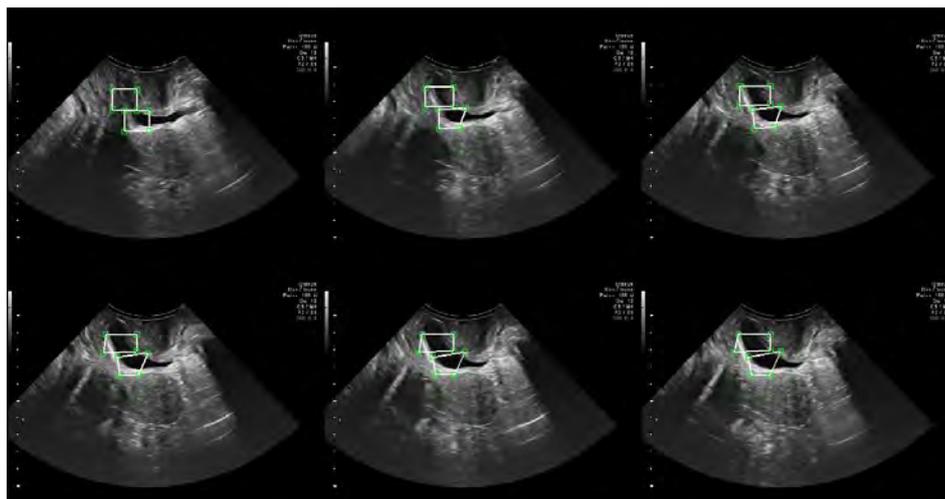


FIGURE 5.9 – Représentation visuelle de l'estimation du mouvement le long de la séquence. Les blocs blancs sont placés autour de la vessie et les blocs verts correspondent à un carré de pixels dont le centre est représenté par l'un des quatre coins de chaque bloc blanc. La séquence se lit de gauche à droite, la première image de la séquence est en haut à gauche et la dernière en bas à droite.

5.6.2 Patiente 1

La séquence acquise pour la première patiente comptait 166 images de 480×640 pixels. Le temps d'acquisition a été de 15 minutes. La taille de la zone de recherche définie était de 170 à 400 pixels dans la direction axiale et 140 à 280 pixels dans la direction latérale. Les blocs étaient quant à eux de taille 15×15 pixels.

Seule la technique Lagrangienne a été utilisée pour l'analyse de la séquence pour l'approche BDBM. Deux types d'interpolations pour ces calculs ont été testés. Pour la méthode monoBDBM, basée sur le flux optique calculé à partir des vecteurs phase issus du signal monogène de chaque image, l'approche Eulérienne a été choisie. Nous avons vu précédemment que le calcul des translations des coins par cette méthode ne pouvait estimer que de faibles déplacements, ce qui impose l'utilisation de l'approche Eulérienne. Toutefois, nous avons également montré que l'on pouvait retomber sur des résultats comparables à une approche Lagrangienne en cumulant le déplacement d'un pixel le long de la séquence. La figure 5.10 présente le résultat obtenu à la fin de la séquence pour les deux types d'approches. On constate ici que les résultats sont légèrement différents, sans pour autant pouvoir

réellement déterminer quelle méthode donne les meilleures performances.

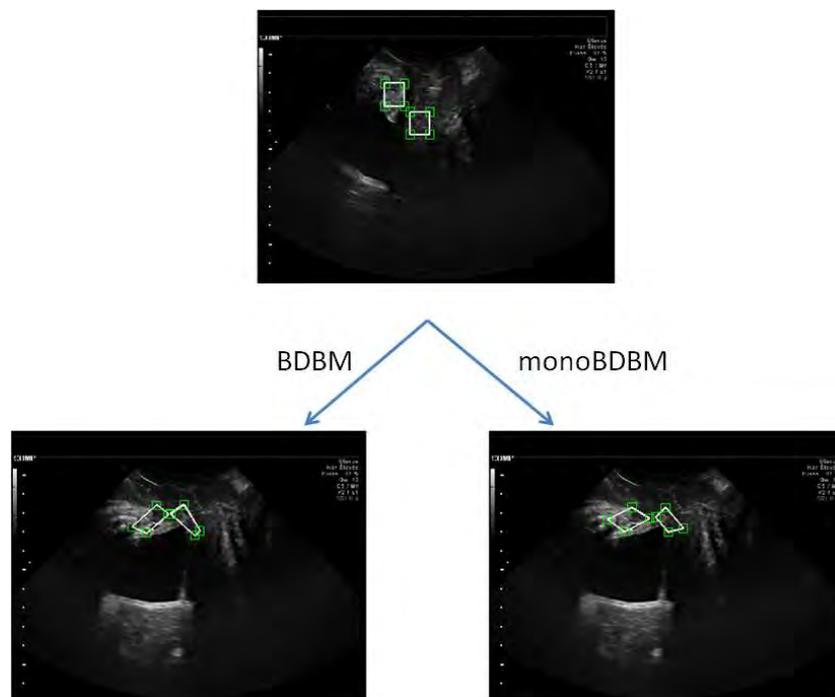


FIGURE 5.10 – Résultats de l’estimation pour la patiente 1. En haut : image acquise au repos, initialisation de deux ROI. En bas : images acquises après l’effort. L’estimation des déformations des ROI est effectuée pour l’approche BDBM classique à gauche, et pour l’approche monoBDBM à droite.

C’est pourquoi la table 5.1 détaille les résultats de l’estimation tout au long de la séquence pour l’approche BDBM classique avec une et trois interpolations, ainsi que pour l’approche monoBDBM. Il faut souligner que la distance initiale entre le point de la paroi vésicale postérieure et la ligne de référence était de 102 pixels. Ces résultats ont été obtenus sur une machine équipée d’un processeur Intel[®] Core 2 Duo CPU P8700, 2 × 2.53 GHz, 4 Go de RAM sous Windows 7 64 bits.

	BDBM 1 interp.	BDBM 3 interp.	monoBDBM
Temps de calculs moyen par paire d’images (secondes)	4	13	3
Valeur de l’angle estimé (degrés)	17.7	18.3	20.7
Valeur de la distance finale (pixels)	66.8	67.4	61.6
Stade du prolapsus	1	1	1

TABLE 5.1 – Résultats obtenus pour les méthodes BDBM (pour une et trois interpolations) et monoBDBM pour la patiente 1.

Comme nous l'avons prévu, l'approche monoBDBM est plus rapide, ne nécessitant aucune interpolation. Pour les résultats de l'estimation entre les deux méthodes BDBM (avec une et trois interpolations), la table 5.1 montre une différence de mesure d'angle de 3.4% et une variation de la distance de 0.9%. De la même manière, si l'on compare la méthode BDBM pour une interpolation et la méthode monoBDBM, la différence d'angle est de 16.9% et la variation de la distance est de 7.8%. Finalement, les trois méthodes estiment le même stade de prolapsus, bien qu'elles aient tendance à minimiser l'importance de la descente par rapport à l'examen clinique.

5.6.3 Patiente 2

Pour la seconde patiente, la séquence acquise comprenait 170 images de taille 480×640 pixels. La durée de l'acquisition a duré dix minutes environ. La zone de recherche était définie entre les coordonnées 280 et 400 pixels axialement et 140 et 280 pixels latéralement. La taille des blocs était de 15×15 pixels. Comme pour la première patiente, seules les approches BDBM et monoBDBM ont été testées. Pour la méthode BDBM, deux approches ont été considérées, comptant une et trois interpolations.

La différence de positionnement des blocs blancs se visualise très bien entre les méthodes BDBM et monoBDBM sur la figure 5.11. On y voit qu'une déformation latérale plus importante est estimée pour certains blocs dans le cas du BDBM.

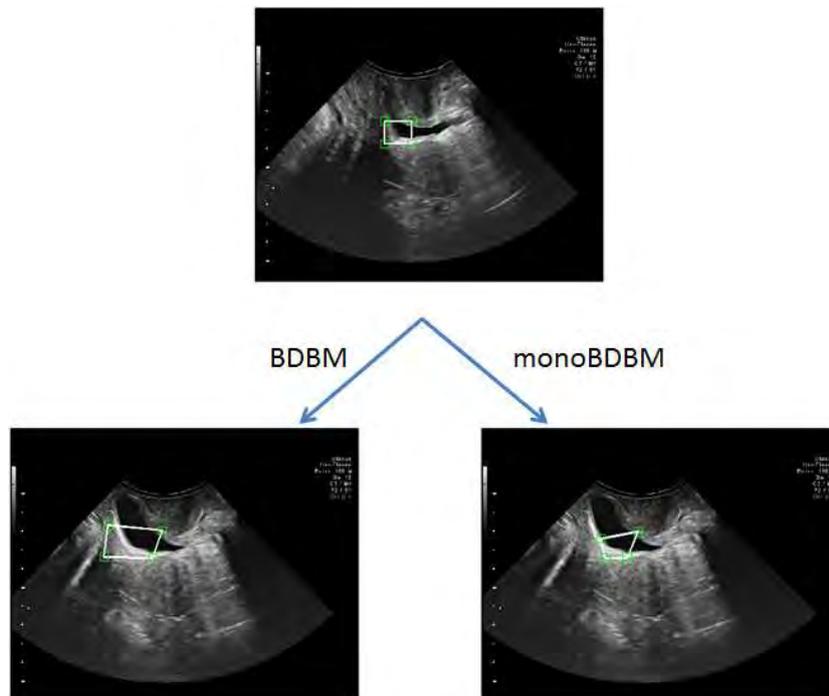


FIGURE 5.11 – Résultats de l'estimation pour la patiente 2. En haut : image acquise au repos, initialisation de deux ROI. En bas : images acquises après l'effort. L'estimation des déformations des ROI est effectuée pour l'approche BDBM classique à gauche, et pour l'approche monoBDBM à droite.

Les résultats de la table 5.2 donnent une comparaison quantitative de ces différentes méthodes. La machine utilisée pour obtenir ces résultats était équipée d'un processeur Intel[®] Core 2 Duo CPU P8700, 2 × 2.53 GHz, 4 Go de RAM sous Windows 7 64 bits. La distance entre le point choisi et la ligne de référence était estimée à 45 pixels dans l'image initiale. Alors que les résultats obtenus entre les deux méthodes BDBM sont similaires, leur différence avec la méthode monoBDBM est beaucoup plus significative. En effet, la différence entre les mesures de l'angle n'est que de 2.8% et la variation de la distance entre le point choisi et la ligne de référence est de 18.9% entre les méthodes BDBM avec trois itérations et une itération. En ce qui concerne la méthode monoBDBM, la différence entre les mesures de l'angle est de 39.4% et la distance entre le point choisi et la ligne de référence est de 247.4% par rapport au BDBM effectuant une interpolation. La stadification du prolapsus est moins sévère que celle fournie lors de l'examen clinique pré-opératoire.

	BDBM 1 interp.	BDBM 3 interp.	monoBDBM
Temps de calculs moyen par paire d'images (secondes)	4	13	3
Valeur de l'angle estimé (degrés)	21.3	21.9	12.9
Valeur de la distance finale (pixels)	-9.5	-8	-33
Stade du prolapsus	2	2	1

TABLE 5.2 – Résultats obtenus pour les méthodes BDBM (pour une et trois interpolations) et monoBDBM pour la patiente 2.

En ce qui concerne la méthode monoBDBM, la différence avec les deux méthodes BDBM est beaucoup plus marquée et elle a tendance à minimiser l'importance du prolapsus. De plus, ces résultats discordent clairement avec l'examen clinique pré-opératoire. Cela peut s'expliquer par les différents référentiels utilisés. En effet, l'examen clinique s'est basé sur la paroi vaginale antérieure et le plan hyménéal alors que nous avons utilisé dans notre étude la face postérieure de la vessie et la ligne pubienne moyenne. Ils sont également assez contradictoires avec ceux obtenus pour la première patiente. Cependant, on observe que la déformation a tendance à suivre la direction axiale pour la première patiente et la direction latérale pour la deuxième. On pourrait donc déduire que la méthode monoBDBM est moins performante que le BDBM dans la direction latérale. Une étude plus détaillée sur un fantôme ainsi que sur un plus grand nombre de patientes permettrait de valider cette hypothèse. Enfin, les écarts entre les méthodes BDBM effectuant une et trois interpolations sont faibles dans les deux cas. Cela met en cause l'intérêt d'augmenter autant les temps de calculs pour un gain en précision si modéré.

Finalement, nous présentons dans la figure 5.12 l'évolution des différents paramètres estimés, à l'aide de l'approche monoBDBM, sur la patiente 2. Pour les figures 5.12(a), 5.12(b) et 5.12(c), la courbe pleine représente l'estimation du paramètre dans la direction latérale et la courbe discontinue

dans la direction axiale.

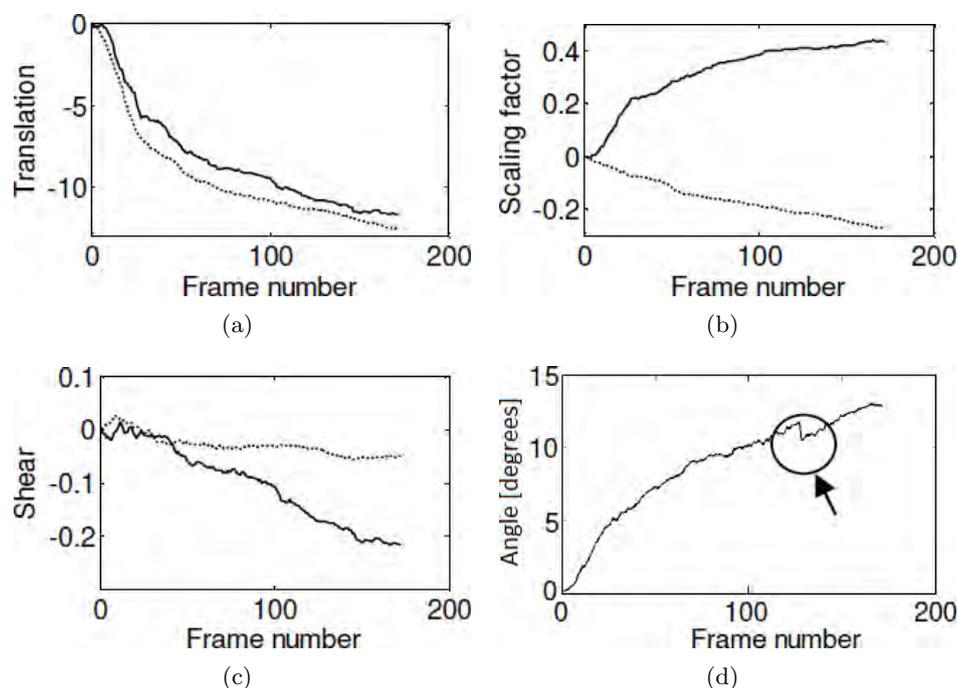


FIGURE 5.12 – Évolution des paramètres de la transformation bilinéaire pour le bloc blanc de la figure 5.11 le long de la séquence. On y voit les translations dans la figure 5.12(a), les facteurs d'échelle dans la figure 5.12(b), de cisaillement dans la figure 5.12(c) et l'angle de rotation dans la figure 5.12(d). Pour les figures 5.12(a), 5.12(b) et 5.12(c), la courbe continue correspond à l'estimation du paramètre dans la direction latérale et la courbe en pointillés à celle dans la direction axiale.

La figure 5.12(a) montre que les translations sont aussi importantes dans les deux directions. Les figures 5.12(b) et 5.12(c) indiquent cependant que les facteurs d'échelle et de cisaillement sont plus importants dans la direction latérale qu'axiale. En effet, le facteur d'échelle dans la direction latérale est positif tout au long de la séquence, comme le montre la figure 5.12(b). Cela se traduit par une dilatation de la vessie et donc un élargissement des blocs, comme on peut le constater dans la figure 5.11. Au contraire, ce facteur est négatif dans la direction axiale, ce qui se traduit par une contraction du bloc dans cette direction, également visible dans la figure 5.11. On remarque également sur la figure 5.12(c) que le facteur de cisaillement évolue peu dans la direction latérale, alors que celui-ci diminue d'environ 20% dans la direction latérale. Cela se traduit par une déformation plus importante du bloc, bien visible sur la figure 5.11. Finalement, la figure 5.12(d) présente les variations de l'angle de rotation au cours de l'effort tel que nous l'avons présenté dans la figure 5.8. On remarque que, comme nous le prévoyions, l'angle augmente lorsque la descente devient plus importante. On note cependant une légère discontinuité dans la variation de cet angle aux environs de la 130^e image de la séquence. Cela peut se traduire par un relâchement de l'effort par la patiente à cet instant.

5.7 Conclusions et perspectives

Le travail dans cette partie de la thèse a permis d'étudier la faisabilité d'un nouvel outil para-clinique standardisé, en collaboration avec un médecin. Il repose sur des algorithmes d'estimation du mouvement appliqués à des échographies par voie transpérinéale. Notre protocole est, à notre connaissance, le premier algorithme d'estimation du mouvement visant à quantifier les troubles de la statique pelvienne sur des séquences échographiques. La procédure d'acquisition de ce protocole a été parfaitement acceptée et tolérée par les patientes. L'approche profite ainsi d'un des avantages de l'échographie, puisque contrairement à l'IRM, elle ne comporte aucune contre-indication médicale. Par ailleurs, le caractère temps réel de l'imagerie ultrasonore révèle son intérêt lors de l'examen, où il est nécessaire de répéter les séquences d'acquisition. Il est alors possible de répéter une acquisition jusqu'à obtenir une séquence satisfaisant l'ensemble des critères souhaités.

Nous avons introduit un score de quantification automatique des troubles de la statique pelvienne à l'étage antérieur en échographie. En imposant le moins de paramètres possibles, nous avons tenté d'automatiser au maximum notre approche. En effet, la taille de la zone de recherche, celle des blocs, la ligne de référence et les coordonnées des pixels servant d'outils à la stadification sont les seuls paramètres à définir manuellement. Pour quantifier la gravité du prolapsus, nous avons choisi comme références la ligne pubienne moyenne, par analogie à l'IRM, ainsi qu'un point périnéal permettant d'obtenir l'angle de bascule de la vessie par rapport à l'orifice vulvaire. Bien qu'il ne soit pas décrit dans la littérature, ce dernier paramètre nous paraît intéressant car il traduit la composante latérale du prolapsus. Ce mouvement est souvent considéré à tort comme une descente pure, c'est-à-dire représenté par une translation axiale. Cet angle permet donc de modéliser la déformation avec plus de rigueur. De plus, cela peut aider à distinguer une cystocèle¹ isolée d'une cysto-urétrocèle². Cette discrimination peut s'avérer utile pour le geste chirurgical. Il est également possible de définir d'autres plans de référence que ceux proposés, tels que la ligne périnéale, qui est régulièrement sollicitée en IRM dynamique. Notre approche étant automatisée, le choix d'une référence ne nécessite aucune adaptation supplémentaire de l'algorithme ou d'aucun ajout de paramètres. L'apport réel des références possibles les unes par rapport aux autres reste toutefois encore à déterminer. Finalement, ce protocole est réalisable dans le même temps que l'échographie pelvienne pré-opératoire, qui reste une étape nécessaire dans la prise en charge du prolapsus.

Bien que les premiers résultats obtenus ne soient pour l'instant que préliminaires, il demeurent néanmoins encourageants. En effet, l'utilisation de la technique d'estimation du mouvement par mise en correspondance de blocs déformables dans les troubles de la statique pelvienne montre que cette technique s'adapte correctement au type de mouvement observé dans cette application ainsi qu'aux images utilisées, qui sont de type mode B. La méthode monoBDBM a été développée pour les besoins de ce travail. Ses deux avantages vis-à-vis de l'approche BDBM sont les temps de calcul amoindris d'une part et l'application sur différents types d'images d'autre part. Il est possible de

1. Déplacement de la vessie hors de son emplacement naturel
2. Déplacement de l'urètre dans le vagin

l'employer sur des images mode B, comme il a été décrit dans ce chapitre, mais aussi sur des images radio-fréquence (RF), des IRM ou sur des images vidéos. Il serait donc intéressant d'appliquer notre algorithme aux séquences RF et non plus mode B.

Cependant, les principales limites de notre évaluation sont le nombre restreint de patientes et surtout le manque de connaissance de la vérité terrain. En effet, seules deux séquences mode B *in vivo* ont été utilisées. Aucune connaissance *a priori* des paramètres de déformation n'était accessible, ce qui a privé notre évaluation d'une appréciation quantitative de l'erreur. Toutefois, le déplacement des organes pelviens n'est pas cyclique, contrairement par exemple aux mouvements du cœur en échocardiographie, et reste peu prévisible dans la mesure où il dépend non seulement de la gravité de la pathologie, mais peut également différer d'une patiente à l'autre. Bien qu'une recherche approfondie de fantômes échographiques dédiés à cette application ait été menée, aucun modèle n'a malheureusement été trouvé. De même, les tentatives d'obtenir un tel fantôme sur mesure se sont révélées infructueuses. C'est pourquoi une des possibilités envisagées par l'équipe médicale pour résoudre ce problème de fantôme serait d'utiliser des tissus *ex vivo*, où il serait possible de « connaître » la vérité terrain. Une approche multimodalité serait dans ce cas possible, où l'on pourrait comparer les résultats obtenus en échographie et en IRM. Nous avons également vu que les résultats n'étaient pas parfaitement concordants avec les données de l'examen clinique et que leur tendance globale minimisait les dégâts anatomiques. Ne connaissant pas la vérité terrain, il est difficile d'expliquer précisément ces résultats. Cependant, l'estimation du déplacement semble correcte visuellement. La différence entre les références utilisées peut expliquer ces écarts.

Diverses perspectives se présentent suite à cette étude. Elle doit tout d'abord être approfondie sur une population plus large, composée de patientes représentant chaque stade du prolapsus. Cela permettrait dans un premier temps de mieux définir le rôle de la mesure de l'angle de rotation de la cystocèle par rapport au plan périnéal, qui n'a pas d'application réelle pour le moment. Sa seule utilité à l'heure actuelle est la distinction entre cystocèle pure et cysto-urétrécèle. Nous pensons cependant que son calcul pourrait s'intégrer dans le score du prolapsus.

Une plus grande population permettrait aussi de raffiner le score de quantification des troubles de la statique pelvienne, en particulier pour les stades I, II et III. Cela permettrait de concevoir ce score de manière plus théorique et pragmatique.

Il serait également utile de comparer les lignes de référence entre elles afin d'évaluer la pertinence des différents référentiels possibles. Pour cela, la vérité terrain est indispensable. La simulation d'une déformation de ce type est difficile, c'est pourquoi une étude sur tissus *ex vivo*, comme l'a envisagé l'équipe médicale, nous permettrait non seulement d'effectuer ces tests, mais également de les comparer à ceux obtenus avec l'IRM et d'étendre l'étude à l'estimation multimodale MR-US.

Finalement, le principal objectif est d'adapter ces techniques au cas 3D. Nous avons vu dans la partie 2.1.2 de l'état de l'art et dans la partie 3.3 du chapitre 3 différentes méthodes d'estimation du mouvement 3D. Une représentation 3D de l'anatomie pourrait représenter un atout pour la stratégie chirurgicale. Appliquer nos méthodes sur des volumes plutôt que sur des images permettrait de

mieux connaître la réalité anatomique du prolapsus et éventuellement d'améliorer sa prise en charge. Toutefois, nous avons évoqué dans les chapitres précédents les contraintes liées à l'estimation de mouvement 3D. Un de ces obstacles est l'important coût en termes de calculs des algorithmes. Ainsi, un développement sur processeur graphique (GPGPU) semble être une approche intéressante.

Conclusions et Perspectives

Durant ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à l'estimation du mouvement en imagerie ultrasonore et au recalage multimodal entre images par résonance magnétique (MR) et ultrasonore (US). Le mouvement des tissus peut être complexe et il peut être nécessaire au praticien d'avoir une information précise sur le déplacement ou la déformation des tissus dans le milieu observé. Bien que la plupart des approches d'estimation du mouvement en imagerie médicale reposent sur l'intensité des pixels, les techniques basées sur la phase spatiale de ces images sont de plus en plus répandues. Nous avons évalué l'apport d'une telle information dans le cadre de l'estimation par flux optique pour des images US ainsi que dans le cadre du recalage multimodal. Les phénomènes physiques nécessaires à l'acquisition de ces types d'images ont été développés dans le premier chapitre, et nous avons présenté dans le deuxième chapitre les techniques d'estimation du mouvement en imagerie médicale et de recalage multimodal.

Dans le troisième chapitre, nous avons étudié l'apport de la phase spatiale issue du signal monogène dans l'estimation de translations 2D et 3D. En imagerie médicale, il est souvent nécessaire d'estimer un déplacement avec une précision subpixelique. Nous avons d'abord évalué différentes méthodes d'estimation du mouvement 2D, en nous intéressant plus précisément aux approches basées sur la phase spatiale. Cela nous a permis de proposer un estimateur de translations 3D basé sur le vecteur d'orientation normalisé issu du signal monogène. Bien que cet estimateur ne soit pas robuste aux rotations, nous avons montré qu'il permet de mieux estimer les translations, en particulier lorsque la région d'intérêt est petite.

Le quatrième chapitre a porté sur l'utilisation de la phase spatiale dans le calcul de l'information mutuelle dans le cadre du recalage multimodal entre images par MR et US. La plus grande difficulté d'un recalage multimodal est la nature différente des images. L'information mutuelle est connue pour être une mesure adaptée lorsque les images à recaler n'ont pas la même intensité pour un même tissu. Bien que les caractéristiques des images sont toujours présentes dans leurs images de phases, par exemple le speckle dans l'image US ou la différence de résolution spatiale, la notion d'intensité n'est plus prise en compte. Nous nous sommes intéressés aux phases spatiales issues des signaux monogène et analytique isotrope 2D. Nos résultats ont globalement montré de meilleures performances dans la direction latérale pour les approches basées sur les phases spatiales. Plus concrètement, cela se traduit par une meilleure correspondance entre les pixels de chaque image. Nous avons également montré que l'usage de la phase présente des limites dans ce contexte lorsque les images possèdent peu de structures et des zones homogènes.

Enfin, le dernier chapitre présente l'application des méthodes d'estimation du mouvement sur des séquences US 2D dans le but de quantifier les troubles de la statique pelvienne. En collaboration avec un médecin, nous avons développé un algorithme basé sur la phase spatiale du signal monogène. Cela nous a permis d'étudier la faisabilité d'un nouvel outil de stadification standardisé. Bien que notre technique semble minimiser les dégâts anatomiques par rapport à l'examen clinique, l'estimation du mouvement semble correcte visuellement, ce qui est encourageant pour la suite de cette étude.

Plusieurs perspectives se dégagent de chacun de ces travaux. Reproduire les études des chapitres 3 et 4 sur de nouveaux jeux d'images, possédant des structures plus proches de l'anatomie pelvienne, permettrait de mieux évaluer l'apport des phases spatiales dans le chapitre 3. Nous expliquons également dans le chapitre 5 que la quantité des images cliniques a été restreinte, autant par le nombre de patientes volontaires que par la qualité des séquences acquises, qui n'étaient pas toujours exploitables.

Pour ce qui est du recalage multimodal RM-US, l'utilisation d'images plus réalistes, représentant les organes de la flore pelvienne chez la femme, serait souhaitable. Afin de conserver la vérité terrain sans avoir de correspondance entre les niveaux de gris des organes, une solution serait d'utiliser une image par résonance magnétique (IRM) pondérée T1 pour le recalage et simuler les images ultrasonores à partir d'une IRM pondérée T2. Définir des méthodes basées uniquement sur les composantes du signal monogène serait également une voie intéressante à envisager.

En ce qui concerne le chapitre 5, l'étude de la méthode monoBDBM doit en premier lieu être validée sur une plus grande population, où tous les stades du prolapsus seraient représentés. Il serait alors possible de mieux définir le rôle des critères utilisés, notamment en l'intégrant dans le calcul de la stadification du prolapsus. On pourrait alors mieux affiner le score de quantification, qui a pour le moment tendance à minimiser le stade de la pathologie. Ce chapitre fait également le lien entre les deux chapitres précédents. Les techniques d'estimation de recalage multimodal RM-US pourraient compléter notre méthode et faire le lien avec l'IRM pelvienne dynamique. L'émergence de sondes ultrasonores 3D nous pousserait également à étendre la méthode de monoBDBM à l'estimation du mouvement 3D. L'intérêt d'un estimateur performant, tant en termes de précision qu'en temps de calcul est donc tout à fait pertinent. Cela permettrait une meilleure connaissance de la réalité anatomique du prolapsus et donc de mieux le prendre en charge. Cependant, nous avons vu que l'extension à la troisième dimension peut poser des problèmes de temps de calcul. C'est pourquoi une implémentation sur GPU semble être une démarche appropriée.

Liste des publications

- [P1] Basarab, Adrian and Abbal, Rémi and Ureche, Marius-Cristian and Kouamé, Denis, “MR-ultrasound imaging registration using 2D spatial phase images,” in *IEEE International Ultrasonics Symposium*, 2012, pp. 1–4.
- [P2] Abbal, Rémi and Basarab, Adrian and Kouamé, Denis, “3D Translation estimation using the monogenic orientation vector,” in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro (ISBI)*, 2012, pp. 1591–1594.
- [P3] Basarab, Adrian and Vidal, Fabien and Abbal, Rémi and Delachartre, Philippe and Vayssiere, Christophe and Léguevaque, Pierre and Kouamé, Denis, “Motion estimation in ultrasound imaging applied to the diagnostic of pelvic floor disorders,” in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC)*, 2011, pp. 8058–8061.
- [P4] Abbal, Rémi and Basarab, Adrian and Kouamé, Denis, “Estimation de décalages subpixéliques en imagerie ultrasonore,” in *Symposium sur l’Ingénierie de l’Information Médicale, Toulouse*, 2011, pp. 111–118.

Bibliographie

- [Abbal *et al.*, 2011] ABBAL, R., BASARAB, A. et KOUAMÉ, D. (2011). Estimation de décalages subpixeliques en imagerie ultrasonore. *In Symposium sur l'Ingénierie de l'Information Médicale*, pages 111–118.
- [Agrawal *et al.*, 2010] AGRAWAL, M., TSAKALIDES, P. et ACHIM, A. (2010). Medical image fusion using the convolution of meridian distributions. *In Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 3727–3730.
- [Alessandrini *et al.*, 2014] ALESSANDRINI, M., BASARAB, A., BOUSSEL, L., GUO, X., SERUSCLAT, A., FRIBOULET, D., KOUAME, D., BERNARD, O. et LIEBGOTT, H. (2014). A new technique for the estimation of cardiac motion in echocardiography based on transverse oscillations : A preliminary evaluation in silico and a feasibility demonstration in vivo. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 33(5):1148–1162.
- [Alessandrini *et al.*, 2013a] ALESSANDRINI, M., BASARAB, A., LIEBGOTT, H. et BERNARD, O. (2013a). Cardiac motion assessment from echocardiographic image sequences by means of the structure multivector. *In Ultrasonics Symposium (IUS), 2013 IEEE International*, pages 1541–1544.
- [Alessandrini *et al.*, 2013b] ALESSANDRINI, M., BASARAB, A., LIEBGOTT, H. et BERNARD, O. (2013b). Myocardial motion estimation from medical images using the monogenic signal. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 22(3):1084–1095.
- [Alkaabi et Deravi, 2003] ALKAABI, S. et DERAVI, F. (2003). Gradient direction similarity measure. *Electronics Letters*, 39(23):1643–1644.
- [Angelsen, 1980] ANGELSEN, B. (1980). A theoretical study of the scattering of ultrasound from blood. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 27(2):61–67.
- [Ashburner et Friston, 2003] ASHBURNER, J. et FRISTON, K. (2003). Rigid body registration. *In Human Brain Function*. Academic Press, 2nd édition.
- [Auwad *et al.*, 2004] AUWAD, W., FREEMAN, R. M. et SWIFT, S. (2004). Is the pelvic organ prolapse quantification system (popq) being used ? a survey of members of the international continence society (ics) and the american urogynecologic society (aug). *Int Urogynecol J Pelvic Floor Dysfunct*, 15:324–327.
- [Barron *et al.*, 1994] BARRON, J. L., FLEET, D. J. et BEAUCHEMIN, S. S. (1994). Performance of optical flow techniques. *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION*, 12:43–77.

- [Basarab, 2008] BASARAB, A. (2008). *Estimation du mouvement dans les sequences d'images echographiques : application a l'elastographie de la thyroide*. Thèse de doctorat, Université Lyon 1 Claude Bernard.
- [Basarab et al., 2009a] BASARAB, A., GUETH, P., LIEBGOTT, H. et DELACHARTRE, P. (2009a). Phase-based block matching applied to motion estimation with unconventional beamforming strategies. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 56(5):945–957.
- [Basarab et al., 2009b] BASARAB, A., LIEBGOTT, H. et DELACHARTRE, P. (2009b). Analytic estimation of subsample spatial shift using the phases of multidimensional analytic signals. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(2):440–447.
- [Basarab et al., 2008] BASARAB, A., LIEBGOTT, H., MORESTIN, F., LYSHCHIK, A., HIGASHI, T., ASATO, R. et DELACHARTRE, P. (2008). A method for vector displacement estimation with ultrasound imaging and its application for thyroid nodular disease. *Medical Image Analysis*, 12(3):259–274.
- [Basarab et al., 2007] BASARAB, A., WALID, A., LIEBGOTT, H., VRAY, D. et DELACHARTRE, P. (2007). Parametric deformable block matching for ultrasound imaging. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), San Antonio, 16/09/2007-19/09/2007*, pages 429–432.
- [Belaid et al., 2011] BELAID, A., BOUKERROUI, D., MAINGOURD, Y. et LERALLUT, J.-F. (2011). Phase-based level set segmentation of ultrasound images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15(1):138–147.
- [Boukerroui et al., 2004] BOUKERROUI, D., NOBLE, J. A. et M., B. (2004). On the choice of band-pass quadrature filters. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 21:53–80.
- [Bruhn et Weickert, 2005] BRUHN, A. et WEICKERT, J. (2005). Lucas/kanade meets horn/schunck : Combining local and global optic flow methods. *International Journal of Computer Vision*, 61:211–231.
- [Bülow et Sommer, 2001] BÜLOW, T. et SOMMER, G. (2001). Hypercomplex signals - a novel extension of the analytic signal to the multidimensional case. *IEEE Trans. Signal Processing*, 49:2844–2852.
- [Byram et al., 2010] BYRAM, B., HOLLEY, G., GIANNANTONIO, D. et TRAHEY, G. (2010). 3-d phantom and in vivo cardiac speckle tracking using a matrix array and raw echo data. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 57(4):839–854.
- [Chan et al., 2010] CHAN, S., VO, D. et NGUYEN, T. (2010). Subpixel motion estimation without interpolation. In *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE International Conference on*, pages 722–725.
- [Charbonnier et al., 1997] CHARBONNIER, P., BLANC-FERAUD, L., AUBERT, G. et BARLAUD, M. (1997). Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 6(2):298–311.
- [Chen et al., 2005] CHEN, X., XIE, H., ERKAMP, R., KIM, K., JIA, C., RUBIN, J. M. et O'DONNELL, M. (2005). 3-d correlation-based speckle tracking. *Ultrasonic Imaging*, 27(1):21–36.

-
- [Chenouard et Unser, 2012] CHENOUCARD, N. et UNSER, M. (2012). 3d steerable wavelets in practice. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(11):4522–4533.
- [Chin et Tsai, 2010] CHIN, Y. et TSAI, C.-J. (2010). Bayesian dense motion field estimation with landmark constraint. *In Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*, pages 773–776.
- [Cohen, 1993] COHEN, I. (1993). Nonlinear variational method for optical flow computation. volume 1, pages 523–530.
- [Collignon et al., 1995] COLLIGNON, A., MAES, F., DELAERE, D., VANDERMEULEN, D., SUETENS, P. et MARCHAL, G. (1995). Automated multimodality image registration based on information theory. *Computational Imaging and Vision In XIVth international conference on information processing in medical imaging - IPMI'95*, 3:263–274.
- [Coupé et al., 2009] COUPÉ, P., HELLIER, P., KERVRANN, C. et BARILLOT, C. (2009). Nonlocal means-based speckle filtering for ultrasound images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(10):2221–2229.
- [De Jong et al., 1990] DE JONG, P. G. M., ARTS, T., HOEKS, A. P. G. et RENEMAN, R. S. (1990). Determination of tissue motion velocity by correlation interpolation of pulsed ultrasonic echo signals. *Ultrasonic Imaging*, 12:84–98.
- [Elen et al., 2008] ELEN, A., CHOI, H. F., LOECKX, D., GAO, H., CLAUS, P., SUETENS, P., MAES, F. et D’HOOGE, J. (2008). Three-dimensional cardiac strain estimation using spatio-temporal elastic registration of ultrasound images : A feasibility study. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27:1580–1591.
- [Fehrenbach et al., 2010] FEHRENBACH, J., MASMOUDI, M. et MELODELIMA, D. (2010). Low dimensional optimization for in vivo real-time porcine liver motion estimation using ultrasound imaging. *Ultrasonics*, 50(1):44–51.
- [Felsberg, 2002] FELSBERG, M. (2002). Disparity from monogenic phase. *DAGM-Symposium*, pages 248–256.
- [Felsberg, 2004] FELSBERG, M. (2004). Optical flow estimation from monogenic phase. *IWCM*, 3417:1–13.
- [Felsberg et Sommer, 2000] FELSBERG, M. et SOMMER, G. (2000). A new extension of linear signal processing for estimating local properties and detecting features. *In In : 22. DAGM Symposium Mustererkennung*, pages 195–202. Springer-Verlag.
- [Felsberg et Sommer, 2001] FELSBERG, M. et SOMMER, G. (2001). The monogenic signal. *IEEE Trans. Signal Processing*, 49:3136–3144.
- [Felsberg et Sommer, 2003] FELSBERG, M. et SOMMER, G. (2003). The monogenic scale-space : A unifying approach to phase-based image processing in scale-space. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 21:5–26.
- [Foroosh et al., 2002] FOROOSH, H., ZERUBIA, J. et BERTHOD, M. (2002). Extension of phase correlation to subpixel registration. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 11(3):188–200.

- [Foster *et al.*, 1983] FOSTER, D., ARDITI, M., FOSTER, F., PATTERSON, M. et HUNT, J. (1983). Computer simulations of speckle in b-scan images. *Ultrasonic Imaging*, 5(4):308–330.
- [Foster *et al.*, 2000] FOSTER, F. S., PAVLIN, C. J., HARASIEWICZ, K. A., CHRISTOPHER, D. A. et TURNBULL, D. H. (2000). Advances in ultrasound biomicroscopy. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 26(1):1–27.
- [Gabor, 1946] GABOR, D. (1946). Theory of communication. *J. Inst. Elect. Eng.*, 93:429–457.
- [Gabriel, 1983] GABRIEL, K. (1983). Comparison of three correlation coefficient estimators for gaussian stationary processes. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 31(4):1023–1025.
- [Galvin *et al.*, 1998] GALVIN, B., MCCANE, B., NOVINS, K., MASON, D. et MILLS, S. (1998). Recovering motion fields : An evaluation of eight optical flow algorithms. *In British Machine Vision Conference*, pages 195–204.
- [Geiman *et al.*, 2000] GEIMAN, B., BOHS, L., ANDERSON, M., BREIT, S. et TRAHEY, G. (2000). A novel interpolation strategy for estimating subsample speckle motion. *Phys Med Biol*, 45(6):1541–1552.
- [Geman et Reynolds, 1992] GEMAN, D. et REYNOLDS, G. (1992). Constrained restoration and the recovery of discontinuities. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 14(3):367–383.
- [Ghroubi *et al.*, 2008] GHROUBI, S., KHARRAT, O., CHAARI, M., BEN AYED, B., GUERMAZI, M. et ELLEUCH, M. (2008). [effect of conservative treatment in the management of low-degree urogenital prolapse]. *Ann Readapt Med Phys*, 51(2):96–102.
- [Giunta, 1999] GIUNTA, G. (1999). Fine estimators of two-dimensional parameters and application to spatial shift estimation. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 47(12):3201–3207.
- [Granlund et Knutsson, 1995] GRANLUND, G. H. et KNUTSSON, H. (1995). *Signal processing for computer vision*.
- [Grau *et al.*, 2006] GRAU, V., BECHER, H. et NOBLE, J. A. (2006). Phase-based registration of multi-view real-time three-dimensional echocardiographic sequences. *In MICCAI (1)*, pages 612–619.
- [Grau *et al.*, 2007] GRAU, V., BECHER, H. et NOBLE, J. A. (2007). Registration of multiview real-time 3-d echocardiographic sequences. *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, 26(9):1154–1165.
- [Grava, 2003] GRAVA, C. (2003). *Compensation de mouvement par réseaux neuronaux cellulaires. Application en imagerie médicale*. Thèse de doctorat, Université Claude-Bernard LYON I.
- [Grégoire, 2002] GRÉGOIRE, J.-M. (2002). *Echographie haute-résolution : Technologie et Applications en Dermatologie et Ophtalmologie*. Thèse de doctorat, Université François Rabelais, Tours.
- [Guerrero *et al.*, 2004] GUERRERO, T., ZHANG, G. et HUANG, T.C. and Lin, K. (2004). Intrathoracic tumour motion estimation from ct imaging using the 3d optical flow method. *Physics in Medicine and Biology*, 49(17):4147–4161.

-
- [Gueth *et al.*, 2010] GUETH, P., DELACHARTRE, P. et LIEBGOTT, H. (2010). Motion estimation using prebeamformed ultrasound signals. *In Ultrasonics Symposium (IUS), 2010 IEEE*, pages 2004–2007.
- [Gueth *et al.*, 2009] GUETH, P., LIEBGOTT, H. et DELACHARTRE, P. (2009). Formation de champ de déplacements à partir des signaux bruts. application à l'imagerie ultrasonore en synthèse d'ouverture. *In XXIIe Colloque GRETSI - Traitement du Signal et des Images (GRETSI 2009)*.
- [Hahn, 1992] HAHN, S. L. (1992). Multidimensional complex signals with single-orthant spectra. *Proceeding of the IEEE*, 80:1287–1300.
- [Hao *et al.*, 1999] HAO, X., GAO, S. et GAO, X. (1999). A novel multiscale nonlinear thresholding method for ultrasonic speckle suppressing. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 18(9):787–794.
- [Harris *et al.*, 2007] HARRIS, E. J., MILLER, N. R., BAMBER, J. C., EVANS, P. M. et SYMONDS-TAYLER, J. R. N. (2007). Performance of ultrasound based measurement of 3d displacement using a curvilinear probe for organ motion tracking. *Physics in Medicine and Biology*, 52(18):5683–5703.
- [Héas *et al.*, 2013] HÉAS, P., HERZET, C., MÉMIN, E., HEITZ, D. et MININNI, P. D. (2013). Bayesian estimation of turbulent motion. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 35(6):1343–1356.
- [Heitz et Bouthemy, 1993] HEITZ, F. et BOUTHEMY, P. (1993). Multimodal estimation of discontinuous optical flow using markov random fields. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 15(12):1217–1232.
- [Hergum *et al.*, 2009] HERGUM, T., LANGELAND, S., REMME, E. et TORP, H. (2009). Fast ultrasound imaging simulation in k-space. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 56(6):1159–1167.
- [Hestenes et Stiefel, 1952] HESTENES, M. R. et STIEFEL, E. (1952). Methods of conjugate gradients for solving linear systems. *Journal of research of the National Bureau of Standards*, 49:409–436.
- [Hill *et al.*, 1993] HILL, D. L. G., HAWKES, D. J., HARRISON, N. A. et RUFF, C. F. (1993). A strategy for automated multimodality image registration incorporating anatomical knowledge and imager characteristics. *In BARRETT, H. H. et GMITRO, A. F., éditeurs : IPMI, volume 687 de Lecture Notes in Computer Science*, pages 182–196.
- [Ho et Goecke, 2008] HO, H. T. et GOECKE, R. (2008). Optical flow estimation using fourier mellin transform. *In Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–8.
- [Horn et Schunck, 1981] HORN, B. K. P. et SCHUNCK, B. G. (1981). Determining optical flow. *ARTIFICIAL INTELLIGENCE*, 17:185–203.
- [Jacovitti et Scarano, 1993] JACOVITTI, G. et SCARANO, G. (1993). Discrete time techniques for time delay estimation. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 41(2):525–533.
- [Jensen et Svendsen, 1992] JENSEN, J. et SVENDSEN, N. B. (1992). Calculation of pressure fields from arbitrarily shaped, apodized, and excited ultrasound transducers. *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelec., Freq. Contr.*, 39:262–267.

- [Jensen, 2007] JENSEN, J. A. (2007). Medical ultrasound imaging. *Progress in Biophysics and Molecular Biology*, 93(1-3):153–165.
- [Kapoor *et al.*, 2009] KAPOOR, D., THAKAR, R., SULTAN, A. et OLIVER, R. (2009). Conservative versus surgical management of prolapse : what dictates patient choice? *Int Urogynecol J Pelvic Floor Dysfunct*, 20(10):1157–1161.
- [Karaman *et al.*, 1995] KARAMAN, M., KUTAY, M. et BOZDAGI, G. (1995). An adaptive speckle suppression filter for medical ultrasonic imaging. *IEEE Trans Med Imaging*, 14(2):283–292.
- [Karmarkar, 1984] KARMARKAR, N. (1984). A new polynomial-time algorithm for linear programming. In *Proceedings of the sixteenth annual ACM symposium on Theory of computing*, STOC '84, pages 302–311.
- [Kitt *et al.*, 2010] KITT, B., RANFT, B. et LATEGAHN, H. (2010). Block-matching based optical flow estimation with reduced search space based on geometric constraints. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2010 13th International IEEE Conference on*, pages 1104–1109.
- [Klose et Hielscher, 2003] KLOSE, A. D. et HIELSCHER, A. H. (2003). Quasi-newton methods in optical tomographic image reconstruction. *Inverse Problems*, 19(2):387–409.
- [Kofidis *et al.*, 1996] KOFIDIS, E., THEODORIDIS, S., KOTROPOULOS, C. et PITAS, I. (1996). Nonlinear adaptive filters for speckle suppression in ultrasonic images. *Signal Processing*, 52(3):357–372.
- [Kumar *et al.*, 1996] KUMAR, A., TANNENBAUM, A. R. et BALAS, G. J. (1996). Optical flow : A curve evolution approach. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, 5:598–610.
- [Lai et Torp, 1999] LAI, X. et TORP, H. (1999). Interpolation methods for time-delay estimation using cross-correlation method for blood velocity measurement. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 46(2):277–290.
- [Ledesma-Carbayo *et al.*, 2005] LEDESMA-CARBAYO, M., KYBIC, J., DESCO, M., SANTOS, A., SUHLING, M., HUNZIKER, P. et UNSER, M. (2005). Spatio-temporal nonrigid registration for ultrasound cardiac motion estimation. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 24(9):1113–1126.
- [Lee *et al.*, 2011] LEE, D., NAM, W. H., LEE, J. Y. et RA, J. B. (2011). Non-rigid registration between 3d ultrasound and ct images of the liver based on intensity and gradient information. *Physics in Medicine and Biology*, 56(1):117–137.
- [Loupas *et al.*, 1989] LOUPAS, T., n. MCDICKEN, W. et l. ALLAN, P. (1989). An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images. In *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, volume 36, pages 129–135.
- [Lubinski *et al.*, 1999] LUBINSKI, M., EMELIANOV, S. et O'DONNELL, M. (1999). Speckle tracking methods for ultrasonic elasticity imaging using short-time correlation. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 46(1):82–96.
- [Lucas et Kanade, 1981] LUCAS, B. D. et KANADE, T. (1981). An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. In *IJCAI81*, pages 674–679.
- [Maes *et al.*, 1999] MAES, F., VANDERMEULEN, D. et SUETENS, P. (1999). Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximization of mutual information. *Medical Image Analysis*, 3(4):373–386.

-
- [Mäkelä *et al.*, 2002] MÄKELÄ, T., CLARYSSE, P., SIPILÄ, O., PAUNA, N., PHAM, Q.-C., KATILA, T. et MAGNIN, I. E. (2002). A review of cardiac image registration methods. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 21(9):1011–1021.
- [Makni *et al.*, 2010] MAKNI, N., TOUMI, I., PUECH, P., ISSA, M., COLOT, O., MORDON, S. et BÉTROUNI, N. (2010). A non rigid registration and deformation algorithm for ultrasound and mr images to guide prostate cancer therapies. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 3711–3714.
- [Maltaverne *et al.*, 2010] MALTAVERNE, T., DELACHARTRE, P. et BASARAB, A. (2010). Motion estimation using the monogenic signal applied to ultrasound elastography. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 33–36.
- [Marchant et Jackway, 2011] MARCHANT, R. et JACKWAY, P. T. (2011). Generalised hilbert transforms for the estimation of growth direction in coral cores. In *DICTA*, pages 660–665.
- [Marquardt, 1963] MARQUARDT, D. W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 11(2):431–441.
- [Mellor et Brady, 2005] MELLOR, M. et BRADY, M. (2005). Phase mutual information as a similarity measure for registration. *Medical Image Analysis*, 9:330–343.
- [Memin *et al.*, 1996] MEMIN, E., PÉREZ, P. et MACHECOURT, D. (1996). Dense Estimation and Object-Oriented Segmentation of the Optical Flow with Robust Techniques. Rapport de recherche RR-2836, INRIA.
- [Metz *et al.*, 2011] METZ, C., KLEIN, S., SCHAAP, M., van WALSUM, T. et NIESSEN, W. (2011). Nonrigid registration of dynamic medical imaging data using nd+t b-splines and a groupwise optimization approach. *Medical Image Analysis*, 15(2):238–249.
- [Meunier, 1998] MEUNIER, J. (1998). Tissue motion assessment from 3d echographic speckle tracking. *Phys. Med. Biol.*, 43:1241–1254.
- [Meyr et Spies, 1984] MEYR, H. et SPIES, G. (1984). The structure and performance of estimators for real-time estimation of randomly varying time delay. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 32(1):81–94.
- [Meyr *et al.*, 1982] MEYR, H., SPIES, G. et BOHMANN, J. (1982). Real-time estimation of moving time delay. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '82.*, volume 7, pages 383–386.
- [Mitra *et al.*, 2010] MITRA, J., OLIVER, A., MARTI, R., LLADO, X., VILANOVA, J. C. et MERIAUDEAU, F. (2010). A thin-plate spline based multimodal prostate registration with optimal correspondences. In *Proceedings of the 2010 Sixth International Conference on Signal-Image Technology and Internet Based Systems, SITIS '10*, pages 7–11.
- [Morin *et al.*, 2013] MORIN, R., BIDON, S., BASARAB, A. et KOUAME, D. (2013). Semi-blind deconvolution for resolution enhancement in ultrasound imaging. In *Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference on*, pages 1413–1417.

- [Mulet-Parada et Noble, 2000] MULET-PARADA, M. et NOBLE, J. A. (2000). 2d+t acoustic boundary detection in echocardiography. *Medical Image Analysis*, 4:21–30.
- [Myronenko, 2010] MYRONENKO, A. (2010). *Non-rigid Image Registration : Regularization, Algorithms and Applications*. Thèse de doctorat, Oregon Health & Science University.
- [Myronenko et Song, 2010] MYRONENKO, A. et SONG, X. B. (2010). Intensity-based image registration by minimizing residual complexity. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 29(11):1882–1891.
- [Myronenko et al., 2007] MYRONENKO, A., SONG, X. B. et SAHN, D. J. (2007). Lv motion tracking from 3d echocardiography using textural and structural information. In *MICCAI (2)'07*, pages 428–435.
- [Nagel et Enkelmann, 1986] NAGEL, H.-H. et ENKELMANN, W. (1986). An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-8(5):565–593.
- [Nam et al., 2010] NAM, W. H., KANG, D.-G., LEE, D. et RA, J. B. (2010). Robust registration of 3-d ultrasound and ct images of the liver for image-guided intervention. In *ISBI*, pages 1201–1204.
- [Nelder et Mead, 1965] NELDER, J. A. et MEAD, R. (1965). A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7:308–313.
- [Nigris et al., 2010] NIGRIS, D. D., MERCIER, L., MAESTRO, R. D., COLLINS, D. L. et ARBEL, T. (2010). Hierarchical multimodal image registration based on adaptive local mutual information. In *MICCAI (2)*, volume 6362 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 643–651.
- [Niu et al., 2012] NIU, Y., DICK, A. et BROOKS, M. (2012). Locally oriented optical flow computation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(4):1573–1586.
- [Nocedal et Wright, 1999] NOCEDAL, J. et WRIGHT, S. (1999). *Numerical optimization*. Springer.
- [Odobez et Bouthemy, 1995] ODOBEZ, J.-M. et BOUTHEMY, P. (1995). Estimation robuste multiéchelle de modèles paramétrés de mouvement sur des scènes complexes. *Traitement du Signal*, 12(2):113–128.
- [Pereyra et al., 2012] PEREYRA, M. A., DOBIGEON, N., BATATIA, H. et TOURNERET, J.-Y. (2012). Segmentation of skin lesions in 2D and 3D ultrasound images using a spatially coherent generalized Rayleigh mixture model. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 31(8):1509–1520.
- [Perona et Malik, 1990] PERONA, P. et MALIK, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 12(7):629–639.
- [Pluim et al., 2003] PLUIM, J. P. W., MAINTZ, J. et VIERGEVER, M. (2003). Mutual-information-based registration of medical images : a survey. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 22(8):986–1004.
- [Prince et Links, 2008] PRINCE, J. et LINKS, J. (2008). Medical Imaging : Signals and Systems. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(1):152–153.

- [Proesmans *et al.*, 1994] PROESMANS, M., VAN GOOL, L., PAUWELS, E. et OOSTERLINCK, A. (1994). Determination of optical flow and its discontinuities using non-linear diffusion. *Computer Vision ECCV '94*, pages 294–304.
- [Quinsac *et al.*, 2012] QUINSAC, C., BASARAB, A. et KOUAMÉ, D. (2012). Frequency domain compressive sampling for ultrasound imaging. *Advances in Acoustics and Vibration, Advances in Acoustic Sensing, Imaging, and Signal Processing*, 12:1–16.
- [Rajpoot *et al.*, 2009a] RAJPOOT, K., GRAU, V. et NOBLE, J. A. (2009a). Local-phase based 3d boundary detection using monogenic signal and its application to real-time 3-d echocardiography images. *In ISBI'09*, pages 783–786.
- [Rajpoot *et al.*, 2009b] RAJPOOT, K., NOBLE, A., GRAU, V. et RAJPOOT, N. (2009b). Feature detection from echography images using local phase information. *Proceedings of the Sixth IEEE international conference on Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro*, pages 783–787.
- [Roche *et al.*, 2001] ROCHE, A., PENNEC, X., MALANDAIN, G. et AYACHE, N. (2001). Rigid registration of 3-D ultrasound with MR images : a new approach combining intensity and gradient information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(10):1038–1049.
- [Rueckert *et al.*, 1999] RUECKERT, D., SONODA, L. I., HAYES, C., HILL, D. L. G., LEACH, M. O. et HAWKES, D. (1999). Nonrigid registration using free-form deformations : application to breast mr images. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 18(8):712–721.
- [Salet-Lizée, 2006] SALET-LIZÉE, D. (2006). Against popq in the management of pelvic prolapse. *Gynecol Obstet Fertil.*, 34:536–538.
- [Schultz et Stevenson, 1996] SCHULTZ, R. et STEVENSON, R. (1996). Bayesian motion estimation without spatial and temporal gradients. *In Circuits and Systems, 1996., IEEE 39th Midwest symposium on*, volume 3, pages 1385–1388.
- [Schweiger *et al.*, 2005] SCHWEIGER, M., ARRIDGE, S. R. et NISSILÄ, I. (2005). Gaussnewton method for image reconstruction in diffuse optical tomography. *Physics in Medicine and Biology*, 50(10):2365–2386.
- [Sederberg et Parry, 1986] SEDERBERG, T. W. et PARRY, S. R. (1986). Free-form deformation of solid geometric models. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 20(4):151–160.
- [Shi et Tomasi, 1994] SHI, J. et TOMASI, C. (1994). Good features to track. *In Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR '94., 1994 IEEE Computer Society Conference on*, pages 593–600.
- [Slomka *et al.*, 2001] SLOMKA, P. J., MANDEL, J., DOWNEY, D. et FENSTER, A. (2001). Evaluation of voxel-based registration of 3-d power doppler ultrasound and 3-d magnetic resonance angiographic images of carotid arteries. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 27(7):945–955.
- [Song *et al.*, 2007] SONG, X., MYRONENKO, A. et SAHN, D. (2007). Speckle tracking in 3d echocardiography with motion coherence. *In Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on*, pages 1–7.

- [Stark, 1971] STARK, H. (1971). An extension of the hilbert transform product theorem. *Proceedings of the IEEE*, 59(9):1359–1360.
- [Stiller *et al.*, 1999] STILLER, C., KONRAD, J. et BOSCH, R. (1999). Estimating motion in image sequences - a tutorial on modeling and computation of 2d motion. *IEEE Signal Processing Magazine*, 16:70–91.
- [Stone *et al.*, 2001] STONE, H., ORCHARD, M., CHANG, E.-C. et MARTUCCI, S. (2001). A fast direct fourier-based algorithm for subpixel registration of images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(10):2235–2243.
- [Suhling *et al.*, 2005] SUHLING, M., ARIGOVINDAN, M., JANSEN, C. et HUNZIKER, P. and Unser, M. (2005). Myocardial motion analysis from b-mode echocardiograms. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 14(4):525–536.
- [Sühling *et al.*, 2004] SÜHLING, M., JANSEN, C., ARIGOVINDAN, M., BUSER, P., MARSCH, S., UNSER, M. et HUNZIKER, P. (2004). Multiscale motion mapping—A novel computer vision technique for quantitative, objective echocardiographic motion measurement independent of doppler : First clinical description and validation. *Circulation*, 110(19):3093–3099.
- [Sun *et al.*, 2008] SUN, D., LEWIS, J. P. et BLACK, M. J. (2008). Learning optical flow. *In In Proc. ECCV*, pages 83–97.
- [Szabo, 2004] SZABO, T. (2004). *Diagnostic Ultrasound Imaging : Inside Out*. Academic Press series in biomedical engineering. Elsevier Academic Press.
- [Touil *et al.*, 2009] TOUIL, B., BASARAB, A., BERNARD, O. et FRIBOULET, D. (2009). Influence of system geometry on motion tracking in echocardiographic image sequences. *In IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro , Massachusetts, 28/06/2009-01/07/2009*, pages 1150–1153.
- [Touil *et al.*, 2010] TOUIL, B., BASARAB, A., DELACHARTRE, P., BERNARD, O. et FRIBOULET, D. (2010). Analysis of motion tracking in echocardiographic image sequences : influence of system geometry and point-spread function. *Ultrasonics*, 50(3):373–386.
- [Unser, 1999] UNSER, M. (1999). Splines : a perfect fit for signal and image processing. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 16(6):22–38.
- [Unser *et al.*, 2009] UNSER, M., SAGE, D. et VAN DE VILLE, D. (2009). Multiresolution monogenic signal analysis using the Riesz-Laplace wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(11):2402–2418.
- [Ureche *et al.*, 2012] URECHE, M.-C., BASARAB, A., VAIDA, M.-F. et KOUAME, D. (2012). Evaluation of monogenic phase apport in ultrasound-mri image registration. *Proceedings of Telehealth 2012*, pages 793–799.
- [Vandewalle *et al.*, 2006] VANDEWALLE, P., SÜSTRUNK, S. et VETTERLI, M. (2006). A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006:1–14.

-
- [Verhey *et al.*, 2005] VERHEY, J., WISSER, J., WARFIELD, S., REXILIUS, J. et KIKINIS, R. (2005). Non-rigid registration of a 3d ultrasound and a mr image data set of the female pelvic floor using a biomechanical model. *BioMedical Engineering OnLine*, 4(1):19–27.
- [Viola et Walker, 2003] VIOLA, F. et WALKER, W. (2003). A comparison of the performance of time-delay estimators in medical ultrasound. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 50(4):392–401.
- [Viola et Walker, 2005] VIOLA, F. et WALKER, W. F. (2005). A spline-based algorithm for continuous time-delay estimation using sampled data. *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*, 52:80–93.
- [Viola, 1995] VIOLA, P. A. (1995). Alignment by maximization of mutual information. *In International Journal of Computer Vision*, pages 16–23.
- [Wachinger *et al.*, 2011] WACHINGER, C., KLEIN, T. et NAVAB, N. (2011). The 2d analytic signal on rf and b-mode ultrasound images. *In IPMI*, volume 6801 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 359–370.
- [Wachinger *et al.*, 2012] WACHINGER, C., KLEIN, T. et NAVAB, N. (2012). The 2d analytic signal for envelope detection and feature extraction on ultrasound images. *Medical Image Analysis*, 16(6):1073–1084.
- [Wagner *et al.*, 2012] WAGNER, N., ELДАР, Y. C., FEUER, A. et FRIEDMAN, Z. (2012). Compressed beamforming applied to b-mode ultrasound imaging. pages 1080–1083.
- [Wang *et al.*, 2009] WANG, P., KELLY, C. et BRADY, M. (2009). Application of 3d local phase theory in vessel segmentation. *In Proceedings of the Sixth IEEE international conference on Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, ISBI'09*, pages 1174–1177.
- [Wietzke et Sommer, 2010] WIETZKE, L. et SOMMER, G. (2010). The signal multi-vector. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 37(2):132–150.
- [Wietzke *et al.*, 2009] WIETZKE, L., SOMMER, G. et FLEISCHMANN, O. (2009). The geometry of 2d image signals. *In CVPR*, pages 1690–1697.
- [Woods *et al.*, 1992] WOODS, R. P., CHERRY, S. R. et MAZZIOTTA, J. C. (1992). Rapid automated algorithm for aligning and reslicing pet images. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 16:620–633.
- [Yan et Liu, 2008] YAN, H. et LIU, J. G. (2008). Robust phase correlation based motion estimation and its applications. *In BMVC*, pages 104.1–104.10.
- [Zahiri-Azar *et al.*, 2009] ZAHIRI-AZAR, R., GOKSEL, O. et SALCUDEAN, S. (2009). Multi-dimensional sub-sample motion estimation : Initial results. *In Ultrasonics Symposium (IUS), 2009 IEEE International*, pages 2402–2405.
- [Zang et Sommer, 2006] ZANG, D. et SOMMER, G. (2006). Detecting intrinsically two-dimensional image structures using local phase. *In Proceedings of the 28th conference on Pattern Recognition, DAGM'06*, pages 222–231.

- [Zang et Sommer, 2007] ZANG, D. et SOMMER, G. (2007). Signal modeling for two-dimensional image structures. *J. Visual Communication and Image Representation*, 18(1):81–99.
- [Zang et al., 2007] ZANG, D., WIETZKE, L., SCHMALTZ, C. et SOMMER, G. (2007). Dense optical flow estimation from the monogenic curvature tensor. *Lecture Notes in Computer Science*, 357(357): 239–250.
- [Zhang et al., 2006] ZHANG, W., NOBLE, J. et BRADY, J. (2006). Real time 3-d ultrasound to mr cardiovascular image registration using a phase-based approach. *In Biomedical Imaging : Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on*, pages 666–669.
- [Zhang et al., 2007] ZHANG, W., NOBLE, J. et BRADY, J. (2007). Adaptive non-rigid registration of real time 3d ultrasound to cardiovascular mr images. *Inf Process Med Imaging*, 20:50–61.
- [Zong et al., 1998] ZONG, X., LAINE, A. et GEISER, E. A. (1998). Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 17(4):532–540.