



**HAL**  
open science

# Estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques : application à l'élastographie ultrasonore de la thyroïde

Adrian Basarab

► **To cite this version:**

Adrian Basarab. Estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques : application à l'élastographie ultrasonore de la thyroïde. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. INSA de Lyon, 2008. Français. NNT: . tel-00473958

**HAL Id: tel-00473958**

**<https://theses.hal.science/tel-00473958>**

Submitted on 17 Apr 2010

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

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

## **Thèse**

# **Estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques : application à l'élastographie de la thyroïde**

présentée devant

l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon

Le 10 Septembre 2008

Ecole doctorale : Electronique, Electrotechnique et Automatique

Spécialité : Images et Systèmes

par

**Adrian Basarab**

### **Jury**

BUZULOIU Vasile  
DELACHARTRE Philippe  
FLANDRIN Patrick  
GRAVA Cristian  
HERMENT Alain  
JUTTEN Christian  
VERTAN Constantin  
VRAY Didier

Directeur  
Directeur  
Président  
Examineur  
Rapporteur  
Rapporteur  
Rapporteur  
Examineur



*A Daiana et à mes parents*



# Remerciements

Tout d'abord j'aimerais dire un grand merci à Philippe Delachartre, mon directeur de thèse, pour tout ce qu'il m'a apporté pendant ces trois années. J'ai beaucoup apprécié sa façon de m'encadrer, son enthousiasme scientifique et ses qualités de formateur. J'ai également beaucoup apprécié ses qualités humaines qui nous ont permis d'établir plus qu'une simple relation « directeur de thèse – doctorant ».

Je tiens également à remercier les Professeurs Alain Herment, Christian Jutten et Constantin Vertan qui ont été rapporteurs de ma thèse. Leur expertise scientifique m'a aidé à améliorer le manuscrit et à préparer ma soutenance. Je remercie aussi le Professeur Patrick Flandrin pour avoir accepté la présidence du jury de thèse et le Professeur Didier Vray pour avoir accepté d'être membre de mon jury.

Cette thèse de doctorat s'est déroulée en co-tutelle avec l'Université Polytechnique de Bucarest et en collaboration avec l'Université d'Oradea. Merci au professeur Vasile Buzuloiu d'avoir accepté d'être mon co-directeur de thèse et à Cristian Grava pour avoir suivi ce travail.

I would also like to thank Andrej, who added me a lot by sending us the clinical data and by giving his medical expertise.

J'aimerais remercier l'ensemble des membres du laboratoire Creatis-Lrmn qui m'a accueilli depuis mon Master en 2005, et plus particulièrement Isabelle Magnin, directrice du centre, et les permanents de l'équipe US (Christian, Denis, Didier, Elisabeth, François, Hervé, Olivier).

Je ne peux pas oublier Laurent, Hervé, Jean-François, Pierre, Sébastien, Adrien, Walid, Bertrand, Hakim, sans qui les discussions foot n'auraient pas été aussi enrichissantes.

Je souhaite remercier l'ensemble des doctorants et plus particulièrement mes collègues de bureau Basma, Bruno et Hervé.

Je n'oublie pas mes copains Julietta et Hervé, avec qui j'ai passé un excellent moment en Roumanie, et Elena, Lili, Onu, Robert et John avec qui, entre autre, j'ai subi tous les jours les repas « resto U ».

Mes pensées vont également à tous mes amis d'enfance de Roumanie, notamment à George, Mihnea, Mario, Bogdan (D. et V.), Radu, Vlad, Miki, Ionut, Serban ...

Je remercie du fond du coeur Daiana et mes parents pour leur soutien et pour la confiance qu'ils m'ont témoignée pendant toutes ces huit années d'études à l'INSA. Je ne saurais jamais vous remercier pour tout ce que vous m'avez apporté.

Enfin, un grand merci à tous et n'oubliez jamais : l'OL est une formidable raison d'être heureux !!!



# Sommaire

REMERCIEMENTS .....	5
SOMMAIRE.....	7
TABLE DES NOTATIONS .....	9
INTRODUCTION.....	11
<b>CHAPITRE 1 ETAT DE L'ART .....</b>	<b>21</b>
1.1 ESTIMATION DU MOUVEMENT.....	21
1.1.1 Méthodes différentielles .....	21
1.1.2 Méthode de mise en correspondance de blocs .....	23
1.1.3 Méthodes statistiques .....	26
1.1.4 Modèles paramétriques de mouvement .....	26
1.1.5 Approches spatio-temporelles .....	28
1.2 ESTIMATION DU MOUVEMENT APPLIQUEE A L'ELASTOGRAPHIE ULTRASONORE .....	31
1.2.1 Méthodes 1D .....	31
1.2.2 Méthodes 2D .....	33
1.3 ORIENTATIONS CHOISIES ET ORIGINALITE DU TRAVAIL.....	35
<b>CHAPITRE 2 ESTIMATION DU MOUVEMENT BASEE SUR LA PHASE DES SIGNAUX.....</b>	<b>37</b>
2.1 INTRODUCTION .....	37
2.2 METHODE .....	37
2.2.1 Description générale de la méthode PBM.....	37
2.2.2 Signaux analytiques .....	39
2.2.3 Initialisation des translations des nœuds .....	41
2.2.4 Estimation locale.....	42
2.3 RESULTATS.....	48
2.3.1 Validation de l'estimateur analytique des décalages.....	48
2.3.2 Validation et résultats de la méthode PBM.....	52
2.4 CONCLUSIONS.....	64
<b>CHAPITRE 3 METHODE DE MISE EN CORRESPONDANCE DE BLOCS DEFORMABLE.....</b>	<b>65</b>
3.1 INTRODUCTION .....	65
3.2 METHODE .....	65
3.2.1 Description générale de la méthode BDBM.....	66
3.2.2 Estimation locale des paramètres du modèle bilinéaire.....	68
3.2.3 Estimation itérative multi-grille .....	71
3.2.4 Calcul du champ dense de mouvement.....	73
3.3 RESULTATS.....	74
3.3.1 Validation et résultats de la méthode BDBM appliquée à l'élastographie ultrasonore avec des images RF.....	75
3.3.2 Validation et résultats de la méthode BDBM appliquée à l'estimation des flux sanguins avec des images mode B.....	88
3.4 CONCLUSIONS.....	91



<b>CHAPITRE 4 ESTIMATION DU MOUVEMENT DANS DES SEQUENCES D'IMAGES ADAPTEE A L'ELASTOGRAPHIE MAIN LIBRE.....</b>	<b>93</b>
4.1 INTRODUCTION .....	93
4.2 MOTIVATION DE L'ETUDE.....	94
4.3 METHODE .....	95
4.3.1 <i>Description générale de la méthode.....</i>	<i>95</i>
4.3.2 <i>Estimation de l'orientation de la compression.....</i>	<i>97</i>
4.3.3 <i>Champ dense du mouvement moyen.....</i>	<i>99</i>
4.4 RESULTATS.....	101
4.4.1 <i>Résultats de simulation.....</i>	<i>101</i>
4.4.2 <i>Résultats expérimentaux sur la thyroïde .....</i>	<i>102</i>
4.5 CONCLUSIONS.....	108
<b>CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES .....</b>	<b>109</b>
<b>ANNEXE A ESTIMATEUR ANALYTIQUE N-D DES DECALAGES.....</b>	<b>113</b>
<b>ANNEXE B DETECTION D'ENVELOPPE 2-D .....</b>	<b>121</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>125</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE PERSONNELLE .....</b>	<b>133</b>

# Table des notations

## Variables

$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$	Variable spatiale
$x_1$	Direction latérale
$x_2$	Direction axiale
$\sigma$	Contrainte
$\varepsilon$	Déformation
$\mu, \lambda$	Constantes de Lamé
$E$	Module de Young
$\nu$	Coefficient de Poisson
$\delta_{ij}$	Symbole de Kronecker
$\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_n]$	Variable fréquentielle
$u_1$	Fréquence latérale
$u_2$	Fréquence axiale
$u(x_1, x_2)$	Composante latérale du vecteur déplacement
$v(x_1, x_2)$	Composante axiale du vecteur déplacement
$i_1, i_2, \dots, i_N$	Séquence d'images échographiques
$a_u, b_u, c_u, d_u, a_v, b_v, c_v, d_v$	Paramètres locaux du modèle bilinéaire de mouvement
$s_k$	ROI dans l'image $i_k$

## Notations abrégées

1-D	Unidimensionnel
n-D	Multidimensionnel
AS	Analytic Shift estimation (estimation analytique du décalage)
BM	Block Matching (Méthode de mise en correspondance de blocs classique)
BDBM	Bilinear Deformable Block Matching
CCPR	Cross-Correlation Phase Root (estimateur des décalages par passage par zéro de la phase de la corrélation complexe)
CNR	Contrast to Noise Ratio (rapport contraste à bruit)
DLD	Direction Locale du Déplacement
LS	Least Squares (moindres carrés)

MAS	Mean Analytic Shift estimation (estimation analytique moyenne du décalage)
MCC	Maximum of Cross-Correlation (estimateur des décalages par maximum de corrélation)
NCC	Normalized Cross-Correlation (corrélation normalisée)
PBM	Phase Block Matching (méthode de mise en correspondance de blocs utilisant des images de phase)
PSF	Point Spread Function (réponse impulsionnelle)
ROI	Région d'intérêt utilisée pour l'estimation du mouvement
SAD	Sum of Absolute Differences (somme des différences absolues)
SGI	Search Grid Interpolation (interpolation des grilles des zones de recherche des blocs)
SNR	Signal to Noise Ratio (rapport signal à bruit)
SSD	Sum of Squared Differences (somme des carrés des différences)
QDE	Quadrature Delay Estimator (estimateur des décalages utilisant les signaux en quadrature)
TF	Transformée de Fourier directe
TF <sup>-1</sup>	Transformée de Fourier inverse
Th	Thyroïde
Tm	Tumeur
UQDE	Unbiased Quadrature Delay Estimator (estimateur non-biaisé des décalages utilisant les signaux en quadrature)

# Introduction

## Echographie

L'échographie est une modalité d'imagerie aujourd'hui largement utilisée dans le domaine médical et dont le principe repose sur la propagation d'ondes ultrasonores dans les tissus biologiques. Elle permet d'acquérir en temps réel une image des propriétés acoustiques du milieu étudié. Par rapport à d'autres modalités d'imageries telles que la radiographie ou la résonance magnétique, l'échographie a l'avantage d'être non invasive, non ionisante et d'avoir un coût relativement faible.

### Principe de l'échographie

Le principe de base de l'échographie est d'émettre une onde ultrasonore, de la propager dans le milieu étudié et de réceptionner l'onde réfléchi par le milieu. On utilise pour cela une sonde échographique, qui sert à la fois d'émetteur et de récepteur. Les sondes échographiques sont constituées d'un ou plusieurs transducteurs fabriqués à partir d'un matériau piézoélectrique. Ces matériaux présentent la particularité de se déformer lorsqu'ils sont soumis à une différence de potentiel. De même, lorsque ces cristaux sont déformés, une tension apparaît entre leurs faces. Les matériaux les plus couramment utilisés sont des corps ferroélectriques rendus piézoélectriques de manière artificielle (certaines céramiques, ou des plastiques...). Ainsi, grâce à la capacité des matériaux piézoélectriques à transformer une énergie électrique en énergie acoustique et inversement, les transducteurs sont utilisés aussi bien pour l'émission que pour la réception d'une onde ultrasonore.

Dans l'échographie médicale classique, le transducteur est excité de manière périodique par une impulsion électrique. Une onde acoustique est alors générée. Elle va se propager dans le tissu examiné, et interagir avec lui. Il va alors se former des ondes de réflexion et de diffusion. Pendant la phase de réception, l'ensemble des ondes réfléchies et rétro-diffusées dans la direction de la sonde est alors traduit en signal électrique par ses éléments piézoélectriques.

Typiquement, le temps de vol entre l'émission de l'onde ultrasonore et la réception de l'écho donne une information sur la localisation de la cible rencontrée par l'onde ultrasonore, alors que l'amplitude de l'écho est notamment relative à son pouvoir de rétro-diffusion.

Suite à cette phase de réception, on se trouve en présence d'une première forme du signal radiofréquence (RF).

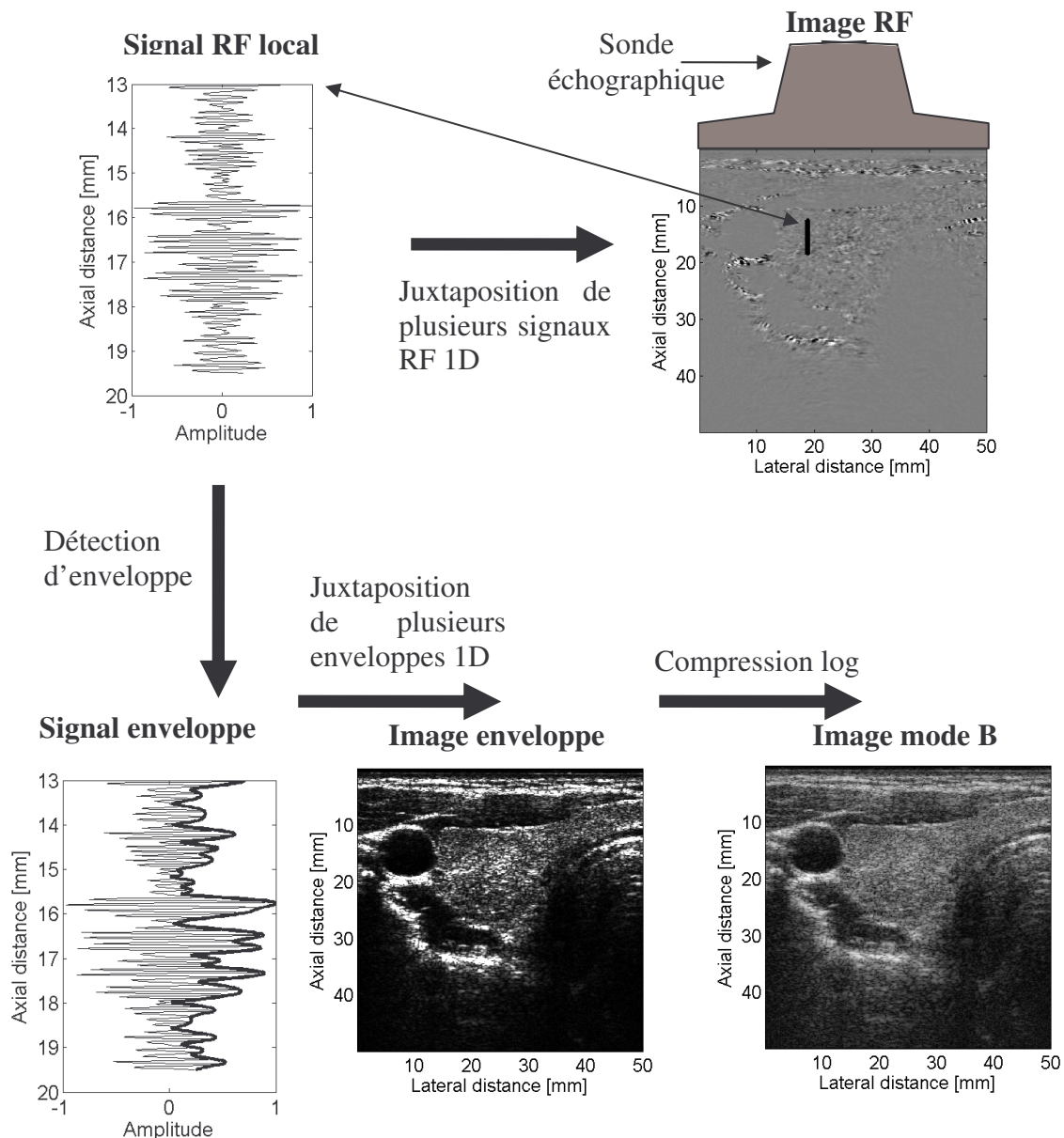
### *Image radiofréquence (RF) et image mode-B*

Les signaux reçus par la sonde échographique subissent un ensemble de traitements permettant de faire la mise en forme des voies. Différentes stratégies de tir échographique sont utilisées, en particulier l'utilisation de plusieurs cristaux en même temps pour l'émission ou pour la réception. Pendant la phase de réception, les signaux RF bruts issus de chaque cristal sont alors sommés avec des poids et des lois de retards permettant de focaliser le tir dans une région précise du tissu sondé. L'ensemble retards, pondérations et sommation constitue ce que l'on appelle la mise en forme des voies [Liebgott '05a]. Un ensemble de signaux RF est obtenu et l'image RF constitue la juxtaposition des signaux RF (voir Figure I-1).

Avant d’être affichée sur l’écran de l’échographe, cette image RF subit un certain nombre de traitements afin d’être plus facilement exploitable pour un médecin. Parmi ces traitements, nous pouvons distinguer trois étapes majeures :

- une amplification ou TGC (Time Gain Compensation) en fonction de la profondeur, afin de compenser l’atténuation des ultrasons lors de leur propagation dans le milieu.
- une détection d’enveloppe du signal RF.
- une compression logarithmique afin d’améliorer la dynamique de l’image.

L’image finale obtenue constitue l’image échographique classique, également appelée image mode B (voir Figure I- 1).



**Figure I- 1. Calcul d’une image mode B (log-enveloppe) à partir de plusieurs signaux RF.**

La façon de calculer l’image échographique traditionnelle (mode B) montre clairement qu’une partie de l’information de départ, présente dans l’image RF, est perdue par la détection de l’enveloppe. C’est pourquoi de nombreuses techniques de traitement du signal et de l’image

sont adaptées et appliquées sur les images RF et non pas sur les images mode B. C'est également le cas dans le cadre de ce travail, où en plus nous utilisons des images RF spécifiques, dont la formation et l'exploitation sont détaillées dans les chapitres suivants. Les images spécifiques, que nous appelons également images RF 2-D dans la suite du mémoire, présentent une modulation RF dans les deux directions : axiale et latérale.

### **Spécificités des images échographiques**

Une des principales spécificités des images échographiques et qui sera un verrou important dans ce travail, est liée à la résolution des images échographiques. Dans la direction axiale des images (celle du faisceau ultrasonore), la résolution dépend essentiellement de la fréquence d'émission des ultrasons. Plus la fréquence est élevée, plus la longueur d'onde est petite et plus la résolution axiale est bonne. Néanmoins, la fréquence centrale de la sonde influence également l'atténuation des ultrasons et donc implicitement la profondeur maximale d'exploration. En effet, plus la fréquence est grande, plus l'atténuation est forte et donc plus la profondeur d'acquisition est faible.

Dans notre cas, les images échographiques utilisées dans ce document proviennent d'échographes dont la fréquence centrale de la sonde est de 7,5 MHz, avec une fréquence d'échantillonnage de 40 MHz. Cela représente une taille axiale de pixels d'approximativement 20  $\mu\text{m}$ .

La résolution latérale des images échographiques est moins bonne que l'axiale. L'échantillonnage latéral est donné par la distance entre deux lignes RF, qui elle-même est liée à la taille des éléments piézoélectriques de la sonde. On appelle usuellement ligne RF un signal RF représentant une colonne de l'image RF. Dans notre cas de figure, la taille latérale des pixels est d'approximativement 120  $\mu\text{m}$ , soit six fois plus que la dimension axiale.

## **Elastographie**

### **Motivation clinique**

L'élastographie est une technique médicale dont l'objectif est d'apporter au médecin des informations complémentaires sur l'élasticité locale des tissus. Ce paramètre est important car très souvent, le développement d'une pathologie est accompagné par un changement d'élasticité des tissus. Ainsi, appliqué au diagnostic du cancer, le principe de l'élastographie est basé sur cette différence d'élasticité, ou plus généralement sur des propriétés mécaniques, entre les tissus sains et les tumeurs [Siperstein '00].

La palpation est la méthode la plus ancienne et la plus utilisée par les médecins pour obtenir des informations concernant la dureté des tissus et pour détecter ainsi des tumeurs. Elle s'avère utile dans certains cas de figure, notamment pour des tumeurs peu profondes. A titre d'exemple, la palpation reste aujourd'hui la technique la plus utilisée pour la détection du cancer du sein chez la femme.

La palpation reste cependant subjective, fortement dépendante de l'opérateur, et ceci plus particulièrement dans le cas de la détection et de la caractérisation de petites tumeurs ou de lésions profondes [Tan '95].

Dans le cadre de cette thèse, l'application concerne la détection de cancers dans la glande thyroïdienne.

## Notions de mécanique des milieux continus

Etant donné l'objectif de l'élastographie de caractériser l'élasticité des tissus mous, nous rappelons dans ce paragraphe quelques notions de mécanique des milieux continus.

### Contrainte

La contrainte ( $\vec{\sigma}$ ), définie comme la force par unité de surface, est décrite par neuf composantes ( $\sigma_{ij}$ ,  $i, j = 1, 2, 3$ ), formant le tenseur des contraintes.

### Déformation

La déformation d'un milieu est définie comme la variation relative des distances entre les particules qui le compose. Nous considérons ici le cas d'un système de coordonnées orthogonal avec trois dimensions, ( $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3$ ). Nous notons par ( $v_1, v_2, v_3$ ) les trois composantes du vecteur déplacement. Ainsi, la déformation dans la direction  $x_i$  d'une surface perpendiculaire à  $x_j$  est définie par :

$$\varepsilon_{ij} \approx \frac{1}{2} \left( \frac{\partial v_i}{\partial x_j} + \frac{\partial v_j}{\partial x_i} \right), \quad i, j = 1, 2, 3 \quad (\text{I- 1})$$

La relation (I- 1) est valable sous l'hypothèse de petites déformations (qui permet de négliger les termes du deuxième ordre), ce qui est le cas dans le cadre de l'élastographie. Le tenseur des déformations est donc symétrique ( $\varepsilon_{ij} = \varepsilon_{ji}$ ) et est défini par 6 composantes.

Dans ce travail de thèse nous sommes uniquement intéressés à des méthodes d'estimation du mouvement 2-D et nous avons utilisé uniquement une composante du tenseur des déformations ( $\varepsilon_{11}$ , que nous appelons déformation axiale).

### Loi de Hook – relation entre la contrainte et la déformation

Nous donnons ici un cas particulier de la loi de Hook généralisée, correspondant au cas d'un milieu homogène, élastique linéaire et isotrope. Dans de telles conditions, deux constantes, appelées constantes de Lamé, suffisent pour relier les tenseurs des déformations et de contraintes.

$$\sigma_{ij} = 2\mu\varepsilon_{ij} + \lambda\delta_{ij}(\varepsilon_{11} + \varepsilon_{22} + \varepsilon_{33}), \quad i, j = 1, 2, 3, \quad (\text{I- 2})$$

où  $\delta_{ij}$  représente le symbole de Kronecker ( $\delta_{ij} = 1$  si  $i=j$ ,  $\delta_{ij} = 0$  sinon),  $\lambda$  est le coefficient d'élasticité de compression et  $\mu$  est le coefficient d'élasticité de cisaillement. Ces deux constantes de Lamé sont liées au module de Young ( $E$ ) et au coefficient de Poisson ( $\nu$ ) comme le montrent les équations en (I- 3).

$$E = \frac{3\lambda + 2\mu}{\lambda + \mu} \mu \quad \text{et} \quad \nu = \frac{\lambda}{2(\lambda + \mu)}, \quad (\text{I- 3})$$

Le module de Young représente le rapport entre la contrainte appliquée et la déformation suivant l'axe de la contrainte. Le coefficient de Poisson permet de caractériser la contraction de la matière perpendiculairement à la direction de l'effort appliqué. Généralement, les tissus biologiques ont un coefficient de Poisson proche de 0,5.

Pour la thyroïde, qui fait l'objet de ce travail, des mesures de module de Young ont été faites et montrent des différences significative entre les tissus sains et les tissus pathologiques [Lyshchik '05a].

Tissu de la thyroïde	Module de Young du tissu (kPa) 5% de pre-compression			
	Niveau de compression			
	1%	2%	5%	10%
Tissu sain	9,0 ± 4,0	9,3 ± 4,0	10,0 ± 4,2	11,4 ± 4,8
Tumeur bénigne	15,0 ± 5,3	15,8 ± 5,5	17,9 ± 5,9	22,6 ± 7,0
Adénome carcinome papillaire	44,5 ± 27,8	49,6 ± 30,9	63,3 ± 36,8	110,0 ± 88,4

Tableau I- 1. Moyennes et écart-types du module de Young de la glande thyroïdienne normale et pathologique, mesurés pour différents niveaux de compression des tissus [Lyshchik '05a].

Pour comparer les valeurs précédentes à celles d'un autre organe, le Tableau I- 2 regroupe des mesures de module du Young pour le sein normal et pour différents types de pathologies [Samani '07]. Ces valeurs montrent, comme dans le cas de la thyroïde, que les maladies cancéreuses provoquent des changements importants dans l'élasticité des tissus.

Tissu du sein	Module de Young du tissu (kPa)
Tissu sain graisseux	3,25 ± 0,91
Tissu sain glandulaire	3,24 ± 0,61
Maladie fibrokystique	17,11 ± 7,35
Carcinome infiltrant (1 <sup>er</sup> degré)	10,40 ± 2,60
Carcinome infiltrant (2 <sup>ème</sup> degré)	19,99 ± 4,2
Carcinome infiltrant (3 <sup>ème</sup> degré)	42,52 ± 12,47

Tableau I- 2. Moyennes et écart-types du module de Young du sein normal et pathologique [Samani '07].

## Techniques d'élastographie

Deux modalités d'imagerie utilisent actuellement l'élastographie : l'élastographie ultrasonore et l'élastographie par résonance magnétique.

### *Elastographie ultrasonore*

L'élastographie ultrasonore est basée sur des images échographiques. Avec cette technique, des méthodes de traitement d'image et du signal sont utilisées afin de remonter à des propriétés mécaniques des tissus à partir d'images échographiques.

Pour cela, les tissus examinés subissent une sollicitation mécanique, qui peut être soit la conséquence d'une onde qui met en vibration les tissus (nous parlons dans ce cas de l'élastographie dynamique), soit d'une compression des tissus appliquée directement avec la sonde échographique (il s'agit dans ce cas de figure de l'élastographie ultrasonore statique).

### *Elastographie dynamique*

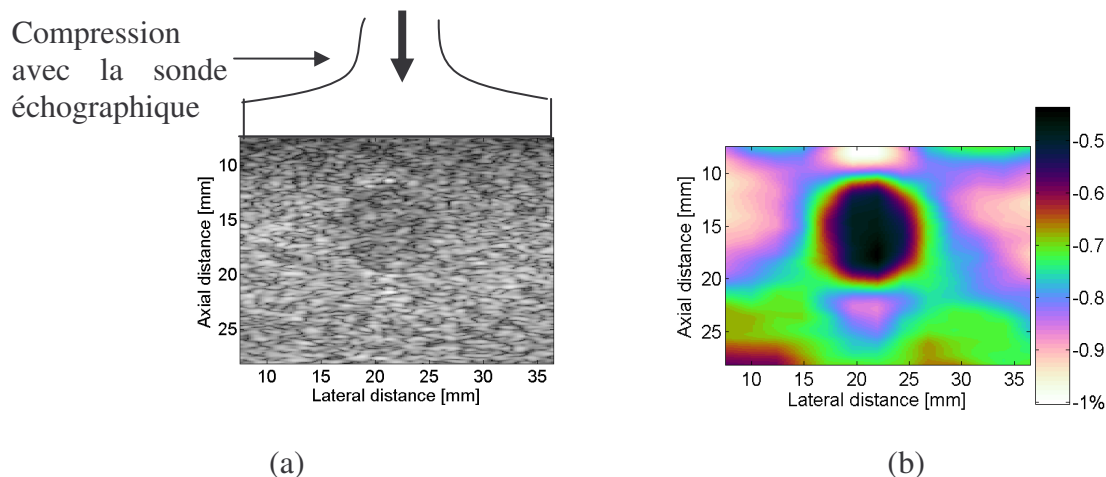
Une des premières méthodes d'élastographie dynamique (également appelée sono-élastographie ou sono-élasticité) a été proposée vers la fin des années 1980 [Krouskop '87, Lerner '90]. Elle consiste à utiliser des techniques Doppler pour estimer le mouvement des tissus soumis à une vibration mécanique sinusoïdale basse fréquence (de l'ordre de quelques centaines de Hz).



Plus tard, vers la fin des années 1990, une nouvelle technique d'élastographie dynamique a été proposée, l'élastographie impulsionnelle [Sandrin '99, Tanter '02]. Avec cette approche, le milieu n'est plus excité en continu, mais avec une impulsion basse fréquence. L'imagerie par force de radiation acoustique (ARFI) qui utilise la force de radiation statique créée par un transducteur focalisé pour exercer une compression locale a également été proposée [Fahey '08, Nightingale '02].

### *Elastographie statique*

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés uniquement à l'élastographie ultrasonore statique [Ophir '91]. Le principe de cette technique repose sur le fait que sous une contrainte appliquée directement avec la sonde échographique, les parties plus dures du milieu étudié se déforment moins que les parties plus molles. Ainsi, une série d'images échographiques est acquise pour différents niveaux de compression des tissus. Des méthodes d'estimation du mouvement sont ensuite utilisées pour estimer le déplacement des tissus, ce qui permet de remonter à des cartographies de la déformation (appelées élastogrammes). Le désavantage de cette technique est que la reconstruction du module de Young (le rapport entre la contrainte et la déformation) est rendue difficile par le fait que la distribution de la contrainte dans le milieu n'est pas connue (contrairement à l'élastographie dynamique). Des méthodes numériques, basées sur les équations de base de l'élasticité des milieux linéaires et isotropes, ont été proposées pour palier à ce problème [Nitta '00]. Dans la plupart des cas, les cartes des déformations axiales, obtenues par dérivation numérique du déplacement axial estimé, sont utilisées pour caractériser la dureté des tissus [Kallel '97]. La Figure I- 2 montre un résultat obtenu sur un objet test présentant une inclusion dure iso-échogène. Le terme iso-échogène signifie que l'inclusion et le milieu englobant ont un contraste acoustique voisin, ce qui fait que l'inclusion ne peut pas être distinguée sur l'image échographique mode B. Elle est en revanche clairement mise en évidence par la carte des déformations axiales. L'inclusion apparaît sur cette carte comme la région qui s'est le moins déformée.



**Figure I- 2. Objet test avec une inclusion dure soumis à une compression manuelle quasi-axiale. (a) Image échographique mode B extraite de la séquence enregistrée durant la compression, (b) Cartes des déformations axiales en %.**

Les applications médicales utilisant l'élastographie ultrasonore sont nombreuses et concernent des organes comme le sein [Garra '97, Hiltawsky '01], la prostate [Miyanaga '06], la thyroïde [Lyshchik '05b] ou le foie [Kolokythas '08].

## Elastographie par résonance magnétique

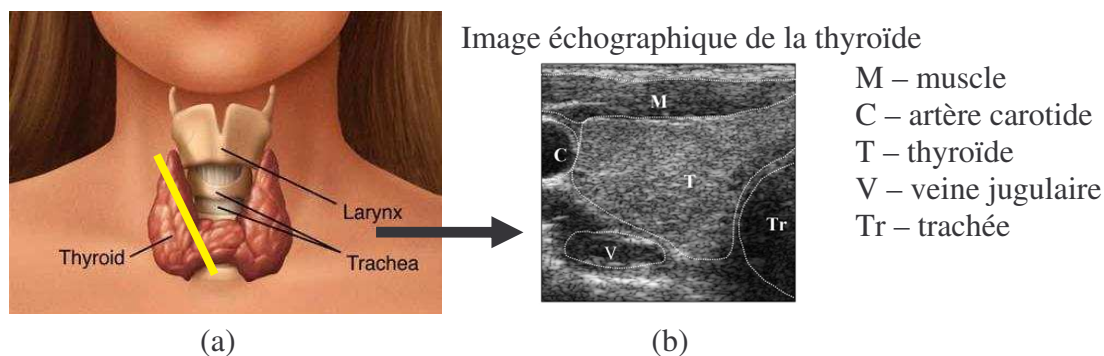
L'échographie n'est pas la seule modalité d'imagerie permettant d'obtenir des informations sur les propriétés mécaniques des tissus biologiques. En effet, en 1995, l'élastographie basée sur l'imagerie par résonance magnétique (IRM) a été introduite par Muthupillai et al. dans [Muthupillai '95].

Comme pour l'élastographie ultrasonore dynamique, le principe de l'élastographie par l'IRM est d'estimer les déplacements des tissus provenant de la propagation d'une onde dans le milieu. Cette onde, dont la fréquence est de l'ordre de quelques Hz, est habituellement générée par un vibreur externe placé au contact de la région étudiée.

Plusieurs applications médicales ont été proposées et concernent différents organes comme le cerveau [Muthupillai '95], le sein [Sinkus '05], les muscles [Dresner '01] ou le foie [Grenier '07].

## Elastographie ultrasonore de la thyroïde

L'application concernée par cette thèse de doctorat est l'élastographie statique de la thyroïde, avec comme objectif principal la détection des tumeurs malignes thyroïdiennes. La Figure I- 3 montre l'anatomie de la thyroïde et également une image échographique correspondant à une coupe dans la glande. Nous identifions ainsi un des principaux verrous constitué par la complexité des tissus, qui implique directement une complexité des déplacements à estimer. La complexité des déplacements à estimer est également amplifiée par les spécificités de l'élastographie statique main libre. En effet, le fait de comprimer les tissus directement avec la sonde échographique et en main libre rend très difficile le contrôle de la compression, qui n'est donc pas uniquement axiale et qui varie au cours de l'acquisition d'une séquence d'images. L'élastographie statique présente néanmoins des avantages. Premièrement, elle utilise l'échographe sans aucune modification matérielle, alors que l'élastographie dynamique demande une adaptation matérielle. Deuxièmement, elle conserve le geste médical classique, qui est d'appuyer légèrement sur les tissus avec la sonde échographique.



**Figure I- 3. (a) Anatomie de la thyroïde et (b) image échographique mode B d'une coupe de la thyroïde suivant le trait blanc sur (a).**

Une deuxième catégorie de verrous provient de la résolution des images échographiques, versus la précision locale d'estimation du mouvement. Effectivement, afin de pouvoir discriminer les tissus pathologiques des tissus sains, une grande précision d'estimation du mouvement est nécessaire. Cela représente généralement des précisions de l'ordre de 5 à 50  $\mu\text{m}$ , soit approximativement quatre fois moins que la taille des pixels.

Des mesures d'élasticité de la thyroïde chez des patients sains ou atteints de différentes pathologies ont été réalisées [Lyshchik '05a]. Elles montrent des changements importants de dureté entre les parties saines de la glande et les tumeurs, ce qui justifie l'intérêt d'utiliser l'élastographie ultrasonore sur cet organe.

## Formation de voies adaptée à l'estimation du mouvement

Dans le paragraphe concernant l'échographie, nous avons évoqué la méthode de mise en forme de voies ou la formation de voies qui est utilisée pour obtenir l'image RF à partir des signaux bruts émis et reçus par chaque élément piézoélectrique de la sonde. En effet, pour construire une ligne RF (une colonne de l'image RF) plusieurs éléments sont utilisés à la fois en émission et en réception, constituant ce qui est appelé la partie active de la sonde. Dans ce qui suit nous considérons le cas de l'émission, mais le même principe est également utilisé lors de la réception des signaux.

Dans l'échographie, le traitement appliqué aux signaux émis par chaque élément de la sonde consiste généralement à un retard et à une pondération (gain). Ce modèle linéaire est connu sous le nom de 'délai et somme'. Ainsi, chaque élément piézoélectrique émet une onde dans le milieu, avec un certain retard et avec une certaine pondération. Le champ total est vu comme la somme des contributions de chaque élément. Cette technique est schématisée sur la Figure I- 4.

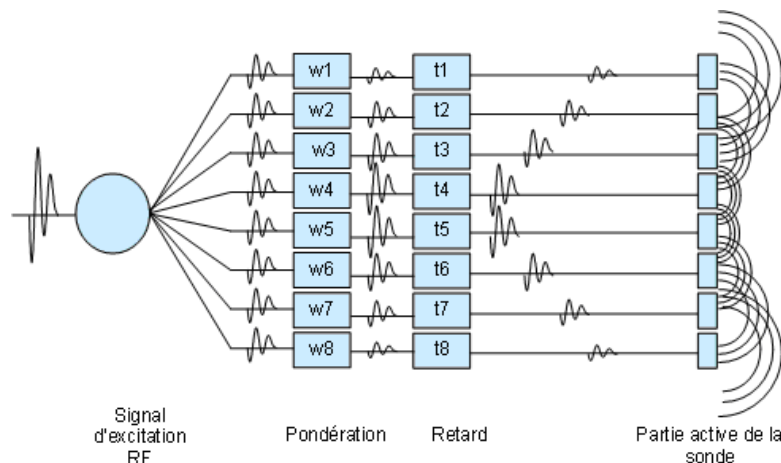


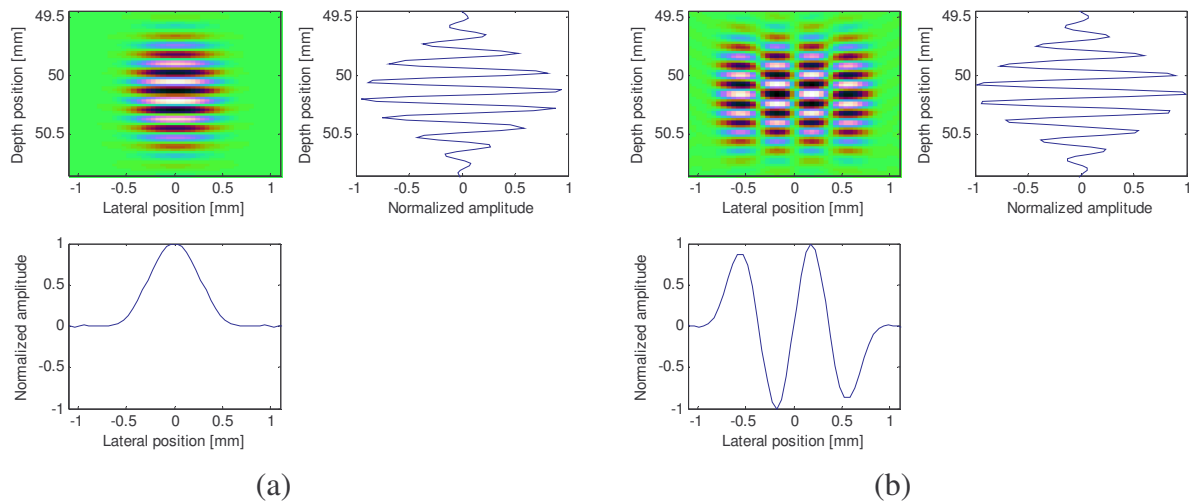
Figure I- 4. Principe de la formation de voies en émission utilisant le modèle 'somme et délai'.

Ce même principe utilisé en réception consiste à retarder et à pondérer les signaux reçus par chaque élément de la sonde. Un signal RF (une ligne RF) représente alors la somme de ces signaux retardés et pondérés provenant de la partie active de la sonde. Pour une description détaillée des méthodes de formation de voies, nous invitons le lecteur à se référer à [Liebgott '05a].

La forme des images échographiques RF peut donc être contrôlée en agissant sur les lois des retards et des pondérations appliquées aux signaux en émission et en réception. Cela revient à modifier la forme de la réponse impulsionnelle de l'échographe, que nous notons PSF (Point Spread Function) dans ce mémoire. Cette possibilité a été exploitée afin de former des images RF spécifiques adaptées à l'estimation du mouvement. Ainsi, des réponses impulsionnelles (PSF) conduisant à des images avec modulations latérales ont été initialement proposées par une équipe danoise dans le cadre de l'estimation du flux sanguin [Jensen '98]. Pour l'élastographie ultrasonore, des techniques de formation d'images RF spécifiques et des

méthodes d'estimation du mouvement adaptées à ces images ont également été proposées. Actuellement, deux équipes de recherche s'intéressent de près à cet aspect, au laboratoire Creatis-Lrmn [A. Basarab '08a, Liebgott '05a, Liebgott '05b, Liebgott '07] et au Japon, à Sophia University de Tokyo [Sumi '08a, '08b, Sumi '08c].

Nous montrons sur la Figure I- 5 deux PSF, une correspondant aux images échographiques conventionnelles (a) et une correspondant aux images RF dédiées à l'estimation du mouvement (b).



**Figure I- 5. Figures issues de [Liebgott '08]. Réponse impulsionnelle (PSF) correspondant (a) aux images échographiques RF classiques et (b) aux images échographiques RF spécifiques 2-D (avec modulations latérales) adaptées à l'estimation du mouvement.**

Un exemple d'images RF 2-D expérimentale est donné sur la Figure I- 6 et est comparé avec l'image RF classique correspondante.

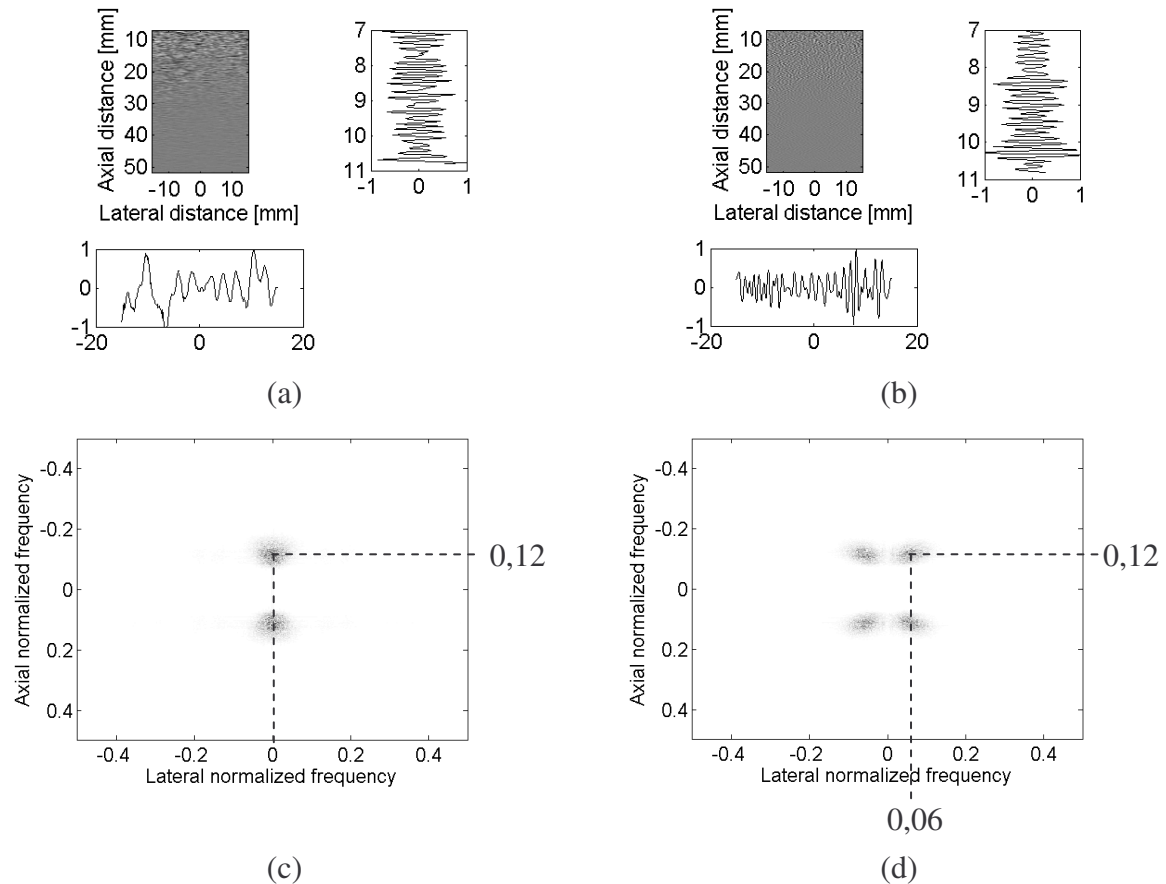


Figure I- 6. (a) Image expérimentale RF classique avec un profil axial et un profil latéral, (b) image expérimentale RF 2-D avec un profil axial et un profil latéral, (c) transformée de Fourier 2-D de l'image RF classique, (d) transformée de Fourier de l'image RF 2-D.

## Organisation du manuscrit

Dans cette thèse nous nous sommes intéressés à l'estimation du mouvement appliquée à l'élastographie ultrasonore statique. Le principe de l'échographie, l'intérêt clinique de l'imagerie de l'élasticité et les notions de base de mécanique des milieux continus ont été présentés dans l'introduction de ce mémoire de thèse. Le reste du manuscrit est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre est un état de l'art des méthodes d'estimation du mouvement existantes. Ce chapitre comporte deux parties : la première rappelle les principaux types de méthodes et la deuxième est consacrée à l'estimation du mouvement sur des images échographiques.

Les trois autres chapitres présentent les trois contributions scientifiques apportées pendant cette thèse de doctorat. Dans le deuxième chapitre, une méthode adaptée à estimer localement de très petits mouvements et utilisant des images RF avec modulations latérales est détaillée. Le troisième chapitre présente une méthode d'estimation du mouvement utilisant un maillage déformable qui prend en compte la complexité des mouvements tissulaires. Le quatrième chapitre présente une analyse spatio-temporelle du mouvement permettant de proposer une nouvelle cartographie des tumeurs thyroïdienne.

Ce mémoire se termine par des conclusions sur l'intérêt des méthodes proposées et par des perspectives que cette thèse ouvre à court et à long terme.

# Chapitre 1

## Etat de l'art

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'élastographie ultrasonore statique, et plus particulièrement à l'estimation du mouvement dans les images ultrasonores. Dans ce chapitre, nous commençons par décrire brièvement l'ensemble de méthodes, dites classiques, d'estimation du mouvement. Nous nous intéressons ensuite aux méthodes adaptées à l'estimation du mouvement dans les images ultrasonores. Enfin, nous montrons les orientations que nous avons choisies et qui conduisent aux méthodes proposées dans le cadre de ce travail de thèse.

### 1.1 Estimation du mouvement

L'estimation du mouvement dans des séquences temporelles d'images bi-dimensionnelles est un des problèmes fondamentaux en traitement d'images. Les applications sont nombreuses et parmi les domaines d'application concernés nous pouvons mentionner : la compression d'images utilisant l'information du mouvement, la robotique, la météorologie avec le suivi de masses nuageuses, la médecine avec l'estimation du mouvement d'organes mobiles (comme le cœur ou les poumons), etc.

Les images représentent très souvent la projection de scènes réelles 3D. Pour cette raison, nous pouvons identifier trois types de mouvement : le mouvement réel, le mouvement apparent et le mouvement estimé. Le mouvement apparent, observé à partir des changements de la distribution spatiale d'intensité lumineuse, est aussi appelé le flux optique. Ce mouvement apparent est très souvent différent du mouvement réel et représente en général la projection du mouvement réel 3D dans le plan image.

Afin d'obtenir le mouvement estimé, plusieurs types de méthodes existent. Nous les avons classées dans ce mémoire en trois catégories : méthodes différentielles, méthodes de mise en correspondance de blocs et méthodes statistiques.

#### 1.1.1 Méthodes différentielles

Les méthodes différentielles d'estimation du mouvement sont basées sur les gradients spatiaux et temporels de l'intensité lumineuse des pixels. Le principe de ces méthodes repose sur une hypothèse forte, qui est celle de la conservation de l'intensité lumineuse d'un pixel le long de la trajectoire du mouvement. Cette hypothèse de conservation peut s'écrire sous la forme :

$$\frac{di(x_1, x_2, t)}{dt} = 0 \quad (1-1)$$

où  $x_1$  et  $x_2$  sont les variables spatiales,  $t$  est la variable temporelle et  $i(x_1, x_2, t)$  est l'intensité du pixel de coordonnées  $(x_1, x_2)$  dans l'image acquise à l'instant  $t$ .

Un développement de Taylor du premier ordre de l'équation (1-1) permet d'obtenir la relation suivante :

$$\frac{\partial i(x_1, x_2, t)}{\partial x_1} d_1 + \frac{\partial i(x_1, x_2, t)}{\partial x_2} d_2 + \frac{\partial i(x_1, x_2, t)}{\partial t} d_t = 0, \quad (1-2)$$

où  $d_1$  et  $d_2$  sont les déplacements du pixel courant qui doivent être estimés et  $d_t$  est la période temporelle d'acquisition des images.

Si on divise l'équation (1-2) par  $d_t$ , alors nous obtenons l'équation de contrainte de mouvement, également appelée équation du flux optique [Horn '81]. Il s'agit donc d'une seule équation avec deux inconnues. Afin de pouvoir résoudre cette équation, différentes méthodes introduisant des contraintes supplémentaires ont été proposées [Enkelmann '88, Horn '81, Lucas '81, Nagel '86]. Une comparaison des performances des méthodes différentielles d'estimation du mouvement les plus utilisées est faite dans [Barron '92]. Nous montrons ici un résultat extrait de cet article et qui correspond à une séquence d'images classique, le cube de Rubik, dont nous montrons sur la Figure 1-1(a) une seule image. Les champs de mouvement 2-D estimés avec trois approches différentielles sont également montrés sur la Figure 1-1.

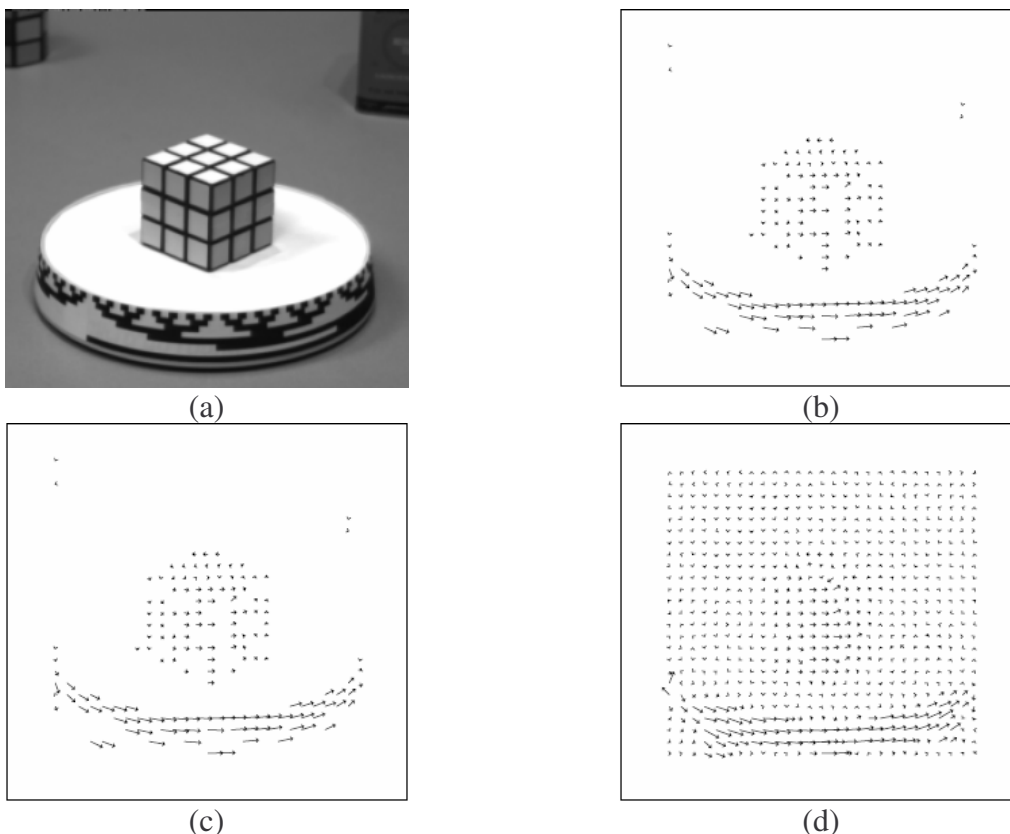


Figure 1-1. Images issues de [Barron '92]. (a) Une image de la séquence d'images expérimentales du cube de Rubik, champ 2-D de mouvement estimé avec (b) un méthode basée sur la technique de Horn et Schunk [Horn '81], (c) la méthode de Lucas et Kanade [Lucas '81], (d) une technique basée sur la régularisation globale du champ proposée par Nagel [Nagel '86].



### 1.1.2 Méthode de mise en correspondance de blocs

Les méthodes de mise en correspondance de blocs (BM comme Block Matching) sont parmi les méthodes d'estimation du mouvement les plus utilisées dans la pratique. Elles sont par exemple utilisées dans les standards de compression vidéo comme H.261 [Seferidis '94], MPEG-1, MPEG-2 ou MPEG-4 [Noguchi '99].

Le principe de base des méthodes de mise en correspondance de blocs est de découper l'image de référence en blocs de pixels, également appelés des régions d'intérêt (ROI). Pour chacun de ces blocs, une zone de recherche est définie dans l'image cible.

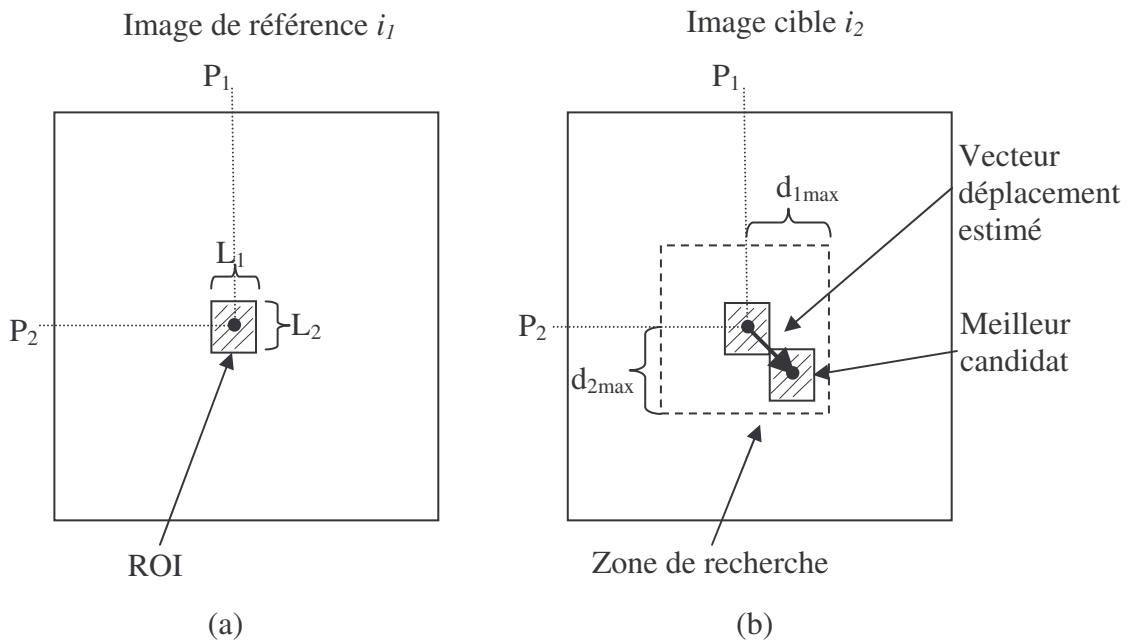


Figure 1-2. Principe des méthodes de mise en correspondance de blocs. (a) Une région d'intérêt de taille  $L_1 \times L_2$  est considérée dans l'image de référence. (b) Une zone de recherche est considérée dans l'image cible. La ROI est recherchée dans cette zone de recherche et le meilleur candidat (le plus ressemblant à la ROI suivant un critère donné) est retenu. A noter que la taille de la zone de recherche impose le déplacement maximum autorisé pour la ROI courante.

#### 1.1.2.1 Critères de mise en correspondance

Comme nous l'avons montré sur le schéma expliquant le principe des méthodes de BM, un critère de ressemblance ou de disparité est utilisé afin de trouver le meilleur bloc candidat dans une zone de recherche.

Ces critères peuvent être exprimés soit dans le plan image (utilisant directement l'amplitude des pixels), soit dans un plan transformé (dans le domaine de Fourier).

Nous donnons leurs expressions pour une ROI de taille  $L_1 \times L_2$ , centrée sur le pixel de coordonnées  $\mathbf{P}=(P_1, P_2)$  dans l'image de référence. Le décalage entre un bloc candidat et la ROI de référence est noté  $\mathbf{d}=(d_1, d_2)$  et est borné par la taille de la zone de recherche. La position du meilleur bloc candidat est notée  $(\hat{d}_1, \hat{d}_2)$ .



### 1.1.2.1.1 Mise en correspondance dans le plan image

**Mesures de disparité – le meilleur candidat correspond au minimum de ces fonctions**

Somme des différences absolues (SAD)

$$SAD(\mathbf{P}, \mathbf{d}) = \sum_{x_1=-L_1/2}^{L_1/2} \sum_{x_2=-L_2/2}^{L_2/2} \left| i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) - i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) \right| \quad (1-3)$$

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \arg \min_d (SAD(\mathbf{P}, \mathbf{d}))$$

Somme des carrés des différences (SSD)

$$SSD(\mathbf{P}, \mathbf{d}) = \sum_{x_1=-L_1/2}^{L_1/2} \sum_{x_2=-L_2/2}^{L_2/2} \left( i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) - i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) \right)^2 \quad (1-4)$$

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \arg \min_d (SSD(\mathbf{P}, \mathbf{d}))$$

Ces deux mesures de disparité peuvent être modifiées afin de prendre en compte des variations globales d'intensité des pixels entre les images [Giachetti '00]. Nous les écrivons pour la SAD. Elles peuvent être obtenues de la même manière pour la SSD.

$$ZSAD(\mathbf{P}, \mathbf{d}) = \sum_{x_1=-L_1/2}^{L_1/2} \sum_{x_2=-L_2/2}^{L_2/2} \left| i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) - \bar{i}_1 - i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) + \bar{i}_2 \right| \quad (1-5)$$

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \arg \min_d (ZSAD(\mathbf{P}, \mathbf{d}))$$

$$LSAD(\mathbf{P}, \mathbf{d}) = \sum_{x_1=-L_1/2}^{L_1/2} \sum_{x_2=-L_2/2}^{L_2/2} \left| i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) - \frac{\bar{i}_1}{\bar{i}_2} \cdot i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) \right| \quad (1-6)$$

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \arg \min_d (LSAD(\mathbf{P}, \mathbf{d}))$$

Dans (1-5) et (1-6),  $\bar{i}_1$  et  $\bar{i}_2$  représentent les valeurs moyennes des pixels dans la ROI et respectivement dans le bloc candidat.

**Mesures de ressemblance – le meilleur candidat correspond au maximum de ces fonctions**

Coefficient d'inter-corrélation (CC)

$$CC(\mathbf{P}, \mathbf{d}) = \sum_{x_1=-L_1/2}^{L_1/2} \sum_{x_2=-L_2/2}^{L_2/2} i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) \cdot i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) \quad (1-7)$$

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \arg \max_d (CC(\mathbf{P}, \mathbf{d}))$$

Coefficient d'inter-corrélation normalisé et centré (NCC)

$NCC(\mathbf{P}, \mathbf{d}) =$

$$\sum_{x_1=-\frac{L_1}{2}}^{\frac{L_1}{2}} \sum_{x_2=-\frac{L_2}{2}}^{\frac{L_2}{2}} \frac{(i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) - \bar{i}_1) \cdot (i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) - \bar{i}_2)}{\sqrt{\sum_{x_1=-\frac{L_1}{2}}^{\frac{L_1}{2}} \sum_{x_2=-\frac{L_2}{2}}^{\frac{L_2}{2}} (i_1(P_1 + x_1, P_2 + x_2) - \bar{i}_1)^2 \sum_{x_1=-\frac{L_1}{2}}^{\frac{L_1}{2}} \sum_{x_2=-\frac{L_2}{2}}^{\frac{L_2}{2}} (i_2(P_1 + x_1 + d_1, P_2 + x_2 + d_2) - \bar{i}_2)^2}}$$

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \underset{\mathbf{d}}{\operatorname{arg\,max}}(NCC(\mathbf{P}, \mathbf{d})) \quad (1-8)$$

### Précision subpixelique

Le déplacement à estimer pour une ROI est souvent non entier (en nombre de pixels) et une précision subpixelique est nécessaire afin d'obtenir une bonne estimation. Pour cela, plusieurs techniques ont été proposées. La plus classique consiste à interpoler les images ou la fonction de coût afin d'obtenir des valeurs des mesures de similarité à des valeurs non entières de pixels [Lai '99]. D'autres méthodes, basées sur des approches multi échelles [Anadan '89] ou sur le calcul de la corrélation sur plusieurs images [Singh '90] ont également été proposées.

Une technique combinant les méthodes de mise en correspondance de blocs et la méthode différentielle de Lucas et Kanade [Lucas '81] a été proposée dans [Giachetti '00]. Elle utilise la mise en correspondance pour estimer le déplacement entier de pixels, et la méthode différentielle pour estimer le résidu non entier du déplacement.

### Stratégies de recherche du meilleur bloc candidat

Evidemment, la méthode la plus simple pour trouver le meilleur bloc candidat au sens d'une mesure de similarité est de tester tous les blocs de la zone de recherche. Cette stratégie, appelée **recherche exhaustive**, est optimale mais pourrait s'avérer très coûteuse en temps de calcul, surtout pour des amplitudes de déplacement grandes. Cela implique des zones de recherche de taille importante et donc un nombre considérable de blocs candidat à tester.

Une stratégie de recherche classique non exhaustive est la **descente de gradient** [Alkaabi '03, Po '96]. L'objectif de cette technique est de converger plus rapidement vers le minimum de la fonction de similarité. Pour cela, le passage d'un bloc candidat à l'autre se fait en suivant la direction indiquée par la descente du gradient de la fonction de coût utilisée. L'inconvénient de cette méthode est que si la mesure de similarité présente plusieurs maxima ou minima locaux, la descente de gradient peut ne pas converger vers le maxima ou minima absolu. Pour cela, des stratégies concernant le choix du premier bloc testé ont été proposées.

D'autres balayages non exhaustifs de la zone de recherche ont été proposés dans la littérature. A titre d'exemple, nous pouvons citer la recherche en n pas [Koga '81], la recherche 2D logarithmique [Jain '81] ou la recherche orthogonale [Puri '87].

## Exemple d'application

Des exemples d'application de la méthode de mise en correspondance de blocs proposée par Singh dans [Singh '90] et de la méthode proposée par Anadan dans [Anadan '89] sont donnés dans [Barron '92]. Nous montrons ici un résultat qui correspond à la séquence d'images faisant l'objet de la Figure 1-1.

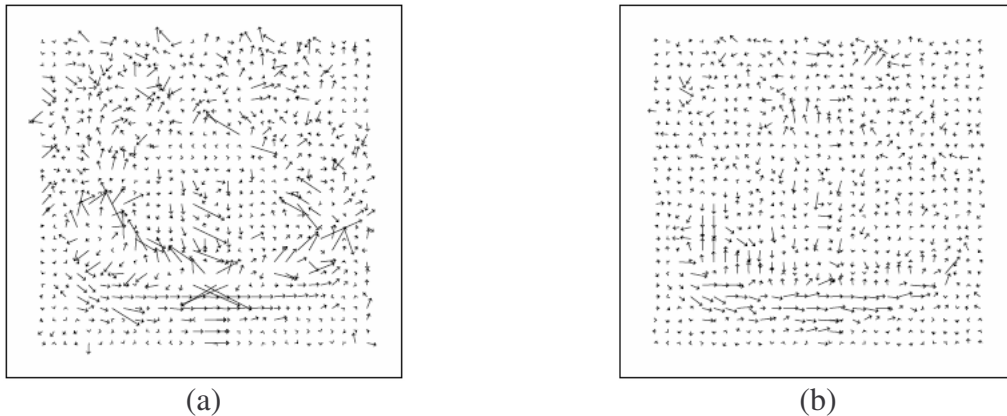


Figure 1-3. Images issues de [Barron '92] et concernant la séquence d'images du cube de Rubik. Champ 2-D de mouvement estimé avec (a) la méthode de mise en correspondance de Singh [Singh '90], (b) la méthode de mise en correspondance de Anadan [Anadan '89].

### 1.1.2.1.2 Mise en correspondance dans le plan transformé

Avec ce type de mise en correspondance, le déplacement d'un bloc est estimé dans un plan transformé. La méthode la plus répandue est la méthode de corrélation de phase obtenue dans le domaine de Fourier. Une description détaillée de cette méthode peut être trouvée dans [Grava '03].

## 1.1.3 Méthodes statistiques

Parmi les méthodes statistiques d'estimation du mouvement, les méthodes Markoviennes ou Bayésiennes sont les plus répandues [Gee '95]. Le principe de ces méthodes repose sur une formulation probabiliste du champ de déplacement, l'estimation finale étant une réalisation particulière d'un champ aléatoire [Odobez '95, Stiller '99]. Une description plus détaillée de ces méthodes peut être trouvée dans [Grava '03].

## 1.1.4 Modèles paramétriques de mouvement

Dans beaucoup d'applications, des transformations géométriques sont utilisées afin de mettre en correspondance deux images. Ces modèles paramétriques peuvent être utilisés soit localement, pour des petites régions dans l'image, soit globalement au cas où une seule transformation suffit pour mettre en correspondance les deux images. Le choix du modèle dépend de l'application et des informations a priori concernant la déformation des images. Très souvent, l'estimation des paramètres de ces modèles passe par l'estimation du déplacement d'un certain nombre de points de contrôle. Le nombre de points de contrôle doit

être supérieur ou égal au nombre de paramètres du modèle. Généralement des méthodes de moindres carrés sont utilisées pour calculer les paramètres du modèle à partir des déplacements estimés des points de contrôle.

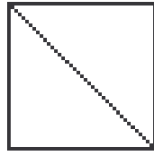

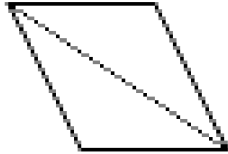


Transformation	Modèle mathématique	 Carré de 100×100 pixels
Euclidienne	$u(x_1, x_2) = \cos(\alpha)x_1 - \sin(\alpha)x_2 + d_u$ $v(x_1, x_2) = \sin(\alpha)x_1 + \cos(\alpha)x_2 + d_v$	 $\alpha = \frac{\pi}{10}, d_u = 0, d_v = 0$
Affine	$u(x_1, x_2) = a_u \cos(\alpha)x_1 - b_u \sin(\alpha)x_2 + d_u$ $v(x_1, x_2) = a_v \sin(\alpha)x_1 + b_v \cos(\alpha)x_2 + d_v$	 $a_u \cos(\alpha) = 1, b_u \cos(\alpha) = 0$ $a_v \cos(\alpha) = 0,5, b_v \cos(\alpha) = 1$ $d_u = 0, d_v = 0$
Projective	$u(x_1, x_2) = \frac{a_u x_1 + b_u x_2 + d_u}{a x_1 + b x_2 + d}$ $v(x_1, x_2) = \frac{a_v x_1 + b_v x_2 + d_v}{a x_1 + b x_2 + d}$	 $a_u = 5,8, b_u = 7,4, d_u = 4$ $a_v = -5,67, b_v = -0,3, d_v = 2$ $a = 0,22, b = -0,43, d = 1$
Bilinéaire	$u(x_1, x_2) = a_u x_1 + b_u x_2 + c_u x_1 x_2 + d_u$ $v(x_1, x_2) = a_v x_1 + b_v x_2 + c_v x_1 x_2 + d_v$	 $a_u = 0, b_u = 0, c_u = 0, d_u = 0$ $a_v = -0,2, b_v = 0,2$ $c_v = 0,015, d_v = 0$

Tableau 1-1. Transformations paramétriques usuelles et exemple d'application sur une image test.

Le Tableau 1-1 regroupe les quatre modèles paramétriques les plus utilisés avec les méthodes d'estimation du mouvement. Un exemple de déplacement d'une image test est également donné pour chacune des transformations.

Dans les cas où ces modèles ne suffisent pas, des fonctions polynomiales plus complexes peuvent également être employées, comme dans le cadre des méthodes d'estimation du mouvement utilisant les formes libres [Cotin '99, Karantzas '05, Sarrut '07].

### 1.1.5 Approches spatio-temporelles

Afin d'améliorer la qualité de l'estimation du mouvement, des méthodes utilisant la redondance temporelle de l'information ont été proposées. Ainsi, au lieu d'estimer le mouvement avec uniquement deux images, ces méthodes travaillent avec des séquences de plusieurs images. Plusieurs approches concernant la prise en compte des séquences d'images ont été proposées.

#### Stratégies d'estimation dans une séquence d'images

Etant donnée une séquence de plusieurs images (plus de deux images), deux stratégies de parcours de la séquence sont principalement utilisées.

##### Approche lagrangienne

Avec cette approche, la référence est toujours la première image de la séquence. Le schéma de principe est donné sur la Figure 1-4.

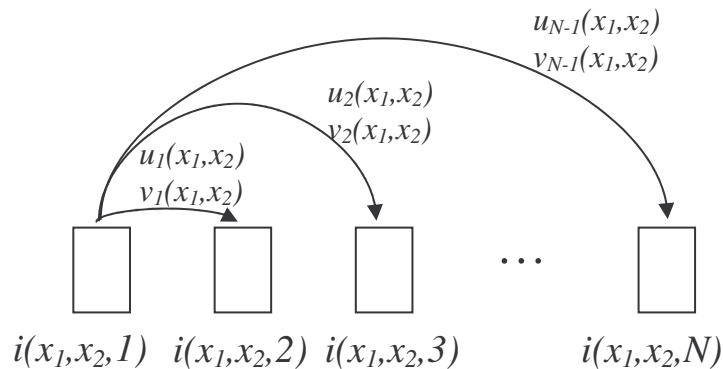
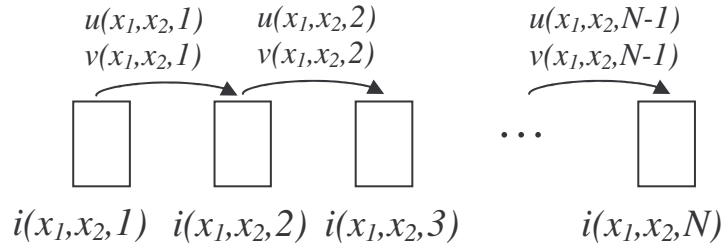


Figure 1-4. Schéma d'estimation du mouvement dans une séquence de N images selon l'approche lagrangienne.

Ainsi, les deux composantes du champ dense de mouvement (en chaque pixel de l'image) entre la première image de la séquence,  $i(x_1, x_2, 1)$ , et une image  $i(x_1, x_2, t)$ , avec  $t=2..N$ , sont notées  $u_{t-1}(x_1, x_2)$  et  $v_{t-1}(x_1, x_2)$ .

##### Approche eulérienne

Avec cette approche, l'estimation du mouvement se fait entre des paires d'images consécutives dans la séquence.



**Figure 1-5.** Schéma d'estimation du mouvement dans une séquence de N images selon l'approche eulérienne.

Les deux composantes du champ dense de mouvement entre deux images consécutives de la séquence,  $i(x_1, x_2, t)$  et  $i(x_1, x_2, t+1)$ , sont notées  $u(x_1, x_2, t)$  et  $v(x_1, x_2, t)$ .

### Méthodes basées sur des modèles spatio-temporels

Ces modèles sont très souvent séparément développés en espace et en temps. En ce qui concerne la partie spatiale, des modèles paramétriques comme ceux présentés en 1.1.4 sont habituellement utilisés et leur choix est fait en fonction de la complexité spatiale du mouvement à estimer.

Les modèles temporels proposés dépendent également de l'application. Le modèle le plus simple est de considérer que le mouvement de chaque pixel est linéaire en fonction du temps, ce qui implique une trajectoire linéaire des pixels [Adelson '85, Heeger '87].

$$\begin{aligned} u_t(x_1, x_2) &= v_u \cdot t \\ v_t(x_1, x_2) &= v_v \cdot t, \quad t = 1 \dots (N-1) \end{aligned} \quad (1-9)$$

A titre d'exemple, une méthode d'estimation du mouvement cardiaque avec des images échographiques, utilisant un modèle spatial affine et le modèle temporel en (1-9) est proposée dans [Suhling '05].

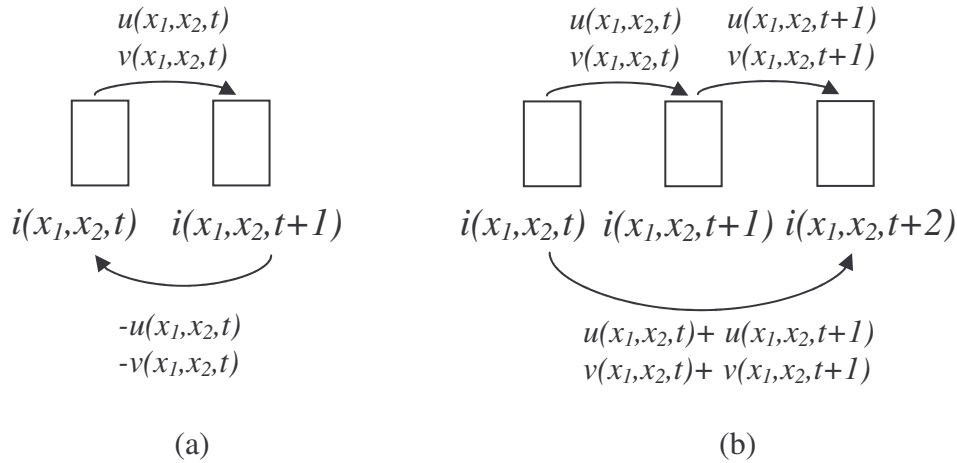
Un modèle temporel utilisant une trajectoire accélérée des pixels a également été utilisé [Alexiadis '07, Chen '94, Csillag '96].

$$\begin{aligned} u_t(x_1, x_2) &= v_u \cdot t + a_u \cdot t^2 \\ v_t(x_1, x_2) &= v_v \cdot t + a_v \cdot t^2, \quad t = 0 \dots (N-1) \end{aligned} \quad (1-10)$$

Des modèles de trajectoires temporelles plus complexes ont également été utilisés, comme celui basé sur des splines cubiques proposé dans [Cortelazzo '93].

### Contraintes sur le mouvement estimé dans des séquences d'images

Des méthodes basées sur l'algèbre de Lie ont été proposées pour contraindre a posteriori le mouvement estimé au cours d'une séquence d'images, afin d'éliminer d'éventuelles erreurs d'estimation. Le principe de ces méthodes repose essentiellement sur deux conditions de consistance du mouvement dans une séquence [Farsiu '05, Govindu '01, '04]. Ces deux conditions, très intuitives, sont représentées par les schémas sur la Figure 1-6.



**Figure 1-6. Conditions de consistance du mouvement au cours d'une séquence d'images : (a) anti-symétrie de Skew, (b) identité de Jacobi.**

A partir de ces deux conditions de consistance, ces méthodes proposent différentes fonctionnelles à minimiser afin de contraindre le mouvement préalablement estimé.

### **Prédiction dans des méthodes de mise en correspondance de blocs**

Nous rappelons qu'avec les méthodes de mise en correspondance de blocs, une zone de recherche est placée dans l'image cible pour chaque bloc de l'image de référence. Evidemment, le positionnement de ces zones de recherche est très important et influence la précision de l'estimation. Si aucune information a priori n'est prise en compte, la zone de recherche est centrée sur la position initiale du bloc à rechercher, comme sur la Figure 1-2. Néanmoins, pour des amplitudes de mouvement importantes, la taille des zones de recherche est grande. Cela implique des temps de calcul importants et rend difficile l'intégration de stratégies de recherche sous optimales.

Afin de palier ce problème, des méthodes de prédiction temporelle ont été proposées. Avec ces techniques, le positionnement des zones de recherche tient compte des estimations précédentes, entre des paires d'images antérieures dans la séquence. Différentes stratégies ont été proposées. La plupart de ces stratégies sont adaptées à l'estimation du mouvement dans les séquences vidéo [Eslami '06, Ismaeil '99, Kossentini '97, Luo '97].

### **Filtrage spatio-temporel**

Ce type de méthodes, très utilisé pour l'estimation de la vitesse de fluides, est basé sur une analyse spatio-temporelle qui peut être ramenée à la mesure de l'orientation de la trace laissée par l'objet sur le plan spatio-temporel. Les méthodes usuelles utilisent des filtres orientables pour estimer cette orientation spatio-temporelle [Freeman '91]. Généralement des bancs de filtres à différentes orientations sont utilisés afin de remonter à une information de vitesse ou de déplacement [Aoudi '06, Fleet '90, Heeger '87].

## 1.2 Estimation du mouvement appliquée à l'élastographie ultrasonore

### 1.2.1 Méthodes 1D

Compte tenu de la formation des images ultrasonores RF (juxtaposition de plusieurs signaux RF), les premières méthodes d'estimation du mouvement adaptées aux images échographiques ont été conçues pour estimer uniquement la composante axiale du vecteur déplacement.

La méthode la plus classique consiste à estimer le retard temporel entre des fenêtres 1D extraites de deux signaux RF avant et après l'application d'une petite compression. L'hypothèse faite par ces méthodes est qu'une compression statique de faible amplitude induit un déplacement local assimilable à une translation axiale. Cette translation axiale se traduit sur le signal RF par un décalage temporel, comme le montre la Figure 1-7 et l'équation (1-11).

$$s_1(t) = s_2(t + \tau) \quad (1-11)$$

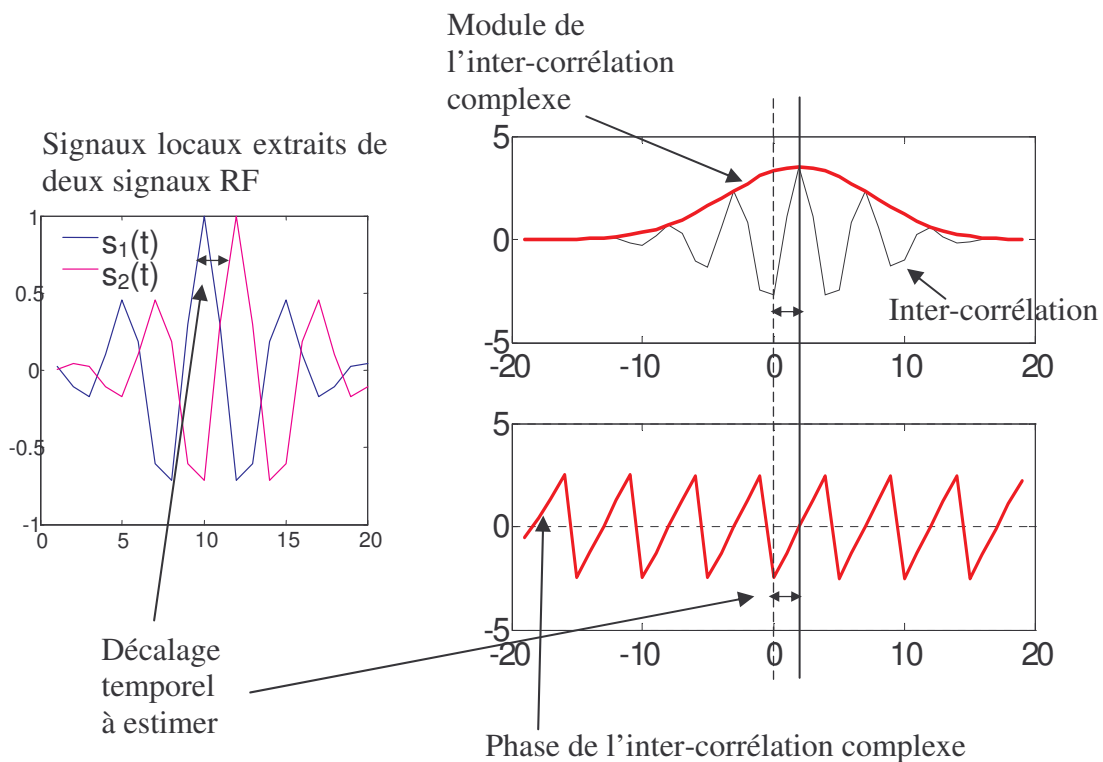


Figure 1-7. Principe des méthodes 1D d'estimation du décalage temporel local entre deux signaux RF, de deux images RF acquises avant et après l'application d'une compression statique.

La fonction d'inter-corrélation (notée  $C(\tau)$  dans (1-12)) est généralement utilisée afin d'estimer ce décalage temporel.



$$C(\tau) = \frac{1}{T} \int_0^T s_1^*(t) s_2(\tau + t) dt \quad (1-12)$$

Une méthode classique est d'assimiler le décalage à l'échantillon qui maximise cette fonction d'inter-corrélation [Hein '93, Kallel '93, Lubinski '99, Ophir '91]. Afin d'estimer des décalages avec une précision inférieure à l'échantillonnage des signaux RF, des méthodes basées sur l'interpolation de la fonction d'inter-corrélation ont été proposées [Cespedes '95, Geiman '00, Lai '99].

Afin d'éviter d'estimer le maximum de la fonction d'inter-corrélation, des méthodes estimant le décalage temporel et utilisant la phase de la fonction d'inter-corrélation complexe ont été proposées. La fonction d'inter-corrélation complexe est calculée à partir des signaux analytiques des deux fenêtres  $s_1$  et  $s_2$ , notés  $\tilde{s}_1$  et  $\tilde{s}_2$  (voir les équations (2-2), (2-3) et (2-4), page 39, pour plus de détails concernant le calcul des signaux analytiques 1D).

$$\tilde{C}(\tau) = \frac{1}{T} \int_0^T \tilde{s}_1^*(t) \tilde{s}_2(\tau + t) dt \quad (1-13)$$

En effet, le passage par zéro de la phase de la fonction d'inter-corrélation complexe correspond au maximum de son module. Ainsi, certains auteurs ont proposé des méthodes pour itérativement estimer ce passage par zéro [Liebgott '07, Pesavento '98, Pesavento '99].

Des méthodes combinant les deux approches (maximum de la corrélation et passage par zéro de la phase) ont également été proposées [Ebbini '06, Lubinski '99].

Une comparaison entre les méthodes utilisant la phase de la corrélation complexe et les méthodes qui estiment le maximum d'une fonction de ressemblance est donnée dans [Pinton '06].

En plus de leur formulation monodimensionnelle, ces méthodes ont le désavantage de ne pas tenir compte d'un autre phénomène qui peut intervenir lors de la compression des tissus. En effet, il a été démontré que la compression des tissus peut induire des variations de forme des signaux RF. Pour palier ce problème, des méthodes estimant le facteur d'échelle ont été proposées. Premièrement, un étirement global du signal RF après compression a été proposé afin d'obtenir des fenêtres plus corrélées utilisées ensuite localement pour estimer le décalage temporel [Alam '97]. Ensuite, des méthodes appliquées localement pour estimer le décalage temporel ( $\tau$ ) et le facteur d'échelle ( $\alpha$ ) ont été proposées. Dans ce cas, la relation qui lie les fenêtres 1D avant et après compression est :

$$s_1(t) = s_2(\alpha t + \tau) \quad (1-14)$$

Plusieurs méthodes estimant le facteur d'échelle peuvent être trouvées dans la littérature, basées dans la plupart des cas sur la maximisation de la corrélation entre les deux fenêtres [Alam '98, Bilgen '99, Brusseau '00]. Des méthodes analytiques basées sur une forme a priori des signaux RF et utilisant la phase de la corrélation complexe ont également été proposées plus récemment pour estimer le facteur d'échelle localement [Fromageau '07, Lindop '08].

## 1.2.2 Méthodes 2D

Nous rappelons qu'avec l'élastographie ultrasonore statique, une compression est appliquée aux tissus avec la sonde échographique. Bien que la compression soit appliquée le plus axialement possible, les tissus ne se déplacent pas uniquement dans cette direction. Ainsi, des déplacements latéraux sont présents et le fait de les prendre en compte (et éventuellement de les estimer) demeure très utile pour obtenir des méthodes plus robustes que les méthodes monodimensionnelles. Pour cela, des méthodes d'estimation du mouvement 2D ont été proposées et peuvent être classées en plusieurs catégories.

### Mise en correspondance de bloc

L'approche la plus classique est le speckle tracking, qui est une méthode de mise en correspondance de blocs appliquée aux images ultrasonores [Bohs '00, Bohs '91, Trahey '87]. Une comparaison des performances des fonctions de coût (critères de ressemblance) pour l'estimation des translations des blocs est faite dans [Viola '03]. Des méthodes de mise en correspondance de blocs utilisant des modèles paramétriques pour localement contrôler la déformation des tissus ont également été proposées [Maurice '04, Fai Yeung '98a, F. Yeung '98b, Zhu '99, Zhu '02].

Une méthode similaire aux méthodes de mise en correspondance de blocs, mais dans laquelle une fenêtre 1D (initialement déformée en tenant compte d'un modèle global de déformation) est cherchée dans l'image après compression a été présentée dans [Konofagou '98]. La position finale de la région d'intérêt 1D est donnée par le maximum de corrélation.

Des modèles 2D de compensation de la déformation locale et globale des signaux ultrasonores avant l'estimation du décalage spatial ont été également proposés dans [Chaturvedi '98].

### Méthodes différentielles

Nous rappelons que ces méthodes sont basées sur l'équation du flux optique, qui repose sur l'hypothèse de conservation de l'intensité lumineuse des pixels durant toute la trajectoire du mouvement. Cette hypothèse n'est pas respectée en échographie, ce qui rend difficile l'application des méthodes différentielles pour l'élastographie ultrasonore. Des méthodes ont tout de même été proposées, comme celle décrite dans [Pellot-Barakat '04]. Dans ce cas, les auteurs utilisent un modèle de régularisation local du champ de déplacement. Ainsi, l'énergie à minimiser est la somme d'un terme d'attache aux données et d'un terme qui minimise la variance locale du champ de déplacement, assurant ainsi la continuité de celui-ci.

Un exemple d'application des méthodes différentielles sur des images ultrasonores, ainsi qu'une comparaison entre leur performance, est donné dans [Baraldi '96]. Les champs 2-D de mouvement estimés avec trois de ces méthodes sur des images de simulation sont montrés sur la Figure 1-8.

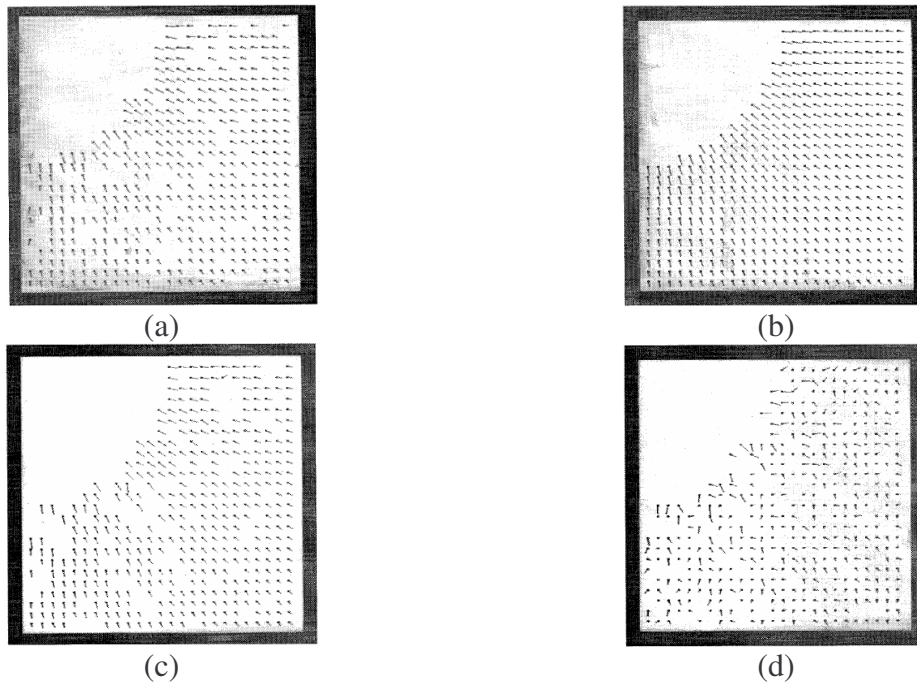


Figure 1-8. Images issues de [Baraldi '96]. Champ 2-D de mouvement (a) imposé, (b) estimé avec la méthode de Horn et Schunk [Horn '81], (c) estimé avec la méthode de Lucas et Kanade [Lucas '81], (d) estimé avec la méthode de Nagel [Nagel '86].

### Méthodes 2×1D

Une autre catégorie de méthodes consiste à étendre dans les deux directions les méthodes 1D d'estimation du mouvement adaptées aux images ultrasonores. Nous les appelons des méthodes 2×1D car, contrairement aux méthodes 2D, elles estiment séparément les deux composantes du vecteur déplacement. Néanmoins, l'application dans la direction latérale des méthodes 1D conçues pour l'estimation du déplacement axial ne peut pas être faite avec des images RF classiques. En effet, l'absence d'une modulation latérale rend impossible l'utilisation de la phase de la fonction de corrélation complexe.

Des techniques spécifiques de formation d'images ont été proposées afin d'obtenir des images RF avec modulations latérales, que nous appelons des images RF spécifiques ou RF 2-D dans ce mémoire. Ces images RF spécifiques permettent l'estimation de la composante latérale du vecteur déplacement avec des méthodes 1D initialement prévues pour estimer uniquement la composante axiale. Les techniques de formation d'images RF spécifiques, adaptées à l'estimation du mouvement, sont brièvement rappelées dans l'introduction de ce mémoire et amplement discutées dans [Liebgott '05a].

Une méthode d'estimation du mouvement 2×1D basée sur l'estimateur par passage par zéro de la phase de la corrélation complexe et appliquée à des images RF 2-D est proposée par Liebgott et al. dans [Liebgott '07]. Un exemple de champ 2-D de mouvement estimé avec cette méthode est montré sur la Figure 1-9.

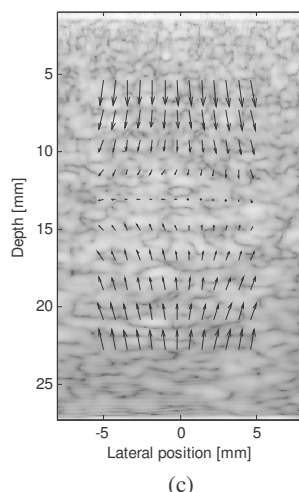


Figure 1-9. Champ 2-D de mouvements estimé avec la méthode détaillée dans [Liebgott '07] sur des images RF 2-D.

### 1.3 Orientations choisies et originalité du travail

Ce chapitre a été consacré à une présentation des différents types de méthodes d'estimation du mouvement et en particulier des méthodes adaptées et appliquées à l'élastographie ultrasonore. Comme l'échographie est une imagerie d'interférence, l'hypothèse de conservation lumineuse des pixels au cours du mouvement n'est pas respectée et fait que les méthodes différentielles soient difficilement applicables sur des images ultrasonores. Nous avons ainsi montré que les méthodes moins sensibles aux changements d'intensité lumineuse des pixels, comme celles basées sur la mise en correspondance de blocs ou sur l'utilisation de la fonction de corrélation, sont les plus répandues pour des applications avec des images ultrasonores. Nous avons également montré que des méthodes spécifiques de formation d'image ont été proposées afin de former des images ultrasonores adaptées à l'estimation du mouvement.

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à proposer des méthodes d'estimation du mouvement mieux adaptées aux spécificités de notre application (élastographie ultrasonore statique main libre) et aux images échographiques. Pour cela, trois voies complémentaires sont explorées. Chacune d'elles fera l'objet d'un chapitre de ce mémoire.

La première consiste à proposer une méthode d'estimation du mouvement adaptée aux images RF 2-D spécifiques dont nous avons fait référence précédemment. Nous avons montré que les méthodes existantes appliquées sur ces images sont des méthodes 2×1D, basées sur des estimateurs 1D du mouvement. Notre objectif est de proposer une méthode 2D basée sur une forme a priori des signaux 2D issus des images RF spécifiques. Cette voie mène à une méthode d'estimation du mouvement basée sur un estimateur analytique du décalage spatial utilisant la phase des signaux analytiques multidimensionnels. Cette méthode s'avère plus précise que les méthodes 2×1D existantes et plus précise que les méthodes 2D classiques de mise en correspondance de blocs.

La deuxième voie consiste à prendre en compte la complexité des déplacements à estimer. Pour cela, nous proposons une méthode de mise en correspondance de bloc s'appuyant sur un maillage localement déformable par un modèle bilinéaire du déplacement. Nous montrons que cette méthode est plus efficace pour la détection des tumeurs malignes thyroïdiennes que la méthode classique de mise en correspondance de blocs.

La troisième voie consiste à estimer le mouvement en utilisant des séquences de plus de deux images et à proposer un nouveau paramètre mieux adapté à la visualisation des tumeurs que les déformations axiales. Il est à noter que les techniques existantes d'estimation sur des séquences, citées dans le paragraphe 1.1.5, sont difficilement exploitables dans notre application. Dû à la compression main libre des tissus, il est effectivement difficile d'utiliser des modèles temporels paramétriques pour caractériser le mouvement.

Nous avons également évoqué dans la partie descriptive de l'élastographie statique, que la carte des déformations axiales est le plus souvent utilisée pour discriminer les tissus sur des critères de dureté. Mais comme la compression des tissus est difficilement contrôlable, il y a des cas où son orientation n'est pas uniquement axiale.

Dans cette thèse, nous proposons une méthode qui estime la direction principale de la compression appliquée. Nous proposons également un paramètre basé sur l'angle des vecteurs de déplacement, qui s'avère plus adapté pour la discrimination des tumeurs dans la thyroïde que les déformations axiales.

# Chapitre 2

## Estimation du mouvement basée sur la phase des signaux

### 2.1 Introduction

En échographie, le mouvement est estimé à partir des images d'amplitude RF ou mode B. Dans ce chapitre, nous proposons une méthode de mise en correspondance de blocs (BM), que nous appelons PBM (comme Phase Block Matching), adaptée à l'estimation du mouvement avec des images RF spécifiques [A. Basarab '08a]. Ce type d'images nous permet de calculer des images de phase porteuses du mouvement qui seront utilisées par notre méthode. Nous verrons que la méthode PBM, en utilisant quatre images de phase (pour le cas 2-D), conduit à l'obtention d'une expression analytique des déplacements [A. Basarab '07b, A. Basarab '07c].

Dans ce chapitre, nous donnons également une extension de l'estimation analytique des déplacements dans le cas n-D [A. Basarab '08b].

### 2.2 Méthode

#### 2.2.1 Description générale de la méthode PBM

Nous considérons une paire d'images échographiques notées  $i_1(x_1, x_2)$  et  $i_2(x_1, x_2)$  représentant le même milieu avant et après l'application d'une compression. Ainsi, les deux composantes du vecteur de déplacement, notées  $u(x_1, x_2)$  et  $v(x_1, x_2)$ , relient les deux images ultrasonores comme le montre l'équation (2-1).

$$i_2(x_1, x_2) = i_1(x_1 + u(x_1, x_2), x_2 + v(x_1, x_2)) \quad (2-1)$$

Notre méthode n'utilise pas directement les images  $i_1$  et  $i_2$  pour estimer le mouvement, mais quatre images de phase calculées à partir de ces images. Pour obtenir les images de phase, quatre signaux analytiques 2-D sont utilisés et les détails de ces calculs sont donnés dans le paragraphe 2.2.2.

Les principales étapes de la méthode PBM pour estimer le champ dense du mouvement entre deux images échographiques sont données ci-dessous.

1. Définir une grille régulière de nœuds sur l'image  $i_1$ , de pas  $(G_1, G_2)$ .
  2. Calculer 4 images complexes ( $i_{11}, i_{12}, i_{21}, i_{22}$ ), les deux premières correspondant à l'image  $i_1$  et les deux autres à l'image  $i_2$  (voir 2.2.2).
  3. Extraire les phases des quatre images complexes, qu'on notera  $\phi_{11}(x_1, x_2)$ ,  $\phi_{12}(x_1, x_2)$ ,  $\phi_{21}(x_1, x_2)$  et  $\phi_{22}(x_1, x_2)$ .
- Pour chaque nœud  $N_i$  à la position  $(P_{i1}, P_{i2})$**
4. Considérer une région d'intérêt (ROI) de taille  $(L_1, L_2)$  autour du nœud courant.
- Cette ROI sera notée  $s_1(x_1, x_2)$  dans les sections suivantes.**
5. Initialiser les translations du nœud courant  $(D_{i1}, D_{i2})$  (voir 2.2.3).
  6. Considérer un bloc  $s_2$  à la position  $(P_{i1}+D_{i1}, P_{i2}+D_{i2})$ . Estimer les translations du nœud courant (voir 2.2.4).
  7. Si dernier nœud, aller au 8, sinon aller au 4.
- Calcul du champ dense**
8. Calculer le champ dense du mouvement par interpolation bilinéaire de chaque composante des vecteurs du mouvement estimés pour chaque nœud.

Une représentation schématique des nœuds de la grille régulière, d'une ROI  $s_1$  prise autour d'un nœud  $N_i$  et de l'initialisation des translations des nœuds sont donnés sur la Figure 2-1.

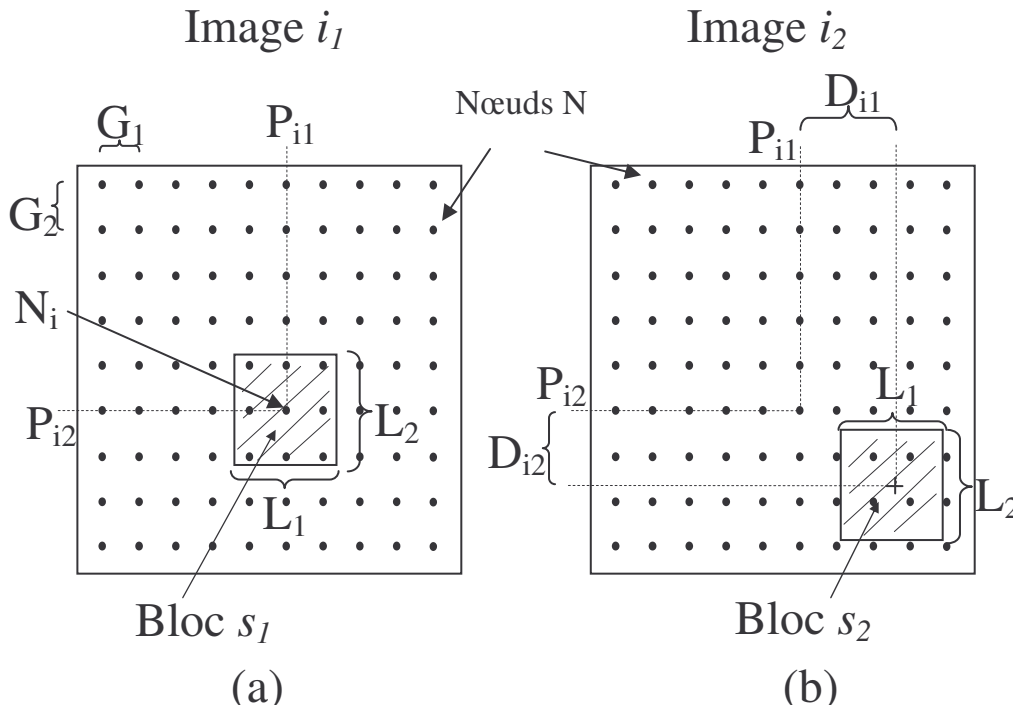


Figure 2-1. (a) Grille régulière (pas  $G_1 \times G_2$ ) dans l'image référence  $i_1$  et un exemple de région d'intérêt (ROI)  $s_1$  de taille  $L_1 \times L_2$  autour d'un nœud  $N_i$ . (b) Bloc  $s_2$  considéré dans l'image cible  $i_2$  en tenant compte de l'initialisation des translations du nœud  $N_i$ . Le bloc  $s_2$  est utilisé pour estimer les translations du nœud courant.



## 2.2.2 Signaux analytiques

Dans ce paragraphe, nous montrons comment les quatre images complexes sont obtenues à l'étape 2 en utilisant quatre signaux analytiques 2-D.

Nous rappelons que pour un signal unidimensionnel  $s(x_1)$ , sa transformée de Hilbert, qu'on notera ici  $S_H(x_1)$ , est définie dans le domaine de Fourier par [De Coulon '84]:

$$S_H(u_1) = -j \operatorname{sgn}(u_1) S(u_1), \quad (2-2)$$

où les lettres majuscules indiquent les transformées de Fourier (TF) des signaux,  $u_1$  est la variable fréquentielle et la fonction  $\operatorname{sgn}(x)$  est définie en (2-3).

$$\operatorname{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } x > 0 \\ 0 & \text{pour } x = 0, \\ -1 & \text{pour } x < 0 \end{cases}, \quad (2-3)$$

Ainsi, le signal analytique 1-D de  $s(x_1)$  est défini par :

$$s_I(x_1) = s(x_1) + j S_H(x_1) \quad (2-4)$$

Dans le domaine fréquentiel, le signal analytique d'une fonction unidimensionnelle a la propriété de ne garder que la partie du spectre de la fonction initiale correspondant aux fréquences positives.

$$S_I(u_1) = \begin{cases} 2S(u_1) & \text{pour } u_1 > 0 \\ S(u_1) & \text{pour } u_1 = 0, \\ 0 & \text{pour } u_1 < 0 \end{cases}, \quad (2-5)$$

Par analogie avec le cas 1-D, la transformée de Hilbert peut aussi être définie dans le cas des signaux bidimensionnels. Parmi les définitions de la transformée de Hilbert multidimensionnelle que nous pouvons trouver dans la littérature [T. Bulow '99, T. Bulow '01, Hahn '92], nous en retenons trois, comme le montre les équations (2-6), (2-7) et (2-8). Les trois transformées de Hilbert sont définies dans le domaine de Fourier pour un signal 2-D noté  $s(x_1, x_2)$ .

$$S_H(u_1, u_2) = -\operatorname{sgn}(u_1) \operatorname{sgn}(u_2) S(u_1, u_2) \quad (2-6)$$

$$S_H^1(u_1, u_2) = -j \operatorname{sgn}(u_1) S(u_1, u_2) \quad (2-7)$$

$$S_H^2(u_1, u_2) = -j \operatorname{sgn}(u_2) S(u_1, u_2) \quad (2-8)$$

A partir des transformées de Hilbert que nous venons de définir, nous construisons deux signaux analytiques notés  $s_I(x_1, x_2)$  et  $s_2(x_1, x_2)$  et dont les transformées de Fourier s'écrivent :

$$S_I(u_1, u_2) = S(u_1, u_2) - S_H(u_1, u_2) + j \left( S_H^1(u_1, u_2) + S_H^2(u_1, u_2) \right) \quad (2-9)$$



$$S_2(u_1, u_2) = S(u_1, u_2) + S_H(u_1, u_2) + j(S_H^2(u_1, u_2) - S_H^I(u_1, u_2)) \quad (2-10)$$

En utilisant des calculs élémentaires nous pouvons re-écrire les équations (2-9) et (2-10) sous la forme :

$$S_I(u_1, u_2) = S(u_1, u_2)(1 + \text{sgn}(u_1))(1 + \text{sgn}(u_2)) \quad (2-11)$$

$$S_2(u_1, u_2) = S(u_1, u_2)(1 - \text{sgn}(u_1))(1 + \text{sgn}(u_2)) \quad (2-12)$$

La Figure 2-2 montre les spectres de ces deux signaux analytiques. Contrairement au cas 1-D, chaque signal analytique 2-D pris séparément ne permet pas de reconstituer le signal de départ.

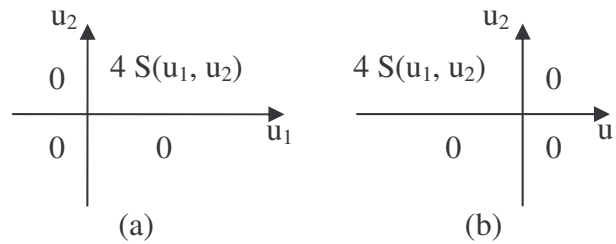


Figure 2-2. Spectres des signaux analytiques (a)  $S_I(u_1, u_2)$  et (b)  $S_2(u_1, u_2)$ .

### Remarque

Dans l'Annexe B nous montrons comment les signaux analytiques bidimensionnels peuvent être utilisés pour une détection d'enveloppe 2-D, adaptée aux images RF spécifiques utilisées pour estimer le mouvement avec la méthode PBM.

Les transformées de Fourier des quatre images complexes ( $i_{11}$ ,  $i_{12}$ ,  $i_{21}$ ,  $i_{22}$ ) sont calculées donc à partir des transformées de Fourier des images  $i_1$  et  $i_2$  comme le montre les équations dans (2-13).

$$\begin{aligned} I_{11}(u_1, u_2) &= I_1(u_1, u_2)(1 + \text{sgn}(u_1))(1 + \text{sgn}(u_2)) \\ I_{12}(u_1, u_2) &= I_1(u_1, u_2)(1 - \text{sgn}(u_1))(1 + \text{sgn}(u_2)) \\ I_{21}(u_1, u_2) &= I_2(u_1, u_2)(1 + \text{sgn}(u_1))(1 + \text{sgn}(u_2)) \\ I_{22}(u_1, u_2) &= I_2(u_1, u_2)(1 - \text{sgn}(u_1))(1 + \text{sgn}(u_2)) \end{aligned} \quad (2-13)$$

Les images complexes dont on extrait la phase à l'étape 3 de l'algorithme de la méthode PBM sont :

$$i_{ij}(x_1, x_2) = TF^{-1}\{I_{ij}(u_1, u_2)\}, \quad i, j = 1, 2 \quad (2-14)$$

Nous avons donc :

$$\phi_{ij}(x_1, x_2) = \arctan \left( \frac{\text{Im}(i_{ij}(x_1, x_2))}{\text{Re}(i_{ij}(x_1, x_2))} \right), \quad i, j = 1, 2, \quad (2-15)$$

### 2.2.3 Initialisation des translations des nœuds

Afin d'estimer les déplacements de chaque ROI, tous les nœuds devront être traités un par un. Nous proposons pour cela une méthode pour parcourir les nœuds adaptée à l'élastographie ultrasonore. Nous rappelons qu'avec cette technique médicale, les tissus examinés sont comprimés légèrement et directement avec la sonde échographique. Comme les déplacements sont estimés par rapport à la sonde, nous pouvons faire trois hypothèses :

- les tissus en contact avec la sonde subissent de très petits déplacements.
- le déplacement axial des tissus augmente progressivement avec la profondeur dans l'image.
- le déplacement latéral des tissus augmente quand on s'éloigne de la partie centrale de l'image.

Afin de prendre en compte les trois hypothèses énumérées ci-dessus, nous proposons une initialisation des translations de chaque nœud en fonction des estimations des nœuds précédemment traités. Pour cela, nous proposons un parcours en triangle des nœuds, en commençant par celui se trouvant dans la colonne centrale de l'image et le plus haut dans l'image. Pour ce nœud, les translations initiales sont imposées égales à zéro. Ensuite, la grille est parcourue autour de ce nœud et en suivant des triangles descendant dans l'image, comme le montre la Figure 2-3.

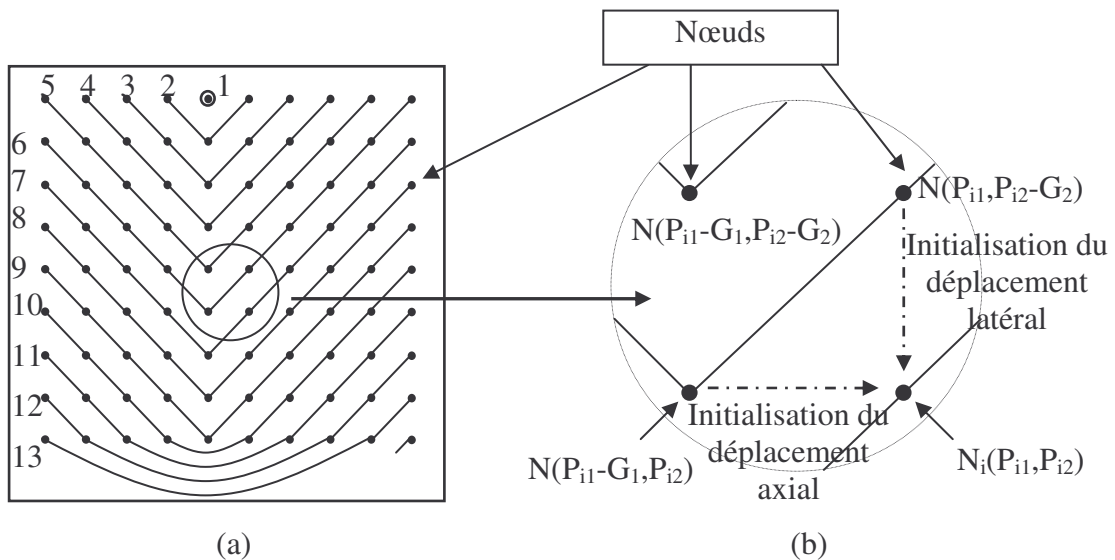


Figure 2-3. Parcours en triangle de l'image référence pour l'estimation du champ de déplacement et initialisation des translations des nœuds. (a) Les points représentent les nœuds  $N$ . Le parcours des nœuds se fait en triangle, suivant les traits et en ordre numérique croissant. (b) Exemple d'initialisation des translations pour un nœud  $N_i$  de coordonnées  $(P_{i1}, P_{i2})$ .

Cette modalité de parcours des nœuds nous permet d'initialiser les translations du nœud courant en utilisant les relations dans (2-16). Dans celles-ci,  $(D_{i1}, D_{i2})$  représentent les

translations prédites du nœud courant (se trouvant à la position  $(P_{i1}, P_{i2})$  dans la Figure 2-3) et  $(d_1, d_2)$  le déplacement estimé précédemment pour les nœuds voisins respectifs.

$$\begin{aligned} D_{i1} &= \text{rint}(d_1 [N(P_{i1}, P_{i2} - G_2)]) \\ D_{i2} &= \text{rint}(d_2 [N(P_{i1} - G_1, P_{i2})]), \end{aligned} \quad (2-16)$$

où  $\text{rint}(x)$  est la fonction qui arrondit  $x$  à l'entier le plus proche.

## 2.2.4 Estimation locale

L'estimation locale des translations d'une ROI considérée autour d'un nœud constitue le cœur de la méthode d'estimation du mouvement PBM. Cette estimation est faite en utilisant les phases locales des signaux, extraites des images de phase calculées à l'étape précédente. Ainsi, nous proposons une méthode analytique pour estimer ces translations qui remplace une estimation basée sur une fonction de coût (corrélation normalisée NCC, somme des différences absolues SAD, somme des carrés des différences SSD, etc.) dans le cadre d'un BM classique.

### 2.2.4.1 Modèle local de l'image

Nous proposons donc un estimateur analytique des translations d'une ROI considérée autour d'un nœud  $N_i$ . Si nous notons par  $(P_{i1}, P_{i2})$  la position du nœud  $N_i$  dans l'image  $i_1$ , alors la ROI correspondante, notée  $s_1$ , est définie par :

$$s_1 : \left[ P_{i1} - \frac{L_1}{2}, P_{i1} + \frac{L_1}{2} \right] \times \left[ P_{i2} - \frac{L_2}{2}, P_{i2} + \frac{L_2}{2} \right] \rightarrow \mathbb{R}, \quad s_1(x_1, x_2) = i_1(x_1, x_2) \quad (2-17)$$

Nous rappelons que la méthode PBM proposée est adaptée pour estimer le mouvement avec des images RF spécifiques. Ainsi, utilisant la PSF et la méthode de formation d'image proposées par H. Liebgott en [Liebgott '07], la forme locale des images RF peut être contrôlée et présente des oscillations latérales. Nous pouvons donc considérer que la ROI  $s_1$  en (2-17) suit la forme en (2-18).

$$s_1(x_1, x_2) = w_{s1}(x_1, x_2) \cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \cos(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})), \quad (2-18)$$

où  $f_1$  et  $f_2$  sont les fréquences spatiales sur chacune des directions, supposées connues, et  $w_{s1}$  est une fenêtre de pondération avec un support spectral disjoint de celui du cosinus 2-D.

Afin d'estimer la translation de la ROI  $s_1$ , un bloc de la même taille et noté  $s_2$  est considéré dans l'image  $i_2$ . La position du bloc  $s_2$  dans l'image  $i_2$  prend en compte l'initialisation des translations du nœud courant. Ainsi,  $s_2$  est défini comme le montre l'équation (2-19).

$$\begin{aligned} s_2 : \left[ P_{i1} - \frac{L_1}{2} + D_{i1}, P_{i1} + \frac{L_1}{2} + D_{i1} \right] \times \left[ P_{i2} - \frac{L_2}{2} + D_{i2}, P_{i2} + \frac{L_2}{2} + D_{i2} \right] \rightarrow \mathbb{R} \\ s_2(x_1, x_2) = i_2(x_1, x_2) \end{aligned} \quad (2-19)$$

Etant donné que l'image  $i_2$  a été formée en utilisant la même formation de voies que l'image  $i_1$ , nous considérons que le bloc  $s_2$  suit la forme en (2-20).

$$s_2(x_1, x_2) = w_{s_2}(x_1, x_2) \cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s_{21}})) \cos(2\pi f_2(x_2 - d_{s_{22}})) \quad (2-20)$$

### 2.2.4.2 Estimation des translations

Dans le paragraphe précédent, nous avons considéré des formes a priori pour la ROI  $s_1$  et son correspondant dans l'image  $i_2$ , noté  $s_2$ . Nous rappelons que l'objectif est d'estimer les translations de  $s_1$ . Cela revient à estimer le décalage relatif entre  $s_1$  et  $s_2$ , noté  $d_1$  et  $d_2$  dans (2-21).

$$\begin{aligned} d_1 &= d_{s_{21}} - d_{s_{11}} \\ d_2 &= d_{s_{22}} - d_{s_{12}} \end{aligned} \quad (2-21)$$

Nous précisons que la méthode d'estimation des translations que nous présenterons plus bas fonctionne pour des décalages relatifs entre  $s_1$  et  $s_2$  plus petits que leur demi période. Dans notre cas, cette hypothèse est valable compte tenu de l'utilisation de la méthode d'initialisation des translations en 2.2.3.

A l'étape 3 de la méthode PBM, nous avons calculé quatre images de phase, correspondant aux deux signaux analytiques présentés dans le paragraphe 2.2.2 et appliqués aux deux images  $i_1$  et  $i_2$ . Les phases locales correspondant aux blocs  $s_1$  et  $s_2$ , notées  $\phi_{s_{11}}(x_1, x_2)$ ,  $\phi_{s_{12}}(x_1, x_2)$ ,  $\phi_{s_{21}}(x_1, x_2)$  et  $\phi_{s_{22}}(x_1, x_2)$  et extraites des quatre images de phase calculées à l'étape 3, sont définies comme le montre l'équation (2-22).

$$\begin{aligned} \phi_{s_{11}}, \phi_{s_{12}} : \left[ P_{i1} - \frac{L_1}{2}, P_{i1} + \frac{L_1}{2} \right] \times \left[ P_{i2} - \frac{L_2}{2}, P_{i2} + \frac{L_2}{2} \right] &\rightarrow [-\pi, \pi] \\ \phi_{s_{11}}(x_1, x_2) &= \phi_{i_{11}}(x_1, x_2) \text{ et } \phi_{s_{12}}(x_1, x_2) = \phi_{i_{12}}(x_1, x_2) \\ \phi_{s_{21}}, \phi_{s_{22}} : \left[ P_{i1} - \frac{L_1}{2} + D_{i1}, P_{i1} + \frac{L_1}{2} + D_{i1} \right] \times \left[ P_{i2} - \frac{L_2}{2} + D_{i2}, P_{i2} + \frac{L_2}{2} + D_{i2} \right] &\rightarrow [-\pi, \pi] \\ \phi_{s_{21}}(x_1, x_2) &= \phi_{i_{21}}(x_1, x_2) \text{ et } \phi_{s_{22}}(x_1, x_2) = \phi_{i_{22}}(x_1, x_2) \end{aligned} \quad (2-22)$$

Compte tenu de la forme de  $s_1$  et  $s_2$  et des définitions des signaux analytiques utilisés, nous pouvons en déduire une forme analytique des quatre phases locales (voir (2-23)).

$$\begin{aligned} \phi_{s_{11}}(x_1, x_2) &= 2\pi f_1(x_1 - d_{s_{11}}) + 2\pi f_2(x_2 - d_{s_{12}}) \\ \phi_{s_{12}}(x_1, x_2) &= -2\pi f_1(x_1 - d_{s_{11}}) + 2\pi f_2(x_2 - d_{s_{12}}) \\ \phi_{s_{21}}(x_1, x_2) &= 2\pi f_1(x_1 - d_{s_{21}}) + 2\pi f_2(x_2 - d_{s_{22}}) \\ \phi_{s_{22}}(x_1, x_2) &= -2\pi f_1(x_1 - d_{s_{21}}) + 2\pi f_2(x_2 - d_{s_{22}}) \end{aligned} \quad (2-23)$$

Une démonstration mathématique conduisant à la forme linéaire des phases en (2-23) est donnée dans l'annexe A pour des signaux multidimensionnels. Prenons tout de même un exemple afin de montrer comment la forme des phases locales peut être obtenue.

## Exemple

Considérons le cas de  $s_1$ . Compte tenu des hypothèses que nous avons faites sur la forme de ce signal bidimensionnel, nous en déduisons la forme analytique de ces transformées de Hilbert.

$$\begin{aligned} s_H(x_1, x_2) &= w_{s_1}(x_1, x_2) \sin(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \sin(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})) \\ s_H^1(x_1, x_2) &= w_{s_1}(x_1, x_2) \sin(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \cos(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})) \\ s_H^2(x_1, x_2) &= w_{s_1}(x_1, x_2) \cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \sin(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})) \end{aligned} \quad (2-24)$$

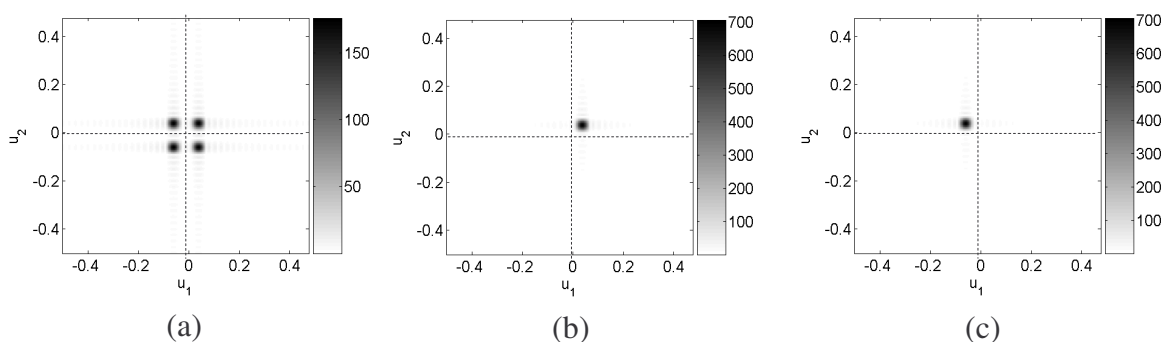
Ainsi, le premier signal analytique défini en (2-13) peut s'écrire sous la forme :

$$\begin{aligned} s_{11}(x_1, x_2) &= w_{s_1}(x_1, x_2) [\cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \cos(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})) - \\ &\quad \sin(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \sin(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})) + \\ &\quad j(\sin(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \cos(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})) + \\ &\quad \cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s11})) \sin(2\pi f_2(x_2 - d_{s12})))] \end{aligned} \quad (2-25)$$

En utilisant des relations trigonométriques usuelles, le signal analytique en (2-25) peut se mettre sous la forme :

$$s_{11}(x_1, x_2) = w_{s_1}(x_1, x_2) \exp(j(2\pi f_1(x_1 - d_{s11}) + 2\pi f_2(x_2 - d_{s12}))), \quad (2-26)$$

ce qui nous conduit à la forme linéaire de la phase en (2-23). Des démonstrations très similaires pourraient être proposées pour le deuxième signal analytique et pour le signal  $s_2$ . Nous donnons un exemple numérique afin d'illustrer le comportement des signaux analytiques utilisés. Pour cela, une simulation numérique a été considérée, pour une fenêtre de pondération gaussienne. Les spectres du signal réel  $s_1$  et des deux signaux analytiques sont donnés sur la Figure 2-4.



**Figure 2-4. Modules des transformées de Fourier (a) du signal réel  $s_1$ , (b) du signal analytique  $s_{11}$  et (c) du signal analytique  $s_{12}$ .**

Nous observons sur la Figure 2-4 que les deux signaux analytiques ne gardent qu'un seul quadrant dans le domaine de Fourier. Nous observons également que pour ce quadrant le module de la transformée de Fourier est quatre fois plus grand que celui correspondant au signal initial. Les phases des deux signaux analytiques sont données sur la Figure 2-5.

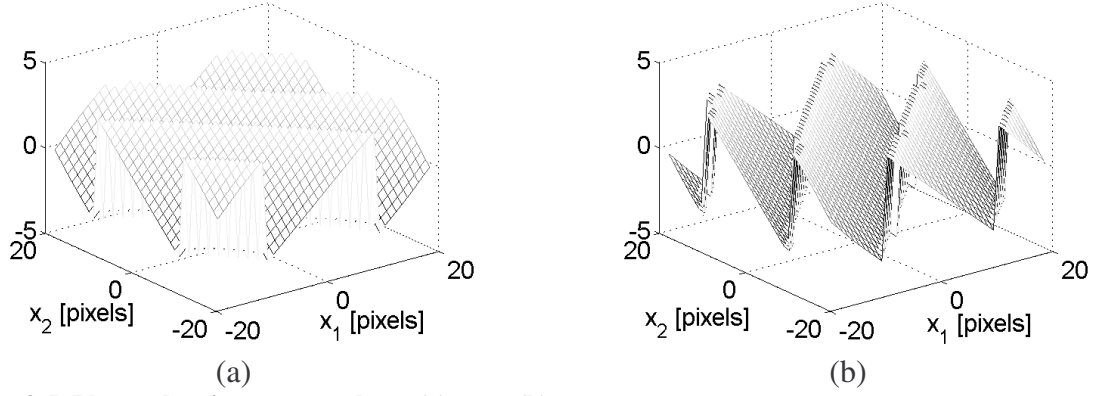


Figure 2-5. Phases des signaux complexes (a)  $s_{11}$  et (b)  $s_{12}$ .

Nous montrons sur la Figure 2-5 que les phases des signaux analytiques utilisés pour l'estimation sont linéaires. Elles ne le sont tout de même pas sur tout le domaine de définition, mais présentent des sauts de phase dus au fait qu'elles prennent des valeurs entre  $-\pi$  et  $\pi$ .

Repartons maintenant du modèle linéaire des phases des signaux analytiques donnés en (2-23). Nous notons par  $\phi_1(x_1, x_2)$  et par  $\phi_2(x_1, x_2)$  les différences de phase correspondant au même signal analytique appliqué à la ROI  $s_1$  et au bloc  $s_2$ .

$$\begin{aligned}\phi_1(x_1, x_2) &= \phi_{s11}(x_1, x_2) - \phi_{s21}(x_1, x_2) \\ \phi_2(x_1, x_2) &= \phi_{s12}(x_1, x_2) - \phi_{s22}(x_1, x_2)\end{aligned}\quad (2-27)$$

Les équations en (2-23) et (2-27) nous permettent d'obtenir la forme analytique des différences de phase  $\phi_1(x_1, x_2)$  et  $\phi_2(x_1, x_2)$ .

$$\begin{aligned}\phi_1(x_1, x_2) &= 2\pi f_1 d_1 + 2\pi f_2 d_2 \\ \phi_2(x_1, x_2) &= -2\pi f_1 d_1 + 2\pi f_2 d_2\end{aligned}\quad (2-28)$$

Ainsi, nous faisons apparaître des décalages  $d_1$  et  $d_2$  que nous cherchons à estimer dans les expressions analytiques des deux différences de phase en (2-28). Nous observons également que ces deux fonctions  $\phi_1$  et  $\phi_2$  ne dépendent pas de la variable spatiale  $(x_1, x_2)$  et sont donc constantes sur les domaines de définition de  $s_1$  et  $s_2$ . Dans la pratique, les sauts de phases font que les phases des signaux analytiques ne sont linéaires que par morceaux. Néanmoins, les points correspondant aux sauts de phase peuvent être facilement éliminés en tenant compte du fait que  $\phi_1$  et  $\phi_2$  sont sensés être constants et que les décalages que nous estimons sont inférieurs à la demi période des signaux. Ainsi, un seuil que nous avons fixé à  $\pi$  est appliqué aux différences de phase mesurées. Nous notons par  $\Omega$  l'ensemble des points  $x_1$  et  $x_2$  pour lesquels  $\phi_1(x_1, x_2)$  et  $\phi_2(x_1, x_2)$  sont plus petits que ce seuil. Soient  $\bar{\phi}_1$  et  $\bar{\phi}_2$  les valeurs moyennes de  $\phi_1(x_1, x_2)$  et  $\phi_2(x_1, x_2)$  sur le domaine  $\Omega$ . Les deux équations en (2-28) peuvent alors s'écrire :

$$\begin{pmatrix} \bar{\phi}_1 \\ \bar{\phi}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2\pi f_1 & 2\pi f_2 \\ -2\pi f_1 & 2\pi f_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \end{pmatrix}\quad (2-29)$$

Ce système à deux équations avec deux inconnues est résolu analytiquement afin de donner les estimations de  $d_1$  et  $d_2$ , notées  $\hat{d}_1$  et  $\hat{d}_2$ .

$$\begin{aligned}\hat{d}_1 &= \frac{\bar{\phi}_1 - \bar{\phi}_2}{4\pi f_1} \\ \hat{d}_2 &= \frac{\bar{\phi}_1 + \bar{\phi}_2}{4\pi f_2}\end{aligned}\tag{2-30}$$

Les translations finales du nœud courant sont alors :

$$\begin{aligned}d_1 [N(P_{i1}, P_{i2})] &= \hat{d}_1 + D_{i1} \\ d_2 [N(P_{i1}, P_{i2})] &= \hat{d}_2 + D_{i2}\end{aligned}\tag{2-31}$$

Nous donnons plus bas l'algorithme d'estimation des translations d'une ROI  $s_1$ , correspondant au développement mathématique détaillé dans ce paragraphe.

1. Considérer une ROI  $s_1$  dans l'image  $i_1$  autour du nœud courant.
2. Considérer un bloc  $s_2$  dans l'image  $i_2$ , de même taille que  $s_1$ . La position de  $s_2$  tient compte de l'initialisation des translations du nœud courant.
3. Extraire les quatre phases locales, correspondant à  $s_1$  et  $s_2$ , des 4 images de phase.
4. Calculer deux différences de phase,  $\phi_1(x_1, x_2)$  et  $\phi_2(x_1, x_2)$ .
5. Trouver le domaine  $\Omega$  des points  $(x_1, x_2)$  pour lesquels  $|\phi_1(x_1, x_2)| \leq \pi$  et  $|\phi_2(x_1, x_2)| \leq \pi$ .
6. Calculer les valeurs moyennes de  $\phi_1(x_1, x_2)$  et  $\phi_2(x_1, x_2)$  sur  $\Omega$ .
7. Calculer les estimations des  $d_1$  et  $d_2$ .
8. Obtenir les translations finales du nœud courant.

### 2.2.4.3 Estimation n-D

Dans ce paragraphe, nous donnons une extension à  $n$  dimensions de l'estimateur 2-D des décalages présenté auparavant et utilisé pour estimer les translations des nœuds avec la méthode PBM. Le développement mathématique complet ainsi qu'une étude statistique de l'estimateur n-D sont présentés dans l'annexe A.

Le modèle du signal considéré est une extension à  $n$  dimensions de celui utilisé dans le paragraphe précédent, basé sur un produit de cosinus pondéré par une fenêtre dont le spectre est disjoint de celui des cosinus.

$$\begin{aligned}s_1(\mathbf{x}) &= w_{s1}(\mathbf{x}) \prod_{k=1}^n \cos(2\pi f_k(x_k - d_{s1k})) \\ s_2(\mathbf{x}) &= w_{s2}(\mathbf{x}) \prod_{k=1}^n \cos(2\pi f_k(x_k - d_{s2k}))\end{aligned}\tag{2-32}$$

L'objectif de la méthode est dans ce cas de figure d'estimer le décalage relatif entre  $s_1$  et  $s_2$ , soit le vecteur  $\mathbf{d}$ .

$$\mathbf{d} = [d_{s21}, d_{s22}, \dots, d_{s2n}]^T - [d_{s11}, d_{s12}, \dots, d_{s1n}]^T \quad (2-33)$$

Une série de  $n$  signaux analytiques multidimensionnels, appliqués aux signaux  $s_1$  et  $s_2$ , est utilisée afin d'estimer ce décalage relatif. Les signaux analytiques sont définis dans le domaine de Fourier par :

$$\begin{aligned} S_{1i}(\mathbf{u}) &= S_1(\mathbf{u}) \prod_{k=1}^n \left( 1 + (-1)^{\mathbf{b}_i^{(k)}} \text{sign}(u_k) \right) \\ S_{2i}(\mathbf{u}) &= S_2(\mathbf{u}) \prod_{k=1}^n \left( 1 + (-1)^{\mathbf{b}_i^{(k)}} \text{sign}(u_k) \right) \end{aligned} \quad (2-34)$$

Dans (2-34),  $\mathbf{b}_i$  est un vecteur n-D dont les éléments sont égaux à 0 ou à 1.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{b}_1^T \\ \mathbf{b}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{b}_{n-1}^T \\ \mathbf{b}_n^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2-35)$$

Comme dans le cas 2-D, nous pouvons montrer (voir annexe A) que les phases de ces signaux analytiques suivent les modèles linéaires en (2-36).

$$\begin{aligned} \phi_{s1i}(\mathbf{x}) &= \phi(s_{1i}(\mathbf{x})) = \sum_{k=1}^n 2\pi f_k (-1)^{\mathbf{b}_i^{(k)}} (x_k - d_{s1k}) \\ \phi_{s2i}(\mathbf{x}) &= \phi(s_{2i}(\mathbf{x})) = \sum_{k=1}^n 2\pi f_k (-1)^{\mathbf{b}_i^{(k)}} (x_k - d_{s2k}) \end{aligned} \quad (2-36)$$

En utilisant les phases en (2-36), nous calculons  $n$  différences de phase, notées  $\phi_i(\mathbf{x})$ .

$$\phi_i(\mathbf{x}) = \phi_{s1i}(\mathbf{x}) - \phi_{s2i}(\mathbf{x}), \quad i = 1..n \quad (2-37)$$

Compte tenu des modèles de phase en (2-36) et considérant un domaine de définition fini pour les signaux  $s_1$  et  $s_2$ , sur lequel on note  $\bar{\phi}_i$  la moyenne de  $\phi_i(\mathbf{x})$ , notre problème d'estimation s'écrit sous la forme matricielle suivante :



$$\begin{pmatrix} \bar{\phi}_1 \\ \bar{\phi}_2 \\ \vdots \\ \bar{\phi}_n \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} 2\pi f_1 & 2\pi f_2 & 2\pi f_3 & \cdots & 2\pi f_n \\ -2\pi f_1 & 2\pi f_2 & 2\pi f_3 & \cdots & 2\pi f_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -2\pi f_1 & -2\pi f_2 & -2\pi f_3 & \cdots & 2\pi f_n \end{pmatrix}}_H \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_n \end{pmatrix} \quad (2-38)$$

La matrice H peut être analytiquement inversée, ce qui nous conduit à une estimation analytique du vecteur  $\mathbf{d}$ , que nous allons noter  $\hat{\mathbf{d}}_{MAS}$ , comme *mean analytic shift estimation* (voir annexe A).

$$\hat{\mathbf{d}}_{MAS} = \begin{pmatrix} \frac{1}{4\pi f_1} (\bar{\phi}_1(\mathbf{x}) - \bar{\phi}_2(\mathbf{x})) \\ \vdots \\ \frac{1}{4\pi f_{n-1}} (\bar{\phi}_{n-1}(\mathbf{x}) - \bar{\phi}_n(\mathbf{x})) \\ \frac{1}{4\pi f_n} (\bar{\phi}_n(\mathbf{x}) + \bar{\phi}_1(\mathbf{x})) \end{pmatrix} \quad (2-39)$$

## 2.3 Résultats

Dans ce paragraphe, des résultats de simulation et des résultats expérimentaux sont présentés afin de valider la méthode d'estimation du mouvement proposée (PBM). Nous rappelons que cette méthode d'estimation utilise des images de phase et est basée sur l'estimateur analytique des décalages présenté dans le paragraphe 2.2.4.

### 2.3.1 Validation de l'estimateur analytique des décalages

Dans ce paragraphe, nous utilisons une simulation numérique afin de tester les performances de l'estimateur analytique MAS (équation (2-39)). La précision et les performances de notre estimateur sont comparées par rapport à celles de quatre autres estimateurs :

- un estimateur classique qui cherche le maximum de la fonction de corrélation (MCC, comme maximum of the cross-correlation) [Zhang '06] ;
- un estimateur qui cherche le passage par zéro de la phase de la fonction de corrélation complexe (CCPR, comme cross-correlation phase root) [Pesavento '99]
- l'estimateur QDE (comme quadrature subsample estimation) décrit dans [Maskell '02]
- l'estimateur UQDE (comme unbiased quadrature subsample estimation) décrit dans [So '05]

Etant donnée la forme séparable des signaux considérés et du résultat de notre estimateur, une simulation 1-D est suffisante afin d'étudier et comparer les comportements de ces estimateurs. Nous avons montré dans les paragraphes précédents que les phases des signaux analytiques que nous utilisons ne sont linéaires que par morceaux. Nous avons également proposé dans le cadre de la méthode PBM d'éliminer les points correspondant aux sauts de phase. Afin de valider cette approche, deux façons d'appliquer notre estimateur sont discutées dans ce

paragraphe. La première est celle proposée pour la méthode PBM. La deuxième consiste à utiliser un algorithme de déroulement de la phase.

Les données de simulation utilisées sont :

$$\begin{aligned} s_1(x_1) &= \exp\left(-\pi\left(\frac{x_1 - d_{s1}}{\sigma_{s1}}\right)^2\right) \cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s1})) + z_1(x_1) \\ s_2(x_1) &= \exp\left(-\pi\left(\frac{x_1 - d_{s2}}{\sigma_{s2}}\right)^2\right) \cos(2\pi f_1(x_1 - d_{s2})) + z_2(x_1) \end{aligned} \quad (2-40)$$

avec  $x_1 = 1, 2, \dots, 20$ ;  $f_1 = 0.2$ ;  $d_{s1} = 0.4$ ,  $d_{s2} = 0.6$ ;  $\sigma_{s1} = 20$ ,  $\sigma_{s2} = 20$ .  $z_1(x_1)$  et  $z_2(x_1)$  sont des bruits gaussiens de moyenne nulle. Le rapport signal à bruit est le même pour les deux signaux. Le décalage relatif entre les deux signaux est  $d_1 = d_{s2} - d_{s1} = 0,2$ .

La première étude consiste à comparer les cinq estimateurs pour différentes valeurs du SNR, entre 7 dB et 37 dB. Dans notre cas, le SNR est défini comme le rapport entre la puissance du signal et la puissance du bruit. Pour chaque niveau du SNR, nous avons répété les estimations 512 fois. Les valeurs moyennes et les écarts type des estimations obtenues avec chaque estimateur sont donnés sur la Figure 2-6.

Les estimateurs MAS, QDE et UQDE sont utilisés avec les signaux à la résolution initiale. Comme la précision de l'estimateur par maximum de corrélation est directement dépendante de l'échantillonnage des signaux, la fonction de corrélation a été interpolée par splines cubiques avant de détecter son maximum. Afin d'avoir un échantillon correspondant au décalage relatif imposé (0,2), nous avons utilisé un facteur d'interpolation de 5. Nous remarquons que dans une application pratique il est très difficile de prédire le facteur d'interpolation, ce qui fait que ce type d'estimation est généralement biaisé.

Nous observons sur la Figure 2-6 que pour des faibles SNR l'estimateur MAS donne des meilleurs résultats sans déroulement de la phase. Les estimateurs CCPR, QDE et UQDE sont approximativement aussi performants que notre estimateur. Cependant, leur développement mathématique est unidimensionnel, ce qui les pénalise pour des applications comme l'estimation du mouvement 2-D. De plus, l'estimateur CCPR utilise un algorithme itératif pour chercher le passage par zéro de la phase. Pour les résultats sur la Figure 2-6 nous avons utilisé trois itérations, ce qui se traduit par un temps de calcul de 30% plus grand que celui de l'estimateur MAS.

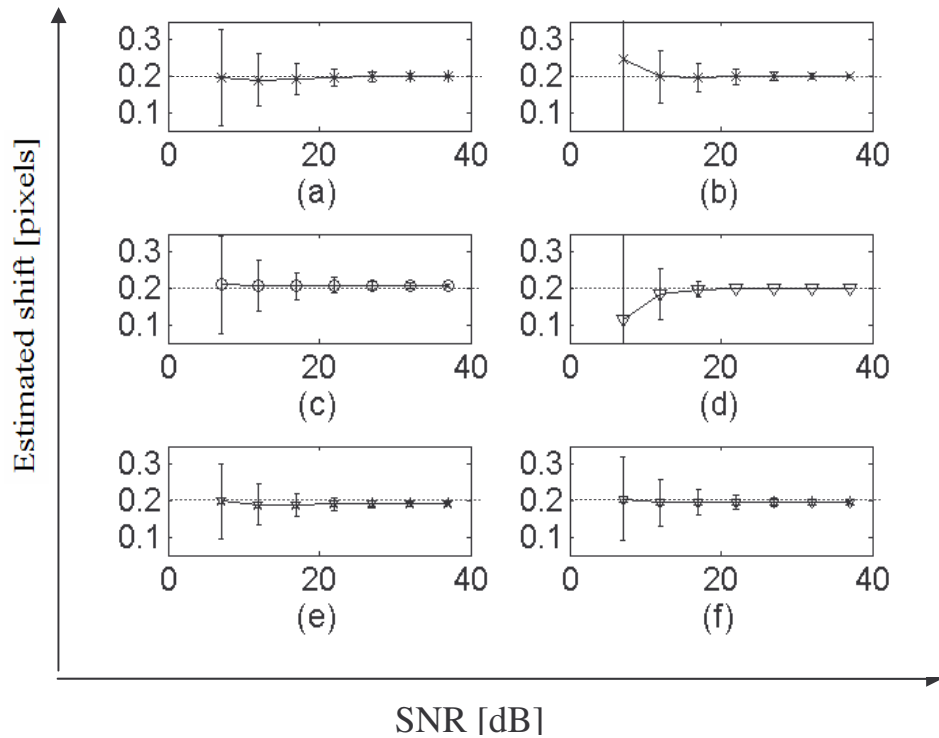


Figure 2-6. Estimation du décalage relatif entre les signaux  $s_1$  et  $s_2$  en présence de bruit avec (a) l'estimateur MAS, (b) l'estimateur MAS après déroulement de la phase, (c) l'estimateur par passage par zéro de la phase (CCPR), (d) le maximum de la corrélation (MCC), (e) l'estimateur QDE, (f) l'estimateur UQDE. Le trait en pointillé représente la vraie valeur du décalage fixée à 0,2.

Comme nous l'avons expliqué précédemment, l'estimateur MAS est utilisé avec et sans déroulement de la phase. Nous montrons sur la Figure 2-7 que pour tous les SNR testés, le domaine  $\Omega$  obtenu après élimination des sauts de phase représente au moins 80% du domaine de définition des phases.

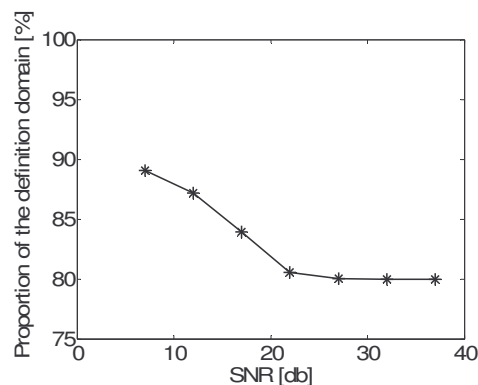


Figure 2-7. Pourcentage du domaine de définition des signaux utilisé par l'estimateur MAS sans déroulement de la phase.

Le seuillage de la différence des phases  $\phi_1(x_1)$  pour obtenir le domaine  $\Omega$  est illustré sur la Figure 2-8. Cet exemple correspond à un SNR de 20 dB. Les phases des deux signaux analytiques  $s_{11}(x_1)$  et  $s_{12}(x_1)$  sont données sur la Figure 2-8(a) et le module de leur différence sur la la Figure 2-8(b). Nous montrons également comment le seuil appliqué à cette différence des phases élimine les points correspondant aux sauts de phase.

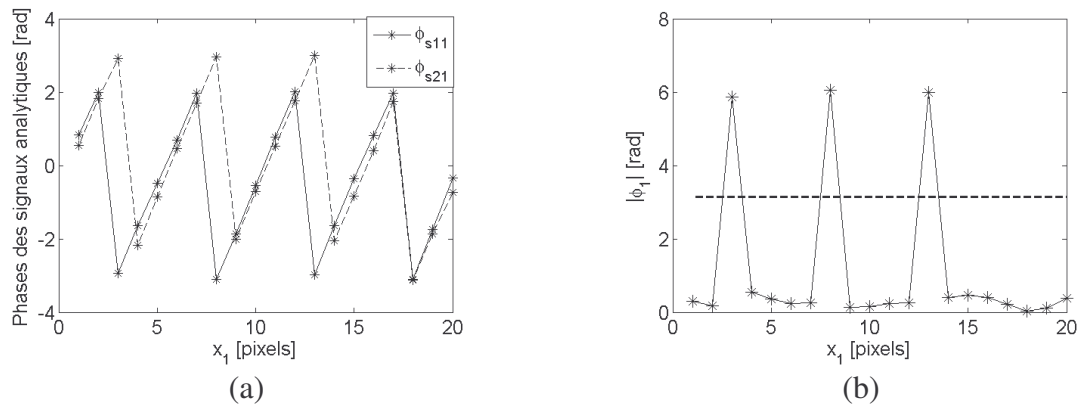


Figure 2-8. (a) Phases des signaux analytiques  $s_{11}(x_1)$  et  $s_{12}(x_1)$  et (b) module de la différence de phases  $\phi_1(x_1)$  avec en pointillé le seuil égal à  $\pi$ .

La deuxième étude utilise les mêmes signaux de simulation en (2-40) et consiste à tester les performances des estimateurs pour différentes fréquences d'échantillonnage des signaux. Pour cela, nous nous plaçons dans un cas où le bruit correspond à un niveau du SNR de 20 dB et nous varions le nombre d'échantillons par période entre 3 et 10. Pour chaque niveau d'échantillonnage des signaux, 512 essais ont été réalisés et les valeurs moyennes et les écarts types des estimations sont donnés sur la Figure 2-9. Comme lors de la première étude, la fonction d'inter corrélation a été interpolée afin d'avoir un échantillon correspondant au décalage à estimer (pour l'estimateur MCC). Cela explique pourquoi les écarts-types obtenus avec cet estimateur sont inférieurs à ceux obtenus avec les autres méthodes. La forte dépendance de cet estimateur par rapport à la forme des signaux explique les différences entre les écarts type obtenus avec l'estimateur MCC pour différentes fréquences d'échantillonnage. Nous observons sur la Figure 2-9 que la précision des estimateurs MAS, UQDE et CCPR est très peu dépendante de l'échantillonnage des signaux.

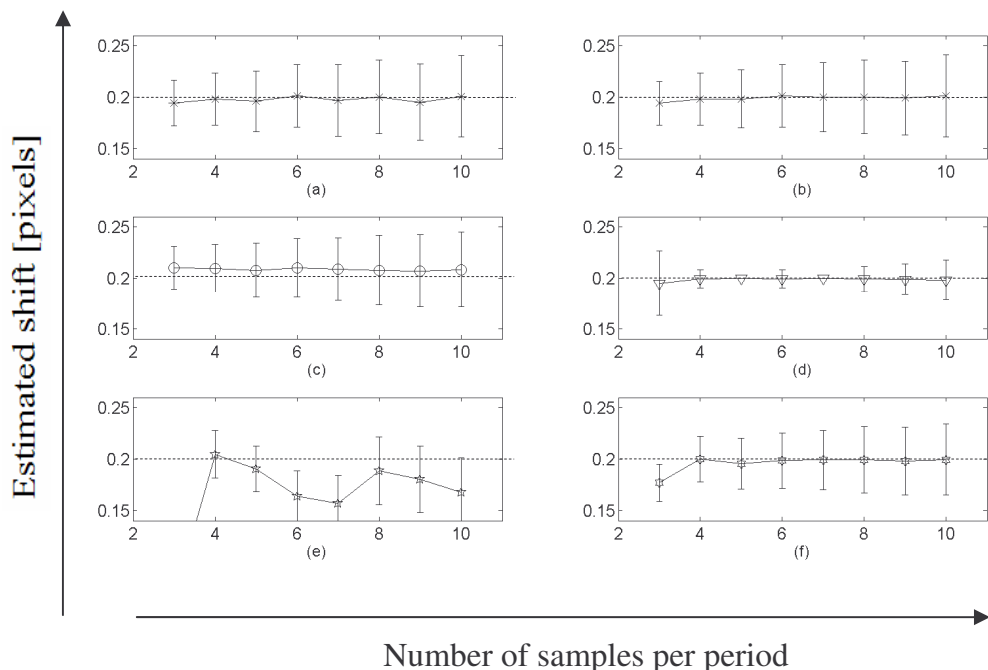


Figure 2-9. Estimation du décalage relatif entre les signaux  $s_1$  et  $s_2$  (SNR=20dB) pour différents nombres d'échantillons par période avec (a) l'estimateur MAS, (b) l'estimateur MAS après déroulement de la phase, (c) l'estimateur par passage par zéro de la phase (CCPR), (d) le maximum de la corrélation (MCC), (e) l'estimateur QDE, (f) l'estimateur UQDE.

Ces résultats de simulation nous ont permis de valider l'estimateur local analytique des translations proposé et utilisé avec la méthode d'estimation du mouvement PBM. Nous avons également comparé ses performances par rapport à quatre autres estimateurs proposés dans la littérature.

### 2.3.2 Validation et résultats de la méthode PBM

Dans cette section nous utilisons des données de simulation et des images expérimentales afin de valider la méthode d'estimation du mouvement proposée, le PBM. Les performances du PBM sont comparées avec celles obtenues avec deux autres méthodes d'estimation :

- un BM classique, utilisant la fonction de corrélation pour la mise en correspondance de blocs (BM NCC). Le critère pour trouver le meilleur bloc candidat est donc le maximum de corrélation. Cette méthode estime le mouvement en utilisant les images d'amplitude RF. Comme la précision locale des déplacements estimés doit être subpixelique, une stratégie de raffinement des grilles de recherche (SGI) est utilisée [Giachetti '00]. Le BM avec une SGI sera désigné par BM w SGI.

- la méthode d'estimation du mouvement proposée par H. Liebgott dans [Liebgott '05b]. Cette méthode itérative utilise l'estimateur CCPR et estime donc séparément les deux composantes du vecteur de déplacement. Dans ce qui suit, cette méthode sera désignée par CCPR.

A noter que toutes ces méthodes ont été implémentées en utilisant l'initialisation du déplacement présentée en 2.2.3.

#### 2.3.2.1 Résultats des simulations

##### 2.3.2.1.1 Simulation des images

La formation des images RF de simulation est basée sur le produit de convolution spatiale 2-D [Yu '02] entre la réponse impulsionnelle de l'échographe ( $h(x_1, x_2)$ ) et une distribution discrète de diffuseurs représentant le milieu imagé ( $d(x_1, x_2)$ ) [Bamber '80].

$$i(x_1, x_2) = h(x_1, x_2) \otimes_{x_1, x_2} d(x_1, x_2), \quad (2-41)$$

où  $\otimes_{x_1, x_2}$  représente le produit de convolution 2-D sur les deux directions spatiales  $x_1$  et  $x_2$ .

#### 1<sup>er</sup> jeu de données : images RF 2-D

Dans ce cas, la forme de la réponse impulsionnelle du système d'imagerie (PSF, comme Point Spread Function), supposée spatialement invariante, est :

$$h(x_1, x_2) = \exp\left(-\pi\left(\frac{x_1^2}{\sigma_1^2} + \frac{x_2^2}{\sigma_2^2}\right)\right) \cos(2\pi f_1 x_1) \cos(2\pi f_2 x_2) \quad (2-42)$$

Pour cette simulation, les valeurs des paramètres ont été fixées à :

$$f_1 = \frac{1}{2} mm^{-1}, f_2 = \frac{1}{0,2} mm^{-1}; \sigma_1 = 3 mm, \sigma_2 = 1 mm$$

Le milieu simulé correspond à une simulation numérique d'un fantôme calibré, dédié à l'élastographie ultrasonore et qui est utilisé pour l'acquisition des images expérimentales (Elasticity QA Phantom, mode 049, by CIRS Tissue Simulation & Phantom Technologie, USA). Ce fantôme présente une inclusion sphérique de diamètre 20 mm avec un module de Young égale à 6 kPa. Le module de Young du milieu englobant est égale à 29 kPa et le coefficient de Poissons est fixé à 0,49.

Deux images RF spécifiques ont été simulées, correspondant à une compression axiale du fantôme. Le vrai déplacement imposé est obtenu avec le logiciel d'éléments finis Femlab (COMSOL AB, Sweden). Les images ont été simulées avec des fréquences d'échantillonnage spatiales correspondant aux résolutions habituelles des images ultrasonores. Ainsi, la dimension d'un pixel est de 19,6  $\mu m \times 75,2 \mu m$ , soit 10x25 points par période (axialxlateral).

## 2<sup>ème</sup> jeu de données : images RF classiques

Pour ce jeu de données, le même milieu et la même compression que pour le premier jeu sont utilisés. Les paramètres de simulation des images sont également les mêmes, sauf que dans ce cas nous formons des images RF classiques. Cela implique que la réponse impulsionnelle du système ne présente qu'une modulation axiale, comme le montre l'équation (2-43).

$$h(x_1, x_2) = \exp\left(-\pi\left(\frac{x_1^2}{\sigma_1^2} + \frac{x_2^2}{\sigma_2^2}\right)\right) \cos(2\pi f_2 x_2) \quad (2-43)$$

Ce jeu de données est utilisé pour montrer l'applicabilité de la méthode d'estimation du mouvement PBM sur des images RF classiques.

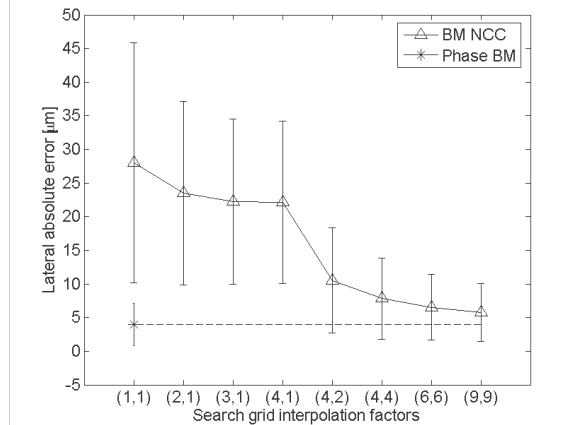
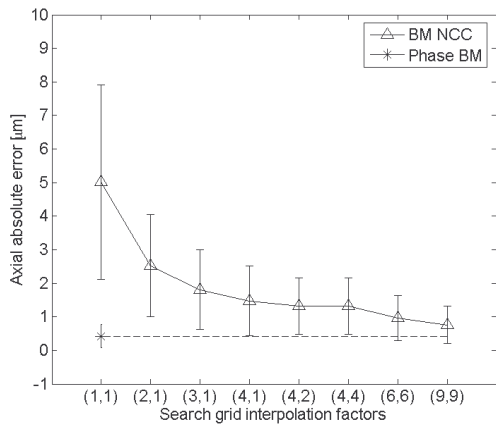
### 2.3.2.1.2 Résultats

#### 1<sup>er</sup> jeu de données

Les paramètres d'estimation utilisés pour ce jeu de données sont :

$$L_1 = 3mm, L_2 = 0,78mm, G_1 = 0,9mm, G_2 = 0,3mm$$

Premièrement, nous comparons les performances de la méthode PBM avec celles de la méthode BM NCC w SGI. Avec notre méthode, nous utilisons les images à la résolution initiale pour estimer le mouvement. Avec le BM classique, des facteurs d'interpolation allant de (1,1) à (9,9) (axial, lateral) ont été testés. Les erreurs absolues obtenues entre chacune des composantes du vecteur déplacement vrai et estimé sont données sur la Figure 2-10. Nous observons que même avec des facteurs d'interpolation de 9 dans chacune des directions, le BM classique n'atteint pas la précision de notre méthode. A noter que dans ce cas de figure le temps de calcul du BM NCC est approximativement 14 fois plus grand que celui du PBM. Pour des temps de calcul équivalents (premiers points de chaque courbe sur la Figure 2-10), l'erreur absolue avec le BM classique est 10 fois et respectivement 7 fois (en axial et en lateral) plus grande que celle obtenue avec notre méthode.



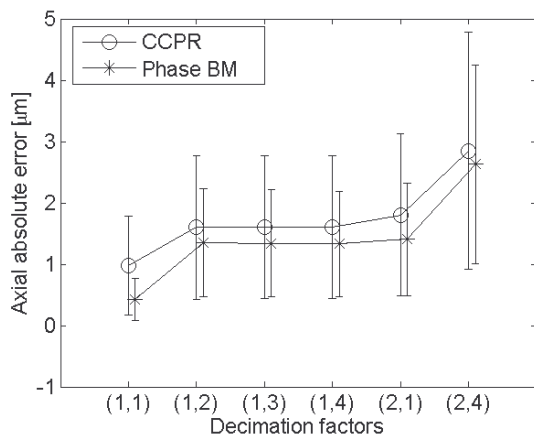
(a)

(b)

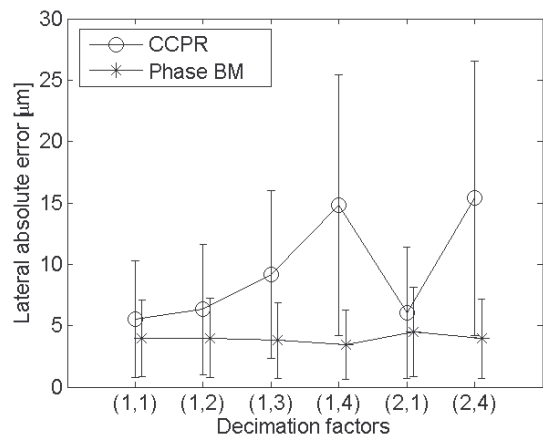
**Figure 2-10. Comparaison des valeurs moyennes et écarts type des erreurs absolues (a) axiale et (b) latérale entre la méthode PBM appliquée sur les images à la résolution initiale et le BM classique utilisant différents facteur de raffinement des grilles de recherche de blocs.**

La deuxième série de résultats obtenus avec ce jeu de données consiste à comparer le PBM avec la méthode CCPR. Comme les deux méthodes utilisent la phase et non pas l'amplitude des signaux, il n'y a pas besoin d'interpoler les images. Nous testons ainsi les performances des deux méthodes pour différents niveaux de résolution, égaux ou inférieurs à celui des images échographiques classiques. Les deux images sont décimées en utilisant le même filtre de Chebyshev que dans le cas du 1<sup>er</sup> jeu de données. La taille des pixels maximale, atteinte pour une décimation d'un facteur 2 en axial et une décimation d'un facteur 4 en latéral, est de  $39,2 \mu\text{m} \times 300 \mu\text{m}$  (axial×latéral).

Les valeurs moyennes et les écarts type des erreurs absolues (en axial et en latéral) obtenus avec les deux méthodes sont regroupés sur la Figure 2-11.



(a)



(b)

**Figure 2-11. Comparaison des valeurs moyennes et écarts type des erreurs absolues (a) axiale et (b) latérale entre la méthode PBM et la méthode CCPR pour différents niveaux de décimation des images.**

Nous observons sur la Figure 2-11 que pour tous les niveaux de résolution testés, la méthode PBM produit moins d'erreurs d'estimation que le CCPR. Le temps de calcul a été approximativement le même avec les deux méthodes. Sur la Figure 2-11(b) nous observons une diminution considérable de l'erreur absolue du déplacement latéral quand nous passons d'un facteur de décimation de (1,4) à (2,1). Cela s'explique par le fait que dans le premier cas la direction latérale des images est décimée d'un facteur 4, alors qu'elle ne l'est pas du tout dans le deuxième.

Les résultats précédents montrent que la précision de notre méthode d'estimation du mouvement n'est que peu influencée par l'échantillonnage spatial des images ultrasonores. Sur la Figure 2-12, nous montrons l'influence des estimations du mouvement avec des images décimées sur la résolution spatiale des cartes des déformations axiales. Pour cela, nous utilisons le 1<sup>er</sup> jeu de données de simulation, mais avec une inclusion deux fois plus petite (diamètre de 10 mm). Nous rappelons que les cartes des déformations, également appelées élastogrammes et obtenues par dérivation numérique du déplacement estimé, sont généralement utilisées en élastographie ultrasonore pour caractériser la dureté des tissus. La dérivation a été faite en utilisant un filtre 1-D de réponse impulsionnelle finie [Kallel '97]. La longueur du filtre a été choisie afin d'assurer un compromis entre le bruit et le lissage généralement apportés par un filtre dérivateur de ce type. Dans notre cas, la longueur du filtre a été fixée à 15% de la dimension verticale des cartes de déplacements estimées.

Sept élastogrammes axiaux sont donnés sur la Figure 2-12. Les trois premiers sont calculés à partir du déplacement estimé avec la méthode PBM sur les images à la résolution initiale (Figure 2-12(a)) et sur des images décimées par des facteurs de (2,1) (Figure 2-12(b)) et de (4,2) (Figure 2-12(c)). Les trois élastogrammes (Figure 2-12(d-f)) sont calculés à partir du déplacement estimé par la méthode classique BM NCC avec un raffinement des grilles de recherche d'un facteur 6 dans chaque direction (d), sans raffinement (e) et avec des images ultrasonores décimées par des facteurs (2,1) (f). Nous donnons sur la Figure 2-12(g) l'élastogramme de référence, obtenu par dérivation du déplacement axial imposé et obtenu avec le logiciel d'éléments finis Femlab.



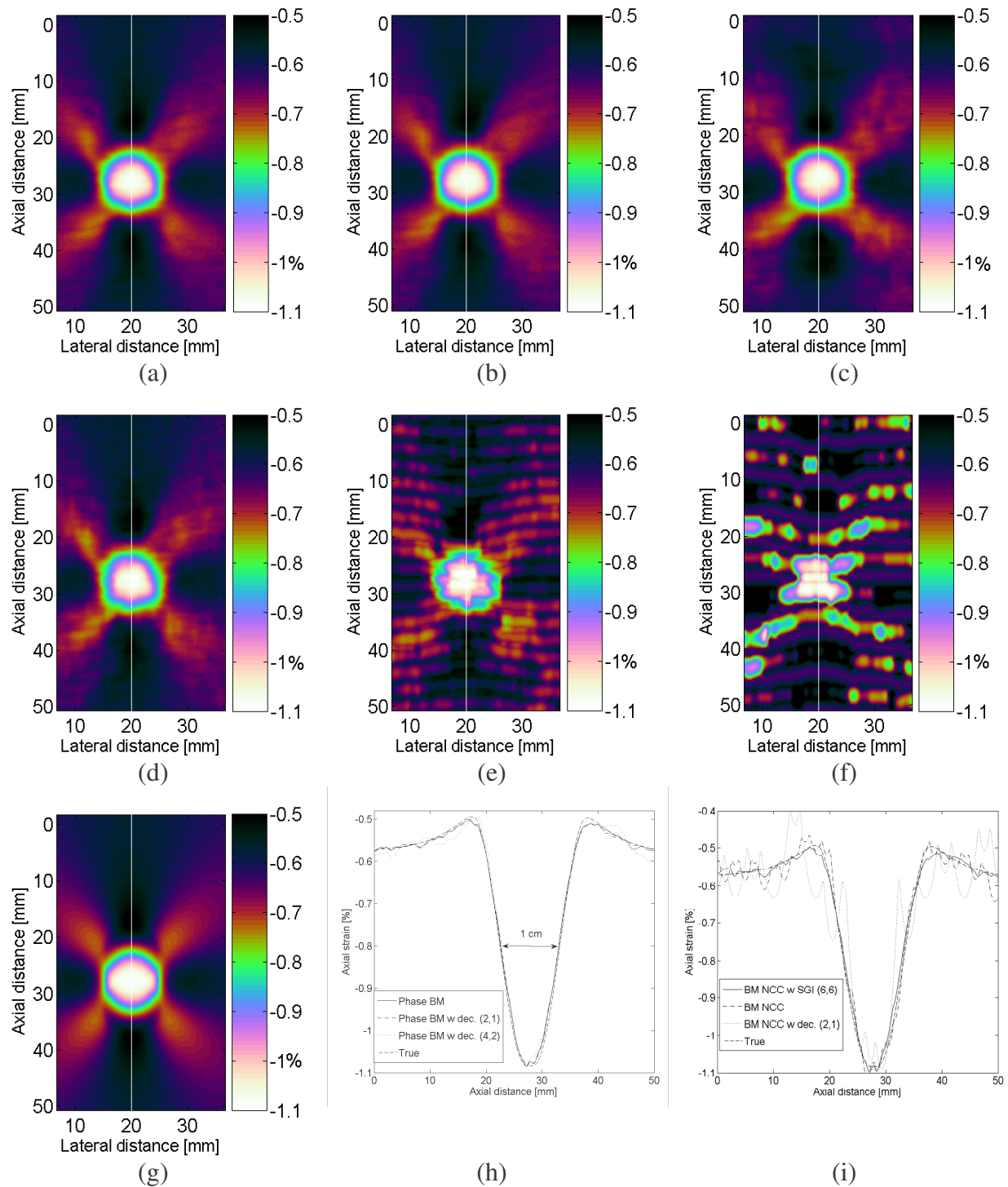
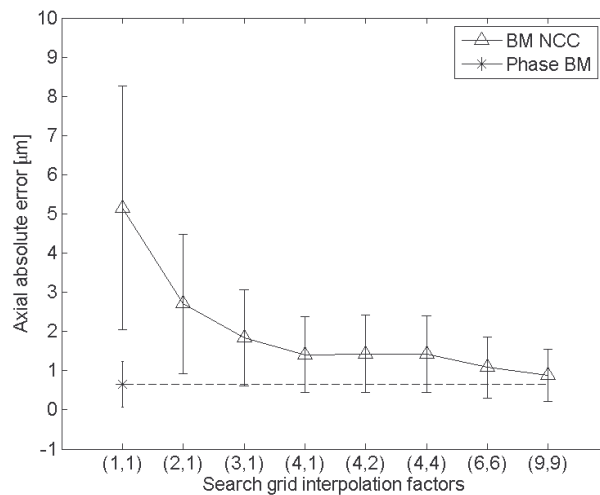


Figure 2-12. Cartes des déformations en % calculées à partir du déplacement estimé avec (a) la méthode PBM sur les images initiales, (b) la méthode PBM sur les images décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale, (c) la méthode PBM sur les images décimées d'un facteur 4 dans la direction axiale et 2 dans la direction latérale, (d) la méthode BM NCC avec raffinement des grilles de recherche (6,6), (e) la méthode BM NCC sans raffinement des grilles de recherche, (f) la méthode BM NCC sans raffinement des grilles de recherche et sur les images décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale, (g) le déplacement imposé. Les profils axiaux correspondant aux traits axiaux sur chaque élastogramme sont tracés pour (h) la méthode PBM et (i) la méthode BM NCC.

Des profils axiaux de chaque élastogramme sont donnés sur Figure 2-12(h,i) et montrent que l'estimation du mouvement avec notre méthode sur des images décimées n'a que très peu d'influence sur la résolution des images des déformations.

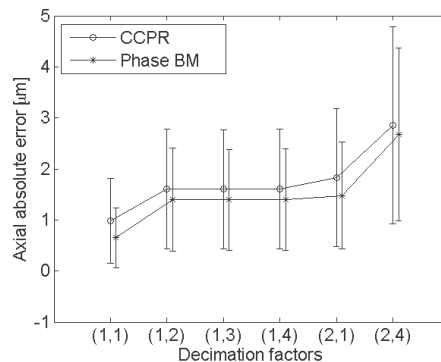
## 2<sup>ème</sup> jeu de données

Nous utilisons ce deuxième jeu de données pour montrer l'applicabilité de notre méthode d'estimation du mouvement avec des images RF classiques. Nous rappelons que la méthode PBM est adaptée pour des images RF spécifiques, d'où la forme locale des signaux considérés en (2-18). L'absence des oscillations latérales sur les images RF classiques, rend tout de même impossible l'estimation du déplacement latéral avec notre méthode et avec le CCPR. Deux résultats sont données sur la Figure 2-13 et la Figure 2-14. Premièrement, nous comparons la précision d'estimation du déplacement axial entre notre méthode et le BM NCC avec différents facteurs d'interpolation. Deuxièmement, les résultats de notre méthode et ceux du CCPR sont regroupés sur la Figure 2-14 pour différents facteurs de décimation des images.



**Figure 2-13. Comparaison des valeurs moyennes et écarts type de l'erreur absolue axiale entre la méthode PBM appliquée sur les images RF classiques à la résolution initiale et le BM classique utilisant différents facteur de raffinement des grilles de recherche de blocs.**

Nous observons sur la Figure 2-13 que malgré l'absence des oscillations latérales, la précision de la méthode PBM n'est pas atteinte par le BM classique même avec des facteurs d'interpolation de 9 dans chacune des directions.

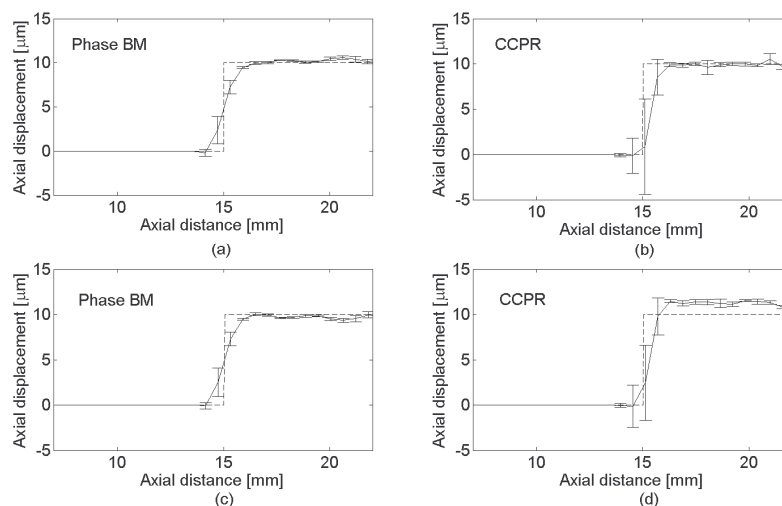


**Figure 2-14. Comparaison des valeurs moyennes et écarts type de l'erreur absolue axiale entre la méthode PBM et la méthode CCPR appliquées aux images RF classiques avec différents niveaux de décimation.**

Ces deux résultats montrent que l'utilisation d'images RF classiques n'a que peu d'influence sur la précision de l'estimation du déplacement axial avec la méthode PBM. Ainsi, une augmentation de l'erreur de 10% a été relevée entre les résultats sur des images RF spécifiques et classiques.

### Discussion sur la résolution spatiale du champ dense de déplacement estimé

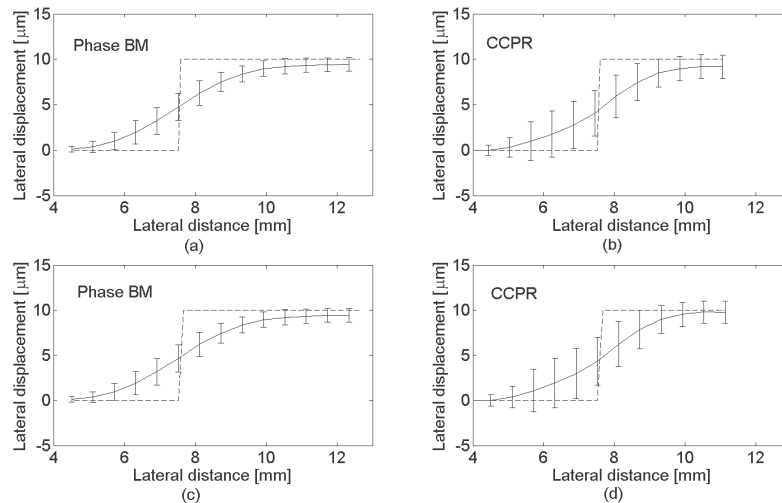
En utilisant les deux jeux de simulation précédents nous avons mis en évidence les performances de la méthode PBM en termes de précision d'estimation du mouvement. Dans ce paragraphe nous montrons la capacité de notre méthode à prendre en compte des discontinuités de mouvement, ce qui constitue un indicateur sur la résolution spatiale que la méthode PBM peut atteindre. Pour cela, deux images RF 2-D ont été simulées avec les mêmes paramètres que ceux utilisés pour simuler le 1<sup>er</sup> jeu de données (voir (2-42)). Dans ce cas, le déplacement simulé entre les deux images représente un échelon. Premièrement, uniquement un déplacement axial a été considéré. Ainsi, la moitié haute de l'image ne subit pas de déplacement, alors que pour la deuxième moitié nous avons imposé un déplacement homogène de 10  $\mu\text{m}$  (soit 0,51 pixels). Sur les deux images ainsi simulées, nous avons estimé le mouvement avec la méthode PBM et avec la méthode CCPR, en utilisant les mêmes tailles de blocs et le même espacement entre les nœuds que ceux utilisés précédemment. Les profils axiaux moyens du déplacement estimé avec chacune des méthodes, ainsi que les écarts-types obtenus, sont montrés sur la Figure 2-15. Avec chacune des méthodes, nous avons estimé le mouvement sur les images RF 2-D au niveau d'échantillonnage initial (dimension d'un pixel 19,6  $\mu\text{m}$   $\times$  75,2  $\mu\text{m}$ ) et sur les images décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale. Nous observons que les deux méthodes présentent des capacités similaires à prendre en compte une discontinuité axiale de mouvement (les distances de montée du niveau bas au niveau haut sont équivalentes). Nous observons également que dans les deux cas l'échantillonnage spatial des images RF 2-D n'a que peu d'influence sur la résolution spatiale des champs denses de mouvement. Cependant, les écarts-types obtenus avec la méthode PBM sont nettement plus faibles qu'avec la méthode CCPR.



**Figure 2-15. Comparaison des profils axiaux (moyenne, écart-type) du déplacement pour un déplacement de type échelon entre la méthode PBM et la méthode CCPR appliquées aux images RF 2-D (a) et (b) à la résolution initiale, (c) et (d) décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale. Le déplacement axial imposé (échelon) est tracé sur chaque figure en pointillé.**

Nous avons fait le même type de simulation avec un déplacement échelon pour la direction latérale. Ainsi, un déplacement nul pour la moitié gauche de l'image et un déplacement latéral

de  $10\ \mu\text{m}$  (soit 0,13 pixels) pour la moitié droite de l'image ont été simulés. Les résultats obtenus avec les méthodes PBM et CCPR sont regroupés sur la Figure 2-16.



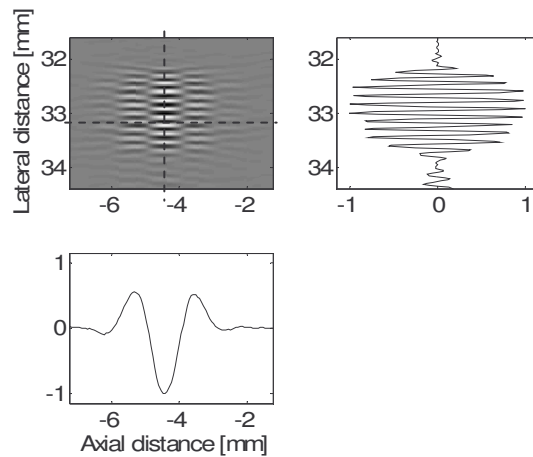
**Figure 2-16. Comparaison des profils latéraux (moyenne, écart-type) du déplacement pour un déplacement de type échelon entre la méthode PBM et la méthode CCPR appliquées aux images RF 2-D (a) et (b) à la résolution initiale, (c) et (d) décimées d'un facteur 2 dans la direction latérale. Le déplacement latéral imposé (échelon) est tracé sur chaque figure en pointillé.**

Ces deux résultats avec des déplacements de type échelon (en axial et en latéral) montrent que la méthode PBM ne présente pas de perte de résolution spatiale par rapport à une autre méthode qui travaille sur la phase (CCPR).

### 2.3.2.2 Résultats expérimentaux

Les deux images expérimentales correspondent à deux niveaux de compression d'un fantôme dédié à l'élastographie ultrasonore (Elasticity QA Phantom, mode 049, by CIRS Tissue Simulation & Phantom Technologie, USA) et dont les caractéristiques ont été utilisées pour les jeux de données de simulation. La compression a été appliquée directement avec la sonde échographique.

Les données ont été acquises avec un échographe Sonix RP (Ultrasonix Medical Corporation, Canada), disposant d'une sonde linéaire de fréquence centrale 8 MHz. Cet échographe offre la possibilité d'acquérir les signaux bruts, provenant de chaque élément piézoélectrique de la sonde (elle en compte 128). Utilisant ces données, la formation d'images RF spécifiques a été faite avec la méthode décrite par H. Liebgott [Liebgott '07]. Nous donnons sur la Figure 2-17 la PSF obtenue en utilisant cette méthode de formation de voies.



**Figure 2-17. Réponse impulsionnelle (PSF) expérimentales correspondant à la formation des images RF spécifiques et deux profils (axial et latéral) correspondant aux deux traits en pointillés.**

Les images formées présentent 8 échantillons par période dans la direction axiale et 24 échantillons dans la direction latérale. Cela correspond à une taille de pixel de  $19,6 \times 75,2 \mu\text{m}$  (axial  $\times$  latéral).

Dans le cas des données expérimentales, le vrai déplacement n'est évidemment pas connu. En conséquence, l'erreur absolue n'est plus disponible et nous avons besoin d'introduire d'autres critères pour évaluer la qualité des méthodes d'estimation.

### **1<sup>er</sup> critère – utilisé avec des données expérimentales**

Un premier critère consiste à recalculer l'image cible ( $i_2$ ) en tenant compte du champ dense de mouvement estimé. Nous obtenons ainsi une image que nous notons  $\hat{i}_1$  et qui est une approximation de l'image  $i_1$ . Ensuite, des coefficients de corrélation normalisée (NCC) sont calculés entre chaque maille de l'image  $i_1$  et son correspondant dans l'image  $\hat{i}_1$  (une maille est la région de l'image  $i_1$  délimitée par quatre nœuds voisins, comme le montre la Figure 2-1). Nous obtenons une carte de coefficients de corrélation, et le critère final porte sur la valeur moyenne de tous ces coefficients, que nous allons noter  $\zeta$ . Les valeurs de  $\zeta$  sont comprises entre 0% et 100% et augmentent avec la précision de l'estimation. Une valeur de 100% correspond à une estimation sans erreur.

### **2<sup>ème</sup> critère – utilisé avec des données expérimentales**

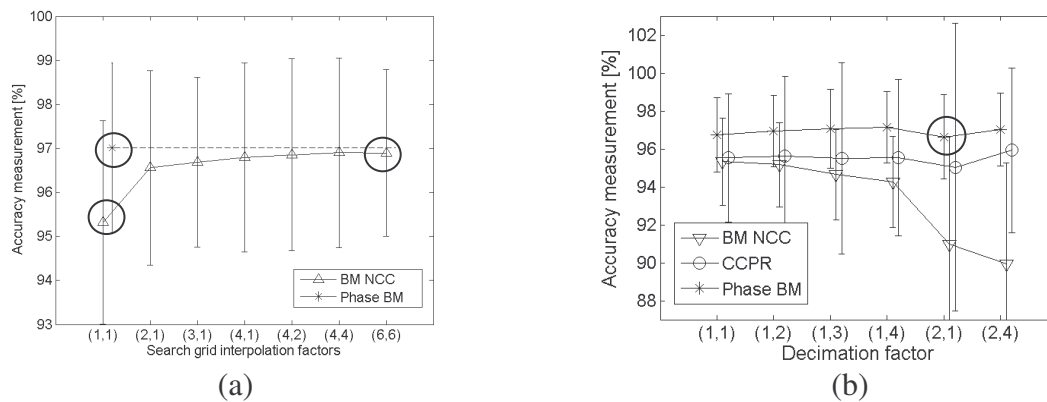
Le deuxième critère proposé et utilisé dans le cas des données expérimentales est le rapport contraste à bruit, que nous allons noter CNR. Il n'est pas calculé sur les cartes des champs de mouvement, mais sur les cartes de déformations axiales, obtenues par dérivation du déplacement estimé. Ces cartes sont calculées afin de discriminer des régions de duretés différentes et donc de mettre en évidence des inclusions dans le cas des fantômes ou des tumeurs dans la thyroïde. Ainsi, si on choisit une région A dans l'inclusion d'un fantôme et une région B dans la partie homogène du fantôme, le CNR est défini comme le montre l'équation (2-44).

$$CNR = \left| \frac{\mu_A - \mu_B}{\sigma_A + \sigma_B} \right|, \quad (2-44)$$

où  $\mu$  représente la valeur moyenne et  $\sigma$  l'écart type des régions A et B. Nous avons choisi cette définition du CNR afin de quantifier la discrimination entre les régions A et B. Ainsi, le CNR augmente si :

- les valeurs moyennes des régions A et B sont très différentes ;
- les écarts type des régions A et B sont petits, ce qui signifie que ces régions sont homogènes.

La comparaison des performances des méthodes PBM, BM NCC et CCPR est donnée sur la Figure 2-18. Le premier critère est utilisé pour évaluer la précision des estimations. Premièrement, notre méthode est comparée avec le BM NCC w SGI, pour des facteurs d'interpolation allant de (1,1) à (6,6). Deuxièmement, les trois méthodes sont comparées pour des facteurs de décimation des images entre (1,1) et (2,4) (axial, latéral).

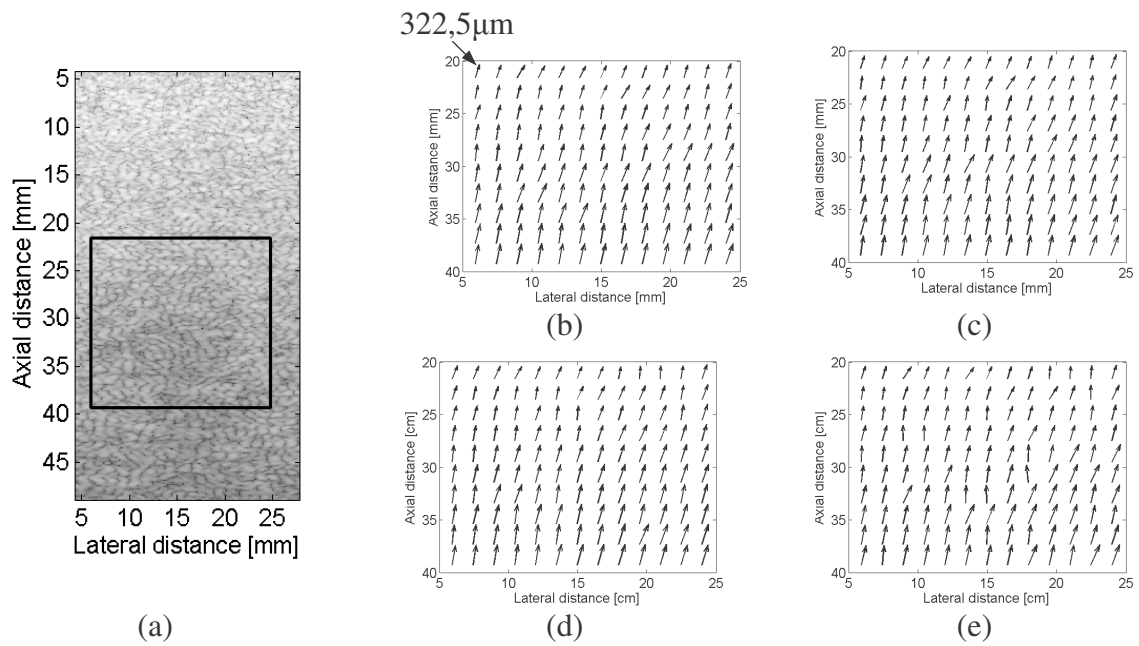


**Figure 2-18. Comparaison des résultats d'estimation du mouvement pour (a) le PBM avec les images à la résolution initiale et le BM NCC w SGI pour différents facteurs d'interpolation, et (b) le PBM, le BM NCC et le CCPR avec des images après décimation. Les 4 points encadrés correspondent aux résultats donnés sur la Figure 2-19 et la Figure 2-20.**

Comme dans le cas des images de simulation, nous observons sur la Figure 2-18(a) que le PBM est plus performant que le BM NCC même avec des facteurs de raffinement des grilles de recherche de 6, ce qui représente une augmentation du temps de calcul de 10 fois.

La robustesse des trois méthodes par rapport à la résolution des images est montrée sur la Figure 2-18(b). Comme l'estimateur NCC est le plus dépendant de l'échantillonnage spatial, la méthode BM NCC est la moins robuste. Pour tous les niveaux de résolution testés, notre méthode donne des meilleurs résultats que le CCPR.

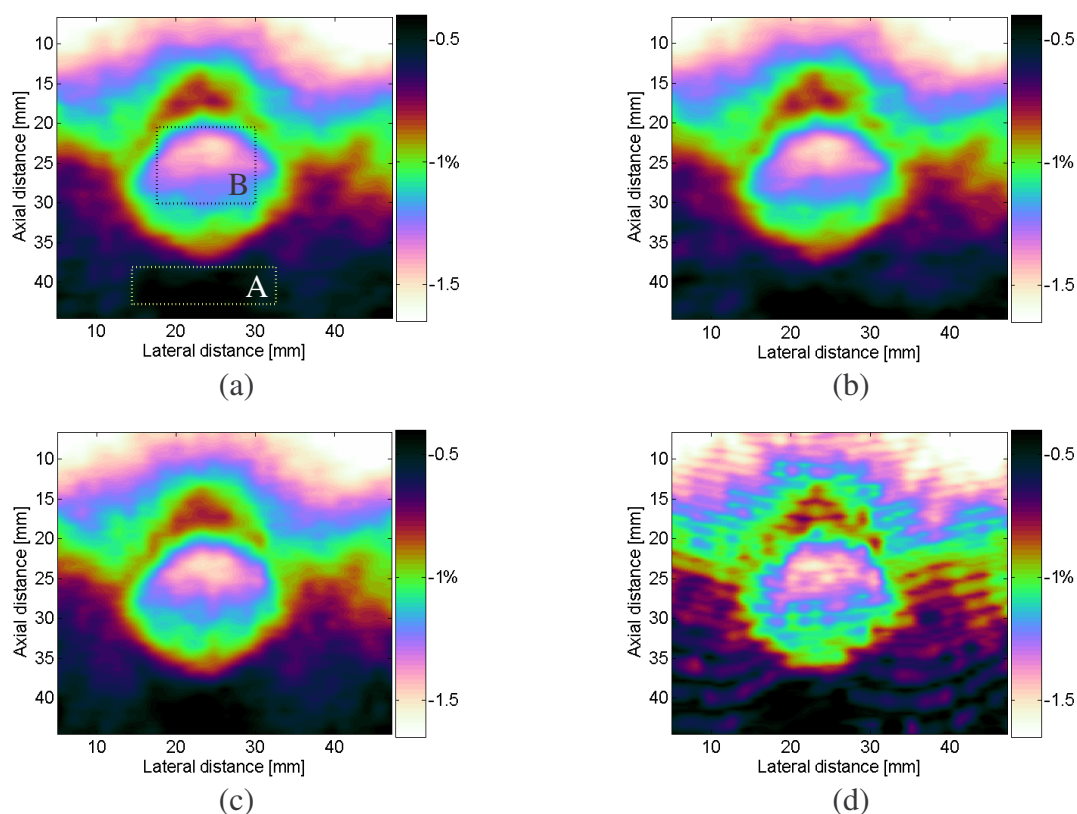
Quatre estimations comparant notre méthode avec le BM NCC sont données sur la Figure 2-19. Nous donnons ainsi l'image échographique mode B et les vecteurs déplacement estimés avec notre méthode appliquée sur les images originales et sur les images décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale, avec le BM NCC et avec le BM NCC et un raffinement des grilles de recherche par un facteur 6 dans chacune des directions.



**Figure 2-19.** (a) Image échographique mode B et vecteurs du mouvement correspondant à la région représentée par un rectangle sur l'image échographique, estimés avec (b) le PBM appliqué sur les images à la résolution initiale, (c) le PBM appliqué sur les images décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale, (d) le BM NCC et une interpolation des zones de recherche d'un facteur 6 dans chaque direction, (e) le BM NCC sans raffinement des grilles de recherche.

Nous donnons sur la Figure 2-20 les cartes des déformations axiales obtenues par dérivation des déplacements montrés sur la Figure 2-19. La dérivation a été faite en utilisant le même filtre que celui utilisé pour générer les élastogrammes sur la Figure 2-12. Ces cartes des déformations axiales mettent en évidence l'inclusion molle, correspondant à la partie qui s'est le plus déformée.





**Figure 2-20.** Cartes des déformations en %, calculées en utilisant le déplacement estimé avec (a) le PBM appliqué sur les images à la résolution initiale, (b) le PBM appliqué sur les images décimées d'un facteur 2 dans la direction axiale, (c) le BM NCC et une interpolation des zones de recherche d'un facteur 6 dans chaque direction, (d) le BM NCC sans raffinement des grilles de recherche.

Sur la Figure 2-20(a), nous avons choisi deux régions (les deux rectangles), une à l'intérieur de l'inclusion (B) et l'autre à l'extérieur de l'inclusion (A). Pour ces deux régions, nous avons calculé le CNR pour les quatre cartes de déformations données sur la Figure 2-20 et pour l'image échographique mode B. Les résultats sont regroupés dans le Tableau 2-1.

CNR	Mode B	PBM	PBM w dec.	BM NCC	BM NCC w SGI
	1,12	4,47	(2,1)	3,9	(6,6)

**Tableau 2-1.** Comparaison des CNR pour deux régions à l'intérieur (B) et à l'extérieur (A) de l'inclusion, correspondant aux cartes des déformations sur la Figure 2-20.

Les résultats expérimentaux montrent que notre méthode d'estimation du mouvement est plus performante que les deux autres méthodes testées, au sens des deux critères que nous avons introduits.



## 2.4 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode d'estimation du mouvement adaptée à l'imagerie ultrasonore et qui utilise des images de phase. Ainsi, contrairement à la méthode de mise en correspondance de blocs classique qui utilise deux images d'amplitude, notre méthode travaille avec quatre images de phase construites à partir d'une paire d'images RF 2-D. Ces images de phase nous ont permis de proposer une solution analytique au problème de l'estimation locale des translations. Les translations des nœuds sont donc obtenues en utilisant un estimateur analytique, et non pas en minimisant ou en maximisant une fonction de coût comme cela est le cas avec la méthode de BM classique.

Nous avons montré au travers des résultats de simulation et des résultats expérimentaux les avantages de notre méthode par rapport à d'autres méthodes d'estimation du mouvement proposées dans la littérature. Premièrement, elle s'avère plus robuste et plus précise que l'estimation par passage par zéro de la phase de l'inter-corrélation complexe. Deuxièmement, elle est plus rapide que la méthode de mise en correspondance de blocs classique. Effectivement, pour atteindre le même niveau de précision, le BM classique nécessite des images mieux échantillonnées (36 fois plus de pixels).

Même si la méthode que nous proposons est adaptée à estimer le mouvement avec des images RF 2-D, nous avons montré son applicabilité à des images RF classiques. Cela représente un point important, car il nous a permis de l'implémenter sur l'échographe Ultrasonix dans le but de créer un module d'élasticité temps réel.

Nous avons également proposé une extension n-D qui pourrait nous permettre à terme d'envisager une estimation 3-D du mouvement. Les performances de la méthode avec des images sous-échantillonnées seraient dans ce cas un atout important afin de réduire la quantité de données utilisée.

# Chapitre 3

## Méthode de mise en correspondance de blocs déformable

### 3.1 Introduction

Les méthodes de mise en correspondance de blocs classiques sont conçues pour estimer les translations locales rigides. Elles ne prennent donc pas en compte des éventuelles déformations locales des milieux étudiés et ne sont pas adaptées pour estimer des déplacements complexes. Afin de palier ce manque, nous proposons dans ce chapitre une méthode qui s'appuie sur une transformation paramétrique bilinéaire. Ses performances sont comparées à la mise en correspondance de blocs classique et testées dans deux applications : l'élastographie ultrasonore statique [Adrian Basarab '08c] et l'estimation du flux sanguin [A. Basarab '07a].

### 3.2 Méthode

Contrairement à la méthode classique de mise en correspondance de blocs (BM, comme block matching), les méthodes de type mise en correspondance de blocs généralisée ou déformable [Seferidis '94, Wei '05] utilisent des transformations géométriques plus complexes que les simples translations. Dans notre cas, un modèle bilinéaire du mouvement est utilisé pour localement contrôler la déformation des blocs (voir Tableau 1-1, page 27). Nous appelons cette méthode d'estimation du mouvement proposée BDBM, comme Bilinear Deformable Block Matching. Considérant deux images échographiques notées  $i_1(x_1, x_2)$  et  $i_2(x_1, x_2)$  acquises avant et après la déformation des tissus, la méthode proposée estime le déplacement en chaque pixel de l'image  $i_1$ . Les deux composantes du mouvement, notées  $u(x_1, x_2)$  et  $v(x_1, x_2)$ , représentent le champ dense de mouvement et relient le couple d'images  $i_1$  et  $i_2$  comme le montre l'équation (3-1).

$$i_2(x_1, x_2) = i_1(x_1 + u(x_1, x_2), x_2 + v(x_1, x_2)) \quad (3-1)$$

### 3.2.1 Description générale de la méthode BDBM

Premièrement, une grille régulière de noeuds est considérée sur l'image  $i_1$ . On note  $G_1 \times G_2$  le pas de cette grille, représentant la distance entre deux noeuds sur chacune des directions. Les huit paramètres du modèle bilinéaire de mouvement seront ensuite localement estimés dans des régions d'intérêt (ROI) rectangulaires et considérées autour de chaque noeud. La taille de ces ROIs est notée  $L_1 \times L_2$ . La Figure 3-1 montre la répartition des noeuds, la position d'une ROI autour d'un noeud quelconque, ainsi que cette même ROI déformée dans l'image  $i_2$ . Il est à noter qu'avec notre méthode d'estimation, la taille des ROIs est supérieure au pas de la grille, ce qui implique un chevauchement des ROIs qui sera exploité pour le calcul du champ dense de mouvement.

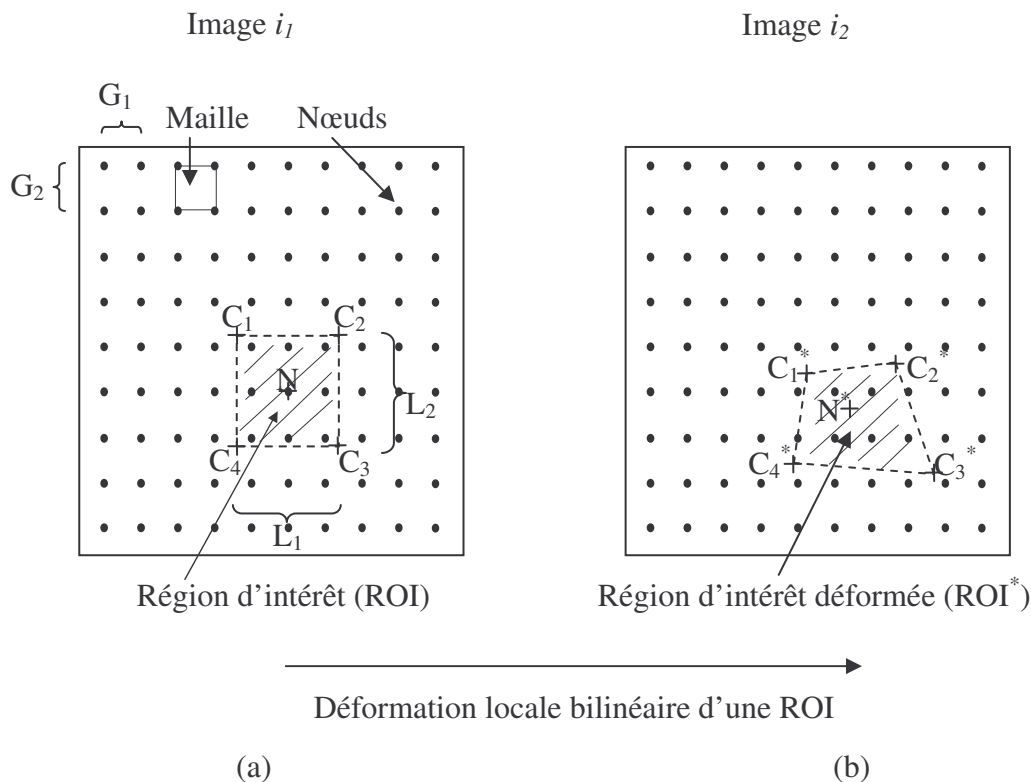


Figure 3-1. (a) Grille régulière (pas  $G_1 \times G_2$ ) dans l'image  $i_1$  et un exemple de région d'intérêt de taille  $L_1 \times L_2$  (zone hachurée) autour d'un noeud  $N$ . Les coins de la ROI sont notés  $C_1, C_2, C_3, C_4$ . (b) La même ROI déformée dans l'image  $i_2$ , après l'estimation locale bilinéaire du mouvement. Le noeud  $N$  se retrouve déplacé en  $N^*$ , alors que les coins  $C$  deviennent  $C^*$ .

L'estimation locale des paramètres du modèle bilinéaire se fait donc dans des régions d'intérêt autour de chaque noeud. Pour cela, nous estimons d'abord les translations des coins de la ROI (notés  $C_1, C_2, C_3, C_4$ ), ce qui nous permet ensuite de calculer localement, pour cette ROI, les huit paramètres du modèle paramétrique considéré.

La Figure 3-2 montre le schéma fonctionnel de l'algorithme de la méthode BDBM proposée.

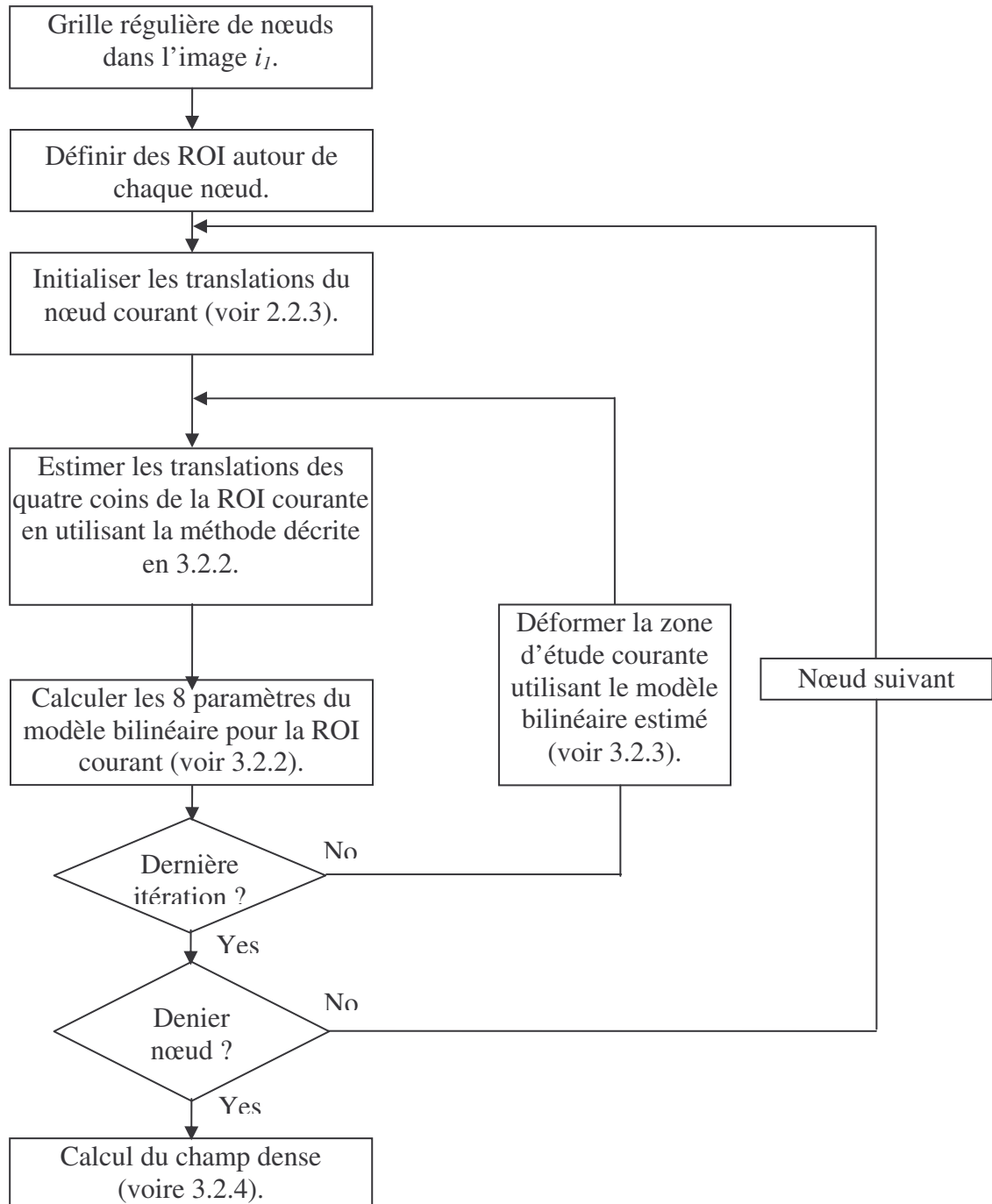


Figure 3-2. Schéma synoptique de la méthode d'estimation du mouvement BDBM

Les principales étapes utilisées afin d'estimer le champ dense du mouvement pour un couple d'images sont données ci-dessous.

1. Définir une grille régulière de nœuds sur l'image  $i_1$ , ainsi que des régions d'intérêt rectangulaires autour de chaque nœud (voir Figure 3-1).

**Pour chaque nœud :**

2. Initialiser ses translations (voir 2.2.3).

**A chaque itération :**

3. Estimer les 8 paramètres du modèle bilinéaire pour la ROI courante (voir 3.2.2).

4. Déformer localement l'image  $i_1$  autour de la ROI courante en utilisant le modèle bilinéaire estimé (voir 3.2.3).

5. Si dernière itération, aller au 2, sinon aller au 3.

6. Si dernier nœud, aller au 7, sinon aller au 2.

**Calculer le champ dense de mouvement :**

7. Calcul du champ dense de mouvement en utilisant les modèles bilinéaires estimés localement pour chaque ROI (voir 3.2.4).

### 3.2.2 Estimation locale des paramètres du modèle bilinéaire

La méthode BDBM proposée estime pour chaque ROI une transformation bilinéaire. Pour cela, deux étapes se distinguent. Premièrement, nous estimons les translations de chaque coin de la ROI. Ensuite, les huit paramètres du modèle bilinéaire sont localement calculés en tenant compte des déplacements estimés des coins.

#### Estimation des translations des coins $C$

L'estimation des translations des coins  $C$  se fait en utilisant la méthode de BM classique. Pour cela, quatre blocs rectangulaires notés  $B_{1 \rightarrow 4}$  de taille  $L_1 \times L_2$  centrés sur chacun des coins de la ROI sont utilisés. Compte tenu du fait que la taille des blocs  $B$  est égale à la taille des ROI, ces quatre blocs sont jointifs dans le nœud courant  $N$ , comme le montre la Figure 3-3. La méthode classique de mise en correspondance de blocs est ensuite utilisée pour chacun des quatre blocs  $B$ . La ROI respective se retrouve en conséquence déformée dans l'image cible, comme la montre la Figure 3-3, ce qui n'est pas le cas des blocs  $B$ . Dans cette figure, le schéma de gauche représente une ROI et les quatre blocs autour de ces coins considérés dans l'image de référence  $i_1$ . A droite, on retrouve les mêmes régions après estimation par quatre fois du BM. Les étoiles dénotent les blocs, les ROI et les nœuds dans l'image cible.

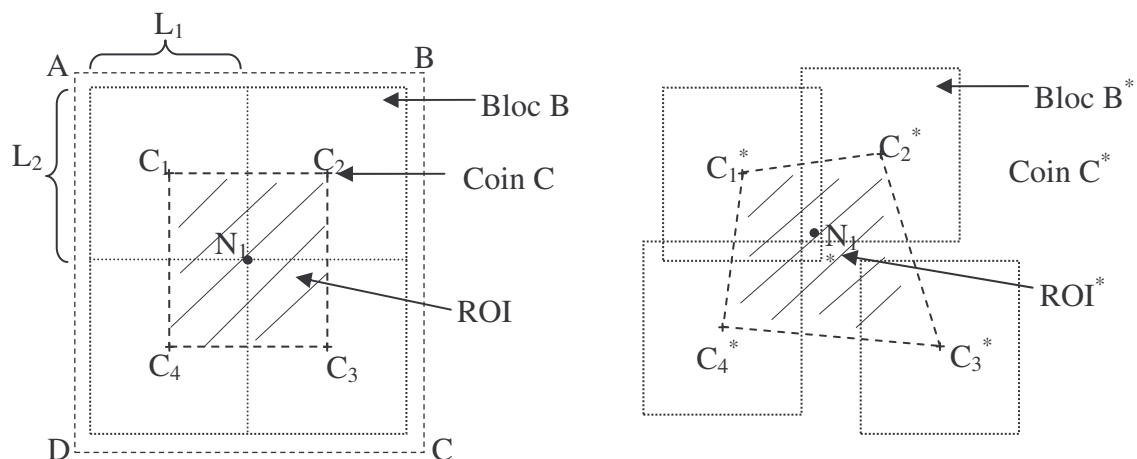


Figure 3-3. Estimation des translations des coins de la ROI par 4 fois du BM. On dénote par ABCD une zone d'étude autour de la ROI englobant les quatre blocs B.

Pour estimer les translations des quatre blocs  $B$  par BM, différentes fonctions de coût classiques ont été testées, comme la somme des différences absolues (SAD), somme des différences au carré (SSD) et la corrélation normalisée (NCC). Nous choisissons d'utiliser la NCC, mais il est à noter que les deux autres fournissent des résultats sensiblement équivalents [Giunta '99].

Deux algorithmes de recherche du meilleur bloc candidat au sens de la NCC seront utilisés et leurs résultats comparés. La première approche est la recherche exhaustive. Dans ce cas, tous les coefficients de corrélation entre un bloc  $B$  de l'image  $i_1$  et tous les blocs candidats d'une zone de recherche dans l'image  $i_2$  sont calculés. Parmi tous ces blocs testés, on retient celui qui correspond au NCC le plus grand. Cette façon de procéder a l'avantage d'être optimale, mais pourrait s'avérer coûteuse en temps de calcul. Cependant, avec notre méthode BDBM et le parcours en triangle des nœuds, la position des zones de recherche dans l'image cible se fait en tenant compte des estimations précédentes. Cette initialisation adaptée à l'élastographie ultrasonore permet que les zones de recherche considérées soient petites, donc le nombre de candidats à tester n'est pas très important. D'autre part, nous allons montrer dans le paragraphe 3.2.3 que l'estimation locale est subpixelique, ce qui implique que les zones de recherche seront interpolées et donc le nombre de blocs candidats à tester augmentera. Pour ces raisons, nous avons implémenté une recherche de type descente de gradient [Po '96]. Des résultats de simulation montrent que cette technique suboptimale est adaptée à notre application, assurant sensiblement la même précision d'estimation que la recherche exhaustive tout en réduisant le temps de calcul d'approximativement 20%.

### Calcul des paramètres locaux du modèle bilinéaire

Une fois le BM (avec ou sans descente de gradient) appliqué pour chacun des 4 blocs  $B$ , les paramètres de la transformée bilinéaire locale sont estimés. Premièrement, nous rappelons en (3-2) la forme de cette transformation. Nous considérons pour cela un système de coordonnées locales, avec l'origine dans le nœud courant, comme le montre la Figure 3-4.

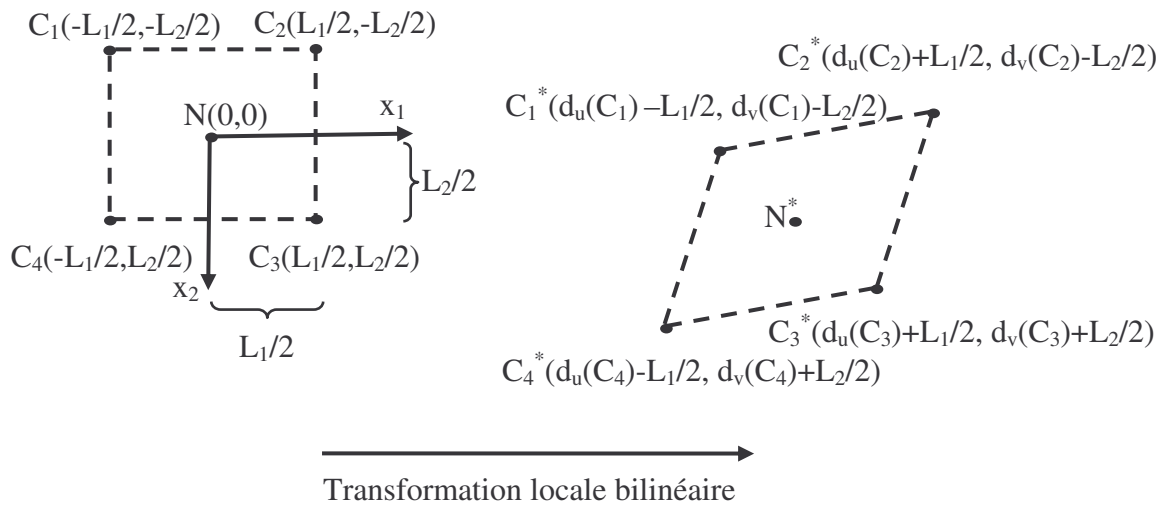


Figure 3-4. Région d'intérêt autour d'un nœud  $N \rightarrow N^*$  dans l'image  $i_1$  et dans l'image  $i_2$ .

$$\begin{cases} u(x_1, x_2) = a_u \cdot x_1 + b_u \cdot x_2 + c_u \cdot x_1 \cdot x_2 + d_u \\ v(x_1, x_2) = a_v \cdot x_1 + b_v \cdot x_2 + c_v \cdot x_1 \cdot x_2 + d_v \end{cases} \quad (3-2)$$

pour  $x_1 \in \left[-\frac{L_1}{2}, \frac{L_1}{2}\right]$  et  $x_2 \in \left[-\frac{L_2}{2}, \frac{L_2}{2}\right]$ , en considérant, sans perte de généralité, que  $L_1$  et  $L_2$  sont des entiers pairs. Notons par  $d_{u,v}(C_{1..4})$  les translations estimées des coins de la ROI.

Nous avons donc :

$$\begin{aligned}
d_u(C_1) &= u\left(-\frac{L_1}{2}, -\frac{L_2}{2}\right) & , & \quad d_v(C_1) = v\left(-\frac{L_1}{2}, -\frac{L_2}{2}\right) \\
d_u(C_2) &= u\left(\frac{L_1}{2}, -\frac{L_2}{2}\right) & , & \quad d_v(C_2) = v\left(\frac{L_1}{2}, -\frac{L_2}{2}\right) \\
d_u(C_3) &= u\left(\frac{L_1}{2}, \frac{L_2}{2}\right) & , & \quad d_v(C_3) = v\left(\frac{L_1}{2}, \frac{L_2}{2}\right) \\
d_u(C_4) &= u\left(-\frac{L_1}{2}, \frac{L_2}{2}\right) & , & \quad d_v(C_4) = v\left(-\frac{L_1}{2}, \frac{L_2}{2}\right)
\end{aligned} \tag{3-3}$$

Le modèle de mouvement dans (3-2) et les relations dans (3-3) nous permettent d'écrire deux systèmes de quatre équations avec quatre inconnues. Les équations sont obtenues en appliquant le modèle bilinéaire pour les quatre coins de la ROI. Connaissant les déplacements des coins de la ROI, pour les avoir estimés avec du BM classique, les huit inconnues sont les paramètres locaux du modèle bilinéaire, correspondant à la ROI courante.

$$\begin{cases}
d_I(C_1) = -a_I \frac{L_1}{2} - b_I \frac{L_2}{2} + c_I \frac{L_1 L_2}{4} + d_I \\
d_I(C_2) = a_I \frac{L_1}{2} - b_I \frac{L_2}{2} - c_I \frac{L_1 L_2}{4} + d_I \\
d_I(C_3) = a_I \frac{L_1}{2} + b_I \frac{L_2}{2} + c_I \frac{L_1 L_2}{4} + d_I \\
d_I(C_4) = -a_I \frac{L_1}{2} + b_I \frac{L_2}{2} - c_I \frac{L_1 L_2}{4} + d_I
\end{cases} \tag{3-4}$$

Dans (3-4),  $I$  est égale à  $u$  ou à  $v$ , générant un système d'équations pour la direction latérale et un autre pour la direction axiale. Ces deux systèmes peuvent être écrits sous forme matricielle et résolus analytiquement. Nous en déduisons de cette manière les paramètres bilinéaires locaux estimés pour la ROI courante.

$$\begin{pmatrix} a_u \\ b_u \\ c_u \\ d_u \end{pmatrix} = M \cdot \begin{pmatrix} d_u(C_1) \\ d_u(C_2) \\ d_u(C_3) \\ d_u(C_4) \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{pmatrix} a_v \\ b_v \\ c_v \\ d_v \end{pmatrix} = M \cdot \begin{pmatrix} d_v(C_1) \\ d_v(C_2) \\ d_v(C_3) \\ d_v(C_4) \end{pmatrix} \tag{3-5}$$

avec la matrice  $M$  qui dépend de la taille de la ROI comme le montre l'équation (3-6).

$$M = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} -\frac{1}{L_1} & \frac{1}{L_1} & \frac{1}{L_1} & -\frac{1}{L_1} \\ -\frac{1}{L_2} & -\frac{1}{L_2} & \frac{1}{L_2} & \frac{1}{L_2} \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ \frac{1}{L_1 \cdot L_2} & -\frac{1}{L_1 \cdot L_2} & \frac{1}{L_1 \cdot L_2} & -\frac{1}{L_1 \cdot L_2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \quad (3-6)$$

### 3.2.3 Estimation itérative multi-grille

Comme nous l'avons précisé dans la partie descriptive et montré dans le schéma synoptique de la méthode BDBM, l'estimation locale des paramètres bilinéaires est itérative. Il est évident que la précision d'estimation de ces paramètres dépend directement de la précision d'estimation des translations des coins  $C$  de la ROI. Etant donné que le déplacement local est à estimer avec une précision subpixelique, nous proposons d'utiliser une technique multi-grille. Ainsi, les grilles des zones de recherche utilisées par le BM classique pour estimer les translations des blocs  $B$  sont affinées en utilisant une interpolation bilinéaire. Cela implique que le nombre de blocs candidats augmentera proportionnellement avec le facteur d'interpolation. Cependant, la taille du bloc recherché n'est pas changée, ce qui fait que la complexité de calcul des coefficients de corrélation entre ce bloc et un bloc candidat restera inchangée et indépendante de l'interpolation. Ce procédé est illustré sur la Figure 3-5. Dans cet exemple, les pixels d'un bloc  $B$  recherché sont représentés par les cercles, alors que les pixels de la zone de recherche, après interpolation, sont représentés par les points. Comme la résolution initiale du bloc  $B$  et celle de la zone de recherche sont identiques, dans ce cas une interpolation d'un facteur 3 est considérée dans chaque direction (entre deux pixels de l'image originale nous interposons deux nouveaux pixels).

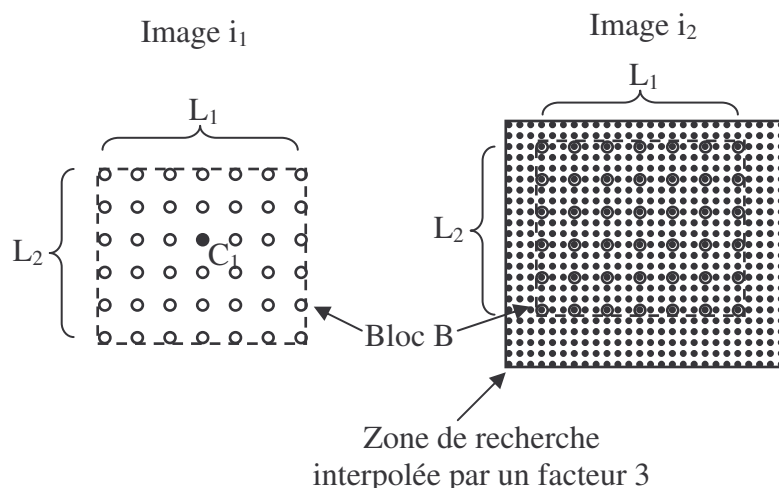


Figure 3-5. Méthode de BM avec une recherche subpixelique. Le bloc  $B$  est testé avec un bloc candidat, noté  $B^*$ , d'une zone de recherche interpolée par un facteur 3 dans chaque direction. Les cercles représentent les pixels du bloc  $B$ , et les points représentent les pixels de la zone de recherche. Le point  $C_1$  représente le centre du bloc.



L'approche itérative consiste à faire deux opérations entre les itérations : déformer localement l'image  $i_1$  autour du nœud courant et raffiner à nouveau les grilles des zones de recherche.

### Déformation de la zone d'étude ABCD

La zone d'étude notée ABCD dans la Figure 3-3 est déformée en utilisant le modèle bilinéaire de mouvement et les paramètres estimés à l'itération précédente. Il est à noter que cette zone d'étude englobe la ROI, mais aussi les quatre blocs  $B$ . En conséquence, à l'itération suivante le BM classique utilisera des blocs  $B$  déformés qui approchent mieux la forme locale de l'image cible. Schématiquement, la déformation de la zone d'étude ABCD est représentée sur la Figure 3-6.

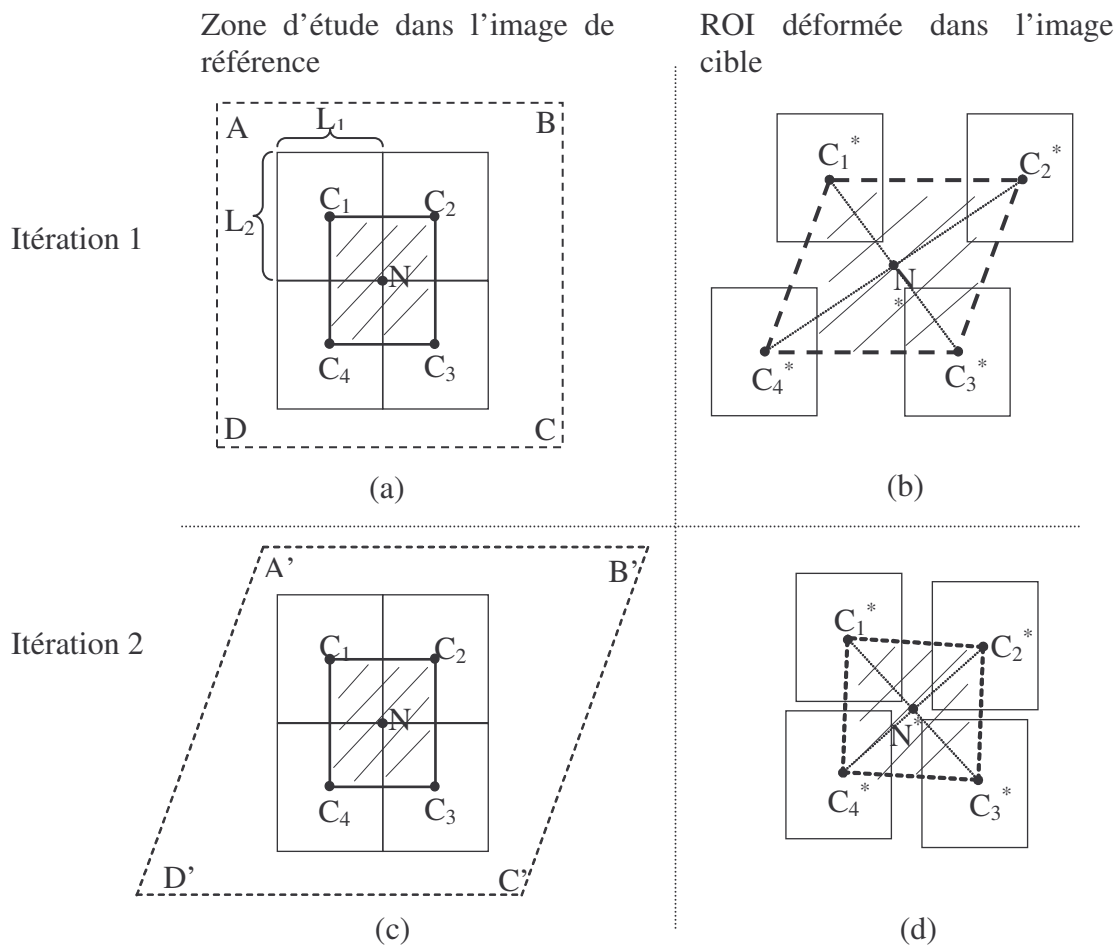


Figure 3-6. Estimation itérative du modèle bilinéaire pour une région d'intérêt donnée (zone hachurée). (a) Itération 1. Image  $i_1$  : une zone d'étude englobant la ROI et les blocs  $B$  est représentée. (b) Itération 1. Image  $i_2$  : le BM est utilisé afin d'estimer les translations des quatre blocs  $B$  et donc des coins de la ROI. Le modèle bilinéaire correspondant est calculé en utilisant (3-5). (c) Itération 2. Image  $i_1$  : la zone d'étude ABCD est déformée en utilisant les paramètres estimés à l'itération 1. (d) Itération 2. Image  $i_2$  : le BM est utilisé pour re-estimer les translations des coins  $C$ . Le modèle bilinéaire est actualisé en utilisant (3-5).

### Raffinement des zones de recherche

La deuxième opération effectuée entre deux itérations consiste à raffiner à nouveau les grilles de recherche. Les facteurs d'interpolation augmentent quadratiquement d'une itération à

l'autre. Ainsi, si un facteur d'interpolation de 3 est utilisé à la première itération, alors un facteur d'interpolation de 9 sera utilisé pour la deuxième itération. Cette façon de procéder présente tout de même un défaut, lié au nombre de blocs candidats qui augmentent d'une itération à l'autre et qui impliqueraient des temps de calcul conséquents. Pour palier ce problème, nous proposons qu'à chaque itération la nouvelle zone de recherche soit :

- centrée sur la position correspondant au déplacement estimé à l'itération précédente pour le bloc B considéré.
- réduite autour de cette position pour que le même nombre de blocs candidats soit utilisé.

En conséquence, d'une itération à l'autre on ne change pas la complexité de recherche par BM, car le nombre de blocs candidats reste le même et la résolution du bloc à rechercher est celle des images originales.

Cette technique itérative d'estimation locale sera testée dans la partie résultats. Nous montrerons que l'erreur d'estimation décroît avec l'avancement dans les itérations.

### 3.2.4 Calcul du champ dense de mouvement

Les sous-chapitres précédents montrent comment une transformation bilinéaire est estimée pour chaque ROI autour de chaque nœud. La dernière étape de la méthode d'estimation proposée consiste à calculer le champ dense du mouvement, en tenant compte des estimations locales pour chaque région d'intérêt. Avec la méthode BDBM, la taille des ROIs est plus grande que le pas entre deux nœuds [Orchard '94], ce qui fait que nous nous retrouvons dans la configuration de la Figure 3-7. Concrètement, dans ce cas un chevauchement de 30% des ROIs voisins est représenté. Ainsi, la zone grise appartient aux quatre ROIs et a été par conséquent estimée quatre fois.

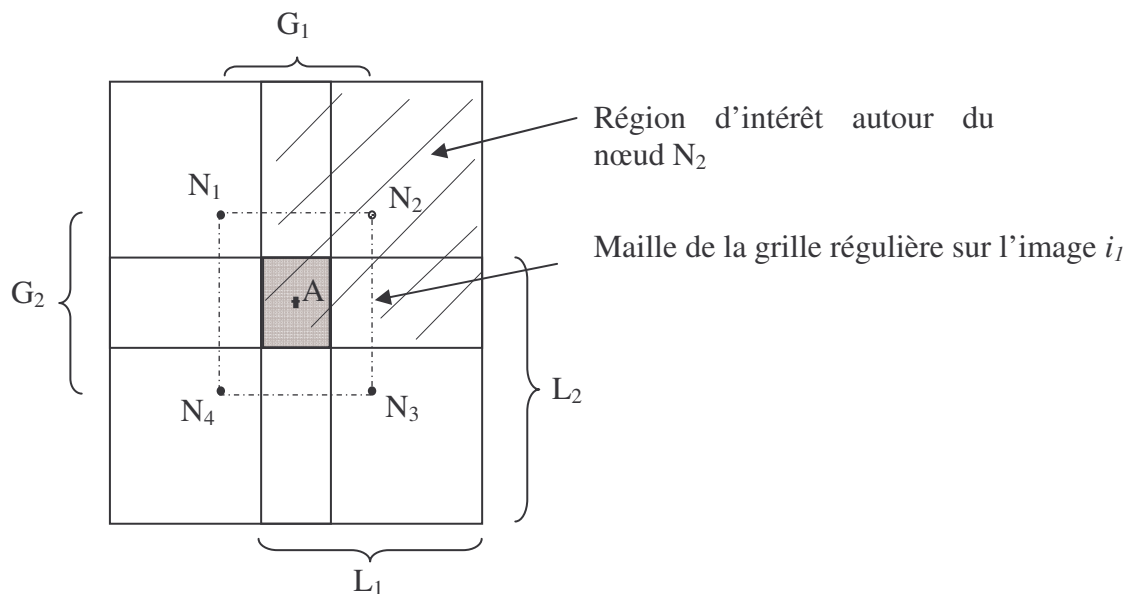


Figure 3-7. Calcul du champ dense de mouvement, par interpolation bilinéaire du déplacement estimé dans chaque nœud est dans le point A.

Soit A le centre de cette région de chevauchement et donc de la maille formée par les nœuds  $N_1$ ,  $N_2$ ,  $N_3$  et  $N_4$ . Nous rappelons que pour chaque ROI une série de huit paramètres a été estimée, correspondant au modèle bilinéaire calculé localement pour chaque ROI. Soient

$a_{u,v}(N_i)$ ,  $b_{u,v}(N_i)$ ,  $c_{u,v}(N_i)$  et  $d_{u,v}(N_i)$  ( $i=1..4$ ) ces paramètres pour chacune des quatre ROIs autour de chacun des quatre nœuds. Les quatre estimations du déplacement du point A, propres à chacune des ROIs peuvent s'écrire comme le montre les équations en (3-7). Nous notons par  $d_{u,v}(A, N_i)$  le déplacement du point A obtenu quand l'estimation locale a été faite pour le nœud  $N_i$ .

$$\left\{ \begin{array}{l} d_I(A, N_1) = a_I(N_1) \frac{G_1}{2} + b_I(N_1) \frac{G_2}{2} + c_I(N_1) \frac{G_1 G_2}{4} + d_I(N_1) \\ d_I(A, N_2) = -a_I(N_2) \frac{G_1}{2} + b_I(N_2) \frac{G_2}{2} - c_I(N_2) \frac{G_1 G_2}{4} + d_I(N_2) \\ d_I(A, N_3) = -a_I(N_3) \frac{G_1}{2} - b_I(N_3) \frac{G_2}{2} + c_I(N_3) \frac{G_1 G_2}{4} + d_I(N_3) \\ d_I(A, N_4) = a_I(N_4) \frac{G_1}{2} - b_I(N_4) \frac{G_2}{2} - c_I(N_4) \frac{G_1 G_2}{4} + d_I(N_4) \end{array} \right. , \quad (3-7)$$

où  $I$  est égale à  $u$  ou  $v$  suivant qu'il s'agit du déplacement latéral ou axial.

Finalement, le déplacement du point A est considéré égal à la moyenne des quatre estimations.

$$\left\{ \begin{array}{l} d_u(A) = \frac{d_u(A, N_1) + d_u(A, N_2) + d_u(A, N_3) + d_u(A, N_4)}{4} \\ d_v(A) = \frac{d_v(A, N_1) + d_v(A, N_2) + d_v(A, N_3) + d_v(A, N_4)}{4} \end{array} \right. \quad (3-8)$$

Cependant, un critère sur la cohérence des quatre valeurs est pris en compte et a comme objectif d'éliminer des éventuelles valeurs aberrantes. Ce critère consiste à :

- calculer la valeur moyenne et l'écart type moyen des quatre déplacements (axiaux et latéraux)
- conserver seulement les valeurs se trouvant dans l'intervalle valeur moyenne plus/moins écart type moyen pour effectuer la moyenne dans l'équation (3-8).

Le champ dense du mouvement est obtenu en considérant les déplacements de tous les points A et de tous les nœuds. Pour les points A, leur déplacement est obtenu comme nous venons de le montrer, en moyennant plusieurs estimations. Pour les nœuds, le déplacement est obtenu en utilisant le modèle bilinéaire estimé dans la ROI correspondante et au point de coordonnées (0,0) (voir Figure 3-4 et équation (3-2)). Une interpolation bilinéaire est enfin utilisée pour calculer le vecteur déplacement en chaque pixel de l'image  $i_l$ .

Cette façon de calculer le champ dense du mouvement offre d'une part l'avantage d'obtenir des champs de mouvement réguliers, et permet d'autre part d'éliminer des éventuelles estimations aberrantes.

### 3.3 Résultats

Dans ce paragraphe, des résultats de simulation et expérimentaux sont présentés afin de valider la méthode d'estimation BDBM et d'analyser ses performances pour l'estimation du mouvement avec des images échographiques. Deux applications ultrasonores sont considérées

afin de comparer la précision de notre méthode à celle du BM. Pour la première, l'élastographie ultrasonore, des images radiofréquences (RF) classiques sans modulation latérale sont utilisées par les deux méthodes pour estimer le mouvement. La deuxième application concerne l'estimation de la vitesse des flux sanguins par échographie. Dans ce cas, l'estimation est faite en utilisant des images échographique mode B acquises avec un échographe haute fréquence.

### 3.3.1 Validation et résultats de la méthode BDBM appliquée à l'élastographie ultrasonore avec des images RF

#### 3.3.1.1 Critères de comparaison pour l'estimation du mouvement

Afin de quantifier la qualité de l'estimation du mouvement et de pouvoir comparer les différents résultats obtenus avec BDBM et BM, trois critères sont utilisés.

##### 1<sup>er</sup> critère – utilisé avec des données de simulation

Il est utilisé pour évaluer les résultats obtenus avec des images de simulation dans le but de comparer les deux méthodes d'estimation (BDBM et BM) et d'optimiser les paramètres de la méthode BDBM pour notre application. Dans ce cas de figure, le déplacement à estimer est parfaitement maîtrisé et donc connu en chaque pixel de l'image de référence. Pour cette raison, le critère retenu est l'erreur absolue entre les champs de mouvement estimés et imposés.

##### 2<sup>ème</sup> critère – utilisé avec des données expérimentales

Le critère de recalage proposé en 2.3.2.2, page 61.

##### 3<sup>ème</sup> critère – utilisé avec des données expérimentales

Le critère CNR proposé en 2.3.2.2, page 61. Pour calculer le CNR, une région A est choisie dans la tumeur, et une région B dans la partie saine de la thyroïde.

#### 3.3.1.2 Simulation d'images ultrasonores RF

Afin de valider et d'évaluer la méthode d'estimation du mouvement proposée (BDBM), deux jeux de données de simulation sont employés. La formation des images RF de simulation est basée sur le produit de convolution spatiale 2-D entre la réponse impulsionnelle de l'échographe ( $h(x_1, x_2)$ ) et une distribution discrète de diffuseurs représentant le milieu imagé ( $d(x_1, x_2)$ ).

$$i_I(x_1, x_2) = h(x_1, x_2) \otimes_{x_1, x_2} d(x_1, x_2), \quad (3-9)$$

où  $\otimes_{x_1, x_2}$  représente le produit de convolution 2-D sur les deux directions spatiales  $x_1$  et  $x_2$ .

La forme de la réponse impulsionnelle du système d'imagerie (PSF, comme Point Spread Function), supposée spatialement invariante, est :

$$h(x_1, x_2) = \exp\left(-\pi\left(\frac{x_1}{\sigma_1}\right)^2\right) \exp\left(-\pi\left(\frac{x_2}{\sigma_2}\right)^2\right) \cos(2\pi f_2 x_2) \quad (3-10)$$

Les paramètres de la réponse impulsionnelle (les deux largeurs à mi hauteur des Gaussiennes et la fréquence centrale de la sonde) sont choisis pour reproduire les caractéristiques de l'échographe Siemens Elegra. Cet échographe sera ensuite utilisé pour obtenir des images expérimentales de fantôme et de thyroïde. Le jeu de paramètres utilisé est le suivant :

$$\begin{aligned} \sigma_1 &= 1,09 \text{ mm} \\ \sigma_2 &= 0,36 \text{ mm} \\ f_2 &= 7,5 \text{ MHz} \end{aligned} \quad (3-11)$$

L'image après déformation du milieu a été simulée de la même façon, en utilisant le produit de convolution dans (3-10) et les paramètres dans (3-11). Seule la distribution des diffuseurs change entre l'image de référence  $i_1$  et l'image cible  $i_2$ , afin de simuler un milieu et un déplacement donnés. La distribution des diffuseurs après déformation du milieu, ainsi que les vrais déplacements entre les deux images ont été obtenus avec le logiciel d'éléments finis Femlab (COMSOL AB, Sweden).

Deux paires d'images de simulation ont été générées, correspondant à deux cas de figure différents.

### 1<sup>er</sup> jeu de données de simulation

Il s'agit d'un jeu de données simulant un milieu homogène de  $20 \times 30 \text{ mm}^2$ . Le déplacement entre les deux images correspond à une compression axiale de 3%, soit une dilatation latérale de 1,48%, pour un coefficient de Poisson fixé à 0,49. La résolution des deux images simulées a été la même, correspondant à une dimension des pixels de  $21,4 \times 120 \text{ }\mu\text{m}^2$  (axial  $\times$  latéral).

### 2<sup>ème</sup> jeu de données de simulation

Dans ce cas, le milieu simulé représente un milieu homogène de  $20 \times 30 \text{ mm}^2$ , avec une inclusion cylindrique de 10 mm de diamètre, placé au centre, comme le montre la Figure 3-8.

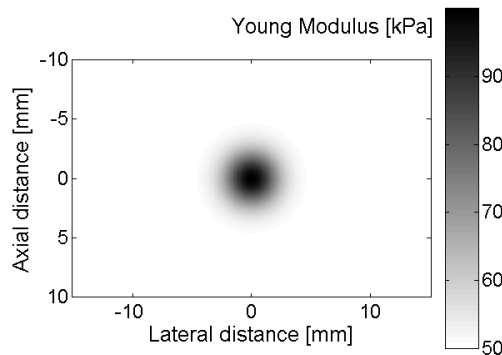


Figure 3-8. Distribution du module de Young utilisée pour la simulation du deuxième jeu de données de simulation. Le milieu englobant est à 50 kPa, alors que le module de Young de l'inclusion cylindrique présente une forme Gaussienne.

Le module de Young du milieu englobant a été fixé à 50 kPa. La distribution du module de Young ( $E$ ) dans l'inclusion suit une loi Gaussienne, comme le montre l'équation (3-12).

$$E(x_1, x_2) = 50 + 50 \exp\left(-\pi\left(\frac{x_1}{4}\right)^2\right) \exp\left(-\pi\left(\frac{x_2}{4}\right)^2\right), \quad (3-12)$$

pour  $x_1 = [-5mm, 5mm]$  et  $x_2 = [-5mm, 5mm]$ . Au centre de l'inclusion, pour  $x_1$  et  $x_2$  égaux à 0 mm, le module de Young atteint donc 100 kPa, soit le double du milieu englobant.

Le coefficient de Poisson a été fixé dans ce cas aussi à 0,49. Le déplacement entre les deux images correspond à une compression axiale de 2%, soit une dilatation latérale de 0,98%.

### 3.3.1.3 Résultats des simulations

Les deux jeux de données introduits auparavant sont utilisés ici pour estimer le mouvement avec la méthode BDBM et le BM classique. Comme il s'agit de simulations pour lesquelles le déplacement imposé est connu, le premier critère d'évaluation (l'erreur absolue) est utilisé afin de quantifier les erreurs d'estimation. Dans les deux cas, les paramètres de la méthode BDBM que nous avons utilisés pour estimer sont les suivants :

$$\begin{aligned} G1 &= 12 \text{ pixels} = 1,44 \text{ mm} \\ G2 &= 15 \text{ pixels} = 0,32 \text{ mm} \\ L1 &= 20 \text{ pixels} = 2,4 \text{ mm} \\ L2 &= 40 \text{ pixels} = 0,85 \text{ mm} \\ \text{Nombre d'itérations} &= 2 \\ \text{Interpolation des zones de recherche} &= [3 \ 3] \text{ (axial} \times \text{ lateral)} \end{aligned} \quad (3-13)$$

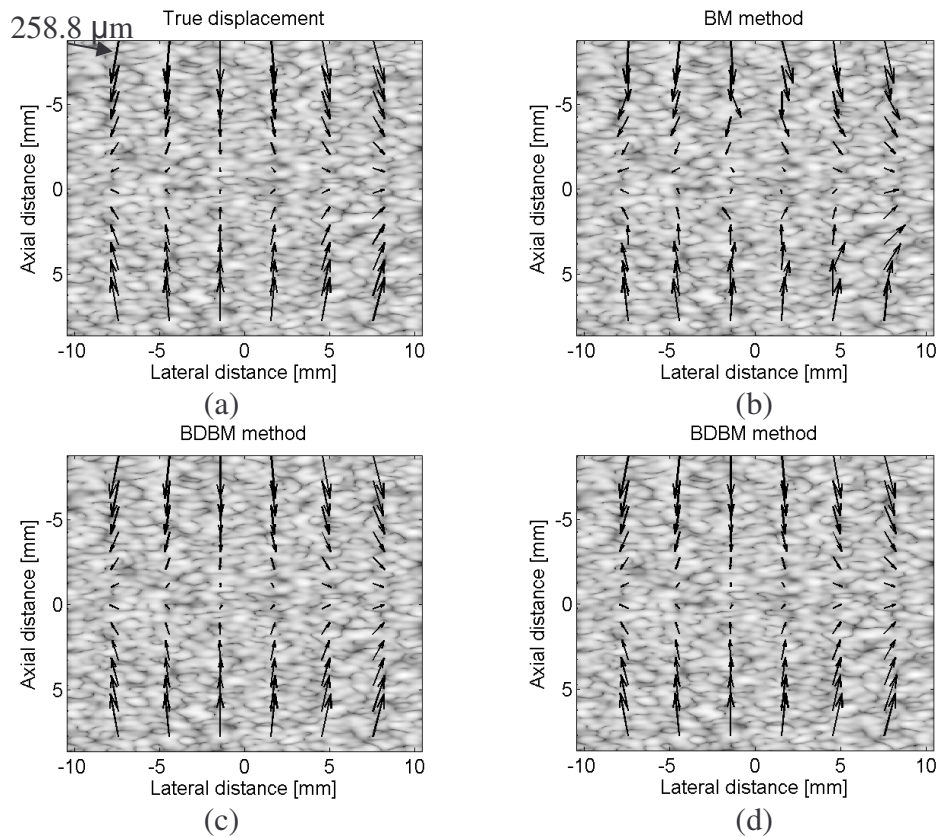
Nous effectuons deux itérations. La première itération commence avec un raffinement des zones de recherche d'un facteur 3. Cela veut dire que la précision finale du résultat est de 1/9 de la taille d'un pixel dans chaque direction. Pour que la comparaison de la méthode BDBM avec le BM classique soit équitable, le même pas entre les nœuds et la même taille de blocs sont utilisés avec le BM. De plus, les zones de recherche sont raffinées d'un facteur 9 dans chaque direction afin d'arriver à la même précision finale que le BDBM. Pour que les cartes de déplacement obtenues avec le BDBM et le BM aient la même résolution (égale à la résolution des images échographiques), le champ dense de mouvement est obtenu avec le BM par interpolation bilinéaire du déplacement estimé à chaque nœud.

#### 1<sup>er</sup> jeu de données de simulation

Trois estimations ont été testées avec ce 1<sup>er</sup> jeu de simulation concernant un milieu homogène et les résultats d'estimation sont affichés sur la Figure 3-9. Il s'agit de la méthode BDBM avec ou sans descente de gradient et du BM classique.

Les vecteurs de déplacement sont superposés sur l'image de référence. Même si l'image affichée est l'image mode B, les estimations ont été faites en utilisant les images RF. Nous observons que le BDBM avec ou sans descente de gradient donne des résultats similaires. Comme la descente de gradient permet de réduire le temps de calcul sans perte de précision

sur les valeurs du déplacement, les prochaines estimations avec le BDBM utiliseront cette technique.



**Figure 3-9. Vecteurs de déplacement (a) imposés, (b) estimés avec le BM classique, (c) estimés avec le BDBM sans descente de gradient, (d) estimés avec le BDBM avec descente de gradient.**

Les histogrammes des erreurs absolues obtenues avec le BDBM et le BM sont donnés sur la Figure 3-10 pour le déplacement axial et le déplacement latéral. Avec notre méthode, l'écart type de l'erreur absolue est de  $0,27 \mu\text{m}$  dans la direction axiale et de  $2,3 \mu\text{m}$  dans la direction latérale, alors qu'avec le BM nous trouvons  $1,8 \mu\text{m}$  et respectivement  $15,1 \mu\text{m}$ . Cela signifie que le BDBM réduit l'écart type de l'erreur absolue d'un facteur 6 par rapport au BM classique. Nous observons aussi que les deux méthodes génèrent plus d'erreur dans la direction latérale que dans la direction axiale. Cela s'explique par la différence de résolution des images entre les deux directions, la dimension latérale du pixel étant approximativement six fois plus grande que l'axiale. De plus, comme le déplacement imposé est une compression axiale, le mouvement axial est plus important que le mouvement latéral et donc plus facile à estimer.



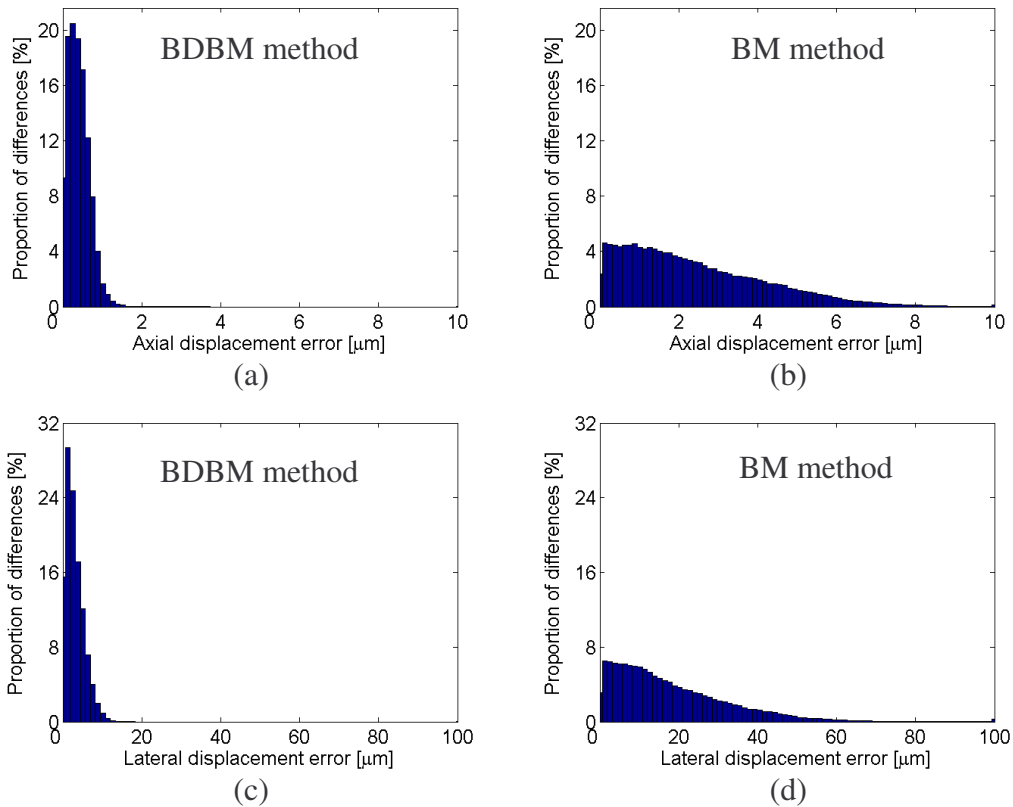


Figure 3-10. Histogrammes des erreurs absolues entre les déplacements estimés et imposés pour (a) la direction axiale avec le BDBM, (b) la direction axiale avec le BM, (c) la direction latérale avec le BDBM, (d) la direction latérale avec le BM.

Pour ce jeu de simulation le milieu est homogène et la compression uniformément distribuée. On en déduit que pour une distance latérale donnée le déplacement latéral est le même pour toutes les profondeurs dans l'image. La Figure 3-11 montre les valeurs moyennes et les écarts type de tous les déplacements latéraux estimés pour chaque colonne de l'image de référence avec le BDBM et avec le BM. Nous constatons que le déplacement estimé avec notre méthode est considérablement plus précis et plus régulier qu'avec le BM. Effectivement, les écarts type moyens sont globalement 6 à 7 fois plus petits avec le BDBM qu'avec le BM.

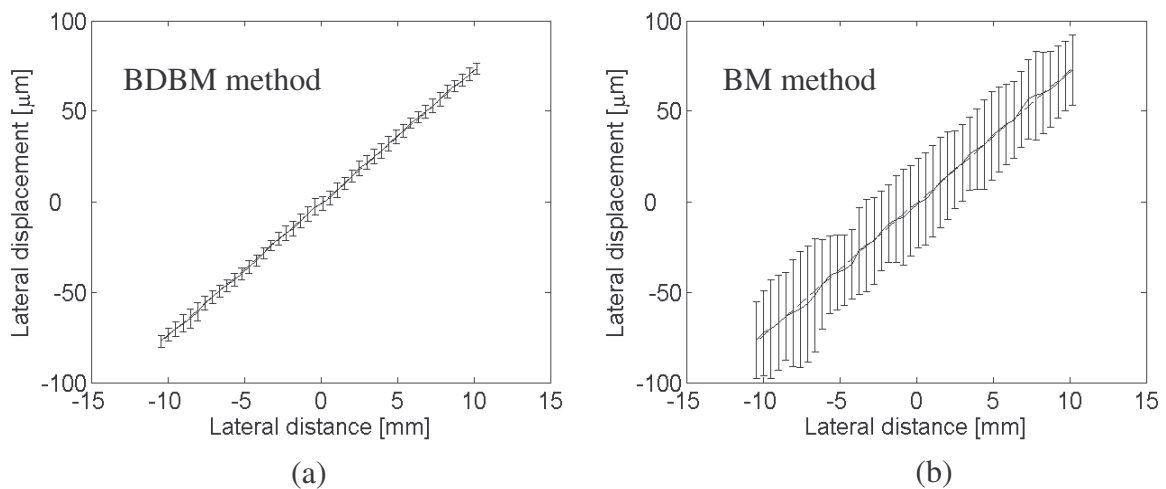


Figure 3-11. Trait plein : moyennes et écarts type moyens des déplacements latéraux estimés avec (a) le BDBM et (b) le BM. En pointillés les déplacements latéraux imposés.



## 2<sup>ème</sup> jeu de données de simulation

Dans ce cas, les deux images de simulation représentent un milieu avec une inclusion plus dure que le milieu englobant avant et après l'application d'une compression axiale. Comme avec le premier jeu de simulation, les performances du BDBM seront comparées à celles du BM à travers le premier critère, l'erreur absolue entre les déplacements estimés et imposés. Les vecteurs du déplacement imposé, estimé avec le BDBM et avec le BM sont affichés sur la Figure 3-12 superposés à l'image échographique mode B de référence. Comme pour le 1<sup>er</sup> jeu de simulation, les estimations ont été faites avec les images RF.

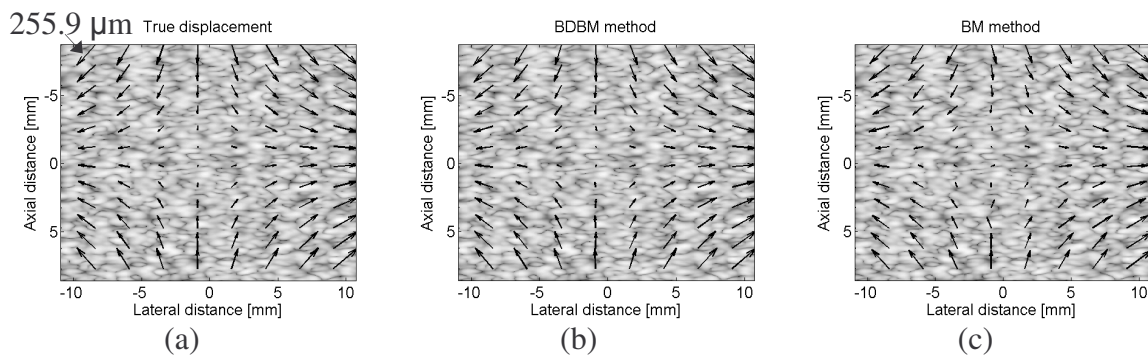


Figure 3-12. Déplacement 2-D (a) imposé, (b) estimé avec le BDBM, (c) estimé avec le BM, superposé à l'image échographique mode B.

La Figure 3-13 montre les histogrammes des erreurs absolues entre les déplacements imposés et estimés sur chacune des directions. Pour ce jeu de données de simulation, les écarts type des erreurs absolues dans la direction axiale sont de  $0,39 \mu\text{m}$  pour le BDBM contre  $1,1 \mu\text{m}$  pour le BM et dans la direction latérale de  $2,7 \mu\text{m}$  et respectivement  $13,4 \mu\text{m}$ .

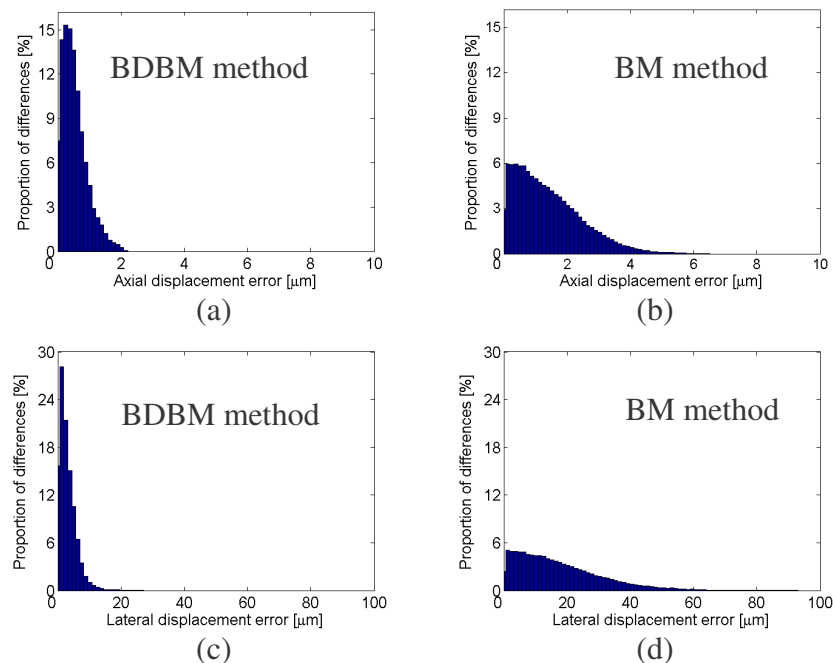
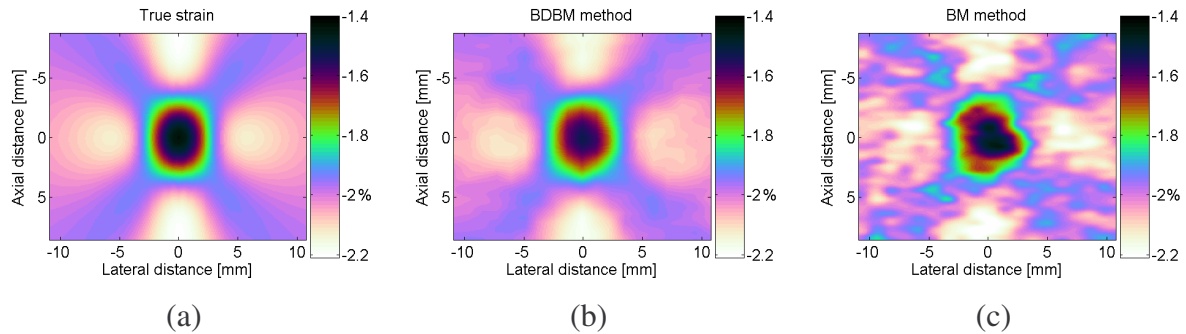


Figure 3-13. Histogrammes des erreurs absolues entre les déplacements estimés et imposés pour (a) la direction axiale avec le BDBM, (b) la direction axiale avec le BM, (c) la direction latérale avec le BDBM, (d) la direction latérale avec le BM.

Afin de mettre en évidence l'inclusion plus dure que le milieu englobant, nous calculons les cartes des déformations axiales. Celles-ci sont obtenues par dérivation unidirectionnelle (dans

la direction verticale  $x_2$ ) de la composante axiale du déplacement imposé ou estimé. La dérivation se fait en utilisant un filtre 1-D à réponse impulsionnelle finie [Kallel '97]. La longueur du filtre est choisie afin d'assurer un compromis entre la bruit généralement apporté par ce type de filtre et le lissage des cartes de déformation. Pour ce jeu de simulation, la taille du filtre a été fixée à 20% de la taille axiale des images. Les cartes des déformations axiales ressortent clairement l'inclusion dure, qui dans ce cas présente une déformation de -1,4%.



**Figure 3-14. Cartes des déformations axiales en % calculées à partir du (a) déplacement imposé, (b) déplacement estimé avec le BDBM, (c) déplacement estimé avec le BM.**

Nous avons observé à travers les deux jeux de données de simulation que la méthode BDBM donne des meilleurs résultats que le simple BM pour l'estimation du mouvement avec des images RF et dans le cadre de l'élastographie. Le critère que nous avons choisi pour comparer les performances des deux méthodes a été l'erreur absolue entre le déplacement imposé entre les images et celui estimé. Tous les résultats concernant les écarts type moyens des erreurs absolues pour les deux jeux de simulation et avec les deux méthodes sont regroupés dans le Tableau 3-1.

Ecart type de l'erreur absolue en $\mu\text{m}$				
Simulation	Axial		Lateral	
	BDBM	BM	BDBM	BM
Jeu 1	0.27	1.8	2.3	15.1
Jeu 2	0.39	1.1	2.7	13.4

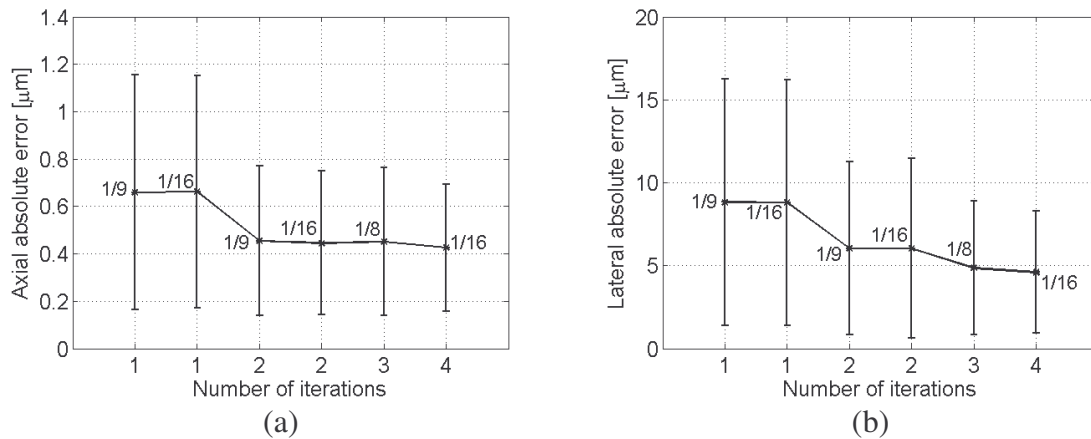
**Tableau 3-1. Comparaison des écarts type moyens des erreurs absolues pour les méthodes BDBM et BM.**

### 3.3.1.4 Optimisation des paramètres de la méthode BDBM

Le deuxième jeu de données de simulation est utilisé dans cette partie afin de montrer l'influence de l'approche itérative multi-grille et l'influence du choix des paramètres de la méthode BDBM sur la qualité des estimations du mouvement.

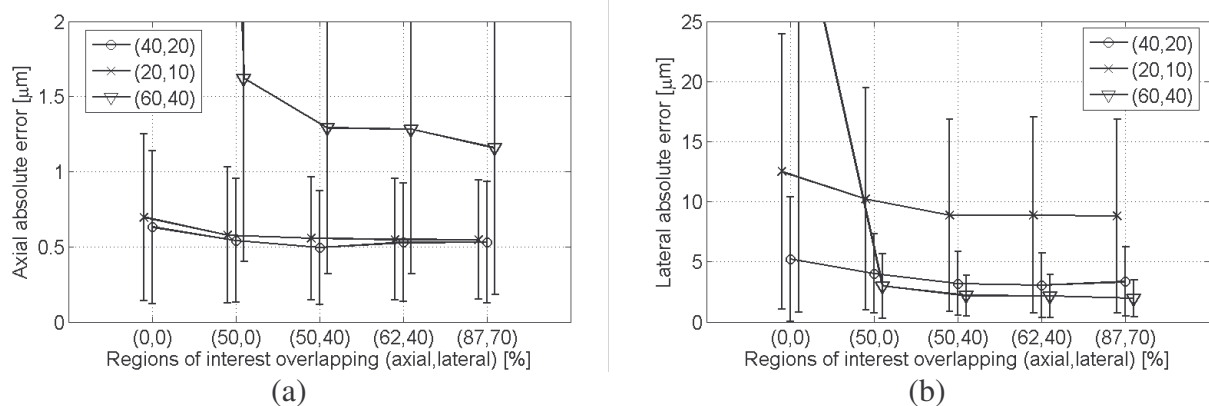
En utilisant les valeurs des paramètres  $L_1$ ,  $L_2$ ,  $G_1$  et  $G_2$  en (3-13), nous avons effectué plusieurs estimations du mouvement pour différentes valeurs d'itérations et différents facteurs d'interpolation des grilles de recherche. Les résultats sont regroupés sur la Figure 3-15. Le niveau d'interpolation final, atteint à la dernière itération, est indiqué pour chaque point. Nous observons que l'erreur absolue commise décroît avec le nombre d'itérations. Cependant, la plus grande diminution de l'erreur d'estimation se produit quand nous passons d'une seule itération (dans ce cas l'approche multi-grille itérative n'est pas utilisée) à deux itérations. Ainsi, pour une itération et des facteurs d'interpolation de 9, l'erreur absolue moyenne est 1,4 fois plus grande que pour deux itérations et le même niveau de résolution. Ce résultat montre

l'intérêt de l'approche itérative et explique également le choix (dans (3-13)) de faire deux itérations. Nous pouvons également observer que pour le même niveau de précision, il est plus convenable du point de vue du temps de calcul de faire plus d'itérations que d'augmenter le niveau d'interpolation. Concrètement, pour des qualités d'estimation équivalentes, l'estimation utilisant trois itérations et un facteur d'interpolation final de 8 est deux fois plus rapide que celle en deux itérations et avec un facteur d'interpolation de 16.



**Figure 3-15. Valeurs moyennes et écarts type des erreurs absolues (a) axiales et (b) latérales en fonction du nombre d'itérations et du niveau de résolution final atteint.**

La deuxième étude réalisée afin d'optimiser les paramètres du BDBM porte sur les tailles des ROI et le pourcentage de chevauchement de ces régions. Ainsi, plusieurs estimations ont été faites pour trois tailles de ROI ((40,20), (20,10), (60,40) pixels) et pour des chevauchements allant de 0% à 87%. Les valeurs moyennes et les écarts type des erreurs absolues obtenues sont tracés sur la Figure 3-16 et montrent l'influence de ces paramètres sur la précision de l'estimation du mouvement avec notre méthode.



**Figure 3-16. Valeurs moyennes et écarts type des erreurs absolues (a) axiales et (b) latérales en fonction du pas ( $G_1, G_2$ ) de la grille des nœuds et pour trois tailles de ROI.**

Nous rappelons que les déplacements à estimer dans le cadre de l'élastographie ultrasonore proviennent d'une compression axiale des tissus. Pour cette raison, la variation spatiale de la composante axiale du vecteur de déplacement est plus grande que celle de la composante latérale. Ainsi, les petites tailles de ROI favorisent l'estimation du déplacement axial, alors que des ROI plus grandes sont plus adaptées pour estimer la composante latérale du mouvement. Nous observons aussi que l'erreur d'estimation décroît avec l'augmentation du

pourcentage de chevauchement entre les ROI et augmente légèrement quand ce pourcentage devient trop important.

Il est à noter que pour une taille de ROI importante (60,40), ne pas chevaucher les ROI implique un nombre de nœuds insuffisant qui se traduit dans une erreur d'estimation importante. Le nombre de nœuds n'est alors pas suffisant pour que notre méthode de calcul du champ dense donne de bons résultats.

Les résultats présentés sur la Figure 3-16 conduisent à un compromis entre les erreurs axiale et latérale pour une taille de ROI de (40,20) et un chevauchement de 62% dans la direction axiale et de 40% dans la direction latérale. Ce chevauchement correspond à un pas de la grille des nœuds de (15,12).

Nous pouvons remarquer que la taille des ROIs optimale est proche du double des largeurs à mi hauteurs de la PSF considérée pour la simulation des images (voir (3-11)).

### **3.3.1.5 Résultats expérimentaux**

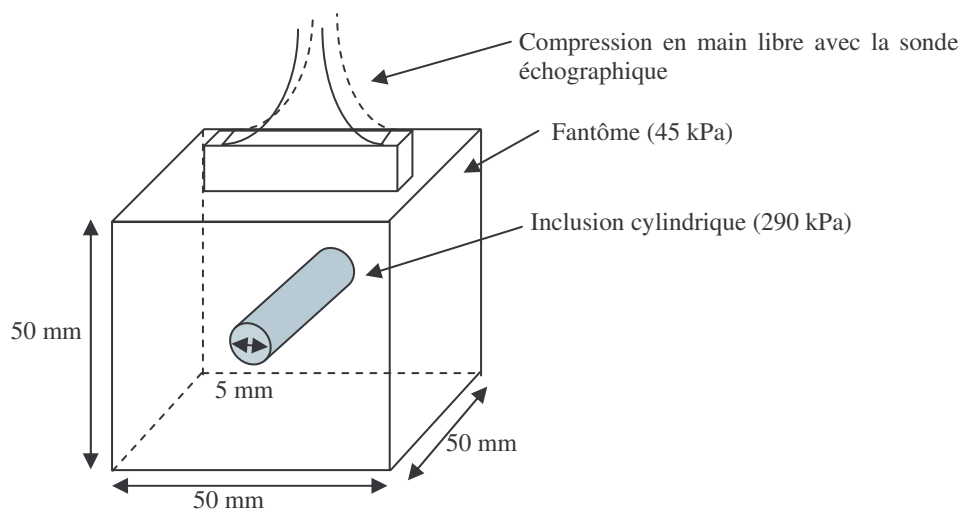
Après la validation de la méthode BDBM avec des images de simulations, dans cette section nous évaluerons les performances de la méthode avec des données expérimentales. Les résultats obtenus seront à nouveau comparés avec ceux donnés par le BM classique, au sens cette fois-ci du deuxième et troisième critère de comparaison. Les paramètres du BDBM utilisés pour estimer le mouvement sont ceux donnés dans (3-13).

Les images ont été acquises avec un échographe Sonoline Elegra et une sonde linéaire à 7,5 MHz (Siemens Medical Systems, Issaquah, WA, USA). Cet échographe clinique a été modifié pour la recherche afin de permettre l'acquisition d'images RF.

#### ***3.3.1.5.1 Résultats sur fantôme***

Premièrement, un résultat sur fantôme est présenté afin de valider notre méthode d'estimation dans un cas expérimental simple. Le matériau utilisé pour la fabrication du fantôme a la composition suivante : porcine-hide gelatine (type A, approx. 300 bloom, Sigma Chemical, St. Louis, MO, USA), graphite powder (3.25%, Kanto Chemical, Tokyo, Japan), formaldéhyde (0.05%, Kanto Chemical, Tokyo, Japan) et 1-Propanol (7.7%, Kanto Chemical, Tokyo, Japan) (pourcentage du poids total du fantôme) [Hall '97].

Le fantôme mesurait 50×50×50 mm avec une inclusion cylindrique de 5 mm de diamètre et approximativement 3 fois plus dure que le milieu englobant (voir Figure 3-17). L'axe de l'inclusion est perpendiculaire au plan d'imagerie.

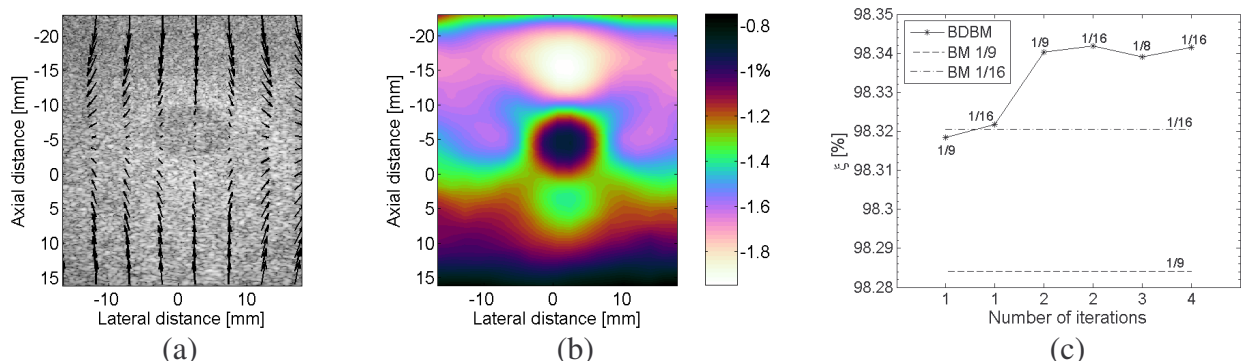


**Figure 3-17. Géométrie et caractéristiques d'un fantôme avec une inclusion cylindrique plus dure que le milieu englobant.**

D'abord, une pre-compression de 5% a été appliquée afin d'assurer un bon contact entre la sonde échographique et le fantôme. Ensuite, des images échographiques ont été acquises pour différents niveaux de compression du fantôme. Entre deux images consécutives, le pas de compression est de 1,25% de l'épaisseur initiale du fantôme.

La Figure 3-18 montre les vecteurs de mouvement estimés avec le BDBM superposés à l'image échographique mode B et la carte des déformations axiales obtenue à partir du déplacement estimé. La longueur du filtre dérivateur a été fixée à 15% de la taille axiale des images. Nous observons que l'inclusion dure est clairement mise en évidence par l'élastogramme. Elle est plus difficile à distinguer sur l'image échographique à cause du faible contraste acoustique entre l'inclusion et le milieu englobant. En revanche, la différence de dureté entre l'inclusion et le reste du fantôme se traduit par un écart de niveau de déformation entre les deux parties du fantôme, comme le montre la Figure 3-18(b).

Les performances de la méthode BDBM comparées au BM pour différentes valeurs d'itérations sont données sur la Figure 3-18(c), au sens du deuxième critère d'évaluation proposé. Nous montrons ainsi que le BDBM donne des meilleurs résultats que le BM, même pour des facteurs d'interpolation des zones de recherches plus petits. Nous observons également que la précision de l'estimation augmente avec le nombre d'itérations.



**Figure 3-18. Fantôme avec inclusion cylindrique dure. (a) Les vecteurs du déplacement estimés superposés à l'image échographique mode B, (b) carte des déformations axiales en %, (c) comparaison des résultats d'estimation avec le BDBM et le BM au sens du 2<sup>ème</sup> critère (de recalage).**

### **3.3.1.5.2 Résultats sur la thyroïde**

#### **Patients**

Deux jeux de données de deux patients ont été utilisés afin de tester l'applicabilité de notre méthode sur des données *in vivo*. Le premier patient, un homme âgé de 31 ans, ne souffrait d'aucune maladie de la thyroïde, alors que le deuxième, une femme âgée de 48 ans, souffrait d'un cancer thyroïdien papillaire. Le protocole médical a été mis au point par l'Université de Kyoto au Japon et les images échographiques ont été acquises par deux radiologues, Andrej Lyshchik et Tatsuya Higashi.

#### **Acquisition des images**

Pour les deux cas, les deux radiologues ont acquis et interprété les images échographiques sans avoir connaissance du diagnostic des patients. Les deux patients ont été positionnés comme dans un cas d'échographie de la thyroïde classique, allongés sur le dos et avec la tête en arrière. Des images RF ont été acquises pour les deux patients correspondant à un cycle de compression. La compression des tissus a été appliquée directement avec la sonde échographique, en prenant soin de limiter au maximum les mouvements latéraux de la thyroïde.

#### **Résultats cliniques**

Dans chacun des cas, les élastogrammes ont été obtenus en estimant le déplacement avec la méthode BDBM entre quatre paires d'images. Le choix des cinq images échographiques a été fait par le médecin pour chacun des patients. Pour chaque estimation, les déformations axiales ont été obtenues en utilisant le même filtre dérivateur, dont la longueur a été fixée à 15% de la taille axiale des images. Les élastogrammes finaux ont été calculés en moyennant les quatre élastogrammes estimés entre les quatre paires d'images.

Les résultats sont présentés sur la Figure 3-19 et la Figure 3-20. Les élastogrammes sont comparés aux images échographique mode B. Les contours des organes ont été tracés par le médecin sur l'image échographique et ont été reportés sur les élastogrammes.

La Figure 3-19 montre l'image échographique mode B, les vecteurs de déplacement estimés avec la méthode BDBM et l'élastogramme d'une thyroïde saine. Sur l'élastogramme, la thyroïde apparaît comme une région homogène avec une valeur moyenne de la déformation de -0,35%. La thyroïde apparaît plus molle que le muscle du cou, dont le taux moyen de déformation s'élève à -0,015%. Nous observons également que les frontières antérieure, postérieure et médiane entre la thyroïde et les autres organes sont nettes, alors que la frontière latérale est perturbée par des artefacts de mouvement introduits par la pulsation de l'artère carotide.



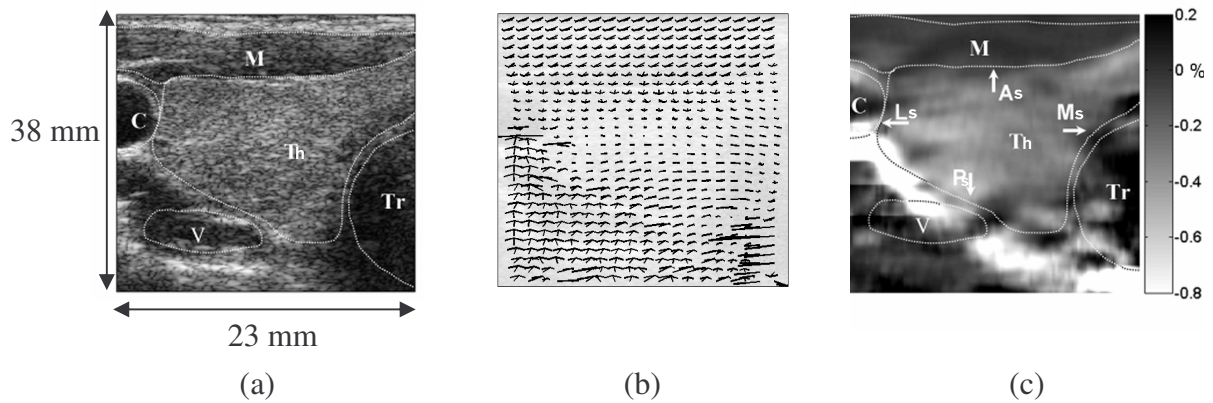


Figure 3-19. (a) Image échographique mode B du lobe droit de la glande thyroïde sans lésions d'un homme âgé de 31 ans, (b) champ 2-D de déplacement estimé avec la méthode BDBM (en 2 itérations et niveau final de résolution 1/9), (c) élastogramme. Th – thyroïde, C – artère carotide, V – veine jugulaire, M – muscles antérieurs du cou, Tr – trachée, As – surface antérieure, Ps – surface postérieure, Ms – surface médiane, Ls – surface latérale.

La Figure 3-20 montre l'image échographique mode B, le déplacement 2-D estimé avec la méthode BDBM et l'élastogramme correspondant d'une thyroïde avec une tumeur maligne. La tumeur est localisée dans la partie centrale du lobe droit de la thyroïde. Sur l'élastogramme, la tumeur, dont le taux moyen de déformation est de  $-0.05\%$ , se distingue des autres organes par des frontières relativement nettes.

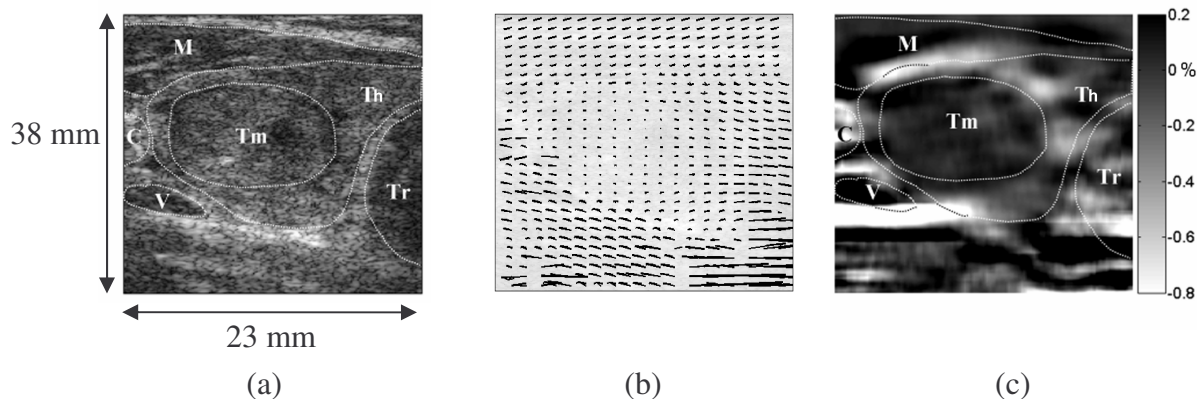


Figure 3-20. (a) Image échographique mode B du lobe droit de la thyroïde affecté d'une tumeur maligne (adénome carcinome papillaire) chez une femme âgée de 48 ans, (b) champ 2-D de déplacement estimé avec la méthode BDBM (en 2 itérations et niveau final de résolution 1/9), (c) élastogramme. Th – thyroïde, Tm – tumeur, C – artère carotide, V – veine jugulaire, M – muscles antérieurs du cou, Tr – trachée.

Comme pour les résultats sur fantôme, nous utilisons le deuxième critère ( $\xi$ ) afin de comparer les résultats donnés par notre méthode à ceux obtenus avec le BM classique. Nous observons sur la Figure 3-21 que la méthode BDBM assure une meilleure précision d'estimation que le BM classique, et que ses performances s'améliorent au fil des itérations.

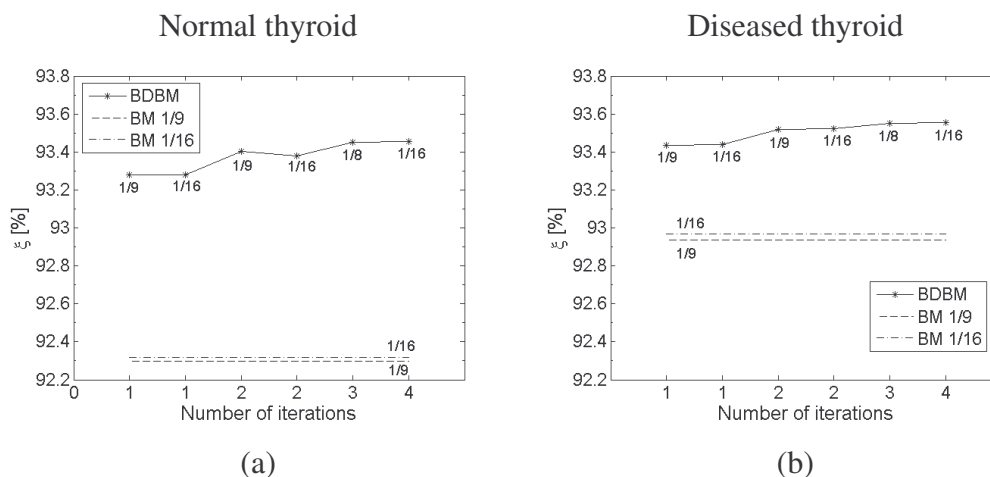


Figure 3-21. Comparaison des résultats d'estimation avec le BDBM et le BM au sens du 2<sup>ème</sup> critère pour le cas de la thyroïde saine (a) et avec une tumeur maligne (b).

Le troisième critère de comparaison (CNR, voir (2-44), page 61) est également utilisé dans le cas de la thyroïde cancéreuse. Pour cela, deux régions notées A et B et représentées par les deux rectangles blancs sur la Figure 3-22 sont considérées dans la partie saine de la thyroïde et dans la tumeur.

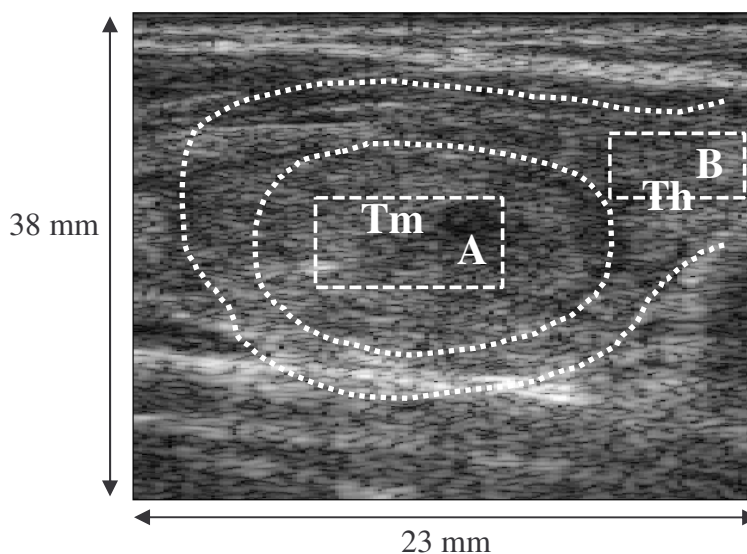


Figure 3-22. Image échographique de la thyroïde avec tumeur maligne (Th – thyroïde, Tm – tumeur). Deux régions A et B sont considérées dans la thyroïde et dans la tumeur et seront utilisées pour calculer le CNR.

Trois CNR sont calculés et sont regroupés dans le Tableau 3-2. Le premier est calculé en utilisant les niveaux de gris de l'image échographique mode B. Les deux autres sont calculés à partir des élastogrammes que nous obtenons en estimant le mouvement avec notre méthode (en 2 itérations et avec un niveau de résolution final de 1/9) et avec le BM classique (niveau de résolution final de 1/9). Nous observons que dans les deux cas les élastogrammes offrent un meilleur contraste entre la partie saine de la thyroïde et la tumeur. De plus, estimer le déplacement avec la méthode BDBM augmente ce contraste par rapport au cas où le déplacement a été estimé avec le BM classique.



	B-mode	BDBM (2 itérations, résolution finale 1/9)	BM (résolution finale 1/9)
CNR	0,06	1,37	1,25

**Tableau 3-2.** CNR calculés pour les régions A et B pour l'image échographique mode B et les élastogrammes obtenues avec la méthode BDBM et le BM classique.

### 3.3.2 Validation et résultats de la méthode BDBM appliquée à l'estimation des flux sanguins avec des images mode B

La méthode d'estimation du mouvement proposée, le BDBM, a été adaptée pour l'élastographie ultrasonore statique. Néanmoins, nous avons également testé les performances du BDBM pour l'estimation du flux dans la microcirculation sanguine. Les performances du BDBM sont évaluées par rapport à la méthode classique de BM.

#### 3.3.2.1 Acquisition des images

Le résultat que nous présentons ici est obtenu avec deux images expérimentales, acquises sur un fantôme adapté à cette application. L'acquisition des images a été faite avec un système haute fréquence (40 MHz) Vevo 660 (Visualsonics, Toronto), doté d'un transducteur à balayage latéral mécanique. La résolution des images échographiques acquises correspond à une taille de pixel de 15,6  $\mu\text{m}$  dans chacune des directions. Il est à noter que cet échographe n'offre pas la possibilité d'acquérir les signaux RF, donc les estimations du mouvement seront faites avec les images mode B. Nous observons tout de même que la résolution des images mode B haute fréquence est comparable à celle des images RF acquises avec l'échographe Siemens Elegra et une sonde à 7,5 MHz. Cela explique la précision de l'estimation avec des images mode B dans le cas du flux sanguin, comparable à celle obtenue avec des images RF dans le cadre de l'élastographie ultrasonore.

Dans notre cas, un fantôme en gélatine est utilisé et est traversé par un fluide à vitesse calibrée. La vitesse moyenne du fluide est de 1 mm/s [Aoudi '06]. La géométrie d'acquisition, montrée sur la Figure 3-23, dépend de deux angles. Dans notre cas, l'angle  $\gamma_1$ , entre l'axe de la sonde et l'axe du vaisseau est proche de 90 degrés. L'angle  $\gamma_2$ , formé par la sonde et la transversale au vaisseau est également proche de 90 degrés. Ce cas de figure correspond à une situation dans laquelle la méthode classique d'estimation du flux, basée sur le principe du Doppler [Kasai '85] ne fonctionne pas. Cela s'explique par le fait que cette méthode mesure seulement la composante axiale de la vitesse, qui est nulle dans ce cas.

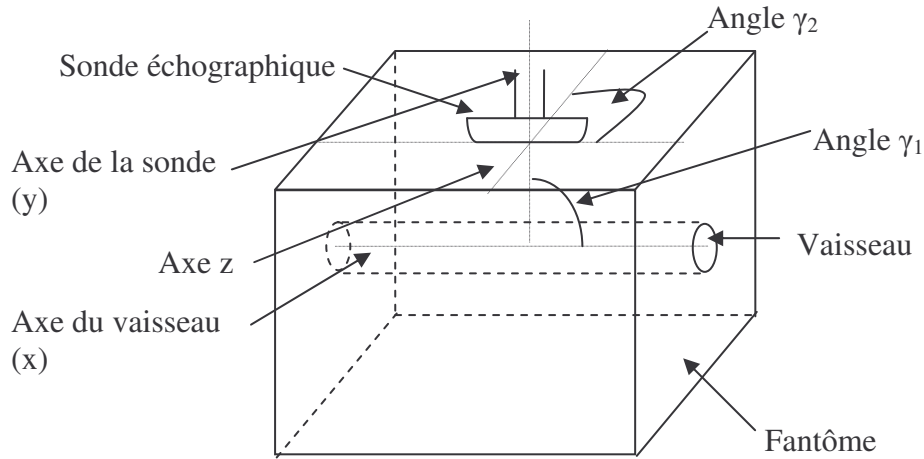


Figure 3-23. Géométrie d'acquisition des images du flux. L'axe du vaisseau (x), l'axe de la sonde (y) et l'axe z forment un système d'axes orthogonaux.

### 3.3.2.2 Résultats

Deux estimations du mouvement ont été testées, avec notre méthode et avec le BM classique. Comme les variations de vitesse à l'intérieur du vaisseau sont rapides et compte tenu du faible diamètre de celui-ci, les paramètres utilisés par la méthode BDBM sont différents de ceux utilisés pour l'élastographie. Ainsi, le jeu de paramètres utilisé est donné en (3-14). Les tailles de blocs et les pas de la grille des nœuds utilisés sont les mêmes pour les deux estimations. Le niveau de résolution final est fixé à 1/9 pour les deux méthodes.

$$G1 = 5 \text{ pixels} = 0,1 \text{ mm}$$

$$G2 = 7 \text{ pixels} = 0,14 \text{ mm}$$

$$L1 = 20 \text{ pixels} = 0,4 \text{ mm}$$

$$L2 = 20 \text{ pixels} = 0,4 \text{ mm}$$

$$\text{Nombre d'itérations} = 2$$

$$\text{Interpolation des zones de recherche} = [3 \ 3] \text{ (axial} \times \text{lateral)}$$

(3-14)

Les résultats d'estimation sont regroupés sur la Figure 3-24. Les déplacements estimés ont été transformés en vitesses en tenant compte de l'échantillonnage temporel des images acquises (30 images/s).

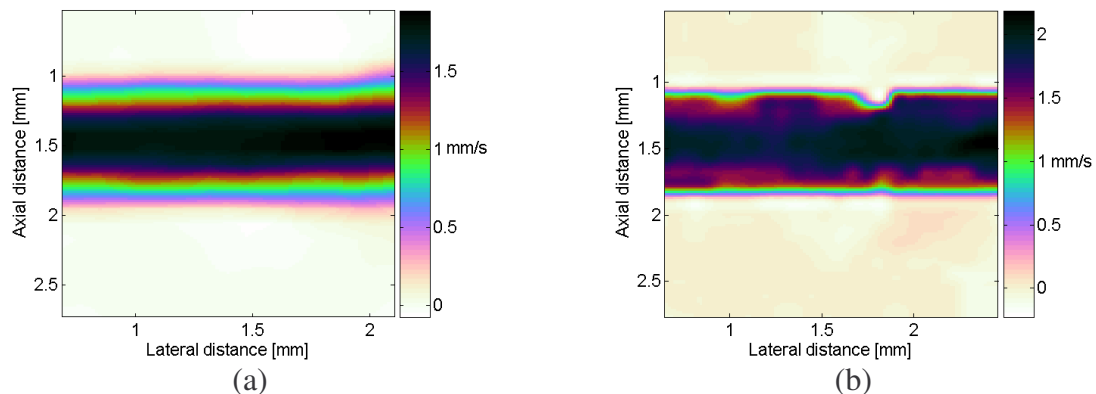


Figure 3-24. Vitesse latérale en mm/s estimée (a) avec le BDBM et (b) avec le BM classique.

Comme l'angle entre l'axe du vaisseau et la sonde échographique était très faible dans cette expérience, la composante axiale de la vitesse est globalement très proche de zéro. En revanche, la composante latérale de la vitesse suit un profil axial parabolique. Sur la Figure 3-25, nous montrons les profils axiaux estimés avec notre méthode et avec le BM. Pour les deux estimations les profils moyens sont comparés au profil imposé. Nous obtenons une réduction d'un facteur 3 entre les écarts type moyens obtenus avec le BDBM et le BM.

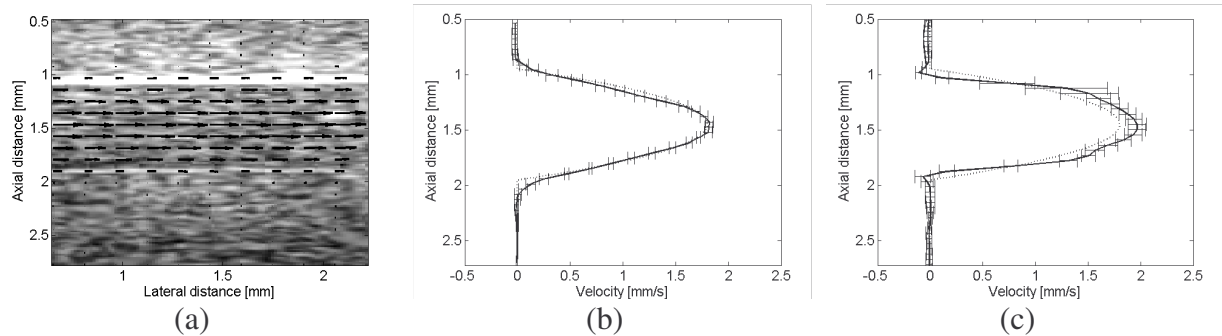


Figure 3-25. (a) Vecteurs vitesses estimés avec le BDBM superposés à l'image échographique, les profils axiaux moyens et leurs écarts type pour l'estimation avec (b) le BDBM et (c) le BM comparés au profil parabolique imposé (en pointillés).

La méthode de BM classique estime seulement les translations rigides de chaque ROI. Avec la méthode de BDBM nous estimons pour chaque ROI les paramètres d'un modèle bilinéaire. Parmi ces paramètres, le paramètre noté  $b_u$  dans (3-2) représente le coefficient de cisaillement latéral. Ainsi, en plus de la cartographie de la vitesse du sang, avec notre méthode nous obtenons également une carte de ce paramètre de cisaillement, donnée en Figure 3-26. Ce paramètre de cisaillement pourrait être lié à une propriété physique du sang, comme par exemple la viscosité.

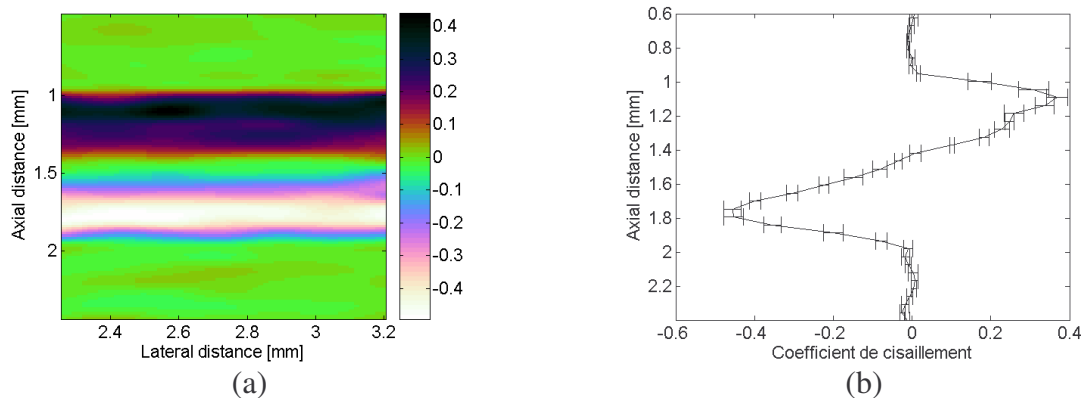


Figure 3-26. (a) Carte du coefficient de cisaillement latéral et (b) profil moyen et écarts type de ce paramètre.

### 3.4 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons proposé une méthode d'estimation du mouvement de type mise en correspondance de blocs déformables. La complexité des déplacements à estimer, les conditions d'acquisition des images (compression en main libre des tissus) et les verrous introduits par les images échographiques justifient l'utilisation d'un modèle paramétrique pour localement contrôler la déformation des mailles. Nous avons utilisé un modèle bilinéaire à 8 paramètres et nous avons proposé une technique itérative pour localement estimer ces paramètres. Nous avons montré que la précision de l'estimation du mouvement augmente au fil des itérations et que du point de vue du temps de calcul, il est plus convenable d'augmenter le nombre d'itérations que l'échantillonnage des images.

Une technique de calcul du champ dense 2-D de mouvement à partir des estimations locales du modèle bilinéaire a également été proposée. Elle prend en compte le chevauchement des régions d'intérêt et assure la continuité du champ de mouvement.

La méthode proposée a été d'abord validée sur des images de simulations. Nous avons ainsi montré que l'erreur d'estimation avec le BDBM est approximativement quatre fois plus petite qu'avec la méthode de mise en correspondance classique. Nous avons ensuite testé ces performances sur des images expérimentales sur fantôme et sur des images in-vivo de la thyroïde. Nous avons ainsi pu mettre en évidence sur les élastogrammes la glande thyroïdienne et une tumeur maligne chez une personne atteinte d'un cancer. Les résultats sont donc encourageants quant à l'applicabilité de la méthode dans des cas cliniques.

Nous avons également testé la méthode BDBM pour l'estimation du flux dans la microcirculation sanguine. Les estimations de vitesse obtenues ont été plus précises qu'avec la méthode de mise en correspondance de blocs classique.



# Chapitre 4

## Estimation du mouvement dans des séquences d'images adaptée à l'élastographie main libre

### 4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une méthode d'estimation du mouvement qui prend en compte la complexité spatiale des mouvements. Ainsi, à partir de deux images échographiques acquises pour deux niveaux de compression des tissus, elle utilise un modèle spatial bilinéaire afin d'estimer le champ dense de mouvement. Nous avons utilisé la carte des déformations axiales afin de discriminer les tissus pathologiques des tissus sains par des critères de dureté. Schématiquement, les deux principales étapes classiquement utilisées en élastographie ultrasonore statique sont montrées sur la Figure 4-1. A noter que dans notre cas l'estimation du mouvement entre une paire d'images est faite avec la méthode BDBM.

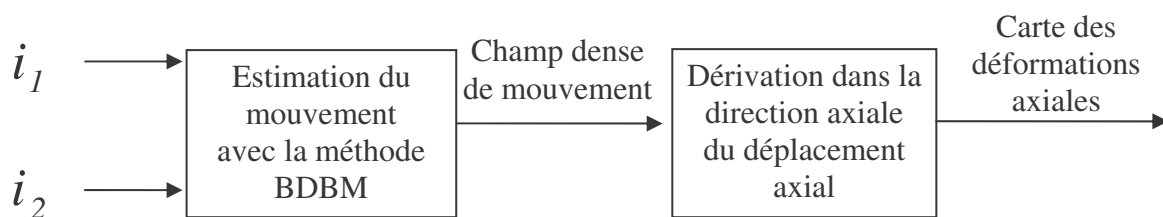


Figure 4-1. Schéma pour obtenir la carte des déformations axiales avec l'estimation du mouvement BDBM entre une paire d'images.

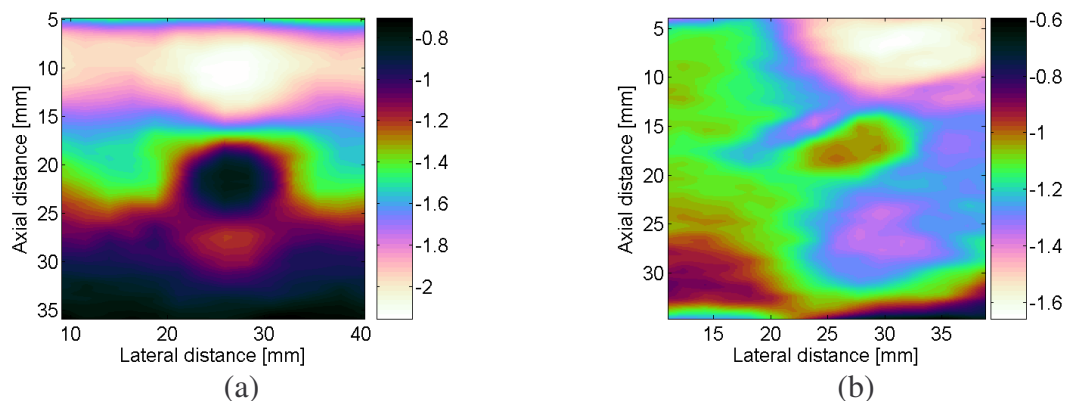
Nous avons évoqué dans le premier chapitre que la complexité des déplacements à estimer n'est pas le seul verrou introduit par l'élastographie ultrasonore main libre. Avec cette technique, la compression peut être difficilement contrôlée et n'est donc pas toujours axiale. Afin de palier ce problème, nous proposons ici une méthode adaptée à l'élastographie main libre et qui utilise la méthode BDBM détaillée dans le chapitre précédent [A. Basarab '08d, A. Basarab '08e]. Quatre améliorations sont apportées afin de mieux discriminer les tumeurs thyroïdiennes des tissus sains :

- nous utilisons des séquences de plusieurs images au lieu de se limiter à seulement deux images échographiques ;
- comme la compression ne peut pas être maîtrisée, nous proposons une méthode de détection de l'orientation globale de la compression entre deux images ;
- nous utilisons cette orientation globale estimée pour trier la séquence et calculer un champ dense de mouvement moyen (pour toute la séquence).
- nous proposons un nouveau paramètre qui discrimine mieux les tumeurs des tissus sains que la déformation axiale.

## 4.2 Motivation de l'étude

Afin d'illustrer la nécessité d'adapter la méthode d'estimation du mouvement BDBM à l'élastographie main libre, nous considérons un exemple expérimental simple. Cet exemple concerne la compression en main libre d'un fantôme dont la géométrie et les caractéristiques sont données sur la Figure 3-17, page 84. La composition du matériau utilisé pour la fabrication de ce fantôme est celle donnée dans le paragraphe 3.3.1.5.1, page 83.

Vingt quatre images échographiques (RF) ont été acquises lors d'une compression en main libre du fantôme. Nous avons estimé avec la méthode BDBM le champ dense de mouvement entre chaque paire d'images consécutives. Nous donnons sur la Figure 4-2 deux cartes des déformations que nous avons obtenues pour deux paires d'images. Nous observons que dans le premier cas l'inclusion est clairement visible sur l'élastogramme, alors qu'elle est moins dans le deuxième cas. Nous remarquons donc que même dans le cas d'un fantôme avec une géométrie simple, la compression appliquée en main libre peut ne pas être axiale. Dans ce cas d'une compression non axiale, les déformations axiales sont moins discriminantes pour différencier les tissus sur des critères de dureté.



**Figure 4-2.** Cartes des déformations axiales en % obtenues en estimant le déplacement entre les images (a) 5 et 6 et (b) 22 et 23 de la séquence acquise.

Cet exemple montre l'intérêt d'adapter les méthodes d'estimation du mouvement, et en particulier le BDBM, pour prendre en compte la variation de la compression dans une séquence d'images.

## 4.3 Méthode

### 4.3.1 Description générale de la méthode

La méthode d'estimation du mouvement que nous proposons utilise une séquence de plusieurs images échographiques acquises lors d'une compression des tissus en main libre et avec la sonde échographique. Schématiquement, une séquence d'images acquise dans ces conditions, notées  $i(x_1, x_2, t)$ , où  $t$  est la variable temporelle, est illustrée sur la Figure 4-3. Nous avons également représenté la sonde échographique dont l'orientation change au cours de la séquence.

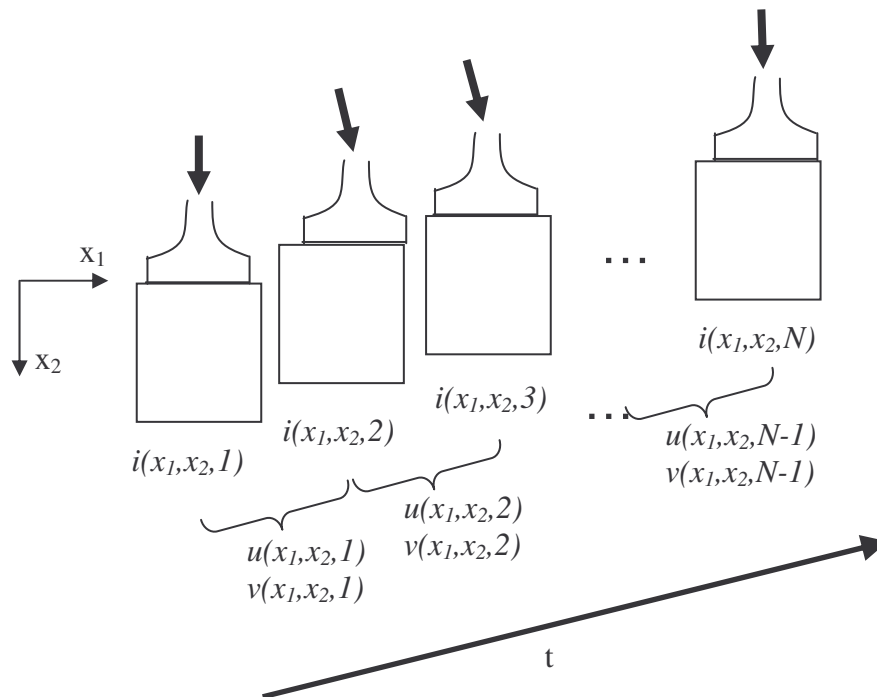


Figure 4-3. Estimation du mouvement dans une séquence d'images acquises lors d'une compression en main libre.

Nous rappelons qu'il existe deux stratégies possibles, lagrangienne et eulérienne, pour estimer le mouvement dans une séquence d'images (voir 1.1.5, page 28). Nous avons opté pour la stratégie eulérienne, qui consiste à estimer le mouvement entre des paires d'images consécutives. Cela nous permet d'éviter une forte décorrélation entre les images qui pourrait apparaître si nous utilisions la stratégie lagrangienne (estimer le mouvement par rapport à la première image de la séquence).

Nous notons par  $u(x_1, x_2, t)$  et  $v(x_1, x_2, t)$  les composantes du champ dense de mouvement estimé entre deux images consécutives,  $i(x_1, x_2, t)$  et  $i(x_1, x_2, t+1)$ .

Les principales étapes de la méthode que nous proposons sont présentées sur la Figure 4-4 et dans l'algorithme ci-dessous.



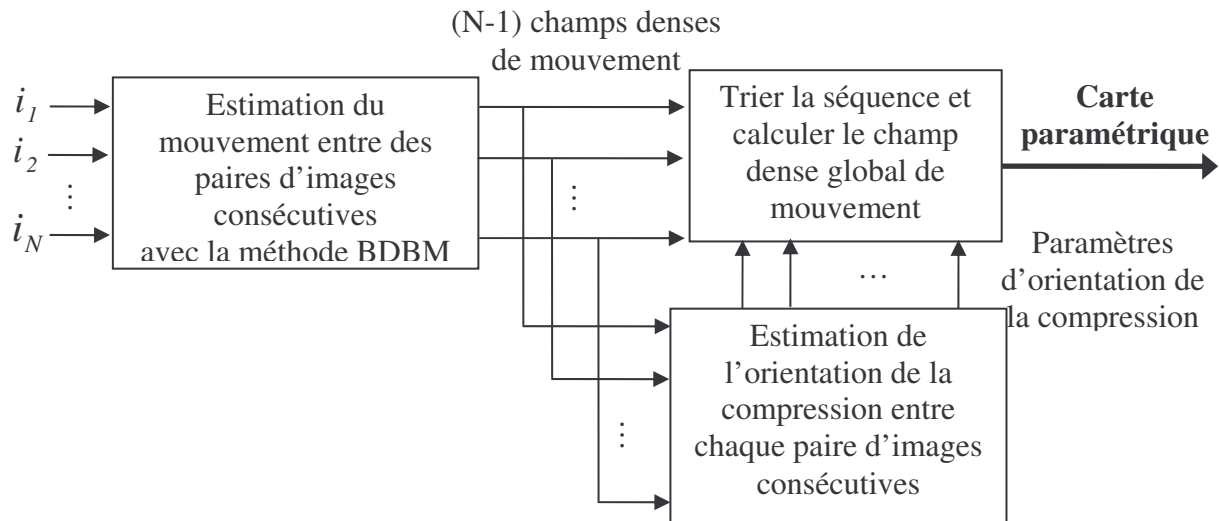


Figure 4-4. Schéma de la méthode d'estimation du mouvement proposée et adaptée à l'élastographie ultrasonore main libre.

1. Estimer le champ dense de mouvement entre chaque paire d'images consécutives  $i(x_1, x_2, t) \rightarrow i(x_1, x_2, t+1)$ . Les  $N-1$  estimations sont faites indépendamment et en utilisant la méthode BDBM (voir Chapitre 3).

**Pour chaque couple d'images**

2. Estimer deux paramètres globaux qui caractérisent l'orientation de la compression à chaque instant  $t$  (voir 4.3.2).

**Calculer un champ dense de mouvement pour toute la séquence**

3. Trier la séquence en utilisant les paramètres de compression estimés à l'étape 2.

4. Calculer la trajectoire de tous les pixels le long des images gardées à l'étape 3.

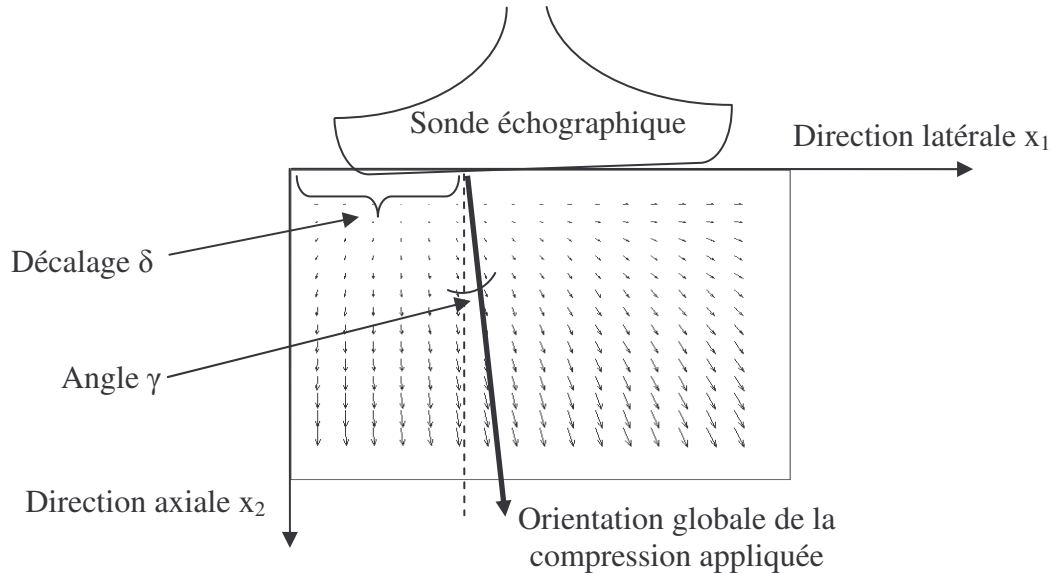
5. Le champ dense de déplacement moyen est calculé comme la moyenne des déplacements de chaque pixel le long de sa trajectoire.

**Carte paramétrique**

6. Afficher une carte paramétrique (DLD, comme Direction Locale du Déplacement) représentant le rapport des composantes latérale et axiale du champ dense moyen.

### 4.3.2 Estimation de l'orientation de la compression

Comme la compression ne peut pas être contrôlée, nous proposons une méthode pour estimer l'orientation globale de la compression à un instant  $t$  de la séquence. Pour chaque couple d'images et à partir du champ de mouvement estimé entre ces deux images, nous utilisons deux paramètres pour caractériser l'orientation globale de la compression, comme le montre la Figure 4-5.



**Figure 4-5. Représentation de la compression d'un milieu appliquée avec la sonde échographique et de l'orientation globale de cette compression caractérisée par les paramètres  $\gamma$  et  $\delta$ .**

Afin d'estimer ces deux paramètres pour un couple d'images, nous devons estimer l'équation de la droite représentant l'orientation globale de la compression sur la Figure 4-5. A un instant  $t$  dans la séquence d'images, l'équation de cette droite peut donc s'écrire :

$$x_2 = x_1 \cdot \gamma(t) + \delta(t) \quad (4-1)$$

Pour estimer  $\gamma$  et  $\delta$  à un instant  $t$ , il faut donc connaître les points de coordonnées  $(x_1, x_2)$  appartenant à cette droite. Pour cela, nous utilisons le champ dense du déplacement *latéral* estimé entre ces deux images. Nous faisons l'hypothèse que pour une profondeur donnée, le point appartenant à l'orientation globale de la compression est celui qui correspond au plus petit déplacement latéral (en valeur absolue). Concrètement, si nous nous plaçons à une profondeur  $x_{20}$  dans l'image  $i(x_1, x_2, t)$ , la coordonnée latérale  $x_{10}$  du point qui satisfait l'équation (4-1) est :

$$x_{10} = \arg \min_{x_1} (|u(x_1, x_{20}, t)|) \quad (4-2)$$

En faisant cette opération pour toutes les profondeurs dans l'image  $i(x_1, x_2, t)$ , nous obtenons une série de points qui sont sensés appartenir à une droite (la droite donnant l'orientation globale de la compression). Evidemment, dans un cas pratique, ces points ne sont pas parfaitement alignés. Pour trouver une estimation de  $\gamma(t)$  et  $\delta(t)$ , nous utilisons alors une méthode de régression linéaire pour approcher ces points par une droite. Afin de montrer la validité de cette approche, une série de simulation est présentée dans le paragraphe des résultats.

Pour illustrer la détection de l'orientation globale de la compression, reprenons l'exemple du fantôme introduit dans 4.2. Nous montrons sur la Figure 4-6 les déplacements latéraux (en valeur absolue) estimés pour les deux couples d'images dont les élastogrammes sont donnés sur la Figure 4-2.

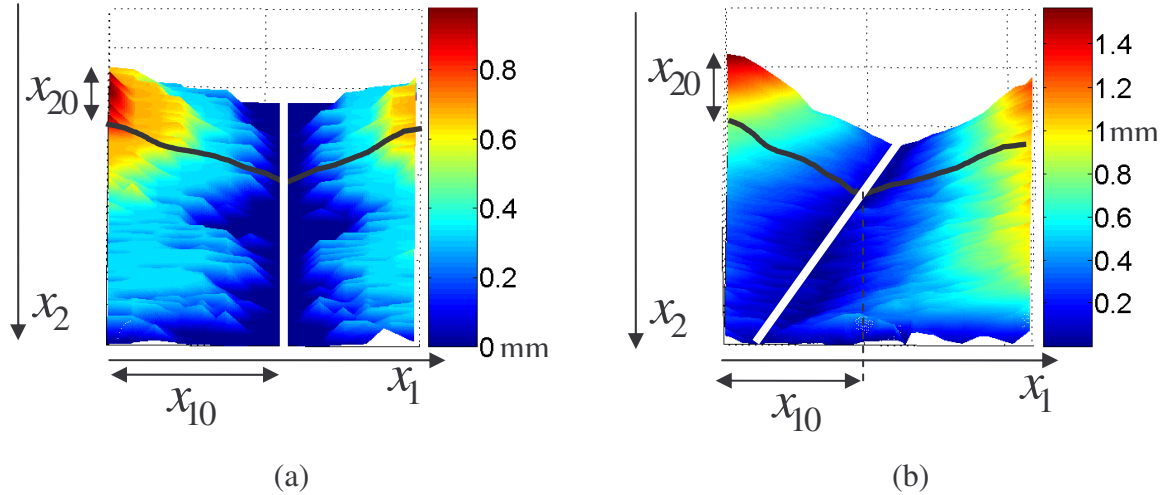


Figure 4-6. Valeurs absolues des champs denses de déplacements latéraux (en mm) estimés entre les images (a) 5 et 6 et (b) 22 et 23 et l'axe d'orientation de la compression estimé dans les deux cas (traits blancs).

Nous observons que dans le cas où la carte des déformations axiales met bien en évidence l'inclusion dure, la compression que nous détectons est axiale. Ce n'est pas le cas pour le deuxième couple d'images. Effectivement l'angle de la compression que nous estimons dans les deux cas est de  $0,6^\circ$  pour le couple d'images 5,6 et de  $20,8^\circ$  pour le couple d'images 22,23.

$$\begin{aligned} \gamma(5) &= 0,6^\circ & \delta(5) &= 26,5\text{mm} \\ \gamma(22) &= 20,8^\circ & \delta(22) &= 26,4\text{mm} \end{aligned} \quad (4-3)$$

Sur la Figure 4-7, nous montrons l'axe d'orientation de la compression que nous estimons pour les deux couples d'images. Nous montrons les courbes correspondant aux points  $(x_{10}, x_{20})$  et les droites obtenues par régression linéaire.

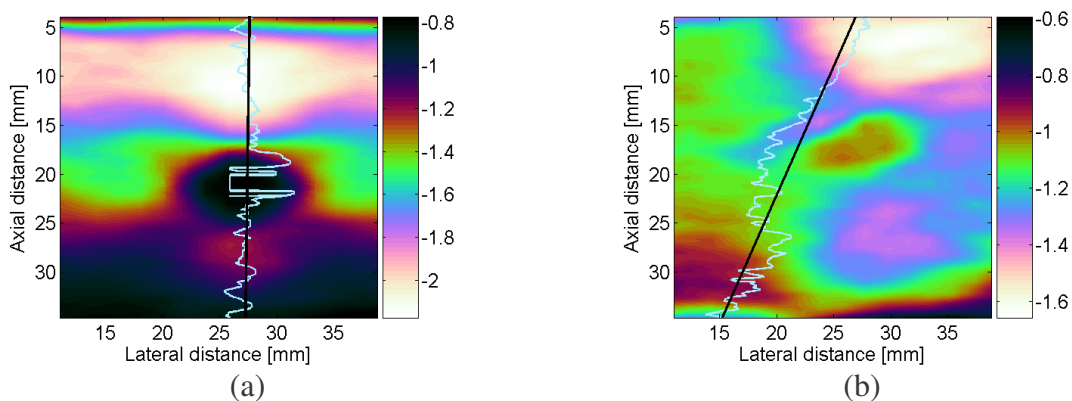


Figure 4-7. Courbes représentant la direction globale de la compression (courbes des points  $(x_{10}, x_{20})$  et droite obtenue par régression linéaire) superposées aux cartes des déformations axiales en % avec les couples d'images (a) 5,6 et (b) 22,23.

### 4.3.3 Champ dense du mouvement moyen

Dans cette partie, à partir des champs denses de mouvement estimés indépendamment entre des paires d'images consécutives, nous calculons un champ dense moyen pour toute la séquence de  $N$  images. Cela se fait en suivant plusieurs étapes.

#### Trier la séquence

Premièrement nous procédons à un tri de la séquence, ce qui consiste à éliminer certains couples d'images considérés comme *mauvais*. Cette opération est faite en utilisant les paramètres de compression estimés pour chaque couple d'images ( $\gamma(t)$  et  $\delta(t)$ ). Des seuils fixes sont utilisés afin de garder les paires d'images pour lesquelles :

- l'angle  $\gamma$  soit le plus petit possible ;
- le décalage  $\delta$  soit le plus proche possible de la mi-largeur de la zone imagée ;
- les instants gardés correspondent à des images consécutives de la séquence.

Ces conditions nous placent dans un cas qui approche le cas d'une compression axiale parfaite. Nous notons par  $T$  le vecteur qui réunit les instants gardés. Nous rappelons qu'un instant  $t$  correspond à une estimation du mouvement entre les images  $i(x_1, x_2, t)$  et  $i(x_1, x_2, t+1)$ . A titre d'exemple, si  $T=[7 \ 8 \ 9]$ , la première image de la sous-séquence sélectionnée est l'image  $i(x_1, x_2, 7)$  et la dernière est l'image  $i(x_1, x_2, 10)$ .

#### Déplacement moyen le long de la trajectoire

La deuxième étape consiste à calculer la moyenne des déplacements de chaque pixel le long de sa trajectoire sur la sous-séquence d'images gardée. Sur la Figure 4-8 est représentée la trajectoire d'un pixel de la première image sélectionnée,  $i(x_1, x_2, T(1))$ , jusqu'à la dernière image sélectionnée,  $i(x_1, x_2, T(\text{card}(T))+1)$  (où  $\text{card}(T)$  représente le nombre d'éléments du vecteur  $T$ ). Cette manière de calculer le déplacement moyen explique le choix de sélectionner une sous-séquence contenant des images consécutives. Effectivement, si les images sélectionnées n'étaient pas consécutives, l'obtention de la trajectoire des pixels de la première à la dernière image nécessiterait l'utilisation d'un certain nombre d'images éliminées.

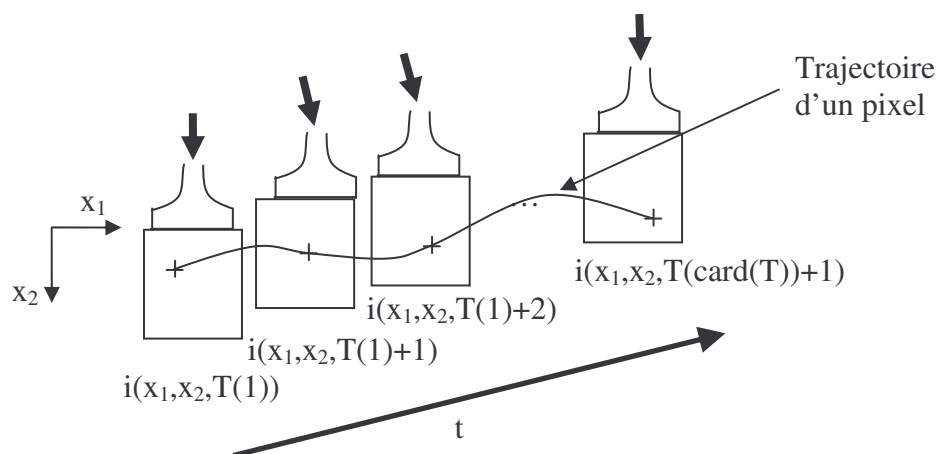


Figure 4-8. Trajectoire d'un pixel le long de la sous-séquence d'images obtenue après élimination de certaines images sur critères d'orientation de la compression.

Nous rappelons que le mouvement a été estimé indépendamment entre ces couples d'images. Cela ne nous permet pas d'accéder directement à la trajectoire des pixels, car ces déplacements peuvent ne pas être des valeurs entières. Un recalage des cartes des déplacements est ainsi nécessaire. Les déplacements  $u(x_1, x_2, t)$  et  $v(x_1, x_2, t)$  deviennent après recalage  $u_t(x_1, x_2)$ , respectivement  $v_t(x_1, x_2)$ . Les relations reliant les cartes des déplacements initiales et celles après recalage sont données dans l'équation (4-4).

$$\begin{aligned} u_t(x_1, x_2) &= u\left(x_1 + \sum_{j=T(1)}^{t-1} u_j(x_1, x_2), x_2 + \sum_{j=T(1)}^{t-1} v_j(x_1, x_2), t\right) \\ v_t(x_1, x_2) &= v\left(x_1 + \sum_{j=T(1)}^{t-1} u_j(x_1, x_2), x_2 + \sum_{j=T(1)}^{t-1} v_j(x_1, x_2), t\right) \end{aligned} \quad (4-4)$$

pour  $T(\text{card}(T)) \geq t > T(1)$

Evidemment pour le premier instant sélectionné,  $T(1)$ , il n'y a pas besoin de recalage des cartes des déplacements, car nous calculons la trajectoire des pixels de l'image  $i(x_1, x_2, T(1))$ . Nous avons donc :

$$\begin{aligned} u_{T(1)}(x_1, x_2) &= u(x_1, x_2, T(1)) \\ v_{T(1)}(x_1, x_2) &= v(x_1, x_2, T(1)) \end{aligned} \quad (4-5)$$

En conclusion, les recalages conformes aux équations (4-4) et (4-5), nous permettent d'avoir le déplacement à chaque instant  $t$  de tous les pixels de l'image  $i(x_1, x_2, T(1))$ . Le déplacement moyen de chaque pixel sur sa trajectoire, que nous appelons déplacement ou champ dense de mouvement moyen dans la séquence, est donné par :

$$\begin{aligned} \bar{u}(x_1, x_2) &= \frac{1}{\text{card}(T)} \sum_{j=1}^{\text{card}(T)} u_{T(j)}(x_1, x_2) \\ \bar{v}(x_1, x_2) &= \frac{1}{\text{card}(T)} \sum_{j=1}^{\text{card}(T)} v_{T(j)}(x_1, x_2) \end{aligned} \quad (4-6)$$

### Carte paramétrique (DLD)

Nous avons évoqué dans l'introduction de ce chapitre et dans la description générale de notre méthode que nous proposons un nouveau paramètre mieux adapté que les cartes des déformations axiales pour la visualisation des tumeurs. Cette carte est calculée à partir du déplacement moyen dans la séquence comme le montre l'équation (4-7).

$$DLD(x_1, x_2) = \frac{\bar{u}(x_1, x_2)}{\bar{v}(x_1, x_2)} \quad (4-7)$$

Ainsi, pour chaque pixel nous calculons le rapport entre son déplacement latéral moyen et son déplacement axial moyen. Ce rapport peut également être vu comme la tangente de l'angle du vecteur déplacement moyen. Cela explique le choix d'appeler cette carte paramétrique direction locale du déplacement. La pertinence de ce paramètre et son efficacité à discriminer les tumeurs seront discutées dans la paragraphe suivant. Le choix de cette carte paramétrique

est motivé par l'hypothèse biologique sur laquelle se base l'imagerie de l'élasticité : les tissus pathologiques (les tumeurs) sont plus durs que les tissus englobants. Ainsi, nous pouvons considérer qu'au cours de la compression des tissus, le déplacement des pixels à l'intérieur d'une tumeur est homogène et différent du reste des pixels. Schématiquement, cette homogénéité d'orientation des vecteurs de déplacement à l'intérieur d'une tumeur est illustrée sur la Figure 4-9.

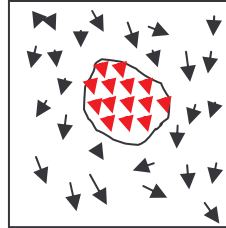


Figure 4-9. Hypothèse physique d'homogénéité des vecteurs de déplacement à l'intérieur d'un objet plus dur que le milieu englobant au cours d'une compression.

## 4.4 Résultats

### 4.4.1 Résultats de simulation

Lors de la description de la méthode que nous proposons, nous avons montré qu'une estimation globale de l'axe principal de compression est faite pour chaque paire d'images consécutives. Nous présentons ici un résultat de simulation afin de valider cette méthode d'estimation de l'orientation de la compression. Pour cela, nous considérons une image échographique RF représentant un milieu homogène de 20×30 mm. A partir de cette image, nous créons sept images afin de simuler sept compressions d'angles ( $\gamma$ ) et de décalages ( $\delta$ ) différents. La Figure 4-10 montre les paramètres de compression obtenus à partir des estimations du mouvement avec la méthode BDBM et avec la méthode classique de mise en correspondance de blocs. Nous pouvons ainsi remarquer que les paramètres estimés sont proches des paramètres imposés. Nous remarquons également que les écarts par rapport aux vraies valeurs sont plus faibles quand l'estimation du mouvement a été faite avec la méthode BDBM.

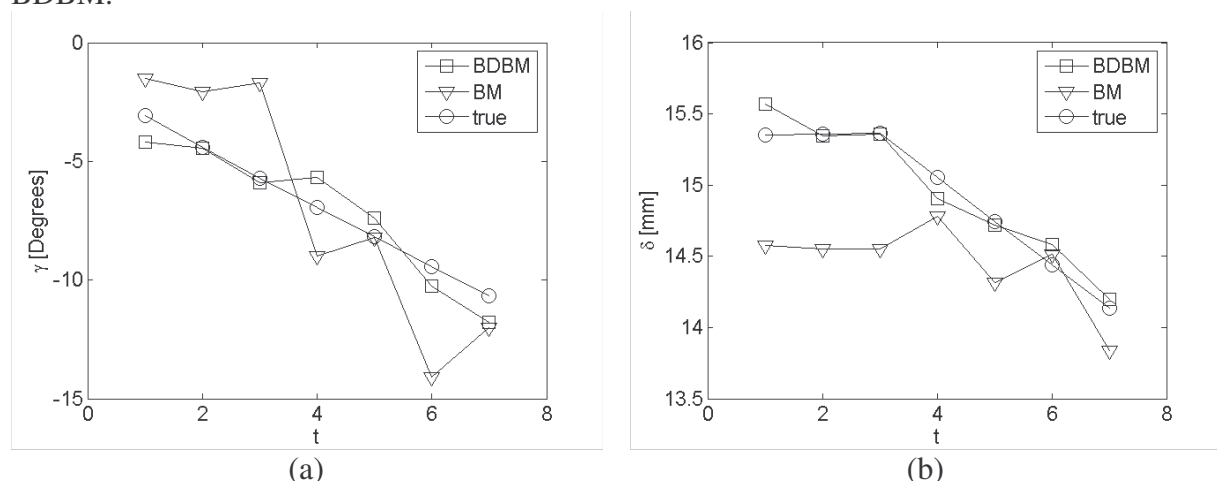


Figure 4-10. (a) Angles et (b) décalages de l'axe principal d'orientation calculés en utilisant le champ dense de mouvement estimé avec la méthode BDBM, la méthode classique de mise en correspondance de bloc (BM) et comparés aux valeurs imposées.

Dans le paragraphe 4.3.2, nous avons proposé que l'axe principal de compression est obtenu par régression linéaire à partir des points  $(x_{10}, x_{20})$  détectés. La Figure 4-11 montre l'erreur entre l'axe de compression et les données mesurées obtenue lors de la régression linéaire, avec le mouvement estimé par la méthode BDBM et la méthode classique de mise en correspondance de blocs. Nous observons qu'en utilisant la méthode BDBM les points  $(x_{10}, x_{20})$  sont mieux alignés qu'avec le BM classique et que l'erreur quadratique est réduite d'un facteur 2 (voir Figure 4-11).

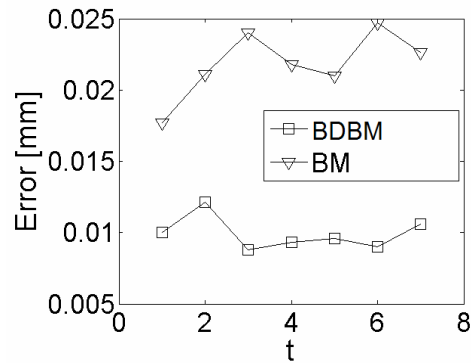


Figure 4-11. Erreur quadratique entre l'axe principal de compression et les données  $(x_{10}, x_{20})$  mesurées à partir du déplacement latéral estimé avec la méthode BDBM et la méthode de mise en correspondance de blocs classique.

## 4.4.2 Résultats expérimentaux sur la thyroïde

### Acquisition des images

Deux séquences de dix images échographiques RF ont été acquises sur deux patients souffrant d'un cancer thyroïdien. L'acquisition des images a été faite par les mêmes radiologues et dans les conditions décrites au paragraphe 3.3.1.5.2, page 85. La compression des tissus a été donc appliquée directement avec la sonde échographique et en main libre. Les contours de la glande et de la tumeur ont été tracés par le médecin sur l'image échographique mode B et ont été ensuite reportés sur les cartes paramétriques estimées. Nous montrons sur la Figure 4-12 deux images mode B concernant chacun des deux patients, ainsi que les deux régions que nous avons utilisées pour estimer le mouvement.



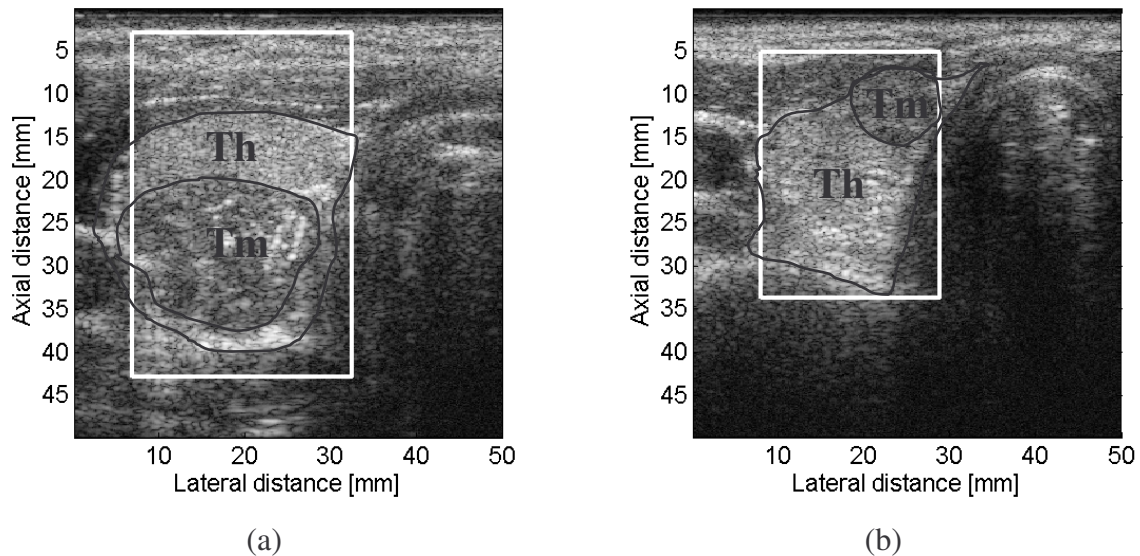


Figure 4-12. Images échographiques mode B de la thyroïde affectée d'une tumeur maligne pour (a) le premier patient et (b) le deuxième patient. Les contours de la glande et de la tumeur ont été tracés par le radiologue. Th – thyroïde, Tm – tumeur. Les rectangles blancs sont les régions d'intérêt utilisées pour l'estimation du mouvement.

Nous avons donc commencé par estimer le champ dense du mouvement entre toutes les paires d'images consécutives. Comme nous disposons de deux séquences de 10 images, 9 champs denses ont été estimés pour chacun des patients. Les paramètres de compression (l'angle  $\gamma$  et le décalage  $\delta$ ) estimés pour les deux séquences d'images sont représentés sur la Figure 4-13.

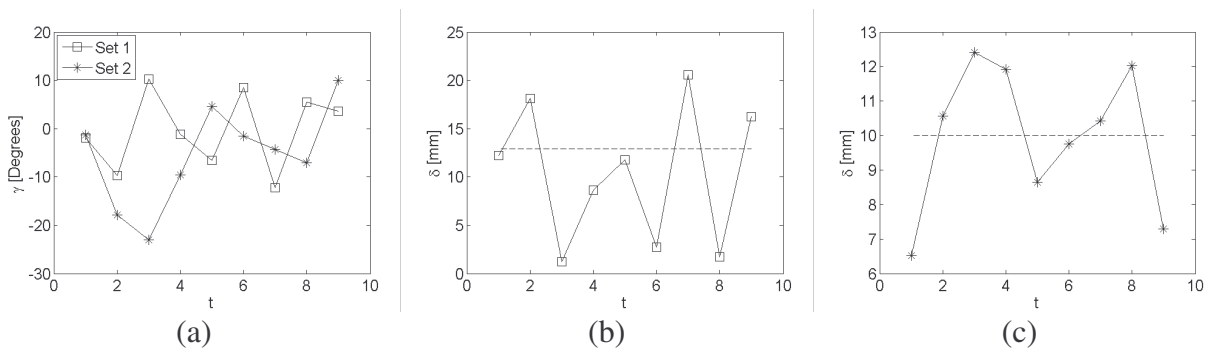


Figure 4-13. Paramètres de compression estimés avec les deux séquences d'images. (a) Angle  $\gamma$  de la compression à chaque instant  $t$ . (b) et (c) Décalages  $\delta$  de la compression pour chacune des séquences. En pointillés la mi-largeur de la région estimée.

Nous rappelons que ces paramètres sont utilisés pour trier les séquences afin de ne garder qu'une partie des couples d'images estimés. Nous utilisons pour cela des seuils fixes sur les angles  $\gamma$  et les décalages  $\delta$ . Pour ces deux séquences, nous avons gardé les couples d'images pour lesquels les angles de compression se situent dans l'intervalle  $[-7^\circ, 7^\circ]$ . Concernant le décalage, une tolérance de  $\pm 20\%$  par rapport à la mi-largeur de la zone estimée (les traits en pointillés sur la Figure 4-13) a été utilisée. Les couples d'images 1, 4, 5 pour la première séquence et 5, 6, 7 pour la deuxième satisfont à ces critères.

Pour le premier patient, le vecteur  $T$  utilisé pour le calcul du champ moyen de mouvement (voir les équations (4-4), (4-5) et (4-6)) a été fixé à  $[4 \ 5]$ . Nous avons donc éliminé le couple d'images  $(i_1, i_2)$ . Cela nous a permis de garder une sous séquence composée d'images consécutives  $(i_4, i_5, i_6)$ . Le choix de garder seulement des images consécutives est lié à l'image



de référence, dont la trajectoire des pixels est suivie le long de la sous séquence. Ainsi, si  $T$  était égale à  $[1\ 4\ 5]$ , alors l'image de référence serait l'image  $i_j$ . Nous aurions eu besoin dans ce cas des estimations 2 et 3 pour suivre les mouvements de ses pixels jusqu'à l'image  $i_6$ .

Pour le deuxième patient, le vecteur  $T$  a été fixé à  $[5\ 6\ 7]$ .

La Figure 4-14 et la Figure 4-15 montrent les images échographiques mode B ainsi que le déplacement 2-D estimé pour chacun des deux patients. Les paramètres de la méthode BDBM que nous avons utilisés pour estimer le mouvement sont :

$$\begin{aligned}
 G1 &= 12 \text{ pixels} = 1,44 \text{ mm} \\
 G2 &= 15 \text{ pixels} = 0,32 \text{ mm} \\
 L1 &= 20 \text{ pixels} = 2,4 \text{ mm} \\
 L2 &= 40 \text{ pixels} = 0,85 \text{ mm} \\
 \text{Nombre d'itérations} &= 2 \\
 \text{Interpolation des zones de recherche} &= [3\ 3] \text{ (axial} \times \text{lateral)}
 \end{aligned}
 \tag{4-8}$$

Nous pouvons remarquer que les vecteurs du mouvement estimé à l'intérieur des tumeurs ont approximativement le même angle. Cela justifie la pertinence de la carte paramétrique (DLD) que nous proposons et qui représente pour chaque pixel le rapport entre déplacement latéral et son déplacement axial (voir (4-7)), lié par la fonction tangente à l'angle des vecteurs du mouvement.

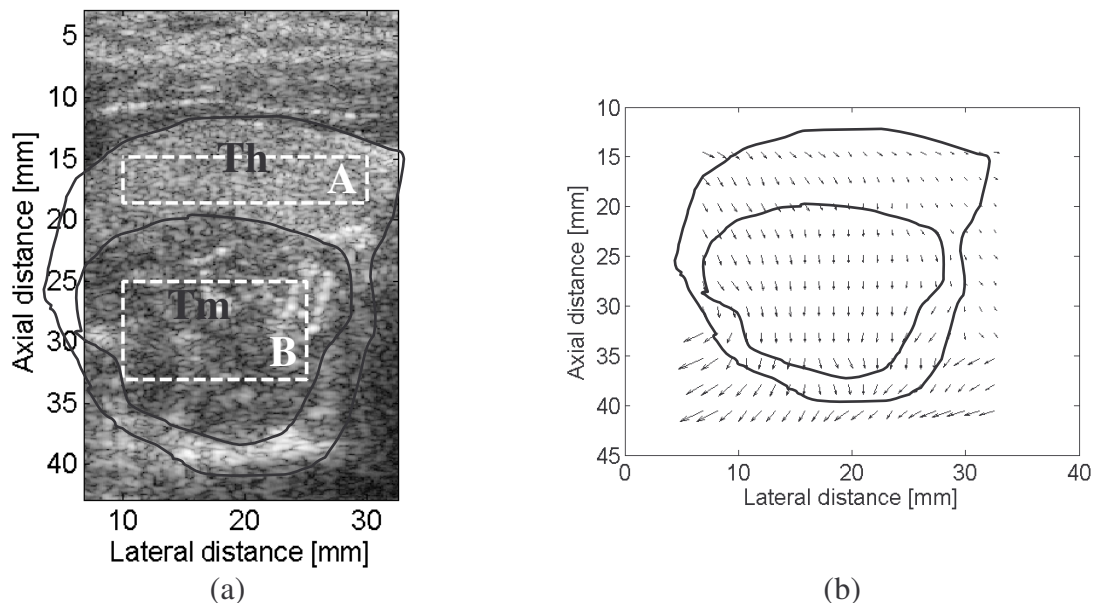


Figure 4-14. Premier patient. (a) Région de l'image échographique utilisée pour l'estimation du mouvement, (b) champ 2-D du mouvement estimé après sélection des images ( $T=[4\ 5]$ ).

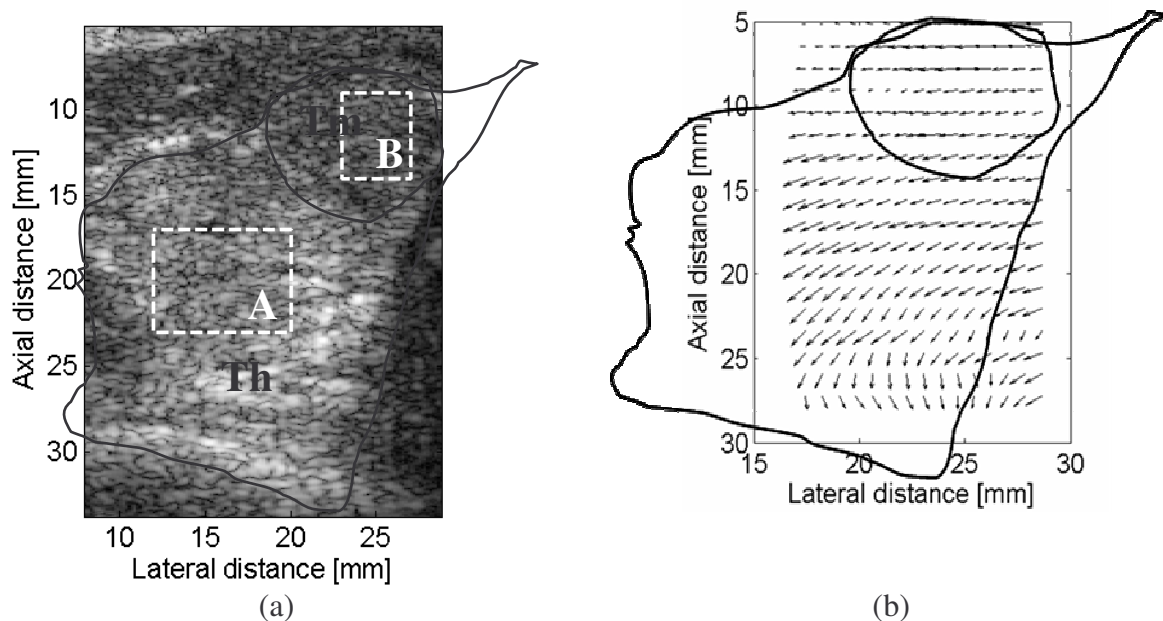


Figure 4-15. Deuxième patient. (a) Région de l'image échographique utilisée pour l'estimation du mouvement, (b) champ 2-D du mouvement estimé après sélection des images ( $T=[5\ 6\ 7]$ ).

La Figure 4-16 montre les cartes paramétriques correspondant au premier patient. Premièrement, les cartes paramétriques DLD que nous proposons (a,b,e,f) sont comparées aux élastogrammes classiques (cartes des déformations axiales) (c,d,g,h). Deuxièmement, nous montrons la différence entre les cartes calculées à partir du déplacement moyen de la séquence avec ou sans le tri de la séquence en fonction des paramètres de compression. Ainsi, les images (a,c,e,g) ont été obtenues en moyennant la trajectoire des pixels dans la sous séquence sélectionnée, alors que les images (b,d,f,h) ont été calculée avec toutes les images de la séquence. La dernière comparaison consiste à évaluer les résultats obtenus avec la méthode d'estimation du mouvement BDBM par rapport à ceux obtenus avec la mise en correspondance de blocs classique.

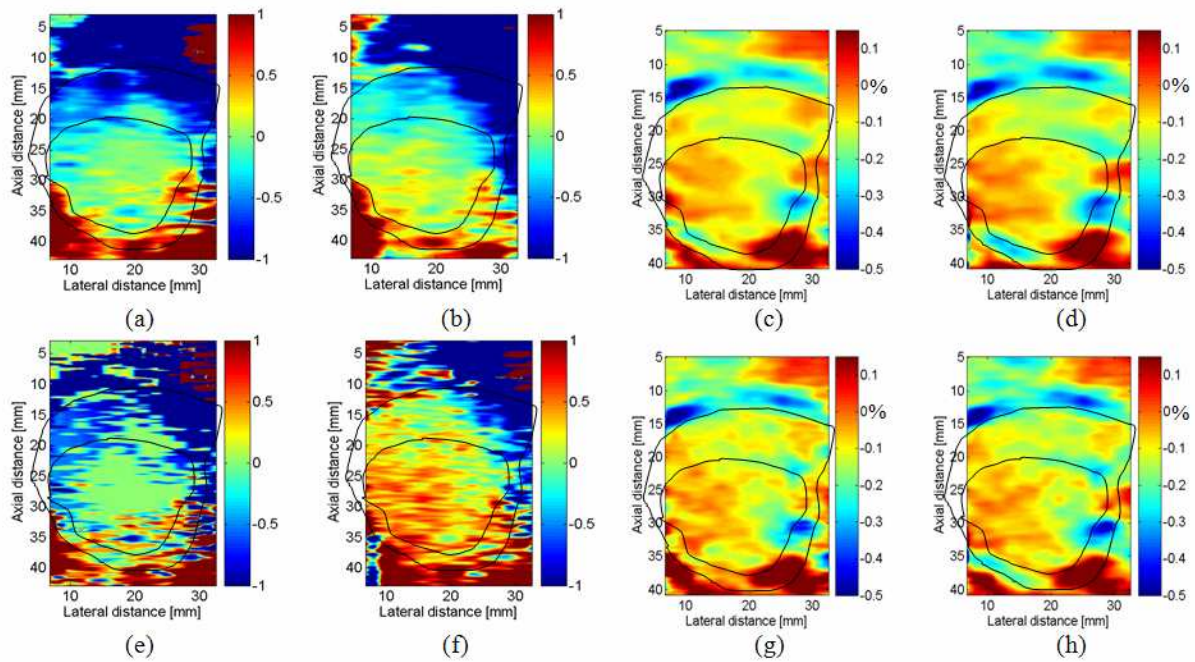


Figure 4-16. Premier patient. Déplacement entre des paires d'images estimé avec la méthode BDBM : cartes des rapports de déplacements (DLD) obtenues (a) après avoir trié la séquence et (b) avec toutes les images de la séquence, élastogrammes classiques en % avec (c) la séquence triée et (d) sans trier la séquence. Déplacement entre des paires d'images estimé avec la méthode BM : cartes des rapports de déplacements obtenues (e) après avoir trié la séquence et (f) avec toutes les images de la séquence, élastogrammes classiques en % avec (g) la séquence triée et (h) sans trier la séquence.

Afin d'évaluer numériquement la discrimination entre la thyroïde et la tumeur sur les différentes cartes paramétriques, nous utilisons le rapport contraste à bruit défini en (2-44), page 61. Les CNR sont calculés pour les régions A et B indiquées sur la Figure 4-15(a) avec les cartes paramétriques montrées sur la Figure 4-16. Les résultats sont regroupés dans le Tableau 4-1.

CNR					
Image mode B	Méthode d'estimation du mouvement	Toute la séquence		Sous séquence correspondant au vecteur T	
		Elastogramme classique	DLD	Elastogramme classique	DLD
0.53	BM	0.37	0.79	0.25	0.81
	BDBM	0.64	1.19	0.23	1.6

Tableau 4-1. Premier patient. Rapports contraste à bruit pour les régions A et B calculés sur l'image échographique mode B et sur les cartes paramétriques montrées sur la Figure 4-16.

Les rapports contraste à bruit confirment que la tumeur est le mieux discriminée sur la carte paramétrique que nous proposons, en utilisant la méthode BDBM et en triant la séquence utilisant les paramètres de compression détectés. Dans ce cas de figure, le CNR est approximativement 3,5 fois plus grand que sur l'image échographique mode B et 2,5 fois plus grand que sur les élastogrammes classiques.

La séquence d'images concernant le deuxième patient a été traitée de la même façon et en utilisant les mêmes paramètres de la méthode BDBM qu'en (4-8). Nous avons constaté sur le premier jeu de données que le fait de trier la séquence n'a que peu d'incidence sur les

élastogrammes classique, mais que cela améliore la qualité de nos cartes paramétriques. Pour cette raison, nous montrons sur la Figure 4-17 trois cartes : les deux premières correspondent aux rapports des déplacements estimés en triant la séquence et en utilisant la méthode BDBM ou la mise en correspondance classique, la troisième est un élastogramme classique calculé à partir du mouvement estimé avec le BDBM.

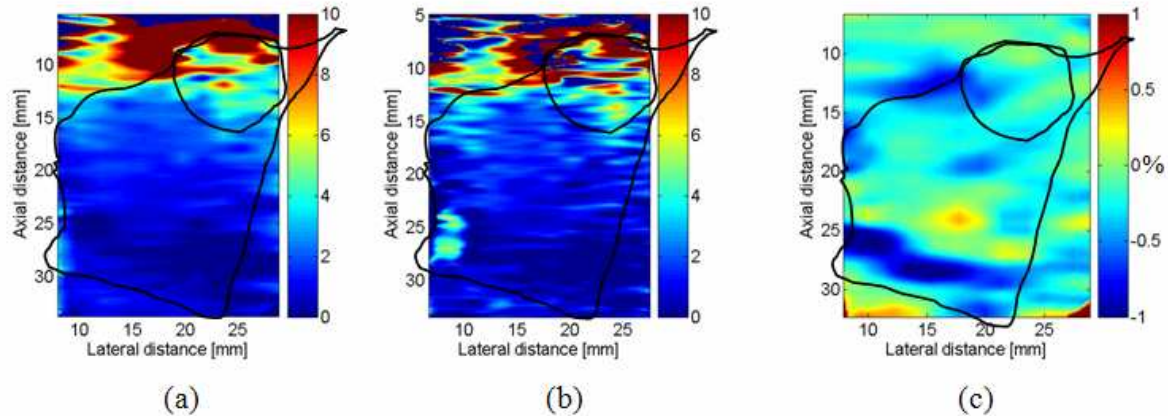


Figure 4-17. Deuxième patient. Cartes des rapports de déplacements obtenues après avoir trié la séquence et en estimant le champ 2-D de mouvement avec (a) la méthode BDBM et (b) la méthode de mise en correspondance de blocs classique, (c) élastogramme classique en % calculé à partir du déplacement estimé avec la méthode BDBM.

Le Tableau 4-2 regroupe les rapports contraste à bruit calculés pour tous les cas de figure testés : en estimant la méthode BDBM ou la méthode classique de mise en correspondance de blocs, en triant ou pas la séquence et en utilisant la carte paramétrique que nous proposons ou les élastogrammes classiques.

CNR					
Image mode B	Méthode d'estimation du mouvement	Toute la séquence		Sous séquence correspondant au vecteur T	
		Elastogramme classique	DLD	Elastogramme classique	DLD
0.64	BM	0.42	0.4	0.25	1
	BDBM	0.62	1.07	0.29	1.9

Tableau 4-2. Deuxième patient. Rapports contraste à bruit pour les régions A et B calculés sur l'image échographique mode B et sur les cartes paramétriques montrées sur la Figure 4-17.

Nous remarquons que pour ce deuxième patient nous obtenons la même tendance que pour le premier cas. La carte des rapports des déplacements latéraux et axiaux obtenue en estimant les champs 2-D de mouvement avec la méthode BDBM et en s'appuyant sur les paramètres de compression pour trier la séquence est celle qui discrimine le mieux la tumeur de la thyroïde.

## 4.5 Conclusions

Dans le chapitre 3 nous avons présenté une méthode d'estimation du mouvement adaptée à estimer des mouvements complexes et qui fonctionne entre des paires d'images. Dans ce chapitre, une extension de cette méthode pour estimer le mouvement dans des séquences d'images est proposée. Cette extension à des séquences d'images prend en compte des spécificités de l'élastographie ultrasonore statique, comme la compression des tissus en main libre. Cela fait que l'orientation de cette compression n'est pas uniquement axiale et peut varier au cours de l'acquisition d'une séquence d'images. Comme elle ne peut que difficilement être contrôlé par l'opérateur, nous avons d'abord proposé une technique pour l'estimer. Deux paramètres sont utilisés pour caractériser l'orientation de la compression à un instant de la séquence. Nous utilisons ensuite ces paramètres pour trier la séquence et nous calculons un champ de mouvement dense 2-D pour la séquence.

Nous avons également montré que les élastogrammes classiques ne sont pas forcément adaptés à mettre en évidence les tumeurs. Pour palier ce problème, nous avons proposé une nouvelle carte paramétrique, représentant le rapport entre la composante latérale et la composante axiale du mouvement de chaque pixel.

Toutes ces améliorations apportent un gain important pour la détection des tumeurs. Pour le montrer nous avons utilisé deux séquences d'images acquises en compression main libre sur deux patients atteints d'un cancer thyroïdien. La discrimination de la tumeur et de la glande est, au sens du rapport contraste à bruit, trois à quatre fois plus nette sur nos cartes paramétriques que sur les images mode B ou sur les élastogrammes classiques. Cela représente des résultats encourageants quant à l'utilisation de notre méthode pour diagnostiquer des cancers de la thyroïde.



# Conclusions et perspectives

## Synthèse des travaux

Ce travail de thèse concerne l'estimation du mouvement dans des séquences d'images ultrasonores, avec comme application médicale l'élastographie ultrasonore statique. L'enjeu médical de l'élastographie, les principales modalités d'imagerie de l'élasticité, ainsi que les principales caractéristiques des images échographiques sont évoqués dans l'introduction de ce mémoire.

Le premier chapitre de la thèse est consacré à une étude bibliographique des méthodes d'estimation du mouvement. Nous avons commencé par évoquer les méthodes générales d'estimation du mouvement, que nous avons classées en trois catégories : méthodes différentielles, méthodes de mise en correspondance de blocs et méthodes statistiques. Nous avons également présenté les transformations paramétriques classiques utilisées dans l'estimation du mouvement, ainsi que les approches spatio-temporelles proposées dans la littérature. La suite de ce premier chapitre a été consacrée aux méthodes d'estimation du mouvement proposées dans le cadre de l'imagerie ultrasonore et appliquées à l'élastographie. Des méthodes unidirectionnelles ont essentiellement été proposées, estimant uniquement la composante axiale du vecteur déplacement. En ce qui concerne les méthodes 2D, la méthode de speckle tracking, l'équivalent de la mise en correspondance de blocs dans le domaine de la vidéo, est la technique la plus répandue. Nous avons également évoqué les techniques de formation de voies spécifiques, qui permettent de former des images ultrasonores RF avec modulations latérales. Ces images, que nous avons appelées images RF 2D, ont déjà été utilisées avec des méthodes d'estimation du mouvement 2×1D. Ce type de méthodes estime indépendamment les deux composantes du vecteur déplacement et sont inspirées des méthodes 1D.

Dans le deuxième chapitre, une nouvelle méthode d'estimation du mouvement (PBM comme Phase Block Matching) est présentée. Elle est adaptée pour estimer le mouvement avec des images RF 2D (avec modulations latérales) et utilise des images de phase. Cette méthode s'appuie sur un estimateur analytique des translations locales 2D. Des résultats de simulations et expérimentaux montrent qu'elle est plus précise et plus robuste que les méthodes 2×1D. Elle présente également l'avantage de fournir de bonnes estimations avec des signaux faiblement échantillonnés. Pour cette raison, elle est plus rapide que la méthode de speckle tracking classique, qui utilise la minimisation de fonctions de coût pour localement estimer le mouvement. Effectivement, nous avons montré que pour atteindre le même niveau de précision, le speckle tracking classique nécessite des images six fois mieux échantillonnées dans chaque direction. Nous avons également donné une extension n-D de l'estimateur analytique des décalages, qui pourrait permettre une estimation 3-D du mouvement.

L'inconvénient de la méthode PBM que nous proposons est qu'elle ne prend pas en compte la complexité du mouvement. Effectivement, comme dans le cas des méthodes de mise en

correspondance de blocs classiques, nous estimons localement les translations rigides des blocs, sans tenir compte des éventuelles déformations de ceux-ci.

Ce chapitre a fait l'objet de deux publications, actuellement en révision : l'une sur l'estimateur analytique des décalages subpixeliques soumise à IEEE Image Processing et l'autre sur la méthode PBM soumise à IEEE UFFC.

Afin de mieux suivre les déplacements complexes, nous avons introduit dans le troisième chapitre une méthode d'estimation du mouvement de type mise en correspondance de blocs généralisée (appelée BDBM, comme Bilinear Deformable Block Matching). Avec cette méthode, le déplacement local des blocs suit une transformation bilinéaire à huit paramètres. Afin d'estimer ces huit paramètres du modèle, nous avons proposé une approche itérative multi-grille. Nous avons montré, à travers des résultats de simulation et des résultats expérimentaux sur fantôme et sur thyroïde, que la méthode BDBM estime mieux le mouvement que la méthode de mise en correspondance de blocs classique. Des résultats in vivo sur la thyroïde ont montré le potentiel de cette méthode dans deux cas cliniques : celui d'un patient sain et celui d'un patient atteint d'un cancer thyroïdien. Nous avons également montré le potentiel de la méthode dans le cadre de l'imagerie du flux avec notamment la possibilité d'estimer, en plus des vitesses, le paramètre de cisaillement. L'inconvénient de la méthode BDBM est lié au temps de calcul, plus important que celui de la méthode classique de mise en correspondance de blocs.

La méthode BDBM a fait l'objet d'un article publié dans la revue Medical Image Analysis.

Dans le quatrième chapitre, une extension de la méthode BDBM à l'estimation du mouvement avec des séquences de plusieurs images est donnée. L'approche spatio-temporelle que nous proposons est adaptée à l'élastographie ultrasonore statique et aux compressions en main libre des tissus. Une nouvelle carte paramétrique est également proposée et s'avère mieux adaptée que les cartes des déformations axiales à la visualisation des tumeurs thyroïdiennes. Une validation de cette technique sur deux cas cliniques est présentée.

La méthode proposée dans ce chapitre a fait l'objet d'un article sous presse dans la revue Journal of Signal Processing Systems (VLSI).

Ce travail de thèse ouvre également plusieurs perspectives, à court terme ou à plus long terme.

### **Perspectives à court terme**

La méthode PBM, introduite dans le deuxième chapitre de ce mémoire, a été implémentée sur l'échographe Ultrasonix dont dispose le laboratoire Creatis-Lrnm. La forme analytique de l'estimateur local des translations est un atout important vers une estimation du mouvement en temps réel. En revanche, il s'est avéré qu'une partie importante du temps d'estimation est dédiée au calcul des images complexes qui nous donnent accès aux images de phase. Effectivement, le passage dans le domaine de Fourier et le passage inverse dans le domaine spatial sont coûteux en temps de calcul. Afin de s'affranchir de ces transformées de Fourier directe et inverse, nous avons très récemment proposé un moyen d'obtenir les images de phase directement dans le domaine spatial. Cette technique est basée sur un décalage spatial équivalent à  $\pi/2$  des signaux 2D. Cela nous permet d'obtenir les signaux en quadrature nécessaire pour calculer les quatre images de phase sans passer dans le domaine fréquentiel.

Une deuxième perspective serait de combiner les méthodes PBM et BDBM et de les appliquer sur des images de thyroïde. En fait nous avons déjà implémenté la méthode BDBM en utilisant l'estimateur analytique des translations locales utilisé avec le PBM. Mais pour

estimer les deux composantes du mouvement avec cet estimateur analytique, nous avons besoin d'images RF 2D. L'acquisition d'images RF 2D sur la thyroïde nous permettrait de tester les performances de cette méthode *hybride* par rapport à la méthode BDBM proposée dans le chapitre trois.

### **Perspective à long terme**

Une première perspective à plus long terme serait d'étendre la méthode d'estimation du mouvement PBM à trois dimensions. Ce passage est possible grâce à la formulation n-D de l'estimateur analytique des décalages. Une première étape pourrait être de simuler des volumes de données 3-D afin de tester l'applicabilité de la méthode PBM 3-D. La précision de cette méthode avec des images faiblement échantillonnées serait dans ce cas 3-D un avantage important afin de diminuer la quantité de données utilisées pour l'estimation du mouvement.

Une autre perspective serait d'intégrer dans nos méthodes des a priori sur la forme des organes ou les mouvements à estimer. L'utilisation de telles informations pourrait s'avérer utile quant à l'amélioration de la qualité d'estimation.

Etudier les performances de nos méthodes sur des organes, autres que la thyroïde, serait également une piste intéressante à étudier. Enfin, compte tenu des résultats prometteurs présentés dans le chapitre 3, poursuivre l'application de nos méthodes d'estimation du mouvement à l'imagerie du flux présente un réel intérêt.





# Annexe A

## Estimateur analytique n-D des décalages

### A.1 Développement mathématique

Une extension à n dimensions de la forme de signal considérée dans le paragraphe 2.2.4 est utilisée et donnée dans l'équation (A- 1).

$$s(\mathbf{x}) = w(\mathbf{x}) \prod_{k=1}^n \cos(2\pi f_k(x_k - d_k)) \quad (\text{A- 1})$$

Nous notons les vecteurs n-D par des lettres en gras. Ainsi, dans (A- 1),  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  représente la variable spatiale n-D,  $f_k$  sont les fréquences sur chacune des directions,  $w(\mathbf{x})$  est une fenêtre de pondération et  $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)^T$  est le vecteur contenant les  $n$  décalages à estimer.

Par analogie avec le cas 2-D, nous introduisons deux extensions de la transformée de Hilbert :

- la transformée de Hilbert complète [Boashash '92] :  $s_H : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

- la transformée de Hilbert partielle [Hahn '96] :  $s_H^p : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ .

Avec  $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$  la variable fréquentielle n-D, les deux transformées de Hilbert sont définies dans le domaine de Fourier par :

$$S_H(\mathbf{u}) = S(\mathbf{u}) \prod_{k=1}^n (-j \operatorname{sgn}(u_k)) \quad (\text{A- 2})$$

et

$$S_H^p(\mathbf{u}) = S(\mathbf{u}) \prod_{k=1}^n (-j \operatorname{sgn}(u_k))^{p(k)} \quad (\text{A- 3})$$

Dans (A- 3)  $\mathbf{p}$  est un vecteur n-D, avec  $p(k)$  son k-ième élément. La direction  $x_k$  est prise en compte dans la transformée de Hilbert partielle respective si  $p(k)$  est égale à 1 et est ignorée si  $p(k)$  est égale à 0. Nous observons que la transformée de Hilbert complète est une transformée de Hilbert partielle pour laquelle toutes les directions ont été prises en compte.

Utilisant le signal initial et ses transformées de Hilbert, nous définissons une série de signaux analytiques, notés  $s_i(\mathbf{x})$  [Peyrin '86]. Ces signaux analytiques sont définis dans le domaine de Fourier par :

$$S_i(\mathbf{u}) = S(\mathbf{u}) \prod_{k=1}^n \left( 1 + (-1)^{b_i^{(k)}} \text{sgn}(u_k) \right), \quad (\text{A-4})$$

avec  $i \in [1, 2^n]$ . Dans (A-4)  $\mathbf{b}_i$  représente un vecteur n-D dont les éléments prennent des valeurs de 0 ou 1. Ainsi, nous pouvons définir  $2^n$  vecteurs  $\mathbf{b}$  différents et en conséquence  $2^n$  signaux analytiques. Pour cette raison, dans l'équation (A-4)  $i$  est un entier entre 1 et  $2^n$ .

Nous nous intéresserons par la suite à la phase de ces signaux analytiques, dans le domaine spatial. Nous utiliserons l'induction mathématique afin de montrer que la phase d'un signal analytique  $s_i$ , notée  $\phi_i(\mathbf{x})$ , suit la forme énoncée dans l'axiome  $E(n)$  en (A-5), pour tout entier  $n$ .

$$E(n) : \phi_i(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^n 2\pi f_k (-1)^{b_i^{(k)}} (x_k - d_k), \quad (\text{A-5})$$

La démonstration de l'axiome en (A-5) par induction mathématique sera faite en deux étapes. Premièrement, nous allons prouver que  $E(1)$  est vrai. Ensuite, nous montrerons que  $E(n)$  est vrai implique que  $E(n+1)$  est également vrai.

### Initialisation de la récurrence : $E(1)$ est vrai

Pour  $n$  égale à 1, la transformée de Fourier des signaux analytiques  $s_i$  s'écrit :

$$S_i(u_1) = S(u_1) \left( 1 + (-1)^{b_i^{(1)}} \text{sgn}(u_1) \right) = S(u_1) + j(-1)^{b_i^{(1)}} S_H(u_1) \quad (\text{A-6})$$

Compte tenu de la forme du signal  $s$  en (A-1) et en tenant compte de l'hypothèse faite sur le spectre de la fenêtre  $w$  (disjoint de celui du cosinus), le signal analytique en (A-6) s'écrit dans le domaine spatial :

$$\begin{aligned} s_i(x_1) &= w(x_1) (\cos(2\pi f_1(x_1 - d_1)) + j(-1)^{b_i^{(1)}} \sin(2\pi f_1(x_1 - d_1))) \\ &= w(x_1) \exp(j 2\pi f_1 (-1)^{b_i^{(1)}} (x_1 - d_1)) \end{aligned} \quad (\text{A-7})$$

De (A-7) nous en déduisons facilement que  $E(1)$  est vrai.

### L'hérédité : $E(n)$ vrai $\Rightarrow E(n+1)$ vrai

Considérant  $E(n)$  vraie et tenant compte de la séparabilité du produit des cosinus, le signal analytique  $s_i$  en  $n+1$  directions peut s'écrire :

$$\begin{aligned}
s_i(\mathbf{x}) &= w(\mathbf{x}) \exp\left(j \sum_{k=1}^n 2\pi f_k (-1)^{b_i^{(k)}} (x_k - d_k)\right) \times \\
&\quad [\cos(2\pi f_{n+1} (x_{n+1} - d_{n+1})) + j(-1)^{b_i^{(n+1)}} \sin(2\pi f_{n+1} (x_{n+1} - d_{n+1}))] \\
&= w(\mathbf{x}) \exp\left(j \sum_{k=1}^n 2\pi f_k (-1)^{b_i^{(k)}} (x_k - d_k)\right) \times \exp\left(j 2\pi f_{n+1} (-1)^{b_i^{(n+1)}} (x_{n+1} - d_{n+1})\right) \quad (\text{A- 8}) \\
&= w(\mathbf{x}) \exp\left(j \sum_{k=1}^{n+1} 2\pi f_k (-1)^{b_i^{(k)}} (x_k - d_k)\right)
\end{aligned}$$

Le résultat en (A- 8) montre alors que E(n+1) est également vrai.

Les deux conditions de la méthode d'induction mathématique sont ainsi réunies et nous pouvons en conclure que E(n) est vrai pour tout entier  $n$ . Nous avons donc prouvé que les phases des signaux analytiques  $s_i$  suivent la forme donnée en (A- 5).

Nous utiliserons par la suite ces phases pour estimer analytiquement le vecteur de décalage  $\mathbf{d}$ . Les phases en (A- 5) nous permettent d'écrire le problème sous forme matricielle, représenté par le modèle linéaire en

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{d} + \mathbf{v}, \quad (\text{A- 9})$$

où  $\mathbf{d}$  est le vecteur à estimer,  $\mathbf{y}$  est le vecteur observations, i.e. les phases des signaux analytiques, H est une matrice connue de taille  $2^n \times n$  et  $\mathbf{v}$  est le bruit.

Dans le cas général, ce type d'estimation régi par le modèle linéaire en (A- 9) a été beaucoup étudié. Parmi les méthodes proposées, une approche classique est de chercher le vecteur  $\hat{\mathbf{d}}$  qui minimise l'écart entre le vecteur estimé  $\hat{\mathbf{y}}$  et les données en  $\mathbf{y}$ . Si cet écart est minimisé en utilisant l'erreur quadratique, alors nous obtenons un estimateur au sens des moindres carrés (LS, comme least-squares) [Eldar '03].

Nous notons par  $\varepsilon_{LS}$  l'erreur quadratique à minimiser et par  $\hat{\mathbf{d}}_{LS}$  l'estimateur par moindres carrés. Cet estimateur peut s'écrire sous la forme

$$\hat{\mathbf{d}}_{LS} = \min_{\mathbf{d}} (\varepsilon_{LS}) = \min_{\mathbf{d}} \left( (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{d})^T \mathbf{A} (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{d}) \right), \quad (\text{A- 10})$$

avec A une matrice définie positive, où encore sous la forme :

$$\hat{\mathbf{d}}_{LS} = \left( \mathbf{H}^T \mathbf{A} \mathbf{H} \right)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{A} \mathbf{y}, \quad (\text{A- 11})$$

Nous rappelons que notre objectif est d'obtenir une estimation analytique du décalage n-D, i.e. qui ne nécessite pas un algorithme numérique d'inversion des matrices en (A- 11). Pour cela, nous proposons de restreindre le nombre d'observations à  $n$ . Cela revient à ne garder que  $n$  signaux analytiques parmi les  $2^n$  que nous avons définis auparavant. Ainsi, la matrice H devient une matrice carrée, de taille  $n \times n$ .

Le choix des  $n$  signaux analytiques est fait de telle sorte que la matrice H soit analytiquement inversible, qu'elle ait une forme qui puisse être facilement mise à jour quand on passe de  $n$  dimensions à  $n+1$  et que son inverse ait une forme exploitable analytiquement.

L'estimateur en (A- 11) s'écrit alors :

$$\hat{\mathbf{d}}_{AS} = H^{-1}A^{-1}(H^T)^{-1}H^T A \mathbf{y} = H^{-1}\mathbf{y}, \quad (\text{A- 12})$$

où l'abréviation AS représente *analytic shift estimation*.

Nous notons par  $\Phi_i(\mathbf{x})$  les mesures correspondant à  $\phi_i(\mathbf{x})$ . Le vecteur observation s'écrit alors :

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^n (2\pi f_k (-1)^{b_1^{(k)}} x_k) - \Phi_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^n (2\pi f_k (-1)^{b_n^{(k)}} x_k) - \Phi_n(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \quad (\text{A- 13})$$

La matrice H a la forme suivante :

$$H = \begin{pmatrix} 2\pi f_1 (-1)^{b_1^{(1)}} & \dots & 2\pi f_n (-1)^{b_1^{(n)}} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2\pi f_1 (-1)^{b_n^{(1)}} & \dots & 2\pi f_n (-1)^{b_n^{(n)}} \end{pmatrix} \quad (\text{A- 14})$$

Nous avons expliqué que parmi les  $2^n$  signaux analytique, nous en gardons  $n$  afin de résoudre analytiquement l'équation des moindres carrés (sans utiliser de techniques de régularisation). Le choix de ces signaux analytiques se fait au travers des vecteurs  $\mathbf{b}$ . L'équation (A- 15) donne le jeu de vecteurs  $\mathbf{b}$  que nous avons retenu.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{b}_1^T \\ \mathbf{b}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{b}_{n-1}^T \\ \mathbf{b}_n^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (\text{A- 15})$$

Pour cette série de vecteurs  $\mathbf{b}$ , et donc de signaux analytiques, le déterminant de la matrice H est égale à  $2^{n-1} \prod_{k=1}^n (2\pi f_k)$ . Il est en conséquence différent de 0 pour des fréquences non nulles, et donc la matrice H est inversible. Son inverse peut être calculée analytiquement et est donnée dans l'équation (A- 16).

$$H^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{4\pi f_1} & -\frac{1}{4\pi f_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{4\pi f_2} & -\frac{1}{4\pi f_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{1}{4\pi f_n} & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{4\pi f_n} \end{pmatrix} \quad (\text{A- 16})$$

Utilisant la forme de l'estimateur proposé en (A- 12), le vecteur des observations en (A- 13) et l'inverse de la matrice H en (A- 15), l'estimation analytique du vecteur  $\mathbf{d}$  devient :

$$\hat{\mathbf{d}}_{AS} = \begin{pmatrix} x_1 - \frac{1}{4\pi f_1} (\Phi_1(\mathbf{x}) - \Phi_2(\mathbf{x})) \\ \vdots \\ x_{n-1} - \frac{1}{4\pi f_{n-1}} (\Phi_{n-1}(\mathbf{x}) - \Phi_n(\mathbf{x})) \\ x_n - \frac{1}{4\pi f_n} (\Phi_n(\mathbf{x}) + \Phi_1(\mathbf{x})) \end{pmatrix} \quad (\text{A- 17})$$

Le résultat en (A- 17) est obtenu en considérant une seule observation par phase, pour une seule valeur de la variable spatiale  $\mathbf{x}$ . Nous proposons de prendre en compte une série de mesure sur un domaine de définition  $\Omega$ .

$$\mathbf{x} \in \Omega, \quad \text{avec } \Omega = [M_1, N_1] \times \dots \times [M_n, N_n] \quad (\text{A- 18})$$

Dans ce cas, la forme finale de l'estimateur, appelée MAS (comme mean analytic shift estimation), est :

$$\hat{\mathbf{d}}_{MAS} = \frac{\sum_{x_1=M_1}^{N_1} \dots \sum_{x_n=M_n}^{N_n} \hat{\mathbf{d}}_{AS}}{\prod_{k=1}^n (N_k - M_k + 1)} = \begin{pmatrix} \frac{M_1 + N_1}{2} \\ \vdots \\ \frac{M_{n-1} + N_{n-1}}{2} \\ \frac{M_n + N_n}{2} \end{pmatrix} - \frac{1}{\prod_{k=1}^n (N_k - M_k + 1)} \begin{pmatrix} \frac{1}{4\pi f_1} \sum_{x_1=M_1}^{N_1} \dots \sum_{x_n=M_n}^{N_n} [\Phi_1(\mathbf{x}) - \Phi_2(\mathbf{x})] \\ \vdots \\ \frac{1}{4\pi f_{n-1}} \sum_{x_1=M_1}^{N_1} \dots \sum_{x_n=M_n}^{N_n} [\Phi_{n-1}(\mathbf{x}) - \Phi_n(\mathbf{x})] \\ \frac{1}{4\pi f_n} \sum_{x_1=M_1}^{N_1} \dots \sum_{x_n=M_n}^{N_n} [\Phi_n(\mathbf{x}) + \Phi_1(\mathbf{x})] \end{pmatrix} \quad (\text{A- 19})$$

## Remarque

Dans cette annexe, nous avons présenté l'extension de l'estimation des décalages aux cas multidimensionnel. Dans ce cas, nous avons développé l'estimateur pour un seul signal, et non pas pour estimer le décalage relatif entre deux signaux. Le principe reste le même au cas où un décalage relatif est à estimer, en considérant cette fois-ci des différences de phase, comme nous l'avons fait dans le paragraphe 2.2.4.3 à l'équation (2-37).

## A.2 Etude statistique

Dans cette partie, nous étudions le comportement statistique de l'estimateur n-D proposé. Pour cela, nous considérons que le signal  $s_I$  est entaché d'un bruit blanc Gaussien, additif, noté  $z(\mathbf{x})$ . Nous considérons que ce bruit est de moyenne nulle et nous notons sa variance  $\sigma_z^2$ . Nous notons également SNR le rapport signal à bruit correspondant à  $s_I$  et nous nous plaçons dans un cas où le SNR est très grand devant 1.

La transformée de Hilbert est un opérateur linéaire qui ne change pas les propriétés statistiques du bruit [De Coulon '86]. Nous en déduisons que les signaux analytiques observés sont eux aussi entachés d'un bruit blanc Gaussien complexe, additif et de moyenne nulle. Nous notons  $z_i(\mathbf{x})$  ces bruits et nous donnons en (A- 20) la relation entre leur variances et  $\sigma_z^2$ .

$$\sigma_{z_i}^2 = \text{Var}(z_i(\mathbf{x})) = 2^n \sigma_z^2 \quad (\text{A- 20})$$

Comme les bruits  $z_i(\mathbf{x})$  sont complexes, nous en déduisons que les parties réelles et imaginaires des signaux  $s_i$  sont observées avec des bruits blancs Gaussiens, additifs, de moyennes nulles et de variances  $2^{n-1} \sigma_z^2$  [Kay '90]. De plus, le rapport signal à bruit du signal analytique reste le même que celui du signal réel initial.

Nous rappelons que notre estimateur des décalages utilise la phase de ces signaux analytiques. Ainsi, afin de le caractériser du point de vue statistique, nous montrons comment les bruits complexes additifs  $z_i(\mathbf{x})$  peuvent être transformés en des bruits additifs sur les phases, sous l'hypothèse de forts rapports signaux à bruit [Tretter '85]. Le problème peut être formulé comme le montre l'équation (A- 21).

$$s_i(\mathbf{x}) = A_i(\mathbf{x}) \exp(j \phi_i(\mathbf{x})) + z_i(\mathbf{x}), \quad (\text{A- 21})$$

avec  $A_i(\mathbf{x})$  l'amplitude du signal analytique  $s_i$  et  $z_i(\mathbf{x})$  le bruit gaussien additif. En développant (A- 21), nous obtenons :

$$s_i(\mathbf{x}) = A_i(\mathbf{x}) \exp(j \phi_i(\mathbf{x})) \left( 1 + \frac{z_i(\mathbf{x})}{A_i(\mathbf{x}) \exp(j \phi_i(\mathbf{x}))} \right) \quad (\text{A- 22})$$

Dans (A- 22), nous faisons la notation suivante :

$$T(\mathbf{x}) = \frac{z_i(\mathbf{x})}{A_i(\mathbf{x}) \exp(j\phi_i(\mathbf{x}))} \quad (\text{A- 23})$$

Nous obtenons :

$$s_i(\mathbf{x}) = A_i(\mathbf{x}) \exp(j\phi_i(\mathbf{x})) (1 + T(\mathbf{x})) = A_i(\mathbf{x}) \exp(j\phi_i(\mathbf{x})) \left[ (1 + \text{Re}\{T(\mathbf{x})\})^2 + \text{Im}\{T(\mathbf{x})\}^2 \right]^{\frac{1}{2}} \exp \left[ j \arctan \frac{\text{Im}\{T(\mathbf{x})\}}{1 + \text{Re}\{T(\mathbf{x})\}} \right] \quad (\text{A- 24})$$

Avec l'hypothèse de fort SNR, nous pouvons admettre que  $\text{Re}\{T(\mathbf{x})\} \ll 1$  et que  $\text{Im}\{T(\mathbf{x})\} \ll 1$ . Utilisant l'approximation classique  $\arctan(x) \approx x$ , pour  $|x| \ll 1$ , la relation en (A- 24) peut être approximée par :

$$s_i(\mathbf{x}) \approx A_i(\mathbf{x}) \exp \left[ j(\phi_i(\mathbf{x}) + \Im\{T(\mathbf{x})\}) \right] \quad (\text{A- 25})$$

Nous avons ainsi transformé le bruit complexe additif en un bruit additif sur la phase.

Nous observons que dans  $T(\mathbf{x})$ , toutes les grandeurs sont déterministes, à l'exception de  $z_i(\mathbf{x})$ . Connaissant les caractéristiques du bruit  $z_i(\mathbf{x})$ , nous en déduisons que la partie imaginaire de  $T(\mathbf{x})$  est un bruit variable aléatoire gaussienne, de moyenne nulle et de variance  $\frac{1}{2SNR}$ . Le bruit additif  $\mathbf{v}$  dans l'équation (A- 9) a donc les caractéristiques suivantes.

$$E(\mathbf{v}) = 0, \text{cov}(\mathbf{v}) = \frac{1}{2SNR} I_n, \quad (\text{A- 26})$$

où  $I_n$  est la matrice identité de taille  $n$ . Nous en déduisons que les estimateurs  $\hat{\mathbf{d}}_{AS}$  et  $\hat{\mathbf{d}}_{MAS}$  ne sont pas biaisés pour des grands SNR et des bruits de moyennes nulles. Nous pouvons également calculé les matrices de covariance correspondant à chacun des estimateurs.

$$\begin{aligned} \text{cov}(\hat{\mathbf{d}}_{AS}) &= E \left[ (\hat{\mathbf{d}}_{AS} - \mathbf{d})(\hat{\mathbf{d}}_{AS} - \mathbf{d})^T \right] = E \left[ H^{-1} \mathbf{v} (H^{-1} \mathbf{v})^T \right] \\ &= E \left[ H^{-1} \mathbf{v} \mathbf{v}^T (H^{-1})^T \right] = H^{-1} \text{cov}(\mathbf{v}) (H^{-1})^T = \frac{1}{2SNR} (H^T H)^{-1} \end{aligned} \quad (\text{A- 27})$$

$$\text{cov}(\hat{\mathbf{d}}_{MAS}) = \frac{1}{\prod_{k=1}^n (N_k - M_k + 1)} \text{cov}(\hat{\mathbf{d}}_{AS}) \quad (\text{A- 28})$$

Pour les deux estimateurs, étant donné le modèle linéaire d'estimation en (A- 9) et le bruit gaussien  $\mathbf{v}$ , les matrices de Fisher sont égales aux inverses des matrices de covariance en (A- 27) et (A- 28) [Eldar '03]. Nous en concluons que les bornes de Cramer Rao sont atteintes



pour les deux estimateurs (AS et MAS). Les deux estimateurs sont donc efficaces (sans biais et à variance minimale au sens de Cramer Rao).

## Annexe B

# Détection d'enveloppe 2-D

Les signaux analytiques bidimensionnels peuvent également être utilisés pour une détection d'enveloppe 2-D. Comme nous l'avons annoncé dans l'introduction de ce chapitre, la méthode PBM utilise des images RF spécifiques pour estimer le mouvement. Contrairement aux images RF classiques (avec uniquement une porteuse axiale), ces images présente des oscillations dans les deux directions. Ainsi, la méthode classique de démodulation en prenant le module du signal analytique 1-D (voir (2-4)) n'est pas adaptée pour une démodulation 2-D. Une possibilité pour détecter l'enveloppe 2-D pourrait être d'utiliser les signaux analytiques en (B- 1) [Hahn '92].

$$\begin{aligned} S_3(u_1, u_2) &= S(u_1, u_2)(1 - j \operatorname{sgn}(u_1) \operatorname{sgn}(u_2)) \\ S_4(u_1, u_2) &= S(u_1, u_2)(-j \operatorname{sgn}(u_1) + \operatorname{sgn}(u_2)) \end{aligned} \quad (\text{B- 1})$$

L'enveloppe 2-D est obtenue à partir des signaux analytiques en (B- 1) comme le montre l'équation (B- 2).

$$\hat{w}(x_1, x_2) = \sqrt{|s_3(x_1, x_2)|^2 + |s_4(x_1, x_2)|^2} \quad (\text{B- 2})$$

Pour démontrer ce résultat, nous reconsidérons la forme a priori des images RF spécifiques.

$$i(x_1, x_2) = w(x_1, x_2) \cos(2\pi f_1 x_1) \cos(2\pi f_1 x_2) \quad (\text{B- 3})$$

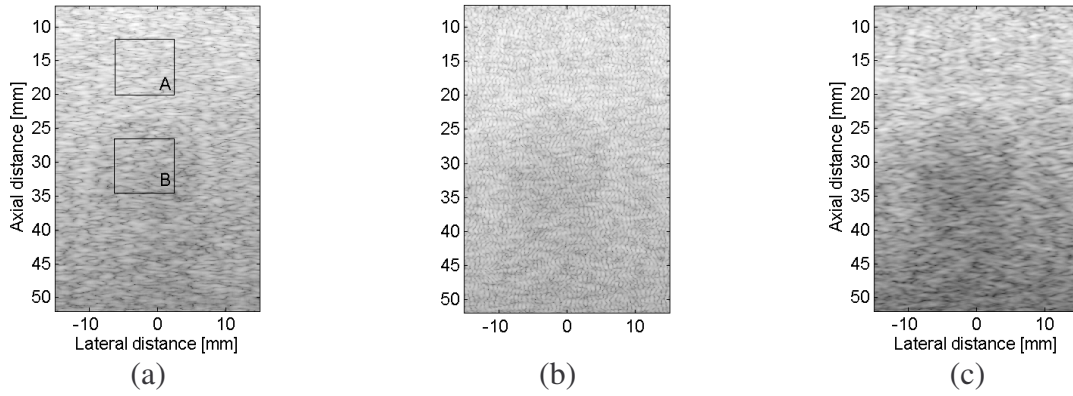
En utilisant (B- 1), (B- 3) et les définitions des transformées de Hilbert 2-D en (2-6), (2-7) et (2-8), nous en déduisons la forme des signaux analytiques  $s_3$  et  $s_4$ .

$$\begin{aligned} s_3(x_1, x_2) &= w(x_1, x_2) [\cos(2\pi f_1 x_1) \cos(2\pi f_1 x_2) + j \sin(2\pi f_1 x_1) \sin(2\pi f_1 x_2)] \\ s_4(x_1, x_2) &= w(x_1, x_2) [\sin(2\pi f_1 x_1) \cos(2\pi f_1 x_2) + j \cos(2\pi f_1 x_1) \sin(2\pi f_1 x_2)] \end{aligned} \quad (\text{B- 4})$$

Le développement mathématique de l'expression de l'estimation 2-D de l'enveloppe donnée en (B- 2) s'écrit alors :

$$\begin{aligned}
& \sqrt{|s_3(x_1, x_2)|^2 + |s_4(x_1, x_2)|^2} = \\
& w(x_1, x_2) \cdot [\cos^2(2\pi f_1 x_1) \cos^2(2\pi f_1 x_2) + \sin^2(2\pi f_1 x_1) \sin^2(2\pi f_1 x_2) + \\
& \quad \sin^2(2\pi f_1 x_1) \cos^2(2\pi f_1 x_2) + \cos^2(2\pi f_1 x_1) \sin^2(2\pi f_1 x_2)]^{\frac{1}{2}} = \\
& w(x_1, x_2) \cdot [\cos^2(2\pi f_1 x_1) (\cos^2(2\pi f_1 x_2) + \sin^2(2\pi f_1 x_2))] + \\
& \quad \sin^2(2\pi f_1 x_1) (\sin^2(2\pi f_1 x_2) + \cos^2(2\pi f_1 x_2))]^{\frac{1}{2}} = \tag{B-5} \\
& w(x_1, x_2) \cdot [\cos^2(2\pi f_1 x_1) + \sin^2(2\pi f_1 x_1)]^{\frac{1}{2}} = \\
& w(x_1, x_2)
\end{aligned}$$

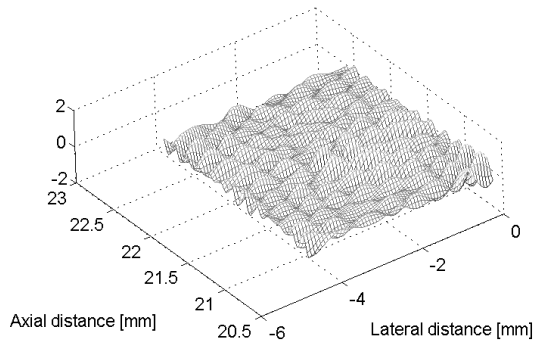
Un résultat de détection d'enveloppe est donné sur la Figure B- 1 et concerne une acquisition expérimentale sur fantôme. Le fantôme présente une inclusion sphérique de dureté différente par rapport au milieu englobant. Cette figure montre une image mode B classique (log-enveloppe d'une image RF classique) et les images log-enveloppes obtenues après une démodulation 1-D (axiale) et 2-D utilisant l'équation (B- 2) d'une image RF spécifique.



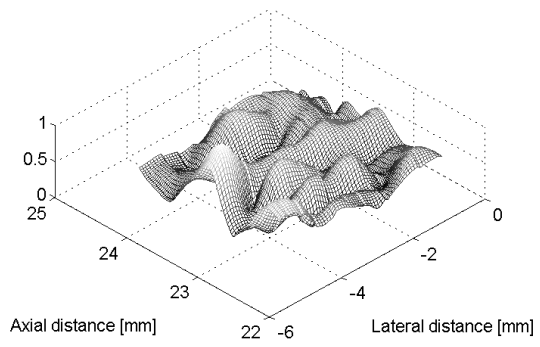
**Figure B- 1. (a) Image mode B classique, (b) image log-enveloppe obtenue après démodulation axiale d'une image RF spécifique, (c) images log-enveloppe obtenue après démodulation 2-D d'une image RF spécifique.**

Pour une région rectangulaire à l'intérieur de l'inclusion (notée B sur la Figure B- 1(a)) et une région à l'extérieur de l'inclusion (notée A sur la Figure B- 1(b)), les CNR (voir (2-44)) correspondant aux trois images enveloppe sur la Figure B- 1 sont respectivement 1,2, 0,9 et 1,4. Nous en déduisons qu'avec la démodulation 2-D que nous proposons l'inclusion et le milieu englobant sont mieux discriminés qu'avec une démodulation 1-D ou qu'avec une image échographique mode B classique.

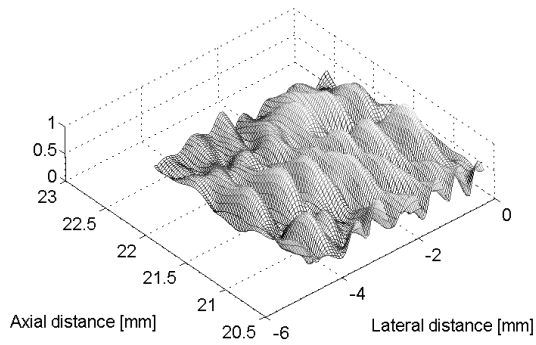
Nous montrons sur la Figure B- 2 la forme locale des signaux extraits de l'image RF spécifique et des images log-enveloppes sur la Figure B- 1. Nous observons que la détection d'enveloppe classique (1-D) ne permet pas de démoduler dans la direction latérale de l'image RF spécifique.



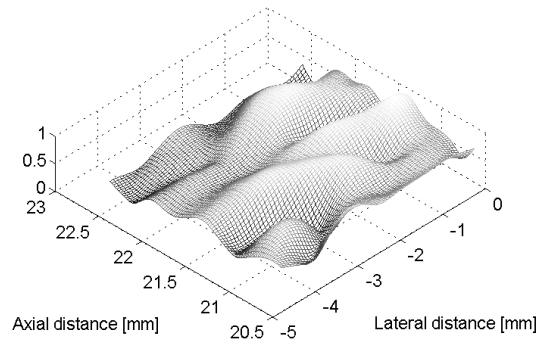
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figure B- 2. Signaux 2-D localement extraits de (a) l'image RF spécifique, (b) l'image échographique mode B classique (c) l'image enveloppe provenant de l'image RF spécifique après démodulation 1-D, (d) l'image enveloppe provenant de l'image RF spécifique après la démodulation 2-D proposée.**



# Bibliographie

- [Adelson '85] E. H. Adelson, H. R. Bergen, Spatiotemporal energy models for the perception of motion, *Journal of the Optical Society of America*, 1985, Vol. 2, n° 2, p. 284-299.
- [Alam '97] S. K. Alam, J. Ophir, Reduction of signal decorrelation from mechanical compression of tissues by temporal stretching: Application to elastography, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 1997, Vol. 23, n° 1, p. 95-105.
- [Alam '98] S. K. Alam, J. Ophir, E. Konofagou, An adaptive strain estimator for elastography, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1998, Vol. 45, n° 2, p. 461-472.
- [Alexiadis '07] D. S. Alexiadis, G. D. Sergiadis, Estimation of Multiple Accelerated Motions Using Chirp-Fourier Transform and Clustering, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, Vol. 16, n° 1, p. 142-152.
- [Alkaabi '03] S. Alkaabi, F. Deravi, Gradient direction similarity measure, *Electronics Letters*, 2003, Vol. 39, n° 23, p. 1643-4.
- [Anadan '89] P. Anadan, Computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion, *Int. J. Comput Vision*, 1989, Vol. 2, n° 1, p. 283-310.
- [Aoudi '06] W. Aoudi, H. Liebgott, A. Needles, V. Yang, F. S. Forster, D. Vray, Estimation Methods for Flow Imaging with High Frequency Ultrasound, *Ultrasonics*, 2006, Vol. 44, n° 1, p. 135-140.
- [Bamber '80] J. C. Bamber, R. J. Dickinson, Ultrasonic B-scanning : a computer simulation, *Physics in medicine and biology*, 1980, Vol. 25, n° 3, p. 463-479.
- [Baraldi '96] P. Baraldi, D. A. Sarti, C. Lamberti, A. Prandini, F. Sgallari, Evaluation of Differential Optical Flow Techniques on Synthesized Echo Images, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1996, Vol. 43, n° 3, p. 259-273.
- [Barron '92] J. L. Barron, D. J. Fleet, Beauchemin, Performance of optical flow techniques, *International Journal of Computer Vision*, 1992, Vol. 12, n° 1, p. 43-77.
- [Basarab '07a] A. Basarab, W. Aoudi, H. Liebgott, D. Vray, P. Delachartre, Parametric Deformable Block Matching for Ultrasound Imaging, *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2007a, p. II - 429-II - 432.
- [Basarab '07b] A. Basarab, C. Grava, V. Buzuloiu, P. Delachartre, Estimation de décalages subpixelique par ajustement de la phase des signaux complexes, *Proceedings of GretsI, Troyes, 11-14 septembre*, 2007b, p. 149-152.
- [Basarab '07c] A. Basarab, P. Gueth, H. Liebgott, P. Delachartre, Two-dimensional least-squares estimation for motion tracking in ultrasound elastography, *Proceedings of International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007c, p. 2155-2158.
- [Basarab '08a] A. Basarab, P. Gueth, H. Liebgott, P. Delachartre, Phase-based block matching applied to motion estimation with specific RF images, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2008a, in revision.
- [Basarab '08b] A. Basarab, H. Liebgott, P. Delachartre, Analytic estimation of subsample spatial shift using the phases of multidimensional analytical signals, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008b, in press.
- [Basarab '08c] A. Basarab, H. Liebgott, F. Morestin, A. Lyshchik, T. Higashi, R. Asato, P. Delachartre, A method for vector displacement estimation with ultrasound imaging

- and its application for thyroid nodular disease, *Medical Image Analysis*, 2008c, Vol. 12, n° 3, p. 259-274.
- [Basarab '08d] A. Basarab, A. Lyshchik, P. Delachartre, Multi-frame motion estimation for freehand elastography and its application to thyroid tumor imaging, *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, 2008d, in press.
- [Basarab '08e] A. Basarab, A. Lyshchik, C. Grava, V. Buzuloiu, P. Delachartre, Ultrasound image sequence registration and its application for thyroid nodular disease, *The Journal of Signal Processing Systems*, Springer, 2008e, in press.
- [Bilgen '99] M. Bilgen, Wavelet-based strain estimator for elastography, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1999, Vol. 46, n° 6, p. 1407-1415.
- [Boashash '92] B. Boashash, Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal - Part 1: Fundamentals, *Proceedings of IEEE*, 1992, p. 520 - 538.
- [Bohs '00] L. N. Bohs, B. J. Geiman, M. E. Anderson, S. C. Gebhart, G. E. Trahey, Speckle tracking for multi-dimensional flow estimation, *Ultrasonics*, 2000, Vol. 38, n° 1-8, p. 369-375.
- [Bohs '91] L. N. Bohs, G. E. Trahey, A novel method for angle independent ultrasonic imaging of blood flow and tissue motion, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1991, Vol. 38, n° 3, p. 280-286.
- [Brusseau '00] E. Brusseau, C. Perrey, P. Delachartre, M. Vogt, D. Vray, H. Ermert, Axial strain imaging using a local estimation of the scale factor from RF ultrasound signals, *Ultrasonic Imaging*, 2000, Vol. 22, n° 2, p. 95-107.
- [Bulow '99] T. Bulow, G. Sommer, A novel approach to the 2D analytic signal, *Proceedings of the 8th International Conference of Images and Patterns*, Ljubljana, 1-3 septembre, 1999, p. 25 - 32.
- [Bulow '01] T. Bulow, G. Sommer, Hypercomplex signals-a novel extension of the analytic signal to the multidimensional case, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, Vol. 49, n° 11, p. 2844-2852.
- [Cespedes '95] E. I. Cespedes, S. R. Huang, J. Ophir, S. R. Spratt, Methods for estimation of subsample time delays of digitized echo signals, *Ultrasonic Imaging*, 1995, Vol. 17, n° 2, p. 142-171.
- [Chaturvedi '98] P. Chaturvedi, M. F. Insana, T. Hall, 2D companding for noise reduction in strain imaging, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1998, Vol. 45, n° 1, p. 179-191.
- [Chen '94] W.-G. Chen, G. B. Giannakis, N. Nandhakumar, Spatio-temporal approach for time-varying image motion estimation, *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 1994, p. 232-236 vol.2.
- [Cortelazzo '93] G. Cortelazzo, M. Balanza, Frequency domain analysis of translations with piecewise cubic trajectories, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, 1993, Vol. 15, n° 4, p. 411-416.
- [Cotin '99] S. Cotin, H. Delingette, N. Ayache, Real-time elastic deformations of soft tissues for surgery simulation, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1999, Vol. 5, n° 1, p. 62-73.
- [Csillag '96] P. Csillag, L. Boroczky, Motion-compensated frame rate conversion using an accelerated motion model, *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1996, p. 2319-2322.
- [De Coulon '84] F. de Coulon, *Théorie et traitement des signaux*, Dunod, Paris, 1984, 548 p.
- [De Coulon '86] F. de Coulon, *Signal theory and processing*, Artech House, Dedham, Massachusetts, 1986, 540 p.

- [Dresner '01] M. A. Dresner, G. H. Rose, P. J. Rossman, R. Muthupillai, A. Manduca, R. L. Ehman, Magnetic resonance elastography of skeletal muscle, *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2001, Vol. 13, n° p. 269-276.
- [Ebbini '06] E. S. Ebbini, Phase-coupled two-dimensional speckle tracking method, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2006, Vol. 53, n° 5, p. 972-990.
- [Eldar '03] Y. C. Eldar, A. V. Oppenheim, Covariance shaping least-squares estimation, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, Vol. 51, n° 3, p. 686-697.
- [Enkelmann '88] W. Enkelmann, Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences, *Proceedings of Comp. Vis. Graph. Image*, 1988, Vol. 43, n° 1, p. 150-177.
- [Eslami '06] A. Eslami, M. Babaeizadeh, Adaptive Block Motion Prediction, *Proceedings of IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2006, p. 908-913.
- [Fahey '08] B. J. Fahey, S. J. Hsu, G. Trahey, A Novel Motion Compensation Algorithm for Acoustic Radiation Force Elastography, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2008, Vol. 55, n° 5, p. 1095-1111.
- [Farsiu '05] S. Farsiu, M. Elad, P. Milanfar, Constrained, globally optimal, multi-frame motion estimation, *Proceedings of 13th Workshop on Statistical Signal Processing*, Bordeaux, France, 2005, p. 1396-1401.
- [Fleet '90] D. J. Fleet, A. D. Jepson, Computation of component image velocity from local phase information, *International Journal of Computer Vision*, 1990, Vol. 5, n° 1, p. 77-104.
- [Freeman '91] W. T. Freeman, E. H. Adelson, The design and use of steerable filters, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, 1991, Vol. 13, n° 9, p. 891-906.
- [Fromageau '07] J. Fromageau, H. Liebgott, E. Brusseau, D. Vray, P. Delachartre, Estimation of time-scaling factor for ultrasound medical images using the Hilbert transform, *EURASIP Journal of Applied Signal Processing*, 2007, Vol. -, n° -, p. 13 pages.
- [Garra '97] B. S. Garra, E. I. Cespedes, J. Ophir, S. R. Spratt, R. A. Zuurbier, C. M. Magnant, M. F. Pennanen, Elastography of breast lesions: initial clinical results, *Radiology*, 1997, Vol. 202, n° 1, p. 79-86.
- [Gee '95] J. C. Gee, L. Barillot, C. Haynour, Bayesian approach to the brain image matching problem, *Proceedings of SPIE, Medical Imaging 1995 : Image Processing*, 1995, p. 145-156.
- [Geiman '00] B. J. Geiman, L. N. Bohs, M. Anderson, S. M. Breit, G. Trahey, A novel interpolation strategy for estimating subsample speckle motion, *Physics in Medicine and Biology*, 2000, Vol. 45, n° p. 1541-1552.
- [Giachetti '00] A. Giachetti, Matching techniques to compute image motion, *Image and Vision Computing*, 2000, Vol. 18, n° 3, p. 247-260.
- [Giunta '99] G. Giunta, Fine estimators of two-dimensional parameters and application to spatial shift estimation, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, Vol. 47, n° 12, p. 3201-3207.
- [Govindu '01] V. M. Govindu, Combining two-view constraints for motion estimation, *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, p. II-218-II-225 vol.2.
- [Govindu '04] V. M. Govindu, Lie-algebraic averaging for globally consistent motion estimation, *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004, p. I-684-I-691 Vol.1.



- [Grava '03] C. Grava, Compensation de mouvement par réseaux neuronaux cellulaires. Application en imagerie médicale. Thèse de doctorat. Villeurbanne : INSA-Lyon, 2003, 206 p.
- [Grenier '07] D. Grenier, L. Milot, X. Peng, F. Pilleul, O. Beuf, A magnetic resonance elastography (MRE) approach for liver investigation, Proceedings of IEEE Eng. Med. Biol. Soc., 2007, p. 2607-2610.
- [Hahn '92] S. L. Hahn, Multidimensional complex signals with single-orthant spectra, Proceedings of the IEEE, 1992, Vol. 80, n° 8, p. 1287-1300.
- [Hahn '96] S. L. Hahn, Hilbert Transforms in Signal Processing, Boston, MA: Artech House, 1996,
- [Hall '97] T. J. Hall, M. Bilgen, M. F. Insana, T. A. Krouskop, Phantom materials for elastography, IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1997, Vol. 44, n° 6, p. 1355-1365.
- [Heeger '87] D. J. Heeger, Optical flow from spatiotemporal filters, Proceedings of Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision, 1987, p. 181-190.
- [Hein '93] I. A. Hein, W. O' Brien, Current Time-domain methods for assessing tissue motion by analysis from reflected ultrasound echoes, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1993, Vol. 40, n° 2, p. 84-102.
- [Hiltawsky '01] K. M. Hiltawsky, M. Kruger, C. Starke, L. Heuser, H. Ermert, A. Jensen, Freehand ultrasound elastography of breast lesions: clinical results, Ultrasound in Medicine and Biology, 2001, Vol. 27, n° 11, p. 1461-9.
- [Horn '81] B. K. P. Horn, B. G. Shunck, Determining optical flow, Artificial intelligence, 1981, Vol. 17, n° p. 185-203.
- [Ismaeil '99] I. Ismaeil, A. Docef, F. Kossentini, R. A.-W. Ward, R., Efficient motion estimation using spatial and temporal motion vector prediction, Proceedings of IEEE ICIP, 1999, p. 70-74.
- [Jain '81] J. Jain, A. Jain, Displacement Measurement and Its Application in Interframe Image Coding, Communications, IEEE Transactions on [legacy, pre - 1988], 1981, Vol. 29, n° 12, p. 1799-1808.
- [Jensen '98] J. A. Jensen, P. Munk, A new method for estimation of velocity vectors, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1998, Vol. 45, n° 3, p. 837-851.
- [Kallel '93] F. Kallel, M. Bertrand, A note on strain estimation using correlation techniques, Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium, 1993, p. 883-887.
- [Kallel '97] F. Kallel, J. Ophir, A least-squares strain estimator for elastography, Ultrasonic Imaging, 1997, Vol. 19, n° 3, p. 195-208.
- [Karantzas '05] K. Karantzas, N. Paragios, Higher order polynomials, free form deformations and optical flow estimation, Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Genova, Italy, 2005, p. III-1280-3.
- [Kasai '85] C. Kasai, K. Namekawa, A. Koyano, O. R., Real-time two-dimensional blood flow imaging using an autocorrelation technique, IEEE Transaction on Sonics and Ultrasonics, 1985, Vol. SU-32, n° 3, p. 458-464.
- [Kay '90] S. Kay, R. Nekovei, An efficient two-dimensional frequency estimator, IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1990, Vol. 38, n° 10, p. 1807 - 1810.
- [Koga '81] T. Koga, K. Iinuma, A. Hirano, Y. Iijima, T. Ishiguro, Motion compensated interframe coding for video conferencing, Proceedings of National Telecommunications Conference: Innovative Telecommunications - Key to the Future, New Orleans, LA, USA, 1981, p. G5.3.1-5.3.5.
- [Kolokythas '08] O. Kolokythas, T. Gauthier, A. T. Fernandez, H. Xie, B. A. Timm, C. Cuevas, M. Dighe, L. Mitsumori, M. Bruce, D. Herka, G. Goswami, R. Andrews, K.

- Oas, T. Dubinski, B. Warren, Ultrasound-based elastography: a novel approach to assess radio frequency ablation of liver masses performed with expandable ablation probes: a feasibility study, *J. Ultrasound Med.*, 2008, Vol. 26, n° 6, p. 935-946.
- [Konofagou '98] E. Konofagou, J. Ophir, A new elastographic method for estimation and imaging of lateral displacements, lateral strains, corrected axial strains and Poisson's ratios in tissues, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 1998, Vol. 24, n° 8, p. 1183-99.
- [Kossentini '97] F. Kossentini, Y.-W. Lee, M. J. T. Smith, R. K. A.-W. Ward, R.K., Predictive RD optimized motion estimation for very low bit-rate video coding, *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 1997, Vol. 15, n° 9, p. 1752-1763.
- [Krouskop '87] T. A. Krouskop, D. D.R., S. F. Levinson, A pulsed Doppler ultrasonic system for making noninvasive measurements of the mechanical properties of soft tissue, *J. Rehabil. Res. Dev.*, 1987, Vol. 24, n° 2, p. 1-8.
- [Lai '99] X. Lai, H. Torp, Interpolation Methods for Time-Delay Estimation Using Cross-Correlation Method for Blood Velocity Measurement, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1999, Vol. 46, n° 2, p. 277-290.
- [Lerner '90] R. M. Lerner, S. R. Huang, K. J. Parker, 'Sonoelasticity' images derived from ultrasound signals in mechanically vibrated tissues, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 1990, Vol. 16, n° 3, p. 231-9.
- [Liebgott '05a] H. Liebgott, Synthèse de la réponse impulsionnelle en imagerie ultrasonore pour l'estimation vectorielle du déplacement. Thèse de doctorat. Villeurbanne : INSA Lyon, 2005a, 138 p.
- [Liebgott '08] H. Liebgott, A. Basarab, P. Gueth, C. Cachard, P. Delachartre, Lateral RF images synthesis using synthetic aperture imaging technique, *IEEE Transactions on UFFC*, 2008, in press.
- [Liebgott '05b] H. Liebgott, J. Fromageau, J. Wilhjelm, D. Vray, P. Delachartre, Beamforming scheme for 2D displacement estimation in ultrasound imaging, *EURASIP Journal of Applied Signal Processing*, 2005b, Vol. 2005, n° 8, p. 1212-1220.
- [Liebgott '07] H. Liebgott, J. Wilhjelm, A. Jensen, D. Vray, P. Delachartre, PSF dedicated to estimation of displacement vectors for tissue elasticity imaging with ultrasound, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2007, Vol. 54, n° 4, p. 746-757.
- [Lindop '08] J. E. Lindop, G. M. Treece, A. H. Gee, R. W. Prager, Phase-based ultrasonic deformation estimation, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2008, Vol. 55, n° 1, p. 94-110.
- [Lubinski '99] M. A. Lubinski, S. Y. Emelianov, M. O'Donnell, Speckle tracking methods for ultrasonic elasticity imaging using short-time correlation, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1999, Vol. 46, n° 1, p. 82-96.
- [Lucas '81] B. Lucas, T. Kanade, An iterative image registration technique with an application to stereo video, *Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop*, Washington, DC., 1981, p. 121-130.
- [Luo '97] L. Luo, C. Zou, X. Gao, Z. H. A.-Z. He, A new prediction search algorithm for block motion estimation in video coding, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1997, Vol. 43, n° 1, p. 56-61.
- [Lyshchik '05a] A. Lyshchik, T. Higashi, R. Asato, S. Tanaka, J. Ito, M. Hiraoka, A. B. Brill, T. Saga, K. Togashi, Elastic moduli of thyroid tissues under compression, *Ultrasonic Imaging*, 2005a, Vol. 27, n° 2, p. 101-10.
- [Lyshchik '05b] A. Lyshchik, T. HIGASHI, R. ASATO, S. TANAKA, I. Juichi, J. J. Mai, C. Pellot-Barakat, M. F. Insana, A. B. Brill, T. SAGA, M. HIRAOKA, D. K.

- TOGASHI, Thyroid gland tumor diagnosis at US elastography, *Radiology*, 2005b, Vol. 237, n° 1, p. 202-211.
- [Maskell '02] D. L. Maskell, G. S. Woods, The discrete-time quadrature subsample estimation of delay, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, 2002, Vol. 51, n° 1, p. 133-137.
- [Maurice '04] R. L. Maurice, J. Ohayon, Y. Fretigny, M. Bertrand, G. Soulez, G. Cloutier, Noninvasive vascular elastography: theoretical framework, *Medical Imaging, IEEE Transaction on*, 2004, Vol. 23, n° 2, p. 164-180.
- [Miyana '06] N. Miyana, H. Akaza, M. Yamakawa, T. Oikawa, N. Sekido, S. Hinotsu, K. Kawai, T. Shimazui, T. Shiina, Tissue elasticity imaging for diagnosis of prostate cancer: a preliminary report, *Int. J. Urol.*, 2006, Vol. 13, n° 12, p. 1514-1518.
- [Muthupillai '95] R. Muthupillai, D. J. Lomas, P. J. Rossman, J. F. Greenleaf, A. Manduca, R. L. Ehman, Magnetic resonance elastography by direct visualisation of propagating acoustic strain waves, *Science*, 1995, Vol. 269, n° p. 1854-1857.
- [Nagel '86] H. Nagel, W. Enkelmann, An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, Vol. 8, n° 1, p. 565-593.
- [Nightingale '02] K. R. Nightingale, M. S. Soo, R. W. Nightingale, G. Trahey, Acoustic radiation force impulse imaging: In vivo demonstration of clinical feasibility, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2002, Vol. 28, n° 2, p. 227-235.
- [Nitta '00] N. Nitta, T. Shina, A method of tissue estimation based on three-dimensional displacement vector, *Japanese Journal of Applied Physics*, 2000, Vol. 39, n° p. 3225-3229.
- [Noguchi '99] Y. Noguchi, J. Furukawa, H. Kiya, Fast full search block matching algorithm for MPEG-4 video, *IEEE International Conference on Image Processing*, 1999, Vol. 1, n° p. 61-65.
- [Odobez '95] J. M. Odobez, P. Bouthemy, Estimation robuste multiéchelle de modèles paramétrés de mouvement sur des scènes complexes, *Traitement du Signal*, 1995, Vol. 12, n° 3, p. 113-128.
- [Ophir '91] J. Ophir, I. Céspedes, H. Ponnekanti, Y. Yazdi, X. Li, Elastography: a quantitative method for imaging the elasticity of biological tissues, *Ultrasonic Imaging*, 1991, Vol. 13, n° p. 111-134.
- [Orchard '94] M. T. Orchard, G. J. Sullivan, Overlapped block motion compensation: An estimation-theoretic approach, *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994, Vol. 3, n° 5, p. 693-699.
- [Pellot-Barakat '04] C. Pellot-Barakat, F. Frouin, M. F. Insana, A. Herment, Ultrasound Elastography Based on Multiscale Estimations of Regularized Displacement Fields, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, Vol. 23, n° 2, p. 153-163.
- [Pesavento '98] A. Pesavento, H. Ermert, Time-efficient and exact algorithms for adaptive temporal stretching and 2D-correlation for elastographic imaging using phase information, *Proceedings of Ultrasonics Symposium*, 1998, p. 1765-1768.
- [Pesavento '99] A. Pesavento, C. Perrey, M. Krueger, H. Ermert, A time-efficient and accurate strain estimation concept for ultrasonic elastography using iterative phase zero estimation, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1999, Vol. 46, n° 5, p. 1057-1067.
- [Peyrin '86] F. Peyrin, Y. M. Zhu, R. Goutte, Extension of the notion of analytic signals for multidimensional signals. Application to images., *The Netherlands: North Holland*, 1986, 677-680.

- [Pinton '06] G. F. Pinton, G. Trahey, Continuous delay estimation with polynomial splines, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2006, Vol. 53, n° 11, p. 2026-2035.
- [Po '96] L.-M. Po, W.-C. Ma, Novel four step search algorithm for fast block motion estimation, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1996, Vol. 6, n° 3, p. 313-317.
- [Puri '87] A. Puri, H. M. Hang, D. L. Schilling, An efficient block matching algorithm for motion-compensated coding, *Proceedings of IEEE ICASSP*, Dallas, TX, USA, 1987, p. 1063-1066.
- [Samani '07] A. Samani, J. Zubovits, D. Plewes, Elastic moduli of normal and pathological human breast tissues: an inversion-technique-based investigation of 169 samples, *Physics in medicine and biology*, 2007, Vol. 52, n° 1, p. 1565-1576.
- [Sandrin '99] L. Sandrin, C. S., M. Tanter, H. X., M. Fink, Time-resolved pulsed elastography with ultrafast ultrasonic imaging, *Ultrasonic Imaging*, 1999, Vol. 21, n° 4, p. 259-272.
- [Sarrut '07] D. Sarrut, S. Delhay, P.-F. Villard, V. A.-B. Boldea, V., M. A.-B. Beuve, M., P. A.-C. Clarysse, P., A Comparison Framework for Breathing Motion Estimation Methods From 4-D Imaging, *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2007, Vol. 26, n° 12, p. 1636-1648.
- [Seferidis '94] V. Seferidis, M. Ghanbari, Generalised block-matching motion estimation using quad-tree structured spatial decomposition, *IEE Proceedings: Vision, Image and Signal Processing*, 1994, Vol. 141, n° 6, p. 446-452.
- [Singh '90] A. Singh, An estimation-theoretic framework for image-flow computation, *Proceedings of Proceedings, Third International Conference on Computer Vision*, 1990, p. 168-177.
- [Sinkus '05] R. Sinkus, M. Tanter, T. Xydeas, S. Catheline, J. Bercoff, M. Fink, Viscoelastic shear properties of in vivo breast lesions measured by MR elastography, *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2005, Vol. 23, n° 2, p. 159-165.
- [Siperstein '00] A. E. Siperstein, O. H. Clark, Thyroid Diseases: Tumors. Carcinoma of Follicular Epithelium. Surgical Therapy, In Braverman LE, Utiger RD, eds. *Werner and Ingbar's The Thyroid A Fundamental and Clinical Text*. 8th ed. New York : Lippincott Williams & Wilkins, 2000, 898-899.
- [So '05] H. C. So, A comparative study of two discrete-time phase delay estimators, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, 2005, Vol. 54, n° 6, p. 2501-2504.
- [Stiller '99] C. Stiller, J. Konrad, Estimating motion in image sequences, a tutorial on modeling and computation of 2D motion, *IEEE Signal Processing Magazine*, 1999, Vol. 16, n° 4, p. 70-91.
- [Suhling '05] M. Suhling, M. Arigovindan, C. Jansen, P. Hunziker, M. Unser, Myocardial motion analysis from B-mode echocardiograms, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, Vol. 14, n° 4, p. 525-536.
- [Sumi '08a] C. Sumi, Displacement vector measurement using instantaneous ultrasound signal phase multidimensional autocorrelation and doppler methods, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2008a, Vol. 55, n° 1, p. 24-43.
- [Sumi '08b] C. Sumi, Regularization of tissue shear modulus reconstruction using strain variance, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2008b, Vol. 55, n° 2, p. 297-307.

- [Sumi '08c] C. Sumi, K. Sato, Regularization for Ultrasonic Measurements of Tissue Displacement Vector and Strain Tensor, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2008c, Vol. 55, n° 4, p. 787-799.
- [Tan '95] G. H. Tan, H. Gharib, C. C. Reading, Solitary thyroid nodule. Comparison between palpation and ultrasonography, *Archive of internal medicine*, 1995, Vol. 155, n° 22, p. 2418-23.
- [Tanter '02] M. Tanter, J. Bercoff, L. Sandrin, M. Fink, Ultrafast Compound Imaging for 2-D Motion Vector Estimation: Application to Transient Elastography, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2002, Vol. 49, n° 10, p. 1363-1374.
- [Trahey '87] G. E. Trahey, J. W. Allison, O. T. von Ramm, Angle Independent Ultrasonic Detection of Blood Flow, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1987, Vol. BME-34, n° 12, p. 965-967.
- [Tretter '85] S. Tretter, Estimating the frequency of a noisy sinusoid by linear regression (Corresp.), *IEEE Transactions on Information Theory*, 1985, Vol. 31, n° 6, p. 832-835.
- [Viola '03] F. Viola, W. F. Walker, A comparison of time-delay estimators in medical ultrasound, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2003, Vol. 50, n° 4, p. 329-401.
- [Wei '05] W. Wei, Z.-X. Hou, Y.-C. Guo, A displacement search algorithm for deformable block matching motion estimation, *Proceedings of IEEE International Symposium on Communications and Information Technology*, 2005, p. 457-460.
- [Yeung '98a] F. Yeung, S. F. Levinson, D. Fu, K. J. Parker, Feature-adaptive motion tracking of ultrasound image sequences using a deformable mesh, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998a, Vol. 17, n° 6, p. 945-956.
- [Yeung '98b] F. Yeung, S. F. Levinson, K. J. Parker, Multilevel and motion model-based ultrasonic speckle tracking algorithms, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 1998b, Vol. 24, n° 3, p. 427-441.
- [Yu '02] Y. Yu, S. T. Acton, Speckle reducing anisotropic diffusion, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, Vol. 11, n° 11, p. 1260-1270.
- [Zhang '06] L. Zhang, W. Wu, On the application of the cross-correlation function to subsample discrete time delay estimation, *Digital Signal Processing*, 2006, Vol. 16, n° 1, p. 682-694.
- [Zhu '99] Y. Zhu, P. Chaturvedi, M. F. Insana, Strain imaging with a deformable mesh, *Ultrasonic Imaging*, 1999, Vol. 21, n° 2, p. 127-41.
- [Zhu '02] Y. Zhu, T. J. THall, A modified block matching method for real-time freehand strain imaging., *Ultrasonic Imaging*, 2002, Vol. 24, n° p. 161-176.



# Bibliographie personnelle

## Articles dans des revues internationales avec comité de lecture

### Acceptés

**A. Basarab**, H. Liebgott, F. Morestin, A. Lyshchik, T. Higashi, R. Asato, and P. Delachartre, A method for vector displacement estimation with ultrasound images and its application for thyroid nodular disease, *Medical Image Analysis*, vol. 12, n°3, p. 259-274, 2008.

**A. Basarab**, H. Liebgott, P. Delachartre, Analytic estimation of subsample spatial shift using the phases of multidimensional analytical signals, *IEEE Transactions on Image Processing*, in revision, soumis en juin 2007, sous presse.

**A. Basarab**, A. Lyshchik, C. Grava, V. Buzuloiu, P. Delachartre, Ultrasound image sequence registration and its application for thyroid nodular disease, *The Journal of Signal Processing Systems*, Springer, special issue on Biomedical Imaging, sous presse.

H. Liebgott, **A. Basarab**, P. Gueth, C. Cachard, P. Delachartre, Lateral RF image synthesis using a synthetic aperture imaging technique, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, vol. 55, n°9, p. 2097-2103, 2008.

### En révision

**A. Basarab**, P. Gueth, H. Liebgott, P. Delachartre, Phase-based block matching applied to motion estimation with specific RF images, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, révisé en mai 2008.

## Communications internationales avec actes

**A. Basarab**, A. Lyshchik, P. Delachartre, Multi-frame motion estimation for freehand elastography and its application to thyroid tumor imaging, accepté pour *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, Paris, France, p. 532-535, May 2008.

**A. Basarab**, P. Gueth, H. Liebgott, P. Delachartre, Two-dimensional least-squares estimation for motion tracking in ultrasound elastography, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Conference*, Lyon, France, p. 2155 - 2158, August 2007.

P. Gueth, **A. Basarab**, H. Liebgott, P. Delachartre, Beamforming Techniques for Motion Estimation in Ultrasound Elastography, *IEEE International Ultrasonic Symposium*, New York, USA, p. 1953 – 1956, October 2007.

F. Duboeuf, H. Liebgott, **A. Basarab**, E. Brusseau, P. Delachartre, D. Vray, Static mechanical assessment of elastic Young's modulus of tissue mimicking material used for medical

imaging, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Conference*, Lyon, France, p. 3450 - 3453, August 2007.

**A. Basarab**, W. Aoudi, H. Liebgott, D. Vray, P. Delachartre, Parametric deformable block matching for ultrasound imaging, *IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 2, San Antonio, USA, p. II-429 - II-432, September 2007.

**A. Basarab**, H. Liebgott, C. Grava, P. Delachartre, Two-dimensional sub-sample estimation using plane phase fitting, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol.2, Toulouse, France, p.1152-1155, May 2006.

H. Liebgott, **A. Basarab**, D. Loizeau, J.E. Wilhjelm, J.A. Jensen, P. Delachartre, Improved beamforming for lateral oscillations in elastography using synthetic aperture imaging, *IEEE International Ultrasonic Symposium*, Vancouver, Canada, p. 2168-2171, October 2006.

## **Communications nationales avec actes**

**A. Basarab**, C. Grava, V. Buzuloiu, P. Delachartre, Estimation de décalages subpixéliques par ajustement de la phase des signaux complexes, *Gretsi*, Troyes, France, p. 149 - 152, Septembre 2007.





## FOLIO ADMINISTRATIF

### THESE SOUTENUE DEVANT L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON

NOM : BASARAB

DATE de SOUTENANCE : 10 septembre 2008

Prénoms : Adrian

TITRE : Estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques : application à l'élastographie de la thyroïde

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2008-ISAL-0051

Ecole doctorale : Electronique, Electrotechnique et Automatique

Spécialité : Images & Systèmes

#### RESUME :

Ce travail de thèse concerne l'estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques, avec comme application médicale l'élastographie ultrasonore statique. Le principe de cette technique médicale, dont l'objectif est de caractériser l'élasticité des tissus biologiques, consiste à estimer les déplacements qui apparaissent au sein d'un milieu lorsque celui-ci est soumis à une contrainte mécanique externe. Dans notre cas, la compression des tissus est directement appliquée avec la sonde échographique et l'objectif médical concerne la détection de tumeurs malignes thyroïdiennes.

Afin de pouvoir discriminer les tissus pathologiques des tissus sains sur des critères d'élasticité, une grande précision d'estimation du mouvement est nécessaire, bien au-delà de la résolution des images échographiques. Généralement, l'estimation subpixelique des mouvements locaux est obtenue soit par interpolation des images, soit par des méthodes 1-D qui utilisent la phase de l'intercorrélation complexe et qui estiment uniquement une composante du vecteur déplacement, dans la direction de propagation des ondes ultrasonores.

Dans ce travail, nous proposons une méthode 2-D d'estimation du mouvement appliquée à des images radiofréquences avec modulation latérale, issues d'une formation de voies développée pour l'imagerie du mouvement. Contrairement aux approches classiques qui utilisent deux images d'amplitude, la méthode proposée travaille avec quatre images de phase. Les images de phase sont construites en utilisant des signaux analytiques multidimensionnels. Elles nous ont permis de proposer une solution analytique à l'estimation locale des déplacements. Nous montrons que notre méthode est plus performante que les approches classiques en terme de réduction d'erreur. Elle est aussi adaptée pour estimer le mouvement avec des images faiblement échantillonnées. Cela nous permet d'accélérer l'estimation en utilisant des images échographiques décimées, sans pour autant dégrader la qualité du champ de mouvement estimé.

Nous avons également proposé une extension n-D du formalisme mathématique de l'estimateur analytique des décalages subpixeliques. Les performances de la méthode avec des images sous-échantillonnées seraient dans ce cas un atout important en vue d'une estimation 3-D du mouvement.

Une deuxième catégorie de difficultés prise en compte dans ce travail de thèse est la complexité des mouvements à estimer, engendrée d'une part par les tissus (dans notre cas la thyroïde) et d'autre part par les spécificités de l'élastographie ultrasonore (compression des tissus exercée manuellement avec la sonde échographique). Afin de prendre en compte la complexité spatiale du mouvement, nous proposons de l'estimer en utilisant un maillage déformable, régi par un modèle paramétrique bilinéaire. Une analyse spatio-temporelle du mouvement nous permet d'étendre cette méthode à l'estimation du déplacement dans des séquences d'images et de proposer une nouvelle carte paramétrique adaptée à la visualisation des tumeurs thyroïdiennes. Ce paramètre, lié à l'orientation du vecteur déplacement, nous permet de discriminer les tumeurs des tissus sains 3,5 fois mieux que sur les images échographiques et 2,5 fois mieux qu'avec les méthodes classiques.

MOTS-CLES : estimation du mouvement, modèle paramétrique, maillage déformable, champ dense de mouvement, signal analytique multidimensionnel, images de phase, estimateur analytique n-D, décalage subpixelique, imagerie ultrasonore, élastographie, thyroïde.

Laboratoire (s) de recherche : Creatis –Lrmn (INSA-Lyon), Lapi (Ecole Polytechnique de Bucarest)

Directeur de thèse: Philippe Delachartre, Vasile Buzuloiu

Président de jury : Patrick Flandrin

Composition du jury : Vasile Buzuloiu, Philippe Delachartre, Patrick Flandrin, Cristian Grava, Alain Herment, Christian Jutten, Constantin Vertan, Didier Vray