POLYPUBLIE
Polytechnique Montréal

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
UNIVERSITÉ D'INGÉNIERIE

| | |
|---|---|
| **Titre:** Title: | Modélisation et évaluation expérimentale de méthodes élastographiques |
| **Auteur:** Author: | Sandrine Rodrigues |
| **Date:** | 2008 |
| **Type:** | Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis |
| **Référence:** Citation: | Rodrigues, S. (2008). Modélisation et évaluation expérimentale de méthodes élastographiques [Master's thesis, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. https://publications.polymtl.ca/8360/ |

**Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

| | |
|---|---|
| **URL de PolyPublie:** PolyPublie URL: | https://publications.polymtl.ca/8360/ |
| **Directeurs de recherche:** Advisors: | Michel Bertrand |
| **Programme:** Program: | Unspecified |

**Ce fichier a été téléchargé à partir de PolyPublie, le dépôt institutionnel de Polytechnique Montréal**
This file has been downloaded from PolyPublie, the institutional repository of Polytechnique Montréal

https://publications.polymtl.ca

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

# MODÉLISATION ET ÉVALUATION EXPÉRIMENTALE DE MÉTHODES ÉLASTOGRAPHIQUES

SANDRINE RODRIGUES
INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE BIOMÉDICAL)
AOÛT 2008

© Sandrine Rodrigues, 2008.

Library and
Archives Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

*Your file Votre référence*
*ISBN: 978-0-494-46076-4*
*Our file Notre référence*
*ISBN: 978-0-494-46076-4*

NOTICE:
The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:
L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

---

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

MODÉLISATION ET ÉVALUATION EXPÉRIMENTALE DE MÉTHODES ÉLASTOGRAPHIQUES

présenté par: RODRIGUES Sandrine

en vue de l'obtention du diplôme de: Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de:

M. GUARDO Robert, Ph.D., président

M. BERTRAND Michel, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. CHARRON Guy, M.Sc.A, membre

## REMERCIEMENTS

Au terme de ces deux ans et demi passés dans les couloirs de l'Institut de génie biomédical, j'aimerais remercier tous ceux qui auront marqué, d'une manière ou d'une autre, mes premières années à Montréal.

Tout d'abord, je remercie mon directeur de recherche, Michel Bertrand, de m'avoir accueillie au laboratoire et fait découvrir un domaine de recherche vraiment intéressant. J'ai eu la chance de côtoyer un homme réellement passionné par tout ce qu'il rencontre : cela donne des discussions interminables à parler de science, mais aussi de cuisine ou de musique. Cela contribuera à me laisser un excellent souvenir de ma maîtrise.

Je remercie aussi Guy Charron, qui m'a permis de partir du bon pied au début de ma maîtrise, grâce à ses conseils, sa disponibilité, et qui m'a fourni la matière première indispensable à mon projet.

Ces années ne se seraient pas passées aussi bien sans toutes les personnes côtoyées chaque jour, et dont le rôle est indispensable. Je pense notamment à Dany Bolduc, Claude Turcotte et Johanne Raymond ; Dany, qui s'est révélée irremplaçable et qui prend grand soin de tous les étudiants du labo, Claude pour débloquer tout petit souci informatique souvent paralysant pour la recherche, et Johanne pour ses petits bonjours matinaux toujours agréables et la relecture de ce mémoire, très formatrice elle aussi.

Il y a aussi tous ceux avec qui j'ai pu partager de délicieux moments : Sylvain, Saul, David, Benoit, Maria, Malik et bien sûr Paul-André. Et une pensée particulière pour Hassiba, qui m'a accompagnée avec le sourire depuis mes premiers jours à Montréal. Une autre pensée pour ma Maman, à Monique pour sa relecture patiente et à toute ma petite famille outre-Atlantique. Et merci au lecteur de cette page : s'il lit ces quelques lignes, c'est qu'il a certainement joué un grand rôle dans cette maîtrise.

# RÉSUMÉ

Depuis une vingtaine d'années, on a pu assister à l'émergence d'une nouvelle technique d'imagerie médicale, appelée élastographie, permettant de représenter des paramètres mécaniques des tissus biologiques. Jusqu'alors, il n'était pas possible d'observer certains contrastes de rigidité sur une image médicale classique, la détection de tumeurs anormalement dures étant pourtant déterminante dans le diagnostic de certaines pathologies telles que le cancer. Plusieurs types d'imagerie élastique se sont développés depuis, se différenciant, entre autres, par le paramètre mécanique imagé ou la nature de l'excitation mécanique. La caractéristique commune à toutes ces techniques est qu'on produit une déformation dans le tissu et qu'on observe la réponse de celui-ci en analysant les déplacements. Les tissus mous se déformant davantage que les tissus rigides, on peut observer les différences de rigidité en observant les contrastes de déformation au sein du tissu.

L'étape de calcul du mouvement dans les tissus est donc primordiale pour accéder aux caractéristiques mécaniques des tissus. L'estimation du mouvement a d'ailleurs fait l'objet de nombreuses études et la littérature abonde en méthodes d'estimation du mouvement se différenciant par la précision de l'estimation ou encore la complexité des calculs. Nous proposons pour ce projet une synthèse des différentes techniques d'imagerie des paramètres mécaniques ayant fait leurs preuves ainsi que de différentes techniques d'estimation du mouvement et de la déformation dans les tissus biologiques à partir d'images ultrasonores. Nous décrivons dans ce travail les différentes étapes dans la chaîne
d'acquisition et d'analyse de données ultrasonores en élastographie, en particulier certaines méthodes d'estimation de mouvement proposées dans la littérature. Parmi ces méthodes de calcul, nous en avons sélectionné plusieurs, dont une méthode utilisant l'intercorrélation entre signaux, qui est la première technique développée et à laquelle

toute nouvelle technique doit être comparée. Nous proposons une méthode d'estimation utilisant la somme des différences absolues et nous introduirons également une méthode d'estimation adaptative de mouvement qui permet d'améliorer sensiblement la qualité de l'estimation.

Les algorithmes développés pour l'estimation d'élastogrammes sont ensuite testés sur des images ultrasonores de synthèse, afin de mieux connaître les avantages de chaque méthode d'estimation et leurs limites ; nous caractériserons en particulier le bruit observé en élastographie et trouverons des moyens de le réduire. Ensuite, nous décrivons un protocole d'acquisition mis en œuvre pour obtenir des élastogrammes à partir de données réelles issues de l'échographe HDI1000. Les premiers résultats, encourageants, nous permettent de fixer les améliorations à apporter pour la suite du projet, tant au niveau de l'acquisition des données que de l'estimation du mouvement et de la déformation dans le calcul d'élastogrammes. Nous pourrons ensuite envisager l'application de ces méthodes dans un contexte plus large à des études in vivo.

## ABSTRACT

For about twenty years, a new imaging technique has been developed, named elastography. This modality allows the visualization of mechanical parameters of biological tissues. Until then, it was not possible to detect some stiffness contrasts on a classical medical image ; nevertheless detection of abnormally hard tumors is critical in the diagnosis of pathologies such as cancer. Since, several imaging techniques have been developed, which were different either by the mechanical constant represented or by the nature of the mechanical excitation. All these techniques are based on the measurement of the displacement field resulting in a tissue after the application of a mechanical deformation ; soft tissues undergo more deformation than hard tissues leading to the visualization of contrast between regions of different elasticity.

So, displacement estimation is essential to reach tissue mechanical properties, and has been the subject of several studies : we can find in literature a lot of time-delay estimation methods, all different by precision of estimation or calculation complexity... In this project we propose a review of different imaging techniques used for imaging elastic properties, and also several displacement and deformation estimation techniques in biological tissues using ultrasound. Here we describe the different steps we can find in elastography, in the acquisition and analysis of ultrasonic data, particularly displacement estimation methods proposed in literature. Among them, we have selected the method using intercorrelation between two signals which is the reference in elastography, and then we compare other methods to it, like sum of absolute differences. We have also introduced an adaptive estimation method, and we will see that the quality of elastogram could be significantly improved.

These algorithms of elastogram reconstruction have been tested on synthetic ultrasonic images, so as to know characteristics and limits of each method. We analyzed the noise observed in elastography and found some ways to reduce it. After that we have descri-

bed an acquisition protocol implemented to obtain elastograms from real data acquired with the echograph HDI1000. First results are encouraging : it's possible to detect some stiffness contrast in an elastic phantom. Then we could fix the possible improvement in the continuation of the project, both in the acquisition protocol and in displacement and deformation estimation in elastogram computation. Such methods show great potential for in vivo and clinical studies.

# TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS . . . . . iv

RÉSUMÉ . . . . . v

ABSTRACT . . . . . vii

TABLE DES MATIÈRES . . . . . ix

LISTE DES TABLEAUX . . . . . xiii

LISTE DES FIGURES . . . . . xiv

LISTE DES NOTATIONS ET DES SYMBOLES . . . . . xviii

LISTE DES ANNEXES . . . . . xx

INTRODUCTION . . . . . 1

CHAPITRE 1 ÉLASTICITÉ DES TISSUS ET IMAGERIE MÉDICALE . . 4

1.1 Propriétés mécaniques des tissus biologiques . . . . . 4

1.1.1 Lien entre pathologie et propriétés mécaniques des tissus mous . 4

1.1.2 Modélisation des tissus mous . . . . . 7

1.1.3 Ondes de compression et ondes de cisaillement . . . . . 8

1.1.4 Force de radiation . . . . . 11

1.2 Cartographier l'élasticité . . . . . 12

1.2.1 Imagerie de matériaux purement élastiques . . . . . 12

1.2.2 Imagerie par force de radiation acoustique . . . . . 14

1.2.3 Imagerie de la viscoélasticité des tissus biologiques . . . . . 15

CHAPITRE 2 ESTIMATION DU MOUVEMENT DANS LES IMAGES ULTRASONORES . . . . . 19
2.1 Introduction . . . . . 19
2.2 Modèle de formation d'images ultrasonores . . . . . 21
2.2.1 Modèle mécanique de tissu . . . . . 24
2.2.2 Modèle acoustique de tissu . . . . . 26
2.2.3 Modèle du transducteur . . . . . 28
2.2.4 Modèle linéaire de formation d'image . . . . . 30
2.3 Revue des différentes techniques d'estimation du mouvement et de la déformation . . . . . 32
2.3.1 Principe . . . . . 33
2.3.2 Techniques d'estimation cohérente . . . . . 35
2.3.2.1 Fonctions de similarité . . . . . 35
2.3.2.2 Estimation du mouvement à partir de la phase de l'intercorrélation . . . . . 36
2.3.2.3 Technique de croisements de zéros . . . . . 38
2.3.3 Limites de l'estimation cohérente : les sources de bruit en élastographie . . . . . 40
2.3.3.1 Prise en compte de la déformation pour réduire le bruit de décorrélation . . . . . 41
2.3.3.2 Utilisation de techniques d'étirement temporel . . . . 43
2.3.4 Techniques d'estimation incohérente . . . . . 46
2.3.4.1 Méthode du flux optique . . . . . 46
2.3.4.2 Estimateur spectral de déformation . . . . . 47

CHAPITRE 3 L'ALGORITHME D'ESTIMATION D'ÉLASTOGRAMME . 49
3.1 Introduction . . . . . 49
3.2 Fenêtrage des signaux . . . . . 50

3.3 Estimation du mouvement dans le tissu . . . . . 51
3.3.1 Estimation du déplacement . . . . . 51
3.3.2 Estimation itérative du mouvement . . . . . 54
3.4 Calcul du champ de déformation . . . . . 55
3.5 Mise en œuvre de l'algorithme . . . . . 57
3.5.1 Aperçu de la programmation objet sous Matlab . . . . . 57
3.5.2 Le type d'images analysées . . . . . 60

CHAPITRE 4 APPLICATION À DES PROBLÈMES RÉSOLUS . . . . . 61
4.1 Analyse du bruit élastographique pour un fantôme de rigidité constante 61
4.1.1 Caractérisation du bruit observé . . . . . 63
4.1.2 Influence de la déformation : filtre de déformation . . . . . 65
4.1.3 Influence du fenêtrage . . . . . 67
4.2 Estimation du mouvement sur un fantôme à bandes de rigidités différentes 68
4.2.1 Estimation du déplacement . . . . . 68
4.2.2 Estimation avec réinjection du mouvement sur les signaux . . . 73
4.3 Estimation du mouvement sur un fantôme contenant une inclusion . . . 74
4.3.1 Modèle d'inclusion circulaire compressible : mouvement 1D . . 76
4.3.2 Modèle d'inclusion circulaire incompressible : mouvement 2D . 81
4.4 Conclusion . . . . . 87

CHAPITRE 5 APPLICATION À DES DONNÉES RÉELLES . . . . . 88
5.1 Acquisition et formation des images dans l'échographe HDI1000 . . . 89
5.2 Protocole expérimental . . . . . 92
5.2.1 Élaboration des fantômes . . . . . 92
5.2.2 Acquisition des images ultrasonores . . . . . 92
5.3 Applications de l'algorithme pour un fantôme élastique . . . . . 93
5.3.1 Modélisation par éléments finis . . . . . 93
5.3.2 Déformation globale appliquée au fantôme . . . . . 94

5.3.3 Estimation de la déformation dans le fantôme : algorithme sans recalage . . . . . 96
5.3.4 Estimation de la déformation dans le fantôme : algorithme avec recalage . . . . . 100
5.3.5 Conclusion . . . . . 102

CONCLUSION . . . . . 103

RÉFÉRENCES . . . . . 106

ANNEXES . . . . . 111

# LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1.1 Modules élastiques de tissus mammaires *in vitro* à différents degrés de déformation . . . . . 5
TABLEAU 4.1 Paramètres utilisés pour l'analyse du bruit (section 4.1) . . . . 62
TABLEAU 4.2 Paramètres utilisés pour un fantôme 1D contenant des bandes de rigidité différentes (section 4.2) . . . . . 69
TABLEAU 4.3 Paramètres utilisés pour un fantôme 2D contenant une inclusion circulaire (sections 4.3.1 et 4.3.2) . . . . . 76
TABLEAU 4.4 Paramètres utilisés pour un fantôme 2D contenant une inclusion circulaire, pour une reconstruction 2D. . . . . 83
TABLEAU 5.1 Paramètres utilisés pour un fantôme élastique . . . . . 97
TABLEAU II.1 Les différentes constantes d'élasticité et leurs relations . . . . . 124

# LISTE DES FIGURES


FIGURE 1.1 Imagerie du rein : coupe anatomique (a), sonogramme (b) et élastogramme (c). . . . . 6

FIGURE 1.2 Modélisation des comportements élastiques et visqueux. . . . . 8

FIGURE 1.3 Variation et ordres de grandeur des modules élastiques des tissus biologiques . . . . . 9

FIGURE 1.4 Principe de l'élastographie statique . . . . . 13

FIGURE 1.5 Protocole expérimental décrivant la génération et l'imagerie d'onde de cisaillement transitoire par pression de radiation . . . . . 18

FIGURE 2.1 Formation du signal RF simplifiée, avant et après compression du tissu . . . . . 20

Figure 2.2 Décomposition du problème d'élastographie en différents modèles mécaniques et acoustiques du tissu, et modèle de formation d'image définissant le problème direct ainsi que l'étape de l'estimation de l'élastogramme. . . . . 22

FIGURE 2.3 Modélisation mécanique d'un tissu à partir de ressorts 1D en série. 25

FIGURE 2.4 Modèle de transducteur : (a) Réponse impulsionnelle axiale (trait plein) et son enveloppe (pointillé), (b) Réponse bidimensionnelle $H(x)H(y)$ . . . . . 30

FIGURE 2.5 Signaux temporels avant et après déformation . . . . . 36

FIGURE 2.6 Exemples de fonctions de similarité normalisées . . . . . 37

FIGURE 2.7 Illustration de la technique de croisements de zéros . . . . . 39

FIGURE 2.8 Illustration des erreurs d'estimation dues au fenêtrage des signaux 42

FIGURE 2.9 Illustration de la technique d'étirement temporel . . . . . 44

FIGURE 3.1 Schéma représentant les différentes étapes dans l'estimation d'élastogrammes. . . . . 50

FIGURE 3.2 Principe de l'algorithme par réinjection du mouvement . . . . . 54

FIGURE 3.3 Illustration de l'application de la méthode d'intercorrélation à deux objets *datingrid* disjoints. . . . . 59
FIGURE 4.1 Illustration du phénomène de zébrures pour une déformation de 0,2 % . . . . . 63
FIGURE 4.2 Erreurs introduites lors de la localisation de l'extremum d'une fonction de similarité . . . . . 64
FIGURE 4.3 Effet d'un échantillonnage plus élevé sur le bruit de zébrures, pour une déformation de 0,2 %. . . . . 66
FIGURE 4.4 Exemple de filtre de déformation . . . . . 67
FIGURE 4.5 Évolution du rapport signal sur bruit en fonction de la taille de fenêtre et du recouvrement . . . . . 68
FIGURE 4.6 Élastogrammes obtenus pour une taille de fenêtre de 1,5 mm. . 71
FIGURE 4.7 Élastogrammes obtenus pour une taille de fenêtre de 3 mm. . . 72
FIGURE 4.8 Illustration du recalage du mouvement sur une portion de signal RF 74
FIGURE 4.9 Effet de la réinjection du mouvement sur l'estimation du déplacement. . . . . 75
FIGURE 4.10 Effet de la réinjection du mouvement sur l'estimation de la déformation. . . . . 75
FIGURE 4.11 Déformation axiale théorique pour une inclusion circulaire compressible. . . . . 77
FIGURE 4.12 Évolution de l'écart-type à l'intérieur de l'inclusion en fonction de la taille de la fenêtre de calcul. . . . . 77
FIGURE 4.13 Comparaison des élastogrammes pour la méthode d'intercorrélation et la méthode SDA, sans recalage . . . . . 79
FIGURE 4.14 Comparaison des élastogrammes pour la méthode d'intercorrélation et la méthode SDA, avec recalage. . . . . 80
FIGURE 4.15 Tenseur de déformation théorique pour une inclusion incompressible. . . . . 81

FIGURE 4.16 Comparaison des élastogrammes pour différentes méthodes, pour une inclusion circulaire incompressible . . . . . 83
FIGURE 4.17 Reconstruction du tenseur de déformation avec la fonction d'intercorrélation. . . . . 84
FIGURE 4.18 Reconstruction du tenseur de déformation avec la somme des différences absolues. . . . . 84
FIGURE 4.19 Reconstruction du tenseur de déformation pour un échantillonnage latéral élevé. . . . . 85
FIGURE 4.20 Élastogrammes obtenus dans le cas où on a décalé l'image post-compression d'une ligne RF . . . . . 86
FIGURE 5.1 Spectre d'amplitude d'un signal IQ en sortie du HDI1000 . . . 91
FIGURE 5.2 Protocole expérimental d'acquisition pour le fantôme de gélatine : schéma du montage et image échographique du fantôme. 94
FIGURE 5.3 Modélisation par éléments finis d'un fantôme élastique . . . . . 95
FIGURE 5.4 Variation de la taille du fantôme dans la séquence ultrasonore . 97
FIGURE 5.5 Élastogramme et carte des corrélations pour un fantôme élastique. 98
FIGURE 5.6 Profils de déformation obtenus en faisant varier la méthode de reconstruction et le type d'images analysées. . . . . 99
FIGURE 5.7 Élastogramme et carte des corrélations pour un fantôme élastique. 101
FIGURE I.1 Représentation spectrale des signaux RF ($X(\omega)$), analytique ($X_a(\omega)$) et IQ ($X_{IQ}(\omega)$). . . . . 115
FIGURE I.2 Décomposition d'un signal radiofréquence en signaux en phase et quadrature. . . . . 117
FIGURE III.1 Modèle géométrique de l'inclusion circulaire. . . . . 125
FIGURE III.2 Calcul analytique du champ de déplacement pour une inclusion circulaire. . . . . 128
FIGURE III.3 Comparaison des modèles analytiques et par éléments finis, pour $\nu = 0$ . . . . . 129

FIGURE III.4 Comparaison des modèles analytiques et par éléments finis, pour $\nu = 0,5$ . . . . . 130
FIGURE III.5 Comparaison des deux modèles pour l'estimation de la déformation axiale. . . . . 131
FIGURE IV.1 Exemples de filtres de déformation . . . . . 133
FIGURE V.1 Effet d'un bruit (RSB = 40 dB) sur l'estimation de la déformation 1D. . . . . 140
FIGURE V.2 Calcul du tenseur de déformation idéal à partir du champ de déplacement 2D . . . . . 141
FIGURE V.3 Comparaison des méthodes d'estimation de la déformation 2D pour un RSB de 40 dB . . . . . 142
FIGURE V.4 Qualité de l'estimation du tenseur de déformation en fonction du nombre de points de régression pour la méthode SG. . . . . 142

# LISTE DES NOTATIONS ET DES SYMBOLES

| | |
|---|---|
| $a(t)$ | amplitude du signal |
| $B$, $\Delta f$ | bande passante du transducteur ultrasonore |
| $c$ | vitesse des ultrasons dans les tissus |
| $C$ | compliance |
| $E$ | module d'Young |
| $f_0$ | fréquence centrale du transducteur ultrasonore |
| $G$ | module de cisaillement |
| $I$ | intensité ultrasonore |
| $I(t)$ | signal en phase |
| $IQ$ | signal en phase et quadrature |
| $k$ | constante de rigidité |
| $K, \kappa$ | module de compressibilité |
| $Q(t)$ | signal en quadrature |
| $RSB_e$ | rapport signal sur bruit élastographique |
| $RCB_e$ | rapport contraste sur bruit élastographique |
| $RF$ | signal radiofréquence |
| $RI$ | réponse impulsionnelle |
| $u, v, w$ | coordonnées du mouvement |
| $x, y, z$ | coordonnées spatiales |
| $Z$ | impédance acoustique |
| $\alpha$ | coefficient d'absorption ultrasonore |
| $\delta$ | taux de déformation |
| $\Delta = (\Delta_x, \Delta_y)$ | déplacement entre deux images |
| $\epsilon_{ij}$ | tenseur de déformation |
| $\eta$ | viscosité |

| | |
|---|---|
| $\lambda, \mu$ | constantes de Lamé |
| $\nu$ | coefficient de Poisson |
| $\omega_0$ | pulsation angulaire associée à la fréquence $f_0$ |
| $\phi(t)$ | phase du signal |
| $\rho$ | masse volumique |
| $\sigma_{ij}$ | tenseur de contrainte |

**OPERATEURS**

| | |
|---|---|
| $X(\omega)$ | transformée de Fourier du signal $x(t)$ |
| $\hat{x}(t)$ | transformée de Hilbert du signal $x(t)$ |
| $x^*(t)$ | conjugué du signal $x(t)$ |
| $\Re(x(t))$ | partie réelle du signal $x(t)$ |
| $\Im(x(t))$ | partie imaginaire du signal $x(t)$ |
| $.*$ | opérateur de multiplication de matrices terme à terme |
| $log_{10}$ | logarithme de base 10 |
| $\otimes$ | convolution |

**INDICES**

| | |
|---|---|
| $pre/post$ | correspond à une image avant/après compression |
| $c_p, c_s$ | vitesse de l'onde de compression (p) ou de cisaillement (s) |
| $xc, Xcorr$ | intercorrélation |
| $sda$ | somme des différences absolues |
| $T_e, f_e$ | période et fréquence d'échantillonnage |

# LISTE DES ANNEXES

ANNEXE I LES IMAGES ULTRASONORES : IMAGE RF, IMAGE MODE B ET IMAGE IQ . . . . . 111

I.1 Principes d'obtention des images échographiques . . . . . 111

I.2 Mode d'imagerie échographique . . . . . 112

I.3 La modulation IQ . . . . . 113

I.3.1 Transformée de Hilbert et signal analytique . . . . . 113

I.3.2 Modulation et démodulation IQ . . . . . 115

ANNEXE II ÉLÉMENTS D'ÉLASTICITÉ LINÉAIRE . . . . . 118

II.1 Hypothèses de travail . . . . . 118

II.2 Notions de contrainte et déformation . . . . . 119

II.3 La loi de Hooke généralisée . . . . . 120

II.4 Modules élastiques . . . . . 122

II.4.1 Allongement uniaxial . . . . . 122

II.4.2 Cisaillement . . . . . 123

II.4.3 Compression isostatique . . . . . 123

II.5 Élasticité plane . . . . . 123

ANNEXE III MODÉLISATION D'UNE INCLUSION CIRCULAIRE . . . 125

III.1 Modélisation mathématique . . . . . 126

III.2 Comparaison avec la résolution par éléments finis . . . . . 127

ANNEXE IV OUTILS DE MESURE DE LA QUALITÉ D'UN ÉLASTOGRAMME . . . . . 132

IV.1 Rapport signal sur bruit et rapport contraste sur bruit . . . . . 132

IV.2 Le filtre de déformation . . . . . 133

ANNEXE V MISE EN ŒUVRE DU CALCUL DE LA DÉFORMATION . 135
V.1 L'algorithme de Savitzky-Golay en 2D . . . . . 135
V.2 Exemples de calcul de déformation . . . . . 138
V.2.1 Estimation unidimensionnelle . . . . . 139
V.2.2 Estimation bidimensionnelle . . . . . 141

# INTRODUCTION

Au cours des dernières décennies, les progrès de la science ont permis de mettre en œuvre des techniques d'imagerie médicale de plus en plus performantes, donnant accès à des informations, jusqu'alors inaccessibles, sur différentes pathologies ; il est maintenant possible de diagnostiquer et de traiter certaines maladies à un stade précoce de leur développement.

Parmi les nombreuses techniques d'imagerie qui servent à sonder les tissus, il y a celle qu'on utilisera dans ce travail, l'échographie, une modalité d'imagerie ultrasonore aux nombreuses qualités : peu coûteuse comparée aux modalités plus lourdes (imagerie par résonance magnétique nucléaire, tomographie à rayons X, médecine nucléaire), elle peut fournir des informations en temps réel sur le mouvement des tissus ou des fluides. Mais, avant tout, cette technique est non ionisante, c'est-à-dire qu'elle ne nécessite pas l'irradiation des tissus ni l'injection de substances telles que des marqueurs radioactifs. Elle est ainsi utilisée pour de nombreux examens cliniques, tels que les examens prénataux, cardiovasculaires (échographie endovasculaire), ou la mise en évidence de tout autre phénomène entraînant des changements dans l'impédance acoustique des tissus (foie, rein, etc.).

Certaines maladies fréquentes dans les pays développés peuvent être reliées à des changements dans l'élasticité des tissus. On trouve d'une part le cancer (le cancer du sein et le cancer de la prostate sont, au Canada, les formes de cancer les plus courantes). L'apparition de cellules cancéreuses a une influence notable sur l'élasticité des tissus touchés : une tumeur présente une rigidité plus élevée qu'un tissu mou sain, et cette différence est encore plus nette si cette tumeur est cancéreuse (Krouskop et al., 1998). D'autre part, on trouve les maladies cardiovasculaires. Une des caractéristiques de ces maladies est l'apparition de plaques d'athérosclérose, qui produisent un rétrécissement de la lumière arté-

rielle et éventuellement un durcissement de la paroi vasculaire au voisinage de la lésion. On peut aussi relier l'état d'avancement de la maladie à l'évolution de la rigidité du tissu artériel. En somme, l'élasticité des tissus peut être vue comme un paramètre déterminant dans la détection et le suivi de pathologies. Malheureusement, ce paramètre ne peut en général être directement observé en imagerie médicale, car les propriétés mécaniques des tissus ne se reflètent pas toujours dans l'une ou l'autre des caractéristiques de l'image (contraste, intensité,...). Cela tient au fait qu'il n'y a souvent pas de lien entre la rigidité du tissu et le paramètre imagé (impédance acoustique pour les ultrasons, atténuation pour les rayons X, ...).

Pendant longtemps, la palpation a été une des seules manières d'obtenir de l'information sur la rigidité des tissus, et ce n'est que très récemment qu'on a cherché à imager in vivo cette propriété physique qu'est l'élasticité des tissus biologiques. Introduite il y a une quinzaine d'années comme une application de l'échographie, et depuis en constante évolution, cette méthode a été nommée « élastographie ». Cette technique vise à reproduire le principe de la palpation en y associant une mesure quantitative. Elle consiste en l'obtention d'une image, appelée élastogramme, de la répartition de la rigidité du tissu étudié où les différentes valeurs du module d'élasticité sont traduites en niveaux de gris. La qualité des élastogrammes produits ne cesse de s'améliorer ; on est maintenant en mesure de détecter des tumeurs plus petites et plus profondes, difficiles à détecter par simple palpation.

Ce que nous proposons dans le cadre de ce projet, c'est d'adapter certaines techniques d'élastographie, connues et éprouvées, au système d'imagerie disponible au Laboratoire d'imagerie et d'instrumentation de l'Institut de génie biomédical. Ce système comprend un échographe, du type de ceux qu'on peut trouver en milieu clinique, relié à notre réseau informatique et contrôlé au moyen d'une interface Matlab. Notre objectif est d'obtenir, à l'aide de ce système d'imagerie, des élastogrammes d'une précision convenable et dans des temps relativement courts.

Dans la première partie de ce mémoire, après un rappel des différents concepts mécaniques utiles pour l'étude des tissus biologiques, nous détaillerons le principe de l'élastographie. Nous évoquerons aussi d'autres modalités d'imagerie des paramètres mécaniques, telles que l'imagerie par pression de radiation qui utilise certaines propriétés des ondes ultrasonores pour déterminer les propriétés mécaniques des tissus mous (notamment leur coefficient de cisaillement).

Dans une seconde partie, il sera question de l'estimation du mouvement à partir de signaux ultrasonores, étape fondamentale en élastographie. Dans un premier temps, nous exposerons les principaux éléments de la chaîne de captation, de mesure et de traitement des signaux en jeu, notamment en faisant appel à un modèle de formation d'image adapté à l'élastographie. Nous présenterons ensuite les principales techniques d'estimation du mouvement et de la déformation parues à ce jour, ainsi que les limites de l'estimation de la déformation. Il sera question, au troisième chapitre, de l'application des méthodes détaillées au chapitre 2 à nos propres algorithmes de reconstruction d'élastogrammes. Nous présenterons aussi les améliorations proposées, tant au niveau de l'estimation de mouvement que de l'estimation de la déformation.

Enfin, dans la dernière partie de ce travail, nous appliquerons ces principes à des signaux ultrasonores. Tout d'abord, au quatrième chapitre, nous calculerons les élastogrammes d'images ultrasonores simulées dont nous contrôlons toutes les propriétés et qui nous permettront d'analyser le bruit des élastogrammes et de déterminer l'efficacité de la reconstruction. Nous pourrons démontrer l'avantage de certaines de nos méthodes pour ce qui est de la réduction du bruit dans les élastogrammes obtenus. Ensuite, dans un dernier chapitre, nous appliquerons nos algorithmes à des données réelles obtenues à l'aide de l'appareil d'imagerie disponible au laboratoire. Nous y détaillerons les principes d'acquisition des images ultrasonores ainsi que les problèmes rencontrés lors de nos expériences. Ces dernières observations nous permettront de conclure sur l'efficacité de nos algorithmes ainsi que sur les suites possibles de ce projet.

# CHAPITRE 1

# ÉLASTICITÉ DES TISSUS ET IMAGERIE MÉDICALE

## 1.1 Propriétés mécaniques des tissus biologiques

Dans cette partie, il sera principalement question de la modélisation des propriétés mécaniques des tissus biologiques. Nous présentons tout d'abord une introduction aux concepts physiques utiles pour l'imagerie de l'élasticité, et ensuite les grandes catégories d'imagerie élastique existantes. Certains termes, tels que le module d'Young, le coefficient de Poisson ou encore les notions de contrainte et de déformation, seront utilisés tout au long de ce mémoire. Afin de ne pas alourdir le présent texte, les différents concepts mécaniques nécessaires à la compréhension des modèles que nous présenterons sont définis à l'annexe II.

### 1.1.1 Lien entre pathologie et propriétés mécaniques des tissus mous

La palpation permet de mettre en évidence des tumeurs potentiellement cancéreuses : on considère qu'un tissu anormalement dur est le signe de la présence d'une pathologie telle qu'un cancer. C'est une méthode millénaire qui reste encore le premier examen à effectuer pour déceler une maladie.

Les études ont confirmé par la suite qu'une tumeur cancéreuse peut être jusqu'à dix fois plus rigide qu'un tissu sain : le tableau 1.1 présente les résultats obtenus pour des tissus mammaires. Ces données permettent de comprendre le principe de diagnostic par palpation effectué par le médecin. En appliquant une pression sur les tissus, ce dernier peut, au toucher, détecter des tumeurs et évaluer leur rigidité relativement aux tissus

environnants (d'après ce tableau, une compression appliquée au tissu met en évidence un module de rigidité très élevé ; plus cette compression est forte, plus la mesure du module de rigidité est importante).

TABLEAU 1.1 Modules élastiques de tissus mammaires *in vitro* à différents degrés de déformation (Krouskop et al., 1998).
Le carcinome est une des formes de cancers du sein les plus fréquemment diagnostiquées et possède une rigidité plus élevée que les tissus sains.

| Type de tissu mammaire | Module de rigidité (kPa) | |
|---|---|---|
| | Déformation 5 % | Déformation 20 % |
| Graisse | $19 \pm 7$ | $20 \pm 6$ |
| Tissus glandulaires sains | $33 \pm 11$ | $57 \pm 19$ |
| Fibroadénome | $107 \pm 32$ | $233 \pm 59$ |
| Carcinome | $93 \pm 33$ | $490 \pm 112$ |

Au vu de ces données, on comprend la nécessité de quantifier les paramètres mécaniques des tissus, notamment leur module de rigidité. À cet égard, l'étude de l'élasticité et sa mise en application avec l'élastographie pourraient fournir cet outil capable de diagnostiquer suffisamment tôt l'apparition d'une pathologie.

De façon plus générale, l'étude de l'élasticité met en évidence d'autres propriétés qui ne sont pas forcément liées à une pathologie ; on peut par exemple suivre l'évolution de la composition des tissus. La plupart des tissus mous sont constitués de protéines fibreuses, qui sont l'élastine et le collagène, et doivent leur souplesse à l'élastine, dont le module d'Young vaut 0,6 MPa (Fung, 1981). Au cours du vieillissement, la proportion de collagène augmente dans les tissus, les rendant moins souples (le module d'Young du collagène vaut 1 GPa).

Dans les artères, la proportion d'élastine peut atteindre 40 %, ce qui leur confère une grande élasticité, et celle-ci diminue au cours du vieillissement, induisant une rigidification de ces artères. L'élasticité des artères peut être suivie par élastographie endovasculaire. Cette technique d'imagerie permet de déceler certaines pathologies telles que

les plaques d'athérosclérose qui introduisent une rigidité anormale et peuvent conduire à l'obstruction des artères.

Enfin, l'élastographie pourrait permettre la représentation anatomique des organes, au même titre que d'autres modalités d'imagerie anatomique. En effet, certaines structures présentes au sein des organes diffèrent par leur rigidité, comme c'est le cas du rein, dont l'élastogramme est présenté à la figure 1.1(c). On peut voir que la structure médullaire n'est pas visible sur une échographie classique (figure 1.1(b)) ; par contre, l'élastographie met en évidence la différence d'élasticité entre le cortex rénal et la médulla.

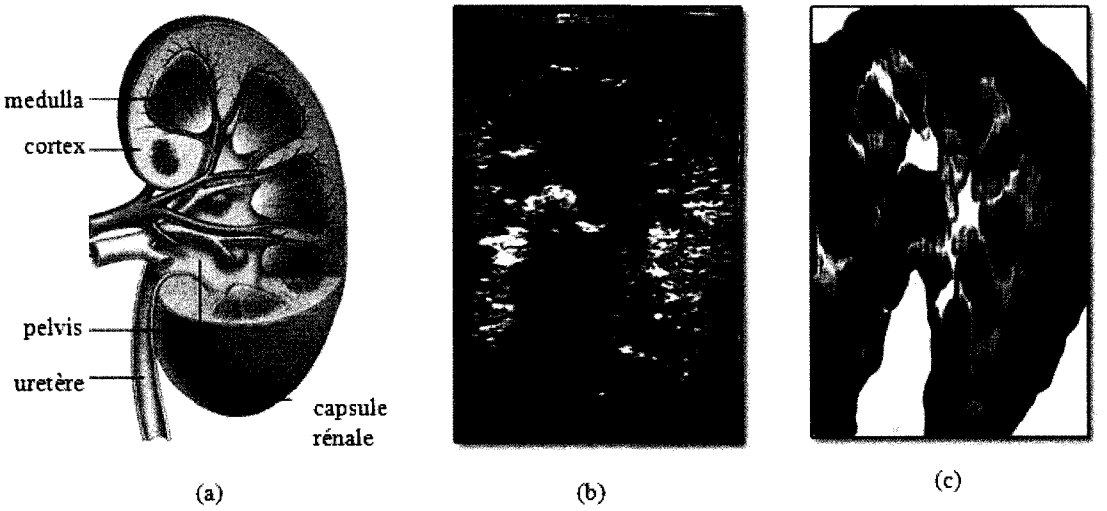



FIGURE 1.1 Imagerie du rein : coupe anatomique (a), sonogramme (b) et élastogramme (c).
L'élastogramme est la cartographie de la déformation tissulaire, ici induite par l'application d'une force externe. Sur cet élastogramme, une grande déformation dans une région de rigidité faible se traduit par une zone claire, ce qui met en évidence la structure pyramidale du rein. Ces images sont issues des travaux de Ophir et al. sur *www.elastography.com* et *www.sci.sdsu.edu* pour la coupe anatomique.

### 1.1.2 Modélisation des tissus mous

En général, les tissus mous sont anisotropes, viscoélastiques et non linéaires. Cependant, lors d'une première modélisation, il est courant de les considérer isotropes, élastiques et linéaires. Cette approximation est raisonnable pour de petites déformations et pendant un intervalle de temps court.

Le cas purement élastique est très simple à modéliser, mais il faut cependant garder en mémoire le caractère viscoélastique des tissus. En élastographie statique, la viscosité n'a pas d'influence, car cette technique n'est sensible qu'au module d'élasticité, mais dans les autres méthodes présentées plus loin dans ce chapitre, il est nécessaire de connaître l'influence de la viscosité sur l'estimation du module de rigidité des tissus. Le caractère visqueux des tissus peut être associé à des tumeurs malignes, plus ancrées dans les tissus que les tumeurs bénignes, de par leur structure complexe et l'alimentation sanguine importante qui leur est associée.

Deux modèles théoriques sont utilisés pour représenter les phénomènes élastiques et visqueux :

- matériau élastique : la loi de Hooke, qui relie linéairement la contrainte et la déformation avec le module d'élasticité $k$, s'exprime sous la forme :

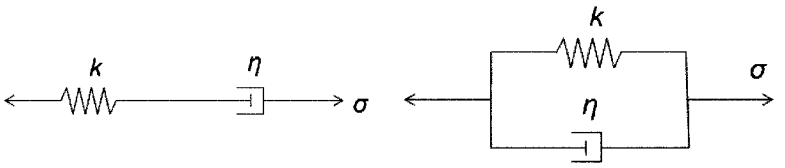
$$\sigma = k\epsilon \tag{1.1}$$

- matériau visqueux : la loi de Newton, qui relie la contrainte et la dérivée temporelle de la déformation par la viscosité $\eta$, s'écrit :

$$\sigma = \eta \frac{d\epsilon}{dt} \tag{1.2}$$

Il est courant de représenter ces lois à l'aide d'un ressort de raideur $k$ et d'un amortisseur de viscosité $\eta$.

Un modèle viscoélastique couramment utilisé est le modèle de Voigt, associant ces deux éléments en série. On trouve aussi le modèle de Maxwell, associant ces éléments en parallèle, qui met en évidence une autre constante de temps propre au tissu modélisé. Le modèle de Voigt représente assez bien les fluides visqueux, tandis que celui de Maxwell est plus souvent utilisé pour les solides viscoélastiques (figure 1.2).




(a) Modèle de Voigt (b) Modèle de Maxwell

FIGURE 1.2 Modélisation des comportements élastiques et visqueux.

D'autres modèles plus complexes associent ces composants de manière à avoir plusieurs constantes de temps et peuvent ainsi modéliser les tissus biologiques de façon plus fidèle. Le but est de trouver un modèle permettant de représenter le tissu le plus simplement possible et d'expliquer sa dynamique dans le contexte considéré en élastographie. Un modèle élastique simple composé d'une chaîne de ressorts est utilisé dans nos travaux et présenté au paragraphe 2.2.1. Le choix d'un modèle représentant le comportement viscoélastique est aussi important pour l'étude du cisaillement dans les tissus, car la viscosité a une influence non négligeable sur les ondes de cisaillement créées par pression de radiation (Bercoff, 2004).

### 1.1.3 Ondes de compression et ondes de cisaillement

Il est usuel de décomposer la déformation d'un solide en deux transformations élémentaires : une déformation de *compression* (le volume varie mais la forme du solide reste la même) et une déformation de *cisaillement* (le solide se déforme mais son volume reste

constant). Ainsi, on peut mettre en évidence deux constantes décrivant le tissu, le module de compressibilité $K$ et le module de cisaillement $G$ (ou $\mu$). Ces deux paramètres, ou toute autre paire de paramètres mécaniques dérivés des constantes de Lamé (voir tableau II.1 dans l'annexe II) suffisent pour relier la contrainte et la déformation d'un matériau isotrope et décrire son comportement élastique.

Les tissus mous contiennent à la fois des éléments solides et liquides, ce qui situent leurs propriétés mécaniques entre celles des deux classes de matériaux. Ils ont la particularité d'avoir leur module de cisaillement très inférieur au module de compressibilité, ce dernier variant sur un ordre de grandeur beaucoup plus faible : on considère souvent les tissus mous comme incompressibles. Dans le cas où un matériau est incompressible, il existe une simple relation de proportionnalité entre le module d'Young $E$ et le module de cisaillement $G$ : étudier le cisaillement dans les tissus revient à connaître leurs propriétés élastiques. Ces observations sont résumées sur la figure 1.3.

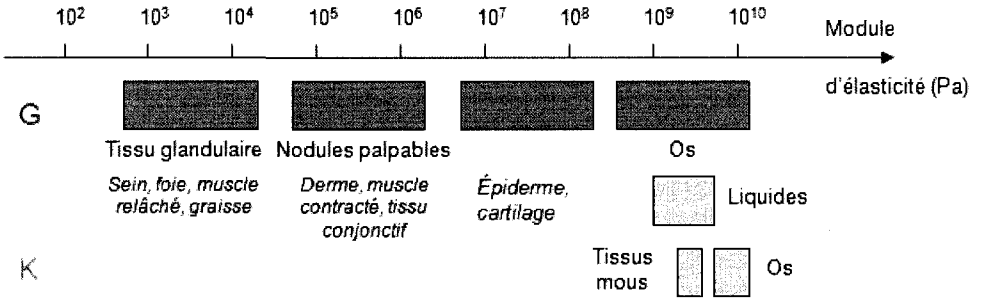



FIGURE 1.3 Variation et ordres de grandeur des modules élastiques des tissus biologiques : le module de compressibilité (en clair) et le module de cisaillement (en foncé). D'après Sarvazyan et al. (1998).

La propagation d'une onde acoustique repose également sur ces deux phénomènes : dans le cas où les particules oscillent dans la même direction que la propagation, on parle d'onde de compression ; si le mouvement des particules est perpendiculaire à la direction de propagation, on parle d'onde de cisaillement, laquelle ne peut se propager que dans un milieu solide. Ces deux types d'ondes se différencient par leur vitesse de

propagation. Pour des tissus mous, en négligeant la dispersion due à la viscosité, on a :

$$c_p = \sqrt{\frac{\lambda}{\rho}} \tag{1.3}$$

$$c_s = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} \tag{1.4}$$

$c_p$ est la vitesse de l'onde de compression et $c_s$ est la vitesse de l'onde de cisaillement ; $\lambda$ et $\mu$ sont les constantes de Lamé ($K \approx \lambda$ pour les tissus incompressibles) et $\rho$ est la masse volumique du tissu. Dans les tissus mous, on considère la vitesse de propagation de l'onde de compression comme étant égale à 1540 m/s [1]. La vitesse de l'onde de cisaillement est beaucoup plus faible, de l'ordre de quelques m/s.

On peut remarquer que seule la vitesse de l'onde de cisaillement contient l'information sur le module de cisaillement ; elle peut donc nous renseigner sur la rigidité des tissus. Cependant les ondes de cisaillement connaissent une très grande atténuation dans les tissus mous, qui atteint $10^4$ dB/cm dans la plage de fréquences utilisées en ultrasonographie, alors que le coefficient d'atténuation des ondes de compression est de l'ordre de 1 dB/cm. C'est pourquoi on considère que les ondes de cisaillement ne se propagent pas dans les tissus au delà de 1000 Hz. Ainsi, en échographie classique, on n'observe que les ondes de compression. Comme l'indique la figure 1.3, le module de cisaillement est capable de fournir de l'information sur le caractère potentiellement pathologique des tissus.

Un autre défi de l'imagerie de l'élasticité est de pouvoir générer des ondes de cisaillement à basse fréquence (0-500 Hz) pouvant renseigner sur le caractère viscoélastique des tissus. La grande différence de vitesse entre les ondes de compression et de cisaillement permet d'imager la propagation des ondes de cisaillement par des méthodes ultraso-

1. Afin de ne pas alourdir les notations, la lettre $c$, utilisée sans indice dans ce mémoire, correspond à la vitesse de l'onde de compression $c_p$.

nores : on peut utiliser les ondes de compression pour faire une image « instantanée » de l'onde de cisaillement. Un tel type d'imagerie sera présenté au paragraphe 1.2.3.

### 1.1.4 Force de radiation

La force de radiation est surtout connue en électromagnétisme où une onde électromagnétique induit une pression sur la surface exposée au rayonnement. En fait, cet effet est commun à tout phénomène ondulatoire et est donc naturellement présent lors de la propagation d'une onde acoustique. Ce principe a été mis en évidence par Rayleigh au début du XX$^{e}$ siècle, et la force de radiation acoustique a été mesurée pour la première fois par Altberg en 1903 (Torr, 1984) ; on ne s'y intéresse pour des fins médicales que depuis quelques décennies.

Sa formulation a été difficile à énoncer et la mise en évidence est délicate : c'est un phénomène du second ordre, la pression de radiation étant très inférieure aux pressions acoustiques générées par la propagation de l'onde. Les phénomènes à l'origine du transfert de mouvement entre l'onde ultrasonore et le tissu où elle se propage sont multiples : les phénomènes de dissipation de l'onde, les réflexions sur les interfaces et aspérités du milieu de propagation et d'autres phénomènes non linéaires entrent en jeu.

On considère généralement que la force de radiation acoustique exercée par un faisceau acoustique focalisé est stationnaire et peut se mettre sous la forme :

$$F = \frac{W_{abs}}{c} = \frac{2\alpha I_t}{c} \tag{1.5}$$

$W_{abs}$ est la puissance absorbée par le milieu à la zone focale, $\alpha$ est le coefficient d'absorption et $I_t$ est l'intensité moyenne temporelle à cet endroit. Cette équation est relativement simple par rapport aux principes théoriques à l'origine de la pression de radiation énoncés par Rayleigh, et elle a fait l'objet de nombreux débats (Torr, 1984).

Ainsi, en focalisant un faisceau ultrasonore à une profondeur donnée et pendant un intervalle de temps relativement court, de l'ordre de 100 $\mu$s à 1 ms, on est capable d'induire une pression mécanique locale sur le tissu grâce à la force de radiation acoustique et ainsi « pousser » le tissu, ce qui va générer une onde de cisaillement. Celle-ci est transitoire, et se propage en s'éloignant de la zone excitée. La vitesse et l'atténuation de ces ondes sont directement reliées aux propriétés mécaniques du tissu, comme peut en témoigner l'équation (1.4) sur la vitesse de cisaillement.

## 1.2 Cartographier l'élasticité

### 1.2.1 Imagerie de matériaux purement élastiques

Le principe de l'élastographie repose sur le fait qu'un tissu rigide se déforme moins qu'un tissu souple. En appliquant une compression au tissu et en comparant deux images de ce tissu, avant et après déformation, on peut estimer le mouvement entre les images et en déduire la déformation au sein du tissu. Sous des hypothèses de contrainte uniforme et de petites déformations, la déformation estimée est aussi inversement proportionnelle au module d'Young et permet donc d'accéder directement au module élastique du tissu. On parle d'élastographie statique, dont le principe est illustré à la figure 1.4.

L'élastographie peut être associée à différentes modalités d'imagerie, mais il est courant d'utiliser des images ultrasonores (leurs propriétés particulières seront décrites au chapitre 2) ; on parle alors de sonoélastographie. L'élastographie peut être associée à d'autres modalités telles que l'IRM, mais celle-ci est beaucoup plus lourde et coûteuse ; pour analyser les propriétés élastiques des poumons, que la présence d'air rend échogènes, on peut pratiquer l'élastographie par tomodensitométrie (Fredman et al., 2004).

Tout problème d'imagerie élastique suit le même processus : on excite mécaniquement

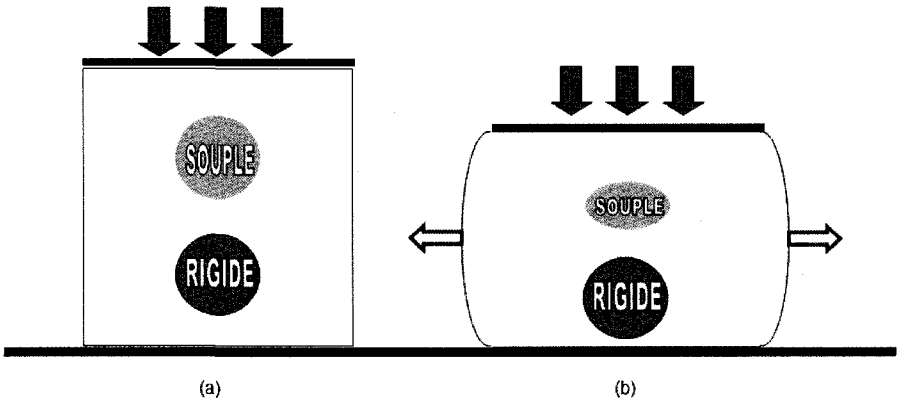



FIGURE 1.4 Principe de l'élastographie statique.
(a) Tissu avant compression. (b) Tissu après compression : les structures présentes dans le tissu se sont déplacées et déformées. Seules les structures rigides ont subi seulement une translation. En analysant le gradient du champ de déplacement entre ces deux images, on peut traduire les différences de rigidité du tissu par une différence d'intensité sur l'élastogramme.

le tissu puis on observe sa réponse. L'excitation peut être de plusieurs types :

- une compression *statique*, telle que décrite précédemment. On observe la réponse statique du tissu.
- une excitation *dynamique*, souvent une vibration basse fréquence. Dans ce cas, on peut soit observer la réponse du tissu en régime permanent, soit observer la propagation du front d'onde résultant. On parle d'élastographie impulsionnelle (Bercoff, 2004). Les propriétés mécaniques du tissu sont estimées à partir de la vitesse de propagation de l'onde de cisaillement dans le tissu.

La plupart des sources d'excitation mécanique sont des sources extérieures au tissu, de diverses origines. L'excitation la plus simple est la compression manuelle : on déforme le tissu à l'aide de la sonde ultrasonore ; cependant, il est difficile de quantifier la déformation appliquée. D'autres dispositifs plus complexes permettent de connaître la contrainte appliquée au tissu.

Il est aussi courant d'exploiter un phénomène physiologique pour déformer le tissu. C'est le cas de l'imagerie cardiovasculaire dont l'excitation est produite par la pulsation artérielle. On peut alors observer la déformation du tissu en mode « statique », c'est-

à-dire quantifier la rigidité de la paroi artérielle ; on peut aussi mettre en évidence des problèmes de fonctionnement en observant la réponse dynamique du tissu artériel. Enfin, comme cela a été décrit au paragraphe 1.1.4, l'excitation mécanique peut être provoquée grâce à la force de radiation.

En élastographie, deux résolutions du problème sont acceptées. D'une part, l'*élastographie de déformation*, qui consiste à considérer la carte des déformations, obtenue à partir du champ de déplacement estimé, comme l'élastogramme recherché. On ne s'intéresse qu'à la déformation qui n'est pas directement reliée au module d'Young (sauf sous une hypothèse particulière de contrainte uniforme, où celui-ci est obtenu en prenant l'inverse de la déformation). D'autre part, l'*élastographie de module*, qui nécessite des calculs plus compliqués pour obtenir une cartographie des modules d'élasticité : il faut résoudre le problème inverse en élasticité, en posant un certain nombre d'équations (équations constitutives, conditions d'équilibre...) et de conditions aux limites ; la solution est souvent non unique et on utilise généralement des algorithmes d'optimisation par itérations.

### 1.2.2 Imagerie par force de radiation acoustique

L'imagerie par force de radiation acoustique, appelée imagerie ARFI (Acoustic Radiation Force Impulse) (Nightingale et al., 2004), utilise la force de radiation pour générer un déplacement dans une zone précise du tissu ; la réponse du tissu est analysée afin de déterminer ses propriétés mécaniques. Cette opération est effectuée à l'aide d'un appareil ultrasonore du même type que les appareils commerciaux, mais dont le logiciel a été modifié pour générer la force de radiation et observer ensuite le comportement du tissu. De la même façon que pour l'élastographie, le champ de déplacement estimé sert à déterminer la rigidité du tissu. La différence majeure avec l'élastographie statique est qu'on utilise le même transducteur d'imagerie pour produire l'excitation mécanique et

qu'il est possible de concentrer cette excitation sur une zone très limitée à proximité du point focal du faisceau ultrasonore.

La particularité de ce type d'imagerie est qu'on génère des ondes ultrasonores de grande intensité (supérieure à celle utilisée en imagerie échographique classique), et que cela peut avoir pour conséquence d'endommager les tissus. Il peut par exemple y avoir une augmentation de la température ; cependant, la durée très courte d'exposition aux ultrasons limite l'augmentation de température à moins de 0,7 °C ; on considère qu'il n'y a pas de risque pour le patient si l'augmentation de température est inférieure à 1 °C. Il existe aussi un risque de cavitation [2] dans les tissus concernés : pour éviter ce phénomène, l'indice mécanique doit être maintenu inférieur à 1,9, qui est la limite recommandée en imagerie ultrasonore diagnostique.

Les applications éventuelles de ce type d'imagerie sont l'identification et la caractérisation des lésions touchant les tissus mous, l'imagerie de lésions générées thermiquement durant l'ablation de certains organes et enfin la caractérisation de l'athérosclérose.

### 1.2.3 Imagerie de la viscoélasticité des tissus biologiques

L'étude de la propagation des ondes de cisaillement dans les tissus nous oblige à trouver un moyen d'exciter mécaniquement les tissus concernés. Comme il a été mentionné précédemment, ces ondes ne se propagent qu'à relativement basse fréquence. Un vibreur externe pourrait créer la vibration désirée, mais un moyen de s'affranchir de ces systèmes souvent lourds à mettre en œuvre est d'utiliser la force de radiation ultrasonore, comme le démontrent les deux méthodes présentées ci-dessous.

2. La cavitation est l'apparition de cavités gazeuses dues aux zones de dépression au passage de l'onde acoustique. Si l'intensité de celle-ci est élevée, il y a apparition de bulles qui peuvent imploser et engendrer des températures et pressions très élevées. Un paramètre indiquant le risque de cavitation est l'indice mécanique, défini comme $IM = P/\sqrt{f_c}$, P étant la pression de raréfaction maximum corrigée pour l'atténuation, en MPa, et $f_c$ est la fréquence centrale du transducteur (Hedrick et al., 2005).

– **Shear Wave Elasticity Imaging (SWEI)** (Sarvazyan et al., 1998)

La forte atténuation subie par les ondes de cisaillement dans les tissus mous a souvent empêché les chercheurs de considérer ces ondes comme source possible d'information sur les propriétés mécaniques des tissus. Pourtant, c'est bien cette propriété qui a permis à cette nouvelle technique de voir le jour : le fait que les ondes de cisaillement sont totalement atténuées au bout de quelques longueurs d'ondes permet d'introduire des oscillations sur une zone limitée, à proximité du point focal du faisceau d'ultrasons.

L'imagerie SWEI, comme l'imagerie ARFI, utilise la force de radiation acoustique pour générer des ondes de cisaillement. Il s'agit ensuite de détecter ces ondes avec une modalité d'imagerie appropriée, qui peut être de plusieurs formes. On peut utiliser le même transducteur qui a servi à générer les ondes de cisaillement pour observer la réponse du tissu, ce qui en fait un protocole relativement simple. Il est aussi possible de positionner le système d'imagerie à un autre endroit, comme pour l'imagerie des tissus mammaires où le transducteur est placé de l'autre côté du tissu à représenter. Enfin, il est possible aussi d'observer les ondes de cisaillement à l'aide d'un détecteur de surface basse fréquence, dans le cas où les ondes générées atteignent la surface du tissu (de la même façon qu'on détecte les ondes sismiques en géophysique). On peut aussi détecter les ondes de cisaillement à l'aide d'un dispositif optique utilisant un laser ou encore l'imagerie par résonance magnétique.

– **Imagerie échographique ultrarapide (Supersonic Shear Imaging)** (Bercoff, 2004)

Cette technique est un couplage entre les principes de l'élastographie impulsionnelle et l'utilisation de la force de radiation acoustique, combinant les avantages des deux techniques. L'élastographie impulsionnelle, qui est basée sur le suivi de la propagation d'une onde de cisaillement générée par une excitation mécanique basse fréquence et observée à l'aide d'un système d'imagerie ultrarapide, se heurte à quelques limites :

le vibreur externe, lourd à manipuler et très sensible aux mouvements de l'opérateur, est peu précis et inadapté à la détection de certaines lésions. Le dispositif proposé par Bercoff permettrait de créer des ondes de cisaillement et de contrôler parfaitement la source (sa localisation, mais aussi sa forme). Ce principe est illustré à la figure 1.5. La source mécanique induite par pression de radiation est « mobile », le front d'onde de cisaillement résultant se déplaçant à travers le tissu. Cette nouvelle technique permet aussi de cartographier la viscosité des tissus, donnant d'autres renseignements sur leur caractère pathologique. Afin de visualiser ce phénomène se déplaçant à très haute vitesse, on utilise pour acquérir les images un dispositif d'échographie ultrarapide, et pour obtenir la carte d'élasticité, des techniques de corrélation comme celles qu'on utilisera au cours de ce travail. Ce montage permettrait, en outre, de s'affranchir des artefacts connus en élastographie classique (artefacts de mouvement, réflexion des ondes sur les parois du milieu, ...).

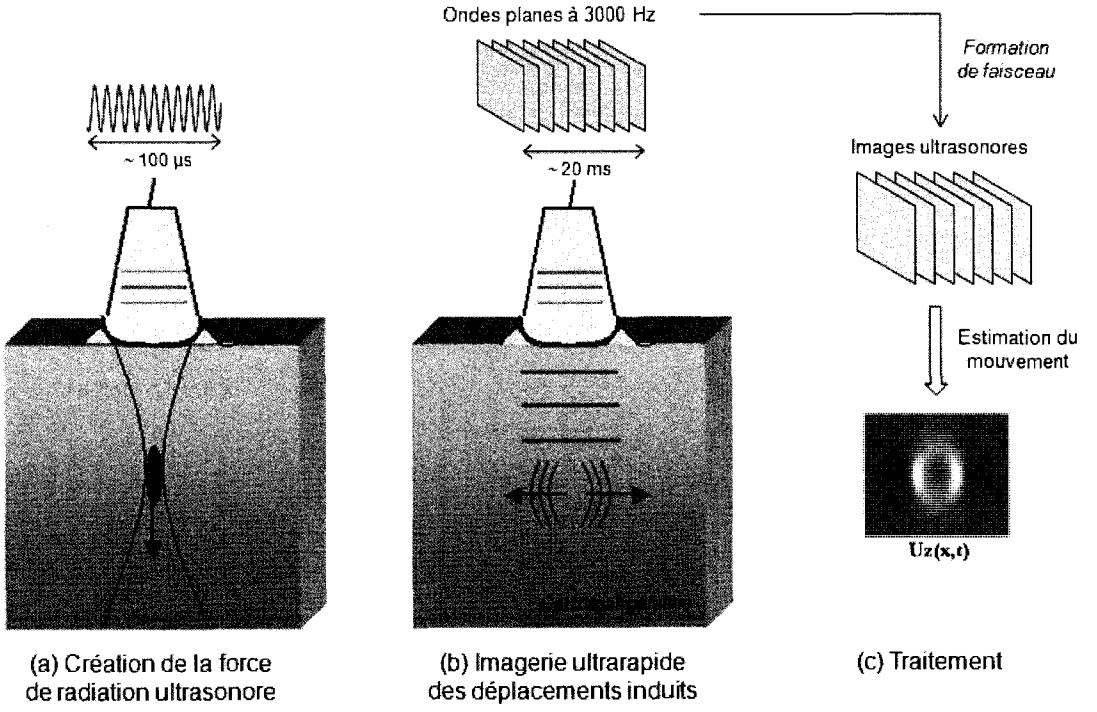



FIGURE 1.5 Protocole expérimental décrivant la génération et l'imagerie d'onde de cisaillement transitoire par pression de radiation (Bercoff, 2004).
(a) Le transducteur génère une onde ultrasonore focalisée. La force de radiation engendrée est à l'origine d'une onde de cisaillement transitoire.
(b) Le transducteur se met en mode imagerie. Plusieurs trains d'ondes sont envoyés à une cadence très élevée pour suivre l'onde de cisaillement, rapidement atténuée.
(c) Les images ultrasonores obtenues sont analysées à l'aide des techniques de traitement de signal pour déterminer la vitesse de l'onde de cisaillement.

# CHAPITRE 2

# ESTIMATION DU MOUVEMENT DANS LES IMAGES ULTRASONORES

## 2.1 Introduction

Les images ultrasonores, grâce à leurs propriétés particulières, se prêtent bien à l'estimation du mouvement. Le signal ultrasonore est en quelque sorte la signature acoustique du tissu imagé : la position, la taille et l'échogénicité des diffuseurs du tissu vont déterminer la forme du signal radiofréquence (RF) résultant recueilli à la sortie du transducteur ultrasonore. Un changement dans l'agencement des diffuseurs va agir directement sur cette signature, et l'utilisation de techniques usuelles de traitement du signal nous permettra de retrouver le mouvement dans le tissu.

Avant de décrire plus précisément les nombreuses hypothèses régissant la formation d'une image ultrasonore, nous allons illustrer à l'aide d'un exemple simple l'effet de la déformation d'un tissu sur le signal. Le modèle simplifié présenté à la figure 2.1 montre les effets de la déformation sur un tissu comportant un nombre restreint de diffuseurs résolus, c'est-à-dire des diffuseurs dont les réponses ne se chevauchent pas, du moins avant la compression du tissu. Chaque pic correspond à une réflexion de l'onde par un diffuseur : le signal réfléchi par le diffuseur est donc le reflet de sa position. Par contre, dans le cas où les réponses se chevauchent, sur cette figure lorsque la région est comprimée, des effets d'interférences se manifestent : certains pics peuvent disparaître et d'autres être produits (figure 2.1(g)).

Dans une image échographique classique, où intervient un nombre élevé de diffuseurs, ces phénomènes d'interférences procurent à l'image une texture particulière, dite

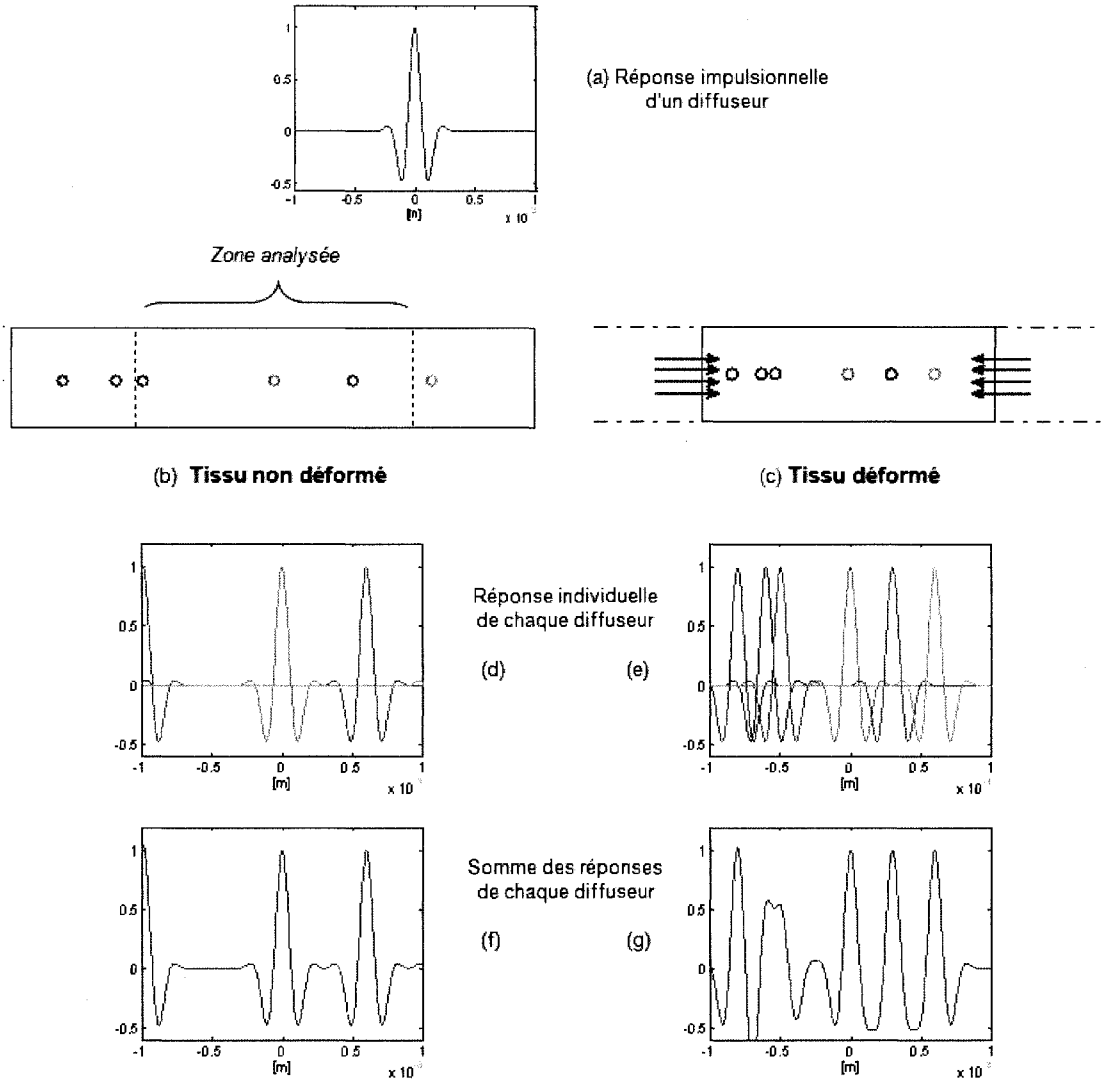



FIGURE 2.1 Formation du signal RF simplifiée, avant et après compression du tissu (Abdelali, 2002).

La réponse d'un diffuseur est présentée figure (a). Le tissu considéré est constitué de six diffuseurs (figure (b) avant compression et figure (c) après compression). La réponse du tissu (figures (f) et (g)) est obtenue en sommant la contribution individuelle de chaque diffuseur (figures (d) et (e)). Une compression introduit souvent la contribution des diffuseurs trop éloignés pour intervenir dans la formation du signal RF avant compression. Si les diffuseurs sont très rapprochés et la compression importante, la position des pics ne peut plus renseigner sur le nombre et la position des diffuseurs.

« granulée », où apparaissent des taches plus ou moins brillantes appelées *speckles*. Ces taches constituent une sorte d'empreinte de la répartition locale des diffuseurs dans le tissu. On observe en effet qu'une déformation dans le tissu, entraînant un déplacement des diffuseurs, se traduit en général par le même déplacement des speckles sur l'image ultrasonore. Cette observation est à l'origine de l'utilisation de la poursuite des speckles pour estimer le mouvement tissulaire en sonoélastographie.

La principale hypothèse utilisée lors de telles estimations de mouvement est que, sous une faible contrainte, le signal conserve sa forme localement, qui ne varie que par une une dilatation ou une compression selon l'axe du temps. Cependant, si la compression appliquée est trop forte, alors la relation entre la déformation du tissu et celle du signal n'est plus vraie, ce qu'on peut observer sur la figure 2.1(g) où les diffuseurs du modèle sont trop rapprochés. On veillera donc à utiliser de faibles compressions pour éviter ce phénomène de décorrélation, que nous étudierons plus en détail au paragraphe 2.3.3.

## 2.2 Modèle de formation d'images ultrasonores

L'approche utilisée dans la réalisation de ce projet est celle adoptée pour analyser la plupart des problèmes d'ingénierie complexes. Elle consiste à décomposer le problème en différents blocs décrivant un modèle particulier. Chaque problème est alors isolé des autres et peut être résolu plus simplement. La figure 2.2 illustre la décomposition du problème d'élastographie en une cascade de sous-systèmes. L'assemblage de ceux-ci constitue le modèle de formation d'image global qui nous sert à comprendre le lien entre les paramètres du tissu étudié et leur représentation dans les images observées. Les problèmes décrits dans les paragraphes qui suivent pourront se retrouver facilement dans ce schéma.

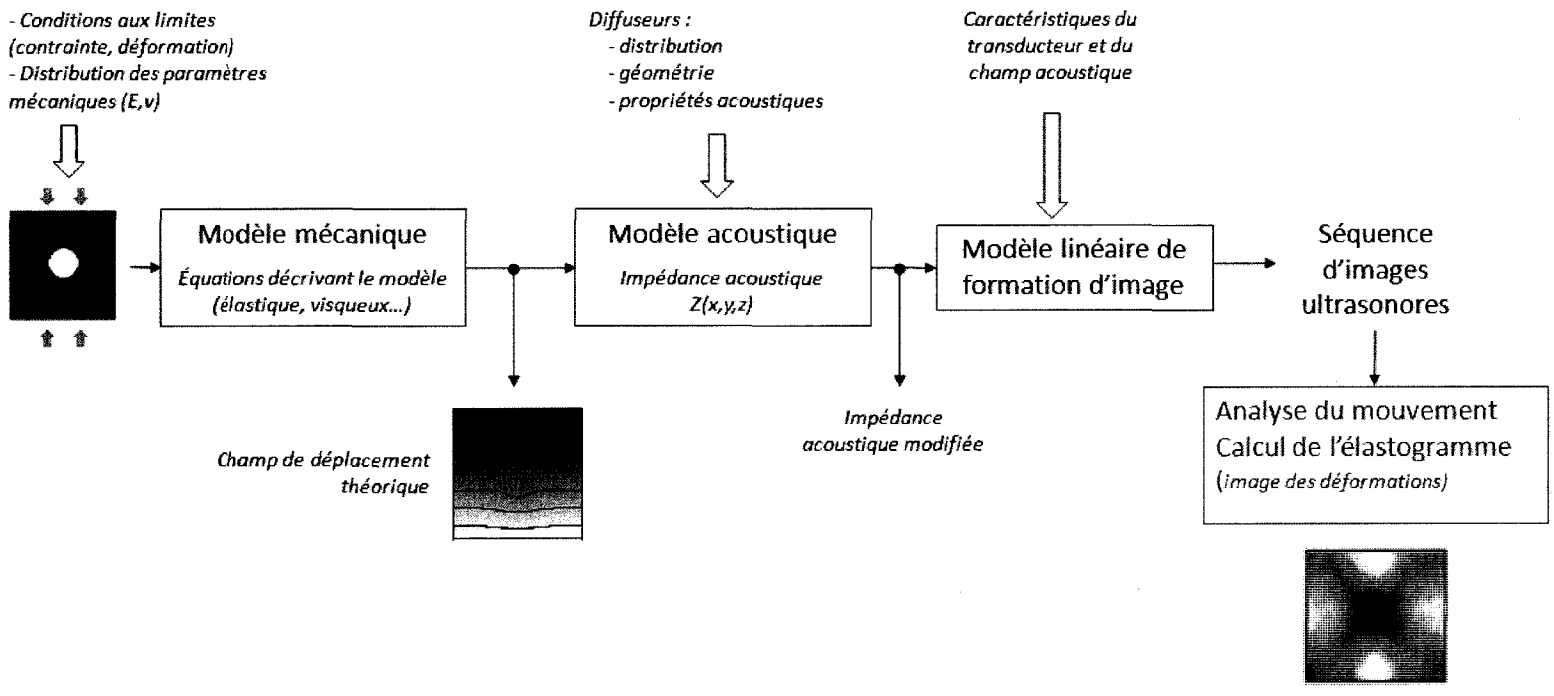



Figure 2.2 Décomposition du problème d'élastographie en différents modèles mécaniques et acoustiques du tissu, et modèle de formation d'image définissant le problème direct ainsi que l'étape de l'estimation de l'élastogramme.

À l'entrée de la chaîne, à gauche, apparaît le modèle du tissu, par exemple ici un tissu mécaniquement homogène en arrière-plan et contenant une inclusion circulaire de rigidité différente modélisant une tumeur. L'analyse de la séquence d'image produite en sortie permet de produire une carte de déformation, l'élastogramme, qui reproduit approximativement la rigidité du tissu.

La succession d'opérations à partir du modèle décrivant le tissu jusqu'à la formation d'images ultrasonores est appelée *problème direct*. Le *problème inverse* consiste à retrouver les propriétés des tissus biologiques à partir d'images ultrasonores, ce qui, en élastographie, signifie retrouver le module de rigidité du tissu en tout point. La résolution du problème inverse, riche en calculs et en hypothèses simplificatrices, ne sera pas abordée ici ; on cherchera plutôt ici à estimer le mouvement tissulaire pour en déduire la déformation. Toutefois, il est intéressant de noter que le calcul de ces images de déformation que sont les élastogrammes peut donner une solution approchée à ce problème inverse. En effet, cette solution est juste si la contrainte est quasi uniforme, la déformation estimée n'étant qu'inversement proportionnelle à la rigidité.

Dans le cadre de ce travail, la résolution du problème direct d'élastographie a été primordiale pour obtenir des images dont on veut contrôler toutes les propriétés (mécaniques, acoustiques, bruit...) afin de valider l'algorithme d'estimation de mouvement à partir d'images ultrasonores. Comme le montre la figure 2.2, le premier sous-système du modèle direct définit un modèle mécanique de tissu, prenant en compte la distribution des paramètres mécaniques, le problème modélisé (élastique, viscoélastique...) et les conditions aux frontières. Concrètement, cela revient à écrire un ensemble d'équations dont la solution est un champ de déplacement théorique. Le modèle mécanique agit directement sur le modèle acoustique ; l'impédance acoustique, définie par le pouvoir diffusant des inhomogénéités du tissu, est alors modifiée et l'agencement des diffuseurs change. Le produit du modèle acoustique est ensuite injecté dans un modèle linéaire de formation d'images aboutissant à l'obtention d'une séquence d'images ultrasonores. C'est à partir de ces images qu'on va essayer de retrouver la déformation au sein du tissu.

### 2.2.1 Modèle mécanique de tissu

Une première approche très simple consiste à modéliser le tissu en une dimension par un ensemble de ressorts en série. Chaque élément du tissu possède sa propre constante de rigidité $k_i$. La déformation est obtenue en calculant le rapport entre l'allongement du ressort et sa longueur initiale. Un tel modèle est représenté sur la figure 2.3(a).

Pour décrire le comportement d'une chaîne de ressorts, il est utile de faire appel à la notion de compliance $C$, définie comme l'inverse de la rigidité. En effet, la compliance d'une chaîne est tout simplement égale à la somme des compliances individuelles $C_i$ ; on obtient la relation suivante reliant la force et le déplacement :

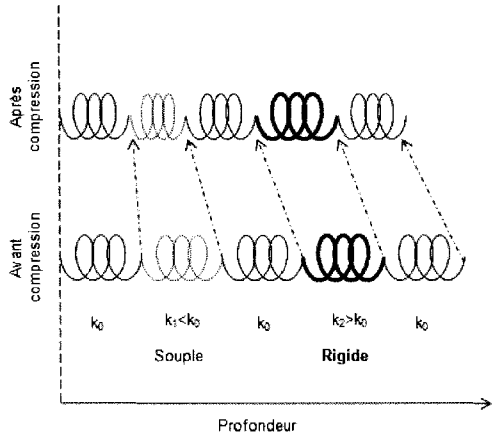
$$d_{tot} = F \sum C_i, \tag{2.1}$$

où $d_{tot}$, $F$ et $C_i$ représentent respectivement le déplacement du dernier élément de la chaîne de ressorts, la force nette appliquée et la compliance du i$^{e}$ ressort. De même, pour une chaîne continue, constituée de ressorts infinitésimaux, on a :

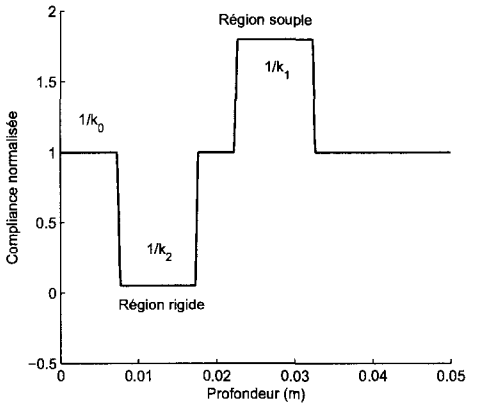
$$d(X) = d_0 + F \int_0^X C(x)dx, \tag{2.2}$$

où $d(X)$ est le déplacement au point $X$ et $d_0$ le déplacement imposé à l'origine de la chaîne.

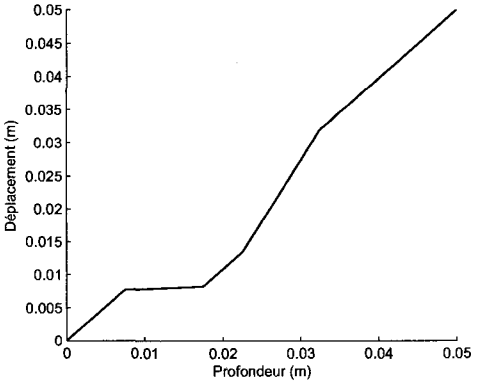
La figure 2.3(b) illustre un des modèles continus utilisés au cours de ce travail pour appliquer l'algorithme de reconstruction élastographique. Le déplacement correspondant est représenté à la figure 2.3(c). Celui-ci est obtenu à partir de l'équation 2.2, pour une déformation unitaire (une telle déformation doublerait la longueur de la chaîne). Dans le cas d'une compression, cette déformation serait négative, et le déplacement le serait aussi. Cet exemple sera repris au chapitre 4 pour l'étude de la reconstruction élastogra-



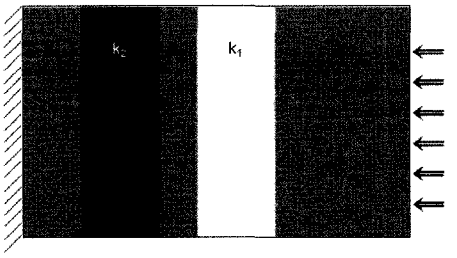

(a) Ressorts avant et après compression.




(b) Profil de compliance du tissu modélisé. La compliance de la région rigide est 0,05 et celle de la région souple 1,8, soit respectivement 20 fois et 0,55 fois la rigidité de l'arrière-plan.




(c) Déplacement normalisé.




(d) Fantôme 2D utilisant le modèle 1D.

FIGURE 2.3 Modélisation mécanique d'un tissu à partir de ressorts 1D en série.
La figure (a) représente un schéma de la chaîne de ressorts modélisée (les proportions réelles ne sont pas respectées). Chaque ressort est modélisé par sa constante de rigidité $k_i$. La figure (b) montre le profil de compliance pour une chaîne de ressorts infinitésimaux. Ce profil est intégré pour obtenir le déplacement normalisé (figure (c)). Ce modèle unidimensionnel sera utilisé par la suite, dans un fantôme 2D, mais dont les déplacements sont seulement 1D, c'est-à-dire seulement dans la direction de la compression (figure (d)).

phique à partir de modèles 1D.

Ainsi, la connaissance du module de rigidité à l'intérieur du tissu permet de prédire le champ de déplacement à partir des équations décrivant le modèle mécanique. Le champ de déplacement est calculé dans tout le tissu et on peut en déduire la trajectoire de chaque point, c'est-à-dire une fonction vectorielle qui exprime la nouvelle position au temps $t$ d'un point localisé à la coordonnée $(x, y)$ au temps de pré-compression $t = 0$.

La connaissance du champ de déplacement permet de déterminer la position de chaque diffuseur après déformation du tissu. La plupart des cas sont, bien sûr, moins évidents à modéliser que dans l'exemple précédent, notamment parce que les mouvements se font dans l'espace et non en une dimension ; toutefois, cet exemple permet de comprendre simplement les effets d'une déformation sur un tissu non homogène en termes de rigidité.

Dans les cas plus complexes, il existe des problèmes déjà résolus qui donnent accès à l'expression analytique du mouvement dans le tissu. C'est le cas de l'inclusion circulaire, dont le développement est donné à l'annexe III. Dans ces cas, on peut connaître exactement la trajectoire de chaque point du tissu considéré et établir ainsi le déplacement de chaque diffuseur, afin d'en déduire l'impédance acoustique du tissu déformé. Dans les autres cas où il n'existe pas de formule simple pour décrire le mouvement dans le tissu, on utilisera une résolution du problème par éléments finis et on interpolera la solution donnée par le logiciel aux points de la grille d'échantillonnage du tissu [1].

### 2.2.2 Modèle acoustique de tissu

Comme il a été mentionné au chapitre 1, la densité $\rho$ et la compressibilité $\kappa$ sont deux paramètres élastiques impliqués dans la propagation de l'onde de compression. Un pa-

1. Une comparaison de la résolution du problème de l'inclusion circulaire par éléments finis avec la solution analytique est donnée à l'annexe III.

ramètre dérivé de ceux-ci, qui entre en jeu pour la réflexion de l'onde, est l'impédance acoustique ($Z$) :

$$Z = \sqrt{\frac{\rho}{\kappa}} \tag{2.3}$$

En acoustique, l'impédance joue le rôle de l'indice de réfraction en optique : à l'interface entre deux milieux d'impédances différentes, une partie de l'onde est réfractée, l'autre est réfléchie. C'est sur ces réflexions que se base l'échographie : on peut ainsi distinguer différents organes dont l'impédance acoustique diffère.

À plus petite échelle, l'onde ultrasonore est diffusée par toutes les inhomogénéités du tissu dont la taille est très inférieure à la longueur d'onde du signal ultrasonore. Bien qu'en apparence complexes, ces diffusions peuvent être modélisées de manière assez simple, mais suffisamment réaliste pour reproduire les observations faites sur les images échographiques de tissus mous. Il existe pour cela deux types de modèles acoustiques utilisés en élastographie ; ces modèles caractérisent la répartition des diffuseurs. L'hypothèse qui leur est commune est qu'on néglige les diffusions multiples dans le tissu, du fait que l'amplitude du signal diffusé est faible par rapport à celle de l'onde incidente.

– **Modèle de diffuseurs discrets (MDD)** (Bamber and Dickinson, 1980; Nicholas, 1977; Macovski, 1983).

Dans cette approche, les diffuseurs sont ponctuels et sont définis par leur réflectivité $a_n$ et leur position $(x_n, y_n, z_n)$. On suppose en outre que les diffusions individuelles sont superposables. L'impédance acoustique est dans ce cas la somme des contributions de chaque diffuseur :

$$Z(x, y, z) = \sum_i a_i \delta(x - x_i, y - y_i, z - z_i). \tag{2.4}$$

– **Modèle d'inhomogénéités continues (MIC)** (Sehgal and Greenleaf, 1984).

On considère pour ce modèle que le tissu est un milieu inhomogène constitué de diffu-

seurs caractérisés par leur géométrie et leur échogénicité, dont la répartition fait varier l'impédance acoustique du tissu autour d'une valeur moyenne. Par un développement en série, on peut exprimer l'impédance acoustique comme un ensemble de cellules d'impédance $Z_n(x, y, z)$ contenues dans un tissu d'impédance acoustique $Z_0$ :

$$Z(x, y, z) = Z_0 + \sum_n Z_n(x, y, z). \tag{2.5}$$

Le terme $Z_0$ pourra ensuite être ignoré, car il disparaît lorsqu'on prend la dérivée seconde de l'impédance acoustique (voir paragraphe 2.2). On considère également que tous les diffuseurs sont identiques et représentés par une fonction $C_3d(x, y, z)$ :

$$Z_n(x, y, z) = a_n C_{3d}(x - x_n, y - y_n, z - z_n), \tag{2.6}$$

où $a_n$ est le poids accordé à la n$^{\text{e}}$ cellule, en général une variable aléatoire.

### 2.2.3 Modèle du transducteur

Comme il a été fait pour le modèle mécanique, on peut faire appel à plusieurs types de modèles de transducteurs, du modèle analytique associé simplement à une réponse unidimensionnelle au modèle tridimensionnel numérique. Meunier et Bertrand (1995a) ont pour leur part analysé un modèle analytique tridimensionnel utilisant une réponse impulsionnelle (RI) séparable :

$$H(x, y, z) = H_x(x) H_y(y) H_z(z). \tag{2.7}$$

Par convention, la propagation de l'onde a lieu suivant l'axe $y$ ; la réponse $H_y$ est alors appelée réponse impulsionnelle axiale et est directement liée à la production et à la cap-

tation du signal acoustique. La réponse selon l'axe $x$ est qualifiée de réponse latérale et la réponse selon $z$, réponse azimutale ou d'élévation. Ces deux réponses sont déterminées par la largeur et l'épaisseur du faisceau.

Dans ce travail, on utilise un modèle de transducteur gaussien, dont on spécifie la fréquence centrale ainsi qu'un paramètre relié à la largeur de bande [2]. Dans le cas 2D ou 3D, on spécifie également l'écart-type spatial dans les directions latérale et en élévation. L'expression de la réponse axiale que l'on utilisera est [3] :

$$H(y) = \frac{\partial^2}{\partial y^2}\left[\cos(\frac{4\pi f_0 y}{c})e^{-2\frac{y^2}{c^2\sigma_t^2}}\right], \tag{2.8}$$

où $f_0$ est la fréquence de la porteuse (exprimée en Hz), $c$ la célérité ($\sim$1540 m/s) et $\sigma_t$ un paramètre de largeur de bande (exprimé en secondes) qui est relié à l'étendue spatiale de la réponse impulsionnelle axiale $\sigma_y = \frac{c}{2}\sigma_t$.

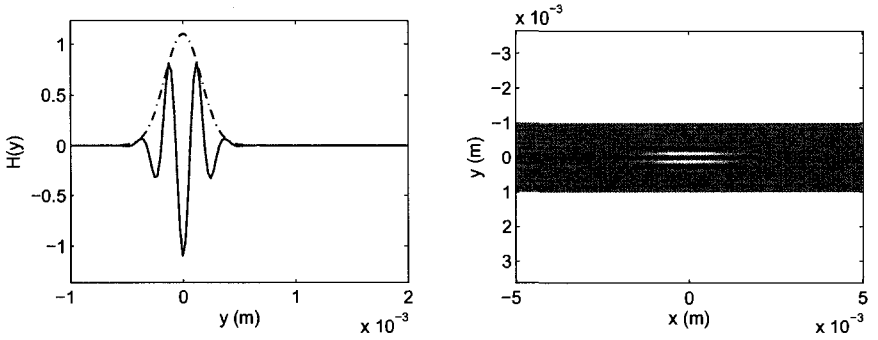
Si on travaille en deux ou trois dimensions, on introduit dans l'équation (2.7) l'expression de la réponse latérale et/ou d'élévation. Pour un modèle gaussien, l'expression de la réponse latérale est la suivante :

$$H(x) = e^{\frac{x^2}{2\sigma_x^2}}, \tag{2.9}$$

où le paramètre $\sigma_x$ sert à définir la largeur du faisceau ultrasonore en transmission-réception. On aurait une expression semblable en élévation $z$, $\sigma_z$ déterminant l'épaisseur du faisceau. La réponse impulsionnelle modélisée dans ce travail est présentée à la figure 2.4.

2. Dans nos simulations Matlab présentées dans ce travail, les paramètres spécifiant la réponse axiale sont la fréquence centrale et la largeur de bande fractionnaire, $\Delta f / f_c$, où $\Delta f$ représente la largeur spectrale à mi-hauteur et $f_c$ la fréquence centrale.

3. On notera à l'équation (2.8) la présence d'un opérateur de dérivée seconde ; sa justification sera présentée à la section 2.2.4.




(a) Réponse axiale (b) Réponse bidimensionnelle

FIGURE 2.4 Modèle de transducteur : (a) Réponse impulsionnelle axiale (trait plein) et son enveloppe (pointillé), (b) Réponse bidimensionnelle $H(x)H(y)$.
La fréquence centrale est de 3 MHz ; la largeur de bande fractionnaire est de 60 %, soit 1,8 MHz à mi-hauteur du spectre d'amplitude. Comme l'indique l'équation (2.8), cette RI inclut l'opération de dérivée seconde appliquée à un signal passe-bande gaussien. Il en résulte que pour obtenir la fréquence centrale de 3 MHz et la largeur de bande de 1,8 MHz, il faut utiliser dans l'équation (2.8) une fréquence $f_0$ de 2,53 MHz et un écart-type temporel $\sigma_t$ de 0,19 $\mu s$ correspondant à un écart-type spatial $\sigma_y$ de 0,15 mm.

### 2.2.4 Modèle linéaire de formation d'image

Un modèle de formation d'image a été développé par Meunier et Bertrand (Meunier, 1989; Meunier and Bertrand, 1995b) pour étudier la dynamique des speckles échographiques lors du mouvement d'un tissu. Il permet d'obtenir des séquences d'images de texture échographique de façon simple et relativement rapide.

On se place dans l'approximation de Born : on considère que le signal diffusé dû à la présence des diffuseurs est négligeable devant l'onde incidente. On peut alors appliquer le principe de superposition pour représenter l'onde diffusée par une collection de particules en ajoutant leurs réponses respectives à l'onde incidente, négligeant la modification de l'onde due à la présence des autres particules. Si, de plus, on considère une région d'intérêt suffisamment petite, la réponse impulsionnelle du système est invariante dans l'espace à travers cette région, et la somme des contributions de chacun des diffuseurs

revient à effectuer une intégrale de convolution. Le signal ultrasonore ainsi obtenu s'écrit sous la forme[4] :

$$I(x,y,z) = H_3(x,y,z) \otimes T(x,y,z), \tag{2.10}$$

où $T(x,y,z)$ est une fonction décrivant le tissu et $\otimes$ l'opérateur de convolution.

Si la RI est séparable selon $z$, soit $H_3(x,y,z) = H_2(x,y)H_z(z)$, alors on simplifie l'intégrale de convolution :

$$I(x,y) = H_2(x,y) \otimes T(x,y), \tag{2.11}$$

avec

$$T(x,y) = \int T(x,y,z)H_z(z)dz. \tag{2.12}$$

On exprime $T(x,y,z)$ à l'aide d'une fonction $Z_{3d}(x,y,z)$ décrivant l'impédance acoustique du tissu considéré. On peut montrer que la fonction $T(x,y,z)$ se met sous la forme (Meunier and Bertrand, 1995a; Seggie et al., 1993; Bamber and Dickinson, 1980) :

$$T(x,y,z) = \frac{1}{2Z_0}\frac{\partial^2}{\partial y^2}Z_{3d}(x,y,z), \tag{2.13}$$

avec

$$Z_{3d}(x,y,z) = Z_0\left(1 + \frac{1}{2}\frac{\rho(x,y,z)}{\rho_0} - \frac{1}{2}\frac{\kappa(x,y,z)}{\kappa_0}\right), \tag{2.14}$$

où $\rho$ et $\kappa$ sont respectivement les densité et compressibilité du tissu. On a alors finalement :

$$I(x,y) = H(x,y) \otimes Z(x,y), \tag{2.15}$$

4. On parle aussi d'« image » radiofréquence pour désigner $I(x,y,z)$ en 3D et $I(x,y)$ en 2D.

avec

$$\begin{aligned} H(x,y) &= \frac{\partial^2}{\partial y^2} H_2(x,y) \\ Z(x,y) &= \int Z_{3d}(x,y,z) H_z(z) dz. \end{aligned} \tag{2.16}$$

L'image radiofréquence $I(x,y)$ est donc le résultat d'une convolution de la réponse impulsionnelle axiale et latérale du transducteur avec une composante tissulaire 2D ; cette composante est une projection pondérée de l'impédance acoustique tridimensionnelle de ce tissu. Pour visualiser l'image mode B, il suffit de prendre l'enveloppe de ce signal (voir annexe I).

Le modèle de formation d'image ultrasonore décrit dans cette section nous permet de produire des séquences d'images ultrasonores à partir de modèles mécanique et acoustique et d'un modèle de transducteur. Cette séquence d'images nous est maintenant utile pour étudier le mouvement et appliquer les différents algorithmes d'estimation de mouvement, comme l'indique la figure 2.2. C'est pourquoi il est utile de développer des méthodes d'estimation de déplacement. On trouve de nombreuses techniques en constante évolution dans la littérature. Certaines d'entre elles sont décrites dans les paragraphes qui suivent.

## 2.3 Revue des différentes techniques d'estimation du mouvement et de la déformation

Depuis le début de l'élastographie dans les années 1990, différentes techniques d'estimation de mouvement ont vu le jour. Elles restent toutes basées sur le même principe, l'étude du signal radiofréquence ou de son enveloppe mode B. Nous allons décrire dans

cette partie les principaux concepts rencontrés dans la littérature pour l'estimation de mouvement, que nous pourrons ensuite appliquer au cours de ce projet.

On peut distinguer deux types de méthode d'estimation (Konofagou et al., 1999). D'une part, les méthodes dites incohérentes analysent l'enveloppe du signal radiofréquence, soit le signal obtenu directement à partir d'une image échographique. D'autre part, les méthodes cohérentes analysent la totalité du signal radiofréquence ; on a accès à l'information contenue dans l'enveloppe du signal, mais aussi à celle de la phase qui est très utile quand on cherche à estimer le retard entre des signaux.

### 2.3.1 Principe

La plupart des méthodes de reconstruction élastographique reposent sur l'hypothèse que la déformation apparente dans une séquence d'images est aussi celle du tissu sous-jacent et qu'il y a conservation de l'amplitude du signal lors du mouvement. Dans ces conditions, on considère que l'image du tissu post-compression, $I_{post}(x, y)$, peut s'écrire en fonction de l'image pré-compression, $I_{pre}(x, y)$, de la façon suivante :

$$I_{post}(x, y, t) = I_{pre}\left(g^{-1}(x, y, t), h^{-1}(x, y, t)\right) + N(x, y, t) \tag{2.17}$$

où $g^{-1}(x, y, t)$ et $h^{-1}(x, y, t)$ sont des fonctions représentant la trajectoire inverse de points matériels de coordonnées $(x, y, t)$ et $N(x, y, t)$, un « bruit » additif.

La trajectoire inverse, qui apparaît dans l'équation (2.17), indique où était initialement le point $(x, y)$ observé au temps $t$. La trajectoire directe, notée $g(x, y, t)$ et $h(x, y, t)$, indique où s'en va un point $(x, y)$ identifié au temps $t = 0$. Cette trajectoire est aussi utilisée pour représenter la dynamique du speckle dans une séquence d'images ; on parle

alors de séquence d'images de speckle lagrangien (Cyr, 1995; Maurice, 1998) :

$$I_{lag}(x,y) \equiv I_{post}\left(g(x,y,t), h(x,y,t)\right) \tag{2.18}$$

où on a simplement substitué les fonctions $g$ et $h$ aux variables $(x, y)$ de l'image post-compression dans l'équation (2.17). Dans l'équation (2.18), les fonctions $g$ et $h$ recalent en tout temps les points de la séquence d'images à leur position tenue avant la compression.

Dans le cas où la taille des fenêtres de calcul est petite, l'expansion en série de Taylor des fonctions $g$ et $h$ au voisinage de $(x, y)$ se réduit aux termes linéaires et représente une transformation affine des coordonnées $(x, y)$, soit :

$$\begin{bmatrix} g(x,y,t) \\ h(x,y,t) \end{bmatrix} \cong M(t) \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \Delta(t) \tag{2.19}$$

où $M$ est une matrice de coefficients fonction de $t$ et $\Delta$ un vecteur de translation, lui aussi fonction du temps. Dans ce cas de transformation affine, la trajectoire inverse est aussi définie par une transformation affine ; sa matrice de transformation est simplement l'inverse de $M(t)$, et son vecteur translation est donné par le produit $M^{-1}(t)\Delta(t)$ .

Dans le cas où la rotation et le cisaillement sont faibles, on a la transformation diagonale suivante :

$$\begin{bmatrix} g^{-1}(x,y,t) \\ h^{-1}(x,y,t) \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} \alpha(t) & 0 \\ 0 & \beta(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \Delta(t) \tag{2.20}$$

Pour le cas où on n'a qu'une paire d'images à analyser, on omet le paramètre $t$ pour simplifier la notation, et l'équation (2.17) devient :

$$I_{post}(x,y) = I_{pre}(\alpha x - \Delta x, \beta y - \Delta y), \tag{2.21}$$

Cela revient à considérer que le mouvement est une combinaison de deux opérations élémentaires : une translation, définie par le vecteur $(\Delta x, \Delta y)$, et une compression, d'un facteur $(\alpha, \beta)$. Ainsi, chaque motif de la texture présent dans l'image de départ sera retrouvé dans l'image déformée, translaté et/ou dilaté. Dans le cas d'une translation simple $(\alpha = 1, \beta = 1)$, l'algorithme d'estimation de mouvement parviendra généralement à déterminer avec précision les paramètres en jeu. Si la transformation est plus complexe (dilatation, cisaillement, rotation...), la robustesse de l'algorithme va s'en trouver affaiblie, comme on pourra le voir plus loin.

### 2.3.2 Techniques d'estimation cohérente

On trouve dans la littérature de nombreuses techniques d'estimation de mouvement à partir des signaux RF. Ces différentes techniques sont toutes basées sur le fait que le signal du tissu déformé est peu différent du signal initial. On cherche alors à déterminer le décalage entre les deux signaux. La figure 2.5 nous montre un exemple de signaux temporels qu'on est amené à analyser. On peut voir qu'il y a présence d'une région où il y a décorrélation entre les signaux, source de bruit lors de l'estimation de mouvement, ce qui sera expliqué au paragraphe 2.3.3.

#### 2.3.2.1 Fonctions de similarité

Une fonction de similarité est une fonction représentative de la ressemblance entre deux signaux, avant et après compression. L'exemple le plus connu est la fonction d'intercorrélation, dont la recherche du maximum nous donne accès au décalage entre les signaux. L'expression de cette fonction pour des signaux réels 1D continus est la suivante :

$$\Gamma_{xc}(\tau) = \frac{1}{T}\int_0^T I_{pre}(t) I_{post}(t+\tau)dt, \tag{2.22}$$

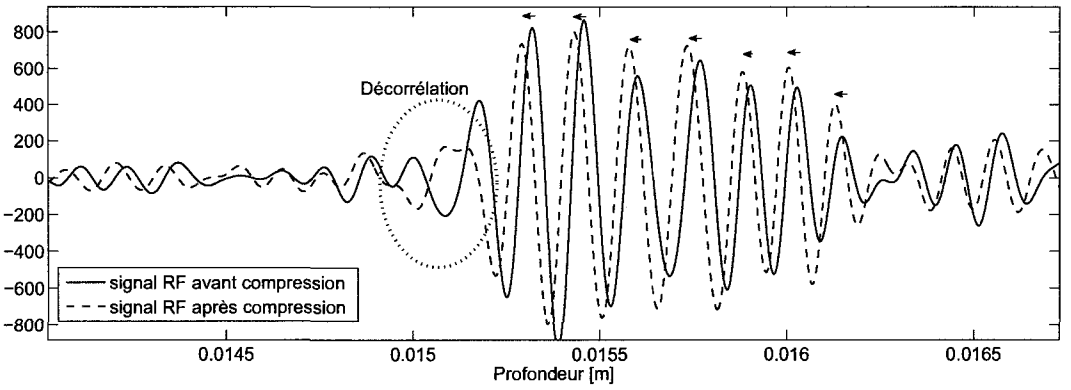



FIGURE 2.5 Signaux temporels expérimentaux avant et après déformation.
Comme le suggèrent les flèches, il suffit de décaler vers la gauche le signal avant la compression du tissu pour le repositionner en phase avec le signal enregistré après la compression. Toutefois, pour certaines régions, comme celle marquée « décorrélation », le décalage ne permet pas de remettre les signaux en phase et de faire le recalage souhaité.

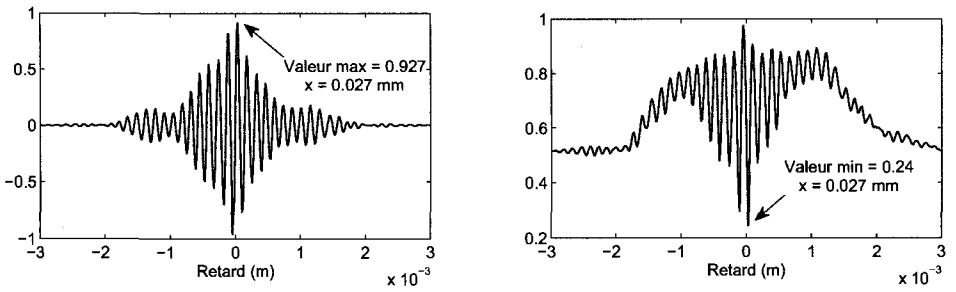
Une autre fonction de « similarité » largement utilisée en élastographie est la somme des différences absolues (SDA) qui, à l'inverse de la corrélation, indique le degré de différence entre les signaux[5].

La figure 2.6 montre deux exemples de fonction d'intercorrélation et de somme des différences absolues des signaux présentés à la figure précédente. Le décalage entre les signaux est pris comme étant les coordonnées de la fonction d'intercorrélation à sa valeur maximale, ou de la fonction SDA à sa valeur minimale. Cette façon d'estimer le décalage est la technique la plus courante en élastographie en raison de sa simplicité.

#### 2.3.2.2 Estimation du mouvement à partir de la phase de l'intercorrélation

En élastographie, il est en général nécessaire d'estimer les déplacements avec une résolution plus fine que celle du pas d'échantillonnage du signal. Lorsque les fonctions de similarité sont utilisées pour de tels estimés, on doit donc faire appel à des tech-

5. Le calcul sera défini au paragraphe 3.3.




(a) Intercorrélation $\Gamma_{xc}$ (b) Somme des différences absolues $\Gamma_{sda}$

FIGURE 2.6 Exemples de fonctions de similarité normalisées.
(a) Fonction d'intercorrélation, dont on recherche le maximum.
(b) Somme des différences absolues normalisée, dont on recherche le minimum (l'expression de cette fonction sera définie ultérieurement).

niques d'interpolation pour raffiner la localisation de l'extremum. Toutefois, avec la méthode d'intercorrélation complexe proposée par O'Donnell et al. (1994), on évite de devoir interpoler pour obtenir le déplacement recherché. L'intercorrélation complexe entre signaux pré- et post-mouvement est calculée de la façon suivante :

$$\tilde{\Gamma}_{xc}(\tau) = \frac{1}{T}\int_0^T \tilde{I}_{pre}(t)\tilde{I}^*_{post}(t+\tau)dt \tag{2.23}$$

où $\tilde{I}_{pre}$ et $\tilde{I}_{post}$ sont les signaux analytiques correspondant aux signaux avant et après mouvement (le signal analytique est défini à l'annexe I). Dans le cas où on considère que le tissu n'a subi qu'une translation, on peut simplifier l'expression des signaux avant et après mouvement : $\tilde{I}_{pre}(t) = A_i(t)e^{j\omega_0 t}$ et $\tilde{I}_{post}(t) = A_i(t-t_1)e^{j\omega_0(t-t_1)}$. On a alors :

$$\tilde{\Gamma}_{xc}(t) = e^{j\omega_0 t_1}\Gamma_{AA}(t) \tag{2.24}$$

où $\Gamma_{AA}$ est la fonction d'autocorrélation de l'enveloppe $A(t)$. Le décalage temporel $t_1$ entre les signaux est donc obtenu en prenant la phase de la fonction $\tilde{\Gamma}_{xc}(t)$ pour $t = 0$ ;

on obtient donc :

$$t_1 = \frac{\phi\left(\tilde{\Gamma}_{xc}(0)\right)}{\omega_0} \tag{2.25}$$

En termes de décalage spatial, on a :

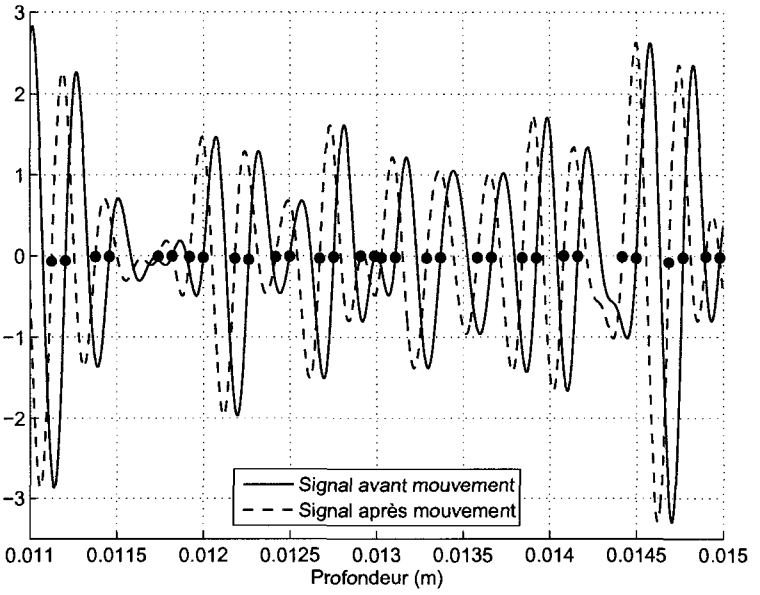
$$\Delta y = \frac{c \cdot \phi\left(\tilde{\Gamma}_{xc}(0)\right)}{2\omega_0} \tag{2.26}$$

La méthode proposée par O'Donnell semble particulièrement bien adaptée aux signaux à largeur de bande étroite et pour de faibles taux de déformation de l'ordre du dixième de pourcent. Dans le cas où le signal RF est à grande largeur de bande, les auteurs proposent de le décomposer en plusieurs signaux à bande étroite, d'estimer le déplacement pour chacun d'eux pour ensuite en retenir la moyenne. De la même manière, les grandes déformations sont couvertes en faisant une suite de petites déformations produisant une séquence d'images dont les résultats d'estimation des déplacements sont ensuite intégrés.

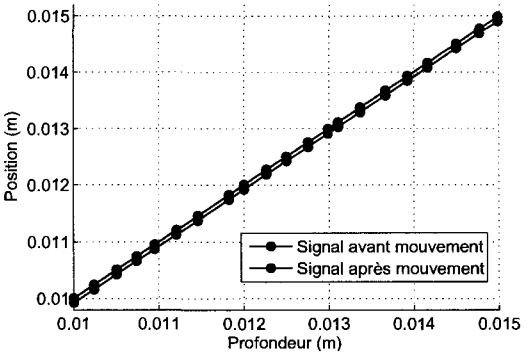
#### 2.3.2.3 Technique de croisements de zéros

L'estimation de mouvement par croisements de zéros (*zero-crossing*) permet d'obtenir rapidement une estimation de la déformation dans les tissus en se basant sur les changements de signe des signaux RF (Srinivasan and Ophir, 2003). Il s'agit en fait de détecter les instants où le signal change de signe, pour chacun des signaux avant et après compression, et d'en déduire le décalage entre les signaux ; la figure 2.7 en illustre le principe. Les croisements de zéros pris en compte sont ceux qui correspondent aux passages par zéro en pente positive.

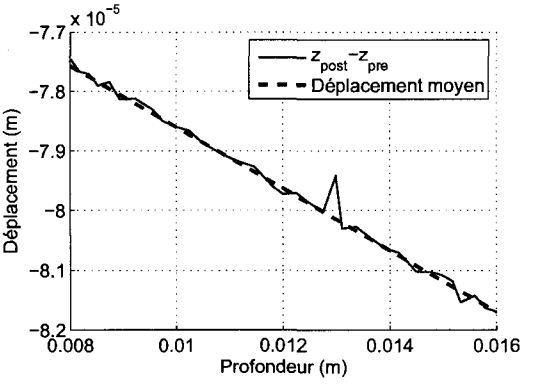
Pour limiter les fausses estimations, la compression appliquée au tissu ne doit pas induire de déplacements supérieurs à la distance entre deux zéros du signal : on fixe comme déplacement maximal à appliquer la demi-longueur d'onde du signal radiofréquence.




(a) Schéma identifiant les croisements de zéros sur une ligne RF avant et après compression.




(b) Position des zéros identifiés sur une fenêtre de 6 mm.




(c) Différence des zéros et déplacement moyen.

FIGURE 2.7 Illustration de la technique de croisements de zéros.
Les signaux étudiés ont été simulés à partir du fantôme présenté à la figure 2.3, en considérant un taux global de déformation de 1 %. Les zéros sont identifiés sur les signaux RF (figure (a)), puis tracés (figure (b)). On trouve le déplacement moyen en traçant la différence des positions de zéros après et avant compression (figure (c)). La pente du déplacement moyen est la déformation estimée. Ici elle vaut 0,05 % (on se trouve sur une zone du fantôme vingt fois plus rigide que celle de l'arrière-plan).

Le déplacement estimé étant bruité, on utilisera diverses formes de lissage de ce signal pour évaluer la déformation. Celle-ci peut en effet être calculée soit par la dérivée d'un signal de déplacement filtré, soit par la pente obtenue par méthode de moindres carrés appliquée à des segments de données.

D'autres techniques similaires recherchent les instants où le signal est maximum, et non pas ceux où les signaux s'annulent, pour trouver le déplacement entre les signaux (Eskandari et al., 2007). Ainsi, ces méthodes d'estimation sont assez simples à interpréter, mais sont très sensibles aux erreurs dans les régions à grande déformation et dans les régions où l'amplitude du signal est faible.

### 2.3.3 Limites de l'estimation cohérente : les sources de bruit en élastographie

Les méthodes d'estimation par fonction de similarité s'avèrent assez robustes du fait qu'on prend en compte toute l'information du signal et non seulement son enveloppe. Cependant, on peut perdre de la robustesse en présence d'un phénomène appelé décorrélation, dont une forme est visible sur la figure 2.5, qui se manifeste quand on ne peut plus recaler parfaitement les signaux déformés. Les sources de décorrélation sont multiples et sont énoncées dans les paragraphes qui suivent.

En l'absence des problèmes d'alignement de signaux fenêtrés, dont il sera fait état à la section 2.3.3.1, l'estimation du mouvement par une fonction de similarité sera très bonne si on est seulement en présence d'une translation. Si une déformation y est associée, le coefficient de corrélation sera réduit et les erreurs d'estimation seront plus fréquentes. Pour s'affranchir de ce genre d'erreur, la taille de la fenêtre d'analyse doit être la plus petite possible afin que le mouvement à l'intérieur puisse être considéré comme une translation. Cependant, cette fenêtre doit garder une certaine largeur pour pouvoir y observer suffisamment de cycles.

Les méthodes d'estimation cohérente dont nous venons de parler étudient le mouvement axial du tissu. Mais dans un contexte expérimental, on ne peut pas négliger les déformations latérales et en élévation du fait que les tissus biologiques sont généralement quasi incompressibles. Lors de la déformation, il se peut que les diffuseurs ne restent pas sur une même ligne RF ou dans le plan imagé ; il en résulte l'apparition ou la disparition de speckles, ce qui introduit des erreurs d'estimation. Rappelons que l'apparition ou la disparition de speckles peut aussi se manifester même en l'absence de mouvement latéral ou en élévation ; comme il a été illustré à la figure 2.5(g), la déformation axiale déplace les diffuseurs les uns par rapport aux autres, changeant ainsi les patrons d'interférences.

D'autres sources de bruit peuvent intervenir ; au bruit électronique et de discrétisation des signaux viennent s'ajouter des erreurs dues aux mouvements de la sonde lors de l'acquisition, ou tout autre problème d'origine mécanique, qui rendent le suivi du mouvement difficile.

#### 2.3.3.1 Prise en compte de la déformation pour réduire le bruit de décorrélation

La résolution de l'élastogramme est liée à la taille des fenêtres utilisées pour calculer le déplacement local. Une petite taille de fenêtre entraîne une meilleure résolution mais dégrade en même temps le rapport signal sur bruit de l'élastogramme ; ceci est dû aux problèmes de non-correspondance des signaux fenêtrés. En effet, lorsque le déplacement est supérieur à la taille de la fenêtre de corrélation, le signal RF déformé ne se trouvera pas en vis-à-vis du signal initial et l'estimation sera fausse. Ce cas est illustré à la figure 2.8. Deux méthodes ont été proposées pour résoudre ce problème : une méthode multifenêtre et une méthode itérative.

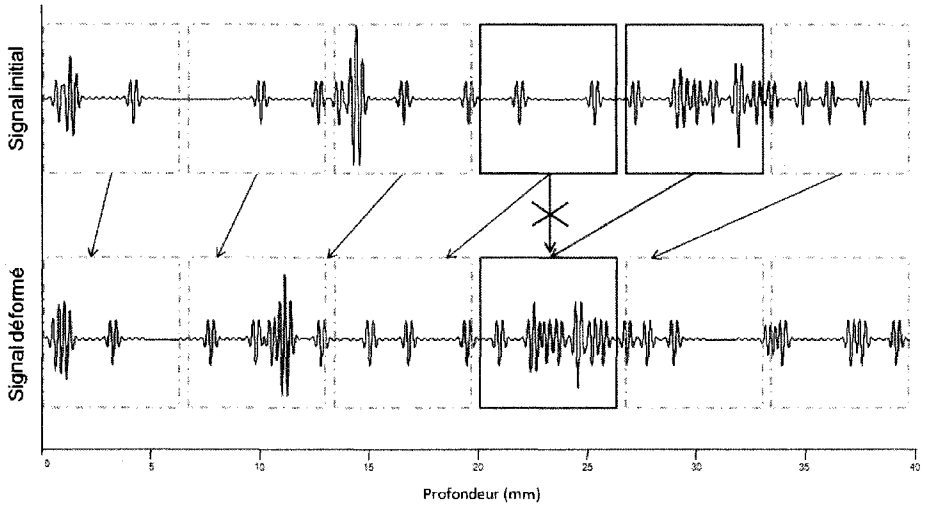



FIGURE 2.8 Illustration des erreurs d'estimation dues au fenêtrage des signaux.
Chaque signal est découpé selon des fenêtres identiques. Lorsque la déformation induit une translation d'une région plus grande que la taille de la fenêtre, il n'est plus possible de faire correspondre des signaux de deux fenêtres en vis-à-vis. Ici, l'information contenue dans la cinquième fenêtre du signal initial se retrouve dans la quatrième fenêtre du signal déformé. Pour les fins de l'illustration, une grande compression (30 %) a été utilisée dans cet exemple.

– **Élastographie multifenêtre**

Alors qu'en élastographie classique on applique une fonction de similarité entre une fenêtre du signal pré-compression et la même fenêtre du signal post-compression, Fredman et al. (2004) proposent de corréler une fenêtre du signal pré-compression avec plusieurs fenêtres adjacentes dans l'image déformée. Après calcul des fonctions de corrélation, la position de la fenêtre donnant le plus fort coefficient de corrélation est conservée et la différence avec la position de la fenêtre du signal non déformé donne le décalage entre les signaux.

– **Estimation itérative du mouvement**

Cette approche prévoit également le décalage de la fenêtre de corrélation, mais après avoir fait une première estimation grossière du mouvement (Chen et al., 2007). Au cours de la première étape du calcul, on utilise une grande taille de fenêtre, de l'ordre de la dizaine de longueurs d'onde du transducteur, sans recouvrement entre les fenêtres. On

obtient le déplacement avec une résolution grossière, mais un rapport signal sur bruit élevé.

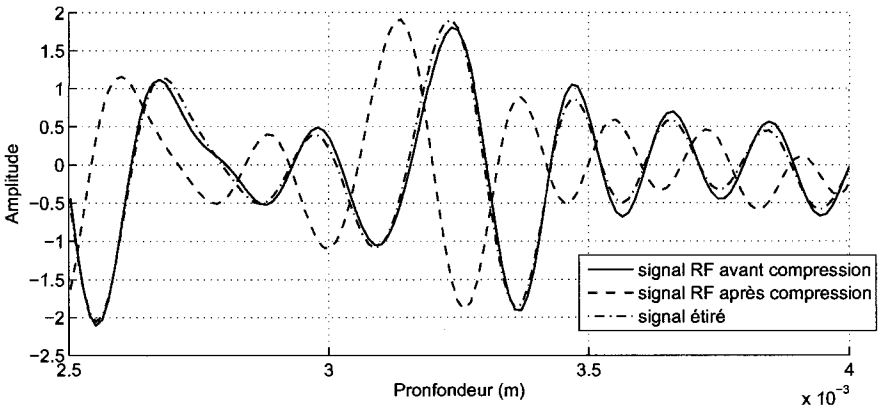
Pour la deuxième étape du calcul, on prend une taille de fenêtre plus fine, de l'ordre de la longueur d'onde, pour estimer le déplacement local. Le premier estimé du mouvement va déterminer la position des fenêtres de corrélation dans le signal post-compression ; les signaux à corréler seront comparables et il y aura donc moins de fausses estimations.

#### 2.3.3.2 Utilisation de techniques d'étirement temporel

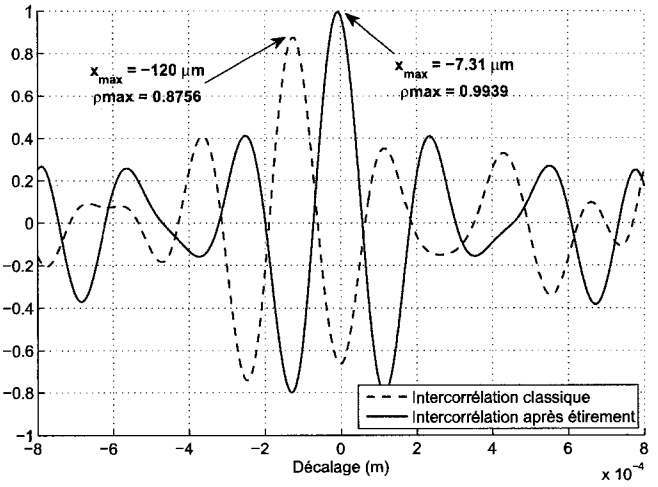
La technique d'étirement temporel, ou *stretching*, décrite par Alam et Ophir (1997), consiste à étirer le signal post-compression avant l'étape de calcul de la fonction de similarité. Cet étirement a pour but de faire un premier recalage grossier du signal post-compression pour qu'il ressemble davantage au signal pré-compression. Il ne reste alors qu'un faible mouvement de translation à estimer, ce qui, en général, convient bien aux diverses techniques d'estimation de mouvement. Par exemple, pour ce qui est de la fonction d'intercorrélation, l'étirement du signal post-compression fera en sorte qu'elle se rapproche de la fonction d'autocorrélation, que le bruit de décorrélation diminue et que le coefficient augmente, donnant ainsi plus de robustesse à l'estimation.

Cette technique est illustrée à la figure 2.9(a). On peut voir que le signal post-compression est décalé de manière à mieux faire correspondre ses maxima avec ceux du signal pré-compression. La figure 2.9(b) montre les coefficients de corrélation [6] des signaux avant et après étirement. Le coefficient de corrélation maximal obtenu avec le signal étiré (0,99) est supérieur au coefficient de corrélation des signaux initiaux (0,88). Le coefficient de corrélation à 0,88 est le même que celui entre signaux ayant un rapport signal sur bruit (RSB) de 10 dB ; le coefficient à 0,99 serait celui de signaux ayant un RSB largement

6. Le calcul des coefficients de corrélation sera montré au paragraphe 3.3.




(a) Étirement temporel du signal post-compression.




(b) Fonction d'intercorrélation des signaux avant et après étirement.

FIGURE 2.9 Illustration de la technique d'étirement temporel.
(a) L'étirement temporel du signal post-compression permet de le recaler sur le signal pré-compression. Le déplacement résiduel à estimer sera donc faible ($\approx 7\mu m$ dans cet exemple).
(b) Les fonctions d'intercorrélation « classiques » entre signaux pré- et post-compression et entre signaux pré- et post-compression étiré. L'étirement du signal post-compression augmente de façon importante le coefficient de corrélation maximal, de 0,88 sans étirement à 0,99 avec étirement.

supérieur, soit de 38 dB [7].

Ainsi, la technique d'étirement de signal permet d'améliorer la qualité d'un élastogramme. Mais cette technique se heurte à certaines limites. En effet, le signal post-compression n'est pas la réplique exacte décalée du signal pré-compression à cause de la décorrélation qui augmente avec la déformation. Le tissu est en général non homogène : la déformation varie et le facteur d'étirement à appliquer aussi. Celui-ci dépend de la déformation locale, qui est l'inconnue qu'on cherche à estimer. Si on applique un étirement global au signal, une certaine décorrélation sera introduite, dû au fait que certaines régions seront trop étirées et d'autres non.

C'est ce problème qui a poussé Alam et al. (1998) à introduire une technique d'étirement temporel adapté (*Adaptive Stretching*), technique qui recherche le facteur d'étirement optimal à appliquer au signal. Cette nouvelle technique prend en compte le fait que la déformation varie localement dans le tissu. Cette méthode nous a inspirée pour produire un algorithme itératif se basant sur la réinjection du mouvement estimé dans l'image du tissu déformé. Cette technique est décrite à la partie 3.3.

Toutes les techniques précédentes sont principalement basées sur l'analyse des signaux radiofréquence en une dimension. Nous avons pu montrer qu'il est possible de réduire la décorrélation introduite par la déformation axiale. Cependant, la décorrélation due aux mouvements latéraux et d'élévation n'est pas réduite. Pour prendre en compte ces phénomènes, il peut être utile d'utiliser des techniques d'estimation incohérente, dont celles que nous décrivons maintenant.

---

7. Le modèle utilisé pour faire la correspondance corrélation/RSB est celui où on considère que le signal post-compression étiré est égal au signal pré-compression auquel s'ajoute un bruit non corrélé. Dans ce cas, la relation entre le rapport signal sur bruit et le coefficient de corrélation $\rho$ est : $RSB = \frac{\rho^2}{1-\rho^2}$ (Céspedes et al., 1997).

### 2.3.4 Techniques d'estimation incohérente

Pour limiter le bruit dû à la décorrélation des signaux, il peut être avantageux de travailler sur les images mode B, soit l'enveloppe du signal radiofréquence, en particulier s'il s'agit de mouvements 2D. L'information véhiculée par la phase est alors inutilisée.

Toutes les méthodes d'estimation de mouvement sur les signaux RF peuvent aussi s'appliquer sur leur enveloppe, et nous verrons dans le chapitre 5 ce que cela peut apporter aux élastogrammes. D'autres méthodes ont d'abord été développées pour travailler sur les images mode B et sont présentées dans les paragraphes qui suivent.

#### 2.3.4.1 Méthode du flux optique

Une méthode décrite par Bertrand et Meunier (1989), et basée sur le flux optique (Horn and Schunck, 1981), cherche à déterminer le mouvement dans une séquence d'images par l'étude des changements de luminosité dans le temps et l'espace des images ultrasonores. Le principe du flux optique est le suivant : on représente mathématiquement une séquence d'images ultrasonores par la fonction $I(x, y, t)$, intensité ultrasonore du pixel ayant pour coordonnées $(x, y)$, à l'instant $t$. En dérivant cette intensité par rapport au temps, on obtient :

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\partial I}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} \tag{2.27}$$

$$\frac{dI}{dt} = I_x.u + I_y.v + I_t \tag{2.28}$$

$(I_x, I_y)$ est le gradient spatial de l'image et $I_t$ est la dérivée temporelle partielle de la séquence. On peut estimer directement $I_x$, $I_y$, et $I_t$ à partir de la séquence d'images par des gradients discrets. Pour ce qui est de $(u, v)$, les composantes horizontale et verticale du mouvement, on formule le problème de leur estimation comme étant la recherche du

minimum d'une fonctionnelle du type :

$$(u, v) = \arg\min_{(u,v)} \int \left( I_x u + I_y v + I_t - \frac{dI}{dt} \right)^2 dxdy \tag{2.29}$$

Pour résoudre ce problème de minimisation, il est nécessaire d'introduire des contraintes. L'une est appelée contrainte d'intensité et suppose que $\frac{dI}{dt} = 0$ (l'intensité intrinsèque de l'image, c'est-à-dire le changement de luminosité qui aurait pu être observé s'il n'y avait pas eu de mouvement, ne varie pas). L'autre est la contrainte de vitesse : si la région d'intérêt (ROI) est suffisamment petite, on peut considérer le mouvement linéaire dans la ROI et réécrire l'équation (2.19) sous la forme :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \tag{2.30}$$

Ainsi, l'équation (2.29) devient :

$$(u, v) = \arg\min_{(u,v)} \int \left( I_x a + I_x A x + I_x B y + I_y b + I_y C x + I_y D y + I_t - \frac{dI}{dt} \right)^2 dxdy \tag{2.31}$$

Les inconnues à déterminer sont $(a, A, B, b, C, D)$, seuls paramètres qu'on ne peut pas déterminer à partir de l'image. Si on écrit cette équation pour chaque pixel de l'image, on peut résoudre le problème en faisant une régression par moindres carrés. Cette méthode s'avère très efficace pour les faibles déplacements, où le modèle linéaire s'applique bien.

#### 2.3.4.2 Estimateur spectral de déformation

Dans les méthodes classiques d'élastographie, on calcule d'abord le champ de déplacement, puis on obtient la déformation comme étant le gradient du champ de déplacement ; ici, on propose d'estimer directement la déformation à partir des spectres des signaux RF.

Hoyt et al. (2005) proposent un calcul direct de la déformation, utilisant les fonctions de similarité sur les spectres de puissance des signaux avant et après compression, $S_0$ et $S_1$ :

$$R_{xcn}(\omega) = \frac{\sum_{m=1}^{N/2} S_0(m).S_1(m+\omega)}{\sqrt{\sum_{m=1}^{N/2} S_0(m). \sum_{m=1}^{N/2} S_1(m)}}, \tag{2.32}$$

où $N$ représente le nombre d'éléments de la transformée de Fourier. La valeur de $\omega$ qui maximise la fonction $R_{xcn}$ est le décalage spectral recherché, relié à la déformation $\beta$ par la relation :

$$\beta = -\frac{\omega}{\omega_0} \tag{2.33}$$

où $\omega_0$ est la pulsation centrale du transducteur. L'avantage de cette estimation dans le domaine spectral est qu'on gagne en robustesse par rapport au bruit de décorrélation.

# CHAPITRE 3

# L'ALGORITHME D'ESTIMATION D'ÉLASTOGRAMME

## 3.1 Introduction

Les méthodes décrites au chapitre précédent nous ont influencée pour développer un algorithme de calcul d'élastogramme à partir des ressources disponibles au laboratoire d'imagerie et d'instrumentation de l'Institut de génie biomédical. Cet algorithme met en œuvre une méthode utilisant la similarité, technique de référence en élastographie. La méthode utilisant l'intercorrélation est celle qui a été proposée à l'origine par Ophir (1991) ; depuis ce temps, toute nouvelle méthode proposée se doit de lui être comparée. C'est donc la première technique que nous avons cherché à développer. Une seconde méthode très répandue utilise la fonction de similarité qui repose sur la somme des différences absolues. Elle peut se comparer à une méthode de corrélation, car les stratégies de recherche d'extremum de ces fonctions sont quasi identiques. Les différentes étapes régissant cet algorithme sont expliquées dans les paragraphes qui suivent. Sa mise en œuvre dans le contexte expérimental sera détaillée à la section 3.5.

Le principe de l'algorithme de reconstruction d'élastogramme à partir de deux images ultrasonores est présenté à la figure 3.1. Si on dispose d'une séquence d'images, le déplacement sera calculé entre chaque paire d'images consécutives. Le principe est le même selon que l'on souhaite calculer un élastogramme 1D ou 2D : on effectue un découpage en fenêtres des images ultrasonores, c'est-à-dire qu'on le divise en régions de taille et de taux de recouvrement prédéterminés. L'importance de l'ajustement de ces derniers paramètres sera discutée à la section 3.2.

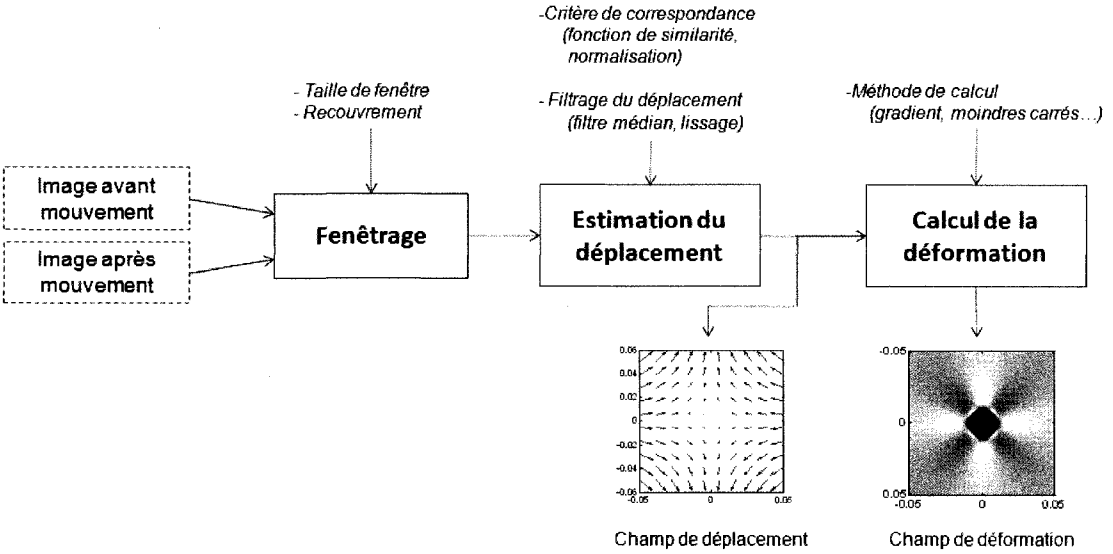



FIGURE 3.1 Schéma représentant les différentes étapes dans l'estimation d'élastogrammes.

L'étape principale en élastographie est le calcul du champ de déplacement, qui mènera à l'obtention du champ de déformation. Le déplacement est calculé entre chaque paire de sous-régions déterminées lors du fenêtrage, et l'assemblage de toutes ces estimations constitue le champ de déplacement. Ces différentes étapes sont décrites dans les sections suivantes.

## 3.2 Fenêtrage des signaux

Chaque image est découpée en régions de façon à ce que le mouvement soit uniforme au sein de chaque fenêtre. S'il y a déformation, le fenêtrage doit être assez fin pour qu'on puisse considérer que le mouvement à l'intérieur d'une fenêtre est une translation. Le mouvement ainsi estimé est considéré être celui du point au centre de la fenêtre.

L'espacement entre les fenêtres détermine l'échantillonnage du champ de déplacement estimé. C'est pourquoi on voudrait choisir une taille de fenêtre la plus petite possible.

Cependant, un fenêtrage trop fin est source de mauvaises estimations de mouvement, comme on a pu l'observer à la figure 2.8 : lorsque la translation est plus importante que la taille de la fenêtre, il n'est plus possible de trouver le décalage conduisant à un niveau acceptable de similarité des signaux. De plus, avec une fenêtre trop fine et en présence de bruit, le petit nombre d'échantillons de données ne fait qu'augmenter l'incertitude de l'estimé et donc le niveau de bruit dans l'élastogramme. En pratique, on trouve que l'estimation du mouvement en utilisant une fonction de similarité nécessite que le signal présente au moins une à trois oscillations dans la fenêtre.

Le recouvrement entre les fenêtres est aussi un paramètre important. Un recouvrement élevé permet d'obtenir plus d'estimés et donc un échantillonnage plus fin du déplacement. Cependant, du bruit est introduit lors du calcul de la déformation si le recouvrement est trop grand.

## 3.3 Estimation du mouvement dans le tissu

### 3.3.1 Estimation du déplacement

Il a été décrit au chapitre précédent un certain nombre de méthodes d'estimation de mouvement à partir de signaux ultrasonores. La technique la plus courante, et celle que nous adopterons, consiste à utiliser des fonctions de similarité qui reposent soit sur la corrélation, soit sur la somme des différences absolues. L'intercorrélation, présentée à l'équation (2.22), est la plus utilisée.

Comme il s'agit de signaux échantillonnés, l'opérateur intégrateur de l'équation (2.22) est remplacé par une somme discrète. Pour simplifier la notation, les variables $x$ et $y$ seront remplacées par les indices $n$ et $m$, et le retard de corrélation par $(\Delta_n, \Delta_m)$. Le décalage entre les signaux $I_{pre}$ et $I_{post}$ fenêtrés sera donc la valeur $\Delta = (\Delta_n, \Delta_m)$ maxi-

misant la fonction $R_{xc}(\Delta)$, définie par :

$$R_{xc}(\Delta) = \sum_{n=N_1}^{N_2} \sum_{m=M_1}^{M_2} I_{pre}(n,m) I_{post}(n+\Delta_n, m+\Delta_m) \tag{3.1}$$

On impose $I_{post}(n+\Delta_n, m+\Delta_m) = 0$ pour $n+\Delta_n < N_1$ et $n+\Delta_n > N_2$ et $m+\Delta_m < M_1$ et $m+\Delta_m > M_2$. Ceci correspond à la forme biaisée de la corrélation et équivaut à faire un bourrage de zéros autour de la fenêtre $((N_1, M_1) \rightarrow (N_2, M_2))$. C'est ce qui explique le profil triangulaire et l'amplitude décroissante de la fonction illustrée à la figure 2.6(a).

La somme des différences absolues (SDA), dont il a été fait mention au chapitre précédent, opère sur la différence entre signaux décalés. On cherche le décalage qui produira le minimum d'une fonction définie par :

$$R_{sda}(\Delta) = \sum_{n=N_1}^{N_2} \sum_{m=M_1}^{M_2} |I_{pre}(n,m) - I_{post}(n+\Delta_n, m+\Delta_m)| \tag{3.2}$$

Plusieurs comparaisons entre les performances d'estimations de ces deux fonctions ont été publiées (Langeland et al., 2003; Viola and Walker, 2001). Nous verrons au chapitre 4 que la SDA peut s'avérer un meilleur estimateur pour le mouvement.

Cependant, il faut noter qu'en langage Matlab, l'intercorrélation est plus facile à mettre en œuvre que ne l'est la somme des différences absolues. En effet, l'opération d'intercorrélation consiste en une simple multiplication dans le domaine fréquentiel. Il n'existe pas d'équivalent fréquentiel pour la SDA et les calculs matriciels pour une SDA vectorisée seront plus lourds, en particulier pour les problèmes 2D ou 3D.

Dans ce travail, nous aurons à analyser la qualité de l'estimation du mouvement par fonction de similarité. Pour ce faire, nous allons comparer des coefficients de similarité pour

la corrélation et la SDA. Les coefficients de corrélation sont obtenus après normalisation de la fonction d'intercorrélation :

$$R_{xcn}(\Delta) = \frac{R_{12}}{\sqrt{R_{11}(0)R_{22}(0)}}, \tag{3.3}$$

avec

$$\begin{aligned} R_{12} &= \sum_n \sum_m I_{pre}(n,m) I_{post}(n+\Delta_n, m+\Delta_m) \\ R_{11}(0) &= \sum_n \sum_m I_{pre}(n,m) I_{pre}(n,m) \\ R_{22}(0) &= \sum_n \sum_m I_{post}(n,m) I_{post}(n,m). \end{aligned} \tag{3.4}$$

Cette normalisation consiste à diviser la fonction $R_{xc}(\Delta)$ par la racine carrée du produit des fonctions d'autocorrélation des signaux $I_{pre}$ et $I_{post}$ à décalage nul. L'avantage de cette normalisation est que les valeurs des coefficients sont indépendantes de la taille de la fenêtre de calcul, du moins à décalage zéro. En deçà ou au delà de ce point, le coefficient sera biaisé, plus faible qu'il ne devrait l'être, étant en quelque sorte multiplié par l'enveloppe triangulaire dont il a déjà été question au début de cette section. En pratique, ce biais sur l'amplitude de la corrélation se traduira par une localisation plus près du retard zéro, donc une sous-estimation de l'amplitude du mouvement [1]. Notons que dans le cas où le mouvement est faible et pour des fenêtres contenant plusieurs échantillons de données, le biais introduit sera faible.

Dans le cas de la SDA, nous appliquerons aussi une normalisation de façon à obtenir des coefficients compris entre 0 et 1. Ceux-ci sont obtenus de la manière suivante :

1. L'algorithme de calcul que nous avons étudié permet aussi de faire un estimé non biaisé de la corrélation. Pour ce faire, la normalisation est ajustée pour tenir compte du nombre d'échantillons contribuant à la corrélation pour chacun des retards. Nous n'avons pas retenu cette approche et avons préféré la méthode biaisée qui s'est avérée plus robuste.

$$R_{sdan}(\Delta) = \frac{\sum_n \sum_m |I_{pre}(n,m) - I_{post}(n+\Delta_n, m+\Delta_m)|}{\sum_n \sum_m |I_{pre}(n,m)| + \sum_n \sum_m |I_{post}(n,m)|} \tag{3.5}$$

### 3.3.2 Estimation itérative du mouvement

Afin de réduire le biais de l'estimation, lorsque l'amplitude du mouvement est grande ou que la taille des fenêtres est petite, il peut être utile de procéder de manière itérative en réinjectant le champ de déplacement, estimé lors d'une première itération, à l'image post-compression. Les estimations suivantes permettent d'affiner l'estimation du champ de déplacement. Un schéma résumant les étapes de l'estimation est présenté à la figure 3.2.

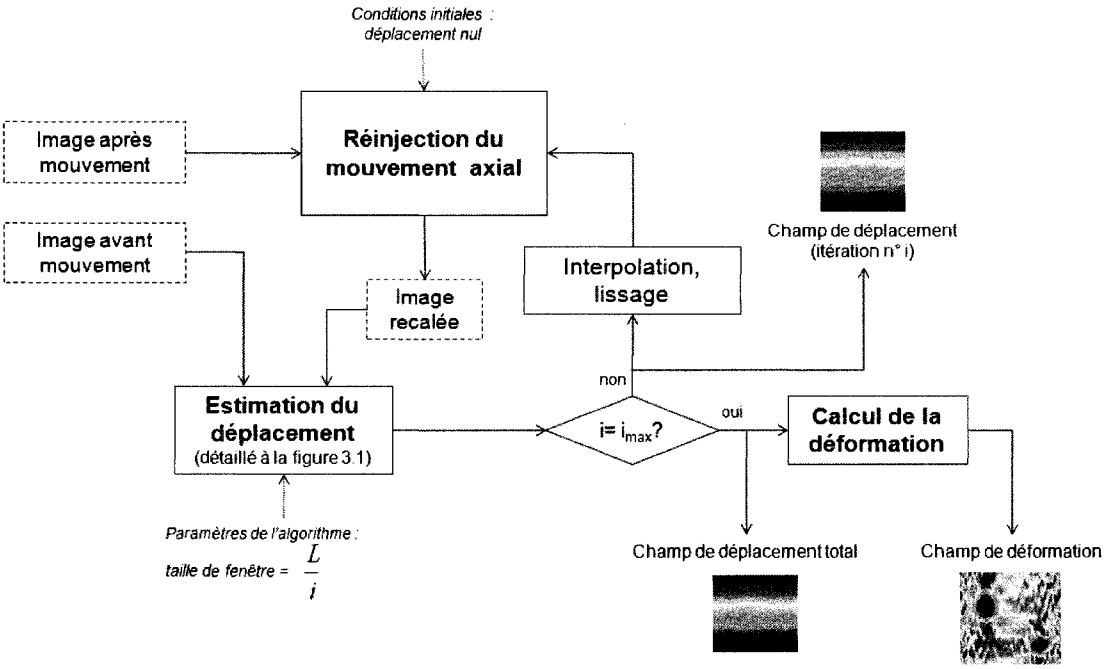



FIGURE 3.2 Principe de l'algorithme par réinjection du mouvement.
Le recalage de l'image consiste en l'interpolation de l'image déformée sur les coordonnées correspondant aux trajectoires inverses (déterminées à partir du champ de déplacement estimé et lissé). Dans le losange, $i_{max}$ est le nombre d'itérations de l'algorithme, fixé à l'avance par l'utilisateur. À chaque itération, la taille de fenêtre utilisée pour le découpage des images est diminuée.

Dès la deuxième itération, on trouve en général que le déplacement entre les deux images est globalement nul et on peut affiner la résolution de l'estimation en estimant le mouvement sur des fenêtres plus petites. Nous montrerons qu'on peut réduire de manière visible le biais et la variance de l'estimation. Les résultats seront présentés au chapitre 4.

## 3.4 Calcul du champ de déformation

Souvent, l'élastographie est effectuée en une dimension sur les lignes radiofréquences. On en déduit alors le champ de déplacement axial, et donc la déformation axiale. Celle-ci est obtenue simplement en calculant la pente locale du déplacement, calculée soit par l'opérateur dérivée, soit en faisant la régression par moindres carrés sur un certain nombre de points fixés dans l'algorithme que nous utilisons.

Dans le cas où on souhaite déterminer la déformation bidimensionnelle (afin de retrouver le tenseur de déformation), plusieurs méthodes sont possibles. La méthode classique consiste à obtenir les composantes de la déformation en calculant le gradient du champ de déplacement ; comme le champ de déplacement a deux composantes dépendantes de $x$ et $y$, le calcul du gradient de $u$ et de $v$ nous donnera quatre composantes, qu'on peut noter :

$$\vec{grad}\,(u) = \left[\frac{\partial u}{\partial x}, \frac{\partial u}{\partial y}\right] = [u_x, u_y] \tag{3.6}$$

$$\vec{grad}\,(v) = \left[\frac{\partial v}{\partial x}, \frac{\partial v}{\partial y}\right] = [v_x, v_y] \tag{3.7}$$

On en déduit les composantes du tenseur de déformation [2] :

$$\begin{aligned} \epsilon_x &= \frac{\partial u}{\partial x} = u_x, \\ \epsilon_y &= \frac{\partial v}{\partial y} = v_y, \\ \gamma_{xy} &= \frac{1}{2}\left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x}\right) = \frac{1}{2}\left(u_y + v_x\right). \end{aligned} \tag{3.8}$$

Comme les champs de déplacement estimés dans nos algorithmes d'élastographie sont souvent bruités, l'opération dérivée effectuée par le gradient produit une estimation encore plus bruitée de la déformation. La méthode que nous proposons d'appliquer, développée par Pan et al. (2007), cherche à approcher le champ de déplacement par un polynôme bidimensionnel d'ordre 1 en chaque point où on souhaite connaître la déformation et ainsi obtenir la déformation à partir des coefficients de ce polynôme. Le détail du calcul est présenté à l'annexe V : cette méthode est assez simple à mettre en œuvre, car il s'agit essentiellement de produits de matrices.

Des exemples de calcul de déformation, en une et deux dimensions, sont décrits à la section V.2 de l'annexe V. On peut y voir l'amélioration apportée sur des déplacements bruités par nos méthodes d'estimation basées sur une approximation linéaire 1D ou 2D. Ce sont ces méthodes qui seront adoptées lors de la mise en œuvre de l'algorithme au chapitre 4.

2. Voir équation (II.2) à l'annexe II.

## 3.5 Mise en œuvre de l'algorithme

### 3.5.1 Aperçu de la programmation objet sous Matlab

La plupart des outils permettant d'analyser des données ultrasonores au Laboratoire d'imagerie et d'instrumentation utilisent la programmation objet dans le logiciel Matlab. Ainsi, une image ultrasonore définie sous forme d'objet permet d'y attacher plusieurs propriétés très utiles pour l'analyse de tels signaux ultrasonores et le calcul d'élastogrammes (valeurs d'intensités, coordonnées, échantillonnage...). Plusieurs méthodes de traitement de ces objets ont été développées en extension de fonctions usuelles de Matlab. Elles appellent ces fonctions usuelles avec les arguments appropriés, puis utilisent leurs résultats pour les intégrer à de nouveaux objets en sortie en tenant compte des propriétés de l'objet d'entrée. Ces méthodes auront l'avantage de traiter les données en conservant les bonnes unités ou le bon échantillonnage ; par exemple, le calcul de la transformée de Fourier opérant sur ces objets tiendra compte de tous ces paramètres pour rendre un objet contenant la transformée de Fourier et les axes fréquentiels correspondants.

Dans ce travail, il nous est très utile de travailler avec les objets : c'est d'abord un outil qui permet d'unifier les données ultrasonores en un seul et même format, et ce quel que soit le transducteur ou l'appareil d'imagerie utilisé. On peut ainsi développer des algorithmes de calcul qui s'appliquent à des données où l'échantillonnage varie selon le type de transducteur utilisé, la méthode de balayage, ou encore le type de signal (RF, IQ, mode B...). Dans les algorithmes de calcul d'élastogramme, on travaille souvent à plusieurs échelles. Par exemple, le résultat du calcul du déplacement est en général produit à une échelle plus grossière que l'échelle des données : le pas d'échantillonnage du déplacement est donné par l'espacement entre fenêtres adjacentes (un estimé de déplacement par fenêtre). De plus, il peut arriver qu'on applique à ces objets des transformations

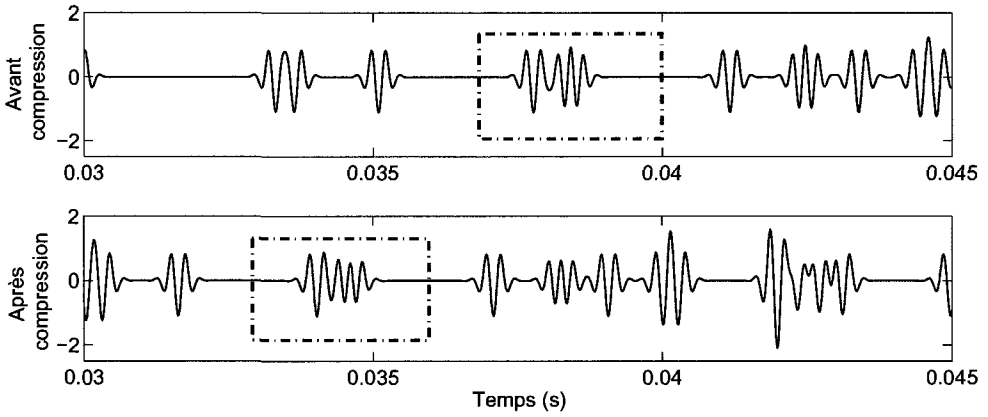
géométriques utilisant le pas d'échantillonnage (rotation, déformation...).

L'objet le plus utilisé dans nos programmes est l'objet *datingrid* qui lie, au moment de la construction, les échantillons de signaux à leurs coordonnées « physiques », ce qui, par exemple en deux dimensions, revient à lier dans une structure la matrice de données et les coordonnées d'une grille d'échantillonnage (d'où le nom *datingrid*). Ainsi,une sous-région définie comme un objet *datingrid* conserve l'information pour la relier au domaine auquel elle appartient.

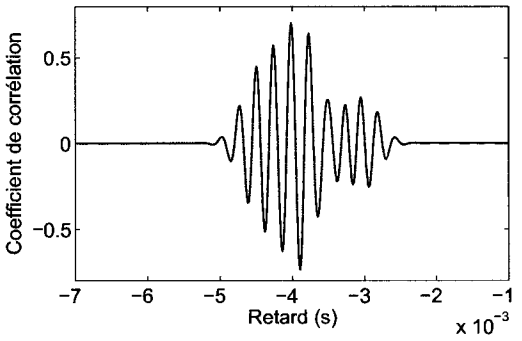
L'exemple présenté à la figure 3.3 illustre la méthode d'intercorrélation pour deux objets correspondant à des régions qui ne se chevauchent pas, mais qui contiennent le même patron de speckles. Le retard de corrélation est correctement calculé.

Plusieurs méthodes utilisant les objets *datingrid* et produisant de tels objets sont utilisées au cours de ce travail :

- Fenêtrage : la méthode *subdivide* permet de découper un objet en régions dont la taille et le recouvrement sont spécifiés par l'utilisateur. Elle est utilisée lors du fenêtrage des signaux ultrasonores.
- Fonction de similarité : les fonctions d'intercorrélation (*xcorr*) ou de somme des différences absolues (*absdiff*) utilisées dans ce travail utilisent les objets ; une illustration pour l'intercorrélation 1D est donnée à la figure 3.3.
- Calcul de la déformation : les méthodes *gradient* et *sgolay2* calculent le champ de déformation en tenant compte de l'échantillonnage des images.
- Sélection d'une sous-région d'un objet : les fonctions *picksegment* et *mapinrect* permettent de sélectionner une région d'un objet 1D et 2D, et construisent un objet de cette région.
- Transformation appliquée à une image : la fonction *affine* permet d'appliquer une transformation linéaire à un objet, en tenant compte de l'échantillonnage, des frontières de l'objet...




(a) Signaux temporels avant et après compression.




(b) Intercorrélation des segments encadrés.

FIGURE 3.3 Illustration de l'application de la méthode d'intercorrélation à deux objets *datingrid* disjoints.
(a) Chaque signal est un objet *datingrid* contenant un champ de données et un axe temporel dans les mêmes unités.
(b) La méthode d'intercorrélation est appliquée entre les deux portions de signaux correspondant aux encadrés, eux-mêmes des objets *datingrid*. L'axe des abscisses de l'intercorrélation est calculé dans les bonnes unités. Le décalage entre les deux signaux est obtenu en prenant directement l'abscisse du maximum de la fonction d'intercorrélation.

– D'autres fonctions usuelles sont constamment utilisées, telles que la valeur absolue, la phase, la convolution, la transformée de Hilbert...

### 3.5.2 Le type d'images analysées

Dans ce travail, nous analysons deux types de signaux ultrasonores : le signal RF (ou sa représentation phase/quadrature après démodulation synchrone) et le signal mode B. Le signal mode B est presque toujours disponible sur les échographes utilisés en clinique, tandis que le signal RF ne l'est que sur ceux configurés pour la recherche. L'élastographie utilise principalement le signal RF, qui montre les changements de texture échographique produits par le mouvement ainsi que les changements dans la phase des signaux. Ainsi, le mouvement entre les signaux peut être estimé avec une bonne résolution.

Cependant, il est des situations où il est plus avantageux de travailler avec l'enveloppe du signal RF, soit l'image mode B. Ce type de signaux convient mieux à grande déformation, car on évite les problèmes de fausse localisation du maximum de corrélation au cycle précédent ou suivant. De plus, l'enveloppe, plus facile à interpoler, est au départ mieux adaptée aux méthodes de flux optique. Les signaux mode B requièrent aussi une fréquence d'échantillonnage axiale plus faible, surtout s'il s'agit de signaux provenant de transducteurs à largeur de bande étroite, ce qui est utile si on veut stocker de longues séquences d'images.

En une dimension, l'analyse des signaux RF est souvent privilégiée. Mais en deux dimensions, il peut être plus intéressant d'utiliser les images mode B : l'échantillonnage est souvent plus faible dans la direction latérale et l'estimation du déplacement est souvent très bruitée. Il est alors plus facile de suivre les mouvements du speckle sur l'image mode B.

# CHAPITRE 4

# APPLICATION À DES PROBLÈMES RÉSOLUS

Les algorithmes décrits dans le chapitre précédent vont maintenant être validés au moyen d'expériences simulées. En effet, avant d'appliquer l'algorithme à des données réelles, il est souhaitable de le valider sur des images synthétiques. Celles-ci seront produites à l'aide du modèle de formation d'images développé à la section 2.2, qui permet de contrôler, entre autres, la déformation appliquée, le mouvement des diffuseurs et le bruit dans l'image.

Les simulations seront effectuées sur plusieurs types de fantômes. Tout d'abord, le bruit sera caractérisé pour un fantôme homogène en termes de rigidité. Nous pourrons ainsi caractériser plusieurs sources de bruit élastographique : la décorrélation, dont il a été question à la section 2.3, mais aussi l'interpolation rencontrée lors de la recherche du maximum de corrélation, qui donne lieu à des artefacts caractéristiques en élastographie. Nous verrons comment nous pouvons limiter ces sources de bruit inévitables dans la reconstruction d'élastogrammes. Enfin, des modèles 1D ou 2D plus complexes seront utilisés pour observer l'influence des différents paramètres de l'algorithme. Ces observations permettront ensuite d'appliquer la reconstruction sur des données réelles au chapitre 5.

## 4.1 Analyse du bruit élastographique pour un fantôme de rigidité constante

À partir d'un modèle très simple (un fantôme numérique homogène en module de rigidité, dont le mouvement est seulement 1D), nous allons déterminer l'influence de différents paramètres sur l'efficacité de l'algorithme de reconstruction d'élastogramme. Il

s'agit de paramètres affectant la résolution, tels que la taille des fenêtres et le recouvrement, et qui ont une influence sur le rapport signal sur bruit élastographique. Les caractéristiques des images analysées et des paramètres de reconstruction sont résumées au tableau 4.1.

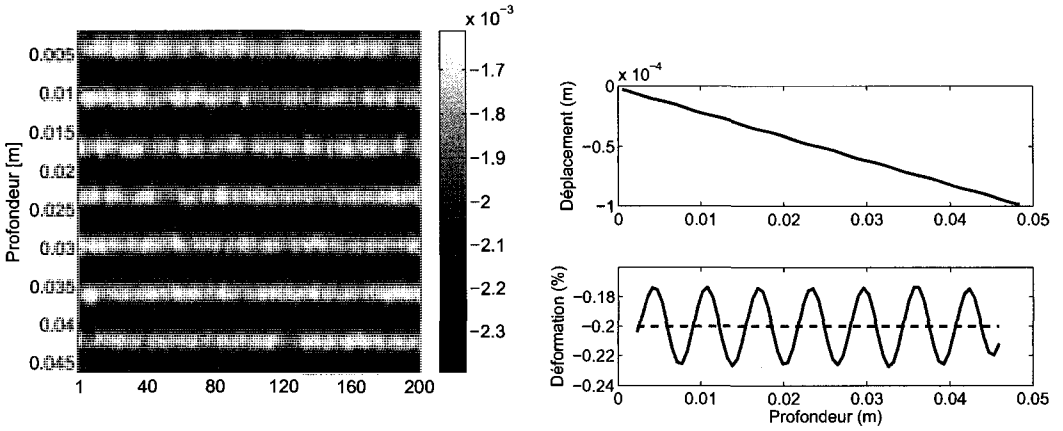
TABLEAU 4.1 Paramètres utilisés pour l'analyse du bruit (section 4.1) *(En gras, les paramètres que nous faisons varier)*

| | | |
|---|---|---|
| Image ultrasonore | Type de fantôme | Homogène (rigidité constante dans tout le tissu) |
| | Modèle de diffuseurs | Discrets<br>Densité : $10^3$diffuseurs$/m$ |
| | Région d'intérêt | Dimension : 5 cm, 200 réalisations<br>Résolution : 2048 × 200<br>Fréquence d'échantillonnage axiale : 31,5 MHz<br>Pas d'échantillonnage spatial : 24,4 $\mu$m |
| | Caractéristiques mécaniques | Compliance normalisée = 1<br>Mouvement 1D |
| | Déformation globale | **Variable** : de 0,1 % à 15 % (compression) |
| | Transducteur | Profil axial : $f_0$ = 3 MHz, B = 1,8 MHz<br>Profil latéral gaussien, largeur à mi-hauteur : 1 mm |
| Calcul d'élastogramme | Fenêtrage | **Taille variable** : de 1,5 mm à 5 mm<br>**Recouvrement variable** : 40, 60 et 80 % |
| | Calcul du déplacement | **Intercorrélation (Xcorr), SDA**<br>Sans recalage<br>Interpolation du maximum de corrélation : parabolique |
| | Filtrage du déplacement | Médian : 5 × 5<br>Passe-bas : fenêtre (axiale) de 5 pixels |
| | Calcul de la déformation | Moindres carrés (8 points) |

L'annexe IV présente des méthodes utilisées pour évaluer la qualité des élastogrammes. On y fait appel aux paramètres qui déterminent habituellement les performances de systèmes d'imagerie ou d'algorithmes de reconstruction, soit le contraste, la résolution, le rapport signal sur bruit. À cela s'ajoute le taux de déformation imposée, paramètre spécifique à l'élastographie, qui tient une place importante dans l'optimisation des méthodes d'estimation. Ce paramètre sert à construire des courbes appelées filtres de déformation, qui représentent la plage, ou encore la fenêtre de déformation utilisable pour obtenir des élastogrammes d'une qualité donnée. L'annexe IV.2 présente les notions de fenêtre de déformation, proposée par Varghese et al. (1997), que nous utiliserons dans ce qui suit.

### 4.1.1 Caractérisation du bruit observé

La figure 4.1(a) montre un exemple d'élastogramme obtenu au cours de ces expériences simulées. Sur cet élastogramme, on remarque des oscillations autour de la valeur théorique, qui se distinguent sous forme de « zébrures ». On tient généralement pour acquis que ces bandes sont dues à la méthode d'interpolation utilisée lors de la recherche du maximum (Alam and Ophir, 2000; Céspedes et al., 1995; Boucher and Hassab, 1981).




(a) (b)

FIGURE 4.1 Illustration du phénomène de zébrures pour une déformation de 0,2 %. La reconstruction de l'élastogramme est effectuée en utilisant la somme des différences absolues, une taille de fenêtre de 3 mm et un recouvrement de 80 %. L'estimation de la déformation est unidimensionnelle, utilisant la méthode des moindres carrés sur 8 points. La déformation moyenne calculée est 0,1997 %, et l'écart-type est 0,0188 %.

En effet, l'estimation du déplacement se fait en localisant l'extremum d'une fonction de similarité continue. Comme le signal est échantillonné, cette fonction l'est aussi et, de façon générale, le délai recherché ne coïncidera pas avec le maximum de la fonction échantillonnée. L'erreur sur l'estimation de la position de l'extremum se situera entre $-T_e/2$ et $T_e/2$, $T_e$ étant la période d'échantillonnage de la fonction de similarité (qui est aussi celle du signal RF), et s'avère habituellement inacceptable compte tenu du bruit qu'elle introduit sur l'élastogramme. On verra donc à raffiner la localisation de l'extre-

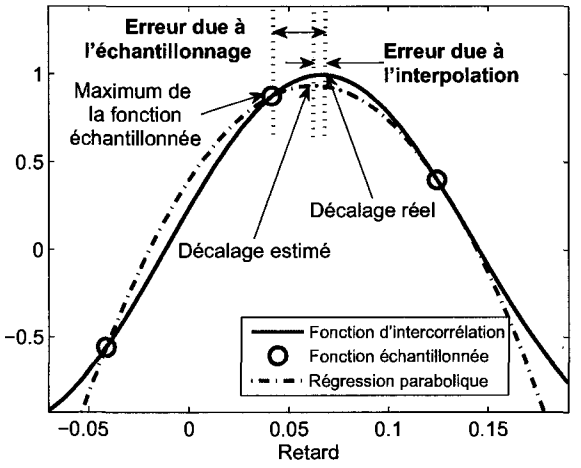



FIGURE 4.2 Erreurs introduites lors de la localisation de l'extremum d'une fonction de similarité.
Dans cet exemple, la fonction de similarité est de type intercorrélation ; elle est approchée par une fonction quadratique.

mum, par exemple en interpolant la fonction de similarité.

Ici on fait appel à un modèle parabolique pour approcher la fonction de similarité au voisinage de l'extremum. On peut alors facilement développer une expression analytique de la position de l'extremum en fonction des trois points qui l'avoisinent. Comme en général la fonction de similarité n'est pas parabolique près de l'extremum [1], une erreur est introduite dans l'estimation de la position de ce dernier, comme l'illustre la figure 4.2. L'erreur est d'autant plus grande que les termes d'ordre supérieur à 2 sont importants, ce qui est le cas, par exemple, lorsque la fréquence d'échantillonnage est faible. De plus, il a été démontré (Céspedes et al., 1995) que dans le cas où la déformation est constante (ce qui est le cas ici), l'erreur de localisation est périodique. On montre facilement que la période de ce signal d'erreur de localisation est donnée par $T_e/\delta$, où $Te$ est la période d'échantillonnage du signal échographique et $\delta$ le taux de déformation. Dans l'exemple de la figure 4.1, cette période est prédite à 6,6 mm, ce qui est effectivement observé sur

1. De fait, le voisinage de l'extremum d'une fonction de similarité de type SDA est linéaire et non quadratique.

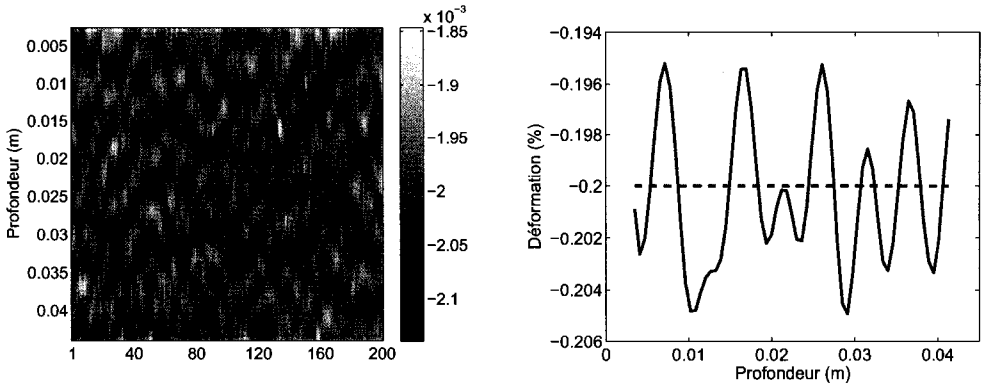
cet élastogramme.

En pratique, on observe donc des zébrures régulièrement espacées dans les zones où la déformation est constante, et cette périodicité change lorsque la déformation varie dans le tissu (Alam and Ophir, 2000) ; cela sera illustré plus loin. Notons que le signal d'erreur de localisation peut produire des effets difficiles à identifier si sa fréquence est plus grande que la moitié de la fréquence d'échantillonnage de l'élastogramme, car ce sous-échantillonnage donnera lieu à un repliement spectral qui se manifestera par un bruit de déformation souvent moins bien structuré.

Pour ce qui est de l'amplitude des zébrures, on s'attendrait à ce qu'elle diminue en utilisant une cadence d'échantillonnage plus élevée (Céspedes et al., 1995), le modèle quadratique au voisinage de l'extremum de la fonction de similarité étant encore plus justifié. Pour vérifier ceci, la même expérience a été menée avec les mêmes signaux, mais pour un échantillonnage quatre fois plus élevé. La figure 4.3 montre l'élastogramme obtenu et le profil de la 100$^{e}$ ligne de l'élastogramme. L'amplitude des oscillations est beaucoup plus faible, réduite environ d'un facteur 5. Cependant, comme on pourra le voir plus loin, l'échantillonnage à plus haute cadence n'est avantageux qu'à faibles déformations (en général, inférieures à 1 %). Pour des déformations plus importantes, d'autres sources de bruit entrent en jeu et les artefacts de zébrures dus spécifiquement à un modèle parabolique ne sont plus détectables.

### 4.1.2 Influence de la déformation : filtre de déformation

Comme mentionné en introduction, le filtre de déformation représente la plage de déformation utilisable pour obtenir des élastogrammes d'une qualité donnée ; cette qualité est décrite par un rapport signal sur bruit noté $RSB_e$, dont l'expression est définie à l'équation (IV.1) en annexe. Nous avons tenté, à partir du fantôme présenté dans cette




(a) Élastogramme (b) Profil d'une ligne de l'élastogramme

FIGURE 4.3 Effet d'un échantillonnage plus élevé sur le bruit de zébrures, pour une déformation de 0,2 %.
Les mêmes paramètres que pour la figure 4.1 sont utilisés, mais la cadence d'échantillonnage des signaux RF est quatre fois plus grande. La déformation moyenne calculée est 0,1992 %, et l'écart-type est 0,005 %, ce qui donne un $RSB_e$ d'environ 40 soit 32 dB. On notera que l'écart-type est près de quatre fois plus faible qu'à la figure 4.1, où le $RSB_e$ était de 10,6 soit 20,5 dB.

section, d'obtenir une représentation de ce filtre en calculant l'élastogramme pour des déformations de compression variant de 0,1 % à 15 %.

Le calcul de la déformation moyenne estimée ainsi que son écart-type nous permettent d'obtenir le filtre de déformation présenté à la figure 4.4. On retrouve bien l'allure théorique présentée à l'annexe IV. On peut observer que le $RSB_e$ est meilleur pour la méthode SDA et que la reconstruction est plus fiable sur une plus large plage de déformations (de 0,2 % à 4 %). À faible déformation, la méthode par intercorrélation est supérieure au départ, mais la méthode SDA redevient supérieure lorsque la cadence d'échantillonnage est quatre fois plus élevée.

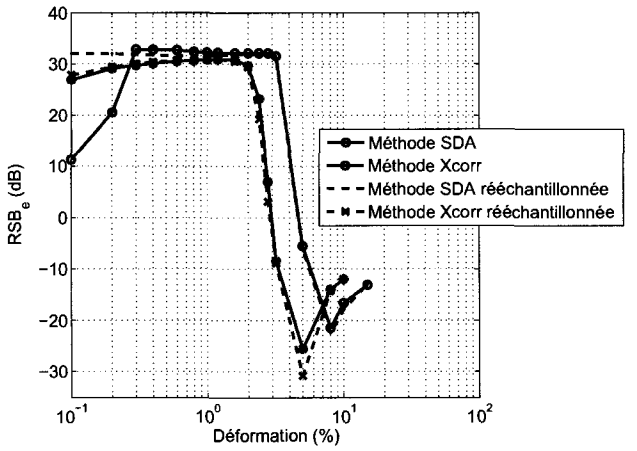



FIGURE 4.4 Exemple de filtre de déformation.
Ce filtre de déformation est obtenu avec les paramètres du modèle du tableau 4.1 pour une taille de fenêtre de 3 mm et un recouvrement de 80 %. La courbe en pointillés représente les mêmes grandeurs, mais la fréquence d'échantillonnage a été multipliée par 4. On peut voir une différence entre les deux reconstructions pour de très faibles déformations.

### 4.1.3 Influence du fenêtrage

Les expériences suivantes montrent l'influence des autres paramètres de l'algorithme sur la qualité de l'élastogramme. Cette fois-ci, la déformation est constante et vaut 2 %. On fait varier la taille de fenêtre et le recouvrement, et on calcule le déplacement avec les deux méthodes, intercorrélation et SDA, aux fins de comparaison. La figure 4.5 présente les résultats en matière de $RSB_e$ lorsque la taille de fenêtre varie, et ce pour différentes valeurs de recouvrement. On note toujours une meilleure reconstruction avec la SDA, surtout lorsque la résolution est grande : avec cette méthode, on obtiendra une bonne qualité de reconstruction en utilisant une taille de fenêtre de 2 mm, alors que pour obtenir un rapport signal sur bruit équivalent avec l'intercorrélation, la taille de fenêtre idéale serait de 3 mm, soit celle d'une plus faible résolution élastographique.

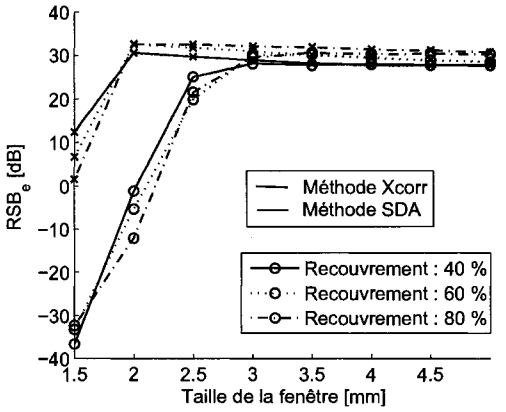



FIGURE 4.5 Évolution du rapport signal sur bruit en fonction de la taille de fenêtre et du recouvrement.
En bleu, le déplacement est calculé avec l'intercorrélation ; en rouge, c'est la somme des différences absolues qui est utilisée.

## 4.2 Estimation du mouvement sur un fantôme à bandes de rigidités différentes

Dans cette section, le modèle étudié comporte plusieurs « bandes » de rigidités différentes, et on cherche à retrouver le profil de compliance du tissu modélisé. Celui-ci correspond au modèle mécanique présenté à la figure 2.3(d) du chapitre 2 et contient une bande rigide et une bande souple [2]. Les caractéristiques du tissu et les paramètres de l'élastogramme sont résumées au tableau 4.2.

### 4.2.1 Estimation du déplacement

Les premières simulations vont permettre de comparer la méthode de calcul de déplacement par intercorrélation et par somme des différences absolues. On va aussi déterminer l'influence de la taille du fenêtrage sur la reconstruction du profil de déformation. Les élastogrammes sont calculés pour 30 réalisations correspondant chacune à une posi-

2. Dans cet exemple, on spécifie le degré de déformation globale ainsi qu'un déplacement nul pour le point de coordonnée zéro (le domaine du fantôme s'étend en deçà de l'origine pour éviter les problèmes dus à la réponse impulsionnelle non causale).

TABLEAU 4.2 Paramètres utilisés pour un fantôme 1D contenant des bandes de rigidité différentes (section 4.2) *(En gras, les paramètres que nous faisons varier).*

| | | |
|---|---|---|
| Image ultrasonore | Type de fantôme | Bandes de différentes rigidités |
| | Modèle de diffuseurs | Discrets<br>Densité : $10^3$diffuseurs$/m$ |
| | Région d'intérêt | Dimension : 5 cm, 30 réalisations<br>Résolution : 4096 × 30<br>Fréquence d'échantillonnage axiale : 63 MHz<br>Pas d'échantillonnage spatial : 12 $\mu m$ |
| | Caractéristiques mécaniques | Profil de compliance : voir figure 2.3<br>Mouvement 1D |
| | Déformation globale | Compression : 1 % |
| | Transducteur | Profil axial : $f_0$ = 3 MHz, B = 1,8 MHz<br>Profil latéral gaussien, largeur à mi-hauteur : 1 mm |
| Calcul d'élastogramme | Fenêtrage | **Taille variable** : de 1 mm à 6 mm<br>Recouvrement : 60 % |
| | Calcul du déplacement | **Intercorrélation, SDA**<br>**Avec et sans recalage**<br>Interpolation du maximum de corrélation : parabolique |
| | Filtrage du déplacement | Médian : 5 × 5<br>Passe-bas : fenêtre (axiale) de 5 pixels |
| | Calcul de la déformation | Moindres carrés (8 points) |

tion de diffuseurs particulière. Ces réalisations et leurs élastogrammes sont disposés en colonne dans une matrice, et constituent les bandes de rigidité. Les profils de déformation obtenus sont moyennés pour obtenir les élastogrammes visibles sur les figures 4.6 et 4.7. On y présente le profil de déformation moyenne et l'erreur sur l'estimation, ainsi que l'élastogramme en niveau de gris correspondant.

Les résultats présentés dans ces figures concernent les reconstructions effectuées pour des tailles de fenêtres de 1,5 mm et 3 mm. Le recouvrement entre les fenêtres de calcul est de 60 %, ce qui fait que l'espacement entre les fenêtres (le pas d'échantillonnage de l'élastogramme) est respectivement de 0,6 mm et 1,2 mm. La méthode d'estimation de la déformation utilisée est la méthode des moindres carrés, utilisée avec 8 points de régression (voir annexe V) ; les fenêtres de lissage de la déformation sont donc de 4,8 mm et 9,6 mm.

Le choix de ces deux tailles de fenêtre lors de la représentation des élastogrammes est dû au fait que pour une taille de fenêtre plus petite que 1,5 mm, on observe beaucoup plus de bruit, ce qui rend la courbe peu lisible. Pour une valeur plus élevée que 3 mm, la courbe est trop lisse et ne s'approche que très peu du profil de déformation théorique.

En ce qui concerne la méthode d'estimation du déplacement, on remarque que le profil de déformation est bien estimé pour tout le fantôme avec la méthode SDA : celle-ci apporte une nette amélioration par rapport à l'intercorrélation lorsque la fenêtre d'analyse utilisée est plus petite. Cette amélioration est visible sur les élastogrammes en niveau de gris, où on observe un bon contraste entre les différentes bandes.

On notera que le profil est bien estimé par intercorrélation dans la région en deçà de 2 cm, où il y a moins de mouvement et où la déformation est faible. Pour de plus grandes déformations, il ne sera plus possible d'estimer correctement la déformation à l'aide de cette méthode. Pourtant, si on compare l'estimation avec chacune des méthodes, la méthode SDA semble donner des résultats biaisés (la déformation estimée est supérieure en valeur absolue à la déformation théorique). La méthode d'intercorrélation pourrait donner des résultats plus robustes si on pouvait s'affranchir du problème d'estimation en présence de grandes déformations. C'est dans ce but que nous avons introduit l'algorithme avec réinjection du mouvement présenté à la section suivante.

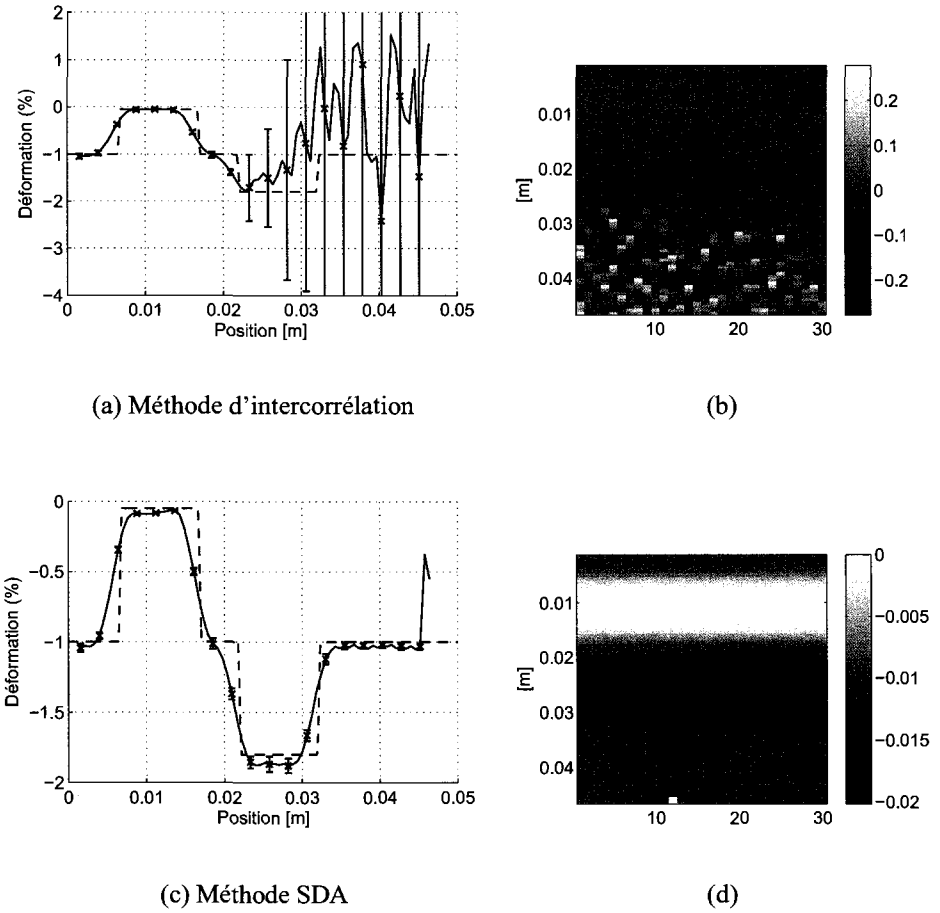



FIGURE 4.6 Élastogrammes obtenus pour une taille de fenêtre de 1,5 mm.
La déformation globale est de 1 % en compression.
(a) et (c) : Élastogramme moyen des 30 réalisations et erreur sur l'estimation.
(b) et (d) : Élastogramme correspondant, obtenu en niveaux de gris.

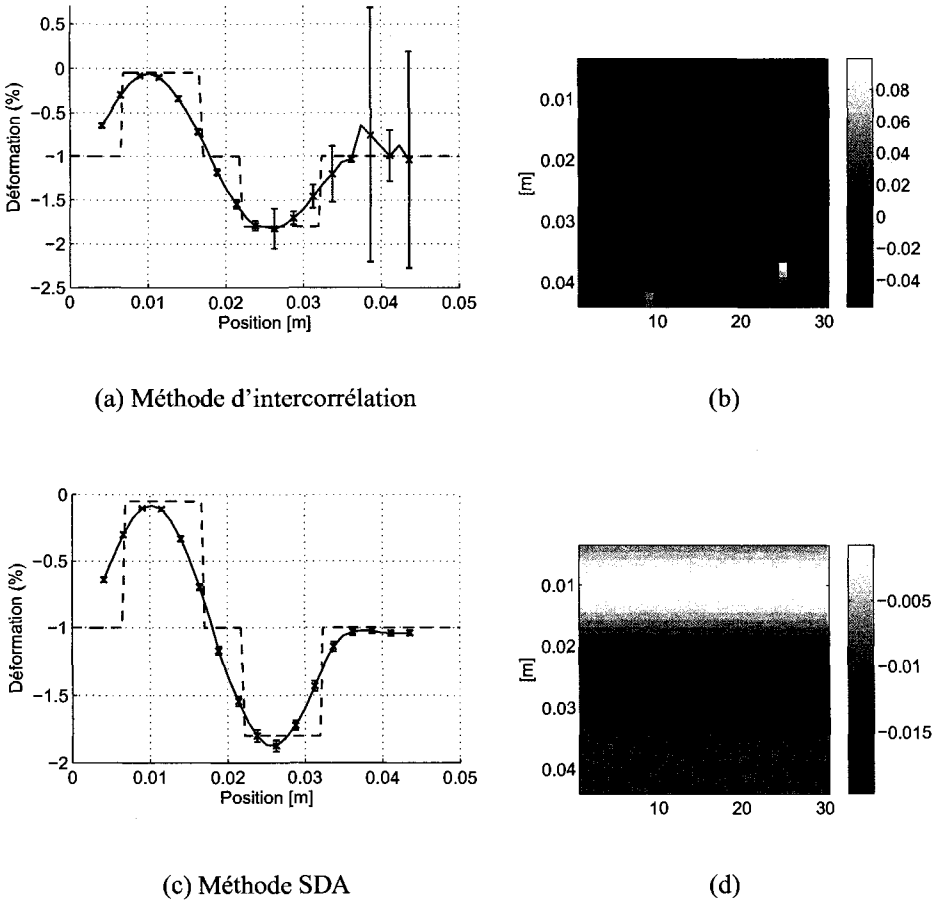



FIGURE 4.7 Élastogrammes obtenus pour une taille de fenêtre de 3 mm.
(a) et (c) : Élastogramme moyen des 30 réalisations et erreur sur l'estimation.
(b) et (d) : Élastogramme correspondant, obtenu en niveaux de gris.

### 4.2.2 Estimation avec réinjection du mouvement sur les signaux

Dans cette section, on s'intéresse à l'algorithme d'estimation avec réinjection du mouvement, présenté à la section 3.3.2, qui permettrait d'améliorer la qualité de l'élastogramme en réduisant le biais de l'estimation, tout en conservant une bonne résolution. Comme on peut le voir à la figure 4.7, pour une taille de fenêtre suffisamment grande, la déformation est bien estimée, mais la résolution est faible. Dans l'algorithme que nous proposons, l'estimation à la première itération est faite avec une taille de fenêtre suffisamment grande pour avoir une première estimation grossière du mouvement. Une fois ce champ de déplacement connu, on recale l'image post-compression de façon à réduire la déformation globale puis à estimer le champ de déplacement résiduel avec une plus grande résolution. À chaque itération, la taille de fenêtre utilisée est réduite.

La stratégie de recalage est la suivante : si le champ de déplacement est connu, on peut en déduire la trajectoire inverse de chaque point de la grille d'échantillonnage. À partir de l'ensemble de ces trajectoires, on obtient les nouvelles coordonnées des points du signal échantillonné. On recale le signal en l'interpolant aux nouvelles coordonnées. En pratique, une fois le champ de déplacement estimé à partir des signaux RF, le champ de déplacement est lissé avant d'être réinjecté. On obtient alors une image « recalée ». C'est à partir de cette image et de l'image RF avant mouvement qu'on estime le champ de déplacement à l'itération suivante. Cette opération est répétée pendant un nombre d'itérations spécifié au début de l'algorithme. Le champ de déplacement total est obtenu en sommant les estimés du déplacement à chaque itération. La figure 4.8 montre l'effet du recalage sur les signaux RF.

La figure 4.9 illustre l'effet de la réinjection du mouvement sur le champ de déplacement. La méthode d'estimation du déplacement est l'intercorrélation. L'agrandissement de la figure 4.9(a) montre une nette amélioration à partir de deux recalages. Ce résultat est encore plus remarquable sur les courbes de déformation présentées à la figure 4.10.

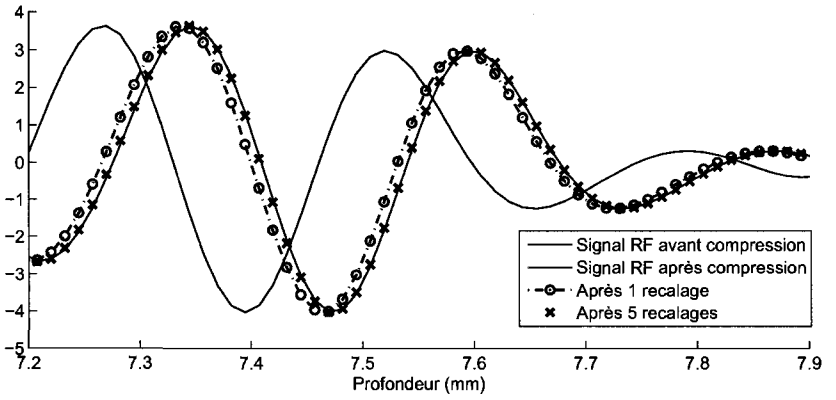
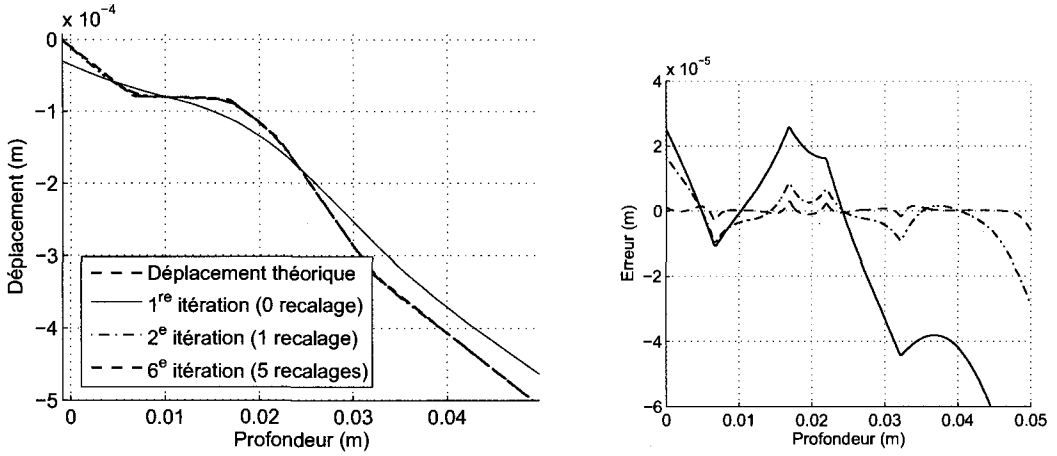



FIGURE 4.8 Illustration du recalage du mouvement sur une portion de signal RF.
Après un recalage, il reste encore un déplacement résiduel par rapport au signal non déformé. L'estimation du mouvement entre le signal initial et le signal recalé à l'itération $i$ permettra de calculer la trajectoire à utiliser pour recaler l'image à l'itération $i + 1$. Après 5 recalages, on a compensé presque complètement le mouvement entre les deux signaux RF.

Comparant ces courbes à celle de la figure 4.6(a), on note que la réinjection du mouvement estimé par intercorrélation permet maintenant de retrouver le profil de déformation sur tout le fantôme.

## 4.3 Estimation du mouvement sur un fantôme contenant une inclusion

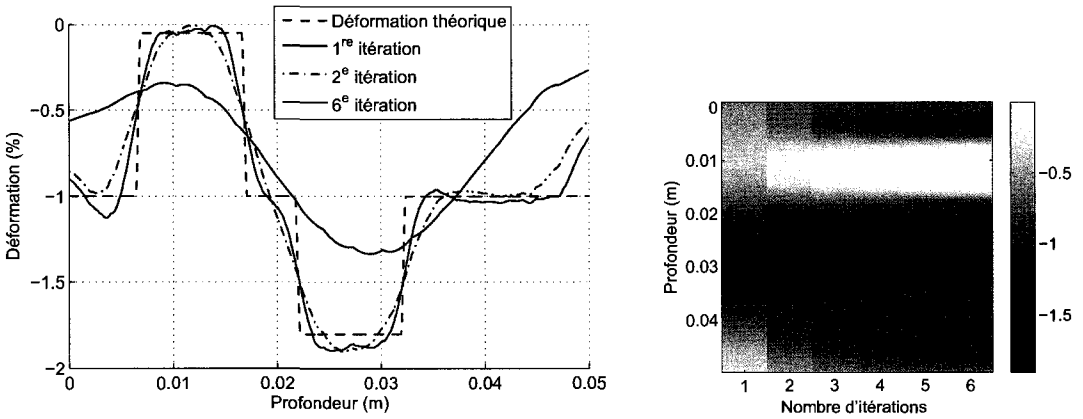
La modélisation d'une inclusion circulaire rigide, qui sera utilisée dans cette section, est décrite plus précisément à l'annexe III. La résolution de ce problème fournit les composantes analytiques du mouvement à travers le fantôme, ce qui permet d'obtenir les trajectoires de chaque point du fantôme. La modélisation par éléments finis, à laquelle le modèle théorique est comparé dans cette annexe, peut également être utilisée pour obtenir le champ de déplacement.




(a) Champs de déplacement

(b) Erreur sur le déplacement

FIGURE 4.9 Effet de la réinjection du mouvement sur l'estimation du déplacement.




(a) Profil de déformation

(b) Élastogramme

FIGURE 4.10 Effet de la réinjection du mouvement sur l'estimation de la déformation.
(a) Profil de déformation en fonction du nombre d'itérations.
(b) Élastogrammes correspondant à la figure (a) : à chaque itération, la déformation moyenne est calculée et traduite en niveau de gris, ce qui constitue une colonne de cet élastogramme.

### 4.3.1 Modèle d'inclusion circulaire compressible : mouvement 1D

Afin d'analyser le mouvement axial seul, et de limiter le bruit lié à la décorrélation introduite par les déplacements latéraux, on considère le coefficient de Poisson de tout le tissu comme nul. Les paramètres utilisés dans cette série de simulations sont résumés au tableau 4.3. La figure 4.11 représente la déformation axiale théorique que l'on obtient avec ces paramètres. On pourra par la suite comparer les élastogrammes obtenus à cette figure.

TABLEAU 4.3 Paramètres utilisés pour un fantôme 2D contenant une inclusion circulaire (sections 4.3.1 et 4.3.2) *(En gras, les paramètres que nous faisons varier).*

| | | |
|---|---|---|
| Image ultrasonore | Type de fantôme | Inclusion circulaire |
| | Modèle de diffuseurs | Continus<br>Densité : $10^7$ diffuseurs $/m^2$ |
| | Région d'intérêt | Dimensions : 5 cm × 5 cm<br>Résolution : 2048 × 256<br>Fréquence d'échantillonnage axiale : 31,6 MHz<br>Pas d'échantillonnage spatial : 24,4 $\mu$m |
| | Caractéristiques mécaniques | Modèle d'inclusion circulaire (rayon = 2 cm)<br>Coefficient de Poisson : $\nu = 0$ (mouvement 1D)<br>Rapport de rigidité par rapport à l'arrière-plan : 3 |
| | Déformation globale | Compression : 1 % |
| | Transducteur | Profil axial : $f_0$ = 3 MHz, B = 1,8 MHz<br>Profil latéral gaussien, largeur à mi-hauteur : 1 mm |
| Calcul d'élastogramme | Fenêtrage | **Taille variable** : de 0,5 mm à 5 mm<br>Recouvrement : 60 % |
| | Calcul du déplacement | **Intercorrélation, SDA**<br>**Avec et sans recalage**<br>Interpolation du maximum de corrélation : parabolique |
| | Filtrage du déplacement | Médian : 5 × 5<br>Passe-bas : fenêtre (axiale) de 5 pixels |
| | Calcul de la déformation | Moindres carrés (8 points) |

On a calculé l'écart-type sur l'estimation à l'intérieur de l'inclusion (là où la déformation devrait être constante). La figure 4.12 présente ces résultats pour des tailles de fenêtre variables ; on peut voir que l'algorithme avec réinjection du mouvement permet de garder un bruit assez faible quelle que soit la taille de la fenêtre.

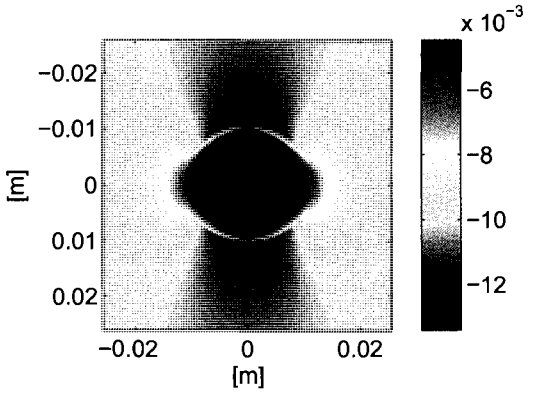



FIGURE 4.11 Déformation axiale théorique pour une inclusion circulaire compressible.

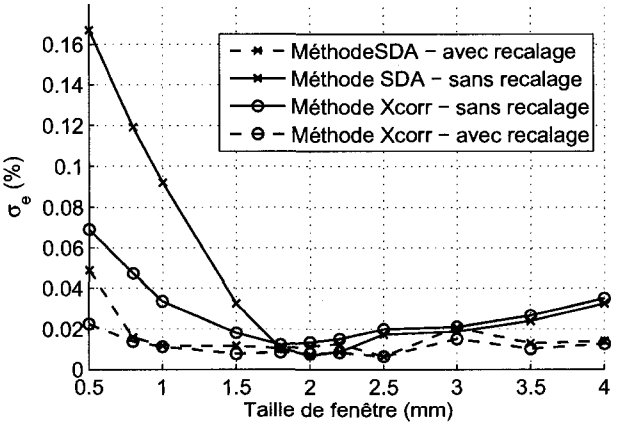
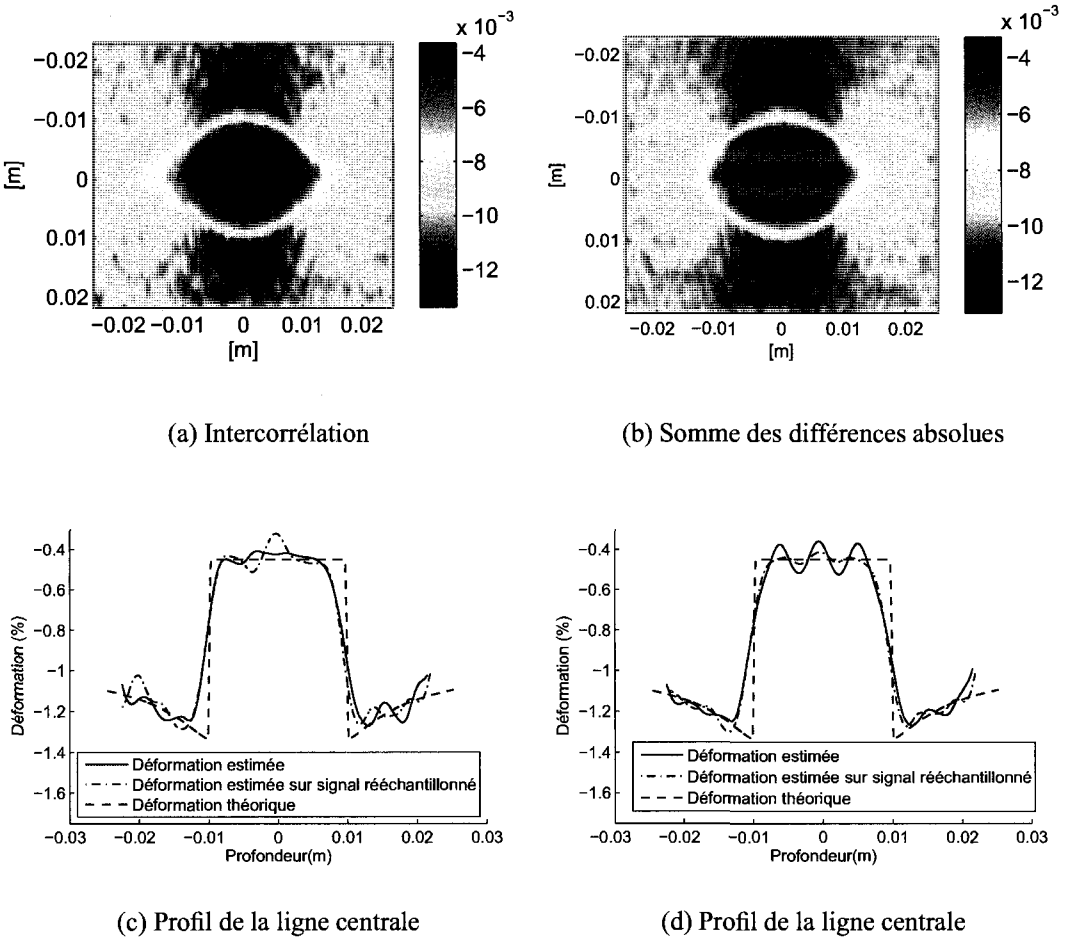



FIGURE 4.12 Évolution de l'écart-type à l'intérieur de l'inclusion en fonction de la taille de la fenêtre de calcul.

Les élastogrammes obtenus sont présentés aux figures 4.13 et 4.14, pour une taille de fenêtre de calcul de 1,5 mm. Dans le cas où on a utilisé l'algorithme avec réinjection du mouvement, on a effectué trois recalages. On a aussi appliqué l'algorithme au même signal rééchantillonné quatre fois, afin de diminuer le bruit de zébrures dû à l'interpolation. On obtient les élastogrammes et les profils de déformation illustrés aux figures 4.13(c) et 4.14(c). Dans le cas où le bruit d'interpolation est important (figure 4.13(b)), rééchantillonner le signal permet de réduire les oscillations observées dans l'élastogramme. Il est à noter que les artefacts observés en bordure des élastogrammes de la figure 4.14 sont dus au fait que, lors du recalage, le champ de déplacement est considéré comme nul à l'extérieur de l'image.

On a montré dans cette section de quelle manière les paramètres utilisés pour la reconstruction peuvent affecter la qualité d'un élastogramme. En ce qui concerne la taille de fenêtre pour l'estimation du déplacement, une petite taille de fenêtre augmente l'écart-type de l'estimation et donc le rapport signal sur bruit ; cependant, si on augmente trop la taille de fenêtre, on augmente le rapport signal sur bruit, mais on perd en résolution. Pour ce qui est de la méthode d'estimation du déplacement, la méthode SDA est plus sujette au bruit de zébrures, mais l'utilisation de l'algorithme de réinjection de mouvement permet de supprimer ce problème ; on peut, grâce à cet algorithme, obtenir un grand rapport signal sur bruit, tout en conservant une bonne résolution.



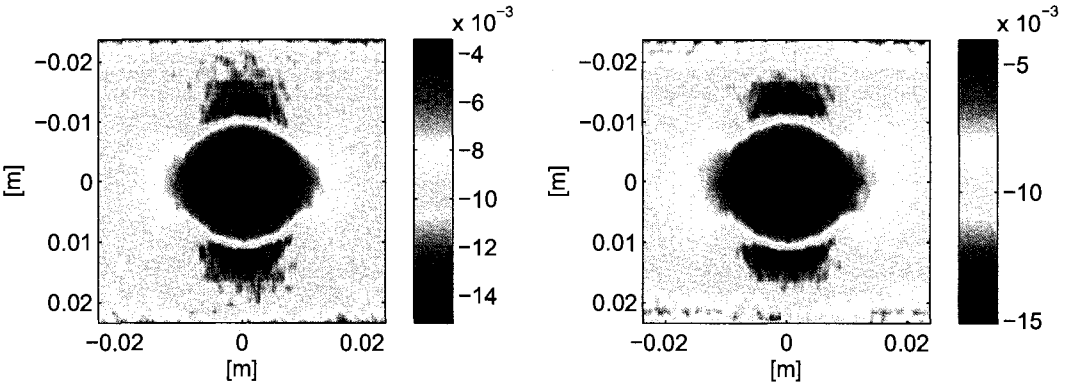

(a) Intercorrélation

(b) Somme des différences absolues

(c) Profil de la ligne centrale

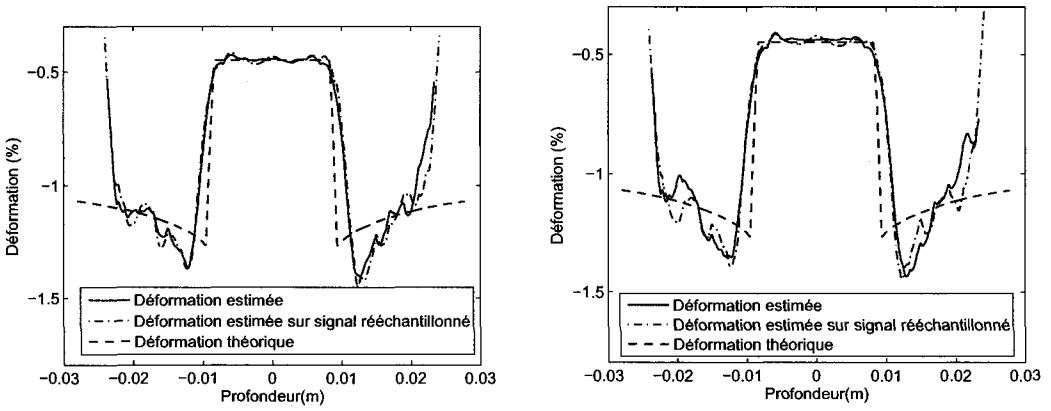
(d) Profil de la ligne centrale

FIGURE 4.13 Comparaison des élastogrammes pour la méthode d'intercorrélation et la méthode SDA, sans recalage.
Le modèle utilisé est une inclusion circulaire : le taux de déformation est de 1 %, l'inclusion étant trois fois plus rigide que le tissu, et le coefficient de Poisson est nul dans tout le tissu. La reconstruction utilise une taille de fenêtre de 1,5 mm et un recouvrement de 60 %.




(a) Intercorrélation

(b) Somme des différences absolues



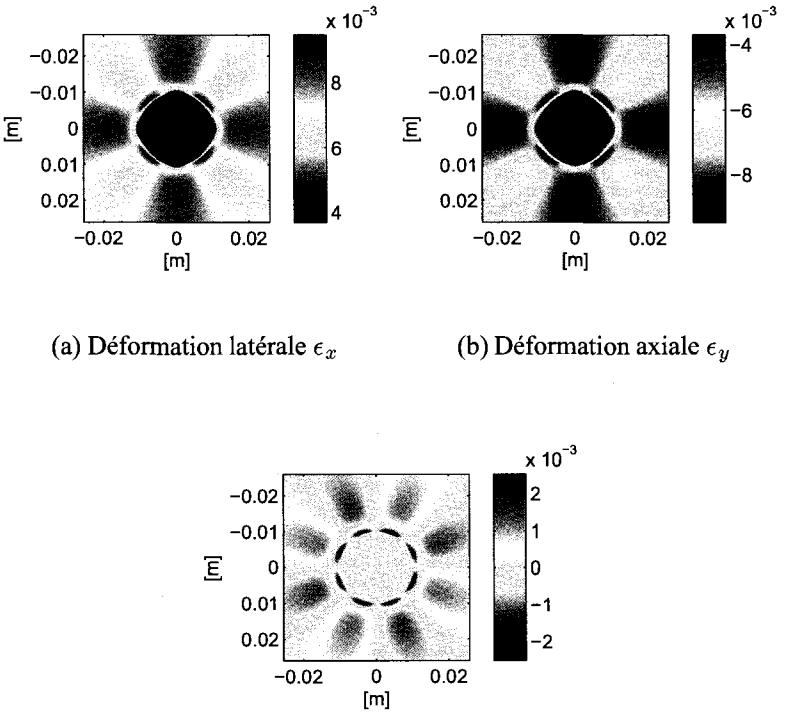

(c) Profil de la ligne centrale

(d) Profil de la ligne centrale

FIGURE 4.14 Comparaison des élastogrammes pour la méthode d'intercorrélation et la méthode SDA, avec recalage.
Le modèle utilisé est le même que pour la figure 4.13. La reconstruction utilise une taille de fenêtre de 1,5 mm, un recouvrement de 60 % et un calcul sur trois itérations.

### 4.3.2 Modèle d'inclusion circulaire incompressible : mouvement 2D

Le modèle de l'inclusion circulaire est le même que précédemment (voir tableau 4.3), mais, cette fois-ci, le coefficient de Poisson vaut 0,5, c'est-à-dire que le tissu est incompressible. Il y a donc un mouvement latéral des diffuseurs lors de la compression du tissu ; la déformation 2D du tissu aura alors trois composantes : la déformation axiale, latérale et de cisaillement. Le tenseur de déformation est présenté à la figure 4.15.




(a) Déformation latérale $\epsilon_x$

(b) Déformation axiale $\epsilon_y$

(c) Cisaillement $\gamma_{xy}$

FIGURE 4.15 Tenseur de déformation théorique pour une inclusion incompressible.

#### Limites de la reconstruction 1D

Tout d'abord, afin d'observer les limites de la reconstruction axiale en présence de mouvement latéral, on applique l'algorithme de reconstruction 1D dans les mêmes conditions

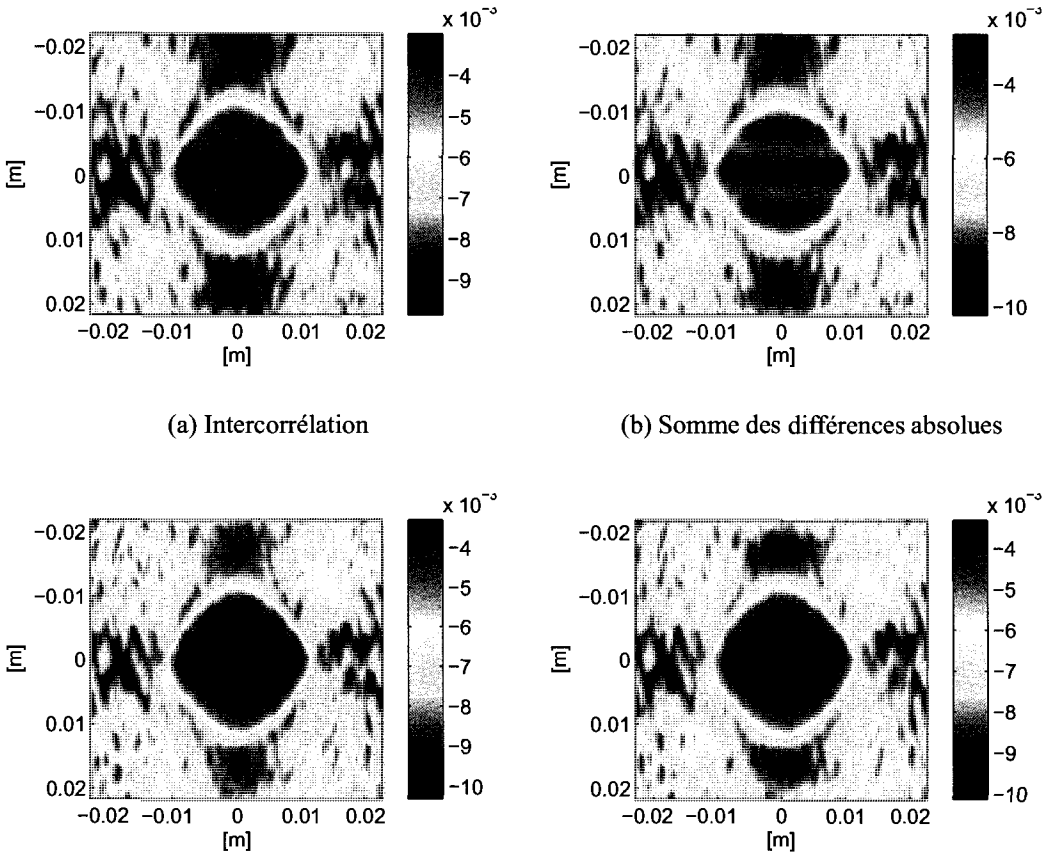
que précédemment. La qualité de la reconstruction devrait être affaiblie à cause de la décorrélation introduite par le déplacement latéral des diffuseurs. La figure 4.16 représente les élastogrammes obtenus en utilisant les mêmes paramètres de reconstruction que pour ceux présentés aux figures 4.13 et 4.14. On observe en effet davantage de bruit sur les images, notamment sur les bords des élastogrammes, là où le mouvement latéral est le plus fort [3]. La reconstruction axiale ne prend pas en compte les mouvements latéraux. C'est pour cela qu'on introduit maintenant une estimation du déplacement 2D qui pourrait limiter le bruit dû à la décorrélation axiale.

**Reconstruction 2D**

Si on souhaite estimer toutes les composantes du tenseur de déformation, il est possible de calculer le mouvement latéral en appliquant le même algorithme, mais avec des méthodes de calcul bidimensionnelles ; la seule différence avec ce qui a été effectué précédemment est que le calcul est fait sur un fragment d'image en deux dimensions et non sur un ensemble de lignes RF. L'algorithme est maintenant appliqué sur les images mode B, car, du fait du faible échantillonnage latéral, l'estimation du mouvement latéral sur des images RF donnerait des résultats peu exploitables. Les paramètres utilisés pour la reconstruction sont précisés au tableau 4.4 (les paramètres utilisés pour le fantôme n'ont pas changé).

Les figures 4.17 et 4.18 illustrent les élastogrammes obtenus, pour chaque méthode de calcul, avec les paramètres présentés au tableau 4.4. Le tenseur de déformation idéal est représenté à la figure 4.15. On observe une légère différence entre les deux séries d'élastogrammes ; en particulier, l'élastogramme de déformation axiale semble meilleur au niveau de la forme lorsque la somme des différences absolues est utilisée.

3. Toutefois, le calcul des $RSB_e$ et $RCB_e$ donne des résultats d'ordre de grandeur similaire à ceux de la section précédente : le mouvement latéral n'a pas d'effet notable sur le niveau de bruit à l'intérieur de l'inclusion. On remarque aussi que la réinjection de mouvement n'apporte pas d'amélioration notable sur l'estimation, sauf dans la zone rigide où les oscillations sont réduites.




(a) Intercorrélation

(b) Somme des différences absolues

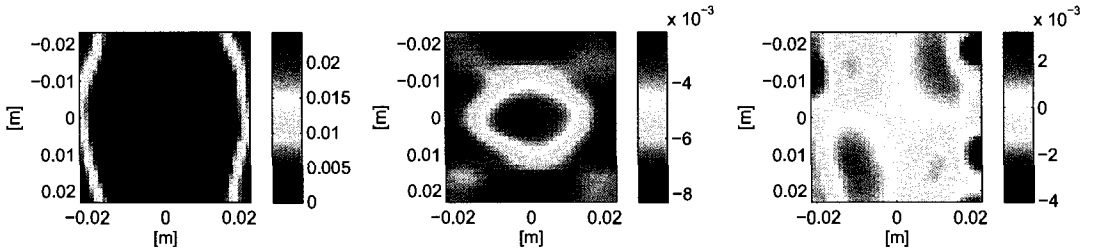
(c) Intercorrélation

(d) Somme des différences absolues

FIGURE 4.16 Comparaison des élastogrammes pour différentes méthodes, dans le cas d'une inclusion circulaire incompressible.
Le coefficient de Poisson du tissu vaut 0,5. Pour la reconstruction, la taille de fenêtre est 1,5 mm et le recouvrement est 60 %. L'algorithme de réinjection du mouvement est utilisé dans les cas (c) et (d), avec 3 itérations.

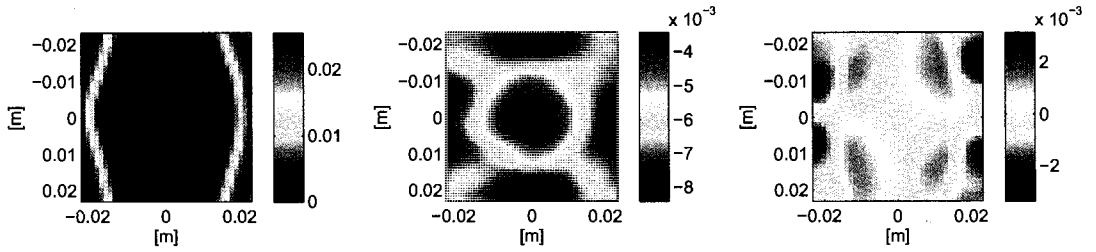
TABLEAU 4.4 Paramètres utilisés pour un fantôme 2D contenant une inclusion circulaire, pour une reconstruction 2D.

| | | |
|---|---|---|
| Calcul d'élastogramme | Fenêtrage | Taille de fenêtre : 5 mm × 5 mm<br>Recouvrement : 80 % |
| | Calcul du déplacement | **Intercorrélation, SDA**<br>Sans recalage<br>Interpolation du max. de corrélation : aucune |
| | Filtrage du déplacement | Passe-bas : 5 × 5 |
| | Calcul de la déformation | Savitzky-Golay (5 points) |




(a) Déformation latérale $\epsilon_x$ (b) Déformation axiale $\epsilon_y$ (c) Cisaillement $\gamma_{xy}$

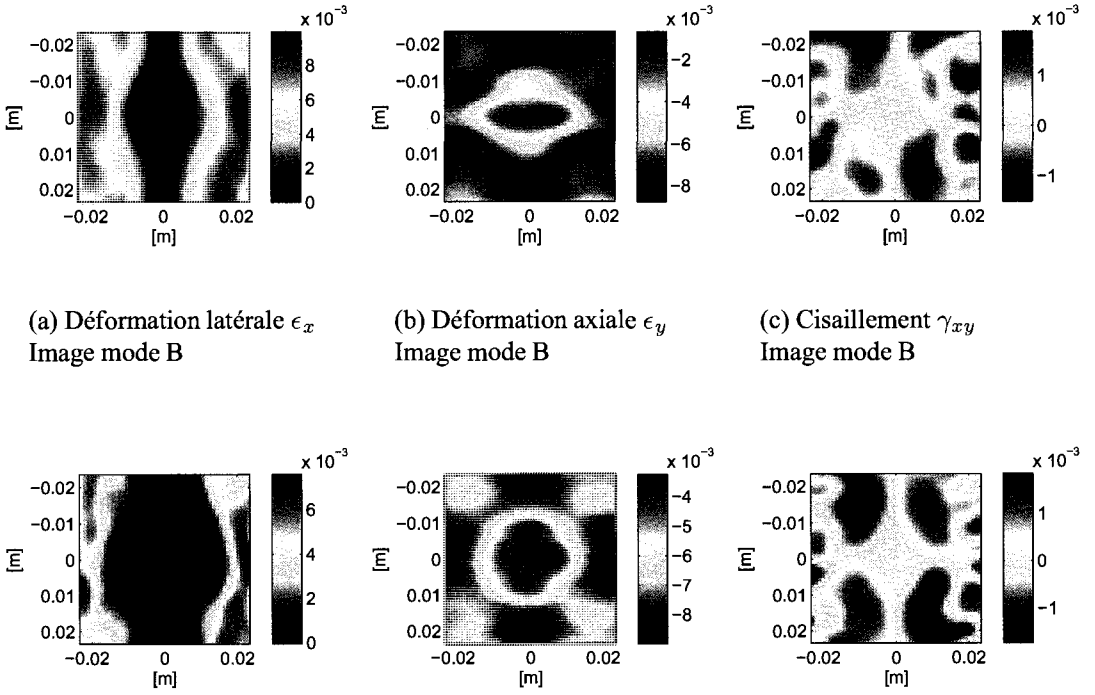
FIGURE 4.17 Reconstruction du tenseur de déformation avec la fonction d'intercorrélation.
La taille de fenêtre utilisée est 5 mm dans les deux directions, le recouvrement est 80 %.




(a) Déformation latérale $\epsilon_x$ (b) Déformation axiale $\epsilon_y$ (c) Cisaillement $\gamma_{xy}$

FIGURE 4.18 Reconstruction du tenseur de déformation avec la méthode SDA.
La taille de fenêtre utilisée est 5 mm dans les deux directions, le recouvrement est 80 %.

Cette série de simulations a été faite à partir des images mode B, avec un échantillonnage latéral faible, comme on le retrouve sur la plupart des transducteurs ultrasonores. Afin d'appliquer l'algorithme sur les images RF, nous avons tenté la reconstruction avec le même échantillonnage axial et latéral ; dans ce cas, étant donné le temps d'exécution de l'algorithme, la reconstruction a été faite seulement en utilisant l'intercorrélation. Les résultats sont présentés à la figure 4.19. On peut remarquer que la reconstruction à partir des images RF permet aussi d'obtenir une forme plus proche de la théorie que la reconstruction à partir des images mode B, qui donne des élastogrammes « aplatis ».




(a) Déformation latérale $\epsilon_x$
Image mode B

(b) Déformation axiale $\epsilon_y$
Image mode B

(c) Cisaillement $\gamma_{xy}$
Image mode B

(d) Déformation latérale $\epsilon_x$
Image RF

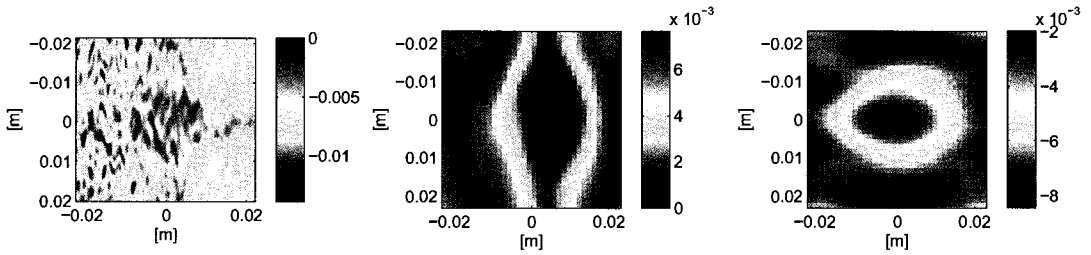
(e) Déformation axiale $\epsilon_y$
Image RF

(f) Cisaillement $\gamma_{xy}$
Image RF

FIGURE 4.19 Reconstruction du tenseur de déformation pour un échantillonnage latéral élevé.
La taille de fenêtre utilisée est 4 mm dans les deux directions, le recouvrement est 80 %. L'algorithme est appliqué sur les images mode B (figures (a), (b), et (c)) et sur les images RF (figures (d), (e) et (f)).

Lors de manipulations expérimentales, il peut arriver que d'autres déplacements indépendants de la déformation appliquée viennent altérer la reconstruction. Ici, on considère le même fantôme et la même déformation, mais on a décalé d'une ligne RF l'image post-compression. Ce décalage correspond à un décalage de 200 $\mu$m vers la gauche. Ce mouvement va affaiblir la reconstruction 1D : une ligne RF de l'image post-compression ne correspond plus à la même ligne RF pré-compression déformée, et cela introduit une certaine décorrélation ; l'application de l'algorithme de réinjection du mouvement ne pourra pas améliorer la reconstruction, car il ne recale l'image qu'axialement. Un exemple de ce type d'élastogramme obtenu dans ce cas est illustré à la figure 4.20(a).

La reconstruction 2D prend en compte ce genre de transformation, sans affaiblir la qualité de la reconstruction. Les figures 4.20(b) et (c) représentent les déformations latérale et axiale estimées à partir des images mode B (dont on a augmenté l'échantillonnage axial, soit 31,6 MHz dans les deux directions). Le décalage introduit est bien visible sur chacune de ces figures ; on peut donc voir que des « sauts » d'une ligne RF dans les images ultrasonores n'affaiblissent pas la reconstruction bidimensionnelle.




(a) Reconstruction axiale 1D (b) Déformation latérale $\epsilon_x$ (c) Déformation axiale $\epsilon_y$

FIGURE 4.20 Élastogrammes obtenus dans le cas où on a décalé l'image post-compression d'une ligne RF (soit 200 $\mu$m dans la direction latérale).
(a) : Reconstruction 1D. Les paramètres pour la reconstruction sont les mêmes que pour la figure 4.16(c) (méthode d'intercorrélation avec réinjection du mouvement).
(b) et (c) : Reconstruction 2D à partir des images mode B. La taille de fenêtre est 5 mm avec 80 % de recouvrement.

## 4.4 Conclusion

Les expériences menées dans cette partie nous ont permis de valider certaines de nos prédictions : la réinjection du mouvement améliore sensiblement le rapport signal sur bruit et diminue l'effet de zébrures rencontré souvent en élastographie. Cependant, un nombre trop important de recalages peut réduire beaucoup la qualité de l'image ; seules deux ou trois itérations suffisent. De plus, plus le nombre de recalages est élevé, plus les temps de calcul sont longs.

Nous avons aussi comparé les méthodes de calcul, intercorrélation et somme des différences absolues, et montré que le calcul du déplacement en utilisant la SDA est souvent moins bruité. L'influence des différents paramètres (taille de fenêtre, recouvrement,...) a aussi été étudiée et nous permet de prédire dans quelles conditions nous pouvons appliquer l'algorithme d'estimation d'élastogrammes. Ces différentes observations nous seront utiles pour appliquer cet algorithme à des données ultrasonores réelles, que nous détaillerons au prochain chapitre.

Des améliorations restent à faire sur certaines parties de l'algorithme, comme il a pu être observé dans cette partie : l'interpolation parabolique du maximum de corrélation n'est pas la meilleure méthode pour ce qui concerne la SDA, et il faudrait chercher d'autres stratégies de recherche de maximum. Il faudrait aussi améliorer les stratégies d'interpolation lors du recalage des images lorsqu'on applique la réinjection de mouvement.

# CHAPITRE 5

# APPLICATION À DES DONNÉES RÉELLES

Les études présentées au chapitre précédent nous ont permis de mettre au point les algorithmes de calcul d'élastogrammes et d'en faire une première évaluation en utilisant des images de synthèse. Pour cela, nous avons entre autres étudié l'effet de paramètres tels que la taille des fenêtres ou l'échantillonnage du signal et comparé l'utilisation d'images radiofréquence ou mode B. Pour le calcul du mouvement, nous avons comparé les estimations obtenues par corrélation et par SDA et évalué la pertinence de méthodes adaptatives. Cette démarche nous a permis de caractériser le bruit des élastogrammes et de déterminer les conditions qui contribuent à rendre les algorithmes robustes.

Nous nous proposons maintenant de faire une première application de ces algorithmes à des données réelles acquises avec le matériel du Laboratoire d'instrumentation et imagerie de l'IGB. Dans un tel contexte expérimental, on s'attend à ce que diverses sources de bruit viennent altérer la reconstruction d'élastogrammes. Le but de ce chapitre est donc de voir comment se comportent les algorithmes avec des données expérimentales obtenues après avoir mis en place un protocole d'acquisition utilisant l'échographe HDI1000.

Nous allons d'abord décrire les principes d'obtention des images dans l'échographe puis présenter le protocole expérimental et les premiers résultats d'élastographie d'un fantôme élastique. Les résultats obtenus sont encourageants et vont nous permettre de définir des règles pour éventuellement mieux contrôler la chaîne d'acquisition, de connaître les paramètres à utiliser pour la reconstruction d'élastogrammes et de suggérer certaines améliorations à apporter aux algorithmes de manière à produire des élastogrammes de meilleure qualité et/ou plus rapidement. Nous pourrons ensuite envisager l'application de ces méthodes élastographiques lors d'expériences in vivo.

## 5.1 Acquisition et formation des images dans l'échographe HDI1000

Nous disposons au laboratoire d'un système d'imagerie échographique ATL HDI1000, qui permet d'acquérir et d'afficher des images en mode clinique habituel : images mode B, Doppler, etc. En mode recherche, il permet d'acquérir les signaux ultrasonores à haute cadence et de les enregistrer sur un disque local ou sur le réseau. Dans le cadre de nos travaux, l'appareil est démarré en mode recherche. Ceci a pour conséquence que les normes existant pour les examens cliniques (indices mécaniques et thermiques) ne sont plus imposées et on peut donc modifier certains paramètres tels que la puissance des signaux ultrasonores et utiliser certains programmes internes pour la commande de l'appareil par un ordinateur externe, pour l'acquisition, le traitement et la sauvegarde des signaux.

Le HDI1000 travaille avec la représentation phase-quadrature (appelée aussi représentation IQ) des signaux ultrasonores (voir annexe I). Pour obtenir ces signaux IQ, le signal RF fourni par le transducteur est échantillonné à une cadence qui est le quadruple de la fréquence centrale du signal, $\omega_0$. Ceci correspond aux instants $t$ tels que :

$$\omega_0 t = 0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3\pi}{2}, 2\pi...$$

Or, si on se réfère à l'équation (I.9) de l'annexe I, les échantillons impairs ($\omega_0 t = 0, \pi, 2\pi...$) correspondent, à un signe près, à l'enveloppe $i(t)$ du signal en phase $i(t)\cos(\omega_0 t)$ (car $\sin(\omega_0 t) = 0$), et les échantillons pairs correspondent à celle du signal en quadrature $q(t)\sin(\omega_0 t)$. Le signal échantillonné à partir du signal RF sera donc constitué de paires d'échantillons en phase et en quadrature, qui sont :

$$I_1, -Q_1, -I_2, Q_2, I_3, -Q_3, -I_4, Q_4 \ldots,$$

à ceci près que les échantillons de même indice ne sont pas prélevés au même instant.

Ainsi, la mesure de l'amplitude directement à partir du signal ($A_i = \sqrt{I_i^2 + Q_i^2}$) serait fausse [1], et il en est de même pour la phase. Ce problème est résolu en interpolant les échantillons, c'est-à-dire qu'on exprime un échantillon à l'instant $t$ en fonction de ses échantillons adjacents. Par exemple, l'estimation de l'échantillon correspondant à l'instant de $Q_2$ serait :

$$I_2^* = \frac{I_3 + I_2}{2} \tag{5.1}$$

$$Q_2^* = \frac{-Q_3 + 2 \cdot Q_2 - Q_1}{4} \tag{5.2}$$

On utilise quatre échantillons radiofréquences pour estimer à chaque instant le doublet (I,Q). L'interpolation linéaire a pour effet de filtrer passe-bas le signal, ce qui est peu gênant dans ce cas où les signaux sont à bande étroite. Les échantillons RF peuvent être ensuite régénérés par la série d'opérations suivante (qui est obtenue par la fonction d'interpolation sinus cardinal tronquée sur quatre points (Hadi, 2004)) :

$$\begin{aligned} RF_0 &= Q_0^* \\ RF_1 &= -0,117 \cdot I_{-1}^* + 0,900 \cdot I_0^* + 0,300 \cdot I_1^* - 0,083 \cdot I_2^* \\ RF_2 &= 0,137(Q_{-1}^* + Q_2^*) - 0,637(Q_0^* + Q_1^*) \\ RF_3 &= 0,083 \cdot I_{-1}^* - 0,9300 \cdot I_0^* - 0,900 \cdot I_1^* + 0,117 \cdot I_2^* \end{aligned} \tag{5.3}$$

Les données brutes transmises par l'échographe HDI1000 contiennent toutes les informations pour reconstruire, dans Matlab, les signaux IQ. La méthode que nous avons utilisée pour obtenir des signaux RF à partir des signaux IQ diffère de la méthode qui est décrite plus haut. Elle consiste à mettre en œuvre l'équation (I.9), soit :

$$x(t) = \Re[(i(t) + jq(t))e^{j\omega_0 t}],$$

1. sauf si $I$ et $Q$ proviennent de signaux qui fluctuent peu entre les temps d'échantillonnage, ce qui implique un signal RF original à largeur de bande étroite.

où x(t) réprésente le signal RF à régénérer autour de la porteuse $\omega_0$. Pour ce faire, il suffit donc de ré-échantillonner (c'est-à-dire réinterpoler) les donnés $I$ et $Q$ et d'échantillonner le vecteur temps $t$ à la cadence désirée pour le calcul de l'élastogrammme (par exemple 30 MHz).

En principe, cette procédure devrait nous permettre de régénérer le signal RF tel qu'il était avant sa conversion en paires de signaux $I$ et $Q$. Ce serait le cas si effectivement le signal RF était à largeur de bande limitée à la fréquence de la porteuse. De fait, un transducteur à largeur de bande relative inférieure à 100 % devrait produire un tel signal. Toutefois, diverses sources de distorsions, telles que les bruits de quantification, la saturation des amplificateurs, des convertisseurs analogue-numériques, viennent modifier les signaux et introduisent un recouvrement spectral au niveau des signaux $I$ et $Q$. Pour l'élastographie, une source de bruit supplémentaire serait ainsi introduite. La figure 5.1 montre le spectre d'un signal complexe $I + jQ$ obtenu pour un transducteur dont la fréquence centrale est de 5,5 MHz. L'amplitude de ce spectre devrait être nulle en dehors de la bande [ -2,25 MHz ; 2,25 MHz], ce qui manifestement n'est pas le cas : une amplitude de chevauchement spectral d'environ 20 % est présente aux frontières de la bande passante.

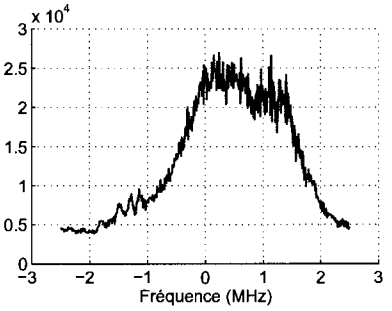



FIGURE 5.1 Spectre d'amplitude d'un signal phase-quadrature en sortie du HDI1000.

## 5.2 Protocole expérimental

### 5.2.1 Élaboration des fantômes

Il est possible de réaliser des fantômes de gélatine pour l'élastographie de façon assez simple, et de contrôler leur rigidité (Hall et al., 1997). Pour cela, on prépare une gélatine dont la concentration est connue. De la poudre de graphite ajoutée au mélange joue le rôle d'agent diffusant. Du fait des liaisons créées par la gélatine, le module de rigidité augmente approximativement comme le carré de la concentration en gélatine ; Hall et al. ont déterminé que le module d'Young $E$ (en kPa) d'un fantôme de gélatine est lié à la concentration $C$ (en g/L) par la relation :

$$E_{gel} = 0,0034C^{2.09} \tag{5.4}$$

Nous nous servirons de cette relation lorsque nous élaborerons des fantômes à plusieurs couches de rigidité différentes.

### 5.2.2 Acquisition des images ultrasonores

L'acquisition des images ultrasonores est effectuée à partir d'une interface graphique Matlab permettant de commander à distance le HDI1000. Une documentation a été rédigée sur le sujet (Rodrigues, 2007). Tous les réglages utiles peuvent être effectués à partir de cette interface. On peut ainsi régler les paramètres usuels tels que la profondeur de balayage, le nombre et la position des zones focales, le gain ou encore le mode d'opération normale ou synthétique de l'ouverture [2]. Nous disposons de plusieurs sondes

2. En mode ouverture normale, le HDI1000 utilise simultanément 32 éléments physiques pour la transmission et la réception du signal acoustique. Par un jeu de multiplexage en transmission et réception, le mode ouverture synthétique reproduit une ouverture de 64 éléments (soit 32 en transmission / 64 en réception ou 64 en transmission et 64 en réception), ce qui requiert respectivement 2 ou 4 séquences pour

ultrasonores dont les caractéristiques diffèrent (la fréquence centrale, la profondeur de balayage, linéaire ou curvilinéaire, ...).

Nous avons aussi mis en place une interface qui permet de régler des paramètres propres à l'acquisition, notamment le nombre d'images par séquence. Pour obtenir des élastogrammes, la déformation appliquée aux fantômes est manuelle, effectuée par une pression au moyen du transducteur. La plupart des acquisitions consistent en une séquence de 20 images à différentes compressions.

## 5.3 Applications de l'algorithme pour un fantôme élastique

Les méthodes de reconstruction élastographique décrites précédemment sont maintenant appliquées à des données échographiques réelles. L'objet d'étude est un fantôme élastique constitué de trois couches de gélatine : la couche intermédiaire possède une concentration en gel plus importante, ce qui lui procure une grande rigidité [3]. La sonde utilisée est la sonde linéaire L7-4, de fréquence centrale 5,5 MHz. La figure 5.2 présente un schéma du montage et un exemple d'image ultrasonore correspondante.

### 5.3.1 Modélisation par éléments finis

Le modèle de fantôme décrit à la figure 5.2 est modélisé par éléments finis à l'aide du logiciel Comsol Multiphysics afin de connaître la déformation théorique recherchée. Le fantôme modélisé est assez simple : il est constitué de trois couches d'épaisseurs à peu près égales, dont les rapports de rigidité sont ceux présentés à la figure 5.2 ; la valeur du module d'Young est calculée à partir des concentrations en gélatine et de l'équation (5.4). L'ensemble des spécifications est résumé dans le tableau 5.3(a). On a calculé

acquérir une seule image.

3. Les concentrations en gel dans chaque couche sont, de haut en bas : 59,6 g/L, 136,2 g/L et 39,7 g/L.

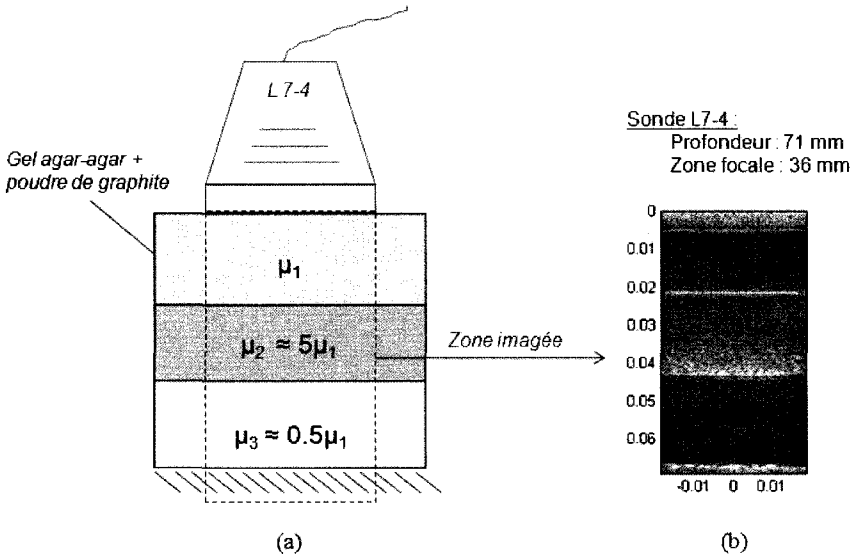



FIGURE 5.2 Protocole expérimental d'acquisition pour le fantôme de gélatine : schéma du montage et image échographique du fantôme.
La rigidité relative des différentes couches est calculée à partir du carré des rapports de concentrations en gélatine. On peut observer sur la figure (b) les interfaces traduisant un changement de milieu et une zone plus brillante correspond à une concentration plus élevée de diffuseurs. Celle-ci varie dans le fantôme, car les différentes couches n'ont pas été élaborées en même temps. On observe aussi une ligne dans la partie supérieure du fantôme, qui est en fait un artefact propre à la sonde L7-4, et reste toujours au même endroit dans l'image. Cette ligne fixe est un problème pour l'étude du mouvement au sein du fantôme et pourrait donner lieu à de fausses estimations.

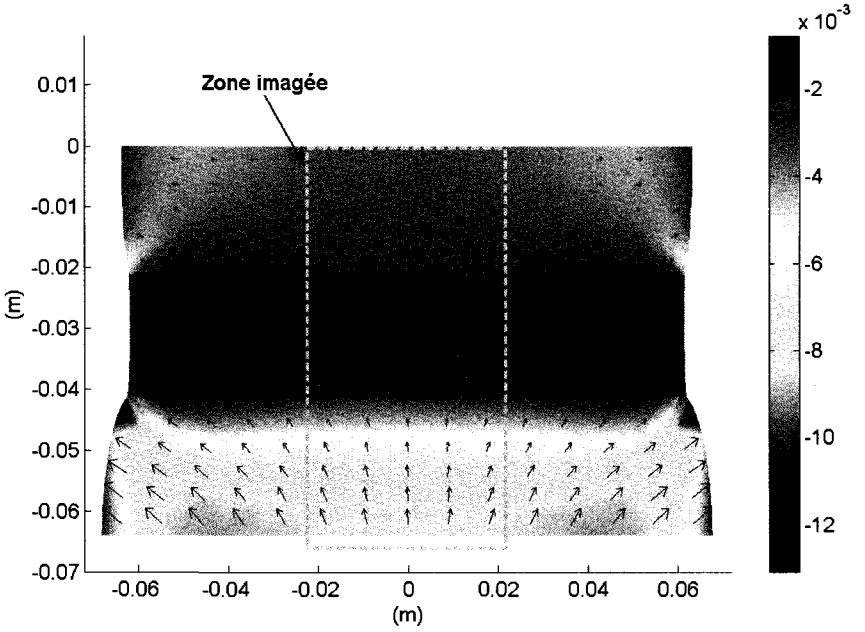
le champ de déplacement ainsi que la déformation axiale sur ce modèle ; ces grandeurs sont présentées à la figure 5.3(b).

### 5.3.2 Déformation globale appliquée au fantôme

Comme nous l'avons déjà signalé, le protocole expérimental d'imagerie implique plus de sources de bruit que celles qui sont prises en compte lors d'une simple simulation : une compression non uniforme, des mouvements saccadés et le mouvement des diffuseurs dans un autre plan que celui de la sonde viennent altérer la reconstruction élastographique. Pour atténuer une partie de ces problèmes, le champ de déplacement est calculé non pas à partir d'une seule paire d'images (comme dans les simulations précédentes),

| | | | |
|---|---|---|---|
| Fantôme élastique | Couche supérieure : | $E$ = 17,44 kPa, | $\nu$ = 0,49 |
| | Couche intermédiaire : | $E$ = 98,15 kPa, | $\nu$ = 0,49 |
| | Couche inférieure : | $E$ = 7,46 kPa, | $\nu$ = 0,49 |
| Déformation appliquée | Compression uniforme de 0,5 % | | |
| | Déplacement nul imposé dans le fond | | |

(a) Spécifications du fantôme utilisé pour la modélisation par éléments finis.




(b) Champ de déplacement et déformation axiale.

FIGURE 5.3 Modélisation par éléments finis d'un fantôme élastique.
La surface représentée est la déformation axiale dans le fantôme déformé, les flèches correspondent au champ de déplacements dans le fantôme (le référentiel utilisé pour la représentation du mouvement est celui du transducteur : à la coordonnée 0, c'est-à-dire à la surface du transducteur, le déplacement observé est nul).
On notera le faible mouvement latéral dans la bande centrale rigide $\mu_2$, et un mouvement latéral nettement plus important dans la bande inférieure compliante $\mu_3$ ; cet effet est plus marqué dans les zones éloignées de la bande centrale, le tissu semblant rigidifié au voisinage des interfaces $\mu_1/\mu_2$ et $\mu_2/\mu_3$.

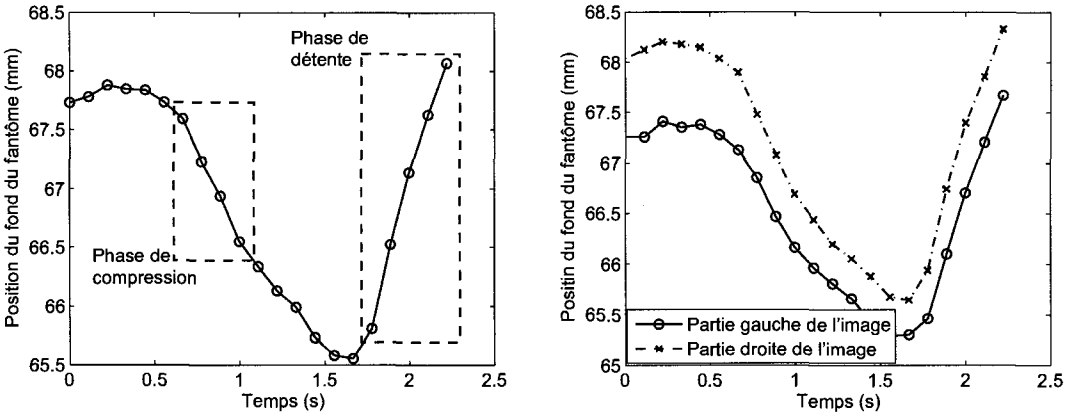
mais à partir de paires prises sur une séquence d'une vingtaine d'images.

Pour l'acquisition de la séquence ultrasonore, nous avons utilisé un mode de compression manuelle cyclique ; dans un tel cas, on a peu de contrôle sur le taux de compression du fantôme ; de plus, tout au long d'une séquence donnée, la déformation observée entre paires d'images successives peut aussi bien être une compression qu'une dilatation, et on ne peut donc pas moyenner les élastogrammes estimés. Toutefois, en suivant le déplacement d'une des interfaces caractérisées par une grande réflexion, on peut connaître le mouvement global du fantôme et savoir si on est dans une phase de compression ou de détente. Ceci est illustré à la figure 5.4 : les zones où le déplacement a un profil linéaire correspondent à une déformation constante. Nous calculerons donc les élastogrammes entre deux paires d'images parmi celles que nous avons retenues. De plus, on peut voir sur la figure 5.4(b) que le déplacement dans le fantôme n'est pas le même partout : la partie de l'image se trouvant à droite de la ligne centrale se déplace plus qu'à gauche ; un cisaillement et une rotation ont été introduits lors de l'acquisition, et cela a pour conséquence que l'estimation de la déformation axiale sera plus difficile.

### 5.3.3 Estimation de la déformation dans le fantôme : algorithme sans recalage

Suivant la même démarche que pour le chapitre 4, on calculera les élastogrammes à partir des images RF, mais aussi à partir des images mode B, et ceci pour chacune des méthodes présentées dans ce travail (intercorrélation, somme des différences absolues, avec et sans recalage). Dans ce cas-ci, on applique l'algorithme sur une série d'images correspondant à une compression ; d'après la courbe de la figure 5.4, le taux de compression global entre chaque paire d'images est de 0,5 %. Les paramètres utilisés pour la reconstruction sont présentés au tableau 5.1.

Les premières estimations sont faites avec l'algorithme d'estimation sans recalage ; on




(a) Variation globale

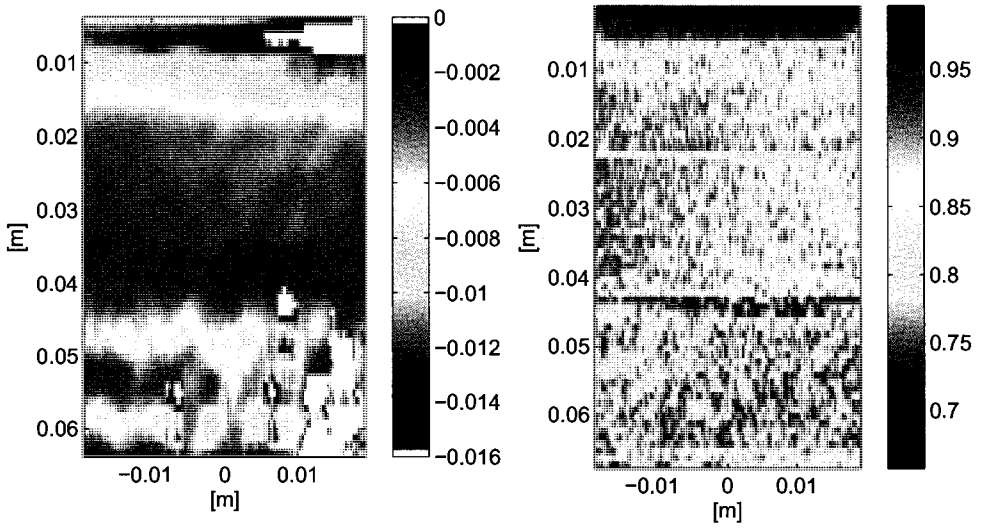
(b) Différence de déplacement entre la gauche et la droite de l'image

FIGURE 5.4 Variation de la taille du fantôme au cours de la séquence ultrasonore. À partir des positions maximale et minimale du fond du fantôme, on estime la déformation globale maximale à 3,4 %. Toutefois, les positions présentées à la figure (b) montrent que les déplacements des parties droite et gauche diffèrent. On estime que les déformations axiales à gauche et à droite diffèrent d'environ 15 % (3,8 % vs 3,2 %) ; ce qui est plus important encore est que les différences de déplacement ajoutent des composantes de rotation et de cisaillement au mouvement.

TABLEAU 5.1 Paramètres utilisés pour la reconstruction axiale à partir de données réelles d'un fantôme élastique.

| | | |
|---|---|---|
| Fantôme élastique | Transducteur | Sonde : L7-4<br>Caractéristiques spectrales : $f_0$ = 5,5 MHz ; $\Delta f$ = 3 MHz<br>Zone focale : 36 mm |
| | Région analysée | Dimensions : 38 mm × 69 mm |
| | Pas d'échantillonnage | Image mode B : 0,30 mm × 0,15 mm<br>Image RF : 0,30 mm × 0,015 mm |
| Calcul d'élastogramme | Fenêtrage | Taille de fenêtre : 2 mm (sans recalage)<br>1,5 mm (avec 4 recalages)<br>Recouvrement : 60 % |
| | Calcul du déplacement | Intercorrélation, SDA<br>Avec et sans recalage<br>Interpolation du max. de corrélation : parabolique |
| | Filtrage du déplacement | Médian : 10 × 10 pixels<br>Passe-bas : 5 pixels dans la direction axiale |
| | Calcul de la déformation | Moindres carrés (8 points) |

obtient alors l'élastogramme présenté à la figure 5.5(a) ; on a aussi représenté à la figure 5.5(b) les coefficients de corrélation obtenus lors de l'estimation du déplacement, afin de vérifier la fiabilité des résultats : plus le coefficient de corrélation est élevé, meilleure est l'estimation.




(a) Élastogramme (b) Carte des corrélations

FIGURE 5.5 Élastogramme et carte des corrélations pour un fantôme élastique.
La reconstruction est effectuée sur les images RF, en utilisant la méthode SDA sans recalage. La taille de fenêtre est 2 mm et le recouvrement 60 %. On a effectué un seuillage sur l'élastogramme afin d'améliorer le contraste ; pour ce faire, les valeurs de déformations positives, anormales puisque le fantôme est en compression, de même que les déformations négatives trop importantes (inférieures à -0,016) ont été représentées en blanc.

La carte des corrélations confirme que, pour une profondeur supérieure à 4,5 cm, les déformations estimées sont peu fiables, car les valeurs prises par les coefficients de corrélation sont faibles. Cependant, pour ce qui est des zones moins bruitées, où le coefficient de corrélation est supérieur à 0,85 par exemple, on observe des valeurs de déformations qui sont en accord avec le modèle élastographique : on peut voir que la partie centrale de l'élastogramme prend des valeurs négatives plus faibles en valeur absolue, comme on

pouvait s'y attendre puisqu'il s'agit d'une zone rigide.

La carte des corrélations peut aussi nous renseigner sur la rigidité : une translation sans déformation (c'est-à-dire un module de rigidité très élevé) est associée à un grand coefficient de corrélation. C'est pour cela qu'on retrouve des valeurs plus élevées dans la zone rigide du fantôme.

Cette reconstruction a aussi été effectuée avec les mêmes paramètres pour les deux méthodes d'estimation de mouvement (intercorrélation, SDA), et à partir des images mode B et images RF. On a moyenné les élastogrammes dans chaque cas pour obtenir les profils de déformation visibles à la figure 5.6. On a aussi représenté le profil théorique obtenu avec la modélisation par éléments finis.

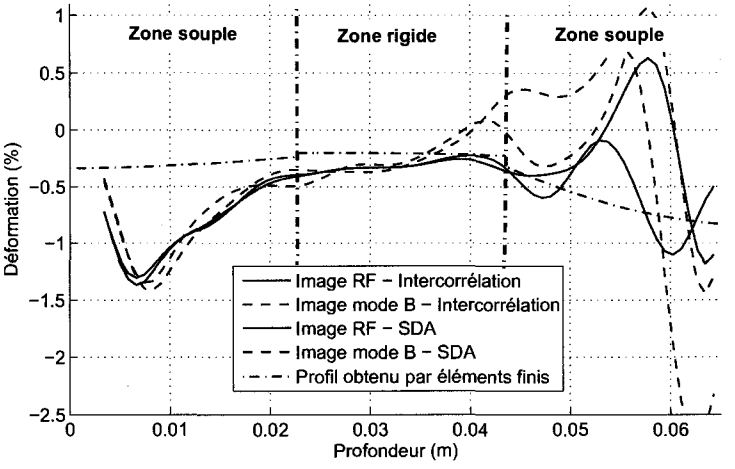



FIGURE 5.6 Profils de déformation obtenus en faisant varier la méthode de reconstruction et le type d'images analysées.

L'élastogramme représenté à la figure 5.5 a été obtenu sur des images RF avec la méthode SDA. Comparé aux élastogrammes obtenus avec les autres méthodes (mode B, corrélation), il correspond qualitativement à celui dont la déformation semble la plus proche de ce à quoi on s'attendait. De fait, on peut voir sur la figure 5.6 que l'estimation

à partir d'images RF semble être la moins bruitée.

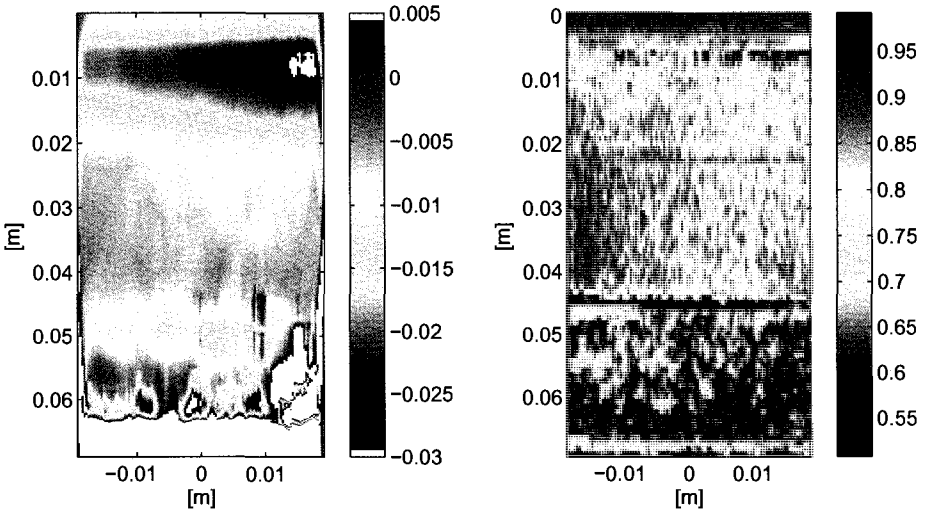
La déformation estimée est constante tout au long de la région centrale rigide, tout comme le prédit le modèle par éléments finis. En outre, elle semble mieux évaluée dans la région souple $\mu_3$, du moins au voisinage de la région $\mu_2$. Pour ce qui est de la région souple $\mu_1$ au voisinage du transducteur, le maximum de déformation estimée est d'environ 1,4 %, ce qui est nettement plus grand que ce que prédit le modèle (environ 0,2 %). Ceci pourrait s'expliquer par certains artefacts du signal échographique au voisinage du transducteur. Une observation attentive de l'image mode B à cet endroit montre qu'il existe une étroite région de quelques mm très échogène et dont on attribuerait la présence à de fortes réflexions produites par une mauvaise adaptation d'impédance acoustique à l'interface transducteur/fantôme. Le mouvement apparent dû à ces réflexions diffère de celui des speckles adjacents et devrait vraisemblablement altérer la reconstruction à proximité de l'interface avec le transducteur.

### 5.3.4 Estimation de la déformation dans le fantôme : algorithme avec recalage

Nous avons aussi appliqué l'algorithme avec recalage, afin de voir les éventuelles améliorations apportées par la réinjection de mouvement. Un des élastogrammes obtenus est présenté à la figure 5.7(a).

Les élastogrammes obtenus sont plus lisses qu'en appliquant l'algorithme sans recalage, et le bruit plus important obtenu avec les autres méthodes est lissé lui aussi. On trouve aussi une déformation plus importante à droite du fantôme, ce qui indiquerait que la compression n'est pas faite dans la direction perpendiculaire aux bandes de rigidités. Suite au recalage, et comme on l'avait noté au chapitre 4, on observe que la corrélation est nettement meilleure dans les régions $\mu_1$ et $\mu_2$.

Par contre, dans la région éloignée du transducteur, la corrélation est très faible, et




(a) Élastogramme (b) Carte des corrélations

FIGURE 5.7 Élastogramme et carte des corrélations pour un fantôme élastique.
La reconstruction est effectuée sur les images RF, en utilisant la méthode SDA avec recalage (4 itérations). La taille de fenêtre à la dernière itération est 2 mm et le recouvrement 60 %. Les coefficients de corrélation sont ceux obtenus à la dernière itération. De la même façon qu'à la figure 5.5, les valeurs de déformation erronées ont été représentées en blanc.

conséquemment l'estimation de la déformation s'éloigne de la théorie. On a alors tenté d'appliquer la reconstruction 2D sur ce fantôme afin de vérifier si la décorrélation dans le fond du fantôme est due à un éventuel mouvement latéral. Les élastogrammes ne sont pas représentés ici, car ces résultats n'apportent pas plus de précision que dans les figures précédentes ; comme l'indique la modélisation de la figure 5.3(b), la composante latérale du mouvement dans la zone imagée est de très faible amplitude. De plus, il est probable que le mouvement des speckles ne reste pas uniquement dans le plan imagé si l'orientation de la sonde n'est pas la même que la direction de la déformation. Ainsi, divers phénomènes complexes peuvent être à l'origine de la faible corrélation dans le fond du fantôme.

### 5.3.5 Conclusion

Ces premiers résultats montrent qu'il est possible de calculer des élastogrammes à partir de données réelles obtenues d'un fantôme en utilisant une déformation appliquée manuellement et un algorithme de calcul avec recalage. La qualité des élastogrammes est telle qu'on peut clairement identifier des bandes de rigidités ayant un contraste de rigidité $C_r = 4$. Cependant, les conditions expérimentales font qu'il est difficile d'obtenir les résultats prédits par un modèle par éléments finis dans la région avoisinant le transducteur : la déformation observée est beaucoup plus grande que celle anticipée. Cela serait dû à plusieurs sources de bruit qui viennent fausser les valeurs de l'élastogramme. Ces sources de bruit sont nombreuses et viennent surtout du fait qu'on ne contrôle pas le dispositif expérimental : la déformation n'est pas uniforme, ce qui peut ajouter des composantes de cisaillement ou de rotation, et la vitesse de compression était peut-être trop élevée pour la cadence d'acquisition utilisée. Cela sera discuté plus loin. Le mouvement latéral dû à l'incompressibilité du fantôme est aussi une source de décorrélation dans le fond du fantôme, d'autant plus importante que cette zone est très peu rigide.

Un ré-examen des fichiers où sont consignés les paramètres d'acquisition nous a révélé qu'un mode en ouverture synthétique avait été utilisé pour acquérir les données échographiques. Il s'en est suivi que chaque image RF enregistrée était en fait la somme de deux images RF captées à des instant différents. Normalement, puisque cet effet est présent dans toutes les images enregistrées, l'impact sur les élastogrammes pourrait ne pas être si important. Cela reste à être étudié mais demeure pour l'instant une autre source potentielle de bruit.

# CONCLUSION

Un des objectifs de ce travail a été de rassembler toutes les connaissances acquises depuis plusieurs années au laboratoire sur l'obtention d'élastogrammes. Des travaux sur l'acquisition d'images ultrasonores à partir du HDI1000 avaient rendu disponible toute une librairie de fonctions de traitement des données venant de cet échographe. À cette librairie, nous avons ajouté des fonctions permettant de contrôler à distance l'appareil à l'aide du logiciel Matlab, afin que son utilisation future soit la plus simple possible. En ce qui concerne l'élastographie proprement dite, plusieurs projets utilisaient déjà ces méthodes. Notre travail se voulait une synthèse de ce qui a déjà été effectué, en adaptant ces méthodes aux outils du laboratoire (soit une librairie de fonctions permettant la manipulation d'images médicales de toutes origines, et particulièrement celles résultant de nos acquisitions sur le HDI1000).

Pour ce faire, la connaissance des différentes techniques publiées depuis une vingtaine d'années était nécessaire : l'élastographie est en constante évolution et les méthodes d'estimation des paramètres mécaniques des tissus biologiques ne cessent de se multiplier. Dans le cadre de ce projet, le choix des méthodes de reconstruction d'élastogramme se basait sur la simplicité et la rapidité d'exécution des algorithmes. Nous avons opté pour l'estimation de la déformation à partir de la connaissance du champ de déplacement dans une séquence d'images ultrasonores. La technique d'estimation du champ de déplacement déjà utilisée était celle utilisant une fonction de similarité qui est l'intercorrélation normalisée. À partir des analyses sur les différentes méthodes d'estimation de retard entre deux signaux parues dans la littérature, nous avons développé d'autres fonctions de similarité ; la somme des différences absolues est celle que nous avons retenue. L'application de cette dernière méthode à des données simulées s'est révélée encourageante. Le champ de déplacement obtenu par cette méthode d'estimation est plus lisse, et cela se traduit par de meilleurs rapports signal sur bruit. Cependant, cette méthode

accentue un bruit qu'on retrouve typiquement en élastographie, apparaissant sous forme de zébrures et dû à des erreurs d'interpolation lors de la recherche du maximum de la fonction de similarité. C'est à ce niveau qu'une de nos nouvelles méthodes s'avère efficace : l'estimation du déplacement avec réinjection du mouvement. En appliquant l'estimation du déplacement en plusieurs itérations, sur des images que l'on a recalées à partir du déplacement précédemment estimé, on est en mesure d'améliorer considérablement le rapport signal sur bruit. De plus, le bruit élastographique dont nous venons de parler peut être réduit d'une manière significative.

Toutes ces observations ont été validées sous Matlab au moyen d'images ultrasonores synthétiques, et on a cherché à connaître quelle combinaison de paramètres permet d'obtenir la meilleure reconstruction d'élastogramme. Nous avons ensuite appliqué ces algorithmes à des données réelles, acquises au moyen de l'échographe HDI1000. Ces premières validations expérimentales sont plutôt encourageantes : on est capable d'estimer la déformation de manière quantitative pour des fantômes élastiques tels qu'un fantôme contenant plusieurs couches de rigidités différentes. Ces expérimentations nous ont surtout permis de situer dans quel contexte la reconstruction sera fiable, étant donné que les sources d'erreurs sont beaucoup plus nombreuses en milieu expérimental. En particulier, la reconstruction d'élastogramme sur les images RF peut être très compromise, et, pour limiter le bruit, on pourrait être amené à utiliser les images mode B, mais ceci au détriment de la résolution de l'élastogramme.

C'est à partir de ces observations qu'on peut fixer les améliorations à apporter dans la suite de ce projet : les validations expérimentales pourraient être améliorées, en essayant de réduire au minimum le bruit dû à de mauvaises acquisitions. De plus, l'interface d'acquisition peut encore être améliorée pour obtenir un meilleur contrôle de l'échographe. Pour cela, il serait utile de développer une méthode pour évaluer la qualité du signal RF, entre autre en détectant la saturation, et pour définir le profil optimal de la courbe de gain de compensation d'atténuation afin d'utiliser toute la plage des convertis-

seurs analogues/numériques. Enfin, il serait aussi utile de pouvoir déterminer la cadence d'acquisition : si nécessaire, cette cadence pourrait alors être augmentée en réduisant la taille de la région d'intérêt.

Un nouveau système disponible au laboratoire depuis peu (échographe Verasonics) pourrait rendre possible plusieurs améliorations qui devraient augmenter la qualité des élastogrammes (entre autres parce que la résolution des convertisseurs analogues/numériques est plus haute, que la cadence d'acquisition est plus élevée et que le nombre d'éléments de l'ouverture est plus grand). Ce système pourrait aussi permettre d'y introduire un module d'imagerie ultrarapide pour pratiquer l'imagerie par pression de radiation décrite au chapitre 1 : toutes les techniques développées au cours de ce projet pourraient s'inscrire dans un contexte plus large d'imagerie des paramètres mécaniques, où l'on pourrait suivre l'évolution d'ondes de cisaillement avec une haute cadence d'acquisition.

Pour ce qui est des algorithmes, plusieurs améliorations sont envisagées. Ainsi, l'estimation du déplacement pourrait se faire directement à partir des signaux IQ, en faisant appel à l'intercorrélation complexe. Dans un autre ordre d'idée, il serait intéressant de pouvoir quantifier le mouvement sur l'ensemble des images constituant la séquence. Présentement, les élastogrammes sont calculés entre paires successives d'images comme si ces paires étaient indépendantes, alors que dans la réalité, il y a cohérence du mouvement dans la séquence des images. L'utilisation d'une telle connaissance a priori devrait permettre de développer des algorithmes de calcul d'élastogrammes encore plus robustes, par exemple en faisant appel à des filtres spatio-temporels appropriés. Cela nous apparaît essentiel pour envisager des applications de notre algorithme d'élastographie à des cas plus complexes que celui du fantôme étudié dans ce travail ; dans un premier temps à des fantômes de tissus biologiques tels que le rein, comme il a été mentionné au chapitre 1, et dans un deuxième temps à des études in vivo.

# RÉFÉRENCES

Abdelali, M. (2002). *Modèle unidimensionnel en élastographie et introduction au concept de « strain filter ».* Rapport interne, Laboratoire d'imagerie et d'instrumentation, Institut de génie biomédical.

Alam, S. K. and Ophir, J. (1997). Reduction of signal decorrelation from mechanical compression of tissues by temporal stretching : Applications to elastography. *Ultrasound in Medecine and Biology*, **23**(1), 95–105.

Alam, S. K., Ophir, J., and Konofagou, E. E. (1998). An adaptive strain estimator for elastography. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **45**(2), 461–472.

Alam, S. K. and Ophir, J. (2000). The effect of nonlinear signal transformations on bias error in elastrography. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **47**(1), 297–303.

Bamber, J. C. and Dickinson, R. J. (1980). Utrasonic B-scanning : a computer simulation. *Physics in Medicine and Biology*, **25**(3), 463–479.

Bercoff, J. (2004). *L'imagerie ultrarapide et son application à l'étude de la viscoélasticité du corps humain.* Thèse de doctorat, Univ. Paris 7 - École Doctorale de Physique Macroscopique.

Bertrand, M., Meunier, J., Doucet, M., and Ferland, G. (1989). Ultrasonic biomedical strain gauge based on speckle tracking. *IEEE Ultrasonics Symposium*, 859–863.

Boucher, R. E. and Hassab, J. C. (1981). Analysis of discrete implementation of generalized cross correlator. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, **ASSP-29**(3), 609–611.

Chen, H., Shi, H., and Varghese, T. (2007). Improvement of elastographic displacement estimation unsig a two-step cross-correlation method. *Ultrasound in Medecine and Biology*, **33**(1), 48–56.

Céspedes, I., Huang, Y., Ophir, J., and Spratt, S. (1995). Methods for estimation of subsample time delays of digitized echo signals. *Ultrasonic Imaging*, **17**, 142–171.

Céspedes, I., Ophir, J., and Alam, S. K. (1997). The combined effect of signal decorrelation and random noise on the variance of time delay estimation. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **44**(1), 220–225.

Cyr, M. (1995). *Analyse d'erreurs du champ de vitesse linéaire obtenu avec l'approche du flux optique.* Mémoire de maîtrise, Institut de génie biomédical, Université de Montréal.

Eskandari, H., Salcudean, S., and Rohling, R. (2007). Tissue strain imaging using a wavelet transform-based peak search algorithm. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **54**(6), 1118–1130.

Fredman, A., Frolik, J., and Garra, B. (2004). Lung strain profiles using computed tomography elastography. In *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS.*

Fung, Y. (1981). *Biomechanical properties of living tissues.* New York : Springer-Verlag Inc.

Hadi, W. M. (2004). *Restauration de signaux radiofréquences obtenus à partir des composantes IQ : effets sur l'élastogramme.* Mémoire de maîtrise, Institut de génie biomédical, École Polytechnique de Montréal.

Hall, T. J., Bilgen, M., Insana, M. F., and Krouskop, T. A. (1997). Phantom materials for elastrography. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **44**(6), 1355–1365.

Hedrick, W., Hykes, D., and Starchman, D. (2005). *Ultrasound Physics ans Instrumentation - 4th edition.* St. Louis, Mo.

Horn, K. and Schunck, B. (1981). Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, **17**, 185–203.

Hoyt, K., Forsberg, F., and Ophir, J. (2005). Evaluation of shift estimation techniques for spectral-based elastography. *IEEE Ultrasonics Symposium*, pages 1777–1780.

Konofagou, E., Varghese, T., and Shap, B. (1999). Power spectral strain estimators in elastography. *Ultrasound in Medecine and Biology*, **25**(7), 1115–1129.

Krouskop, T., Wheeler, T., Kallel, F., Garra, B., and Hall, T. (1998). Elastic moduli of breast and prostate tissues under compression. *Ultrasonic Imaging*, **20**, 260–274.

Langeland, S., D'Hooge, J., Torp, H., Bijnens, B., and Suetens, P. (2003). Comparison of time-domain displacement estimators for two-dimensional rf tracking. *Ultrasound in Medecine and Biology*, **29**(8), 1177–1186.

Macovski, A. (1983). *Medical Imaging Systems.* Prentice-Hall, Up. Saddle River, NJ.

Maurice, R. L. (1998). *Étude de la dynamique de la granulartié échographique en relation avec la dynamique des tissus biologiques.* Thèse de doctorat, Institut de génie biomédical, Université de Montréal.

Meunier, J. (1989). *Analyse dynamique des textures d'échocardiographies bidimensionnelles du myocarde.* Thèse de doctorat, Institut de génie biomédical, Université de Montréal.

Meunier, J. and Bertrand, L. (1995a). Echographic image mean gray level changes with tissue dynamics : A system-based model study. *IEEE Transactions on biomedical imaging*, **14**(4), 403–410.

Meunier, J. and Bertrand, L. (1995b). Ultrasonic texture motion analysis : Theory and simulation. *IEEE Transactions on medical imaging*, **14**(6), 293–300.

Muskhelishvili, N. I. (1963). *Some Basic Problems of the Mathematical Theory of Elasticity : Fundamental Equations, Plane Theory of Elasticity, Torsion, and Bending.* 4th corr. and augmented. ed. Groningen : P. Noordhoff.

Nicholas, D. (1977). An introduction to the theory of acoustic scattering by biological tissue, in *Recent Advances in Ultrasound in Biomedicine*, volume 1. Research Studies Press, Forest Grove, OR.

Nightingale, K., Soo, M., Palmeri, M., Congdon., A., Frinkley, K., and Trahey, G. (2004). Imaging tissue mechanical properties using impulsive acoustic radiation force. In *Proceedings of the 2004 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging Macro to Nano*, 41–44.

O'Donnell, M., Skovoroda, A., Shapo, B., and Emelianov, S. (1994). Internal displacement and strain imaging using ultrasonic speckle tracking. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **41**(3), 314–325.

Ophir, J., Céspedes, I., Ponnekanti, H., Yazdi, Y., and Li, X. (1991). Elastography : a quantitative method for imaging the elasticity of biological tissues. *Ultrasonic imaging*, **3**, 111–135.

Ophir, J., Kallel, F., Varghese, T., Konofagou, E., Alam, S. K., Krouskop, T., Garra, B., and Righetti, R. (2001). Optical and acoustical imaging of biological media - elastography. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Séries IV*, **2**(9), 1193–1212.

Pan, B., Xie, H., and Guo, Z. (2007). Full-field strain measurement using a two-dimensional savitzky-golay digital differentiator in digital image correlation. *Optical Engineering*, **46**(3), 033601-1–10.

Rodrigues, S. (2007). *Protocole d'acquisition sur le HDI1000.* Rapport interne, Laboratoire d'imagerie et d'instrumentation, Institut de génie biomédical.

Saada, S. (1983). *Elasticity, Theory and Applications.* Pergamon press, New York.

Sarvazyan, A., Rudenko, O., Swanson, S., Fowlkes, J., and Emelianov, S. (1998). Shear wave elasticity imaging : A new ultrasonics technology of medical diagnostics. *Ultrasound in Medecine and Biology*, **24**(9), 1419–1435.

Seggie, D., Leeman, S., and Burge, R. (1993). Realistic simulation of B-scan images. *Ultrasonic symposium*, pages 714–717.

Sehgal, C. and Greenleaf, J. (1984). Diffraction of ultrasound by soft tissues : the inhomogeneous continuous model. In *Proceedings of te 13th International Symposium on Acoustical Imaging, Minneapolis*, 217–231.

Srinivasan, S. and Ophir, J. (2003). A zero-crossing strain estimator for elastography. *Ultrasound in Medecine and Biology*, **29**(2), 227–238.

Torr, G. (1984). The acoustic radiation force. *American Journal of Physics*, **52**(5) 402–408.

Varghese, T. and Ophir, J. (1997). A theoretical framework for performance characterization of elastography : The strain filter. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, **44**(1), 164–172.

Viola, F. and Walker, W. F. (2001). Comparison of time delay estimators in medical ultrasound. *Ultrasonic symposium*, pages 1485–1488.

# ANNEXE I

## LES IMAGES ULTRASONORES : IMAGE RF, IMAGE MODE B ET IMAGE IQ

Les signaux ultrasonores utilisés dans nos expériences peuvent prendre différentes formes selon le contexte : transport de l'information entre le système d'imagerie et l'ordinateur, affichage à l'écran des résultats... Nous présentons dans cette annexe les caractéristiques des signaux décrits au cours de ce mémoire et les raisons de leur utilisation, ainsi que les liens existant entre ces différentes représentations du signal ultrasonore.

### I.1 Principes d'obtention des images échographiques

L'excitation ultrasonore est générée par un transducteur convertissant un signal électrique en vibration mécanique au moyen d'éléments piézoélectriques. Il existe de nombreux types de transducteurs :

- les transducteurs monoélément, qu'on retrouve dans les sondes endovasculaires ou les sondes endocavitaires. Dans ce cas, on doit effectuer un balayage mécanique pour obtenir une image bidimensionnelle.
- les transducteurs constitués d'un réseau d'éléments. L'agencement des éléments piézoélectriques (réseau linéaire, curviligne...) va déterminer la région qui sera sondée. Le contrôle électronique du signal électrique appliqué à chaque élément permet aussi d'orienter le faisceau (balayage électronique) et de focaliser l'onde en émission ou en réception.

Dans ce projet, les sondes utilisées sont celles de l'échographe HDI1000, toutes constituées de 128 éléments, pouvant être linéaires ou curvilinéaires. La focalisation électronique permet de focaliser le faisceau à une position qui peut être contrôlée. Le principe

de la focalisation à l'émission est que le signal ultrasonore émis par chacun des éléments est retardé de façon à ce que tous les signaux émis arrivent en même temps sur la zone focale et déterminent la forme du front d'onde.

En mode réception, on retrouve aussi cette étape de focalisation, c'est-à-dire qu'on applique un retard sur les signaux bruts reçus par chaque élément du transducteur, et on y ajoute une étape de sommation pondérée des signaux (car un signal émis par une zone éloignée de l'élément piézoélectrique ne va pas avoir le même poids que le signal émis par une zone proche). Cette suite d'opérations permettant de reformer chaque ligne de l'image du milieu est appelée *beamforming* ou « formation de faisceau ».

Le signal radiofréquence, ou signal RF, est le signal non démodulé contenant toute l'information provenant du tissu. On l'appelle radiofréquence parce qu'il a une fréquence de quelques MHz, typiquement.

## I.2 Mode d'imagerie échographique

En échographie traditionnelle, plusieurs modes de représentations sont utilisés :

- **Mode A** (pour *amplitude*) : c'est aussi le signal RF ; on affiche les variations d'intensité ultrasonore en fonction du temps de propagation (ou de la profondeur dans le tissu, reliée au temps par la vitesse du son dans le tissu, supposée constante).
- **Mode B** (pour *brillance*) : l'amplitude de l'enveloppe du signal RF est traduite en niveaux de gris. Lorsque le transducteur balaye une certaine région, on obtient l'image en assemblant toutes les lignes obtenues en mode B pour chaque position du transducteur. Ainsi les images mode B sont les images en niveau de gris qu'on a l'habitude de rencontrer en échographie traditionnelle.
- **Mode M** (pour *mouvement*) : si on veut analyser le mouvement du tissu, une seule

ligne mode B est constamment obtenue et affichée avec un balayage : on voit ainsi la profondeur des échos de la paroi du tissu varier dans le temps. Ce mode est utilisé pour représenter par exemple des battements cardiaques dont on veut étudier la périodicité.

En échographie classique, c'est souvent l'enveloppe du signal qui nous intéresse, c'est-à-dire l'image mode B. Cependant, l'information de phase contenue dans le signal RF est une donnée très utile pour l'estimation de mouvement en élastographie. Nous considérerons donc à la fois les signaux mode B et les signaux RF. Un autre type de signaux obtenus à partir du signal RF est très intéressant. Il s'agit des signaux IQ qui, comme nous allons le voir, permettent de réduire la quantité d'information à transmettre sans perdre d'information sur le signal RF.

## I.3 La modulation IQ

### I.3.1 Transformée de Hilbert et signal analytique

La transformée de Hilbert, utilisée pour obtenir le signal analytique, est définie par :

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(t)}{t-\tau} d\tau. \tag{I.1}$$

Le calcul de sa transformée de Fourier donne :

$$\hat{X}(\omega) = -j \operatorname{sgn}(\omega) X(\omega), \tag{I.2}$$

où $X(\omega)$ est la transformée de Fourier de $x(t)$.

Le signal analytique est alors le signal complexe $x_a(t)$ obtenu en ajoutant au signal $x(t)$

sa transformée de Hilbert :

$$x_a(t) = x(t) + j\,\hat{x}(t) \tag{I.3}$$

Le signal échographique radiofréquence étant un signal de type passe-bande, on a :

$$x(t) = a(t)\cos(\omega_0 t + \phi(t)) \tag{I.4}$$

où $a(t)$ est le signal de modulation d'amplitude, $\omega_0$ la fréquence de la porteuse et $\phi(t)$ la modulation de phase. Dans le cas où la largeur de bande de $a(t)$ est inférieure à $\omega_0$, on a :

$$\hat{x}(t) = a(t)\sin(\omega_0 t + \phi(t)) \tag{I.5}$$

Le signal échographique analytique est donc :

$$x_a(t) = a(t)e^{j(\omega_0 t + \phi(t))} = [a(t)e^{j\phi(t)}]e^{j\omega_0 t} \tag{I.6}$$

où le terme $a(t)e^{j\phi(t)}$ est appelé enveloppe complexe, que nous notons $x_{iq}(t)$, qui sera discuté plus loin.

La transformée de Fourier du signal analytique a la propriété de ne pas avoir de composantes dans les fréquences négatives. Seul le spectre dans les fréquences positives est conservé, celui-ci ayant une amplitude double par rapport au spectre d'amplitude du signal original.

On peut retrouver l'enveloppe complexe en multipliant le signal analytique par une porteuse complexe $e^{-j\omega_0 t}$. Cette opération de démodulation a pour but de décaler le spectre du signal pour le centrer sur l'origine. Alors que la fréquence d'échantillonnage du signal RF doit être supérieure au double de sa fréquence maximale, cette fréquence d'échantillonnage est maintenant réduite, de l'ordre de grandeur de la bande passante du signal.

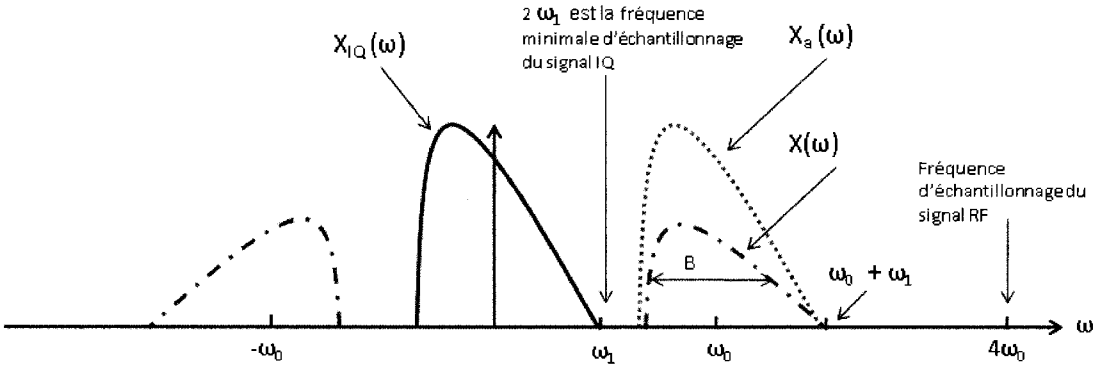



FIGURE I.1 Représentation spectrale des signaux RF ($X(\omega)$), analytique ($X_a(\omega)$) et IQ ($X_{IQ}(\omega)$).

Cette démodulation est appelée démodulation IQ ; elle a l'avantage de transporter toute l'information nécessaire à la reconstruction du signal RF, tout en préservant un taux d'échantillonnage bas, de l'ordre de la bande passante du signal, ce qui permet d'augmenter le nombre d'échantillons de signal et d'avoir une meilleure résolution. La manipulation spectrale que nous venons de décrire est présentée à la figure I.1.

### I.3.2 Modulation et démodulation IQ

La notation « IQ » vient des noms donnés aux composantes obtenues par détection synchrone d'un signal, en utilisant une porteuse en phase (cos) et une porteuse en quadrature (sin). Ces deux composantes, $i(t)$ et $q(t)$, ne sont que la partie réelle et la partie imaginaire de l'enveloppe complexe $a(t)e^{j\phi(t)}$, soit :

$$i(t) = \Re\left(a(t)e^{j\phi(t)}\right) = a(t)\cos(\phi(t)) \tag{I.7}$$

$$q(t) = \Im\left(a(t)e^{j\phi(t)}\right) = a(t)\sin(\phi(t)) \tag{I.8}$$

Les signaux IQ sont souvent regroupés en un seul signal complexe avec la notation $x_{iq}(t) = i(t) + j\ q(t)$, qui n'est donc autre que l'enveloppe complexe présenté à l'équa-

tion I.6.

La figure I.2 illustre la famille des signaux présentés ci-dessus : RF, enveloppe, $i(t)$ et $q(t)$. On notera que les signaux $i(t)$ et $q(t)$ montrent des oscillations lentes comparativement à celles du signal RF ; c'est ce qui permet de les représenter sous forme échantillonnée sans perte importante d'information même lorsque leur cadence d'échantillonnage est faible par rapport à celle requise pour les signaux RF.

Pour reconstruire le signal de départ, on peut remoduler l'enveloppe complexe $x_{iq}(t)$ par la porteuse complexe $e^{j\omega_0 t}$ :

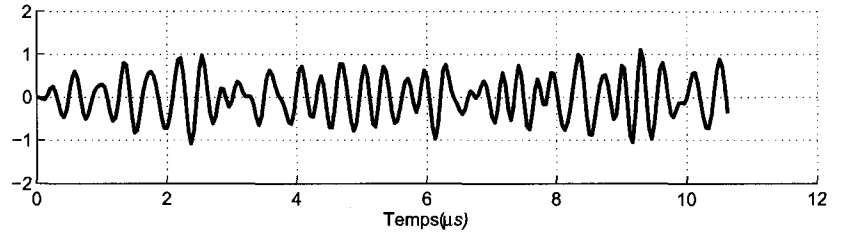
$$\begin{aligned} x(t) &= \Re[x_a(t)] \\ &= \Re[(i(t) + jq(t))e^{j\omega_0 t}] \\ &= i(t)\cos(\omega_0 t) - q(t)\sin(\omega_0 t) \end{aligned} \tag{I.9}$$

L'enveloppe du signal, qui nous est utile pour afficher l'image en mode B, est obtenue simplement en prenant le module du signal analytique, soit :

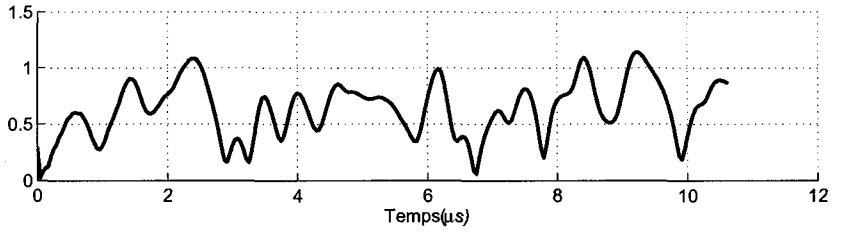
$$a(t) = \sqrt{i(t)^2 + q(t)^2} \tag{I.10}$$

De la même façon, la phase est très simple à obtenir :

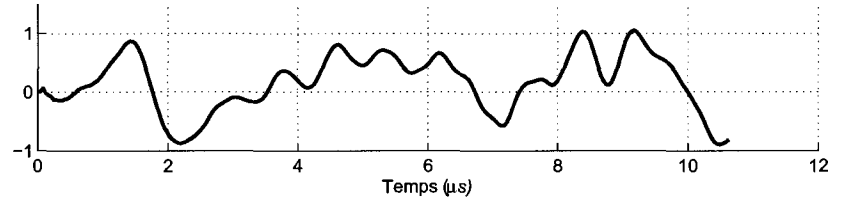
$$\phi(t) = \arctan \frac{q(t)}{i(t)} \tag{I.11}$$



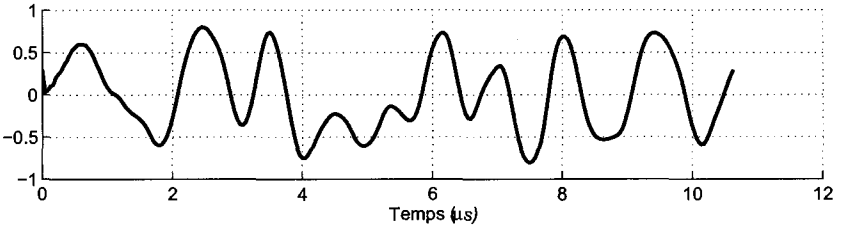

(a) Signal RF




(b) Enveloppe du signal RF




(c) Composante en phase $i(t)$




(d) Composante en quadrature $q(t)$

FIGURE I.2 Décomposition d'un signal radiofréquence en signaux en phase et quadrature.
Le signal a été simulé pour une fréquence porteuse de 3 MHz et une bande passante fractionnaire de 80 %.

# ANNEXE II

# ÉLÉMENTS D'ÉLASTICITÉ LINÉAIRE

## II.1 Hypothèses de travail

L'étude des paramètres élastiques d'un tissu biologique consiste à examiner les déplacements qu'il subi, ainsi que les déformations et les contraintes qui lui sont appliquées, lorsqu'il est soumis à des forces extérieures.

Il est possible d'analyser les propriétés intrinsèques d'un tissu à l'aide d'outils mathématiques relativement simples. La déformation du tissu soumis à des contraintes extérieures sera représentée par une matrice : on parle alors du tenseur de déformation, et du tenseur de contrainte (ces notions seront définies plus loin). La plupart des tissus ont un comportement non linéaire, anisotrope et viscoélastique. Mais, dans bien des cas, il est possible de simplifier le problème. Ainsi, nous considérons que les tissus biologiques sont des matériaux linéaires, élastiques et isotropes, sous les hypothèses suivantes :

- Un corps est dit *élastique* s'il retrouve ses dimensions originales lorsque les contraintes extérieures auxquelles l'objet est soumis cessent de s'appliquer. Si la contrainte appliquée à ce corps est de courte durée, alors on peut négliger le comportement visqueux et considérer l'objet élastique.
- Un solide est *isotrope* lorsque ses propriétés en un point sont les mêmes dans toutes les directions, c'est-à-dire que la structure de ce solide ne possède pas d'orientation spécifique globale.
- Un solide est dit *homogène* si ses propriétés sont indépendantes de la position dans le matériau.

- De plus, l'hypothèse de *petites déformations* est nécessaire pour que toutes les règles énoncées par la suite soient valides. On pourra ainsi considérer le matériau comme *linéaire*.

## II.2 Notions de contrainte et déformation

Lorsqu'un tissu est soumis à des contraintes extérieures, son comportement dépend de l'intensité des forces appliquées, mais aussi d'une combinaison des propriétés intrinsèques du matériau. Parmi les nombreuses façons de décrire la force appliquée à un matériau, nous utiliserons la *contrainte*, décrivant la force appliquée relativement à la taille du solide : elle est définie comme la force par unité de surface appliquée à un élément de volume. On peut distinguer deux sortes de contraintes : les forces de réaction s'exerçant dans la direction normale à cet élément de volume correspondent aux *contraintes normales*. Celles qui s'appliquent tangentiellement sont les *contraintes de cisaillement*. On retrouve ces deux notions lorsqu'un tissu est soumis à une onde acoustique : on parle alors d'onde de compression et d'onde de cisaillement.

La *déformation* est un paramètre sans dimension (elle est généralement exprimée en %) et représente l'allongement relatif d'un matériau, en quelque sorte : $\epsilon \equiv \frac{\Delta l}{l}$. Il y a déformation lorsque les positions relatives des points constituant le solide varient. Cela n'est pas le cas pour un corps rigide pour lequel tous les points subissent la même transformation.

En une dimension, on peut écrire simplement $\epsilon = \frac{\Delta l}{l}$. Dans ce cas, les lois physiques peuvent s'exprimer à l'aide de simples relations de proportionnalité : comme pour l'exemple connu du ressort, la loi de Hooke permet d'exprimer la contrainte en fonction de la déformation comme $\sigma_x = k\epsilon_x$, $k$ étant la constante de rigidité du ressort (cette relation est vérifiée pour de petites déformations, qui définissent la plage de déforma-

tions linéaires). Dans le cas 2D ou 3D, on exprime ces quantités sous forme de tenseurs, matrices $n \times n$, $n$ étant la dimension du problème. Supposons qu'un point $M(x_1, x_2, x_3)$ est soumis à une déformation, alors ses nouvelles coordonnées après déformation sont :

$$\begin{aligned} \xi_1 &= x_1 + u_1(x_1, x_2, x_3) \\ \xi_2 &= x_2 + u_2(x_1, x_2, x_3) \\ \xi_3 &= x_3 + u_3(x_1, x_2, x_3), \end{aligned} \tag{II.1}$$

les $u_i$ représentent le mouvement dans le tissu. Les composantes de la déformation linéaire s'expriment alors sous la forme :

$$\epsilon_{ij} = \frac{1}{2}\left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i}\right). \tag{II.2}$$

Il est ainsi courant d'utiliser le tenseur de déformation symétrique $\epsilon_{ij}$ :

$$\begin{bmatrix} \epsilon_{11} & \epsilon_{12} & \epsilon_{13} \\ \epsilon_{12} & \epsilon_{22} & \epsilon_{23} \\ \epsilon_{13} & \epsilon_{23} & \epsilon_{33} \end{bmatrix}$$

Les coefficients $\epsilon_{11}$, $\epsilon_{22}$, $\epsilon_{33}$ sont les déformations linéaires normales, les autres coefficients pour $i \neq j$ sont les déformations linéaires tangentielles ou de cisaillement. On peut aussi utiliser les mêmes notations pour définir le tenseur de contrainte $\sigma_{ij}$.

## II.3 La loi de Hooke généralisée

Comme il a été mentionné précédemment avec l'exemple du ressort, il existe des relations linéaires entre la contrainte et la déformation dans un matériau élastique. On peut généraliser cette observation dans le cas 3D : chaque composante du tenseur de

contrainte est une fonction linéaire des composantes du tenseur de déformation. Ce qui se résume simplement par la formule suivante :

$$\sigma_{kl} = S_{klmn}\epsilon_{mn} \tag{II.3}$$

La matrice $S$ des coefficients élastiques obtenue est une matrice symétrique, aussi appelée matrice de *rigidité*. On peut également utiliser pour caractériser un matériau la matrice de *compliance*, qui possède les mêmes propriétés que la matrice de rigidité. Elle se retrouve sous la forme $\epsilon_{kl} = C_{klmn}\sigma_{mn}$.

$S_{klmn}$ sont les constantes élastiques, il y en a 81 au total [1]. On peut montrer que le nombre de variables indépendantes peut être réduit de façon importante ; d'une part le tenseur de contrainte (ainsi que celui de déformation) est symétrique, et on peut écrire $S_{klmn} = S_{lkmn}$, et $S_{klmn} = S_{klnm}$. D'autre part, si le matériau est isotrope, les propriétés élastiques des tissus sont indépendantes de l'orientation des axes du problème. Il y a donc symétrie dans la rotation de la matrice, et on peut alors réduire le nombre de coefficients indépendants à 2.

Il suffit donc de deux coefficients pour caractériser parfaitement le comportement de tels tissus. Ces constantes sont souvent appelées constantes de Lamé, $\lambda$ et $\mu$. L'équation précédente peut alors s'écrire simplement sous la forme suivante :

$$\sigma_{ij} = 2\mu\epsilon_{ij} + \lambda\delta_{ij}\epsilon_{ii}, \tag{II.4}$$

avec $\delta_{ij}$ le symbole de Kronecker, et $\epsilon_{ii}$ la dilatation volumique.

Dans les paragraphes qui suivront, nous utiliserons ces notations pour alléger l'écriture :

1. chaque indice $k$, $l$, $m$ et $n$ ayant pour valeur 1, 2 et 3, on obtient $3^4$ constantes.

- les contraintes et déformations normales sont notées $\epsilon_x$, $\sigma_x$, et ce, dans chaque direction considérée.
- concernant le cisaillement, nous utiliserons les notations $\tau_{yz}$, et $\gamma_{yz}$ pour la contrainte et la déformation respectivement.

## II.4 Modules élastiques

Comme il a été discuté à la section précédente, il suffit de deux constantes pour caractériser mécaniquement un tissu linéaire, élastique et isotrope : les constantes de Lamé, ou d'autres constantes dont l'utilisation dépend du contexte. Le tableau II.1 résume l'expression de chacune des constantes d'élasticité en fonction des autres suivant la paire considérée. Le choix de l'une ou l'autre des constantes dépend du problème posé.

### II.4.1 Allongement uniaxial

Les constantes les plus couramment utilisées dans nos problèmes sont le module d'Young $E$, et le coefficient de Poisson $\nu$. On définit le coefficient de Poisson comme étant le rapport entre la contraction latérale et l'élongation axiale sous des conditions de contrainte uniaxiale, c'est donc un paramètre sans dimension. Le module d'Young est le rapport entre la contrainte principale et l'élongation principale d'une barre en traction, il s'exprime souvent en kPa.

La déformation suivante l'axe $x$ peut donc être écrite de la façon suivante :

$$\epsilon_x = \frac{1}{E}\left[\sigma_x - \nu\left(\sigma_y + \sigma_z\right)\right]. \tag{II.5}$$

### II.4.2 Cisaillement

Le module de cisaillement est simplement le coefficient de Lamé $\mu$, que l'on retrouve souvent sous la notation $G$, et s'exprime le plus souvent en GPa. Il exprime, comme le module d'Young, le rapport entre la contrainte et la déformation pour une contrainte de cisaillement. On peut ainsi écrire :

$$\gamma_{xy} = \frac{1}{G}\tau_{xy}. \tag{II.6}$$

### II.4.3 Compression isostatique

On introduit, dans le cas de compression, le module de compressibilité $K$ correspondant au changement de volume d'un solide lorsque la pression appliquée $P$ change, soit :

$$e_v = \frac{\Delta V}{V} = -\frac{P}{K} \tag{II.7}$$

De plus, les modules $E$ et $K$ sont positifs pour tous les matériaux. Il en résulte que le coefficient de Poisson doit voir ses valeurs comprises entre -1 et 0,5. La valeur 0,5 correspond à un matériau incompressible. La valeur nulle est utilisée pour une déformation dans un seul sens, c'est-à-dire qu'il n'y a pas étalement du matériau lors de la compression. Bien que ce coefficient puisse théoriquement prendre des valeurs négatives, on ne l'observe pas sur les matériaux réels.

## II.5 Élasticité plane

Dans bien des cas, en particulier pour l'obtention d'images médicales, il est d'usage de travailler dans le plan. Nous allons voir dans ce paragraphe qu'il existe des cas qui

TABLEAU II.1 Les différentes constantes d'élasticité et leurs relations.

| Constante | Paire de base | | |
|---|---|---|---|
| | $\lambda, \mu = G$ | $E, \nu$ | $K, \mu$ |
| $\lambda$ | $\lambda$ | $\frac{\nu E}{(1+\nu)(1-2\nu)}$ | $\frac{3K-2\mu}{3}$ |
| $\mu = \mathrm{G}$ | $\mu, G$ | $\frac{E}{2(1+\nu)}$ | $\mu$ |
| $K$ | $\frac{3\lambda+2\mu}{3}$ | $\frac{E}{3(1-2\nu)}$ | $K$ |
| $E$ | $\frac{\mu(3\lambda+2\mu)}{\lambda+\mu}$ | $E$ | $\frac{9K\mu}{3K+\mu}$ |
| $\nu$ | $\frac{\lambda}{2(\lambda+\mu)}$ | $\nu$ | $\frac{3K-2\mu}{6K+2\mu}$ |

permettent de se ramener au cas 2D lorsque le matériau a une épaisseur suffisamment fine par rapport à ses autres dimensions. Après déformation élastique d'un objet, muni d'un axe *Oz*, si tous les plans qui étaient orthogonaux à cet axe le restent, et si toutes les droites parallèles à cet axe le restent également après déformation, on dit qu'il existe un état de déformation plane, ce qui correspond, analytiquement, à :

$$u = u(x, y), v = v(x, y) \; et \; w = w(z) \tag{II.8}$$

On distingue alors deux cas :

- *État de déformation plane (« Plane Strain »)* : cet état résulte de la superposition d'un état de déformation plane et d'une déformation unidirectionnelle, et on a $w = 0$.
- *État de contrainte plane (« Plane Stress »)* : il est tel que : $\tau_{xz} = \tau_{yz} = \sigma_{zz} = 0$.

On peut ainsi simplifier davantage les relations de tenseurs et se ramener à des calculs matriciels $2 \times 2$, plus simples à résoudre. C'est grâce à ce modèle que l'on peut résoudre certains problèmes connus d'élasticité, notamment celui de l'*inclusion circulaire*, qui est repris dans nos simulations (voir annexe III).

# ANNEXE III

## MODÉLISATION ANALYTIQUE D'UNE INCLUSION CIRCULAIRE

Dans ce projet, nous utilisons des modèles de tissus avec inclusion rigide pour tester nos algorithmes. Nous détaillons ici un modèle analytique qui a été développé en 1963 par Muskhelishvili. Ce modèle a ensuite été mis en œuvre sous Matlab pour obtenir le champ de déplacement analytique.

Le modèle est relativement simple : il s'agit d'un tissu dont on connaît le coefficient de Poisson $\nu$ et le coefficient de cisaillement $\mu$, et qui possède, à l'origine, une inclusion circulaire dont le module de rigidité est plus élevé que celui du tissu alentour. Le rapport entre les modules de cisaillement est noté $\mu_{ratio} = \frac{\mu}{\mu_0}$. Le milieu est considéré comme infini, et soumis à une contrainte ou à une déformation, selon la direction $Ox$, à l'infini également.

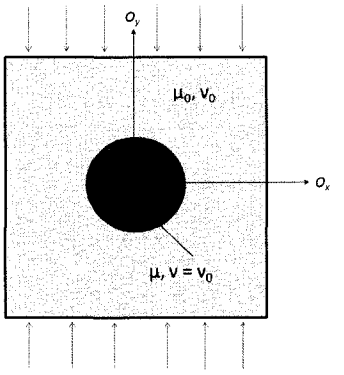



FIGURE III.1 Modèle géométrique de l'inclusion circulaire.

## III.1 Modélisation mathématique

Selon le type de problème (déformation ou contrainte plane), on y définit une variable $\chi$ dépendant des paramètres élastiques :

$$\begin{aligned} \chi_{def} &= 3 - 4\nu \\ \chi_{cont} &= \frac{3-\nu}{1+\nu} \end{aligned} \tag{III.1}$$

Les calculs sont développés en coordonnées polaires, et le développement des composantes du déplacement dans le milieu extérieur à l'inclusion donne le résultat suivant :

$$v_r(r,\theta) = \frac{p}{8\mu r}\left\{(\chi-1)r^2 + 2\gamma R^2 + \left[\beta(\chi+1)R^2 + 2r^2 + \frac{2\delta R^4}{r^2}\right]\cos 2\theta\right\} \tag{III.2}$$

$$v_\theta(r,\theta) = -\frac{p}{8\mu r}\left\{\beta(\chi-1)R^2 + 2r^2 + \frac{2\delta R^4}{r^2}\right\}\sin 2\theta \tag{III.3}$$

avec :

$$\beta = -\frac{2(\mu_0-\mu)}{\mu+\mu_0\chi},\ \gamma = -\frac{\mu(\chi_0-1)-\mu_0(\chi-1)}{2\mu_0+\mu(\chi_0-1)}\ et\ \delta = -\frac{\mu_0-\mu}{\mu+\mu_0\chi}$$

Le développement des calculs à l'intérieur de l'inclusion nous donne les formules suivantes :

$$v_{r_0}(r,\theta) = \frac{pr}{8\mu_0}\left\{\beta_0(\chi-1) + \left[\frac{\gamma_0(\chi_0-3)}{R^2}r^2 + 2\delta_0\right]\cos 2\theta\right\} \tag{III.4}$$

$$v_{\theta_0}(r,\theta) = \frac{pr}{8\mu_0}\left\{\frac{\gamma_0(\chi_0+3)}{R^2}r^2 + 2\delta_0\right\}\sin 2\theta \tag{III.5}$$

avec :

$$\beta_0 = -\frac{\mu_0(\chi+1)}{2\mu_0+\mu(\chi_0-1)},\ \gamma_0 = 0\ et\ \delta = -\frac{\mu_0(\chi+1)}{\mu+\mu_0\chi}$$

On obtient ainsi les composantes du mouvement dans le tissu en coordonnées polaires. Un simple changement de variables permet alors d'obtenir le champ de déplacement en coordonnées cartésiennes.

La figure III.2 montre le résultat du calcul du champ de déplacement lors de l'implémentation en Matlab.

## III.2 Comparaison avec la résolution par éléments finis

Le modèle analytique précédent a été développé sous Matlab. On a cherché à comparer ce modèle avec un modèle de simulation par éléments finis sous Comsol Multiphysics. Pour cela, nous avons défini un modèle de tissu ayant les propriétés géométriques et élastiques suivantes : les dimensions de l'image sont 1 cm$\times$1 cm (résolution 255 $\times$ 255), le rayon de l'inclusion est 1 mm (cette valeur est choisie pour que les dimensions

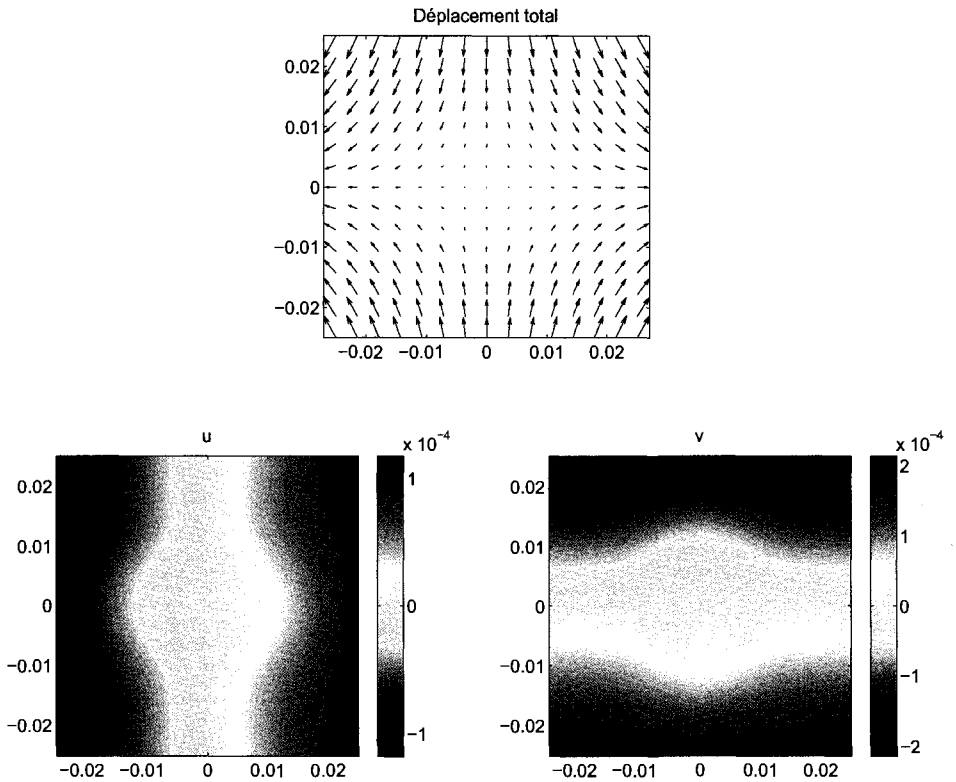



FIGURE III.2 Calcul analytique du champ de déplacement pour une inclusion circulaire. Le tissu est considéré comme incompressible ($\nu = 0,5$), et le module de cisaillement $\mu$ vaut $21MPa$ dans le tissu, et le triple à l'intérieur de l'inclusion.

du tissu soit grandes par rapport à celles de l'inclusion et qu'on puisse comparer ce modèle au modèle analytique supposé infini). La contrainte appliquée aux bornes de l'image est de 1,5 %, le coefficient de Poisson est nul dans tout le tissu pour une première simulation (mouvement unidirectionnel), puis sera pris égal à 0,5 pour considérer un tissu incompressible. Le module de cisaillement vaut 21 MPa à l'extérieur de l'inclusion et 63 MPa dans l'inclusion.

Pour un coefficient de Poisson nul, la comparaison des deux méthodes pour le calcul du mouvement est présentée à la figure III.3. On peut voir que la différence entre les deux modèles est de l'ordre de $10^{-3}$ de l'amplitude des déplacements. La condition

aux frontières pour le modèle par éléments finis est une condition de contrainte (si un déplacement est appliqué alors les résultats seront légèrement différents, la différence des modèles étant du même ordre de grandeur que la différence observée sur cette figure). Dans le cas où le tissu est incompressible, on observe les résultats de la figure III.4.

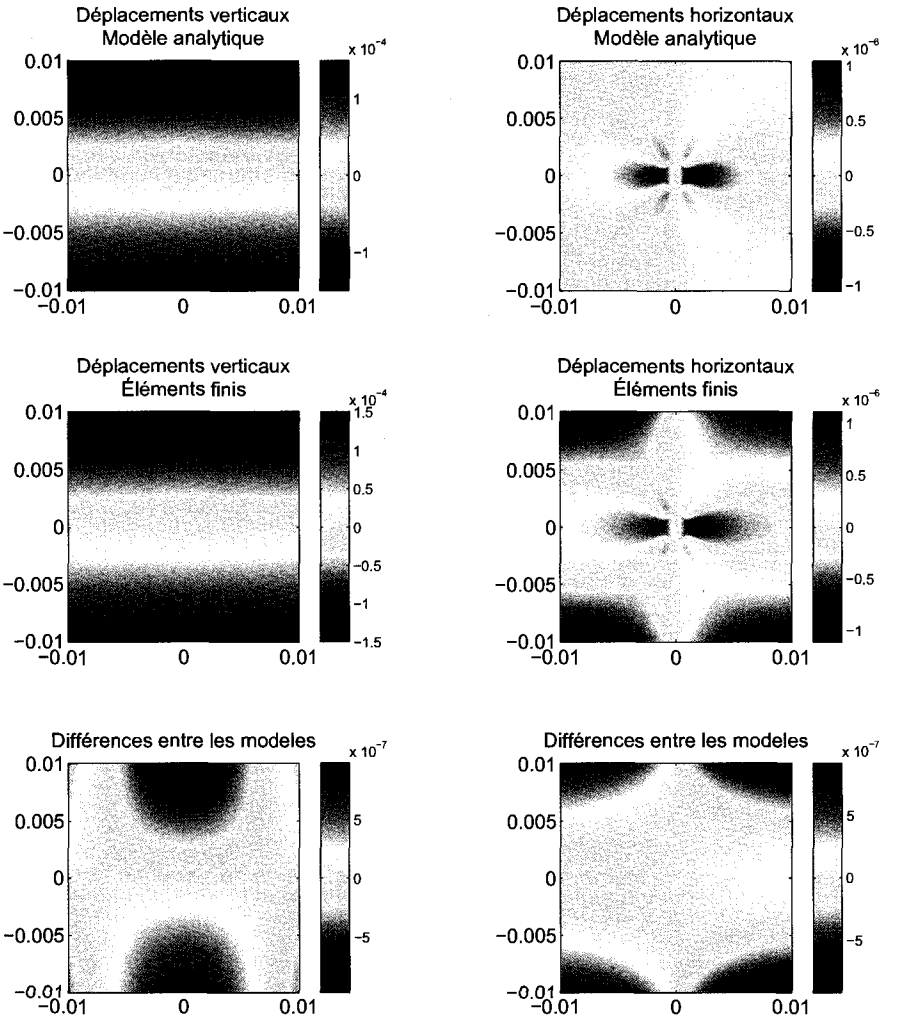



FIGURE III.3 Comparaison des modèles analytiques et par éléments finis, avec $\nu = 0$.

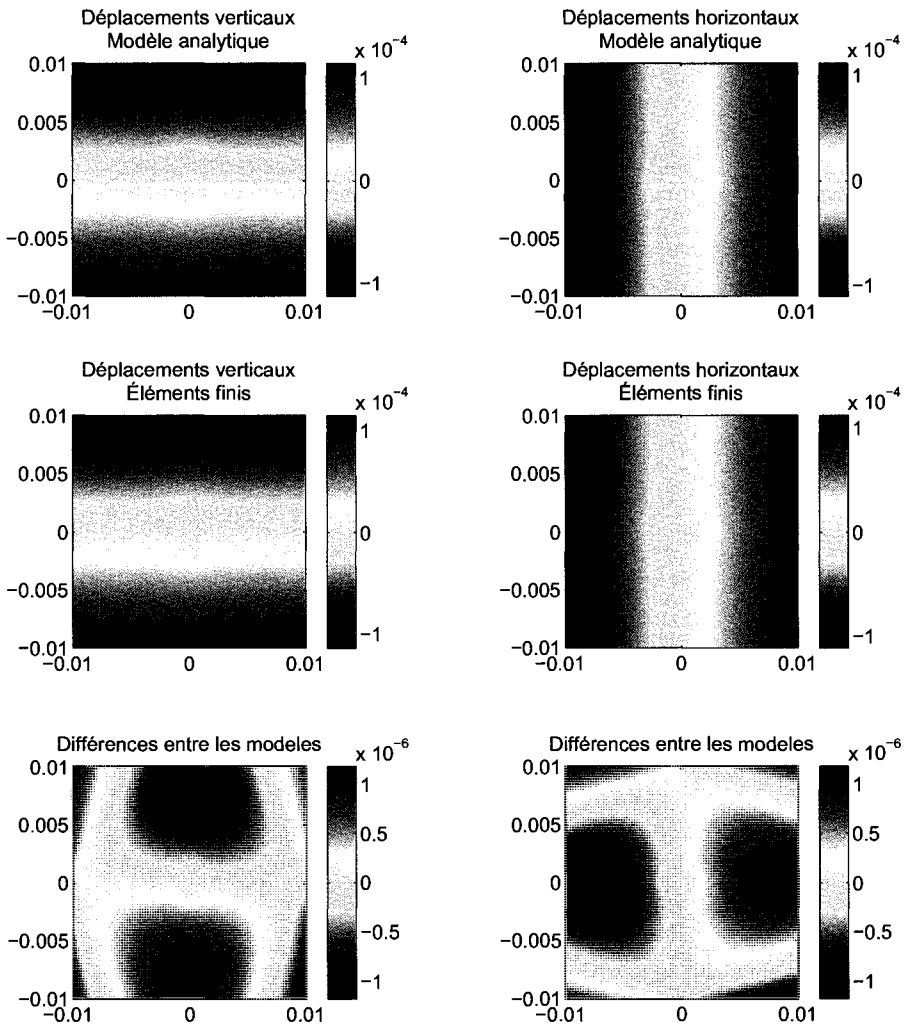



FIGURE III.4 Comparaison des modèles analytiques et par éléments finis, avec $\nu = 0,5$.

On a poussé l'étude plus loin en comparant les différentes composantes du gradient, ce qui peut aussi être utile dans nos études sur la déformation. Le gradient produit par la méthode analytique est en fait le gradient discret de Matlab appliqué au mouvement analytique donné précédemment. Pour l'autre modèle, on utilise les composantes du gradient rendues par le logiciel. Les résultats pour la déformation axiale sont présentés à la figure III.5. On peut noter des résultats similaires, sauf à la frontière de l'inclusion, là où il y a un changement brusque du module de rigidité. Cette différence peut être réduite si on affine la grille de calcul par éléments finis.

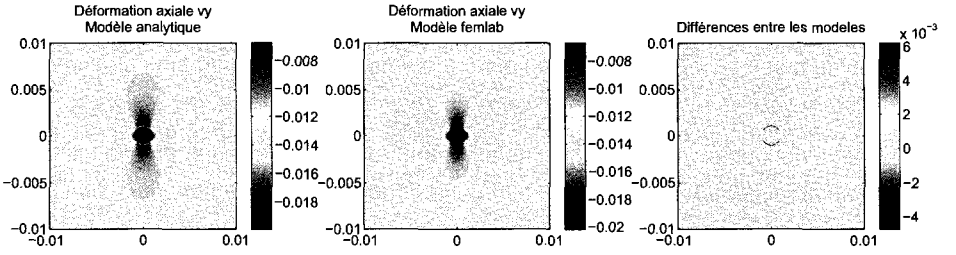



FIGURE III.5 Comparaison des deux modèles pour l'estimation de la déformation axiale.

# ANNEXE IV

# OUTILS DE MESURE DE LA QUALITÉ D'UN ÉLASTOGRAMME

## IV.1 Rapport signal sur bruit et rapport contraste sur bruit

La façon la plus intuitive d'estimer la performance de l'estimation de la déformation en fonction du bruit consiste à en calculer le rapport signal sur bruit élastographique ($RSB_e$), défini par :

$$RSB_e(dB) = 20\log_{10}\left(\frac{m_s}{\sigma_s}\right), \tag{IV.1}$$

$m_s$ désigne la moyenne statistique de la déformation estimée, et $\sigma_s$, l'écart-type du bruit présent sur l'estimé de la déformation, que l'on calculera à l'aide des relations suivantes :

$$m_s = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s_i, \tag{IV.2}$$

$$\sigma_s = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(s_i - m_s)^2}. \tag{IV.3}$$

Dans le cas où on souhaite détecter des lésions, il peut être utile d'évaluer l'efficacité de l'estimation en matière de contraste. Ainsi, il est courant d'utiliser en élastographie le rapport contraste sur bruit ($RCB_e$), indiquant la détectabilité d'une lésion. La définition du $RCB_e$ que nous utilisons est (Macovski, 1983) :

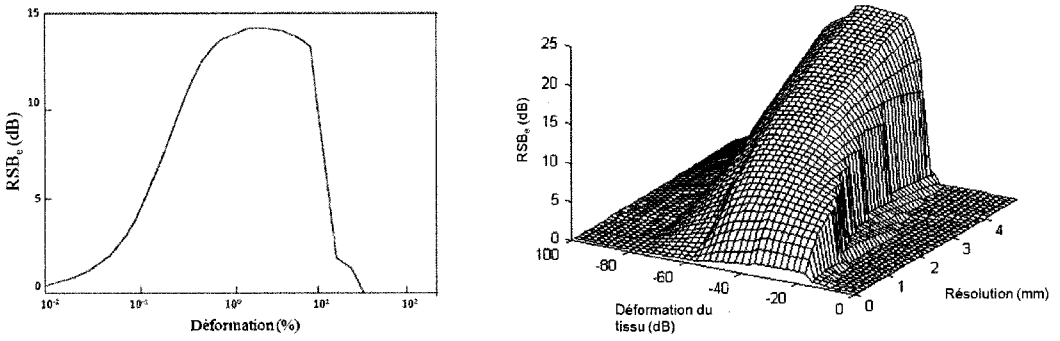
$$RCB_e = \frac{\Delta I}{\sigma_I} = \frac{C\bar{I}}{\sigma_I}, \tag{IV.4}$$

$C = \Delta I/\bar{I}$ est le contraste, $\bar{I}$ l'intensité moyenne en arrière plan de la lésion et $\sigma_I$, l'écart-type sur l'intensité.

## IV.2 Le filtre de déformation

Afin d'expliquer les limites de l'estimation de mouvement en élastographie, il a été défini un outil appelé filtre de déformation (ou *Strain Filter*), représentant le rapport signal sur bruit en élastographie en fonction de la déformation appliquée (Varghese and Ophir, 1997). La courbe obtenue a l'allure d'un filtre passe-bas, d'où le nom de filtre ; elle nous permet de déterminer la plage de déformations à appliquer pour que l'estimation du mouvement soit correcte.

Le filtre théorique, illustré à la figure IV.1(a), est aussi la borne supérieure du rapport signal sur bruit élastographique, lorsque la moyenne statistique de la déformation est remplacée par la déformation idéale, et l'écart-type est remplacé par sa borne inférieure théorique.




(a) Filtre de déformation théorique

(b) Filtre de déformation en fonction de la résolution

FIGURE IV.1 Exemples de filtres de déformation
(a) Filtre de déformation théorique, d'après Varghese et al. (1997).
(b) Allure tridimensionnelle du filtre de déformation, montrant le rapport signal sur bruit en fonction de la déformation et de la résolution. D'après Ophir et al. (2001).

On voit bien sur cette figure que si la déformation appliquée est trop faible, il sera difficile de reconstruire le mouvement, car le bruit électronique est alors plus impor-

tant que la déformation estimée. Plus la déformation est importante, plus il est aisé d'obtenir de l'information sur les propriétés élastiques du tissu. Si la déformation dépasse un certain seuil (environ 10 %), alors l'information sera perdue (c'est ce qui était illustré à la figure 2.1 : des déformations trop importantes déforment le signal de manière irréversible).

Le rapport signal sur bruit élastographique dépend non seulement de la déformation appliquée, mais aussi d'autres paramètres qui le rendent non stationnaire : la fréquence centrale du transducteur, la largeur de bande et la profondeur dans le tissu modifient la courbe du filtre de déformation, mais l'allure générale reste la même. La résolution peut aussi modifier la forme de la courbe, comme l'illustre la figure IV.1(b).

# ANNEXE V

# MISE EN ŒUVRE DU CALCUL DE LA DÉFORMATION

## V.1 L'algorithme de Savitzky-Golay en 2D

Cette section décrit la mise en œuvre de l'algorithme de Savitzky-Golay (SG) en deux dimensions pour trouver les composantes du champ de déformation dans un tissu quand on connaît le déplacement. Les calculs suivants sont une généralisation de la méthode présentée par Pan et al. (2007).

Supposons que les déplacements dans le tissu $u$ et $v$ soient connus. On cherche à faire passer un polynôme 2D dans une région centrée en un point $O(x_0, y_0)$, contenant $(2M+1) \times (2N+1)$ points uniformément distribués. On cherche donc à exprimer $u$ et $v$ sous la forme :

$$u\,(x, y) = a_0 + a_1 x + a_2 y, \tag{V.1}$$

$$v\,(x, y) = b_0 + b_1 x + b_2 y, \tag{V.2}$$

$u(x, y), v(x, y)$ sont les composantes du champ de déplacement aux points $(x, y)$, avec $j = -N : N$ et $i = -M : M$ (x et y sont exprimés en coordonnées d'application et correspondent, respectivement, aux indices j et i). On cherche à trouver les coefficients $a_{k=0,1,2}$ et $b_{k=0,1,2}$ pour finalement obtenir les composantes du tenseur de déformation recherchées :

$$\epsilon_x = \frac{\partial u}{\partial x} = a_1,$$

$$\epsilon_y = \frac{\partial v}{\partial y} = b_2,$$

$$\gamma_{xy} = \frac{1}{2}\left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x}\right) = \frac{1}{2}\left(a_2 + b_1\right).$$

L'équation (V.1) peut s'écrire sous forme matricielle, en posant :

$$X = [1, j, i]_{-M<i<M,-N<j<N} = \begin{bmatrix} 1 & -N & -M \\ 1 & -N+1 & -M \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & N & M \end{bmatrix}, \tag{V.3}$$

$X$ étant de dimension $((2M+1)(2N+1)) \times 3$, et contenant tous les couples $(i, j)$ pour $i$ et $j$ variant entre $(-N, -M)$ et $(N, M)$. En posant de la même façon le vecteur colonne $u$ :

$$u = u(i,j)_{-M<i<M,-N<j<N} = \begin{bmatrix} u(-M,-N) \\ u(-M,-N+1) \\ \dots \\ u(0,0) \\ \dots \\ u(M,N) \end{bmatrix},$$

et le vecteur $a = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}$, on peut exprimer le système d'équations (V.1) par :

$$Xa = u. \tag{V.4}$$

L'équation (V.4) a pour solution $a = (X^T X)^{-1} X^T u$ ; le terme $(X^T X)^{-1} X^T$ est la matrice pseudo-inverse de $X$, de taille $3 \times ((2M+1)(2N+1))$, et est indépendante du champ de déplacement considéré. Pour obtenir les constantes $a_1$ et $a_2$, il suffit de résoudre séparément chaque ligne du système d'équations obtenu. Ainsi, en remaniant les lignes de la

matrice pseudo-inverse, on peut obtenir trois matrices de taille $(2M+1)\times(2N+1)$, et obtenir la solution par une simple multiplication terme à terme d'une de ces matrices et de la matrice de déplacement. Par exemple, pour obtenir $a_1$, prenons la deuxième ligne de l'équation (V.4), qui est :

$$a_1 = \alpha_1\left[-N,-N+1...,0,...,N\right]\cdot\left[u(-M,-N),u(-M,-N+1)...,u(0,0),...,u(M,N)\right]^T,$$

$a_1$ peut être aussi vu comme la somme de tous les termes d'une matrice $R_{1u}$. $R_{1u}$ est le produit terme à terme de deux matrices, c'est-à-dire :

$$\begin{aligned} R_{1u} &= H_1.*U \qquad\qquad (V.5)\\ R_{1u} &= \alpha_1\begin{bmatrix} -N & ... & 0 & ... & N\\ ... & ... & & & \\ -N & ... & 0 & ... & N\\ ... & ... & & & \\ -N & ... & 0 & ... & N \end{bmatrix}.*\begin{bmatrix} u(-M,-N) & ... & u(-M,0) & ... & u(-M,N)\\ ... & ... & & & \\ u(0,-N) & ... & u(0,0) & ... & u(0,N)\\ ... & ... & & & \\ u(M,-N) & ... & u(M,0) & ... & u(M,N) \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

avec $\alpha_1 = \dfrac{3}{(2M+1)(2N+1)(N+1)N\times T_e}$, $T_e$ étant le pas d'échantillonnage. Ce sera la méthode que nous utiliserons pour mettre en œuvre cet algorithme sous Matlab. En effet, les matrices $U$ et $V$ sont simplement les sous-matrices issues des matrices de déplacement initiales.

Par des calculs similaires, en posant $\alpha_2 = \dfrac{3}{(2M+1)(2N+1)(M+1)M\times T_e}$, et

$$H_2 = \alpha_2\begin{bmatrix} -M & ... & -M & ... & -M\\ ... & ... & & & \\ 0 & ... & 0 & ... & 0\\ ... & ... & & & \\ M & ... & M & ... & M \end{bmatrix}, \qquad (V.6)$$

on aura alors :

$$
\begin{aligned}
b_2 &= \sum R_{2v} = \sum H_2 \cdot V \\
a_2 &= \sum R_{2u} = \sum H_2 \cdot U \\
b_1 &= \sum R_{1v} = \sum H_1 \cdot V.
\end{aligned}
\tag{V.7}
$$

On peut ainsi obtenir quatre produits de matrices différents (deux pour chaque équation), permettant d'obtenir les déformations $\epsilon_x$, $\epsilon_y$, $\gamma_{xy}$ recherchées, qui s'écrivent aussi :

$$
\begin{aligned}
\epsilon_x(i,j) &= \sum_{m=-M}^{M} \sum_{n=-N}^{N} h_1(m,n)u(i+m,j+n), \\
\epsilon_y(i,j) &= \sum_{m=-M}^{M} \sum_{n=-N}^{N} h_2(m,n)v(i+m,j+n), \\
\gamma_{xy}(i,j) &= \sum_{m=-M}^{M} \sum_{n=-N}^{N} h_1(m,n)v(i+m,j+n) \\
&\quad + \sum_{m=-M}^{M} \sum_{n=-N}^{N} h_2(m,n)u(i+m,j+n);
\end{aligned}
\tag{V.8}
$$

$h_1$ et $h_2$ correspondent aux matrices $H1$ et $H2$ des équations (V.5) et (V.6).

## V.2 Exemples de calcul de déformation

Les différentes méthodes de calcul de déformation décrites au cours de ce travail vont être appliquées sur un exemple simple afin de comparer la qualité de l'estimation. Nous utiliserons le rapport contraste sur bruit ($RCB$), défini à l'annexe IV, représentant la capacité à distinguer le contraste dans le cas d'une inclusion, en présence de bruit.

Le modèle utilisé consiste en une inclusion circulaire rigide de 2 cm de diamètre (la région d'intérêt mesure 4 cm de côté, pour une résolution 512×512). Le détail du calcul

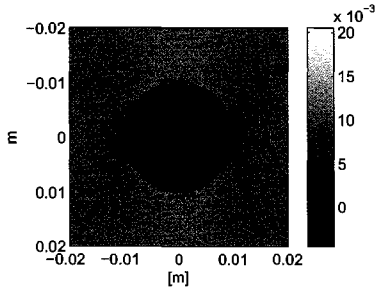
du déplacement pour une inclusion est décrit dans l'annexe III. L'arrière-plan est uniforme, et le rapport des modules d'élasticité vaut 3 (le module de cisaillement est égal à 21 MPa dans le tissu en arrière-plan). Le tissu est considéré comme incompressible, avec un coefficient de Poisson égal à 0,49 dans toute la région d'intérêt (il n'est pas égal à 0,5 pour éviter toute valeur singulière lors des calculs). La déformation appliquée dans la direction verticale est de 1 %.

### V.2.1 Estimation unidimensionnelle

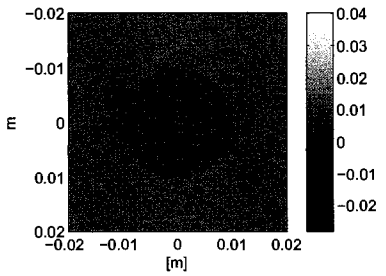
Afin d'analyser la qualité de l'estimation de la déformation, nous avons ajouté un bruit gaussien sur le champ de déplacement analytique, le rapport signal sur bruit étant fixé à 40 dB. La figure V.1 présente le résultat de l'estimation de la déformation pour les deux méthodes utilisées dans ce travail : le gradient du déplacement et une estimation de la pente du déplacement par moindres carrés. On peut observer une différence de contraste, ce que confirme le rapport contraste sur bruit, calculé dans toute l'image à partir de l'équation (IV.4) de l'annexe IV.

Dans le cas où un bruit a été ajouté, nous avons cherché à connaître le nombre de points optimal pour avoir une bonne réduction du bruit de l'estimation, tout en gardant des temps de calcul raisonnables. La figure V.1(e) indique la variation du rapport contraste sur bruit en fonction du nombre de points utilisés pour la régression par moindres carrés. Pour un nombre de points élevé, on constate une nette amélioration sur le contraste de l'élastogramme.

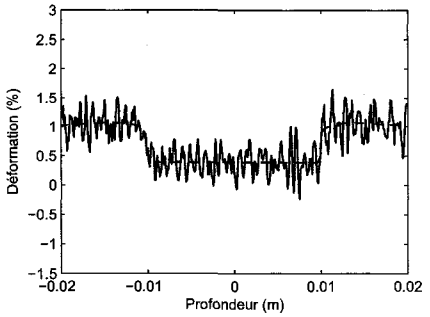
Ainsi, on peut voir que la méthode des moindres carrés présente un meilleur rapport contraste sur bruit, paramètre important pour juger de la qualité d'un élastogramme. Cependant, le temps d'exécution est plus long. Comme nous le verrons tout au long de ce travail, il s'agit essentiellement de faire un compromis entre le temps de calcul et la



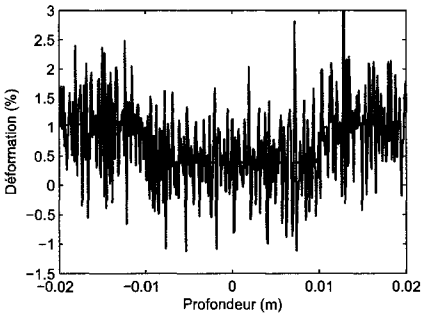

(a) Moindres carrés
($RCB_e$ = 5,25 dB)



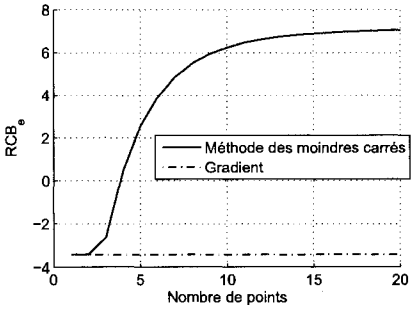

(b) Gradient
($RCB_e$ = -0,82 dB)




(c) Moindres carrés - ligne centrale




(d) Gradient - ligne centrale



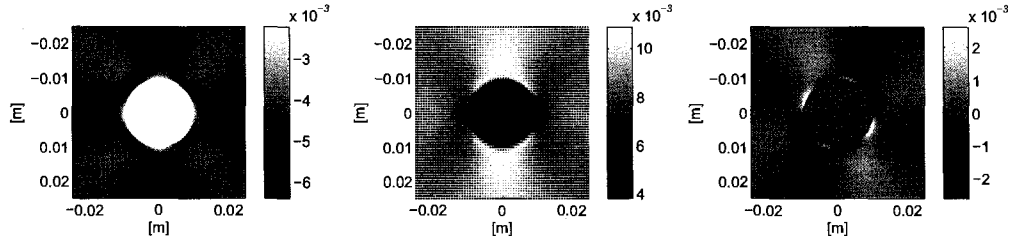

(e) Rapports contraste sur bruit

FIGURE V.1 Effet d'un bruit (RSB = 40 dB) sur l'estimation de la déformation 1D.
(a) et (c) : méthode des moindres carrés, avec six points pour la régression.
(b) et (d) : méthode du gradient
(e) : évolution du $RCB_e$ en fonction du nombre de points pour la régression par moindres carrés.

qualité de l'estimation lors de notre reconstruction.

### V.2.2 Estimation bidimensionnelle

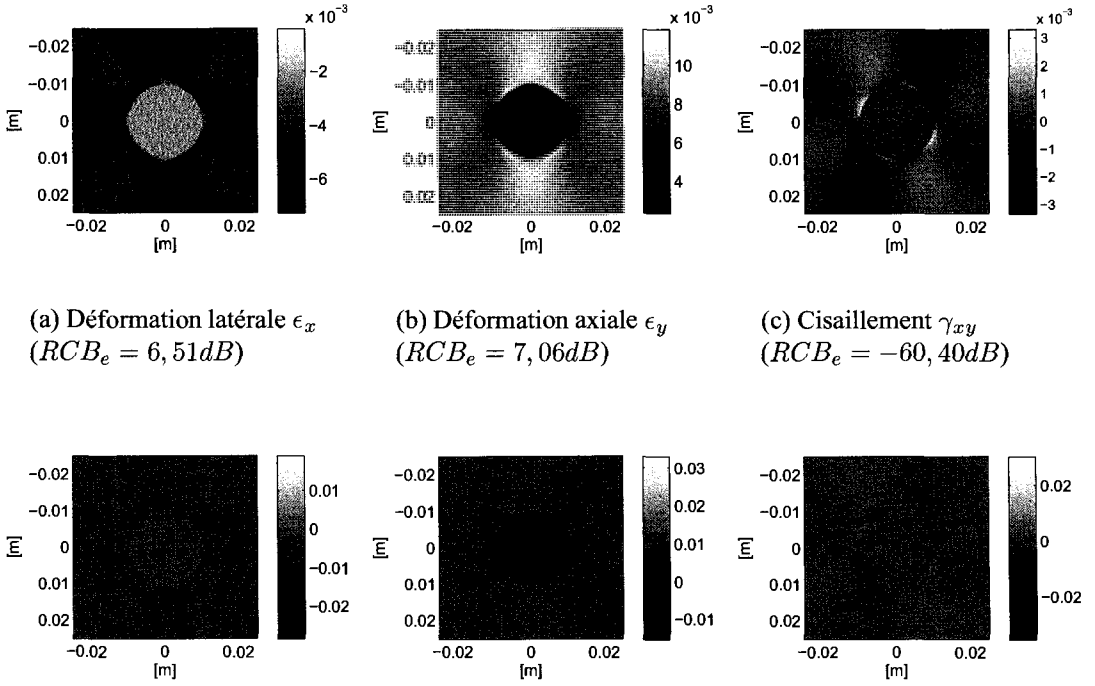
Dans le cas où le mouvement est 2D, nous avons comparé la méthode du gradient avec la méthode SG présentée à l'annexe V. De la même façon, nous avons ajouté du bruit pour estimer l'efficacité de l'estimation. Les composantes du tenseur de déformation (déformation axiale, latérale et cisaillement) sont illustrées à la figure V.2.




(a) Déformation axiale $\epsilon_x$ (b) Déformation latérale $\epsilon_y$ (c) Cisaillement $\gamma_{xy}$

FIGURE V.2 Calcul du tenseur de déformation idéal obtenu à partir du champ de déplacement 2D par la méthode de Savitzky-Golay, avec $M = N = 3$.

La figure V.3 présente l'estimation du tenseur pour un champ de déplacement bruité, en utilisant la méthode de SG et la méthode du gradient. On peut voir que la méthode de SG produit un meilleur contraste en présence de bruit, ce que confirme la figure V.4. Cette figure indique, comme pour la figure V.1(e), que la régression avec un grand nombre de points permet d'améliorer l'estimation de la déformation, et donc le contraste.




(a) Déformation latérale $\epsilon_x$ ($RCB_e = 6,51dB$)

(b) Déformation axiale $\epsilon_y$ ($RCB_e = 7,06dB$)

(c) Cisaillement $\gamma_{xy}$ ($RCB_e = -60,40dB$)

(d) Déformation latérale $\epsilon_x$ ($RCB_e = -4,32dB$)

(e) Déformation axiale $\epsilon_y$ ($RCB_e = 1dB$)

(f) Cisaillement $\gamma_{xy}$ ($RCB_e = -20,76dB$)

FIGURE V.3 Comparaison des méthodes d'estimation de la déformation 2D pour un RSB de 40 dB
(a) à (c) : méthode de Savitzky-Golay, avec $M = N = 3$
(d) à (f) : méthode du gradient.

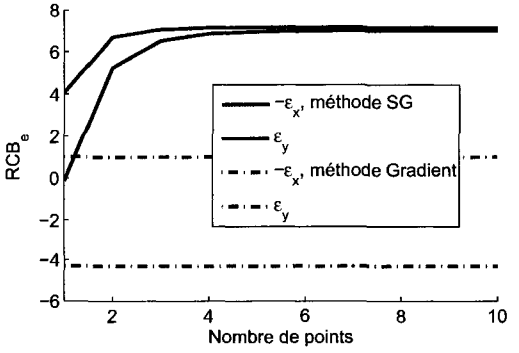



FIGURE V.4 Qualité de l'estimation du tenseur de déformation en fonction du nombre de points de régression pour la méthode SG. Les courbes en pointillés représentent la valeur du rapport contraste sur bruit obtenu avec une estimation utilisant le gradient.