

Modélisation robuste de la texture et de la déformation de structures anatomiques par projections iconiques dans des images échographiques

par

Arnaud BRIGNOL

THÈSE PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION
DU DOCTORAT EN GÉNIE
Ph.D.

MONTRÉAL, LE 21 MARS 2022

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Arnaud Brignol, 2022



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

Mme. Catherine Laporte, Directrice de thèse
Département de génie électrique, École de technologie supérieure

Mme. Farida Cheriet, co-Directrice
Département de génie informatique et génie logiciel, Polytechnique Montréal

M. David Labbé, Président du jury
Département de génie logiciel et des TI, École de technologie supérieure

M. Simon Drouin, Membre du jury
Département de génie logiciel et des TI, École de technologie supérieure

M. Jonathan Boisvert, Examineur externe indépendant
Visionique et infographie, Conseil national de recherches Canada

ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 10 MARS 2022

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, j'aimerais remercier mes directrice et co-directrice de recherche, Catherine Laporte et Farida Cheriet, sans lesquelles ce travail n'aurait pas pu avoir lieu. Catherine, je te remercie pour la confiance que tu m'as accordée et la liberté que tu m'as laissée pour mener à bien ce projet de recherche. Merci également pour ta disponibilité que cela soit en temps normal comme en temps de pandémie. Farida, je te remercie pour tes conseils éclairés et ta bienveillance qui encourage la résilience dans les moments difficiles. Grâce à vous deux, j'ai beaucoup appris autant sur le plan technique qu'humain au cours de ces six années de doctorat. Merci de m'avoir offert l'opportunité de collaborer avec des médecins et des physiothérapeutes.

Plus spécialement, je remercie Dre Marie-Claude Miron, Dre Marie Laberge, Dr Ramy Jalbout et Dre Joanna Dziubinska qui m'ont accordé un temps précieux malgré leur emploi du temps très chargé pour m'aider à développer le protocole d'acquisition d'échographies au CHU Sainte-Justine. Merci à Carole Fortin et à Jean-François Aubin pour leur aide dans l'acquisition de données au Centre de réadaptation Marie Enfant. Également, un grand merci à Philippe Debanné pour les discussions intéressantes et son aide tout au long du projet. Je remercie aussi Louis Collins avec qui j'ai eu le plaisir de collaborer.

Je voudrais par ailleurs remercier tous les membres passés et présents du LATIS avec qui j'ai pu échanger autant sur nos projets de recherche respectifs que sur la vie en général. En particulier, je remercie Houssein Gueziri et Jawad Dahmani pour leur accueil chaleureux lors de mon arrivée au LATIS et nos longues discussions qui pouvaient parfois durer des heures. Merci également à Georges Matar, Loïc Tetrel, Briec Kervazo, Haythem Rehouma, Bo Li, Nassim Gueroumi, Elham Karimi, Nicolas Lemieux, Naga Karthik Enamundram, Anh Thu Hang-Vo et Sen Li.

Durant mon doctorat, j'ai eu le plaisir de réaliser deux stages chez Object Research Systems. Je remercie Nicolas Piché, Benjamin Provencher et Mathieu Gendron pour leur supervision.

Je remercie mes parents pour leur soutien durant les moments difficiles. Malgré la distance physique qui nous sépare, c'est la proximité du cœur qui a été la plus forte. Je remercie mon

frère, Jean-Benoît, avec qui c'est toujours un plaisir de discuter de tout et de rien pour se changer les idées. Merci à mes amis, en particulier Shu et Alysson, qui m'ont accompagné durant cette expérience.

Enfin, je souhaite remercier le CRSNG et le FRQNT pour le soutien financier de ce projet. Je remercie également le comité et les membres du programme CREATE-MIA qui ont financé le projet, m'ont permis d'élargir mes horizons et de faire connaissance avec des chercheurs de haut calibre dans le domaine de l'analyse d'image médicale. Un grand merci à Krys Dudek pour sa capacité à organiser et à gérer l'aspect administratif du programme avec succès.

Modélisation robuste de la texture et de la déformation de structures anatomiques par projections iconiques dans des images échographiques

Arnaud BRIGNOL

RÉSUMÉ

L'imagerie échographique est de plus en plus utilisée en raison de son faible coût, de sa nature non irradiante et de sa portabilité. En effet, les ondes ultrasonores émises par la sonde échographique lors de l'acquisition d'images ne sont pas nocives pour la santé du patient. La difficulté majeure de l'échographie réside dans le fait que les images présentent généralement un faible rapport signal/bruit, un faible contraste et des limites floues. La plupart des méthodes existantes se basent essentiellement sur l'intensité des pixels pour repérer les structures anatomiques d'intérêt. Malheureusement, la qualité variable des échographies peut diminuer la performance de ces dernières de façon significative.

Afin d'exploiter le potentiel de l'échographie, il est nécessaire d'utiliser des méthodes robustes qui prennent spécifiquement en compte ces défis. L'objectif de cette thèse est le développement de méthodes robustes pour la modélisation du contenu d'une image et d'une séquence d'images dans le contexte de l'échographie. Pour ce faire, une approche basée sur l'extraction d'attributs par projections iconiques horizontale et verticale des images pour l'analyse statique et dynamique des échographies a été développée. Ainsi, cette thèse a donné lieu à trois contributions.

D'abord, une méthode d'extraction automatique des repères vertébraux à partir d'échographies dans le plan transverse a été développée. En se basant sur les projections horizontale et verticale redressées de l'image, des connaissances *a priori* sur les vertèbres sont combinées avec le nouveau concept de frontière moyenne pour extraire les repères de manière entièrement reproductible. L'approche proposée localise avec succès le processus épineux et les lames pour un cadavre de porc et des sujets sains humains à condition que les repères soient visibles sur l'image.

Ensuite, un indice global pour l'analyse de la déformation des tissus a été proposé. Il représente un moyen prometteur d'évaluer la déformation des tissus sans corrélation ni suivi de repères. Il est ainsi possible d'évaluer la déformation entre deux images même si elles sont fortement décorrélées tant que la structure d'intérêt reste visible. Les résultats montrent que l'indice est robuste et fortement corrélé avec l'amplitude de la déformation réelle pour des échocardiographies simulées (cas sain et pathologiques) et *ex vivo* sur de la viande crue.

Enfin, une méthode d'analyse locale de la déformation des tissus a été développée comme une généralisation 2D dense et locale de l'indice. Pour ce faire, les projections horizontale et verticale sont considérées tout en s'inspirant de la méthode du comptage de boîtes typiquement utilisée pour estimer la dimension fractale. Cela permet d'obtenir un maillage de façon non supervisée qui se déforme comme le tissu d'intérêt. Les résultats obtenus indiquent que la méthode segmente le coeur de façon reproductible et suit avec précision et robustesse le diaphragme dans le temps.

VIII

En conclusion, ce projet offre un nouveau paradigme basé sur les projections iconiques des images pour modéliser de façon robuste l'information pertinente contenue dans les échographies. Bien que cette approche ait été développée avec les défis de l'échographie en tête, son potentiel est applicable aux images en général indépendamment de la modalité d'acquisition.

Mots-clés: Ultrason, modélisation d'image, modélisation de mouvement, segmentation automatique, déformation des tissus

Robust modeling of texture and deformation of anatomical structures by iconic projections in ultrasound images

Arnaud BRIGNOL

ABSTRACT

Ultrasound imaging is increasingly used because of its low cost, non-irradiating nature and portability. Indeed, the ultrasound waves emitted by the ultrasound probe during image acquisition are not harmful to the patient's health. The major difficulty of ultrasound lies in the fact that the images generally have a low signal-to-noise ratio, low contrast and blurred boundaries. Most existing methods rely primarily on pixel intensity to identify anatomical structures of interest. Unfortunately, the variable quality of ultrasound images can significantly decrease their performance.

In order to exploit the potential of ultrasound imaging, it is necessary to use robust methods that specifically address these challenges. The objective of this thesis is the development of robust methods for modeling the content of an image and an image sequence in the context of ultrasound imaging. To this end, an approach based on feature extraction by horizontal and vertical iconic projections of images for static and dynamic analysis of ultrasound images has been developed. Thus, this thesis resulted in three contributions.

First, a method for automatic extraction of vertebral landmarks from ultrasound images in the transverse plane has been developed. Based on the detrended horizontal and vertical projections of the image, knowledge about the vertebrae is combined with the new concept of mean boundary to extract the landmarks in a fully reproducible way. The proposed approach successfully localizes the spinous process and laminae for a swine cadaver and healthy human subjects provided that the landmarks are visible in the image.

Next, a global index for tissue deformation analysis was proposed. It represents a promising way to assess tissue deformation without correlation or tracking of landmarks. It is thus possible to evaluate the deformation between two images even if they are strongly decorrelated as long as the structure of interest remains visible. The results show that the index is robust and strongly correlated with the amplitude of the real deformation for simulated echocardiography (healthy and pathological cases) and *ex vivo* on raw meat.

Finally, a method for local analysis of tissue deformation was developed as a dense, local 2D generalization of the index. For this purpose, both horizontal and vertical projections are considered while drawing on the box-counting method typically used to estimate the fractal dimension. This allows to obtain a mesh in an unsupervised way that deforms like the tissue of interest. The results obtained indicate that the method reproducibly segments the heart and accurately and robustly tracks the diaphragm over time.

In conclusion, this project offers a new paradigm based on iconic image projections to robustly model the relevant information contained in ultrasound images. Although this approach was

developed with the challenges of ultrasound in mind, its potential is applicable to images in general regardless of the acquisition modality.

Keywords: Ultrasound, image modeling, motion modeling, automatic segmentation, tissue deformation

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
0.1 Principe de l'échographie	1
0.2 Applications : analyse statique	2
0.2.1 Scoliose	3
0.2.2 Chirurgie guidée	4
0.3 Applications : analyse dynamique	5
0.3.1 Elastographie	6
0.3.2 Echocardiographie	7
0.3.3 Diaphragme	8
0.4 Défis de l'échographie	9
0.5 Problématique et objectif	10
 CHAPITRE 1 ÉTAT DE L'ART	 13
1.1 Analyse statique	13
1.1.1 Segmentation par attributs	13
1.1.2 Segmentation par apprentissage profond	15
1.2 Analyse dynamique	17
1.2.1 Correspondance de blocs	17
1.2.2 Flux optique	18
1.2.3 Correspondance d'attributs	19
1.2.4 Apprentissage profond	20
1.2.5 Elastographie quasi-statique	21
 CHAPITRE 2 OBJECTIFS ET APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE	 23
 CHAPITRE 3 EXTRACTION DE REPÈRES VERTÉBRAUX	 31
3.1 Introduction	31
3.2 Anatomie de la colonne vertébrale	31
3.3 Données US	32
3.4 Extraction automatique de repères	34
3.4.1 Projections redressées	36
3.4.2 Détection de la forme en W	37
3.4.3 Détection de la frontière os/ombre	38
3.5 Validation	40
3.5.1 Cadavre de porc	40
3.5.2 Sujets sains	41
3.5.3 Performance	42
3.6 Résultats	43
3.7 Conclusion	47

CHAPITRE 4	INDICE DE DÉFORMATION DES TISSUS	49
4.1	Introduction	49
4.2	Travaux connexes	50
4.3	Méthode	50
4.4	Résultats	52
4.4.1	Valve simulée	53
4.4.2	Échocardiographie simulée	54
4.4.3	Cas <i>ex vivo</i> : viande crue	61
4.5	Conclusion	62
CHAPITRE 5	MESURE LOCALE DE LA DÉFORMATION DES TISSUS	63
5.1	Introduction	63
5.2	Travaux connexes	64
5.2.1	Dimension fractale	64
5.2.2	Comptage de boîtes	66
5.3	Méthode	67
5.3.1	Comptage des variations de niveaux de gris	68
5.3.2	Motif de grille	69
5.3.3	Segmentation de texture	73
5.3.4	Analyse du mouvement	75
5.3.5	Validation	75
5.3.5.1	Echocardiographies simulées	76
5.3.5.2	Données CLUST	77
5.3.5.3	Données CRME	80
5.4	Résultats	82
5.4.1	Echocardiographies simulées	82
5.4.2	Données CLUST	85
5.4.3	Données CRME	88
5.5	Conclusion	89
CHAPITRE 6	DISCUSSION	91
6.1	Nouveau paradigme	91
6.2	Extraction de vertèbres	93
6.2.1	Limitations	94
6.2.2	Applications potentielles	95
6.3	Indice de déformation des tissus	96
6.4	Mesure locale de la déformation des tissus	97
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		99
BIBLIOGRAPHIE		103

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 3.1	SDM pour l'extraction automatique de points de repère avec la méthode proposée 45
Tableau 3.2	Inter et intra-variabilité de l'extraction manuelle des repères pour générer l'étalon-argent pour HH avec les sondes 6C2 et 14L5 45
Tableau 4.1	Normal - Corrélation r entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D pour les 10 points sélectionnés 57
Tableau 4.2	Laddist - Corrélation r entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D pour les 10 points sélectionnés 58
Tableau 4.3	Sync - Corrélation r entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D pour les 10 points sélectionnés 59
Tableau 4.4	Corrélations respectives r_{ind} et r_{ccn} pour l'indice proposé et CCN par rapport à μ_δ 60
Tableau 4.5	Corrélation entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D moyen pour une fréquence d'images décroissante 60
Tableau 5.1	Performance de la segmentation de VG dans le plan YZ 84
Tableau 5.2	Performance de la segmentation de VG dans le plan ZX 84
Tableau 5.3	Performance de la segmentation de VG dans le plan XY 85
Tableau 5.4	Performance sur les données CLUST avec des niveaux croissants de speckle 87
Tableau 5.5	Performance sur les données du foie avec un facteur de sous-échantillonnage croissant f 87
Tableau 5.6	Performance de la segmentation sur les données du diaphragme 89

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 0.1 Mesure de l'angle de Cobb	4
Figure 0.2 Ventricule gauche en échocardiographie	7
Figure 0.3 Plans utilisés en échocardiographie	8
Figure 0.4 Echographie du foie avec le diaphragme	9
Figure 1.1 Réseau de neurones de type U-Net	16
Figure 2.1 Projections iconiques horizontale et verticale	25
Figure 3.1 Anatomie de la colone vertébrale et des vertèbres	32
Figure 3.2 Echographie d'une vertèbre pour PC et HH avec les sondes 6C2 et 14L5	34
Figure 3.3 Image synthétique avec structures anatomiques annotées et gradients	35
Figure 3.4 Redressement des projections et frontières aux passages par zéro	37
Figure 3.5 Abscisses des repères localisées à partir de la projection verticale redressée pour PC et HH	38
Figure 3.6 Ordonnées des repères localisées à partir de la projection horizontale redressée pour PC et HH	40
Figure 3.7 PC - Extraction de la surface vertébrale sur une coupe CT après recalage CT à US comme étalon-or	41
Figure 3.8 HH - Génération de l'étalon argent comme courbe moyenne	42
Figure 3.9 HH - Identification manuelle des repères vertébraux inter- et intra- observateurs	43
Figure 3.10 Repères extraits pour le PC et la coupe CT enregistrée correspondante	44
Figure 3.11 HH - Repères extraits pour les échographies acquises avec les sondes 6C2 et 14L5	44
Figure 3.12 Distribution pour SDM entre l'extraction automatique et l'étalon or/argent pour PC/HH	46

Figure 4.1	Illustration du motif en forme de grille	52
Figure 4.2	La valve simulée pour des valeurs croissantes de la déformation 1D ϵ	53
Figure 4.3	Une image propre avec un bruit gaussien croissant ajouté	54
Figure 4.4	Corrélation entre l'indice de déformation proposé et la magnitude de la déformation réelle	54
Figure 4.5	Selection de ROI sur le ventricule gauche	55
Figure 4.6	Scans B simulés du ventricule gauche pour des valeurs croissantes du déplacement relatif 1D δ	56
Figure 4.7	Normal - Déformation pour l'indice et le CCN, et le déplacement relatif 1D moyen	56
Figure 4.8	Influence de la taille de la ROI sur l'indice	57
Figure 4.9	Laddist - Déformation pour l'indice et le CCN, et le déplacement relatif 1D moyen	58
Figure 4.10	Sync - Déformation pour l'indice et le CCN, et le déplacement relatif 1D moyen	59
Figure 4.11	Viande crue : déformation estimée par l'indice et CCN, et le mouvement de la sonde	61
Figure 5.1	Comptage différentiel des boîtes	67
Figure 5.2	Image échographique d'un fantôme de kyste simulée avec Field II	68
Figure 5.3	Motif de grille pour les kystes simulés	70
Figure 5.4	Grilles 2D globale, locale et régularisée	72
Figure 5.5	Exemple de voisinages 8-connecté	73
Figure 5.6	Carte de hauteur pour un voisinage de taille 3×3	74
Figure 5.7	Points correspondants et segmentation sur l'image d'origine	74
Figure 5.8	Principe de l'analyse du mouvement	75
Figure 5.9	Courbe automatique obtenue à partir de \tilde{S}	78
Figure 5.10	Courbe GT obtenue par projection de lignes radiales	79

Figure 5.11	Courbe AAOF initialisée à partir de la courbe GT sur la première image	79
Figure 5.12	Image originale sans speckle et avec speckle ajouté	80
Figure 5.13	Echographie de diaphragme et mode-M correspondant	81
Figure 5.14	Segmentation de VG dans les trois plans pour le cas <i>Normal</i>	83
Figure 5.15	Segmentation de VG dans les trois plans pour le cas <i>Lbbb</i>	83
Figure 5.16	SDM pour la vidéo originale et avec speckle	86
Figure 5.17	Mouvement global du diaphragme pour la vidéo d'origine et avec speckle	86
Figure 5.18	Coordonnée Y du diaphragme avec la méthode proposée et sur le mode-M pour une vidéo	88
Figure 6.1	Illustration du paradigme	92
Figure 6.2	Maillage sur l'échocardiographie	98

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AAOF	Anatomical Affine Optical Flow
BM	Mise en correspondance de blocs
CCN	Corrélation Croisée Normalisée
CNN	Réseau de neurones convolutif
CRME	Centre de Réadaptation Marie Enfant
DBC	Comptage différentiel des boîtes
ETS	École de Technologie Supérieure
FD	Dimension Fractale
INM/H	Institut et Hôpital Neurologiques de Montréal
OF	Flux Optique
ReLU	Unité linéaire rectifiée
RF	Radio-Fréquence
ROI	Région d'Intérêt
SCC	Syndrome du canal carpien
SJ/H	Hôpital Sainte-Justine
US	Ultrason
VG	Ventricule Gauche
VGD	Ventricule Gauche Dilaté

INTRODUCTION

L'imagerie échographique est de plus en plus utilisée en raison de son faible coût, de sa nature non irradiante et de sa portabilité. En effet, les ondes ultrasonores (US) émises par la sonde échographique lors de l'acquisition d'images ne sont pas nocives pour la santé du patient. L'échographie est couramment utilisée en clinique pour le diagnostic de pathologies des organes de l'abdomen (Zhang *et al.*, 2018), de la région pelvienne (Aigner *et al.*, 2010), du cou (Rizi *et al.*, 2020) et mammaires (Evans *et al.*, 2018). Elle permet aussi un examen détaillé de structures anatomiques superficielles telles que les muscles (Whittaker & Stokes, 2011), tendons, ligaments et articulations (Hodgson, O'Connor & Grainger, 2012).

0.1 Principe de l'échographie

L'échographie est basée sur l'utilisation des ondes ultrasons. Il s'agit d'une onde acoustique non audible par l'humain dont la fréquence est supérieure à 20 kHz. Dans le domaine de l'ingénierie biomédicale, la fréquence est généralement comprise entre 2 MHz et 10 MHz (Bushberg & Boone, 2011). Pour établir un diagnostic à partir d'une échographie, c'est l'interaction entre l'énergie de l'onde ultrason et les propriétés acoustiques des tissus qui permet d'obtenir une image des tissus. Au moment de son émission, l'onde ultrason voyage à la vitesse du son et son comportement est altéré en fonction des propriétés acoustiques des tissus traversés. En particulier, une partie de l'onde est réfléchiée vers l'émetteur de l'onde. Cette partie réfléchiée est appelée écho et fournit des informations sur les tissus traversés. C'est la sonde à ultrason qui joue à la fois le rôle d'émetteur et de récepteur d'onde. L'écho peut ensuite être représenté sur l'échographie selon différents modes.

Le mode-A (ou scan-A) affiche l'évolution de l'amplitude de l'écho au cours du temps. Plus l'onde pénètre en profondeur dans le tissu, plus le temps mis par l'écho pour revenir à la position de la source de l'onde est grand. Par conséquent, l'évolution de l'écho en fonction du temps

est en fait équivalente à une carte acoustique de profondeur du tissu. Pour obtenir une image mode-A, un transducteur composé d'une cellule piézoélectrique est utilisé. La cellule émet une onde ultrason et reçoit ensuite l'écho. A ce jour, ce mode d'affichage est rarement utilisé en clinique excepté dans le domaine de l'ophtalmologie afin d'obtenir une mesure précise de distance pour diagnostiquer l'oeil (Restori & Sagoo, 2020).

Le mode d'affichage le plus couramment utilisé est le mode-B (ou scan-B). Il consiste simplement à faire une conversion électronique de l'information d'amplitude du mode-A pour un réseau linéaire de transducteurs en une information d'intensité de niveau de gris. L'image obtenue de la sorte est une section 2D provenant de l'intersection entre le plan passant par le réseau de transducteurs et le tissu diagnostiqué.

Un troisième mode d'affichage qui peut être utilisé est le mode-M (ou scan-M). C'est un mode qui affiche l'évolution d'une ligne de l'image en mode-B au cours du temps. Le mouvement des tissus peut ainsi être visualisé. C'est un mode typiquement utilisé à des fins de diagnostic pour des pathologies du coeur (Skinner, Kamaruddin & Mathew, 2017) et des poumons (Prada *et al.*, 2021).

L'échographie offre la possibilité au clinicien de visualiser en temps réel les structures anatomiques d'intérêt. Par conséquent, l'analyse des échographies peut être réalisée à partir d'une seule image en statique ou d'une séquence vidéo d'images en dynamique. Cette thèse s'intéresse plus particulièrement aux applications de l'échographie pour l'imagerie de la colonne vertébrale (analyse statique) et pour l'analyse de la déformation des tissus du coeur et du diaphragme (analyse dynamique) à des fins de diagnostic.

0.2 Applications : analyse statique

L'échographie représente une alternative de choix pour réduire l'exposition aux radiations des modalités irradiantes (rayons X) dans le contexte de l'imagerie pour la colonne vertébrale. En

effet, elle est utilisée pour le suivi clinique de la scoliose qui entraîne une déformation de la colonne vertébrale (Young, Hill, Zheng & Lou, 2015), ainsi que pour le guidage non invasif en temps réel durant des interventions chirurgicales (Grau, Leipold, Conradi, Martin & Motsch, 2002; Herring, Dawant, Maurer, Muratore & Galloway, 2002).

0.2.1 Scoliose

Dans le cas de la scoliose, l'examen clinique standard consiste à réaliser une radiographie biplan de la colonne vertébrale. Cet examen est répété tous les 6 mois pour les scolioses qui présentent un risque d'aggravation au cours du temps. Cela entraîne une accumulation de rayons X qui est nocive pour la santé du patient (Morel *et al.*, 2018). L'échographie apparaît comme une alternative non irradiante prometteuse pour évaluer les déformations de la colonne vertébrale (Ungi *et al.*, 2014; Wong *et al.*, 2019). La mesure standard utilisée en clinique pour quantifier la déformation de la colonne vertébrale par la scoliose est l'angle de Cobb (Cobb, 1948). Il mesure la courbe frontale sur une radiographie prise pour le patient en position debout. Pour obtenir l'angle de Cobb, il faut d'abord tracer deux droites : l'une passant par la plateau supérieur de la vertèbre située à l'extrémité supérieure de la courbe, et l'autre passant par la plateau inférieur de la vertèbre située à l'extrémité inférieure de la courbe. L'angle formé par l'intersection de ces deux droites est l'angle de Cobb (Figure 0.1).

Bien que les vertèbres apparaissent moins clairement sur les échographies que sur les radiographies, des mesures indirectes de l'angle de Cobb à partir de repères anatomiques vertébraux visibles sur les échographies ont été proposées (Li *et al.*, 2012; Ungi *et al.*, 2014; Chen, Le & Lou, 2016). Pour estimer ces mesures, l'échographie 3D main-libre est utilisée. Cela consiste à balayer l'ensemble des vertèbres avec une sonde US conventionnelle 2D sur laquelle un capteur de position 3D a été fixé. Il est alors possible d'obtenir la position et l'orientation des vertèbres en 3D à partir de ces repères anatomiques vertébraux.

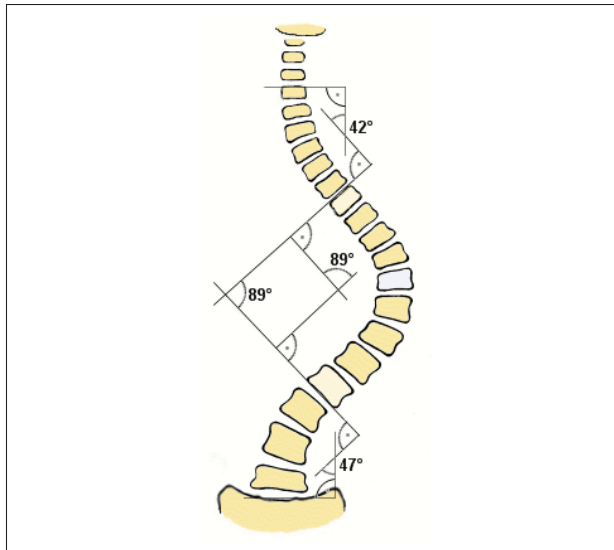


Figure 0.1 Mesure de l'angle de Cobb pour estimer la déformation de la colonne vertébrale ¹

0.2.2 Chirurgie guidée

Dans les procédures d'anesthésie péridurale et rachidienne (Perlas, Chaparro & Chin, 2016), des erreurs d'estimation du niveau de ponction peuvent entraîner des complications importantes. Les échographies peuvent fournir un guidage utile pour l'insertion de l'aiguille afin d'améliorer l'identification du site d'injection (Schlotterbeck *et al.*, 2008) et d'éviter le recours à la fluoroscopie ionisante (Evansa, Logina, Vanags & Borgeat, 2015). Pour la chirurgie de la colonne vertébrale, les systèmes de navigation doivent effectuer un recalage précis des vertèbres avec des images de planification pré-opératoire pour aider le chirurgien pendant l'intervention. Cela peut impliquer une procédure très invasive au cours de laquelle des repères sont directement vissés sur les surfaces vertébrales exposées afin d'améliorer la précision du recalage. L'utilisation d'un dispositif US pré-opératoire qui peut localiser l'os à travers le tissu sans avoir besoin de marqueurs extrinsèques peut surmonter ces limitations (Brendel, Winter, Rick, Stockheim & Ermert, 2002; Winter, Brendel, Pechlivanis, Schmieder & Igel, 2008; Hacıhaliloglu, 2017). Dans ce cas, les

1. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Scoliose>

données obtenues par tomodensitogramme (CT Scan) pré-opératoires sont recalées sur les données US en alignant la surface vertébrale postérieure extraite des images CT et échographiques (Yan, Goulet, Chen, Tampieri & Collins, 2012). Les résultats peuvent être améliorés en ajoutant une étape de recalage basée sur les repères vertébraux (Koo & Kwok, 2016) ou en tenant compte de la trajectoire de balayage de la sonde (Gueziri, Drouin, Yan & Collins, 2019) afin d'obtenir une première estimation des paramètres de transformation avant de les affiner.

0.3 Applications : analyse dynamique

Dans le contexte de l'imagerie médicale, la déformation des tissus représente une aide précieuse pour le diagnostic des maladies (Sigrist, Liao, El Kaffas, Chammas & Willmann, 2017). L'échographie est particulièrement bien adaptée à l'évaluation de la déformation des tissus car les sondes conventionnelles facilement disponibles en milieu clinique permettent une imagerie en temps réel qui est aussi non invasive et peu coûteuse.

C'est notamment le cas dans le contexte du dépistage cardiaque (échocardiographie) et de l'imagerie abdominale (par exemple, le mouvement du diaphragme). L'échographie offre au clinicien la possibilité de visualiser les structures anatomiques d'intérêt en temps réel, ce qui en fait un outil de choix pour analyser les mouvements des tissus au cours du temps. Cela est important pour des applications médicales telles que l'imagerie de la vitesse de déformation, l'analyse de la déformation ventriculaire et la compensation du mouvement dans les interventions guidées par imagerie (De Luca, Székely & Tanner, 2015). L'analyse de la déformation des tissus est effectuée en mesurant le mouvement des tissus qui est soit induit mécaniquement (élastographie (Gennisson, Defieux, Fink & Tanter, 2013)), soit physiologique (cœur (Dandel, Lehmkuhl, Knosalla, Suramelashvili & Hetzer, 2009), diaphragme (Vetrugno *et al.*, 2019)).

0.3.1 Elastographie

La technique d'élastographie tire parti du fait que de nombreuses maladies altèrent la rigidité des tissus qui deviennent pathologiques. Par exemple, les tumeurs ont une rigidité différente des tissus sains situés aux alentours (Itoh *et al.*, 2006). De façon similaire, les fibroses associées aux maladies de foie chroniques deviennent plus rigides que les tissus non pathologiques (Samir *et al.*, 2015). L'élastographie peut donc être utilisée à des fins de diagnostic en discriminant les tissus pathologiques des tissus sains (Sigrist *et al.*, 2017).

Il existe deux types de méthodes d'élastographie. Dans le cas des méthodes quasi-statiques, une pression constante est appliquée au tissu. La déformation générée est estimée à partir des échographies du tissu acquises avec et sans compression. Pour les méthodes dynamiques, une force qui varie dans le temps est appliquée au tissu. Cette dernière peut être une force mécanique transitoire de courte durée ou une force oscillante de fréquence fixe.

Les applications cliniques les plus courantes se concentrent principalement sur le foie, les seins, la thyroïde, la prostate, les reins et les ganglions lymphatiques. En ce qui concerne l'élastographie quasi-statique, la difficulté principale réside dans la capacité à normaliser la procédure d'acquisition de l'élastogramme (carte de rigidité des tissus). En effet, une fois le mouvement de compression appliqué, le clinicien doit localiser manuellement un tissu de référence considéré peu ou pas rigide comme référence et le tissu d'intérêt sur l'image. Cela permet alors de calculer un indice de déformation relatif entre les deux tissus. L'intervention manuelle du clinicien introduit de la variabilité et empêche d'obtenir des valeurs standards pour cet indice, ce qui limite la capacité de l'élastographie à diagnostiquer des tissus pathologiques de façon reproductible.

Les résultats les plus prometteurs ont été obtenus pour les maladies du foie (Samir *et al.*, 2015) et les lésions au niveau des seins (Itoh *et al.*, 2006). Les résultats sont cependant plus mitigés pour la thyroïde, les reins et les ganglions lymphatiques (Sigrist *et al.*, 2017).

0.3.2 Echocardiographie

L'échocardiographie est une modalité d'imagerie médicale non invasive qui consiste à utiliser une sonde conventionnelle US pour visualiser les mouvements du coeur (Cameli, Mandoli, Sciacaluga & Mondillo, 2019). Il s'agit généralement d'une approche semi-automatique durant laquelle l'opérateur ajuste manuellement un modèle de forme sur le ventricule gauche (VG) pour l'image initiale (Figure 0.2). Le contour est ensuite automatiquement ajusté en suivant les parois du VG dans les images qui suivent. De cette façon, différents paramètres de déformation, spécifiques à l'anatomie et à la physiologie du coeur, peuvent être estimés pour aider dans le diagnostic de pathologies cardiaques.

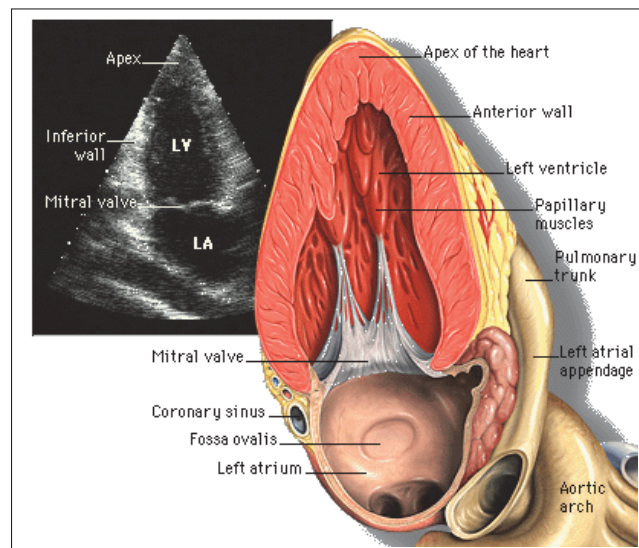


Figure 0.2 Ventricule gauche en échocardiographie ²

2. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Échocardiographie>

Le muscle du VG possède une structure complexe avec des fibres en forme d'hélice dont le sens de rotation varie en fonction de la couche considérée. Sa déformation est observable dans trois plans distincts : déformation longitudinale dans le plan de l'axe long, déformation radiale dans le plan de l'axe court et déformation circonférentielle dans le plan apical (Figure 0.3).

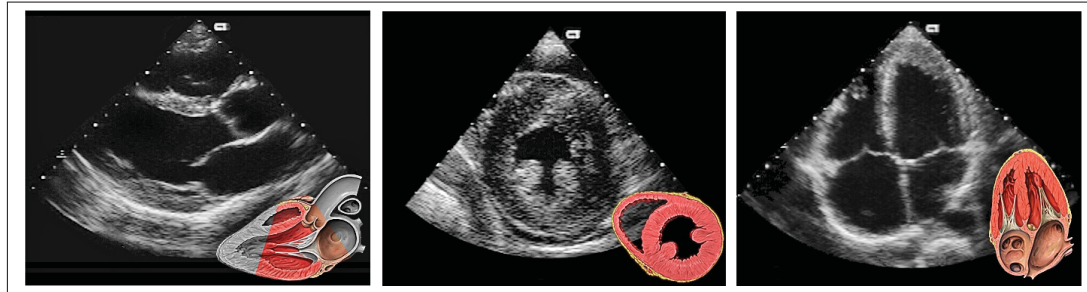


Figure 0.3 Plans utilisés en échocardiographie : plan de l'axe long, plan de l'axe court et plan apical ³

0.3.3 Diaphragme

Le diaphragme est le muscle principal de la respiration et fonctionne en continu pour assurer un apport d'oxygène constant à l'organisme. L'échographie peut être utilisée de façon non invasive pour évaluer la fonction respiratoire d'un patient à travers les mouvements de son diaphragme (Vetrugno *et al.*, 2019; Santana, Cardenas, Albuquerque, Carvalho & Caruso, 2020). Typiquement, l'amplitude de la respiration est mesurée en plaçant la sonde US dans le plan transverse au dessus du foie. Une ligne radiale passant par le foie est d'abord placée manuellement sur le Mode-B. Le Mode-M est ensuite affiché pour cette ligne et une sinusoïde correspondant au mouvement du diaphragme selon l'axe de la ligne est observable. L'excursion du diaphragme est obtenue à partir de l'amplitude du mouvement entre l'expiration et l'inspiration (Figure 0.4).

3. https://en.wikipedia.org/wiki/Transthoracic_echocardiogram

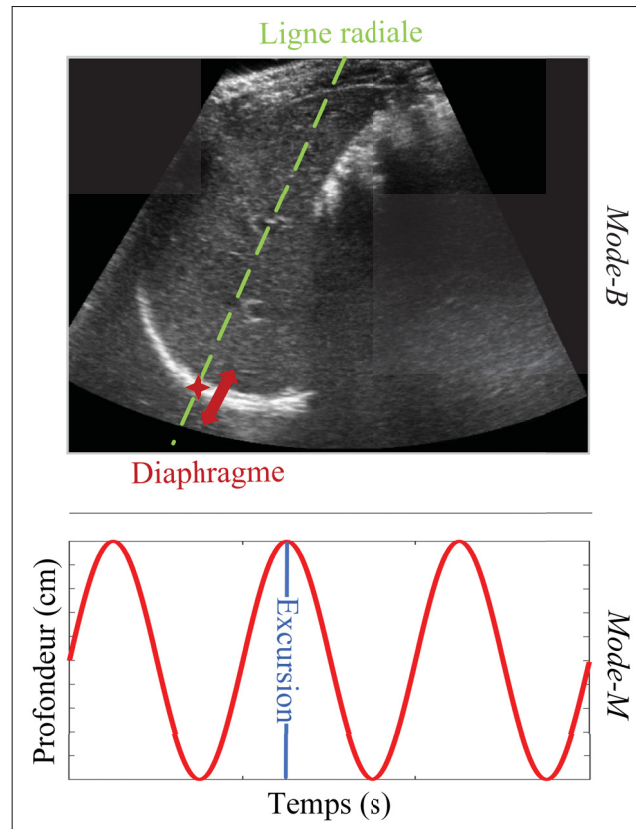


Figure 0.4 Echographie du foie avec le diaphragme en Mode-B (en haut) et le Mode-M associé (en bas) pour mesurer le déplacement du diaphragme

0.4 Défis de l'échographie

La difficulté majeure de l'échographie réside dans le fait que les images présentent généralement un faible rapport signal/bruit, un faible contraste et des limites floues (Ortiz, Chiu & Fox, 2012). De plus, la qualité du contraste d'une échographie dépend fortement de l'habileté et de l'expérience de l'opérateur (Chatelain, Krupa & Navab, 2015). Cela est encore plus remarquable dans le contexte de l'analyse du mouvement des tissus car il est plus difficile de maintenir la pression et l'orientation de la sonde constantes pendant toute la durée du mouvement.

Outre la manipulation de la sonde, la présence d'un bruit appelé speckle contribue également à la variabilité du contraste. Ce dernier correspond en fait à la figure d'interférence entre les différentes ondes US émises par la sonde. Alors que certains assimilent le speckle à un bruit indésirable qu'il faut filtrer (Gupta, Chauhan & Sexana, 2004; Feng, Guo & Huang, 2017; Gai, Zhang, Yang & Yu, 2018), d'autres considèrent qu'il s'agit d'un signal contenant de l'information sur la microstructure des tissus. En effet, le speckle peut être vu comme un bruit multiplicatif fortement corrélé à une statistique non gaussienne. Sa nature multiplicative fait qu'il est multiplié (et non ajouté) au signal ultrasonore sous-jacent réfléchi par le tissu, ce qui le rend directement proportionnel au niveau de gris local dans cette zone (Damerjian, Tankyevych, Souag & Petit, 2014).

0.5 Problématique et objectif

Afin d'exploiter le potentiel de l'échographie, il est nécessaire d'utiliser des méthodes robustes qui prennent spécifiquement en compte ces défis. Par conséquent, la problématique de ce travail de recherche traite de la difficulté à modéliser le contenu d'une image ainsi que d'une séquence d'images dans le contexte de l'échographie.

L'objectif de cette thèse est le développement de méthodes robustes pour la modélisation du contenu d'une image et d'une séquence d'images dans le contexte de l'échographie. Cette thèse décrit une approche basée sur l'extraction d'attributs par projections iconiques horizontale et verticale des images qui permet l'analyse statique et dynamique des échographies de façon robuste.

Cette thèse est organisée en six chapitres. Le Chapitre 1 introduit l'état de l'art pour l'analyse statique (Section 1.1) et dynamique (Section 1.2) des échographies. Le Chapitre 2 décrit les objectifs et l'approche méthodologique adoptée en réponse aux problèmes mentionnés dans l'état de l'art. Le Chapitre 3 présente la méthode proposée d'extraction automatique des repères

vertébraux. Le Chapitre 4 décrit un indice global de déformation des tissus. Le Chapitre 5 applique le même concept pour l'analyse 2D de la déformation locale des tissus. Enfin, le Chapitre 6 conclut par une discussion générale sur l'approche proposée qui se base sur l'extraction d'attributs par projections iconiques horizontale et verticale des images.

CHAPITRE 1

ÉTAT DE L'ART

Ce chapitre présente l'état de l'art de l'analyse statique et dynamique des échographies en lien avec les défis mentionnés dans la Section 0.4. Il se divise en deux sections. La première section traite de l'analyse statique d'échographies de vertèbres et présente deux types d'approche : la segmentation par attributs (Section 1.1.1) et la segmentation par apprentissage profond (Section 1.1.2). La deuxième section traite de l'analyse dynamique des échographies. Cette dernière décrit dans un premier temps les différentes approches permettant l'analyse du mouvement en général (Section 1.2). Dans un second temps, le cas plus spécifique de l'élastographie quasi-statique est développé (Section 1.2.5).

1.1 Analyse statique

La segmentation automatique des vertèbres a le potentiel d'offrir une analyse plus reproductible des échographies. Cela requiert cependant de développer des méthodes robustes qui prennent en compte les défis mentionnés dans la Section 0.4. Deux grands types d'approches sont présents dans la littérature : la segmentation par attributs, plus classique, et la segmentation par apprentissage profond, plus récente.

1.1.1 Segmentation par attributs

Afin de segmenter la colonne vertébrale, plusieurs approches ont été proposées pour extraire certains repères anatomiques pertinents au regard de la géométrie des vertèbres. L'extraction de repères est nécessaire pour estimer l'angle de Cobb dans le contexte de la scoliose. C'est notamment le cas de l'angle du processus épineux (Li *et al.*, 2012), de la méthode du centre des lames (Chen *et al.*, 2016) et de l'angle du processus transverse (Ungi *et al.*, 2014). Cependant, ces approximations reposent sur l'extraction manuelle ou semi-automatique de repères vertébraux, ce qui prend du temps et est sujet à des erreurs.

Dans le but de limiter ces erreurs, Baum *et al.* (2018) ont développé un système d'aide visuelle pour assister l'utilisateur dans l'identification des repères vertébraux en superposant un modèle de colonne vertébrale déformable générique recalé dans l'espace US puis superposé aux images. Cette approche a considérablement amélioré l'identification des repères mais la durée de la segmentation manuelle par l'opérateur a également augmenté. De plus, des méthodes automatiques ont été développées pour obtenir des résultats plus reproductibles. Zhou, Jiang, Lai & Zheng (2017) ont proposé une méthode pour extraire automatiquement les processus épineux d'une image obtenue par projection à partir d'un volume US obtenu par échographie 3D main-libre en utilisant des attributs de phase. Ils ont constaté que les méthodes de seuillage étaient rapides et simples, mais pas toujours suffisantes pour localiser le processus épineux. Par conséquent, une connaissance préalable de la structure anatomique vertébrale, la symétrie, a été intégrée pour segmenter le processus épineux dans le plan coronal. La symétrie a été mesurée en utilisant la congruence de phase, ce qui a nécessité d'ajuster empiriquement plusieurs paramètres (3 paramètres pour le filtre de Gabor et 2 seuils de distance) afin de préserver la continuité du contour segmenté.

Dans le contexte de l'anesthésie péridurale, Kerby, Rohling, Nair & Abolmaesumi (2008) ont étiqueté les différents niveaux vertébraux à partir d'une image panoramique des vertèbres lombaires dans le plan parasagittal en s'appuyant sur un ajustement de courbe sinusoïdale. Tran & Rohling (2010) ont proposé une méthode pour segmenter les lames et le ligamentum flavum en utilisant une approche de détection des crêtes combinée à la correspondance de modèles. Ces travaux se sont concentrés sur l'identification du niveau vertébral adéquat pour l'insertion de l'aiguille dans un plan paramédian. Cependant, le plan transverse offre une localisation plus précise du site de ponction car des repères plus fiables peuvent être extraits par des approches automatiques. La vue transverse est d'autant plus pertinente que la majorité des anesthésistes adoptent une approche médiane pour l'insertion de l'aiguille (Arzola, Davies, Rofaeel & Carvalho, 2007).

Il est clair que la robustesse des approches par seuillage pour extraire des repères vertébraux présente des limites dans le contexte de l'échographie en raison de la qualité variable des

images. L'extraction automatique robuste des repères vertébraux est donc difficile à automatiser complètement. De plus, l'intégration de connaissances anatomiques préalables sur les vertèbres est utile mais peut nécessiter de recourir à un ajustement empirique de paramètres, ce qui diminue la reproductibilité.

1.1.2 Segmentation par apprentissage profond

Dans les dernières années, la puissance de l'apprentissage profond a été exploitée pour segmenter les vertèbres à partir de paramètres et d'attributs appris automatiquement.

Ainsi, Baka, Leenstra & van Walsum (2017) ont utilisé un réseau de neurones convolutif de type U-Net (Ronneberger, Fischer & Brox, 2015) pour repérer les différents niveaux vertébraux dans le cadre de la chirurgie lombaire. Sa particularité réside dans son architecture en forme de "U" (Figure 1.1). La première partie du réseau compresse l'information spatiale de l'image tout en augmentant le niveau d'abstraction des attributs. Cela est accompli par l'application de blocs successifs comprenant une convolution suivie d'une unité linéaire rectifiée (ReLU) et d'une opération de pooling maximum. La seconde partie décompresse l'information en appliquant les mêmes opérations dans l'ordre inverse tout en concaténant l'information extraite des blocs de la première partie. De cette façon, le réseau apprend des attributs de l'image dont le niveau d'abstraction augmente proportionnellement à sa profondeur pour segmenter les vertèbres. Il a été ainsi possible de segmenter les processus épineux des vertèbres avec une précision de 92%. La performance des résultats dépend toutefois de la qualité variable de la segmentation manuelle du processus épineux durant la phase d'apprentissage.

Plus récemment, Ungi *et al.* (2020) ont également utilisé un réseau U-Net pour segmenter les vertèbres dans le plan paramédian afin de visualiser et d'évaluer la déformation de la colonne vertébrale sur des patients pédiatriques. Huang *et al.* (2020) ont modifié la fonction de coût du réseau U-Net pour augmenter sa robustesse au speckle et à l'occlusion par bruit standard des structures anatomiques d'intérêt. Cette fonction encourage l'agrégation des pixels de haute intensité correspondant à la vertèbre. A l'inverse, les pixels de haute intensité isolés sont pénalisés

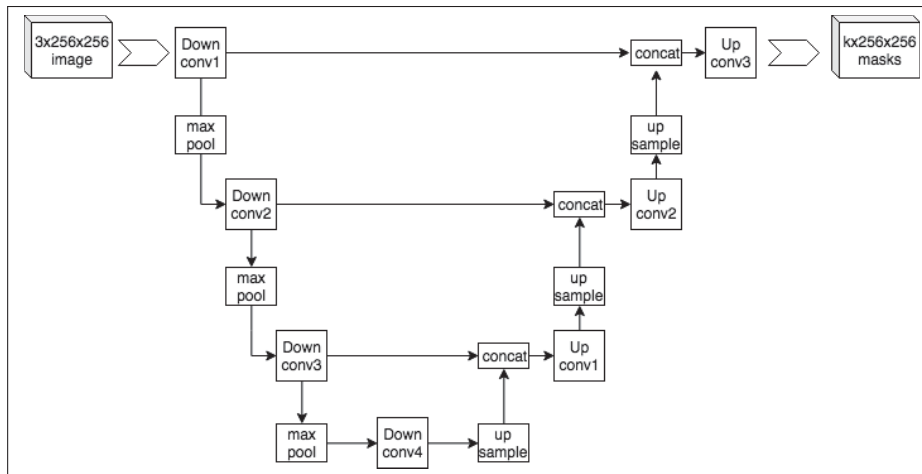


Figure 1.1 Réseau de neurones de type U-Net ¹

pour entraîner le réseau U-Net à les ignorer, ce qui augmente de fait sa robustesse. De plus, un réseau en sabliers empilés, basé sur le même principe que le U-Net, a été utilisé avec succès pour la segmentation des processus épineux et des lames (Zeng *et al.*, 2021).

La promesse des réseaux par apprentissage profond est la segmentation automatique des vertèbres sans avoir à définir manuellement des attributs. Cependant, la segmentation manuelle des vertèbres par des experts sur un grand nombre de données reste nécessaire lors de la phase d'apprentissage. En fait, la performance de la segmentation dépend très fortement de la précision de cette segmentation. La présence de variabilité dans la segmentation manuelle entraînera inexorablement une variabilité de la performance du réseau de neurones. Pour réduire cette variabilité, il est possible de générer une vérité terrain de façon automatique. C'est notamment le cas de Banerjee, Ling, Lyu, Su & Zheng (2020) qui ont utilisé une approche par attributs basée sur un contour actif pour générer la vérité terrain (segmentation de ligne médiane de la colonne vertébrale). Cette dernière a ensuite été utilisée comme entrée pour entraîner le réseau U-Net.

Par conséquent, les méthodes de segmentation par attributs ne devraient pas être délaissées au profit des méthodes de segmentation par apprentissage profond, mais plutôt combinées avec ces dernières.

1. <https://fr.wikipedia.org/wiki/U-Net>

1.2 Analyse dynamique

Afin d'effectuer une analyse du mouvement des tissus, les structures anatomiques d'intérêt sont suivies dans le temps pour estimer les vecteurs de mouvement correspondants. Il existe traditionnellement trois approches principales pour y parvenir : la mise en correspondance de blocs, le flux optique et la mise en correspondance d'attributs (Rizi *et al.*, 2020). Ces approches requièrent que la sonde ait un mouvement aussi faible que possible durant la déformation pour bien fonctionner.

1.2.1 Correspondance de blocs

La mise en correspondance des blocs (BM) repose directement sur les intensités des pixels d'une région d'intérêt (ROI) sélectionnée et est souvent utilisée pour le suivi du speckle. Le principe consiste à trouver la position la plus probable de la ROI de l'image actuelle dans l'image suivante en optimisant une mesure de similitude. Certaines mesures de similitude couramment utilisées sont la somme des carrés des différences ou la corrélation croisée normalisée. Des paramètres tels que la taille de la ROI et le déplacement maximal autorisé jouent un rôle important dans l'exactitude et la précision du suivi. Cependant, l'apparence de l'image peut varier considérablement en raison de grands déplacements entre les images et présenter une forte variabilité du contraste dans le temps. Il est donc difficile de maintenir une grande précision dans le temps. En effet, chaque paire d'images consécutives est prise en compte et les déplacements correspondants sont composés séquentiellement, ce qui conduit à une accumulation d'erreurs (Heyde *et al.*, 2012). Afin d'augmenter la robustesse du suivi, Albinsson, Brorsson, Ahlgren & Cinthio (2014) se sont appuyés sur les deux images précédentes au lieu d'une seule et ont ajouté un bloc de référence supplémentaire. Certaines approches plus avancées implémentent des modèles tels que les filtres de Kalman pour prédire l'apparence du bloc de référence (Zahnd, Orkisz, Sérusclat, Moulin & Vray, 2013), et un modèle affine de mouvement de bloc pour tenir compte de la rotation et du changement d'échelle de la ROI suivie en plus de la translation (Golemati *et al.*, 2012). En outre, certaines approches combinent plusieurs blocs adjacents ou se chevauchant partiellement pour calculer le mouvement résultant comme

la contribution moyenne de chaque bloc (Zahnd *et al.*, 2012; Tat, Au, Keir & MacDonald, 2017). Plus récemment, Zahnd, Saito, Nagatsuka, Otake & Sato (2018) ont extrait un champ de mouvement dense en plaçant un bloc dans chaque colonne et en appliquant de la programmation dynamique pour extraire simultanément le mouvement de chaque bloc.

1.2.2 Flux optique

Le flux optique (OF) est un champ de déplacement apparent dense entre des images consécutives. Il est basé sur l'hypothèse que l'intensité apparente des structures représentées dans l'image reste constante dans le temps. La méthode conventionnelle pour y parvenir consiste à calculer la vitesse de déplacement à partir de la dérivée spatio-temporelle des intensités des pixels (Lucas, Kanade *et al.*, 1981; Horn & Schunck, 1981). Ces approches directes sont néanmoins très sensibles au bruit pour les raisons suivantes : la différenciation numérique, la présence d'artefacts et la violation de l'hypothèse de cohérence de l'intensité. Afin d'augmenter la robustesse du flux optique, certaines améliorations ont été proposées en ajoutant des contraintes de lissage spatio-temporel telles que la combinaison d'un modèle de vitesse temporel linéaire avec une transformation spatiale affine et l'utilisation de plusieurs images autour du point temporel à suivre (Cronin, Carty, Barrett & Lichtwark, 2011; Gillett, Barrett & Lichtwark, 2013; Li *et al.*, 2013). OF a tendance à être plus robuste au bruit gaussien et au speckle en comparaison avec BM, et plus particulièrement pour les images de faible qualité (Golemati *et al.* (2012)).

Plus récemment, Queirós *et al.* (2018) ont développé la méthode *Anatomical Affine Optical Flow* (AAOF) pour segmenter le VG en échocardiographie. Le principe consiste à ajouter des contraintes supplémentaires sur OF pour en augmenter la robustesse. Ainsi, la surface du VG est délimitée manuellement sur la première image. La zone de recherche considérée pour en faire le suivi sur les images successives correspond à une zone située uniquement aux alentours de la surface précédemment délimitée du VG. La mise en oeuvre de cette contrainte anatomique permet de limiter l'influence des tissus adjacents qui représentent une source de variabilité non négligeable de l'intensité lors du suivi du VG. Étant donné que différents tissus ont différentes intensités, l'intensité de la zone de recherche sera en effet plus homogène si les tissus adjacents

en sont exclus. De plus, le déplacement estimé est intégré à un modèle local affine dans lequel chaque point de la surface prend en compte le mouvement de ses voisins et de leurs distances relatives respectives. Ce schéma itératif de raffinement du déplacement offre la possibilité d'estimer avec précision des déplacements relativement larges.

1.2.3 Correspondance d'attributs

Les méthodes basées sur les attributs reposent sur l'extraction d'un ensemble d'attributs (par exemple, des coins, des bords ou des repères anatomiques) qui sont ensuite suivis dans le temps. Les approches basées sur les attributs sont plus efficaces que les méthodes BM ou OF pour traiter les grands déplacements et les intensités variables. Les attributs couramment utilisés sont les contours obtenus à partir de la segmentation de certaines structures anatomiques d'intérêt. Ces méthodes sont initialisées manuellement à partir de la première image en leur fournissant la segmentation manuelle de l'objet d'intérêt (Häme, Gamarnik, Parker, Holmes & Laine, 2012), un ensemble de points situés sur le bord (Dietenbeck *et al.*, 2012) ou à l'intérieur de l'objet (Nascimento & Marques, 2008). Afin d'effectuer la correspondance des contours sur une image, un problème de minimisation de l'énergie est résolu. D'une part, des énergies externes déforment le contour pour qu'il corresponde aux attributs de l'image. D'autre part, des énergies internes modulent l'effet des énergies externes en imposant une certaine géométrie au contour. Pour ce faire, certaines approches simples reposent sur la régularité et la continuité générales de la courbe (Tang & Hamarneh, 2010), tandis que d'autres approches plus robustes intègrent des connaissances *a priori* sur la forme et la déformation de l'objet (Jacob, Noble, Behrenbruch, Kelion & Banning, 2002). Un modèle déformable fréquemment utilisé basé sur les contours actifs est appelé *snake* (Kass, Witkin & Terzopoulos, 1988). Sa principale limite est sa sensibilité à l'initialisation et au niveau de bruit, ce qui est particulièrement vrai pour les échographies. Un bon modèle de déformation peut aider à surmonter cette difficulté (Tang & Hamarneh, 2010). En outre, le suivi des limites peut aussi être considéré comme un problème d'estimation de la probabilité *a posteriori* de la localisation du contour des images précédentes dans le cadre bayésien. Certains modèles courants sont le filtre de Kalman (Yang, Georgescu, Zheng,

Meer & Comaniciu, 2008) et le filtre particulaire (Laporte & Ménard, 2018). Ces approches sont suffisamment robustes et rapides pour permettre un suivi en temps réel, mais elles nécessitent généralement une phase d'entraînement.

Le principal défi des méthodes basées sur les attributs est d'identifier les attributs qui peuvent être suivis de manière cohérente malgré la qualité souvent sous-optimale des échographies.

1.2.4 Apprentissage profond

Plus récemment, certaines architectures de réseaux de neurones convolutifs (CNN) ont été appliquées pour estimer le mouvement avec des résultats prometteurs dans le domaine de la vision par ordinateur. En particulier, l'estimation du flux optique peut être considérée comme un problème d'apprentissage (Ilg *et al.*, 2017). Cependant, l'application d'approches basées sur l'apprentissage profond dans le contexte de l'échographie est particulièrement difficile. En effet, les données disponibles sont souvent peu nombreuses et l'annotation manuelle des images est une tâche fastidieuse et sujette à une grande variabilité, même pour un clinicien. Liu *et al.* (2020) ont utilisé un CNN siamois pour l'estimation du mouvement respiratoire. Ils ont adopté une approche non supervisée et se sont appuyés sur l'augmentation des données pour compenser le manque de données médicales. Cela peut atténuer le problème du sur-apprentissage dans une certaine mesure. Bharadwaj & Almekkawy (2020) ont implémenté un réseau de neurones siamois entièrement convolutif avec un filtre de Kalman pour suivre le mouvement de l'artère carotide. Les réseaux siamois font l'hypothèse que les changements de la ROI sont lents et progressifs, ce qui est vrai pour le mouvement de l'artère carotide. Les performances seraient néanmoins affectées négativement si le mouvement venait à contredire cette hypothèse, ce qui est susceptible de se produire en présence de cas pathologiques qui se manifestent souvent par un mouvement irrégulier.

1.2.5 Elastographie quasi-statique

En élastographie quasi-statique, les mesures de déformation 1D sont généralement obtenues à partir des signaux RF pré- et post-compression pour chaque ligne A individuelle. L'une des méthodes les plus couramment utilisées est la corrélation croisée normalisée (CCN) (Luo & Konofagou, 2010), qui est basée sur la localisation du pic de la fonction de corrélation croisée entre les lignes A pré- et post-compression (Ophir, Céspedes, Ponnekanti, Yazdi & Li, 1991). Le problème est que les échographies varient en contraste et sont très sensibles à la façon dont la sonde est manipulée, ce qui rend difficile la localisation du pic de corrélation de façon robuste. Plus précisément, le bruit de décorrélation du speckle, qui peut être causé par des mouvements indésirables de la sonde dans les directions latérale, axiale, et élévationnelle, ou par une déformation rapide et soudaine entre deux images consécutives, peut diminuer considérablement la qualité des estimations du mouvement. La performance de cette approche dépend de la longueur de la fenêtre choisie pour calculer la corrélation et repose sur l'hypothèse que les informations correspondantes avant et après la compression sont situées à la même profondeur, ce qui n'est pas toujours le cas (Chen, Treece, Lindop, Gee & Prager, 2009). Pour résoudre ce problème, des techniques telles que l'augmentation de la longueur de la fenêtre (Céspedes, Ophir, Ponnekanti & Maklad, 1993) et l'étirement temporel global (Alam & Ophir, 1997) ont été proposées. Une limitation majeure de la mesure 1D est que seule la direction axiale est considérée. En effet, même si la compression est appliquée le long de la direction axiale, les tissus se déforment à la fois dans les directions latérale et axiale (Li, Guo & Lee, 2016).

Pour tenir compte des déformations dans les directions axiale et latérale, la corrélation croisée 2D peut être utilisée comme une extension directe de la technique de corrélation 1D. En outre, des approches multi-échelle ont été proposées pour optimiser ses performances (Shi & Varghese, 2007). Ces approches s'inscrivent dans le contexte de la mise en correspondance de blocs décrite dans la Section 1.2.1. Ainsi, Zhu & Hall (2002) minimisent la différence de la somme des carrés entre les trames RF pré- et post-compression pour un noyau rectangulaire sur une région de recherche. De même, le suivi du speckle est couramment utilisé pour analyser le mouvement en suivant les réflexions acoustiques naturelles et les motifs d'interférence dans les images en

mode B. Les ROI définies par l'utilisateur sont choisies en sélectionnant des blocs contenant des motifs stables. Les motifs de speckle sont ensuite suivis dans le temps à l'aide d'un algorithme minimisant la somme des différences absolues.

La mesure 2D tient compte des déformations rigides et non rigides dans deux directions, mais la résolution latérale reste moins bonne que la résolution axiale en raison des limites intrinsèques du système d'imagerie. Toutes ces approches impliquent un compromis entre la résolution spatiale et le temps de calcul. Plus important encore, elles sont très sensibles au bruit de décorrélation du speckle qui peut être causé par des mouvements indésirables de la sonde dans les directions latérale, axiale et élévationnelle ou par une déformation rapide et soudaine entre deux images consécutives (Liang, Yung & Yu, 2013).

Pour gagner en robustesse, des techniques de flux optique plus avancées (Zakaria, Qin & Maurice, 2010; Lamprecht, Scheible, Semmler & Sutor, 2021) reposent sur des modèles plus complexes pour estimer la déformation des tissus. Par ailleurs, les déformations peuvent également être décrites par un système d'équations différentielles aux dérivées partielles basées sur les lois de la biomécanique. Ces dernières peuvent alors être résolues de manière analytique (Barbone & Gokhale, 2004) ou numérique (Doyley, 2012; Smyl, Bossuyt & Liu, 2019). Cela requiert toutefois de poser l'hypothèse que les tissus mous ont un comportement mécanique élastique linéaire et isotrope, en plus de choisir des valeurs standard pour les constantes mécaniques du tissu considéré. Ces choix ne permettent pas nécessairement de modéliser la déformation des tissus de façon réaliste (Liu *et al.*, 2018; Islam *et al.*, 2020).

Finalement, des approches par apprentissage profond ont été proposées (Hoerig, Ghaboussi & Insana, 2017; Li *et al.*, 2020). La limitation principale dans ce cas est le manque de données disponibles dans le domaine de l'élastographie US. Cela entraîne des problèmes de sur-entraînement et de déséquilibre de classes qui diminuent la performance des réseaux de neurones. En particulier, il faudrait idéalement un nombre égal de déformations pour les différentes pathologies possibles d'un même tissu lors de l'apprentissage afin d'obtenir un réseau de neurones robuste aux différents types de déformations possibles.

CHAPITRE 2

OBJECTIFS ET APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE

Dans le cadre de cette thèse, l'objectif principal est la modélisation de l'information contenue dans une image (analyse statique) et une séquence d'images (analyse dynamique) en échographie. Au regard de l'état de l'art de l'analyse statique (Section 1.1), il ressort que l'information contenue dans une échographie de vertèbre est modélisée à partir de repères anatomiques vertébraux. Les algorithmes existants reposent essentiellement sur le principe de seuillage sur l'intensité des pixels pour segmenter la vertèbre dans l'image.

En ce qui concerne l'information contenue dans une séquence d'images (Section 1.2), c'est le suivi de structures anatomiques d'intérêt (bord ou repères anatomiques) au cours du temps qui permet de faire l'analyse de la déformation des tissus. Cela implique donc à nouveau de les localiser dans un premier temps à partir de l'intensité des pixels. De cette façon, il est possible de réaliser le suivi d'un mouvement induit en élastographie quasi-statique, ainsi que des mouvements physiologiques tels que les battements du cœur ou bien encore le mouvement respiratoire du diaphragme.

Étant donné la qualité variable des échographies, il est difficile de se baser uniquement sur l'intensité des pixels pour obtenir une modélisation robuste de l'information contenue dans les images. C'est la raison pour laquelle il est pertinent d'intégrer de la connaissance anatomique *a priori* dans cette modélisation. Par exemple, la symétrie de la vertèbre, l'anatomie du ventricule gauche du cœur et le contour lisse du diaphragme. La question de recherche devient alors : **comment modéliser cette connaissance *a priori* sans se baser uniquement sur l'intensité des pixels qui est si variable d'une image à l'autre ?**

En l'absence de réponse triviale, une première solution consiste à réaliser la segmentation des structures d'intérêt de façon manuelle ou semi-automatique avec des paramètres empiriques à ajuster. Une deuxième solution, plus d'actualité, repose sur l'entraînement d'un réseau de neurones pour obtenir cette modélisation de façon automatique. Cette deuxième solution se

base toutefois sur la première pour la phase d'entraînement et n'apporte donc qu'une réponse partielle au problème.

Cette thèse apporte une nouvelle réponse à cette question en proposant une approche basée sur la modélisation robuste de la texture et de la déformation de structures anatomiques par projections iconiques dans des images échographiques. Les projections iconiques horizontale et verticale sont calculées à partir des sommes des intensités des pixels dans ces orientations respectives. Ces projections iconiques permettent de prendre en compte les variations d'intensité les plus significatives à l'échelle de l'image. Cela permet de définir des attributs pertinents de façon relative à partir de ces variations, plutôt que de façon absolue comme c'est le cas lors d'un seuillage sur l'intensité des pixels. Un attribut relatif possède de fait un niveau d'abstraction plus élevé qu'un attribut absolu.

Pour une image I de taille M (hauteur) \times N (largeur), les projections iconiques horizontale et verticale P_H et P_V sont calculées à partir des sommes respectives des intensités des pixels selon les lignes et les colonnes telles que :

$$P_H(i) = \sum_{j=1}^N I(i, j); \quad P_V(j) = \sum_{i=1}^M I(i, j). \quad (2.1)$$

La Figure 2.1 illustre les projections iconiques horizontale et verticale sur un kyste simulé. Les projections horizontales et verticales permettent d'extraire des informations sur la position et l'apparence (intensité des pixels) du kyste. Les projections iconiques agissent comme un filtre moyennneur à une constante près et mettent en évidence la présence des variations d'intensité les plus importantes à l'échelle de l'image. Ainsi, le kyste clair se manifeste par une augmentation locale des projections iconiques, tandis que le kyste foncé se manifeste par une diminution locale de ces dernières. Dans les deux cas, cette augmentation ou diminution des projections est significative en comparaison avec les variations du reste de l'image qui est relativement homogène.

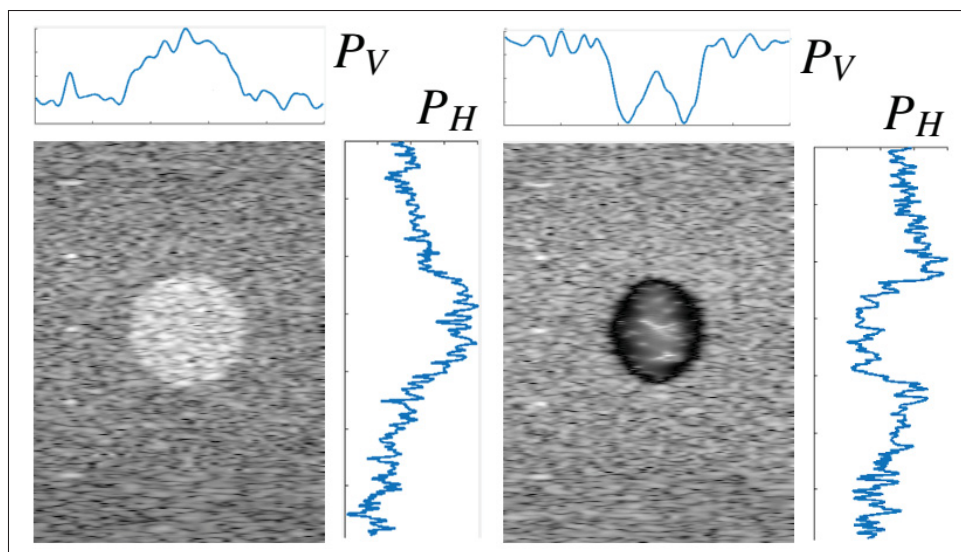


Figure 2.1 Exemple de projections iconiques horizontale et verticale pour un kyste simulé clair (à gauche) et foncé (à droite)

Ces propriétés des projections iconiques sont utilisées pour modéliser de façon robuste le contenu des images. Les variations d'intensité sont omniprésentes sur les échographies et les variations les plus significatives sont plus susceptibles de contenir des informations pertinentes (par exemple, le kyste). A l'inverse, les variations les moins significatives sont plus susceptibles de correspondre à du bruit. Cela est par conséquent une approche qui se prête bien à l'analyse des échographies.

Le terme de projection iconique a été choisi pour refléter le fait que les projections horizontale et verticale sont calculées à partir de l'intensité des pixels. Cela permet également de faire la distinction avec les projections horizontales et verticales d'histogramme qui sont généralement calculées à partir d'une image binaire et utilisées comme descripteurs de l'image (Vezzani, Baltieri & Cucchiara, 2010; Abu-Ain, Sheikh Abdullah, Bataineh, Omar & Abu-Ein, 2013).

Pour revenir aux solutions existantes, des attributs absolus uniquement basés sur l'intensité des pixels individuels requièrent un ajustement de paramètres empiriques, tandis qu'un réseau de neurones ne peut apprendre des attributs relatifs qu'à partir d'attributs absolus annotés manuellement ou de façon semi-automatique sur les données d'apprentissage. Le pari de cette

thèse est de **modéliser directement l'information contenue dans les échographies avec des attributs relatifs sans avoir à définir d'attributs absolus au préalable**. L'originalité de cette approche repose sur les projections iconiques qui permettent d'extraire des attributs relatifs à partir des variations d'intensité pertinentes au sens statistique.

Pour y parvenir, les objectifs spécifiques suivants sont définis :

- Extraire des repères anatomiques de façon reproductible malgré un contraste variable.
- Quantifier la déformation globale d'un tissu d'aspect relativement homogène.
- Modéliser la déformation en 2D des tissus dans le temps sans suivi de repères anatomiques.

Chacun de ces objectifs a donné lieu à une contribution dans le contexte d'applications cliniques spécifiques.

Contribution 1 : extraction automatique de repères vertébraux

La première contribution, présentée dans le chapitre 3, traite de l'extraction automatique de repères vertébraux. Dans le contexte de l'imagerie pour la colonne vertébrale, la principale difficulté est la variabilité du contraste des échographies de vertèbre. Cela entraîne irrémédiablement une interprétation variable des échographies par le clinicien, et en particulier en ce qui concerne la localisation des bords de la vertèbre. Différents observateurs choisiront différents repères pour rendre compte de la présence des bords. La méthode proposée localise trois repères anatomiques sur les bords de la vertèbre : le processus épineux ainsi que les lames gauche et droite. Les projections horizontale et verticale des échographies sont utilisées pour extraire des attributs de la vertèbre tout en intégrant de la connaissance anatomique *a priori* (forme et symétrie). Finalement, le concept de *frontière moyenne* est proposé pour définir les frontières os/ombres. Ces dernières sont utilisées pour localiser les trois repères vertébraux de façon entièrement automatique, ce qui permet d'obtenir un résultat exact et reproductible.

Ce travail a donné lieu aux publications suivantes évaluées par les pairs :

- Brignol, A., Cheriet, F., Miron, M. C., & Laporte, C. (2016). Automatic extraction of vertebral landmarks from ultrasound images. International Research Society on Spinal Deformities, Banff, Canada, 2016.
- Brignol, A., Gueziri, H. E., Cheriet, F., Collins, D. L., & Laporte, C. (2020). Automatic extraction of vertebral landmarks from ultrasound images : A pilot study. Computers in Biology and Medicine, 122, 103838.

Ce travail a également donné lieu à deux articles de vulgarisation :

- Brignol A., & Laporte, C. (Oct. 26, 2020). Extraction automatique de repères vertébraux à partir d'échographies. Substance. <https://substance.etsmtl.ca/extraction-automatique-reperes-vertebraux-echographies>
- Brignol, A., Cheriet, F., & Laporte, C. (Nov. 2021). Extraction automatique de repères vertébraux à partir d'échographies. Les Cahiers de Myologie - médecine/sciences, 37, Hors série n°1, 22–24.

Contribution 2 : indice de déformation des tissus

La deuxième contribution, présentée dans le chapitre 4, traite d'un nouvel indice pour la caractérisation des déformations des tissus. L'analyse de la déformation des tissus représente une aide précieuse dans le suivi et diagnostic de pathologies. Pour ce faire, il est généralement nécessaire de localiser et de suivre des repères anatomiques de la structure d'intérêt au cours du temps. Dans ce cas, deux problèmes doivent être pris en compte. D'une part, la variabilité du contraste des échographies rend difficile la localisation précise de ces repères au sein d'une même image. D'autre part, le suivi de ces repères entre deux images consécutives est sujet à une accumulation d'erreur sur la position de ces derniers en conséquence de cette variabilité. L'indice proposé évalue la déformation d'un tissu de façon globale sans avoir à localiser ni

suivre de repères anatomiques au cours du temps. Il est calculé en appliquant à nouveau une approche basée sur les projections iconiques horizontale et verticale des échographies. Cela permet d'étudier de façon robuste la déformation de tissus même si les repères anatomiques sont difficilement visibles ou absents, comme c'est le cas pour des tissus d'aspect homogène tels que les muscles.

Ce travail a donné lieu à une publication évaluée par les pairs :

- Brignol, A., Cheriet, F., & Laporte, C. (2019, March). A robust index for global tissue deformation analysis in ultrasound images. In *Medical Imaging 2019 : Image Processing* (Vol. 10949, p. 109492X). SPIE.

Il a également donné lieu au dépôt d'un brevet provisoire aux États-Unis par la compagnie Aligo (Montréal) spécialisée dans le transfert de technologie. Il n'a pas été possible d'aboutir à un partenariat industriel par la suite en raison de la suspension des acquisitions prévues pour une validation plus conséquente de l'indice durant la pandémie de COVID-19.

- No. 62/977,790 : METHOD AND SYSTEM FOR ANALYZING 2D TISSUE DEFORMATION WITH ULTRASOUND IMAGING. Déposé le 20 février 2020.

Contribution 3 : déformation 2D des tissus

La troisième contribution, présentée dans le chapitre 5, traite de l'analyse 2D de la déformation des tissus pour les battements cardiaques et les mouvements respiratoires du diaphragme. Il s'agit d'une généralisation dense et localisée de l'indice de déformation globale en 2D qui s'inspire du concept de la dimension fractale. Cette fois, des repères pertinents au sens statistique sont définis dans le but de construire de manière non supervisée un maillage 2D qui se déforme de la même manière que le tissu d'intérêt pour chaque image séparément. Il n'est alors pas nécessaire de faire le suivi de repères anatomiques spécifiques. Cela permet une analyse robuste des déformations locales des tissus d'intérêt.

Ce travail a donné lieu à un article en préparation, qui sera prochainement soumis à IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics :

- Brignol, A., Cheriet, F., Aubin-Fournier, J.F., Fortin, C. & Laporte, C. (in preparation). Robust texture tracking for motion analysis in ultrasound images.

CHAPITRE 3

EXTRACTION DE REPÈRES VERTÉBRAUX

3.1 Introduction

Dans le contexte de l'imagerie de la colonne vertébrale, l'analyse statique des échographies de vertèbre nécessite de modéliser l'apparence de la vertèbre. Ce chapitre présente une méthode automatique d'extraction de trois repères anatomiques (le processus épineux (PE), la lame gauche (LG) et la lame droite (LD)) à partir d'échographies de vertèbre acquises dans le plan transverse. La connaissance *a priori* de la forme et de l'apparence caractéristique de la vertèbre est intégrée en utilisant les projections iconiques horizontale et verticale des intensités de l'image tel qu'évoqué au Chapitre 2. Sur la base de ces projections, des caractéristiques telles que l'axe de symétrie et les frontières os/ombre sont localisées sans seuillage ni ajustement de paramètres. Par conséquent, les repères vertébraux sont extraits de manière systématique et entièrement automatique. La méthode est appliquée sur des images de cadavre de porc (avec le scan CT comme étalon-or) et des sujets humains sains (avec la segmentation manuelle comme étalon-argent).

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. La Section 3.2 introduit le contexte avec l'anatomie de la colonne vertébrale et des vertèbres. La Section 3.3 décrit les données utilisées. La Section 3.4 présente la méthode d'extraction automatique des repères proposée. La Section 3.5 explique la validation de la méthode. La Section 3.6 donne les résultats obtenus avec la méthode proposée. Finalement, la Section 3.7 conclut ce chapitre.

3.2 Anatomie de la colonne vertébrale

La colonne vertébrale comprend 3 types de vertèbres : cervicale ($C1 - C7$), thoracique ($T1 - T12$) et lombaire ($L1 - L5$). Chaque vertèbre est constituée d'un corps vertébral de forme cylindrique, d'une arche vertébrale formée par une paire de lames et de pédicules, et de processus (ou apophyses). L'arche vertébrale sert de support aux processus épineux, processus transverses,

processus articulaires inférieurs ainsi qu'aux processus articulaires supérieurs (Figure 3.1). La structure est commune à chaque vertèbre, cependant la taille et la forme varient en fonction de la localisation.

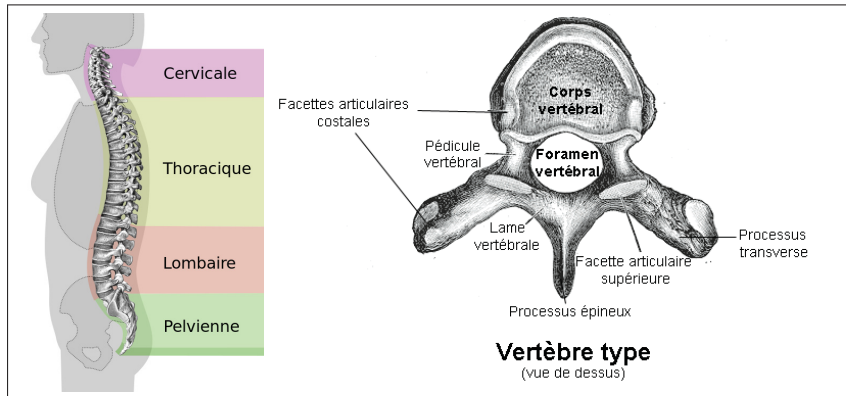


Figure 3.1 Vertèbres de la colonne vertébrale (à gauche) et anatomie d'une vertèbre thoracique (à droite) ¹

3.3 Données US

Deux ensembles de données d'échographies acquises avec des machines US et des réglages différents ont été utilisés pour la validation. Le premier jeu de données, appelé PC, comprend des échographies de vertèbres lombaires d'un cadavre de porc dans le contexte de la chirurgie lombaire minimalement invasive. Le second jeu de données, appelé HH, comprend des vertèbres thoraciques et lombaires de sujets humains sains dans le contexte de l'évaluation de la courbure de la colonne vertébrale avec l'échographie des parties thoracique et lombaire de la colonne vertébrale.

L'ensemble PC est constitué de 50 images percutanées (la sonde US est en contact direct avec la peau) d'un cadavre de porc acquises à l'Institut et Hôpital Neurologiques de Montréal (INM/H), Montréal, Canada (Yan *et al.*, 2011). Les acquisitions ont été réalisées à l'aide d'un système de navigation guidée par l'image développée à l'INM/H et qui utilise la librairie en accès libre IBIS (Drouin *et al.*, 2017). Le système consiste à utiliser une caméra optique (Polaris, Northern

1. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Vertèbre>

Digital Inc., Waterloo, ON, Canada) pour suivre des sphères réfléchissant la lumière infrarouge et fixées rigidement sur la sonde US. Une procédure de calibrage effectuée avant l'acquisition permet d'obtenir la position spatiale et l'orientation de chaque échographie. Le cadavre a été placé en position couchée. Un balayage axial de L6 à L2 a été effectué, avec une orientation de la sonde US normale au plan coronal. Un système US avec une sonde phasée multifréquence (HDI 5000/P7-4, Philips, Amsterdam, Pays-Bas) a été utilisé pour acquérir les images. Pour chaque vertèbre, 3 à 4 repères ont été implantés. Le cadavre et les repères ont également été imagés par scanner CT (PQ6000, Picker International, Cleveland, OH, États-Unis). Les coordonnées des repères ont été obtenues sur l'image CT à l'aide d'une approche de segmentation par seuillage et leurs positions 3D correspondantes ont été mesurées à l'aide d'un pointeur. Ensuite, un recalage rigide basé sur les repères a été effectué pour aligner les images CT avec les échographies. La visibilité de l'anatomie de la colonne vertébrale étant meilleure sur les images CT, celles-ci ont été utilisées pour établir la référence en identifiant manuellement les surfaces du processus épineux et des lames.

L'ensemble HH comprend 38 échographies de vertèbres lombaires et thoraciques acquises par voie percutanée sur cinq sujets humains adultes sains à l'hôpital Sainte-Justine (SJ/H), Montréal, Canada (Berton, Cheriet, Miron & Laporte, 2016). Le protocole de recherche a été approuvé par le comité d'éthique de SJ/H et tous les sujets ont donné leur consentement éclairé par écrit. Pendant l'acquisition, les volontaires étaient allongés sur une civière en position couchée, et les régions thoracique et lombaire de la colonne vertébrale ont été scannées à l'aide d'un système Acuson S2000 US (Siemens, Oakville, ON, Canada). Les acquisitions ont été effectuées à l'aide d'une sonde curviligne (6C2, Siemens, Oakville, ON, Canada) avec une profondeur de balayage de 6 cm et une fréquence centrale de 6 MHz (21 images), et d'une sonde linéaire (14L5, Siemens, Oakville, ON, Canada) avec une profondeur de balayage de 4,5 à 6 cm et une fréquence centrale de 9 MHz (17 images).

La figure 3.2 montre un exemple de la qualité de l'échographie dans chaque cas. Notez que la même structure anatomique peut varier considérablement en intensité entre les différentes images et les différents ensembles de données. Lorsque le contraste est bon, les surfaces osseuses

(forte intensité) et l'ombre (faible intensité) sont visuellement bien délimitées, ce qui facilite l'identification manuelle et automatique des repères vertébraux. Le contraste est assez bon pour le jeu de données HH puisqu'une partie du processus épineux est visible. En revanche, le contraste est faible pour le jeu de données PC. Cela est probablement dû à l'atténuation du signal US traversant la peau épaisse du cadavre de porc. Les lames ne sont pas clairement visibles mais leur position peut être estimée à partir de l'ombre sous-jacente. Pour des raisons de clarté, la méthode sera illustrée sur des images HH acquises avec la sonde 6C2.

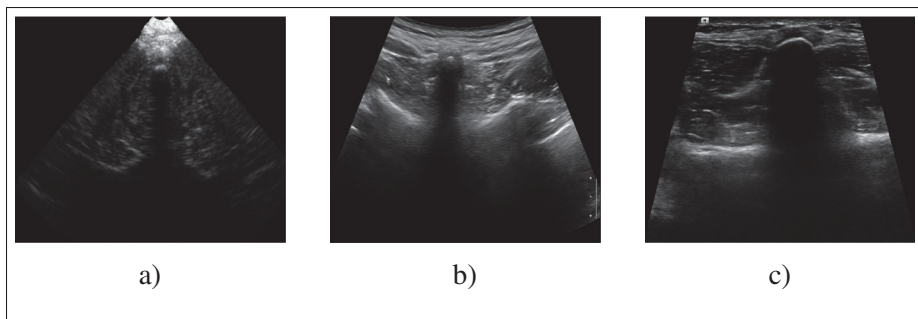


Figure 3.2 Echographie d'une vertèbre pour PC (a) et HH avec les sondes 6C2 (b) et 14L5 (c)

Dans les deux contextes, un algorithme robuste doit être capable de délimiter les structures osseuses et l'ombre même si la différence visuelle est faible ou à peine perceptible à l'œil nu. Notez qu'il est très difficile de segmenter manuellement de telles frontières de manière reproductible car elles ne sont souvent pas clairement visibles et ont une forme incurvée. La méthode présentée dans ce chapitre a été développée en réponse à ce défi.

3.4 Extraction automatique de repères

Dans le plan transverse, la vertèbre est caractérisée par une forme en W (Chen *et al.*, 2016). Comme la vertèbre réfléchit naturellement une grande quantité d'ultrasons, l'os et l'ombre apparaissent respectivement avec des intensités élevée et faible. Ces caractéristiques sont mises en évidence en utilisant une projection iconique redressée des intensités de l'image selon les directions horizontale et verticale. Le redressement est appliqué pour limiter l'effet des variations lentes du contraste et améliorer ainsi la robustesse de la méthode. Cette forme en W peut

être définie par trois repères anatomiques respectivement positionnés sur le processus épineux (PE), la lame gauche (LG) et la lame droite (LD). La projection verticale redressée est utilisée pour trouver les abscisses de ces repères (x_{PE} , x_{LG} , x_{LD}), tandis que la projection horizontale redressée est utilisée pour trouver les ordonnées correspondantes (y_{PE} , y_{LG} , y_{LD}).

La figure 3.3 montre une image synthétique avec les structures d'intérêt annotées pour illustrer le principe de l'approche proposée. Un gradient décroissant le long de l'axe vertical est ajouté pour rendre compte de l'affaiblissement progressif du signal US lorsque la profondeur augmente. De plus, un gradient croissant le long de l'axe horizontal est ajouté pour représenter la variation possible du contraste qui peut se produire pendant l'acquisition. Le redressement des projections, décrit à la Section 3.4.1, limite l'effet de ces deux gradients. L'intensité de ces gradients a été choisie de telle sorte que le phénomène simulé soit bien visible sur l'image.

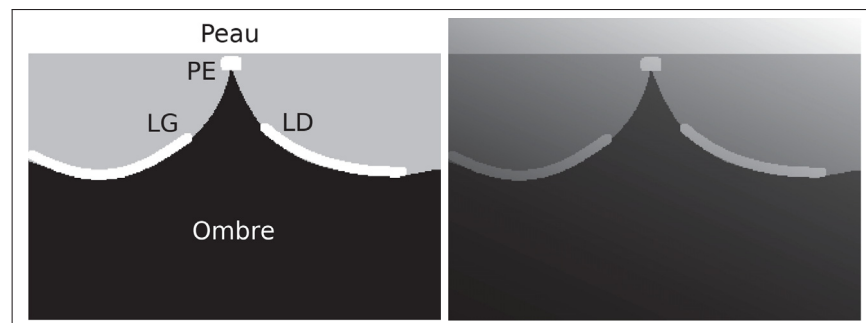


Figure 3.3 Image synthétique avec structures anatomiques annotées (à gauche). Ajout d'un gradient d'intensité vertical et horizontal à l'image synthétique (à droite)

Notez que les échographies réelles des jeux de données PC et HH présentent une forme en éventail. Dans ce cas, l'image correspondante en coordonnées polaires est d'abord récupérée en appliquant une conversion par balayage arrière aux échographies originales en forme d'éventail. Afin de calculer les projections sur l'image entière, une forme rectangulaire est préférable pour faciliter l'interprétation des projections. Les projections sont par conséquent calculées sur l'image en coordonnées polaires.

3.4.1 Projections redressées

Afin d'éviter de sélectionner empiriquement un seuil pour l'intensité, les projections horizontale et verticale sont utilisées pour identifier les frontières os/ombre. Pour chaque image I de taille M (hauteur) $\times N$ (largeur), les projections horizontale et verticale P_H et P_V sont calculées comme suit :

$$P_H(i) = \sum_{j=1}^N I(i, j); \quad P_V(j) = \sum_{i=1}^M I(i, j). \quad (3.1)$$

Les deux projections P_H et P_V sont ensuite redressées. C'est-à-dire que pour chacune d'elles, une régression linéaire est calculée ($y_H = a_H x + b_H$ et $y_V = a_V x + b_V$) et les résidus correspondants P'_H et P'_V sont considérés tels que :

$$P'_H = P_H - y_H; \quad P'_V = P_V - y_V. \quad (3.2)$$

Les projections contiennent les contributions de la peau, des os, d'autres tissus et de l'ombre acoustique. Cependant, les contributions les plus significatives à P'_V proviennent des autres tissus et de l'ombre (surfaces les plus grandes). La surface occupée par l'ombre est la plus grande pour les valeurs les plus faibles de P'_V alors que la surface des autres tissus est la plus grande pour les valeurs les plus élevées de P'_V . Après redressement, la valeur moyenne de P'_V est centrée sur l'axe horizontal. Les passages par zéro correspondent aux endroits où les contributions de l'ombre et des tissus autres que la peau et les os sont égales et sont donc de bons candidats pour définir les frontières.

Dans le cas de P'_H , trois intervalles correspondant à trois couches principales peuvent être identifiés, chaque couche étant définie par l'intensité de son principal contributeur : la peau, les autres tissus et l'ombre (Figure 3.4). Après redressement, les passages par zéro indiquent l'endroit où une discontinuité d'intensité se produit. Cela implique que le contributeur principal

a changé et par conséquent la présence d'une frontière entre deux couches. Les passages par zéro des projections redressées peuvent alors être utilisés pour identifier les frontières os/ombre dans l'image (Figure 3.4). Par conséquent, au lieu de définir les frontières avec un ensemble de seuils, les frontières sont définies comme un passage par la valeur moyenne des projections redressées (Figure 3.4). Ce concept est appelé *frontière moyenne*.

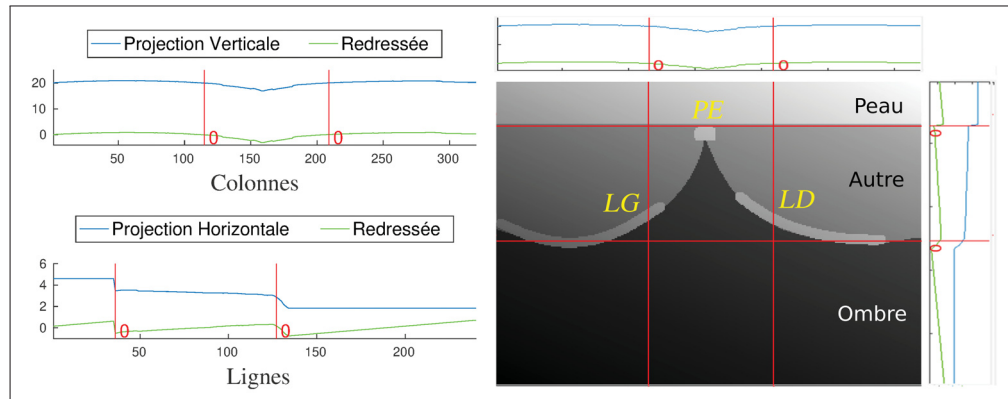


Figure 3.4 Le redressement des projections diminue l'effet de gradient et centre la valeur moyenne sur l'axe horizontal (à gauche). Image synthétique avec les frontières obtenues à partir des passages par 0 (en rouge) sur les projections verticales et horizontales (à droite)

3.4.2 Détection de la forme en W

Le processus épineux correspond à la partie de l'image sous laquelle se trouve la plus grande zone d'ombre. Par conséquent, l'emplacement du minimum sur P'_V correspond à l'emplacement approximatif de l'abscisse du repère choisi pour le processus épineux. Les deux régions avec des valeurs plus élevées situées de part et d'autre du minimum correspondent aux lames. Il en résulte que la forme en W de la vertèbre apparaît comme une forme en W inversée sur P'_V .

P'_V présente un minimum autour de l'abscisse du processus épineux (Figure 3.5). Les passages par zéro précédant et suivant immédiatement ce minimum sont respectivement pris comme x_{LG} et x_{LD} . Ainsi, les repères des lames sont choisis pour être sur la frontière moyenne décrite précédemment, c'est-à-dire là où le principal contributeur passe respectivement d'un autre tissu

à l'ombre et vice versa. L'ajout de cette contrainte permet d'obtenir des repères reproductibles pour les lames.

Bien que prendre le minimum comme x_{PE} semble logique, il a été observé que le minimum peut être plus ou moins centré sur le processus épineux en fonction du contraste de l'ombre et de l'orientation de la vertèbre dans l'image. Pour augmenter la robustesse de la détection de ce repère, de la connaissance *a priori* (symétrie) est intégrée de manière similaire à certains travaux antérieurs (Yu, Tan, Sng, Li & Sia, 2014; Zhou *et al.*, 2017). En particulier, l'abscisse du processus épineux se situe à mi-chemin entre les abscisses des deux points de repère des lames, de sorte que $x_{PE} = 0,5 \times (x_{LG} + x_{LD})$. Dans le cas où cette approximation s'avérerait inexacte, cela n'influencerait pas la mesure de l'orientation de la vertèbre qui est calculée à partir des repères des lames.

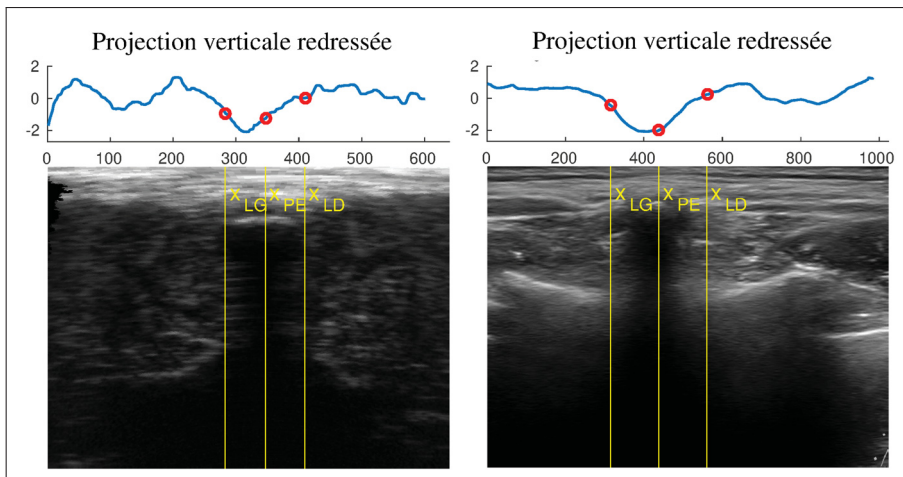


Figure 3.5 Abscisses des repères localisées à partir de la projection verticale redressée pour PC (à gauche) et HH (à droite)

3.4.3 Détection de la frontière os/ombre

La frontière os/ombre du processus épineux, c'est-à-dire l'ordonnée de la position du processus épineux, est identifiée à partir de la projection horizontale redressée. En particulier, les projections horizontales redressées $P'_{H(PE)}$, $P'_{H(LG)}$ et $P'_{H(LD)}$ sont calculées pour trois sous-

zones de l'image, I_{PE} , I_{LG} , et I_{LD} , respectivement centrées autour des abscisses des repères précédemment calculées x_{PE} , x_{LG} et x_{LD} (Figure 3.6) telles que :

$$\begin{aligned} I_{PE} &= \{I(j)/j \in [x_{PE} \pm \delta x]\}; \quad I_{LG} = \{I(j)/j \in [x_{LG} \pm \delta x]\}; \\ I_{LD} &= \{I(j)/j \in [x_{LD} \pm \delta x]\}; \end{aligned} \quad (3.3)$$

où δx est calculé de manière à ce qu'il n'y ait pas de chevauchement entre les trois zones adjacentes. Plus précisément, $x_{PE} = 0,5 \times (x_{LG} + x_{LD})$, $\delta x = 0,25 \times (x_{LD} - x_{LG})$. Sur I_{PE} , le minimum après le premier passage par zéro avec un front descendant sur $P'_{H(PE)}$ est pris comme y_{PE} . Quant à I_{LG} et I_{LD} , les maxima situés après y_{PE} sur $P'_{H(LG)}$ et $P'_{H(LD)}$ sont repérés, et les premiers passages par zéro avec un front descendant qui les suivent sont respectivement pris comme y_{LG} et y_{LD} . Cela reflète le fait que pour une hauteur inférieure à y_{PE} , les plus grandes valeurs d'intensité doivent correspondre aux lames dans I_{LG} et I_{LD} .

Finalement, une conversion est appliquée pour obtenir les repères extraits en coordonnées cartésiennes.

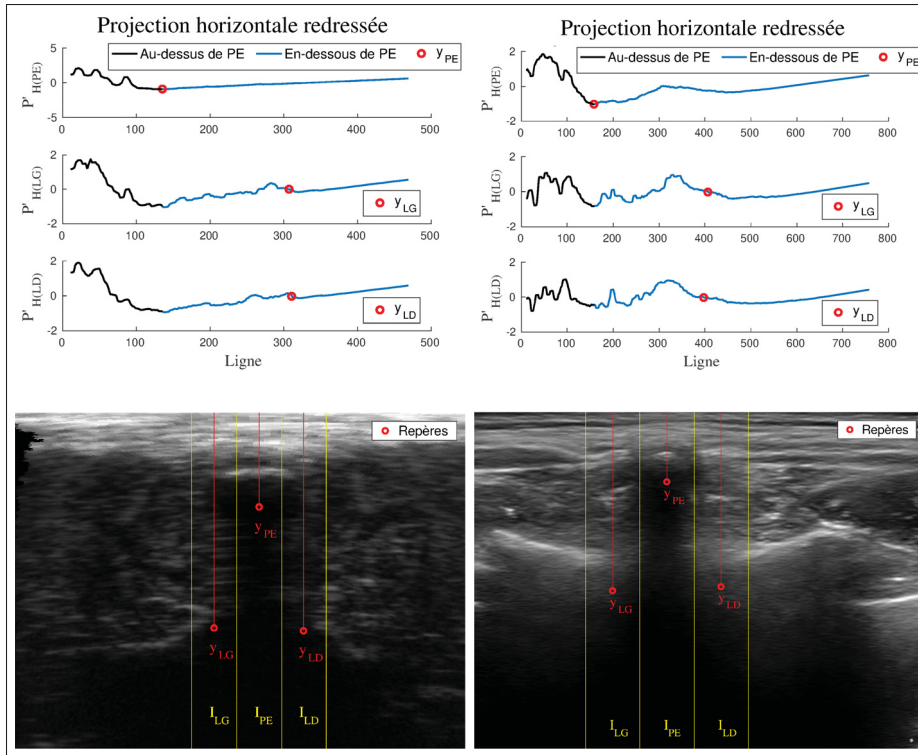


Figure 3.6 Ordonnées des repères (en rouge) localisées à partir de la projection horizontale redressée pour PC (à gauche) et HH (à droite) avec les sous-zones correspondantes (en jaune) utilisées pour les calculer

3.5 Validation

3.5.1 Cadavre de porc

La coupe CT correspondant à chaque échographie a été recalée et rééchantillonnée dans le même plan que cette dernière. L'anatomie des vertèbres étant clairement visible sur les images CT, l'approche par balayage avant de Yan *et al.* (2011) a été appliquée pour extraire la surface vertébrale sur le scan CT. Pour ce faire, une sonde virtuelle est positionnée au-dessus de la vertèbre. Les lignes radiales issues de la sonde représentent un secteur en forme d'éventail qui balaie la vertèbre. La vertèbre apparaît avec une intensité élevée. Pour chaque ligne, le premier pixel dont l'intensité est supérieure à un seuil empirique fixé au préalable est considéré comme appartenant à la surface de la vertèbre. La surface vertébrale ainsi extraite sur le scan CT a été

utilisée comme étalon-or (Figure 3.7). Notez que la surface vertébrale de la coupe CT est plus épaisse parce que Yan *et al.* (2011) ont considéré la ligne de balayage sur une profondeur de pénétration de 1mm dans leur approche et pas seulement le premier pixel rencontré.

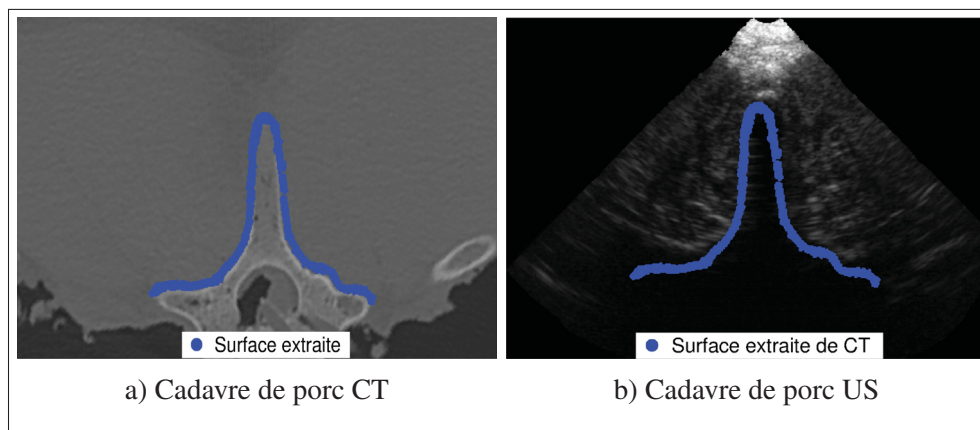


Figure 3.7 PC - Extraction de la surface vertébrale sur une coupe CT après recalage CT à US comme étalon-or (a). Surface vertébrale extraite de la coupe CT sur l'échographie correspondante (b)

3.5.2 Sujets sains

Une segmentation semi-automatique de la vertèbre a été effectuée pour générer un étalon-argent. Sur HH, la partie postérieure du processus épineux et des surfaces osseuses latérales des lames sont visibles. Trois observateurs entraînés ont localisé manuellement 5 points : un sur le processus épineux et deux sur chaque lame (début et milieu de la lame) à la frontière os/ombre. Pour chaque repère, la position moyenne entre les observateurs a été prise en compte. Une interpolation hermitienne de troisième ordre a été calculée à partir de ces positions moyennes pour obtenir une estimation de la courbe moyenne de la surface vertébrale. La surface vertébrale estimée a été utilisée comme étalon-argent (Figure 3.8).

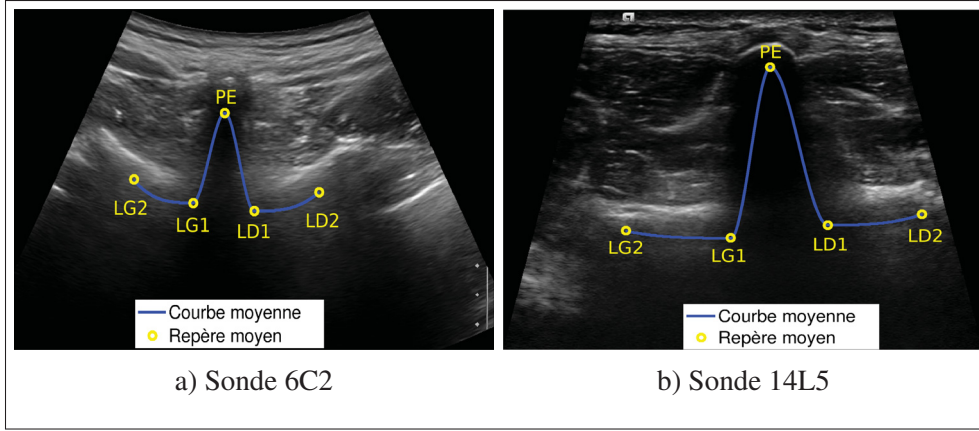


Figure 3.8 HH - Génération de l'étalon argent comme courbe moyenne obtenue à partir des positions moyennes de chaque repère identifié manuellement par les observateurs pour les échographies acquises avec les sondes 6C2 (a) et 14L5 (b)

3.5.3 Performance

L'exactitude de la segmentation a été évaluée par la somme des distances moyennes (SDM) entre les repères extraits automatiquement par la méthode proposée et l'étalon or correspondant.

Soit l'ensemble des repères $L = \{PE, LG, LD\}$ et la surface osseuse de l'étalon or $S = \{v_j | j \in [1, p]\}$ avec v_j le j^{ime} sommet de S et p le nombre de sommets ($p \approx 300$). Les SDM respectives pour chaque repère $l \in L$ et pour tous les points de repère sont définies comme suit :

$$SDM_l = \min_{j \in [1, p]} ||l - v_j||; \quad (3.4)$$

$$SDM_{Tous} = \frac{SDM_{PE} + SDM_{LG} + SDM_{LD}}{3}. \quad (3.5)$$

De plus, la variabilité intra-observateur a été calculée après avoir demandé à l'observateur le plus expérimenté d'identifier manuellement les repères vertébraux 3 fois (à une semaine d'intervalle). La variabilité inter-observateur entre les 3 observateurs a également été calculée (Figure 3.9).

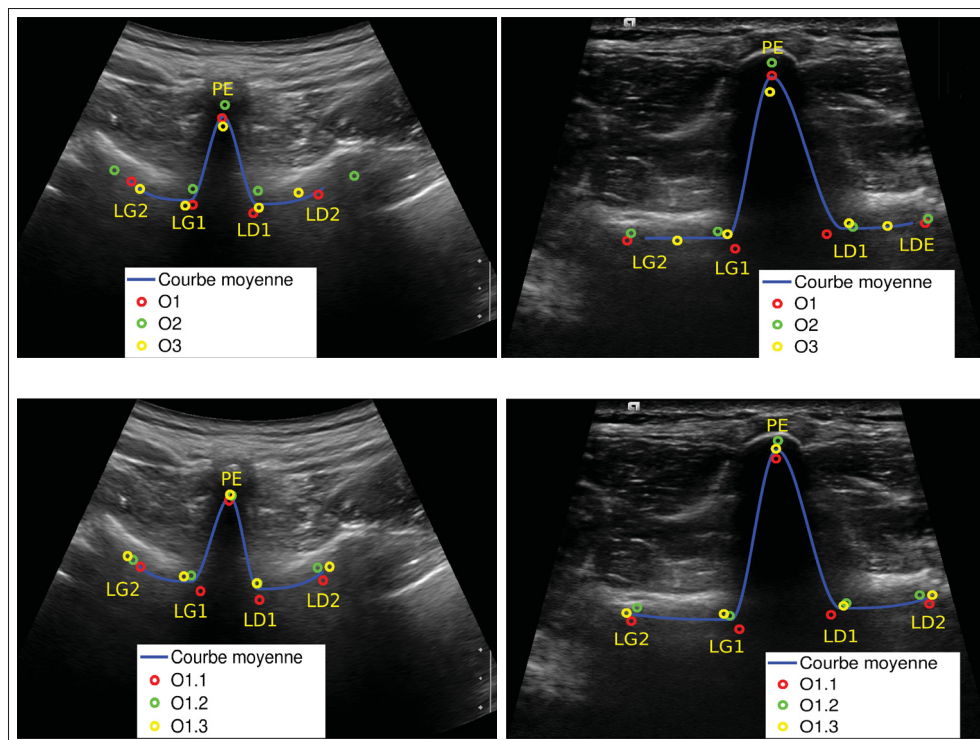


Figure 3.9 HH - Identification manuelle des repères entre les observateurs O1, O2 et O3 (en haut) et identification manuelle des repères trois fois par l'observateur O1 (en bas) pour les échographies acquises avec les sondes 6C2 (à gauche) et 14L5 (à droite)

3.6 Résultats

La méthode proposée a été appliquée à chaque jeu de données. Pour PC (Figure 3.10), le contraste entre l'ombre et la surface de l'os est visuellement faible, mais la limite de l'ombre est bien définie. La méthode extrait les repères situés sur les frontières os/ombre de l'échographie, qui sont très proches de la surface réelle de l'os sur le scan CT.

Pour HH (Figure 3.11), le contraste entre l'ombre et la surface de l'os est visuellement meilleur pour le processus épineux, mais moins net autour des lames. Le contraste est légèrement meilleur pour les échographies acquises avec la sonde 6C2 car elle offre une vue plus étendue de la vertèbre. La méthode extrait des repères situés sur les frontières os/ombre de l'échographie,

qui peuvent être plus ou moins proches du contour semi-automatique selon la perception de l'observateur.

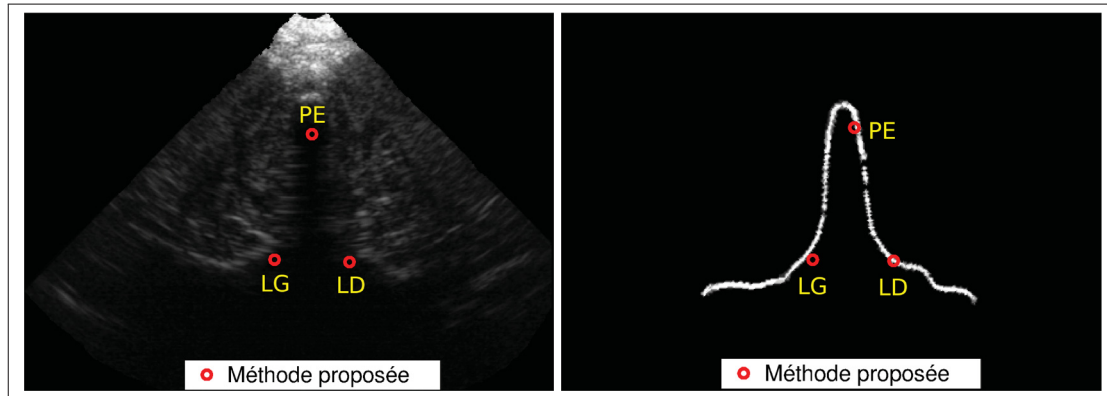


Figure 3.10 Repères extraits pour le PC et la coupe CT enregistrée correspondante dans laquelle la surface vertébrale a été extraite avec une approche par balayage avant

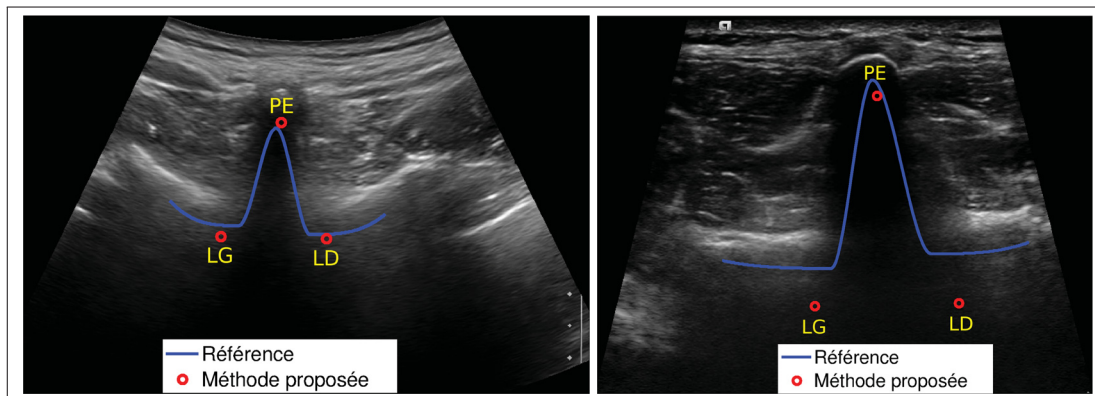


Figure 3.11 HH - Repères extraits pour les échographies acquises avec les sondes 6C2 (à gauche) et 14L5 (à droite)

Selon le tableau 3.1, la méthode satisfait à l'exigence de précision requise lors d'une chirurgie du rachis (Cleary, 2000) pour PC et HH dans le cas de la sonde 6C2 ($SDM < 2$ mm). En ce qui concerne la sonde 14L5, les résultats sont satisfaisants pour le processus épineux, mais plus variables pour les lames ($SDM > 4,9$ mm). Une inspection visuelle dans ce dernier cas montre que le contraste entre les lames et l'ombre est insuffisant et que l'erreur est principalement selon l'axe vertical.

Tableau 3.1 SDM pour l'extraction automatique de points de repère avec la méthode proposée

Données	Repère	SDM (mm)
<i>PC (n = 50)</i>	PE	0.55 ± 0.89
	LG	1.43 ± 1.08
	LD	0.71 ± 0.99
	<i>Tous</i>	0.90 ± 1.05
<i>HH : sonde 6C2 (n = 18)</i>	PE	0.65 ± 0.48
	LG	1.47 ± 1.20
	LD	1.30 ± 1.27
	<i>Tous</i>	1.14 ± 1.08
<i>HH : sonde 14L5 (n = 17)</i>	PE	0.70 ± 0.54
	LG	4.95 ± 1.95
	LD	4.96 ± 2.37
	<i>Tous</i>	3.54 ± 2.69

D'après le tableau 3.2, les variabilités intra- et inter-observateur sont respectivement inférieures à 1 mm et 2 mm pour HH sans différence significative entre les sondes 6C2 et 14L5. Les repères des lames situés sur la partie externe présentent une variabilité plus importante. Il semble que l'absence de différence significative entre les sondes 6C2 et 14L5 soit due au fait que les observateurs prennent leur décision en se basant sur les surfaces osseuses d'intensité élevée, plutôt que sur les frontières os/ombre.

Tableau 3.2 Inter et intra-variabilité de l'extraction manuelle des repères pour générer l'étalon-argent pour HH avec les sondes 6C2 et 14L5

Repères	Inter 6C2 (mm)	Inter 14L5 (mm)	Intra 6C2 (mm)	Intra 14L5 (mm)
PE	1.27 ± 0.78	1.19 ± 0.56	0.68 ± 0.60	0.42 ± 0.45
LG1	0.88 ± 0.61	1.03 ± 0.97	0.68 ± 0.56	0.65 ± 0.51
LG2	1.49 ± 1.20	2.16 ± 1.81	0.95 ± 0.77	1.16 ± 0.71
LD1	1.27 ± 0.90	1.28 ± 1.25	0.81 ± 0.86	0.92 ± 0.64
LD2	2.44 ± 1.78	1.96 ± 1.83	1.38 ± 0.95	1.24 ± 0.83
<i>Tous</i>	1.47 ± 1.24	1.52 ± 1.43	0.90 ± 0.80	0.88 ± 0.71

La figure 3.12 montre les distributions des SDM obtenues pour chaque jeu de données. La variabilité de l'écart interquartile (EI) est plus faible pour PC ($EI = 1.47$ mm) que pour HH (6C2 : $EI = 1.63$ mm et 14L5 : $EI = 4.66$ mm). Cela n'est pas surprenant étant donné que les images CT utilisées pour la validation avec PC offrent une meilleure visibilité des structures osseuses.

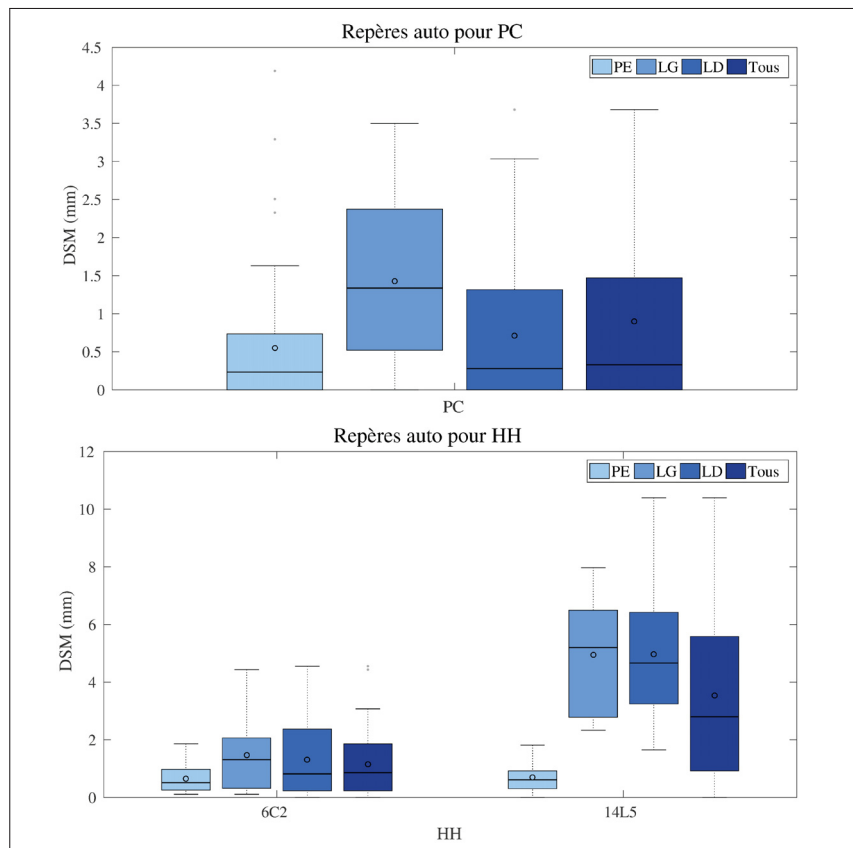


Figure 3.12 Distribution pour SDM entre l'extraction automatique et l'étalon or/argent pour PC (en haut)/HH (en bas)

L'algorithme proposé comprend des additions de colonnes et de lignes d'intensités de pixels pour les projections horizontale et verticale, une régression linéaire pour le redressement et la détection de passages par zéro pour localiser les repères. Le temps d'exécution de chaque étape augmente linéairement avec la taille de l'image et la complexité de l'algorithme proposé est par conséquent linéaire. L'algorithme a été implémenté dans Matlab (version R2016a, Mathworks, Natick, MA, États-Unis) et exécuté sur un ordinateur portable Inspiron 15R (Dell, Round Rock,

TX, États-Unis) avec un Intel Core i7-4500U @1.80 MHz. Le temps de calcul est respectivement de 0,34s pour PC (taille de l'image : 480×640 pixels), et de 0,79s pour HH (taille de l'image : 768×1024 pixels).

3.7 Conclusion

Ce chapitre présente une méthode d'extraction automatique des repères vertébraux à partir d'échographies dans le plan transverse. En se basant sur les projections horizontale et verticale redressées de l'image, des connaissances *a priori* sur les vertèbres sont combinées avec le nouveau concept de frontière moyenne pour extraire les repères de manière entièrement reproductible. La méthode est validée sur des images de vertèbres provenant d'un cadavre de porc et sur 5 adultes humains en bonne santé.

Les résultats montrent que l'approche proposée réussit à localiser les repères autour des frontières os/ombre (processus épineux et lames) pour le cadavre de porc ($SDM = 0,90 \pm 1,05$ mm). Pour les sujets humains, les résultats sont satisfaisants avec la sonde 6C2 ($SDM = 1,14 \pm 1,08$ mm) et variables avec la sonde 14L5 ($SDM = 3,54 \pm 2,69$ mm pour l'ensemble des repères, mais $SDM = 0,70 \pm 0,54$ mm pour le processus épineux) en raison de la qualité variable du contraste durant l'acquisition pour les lames. Dans ce cas, la méthode présente un biais intrinsèque selon l'axe vertical en raison de la variabilité de contraste plus importante dans cette direction.

Les variabilités inter/intra-observateur sont respectivement de $1,47 \pm 1,24$ / $0,90 \pm 0,80$ mm et de $1,52 \pm 1,43$ / $0,88 \pm 0,71$ mm pour les sondes 6C2 et 14L5 pour tous les repères, mais plus élevées pour les lames où le contraste est généralement moins bon. Cela illustre le fait qu'il est difficile de délimiter perceptuellement les frontières os/ombre, et donc de définir des seuils ou des paramètres empiriques cohérents. Comme la méthode proposée ne nécessite pas de procéder à des réglages manuels, elle peut être appliquée sur des données acquises avec différents contrastes et différents paramètres d'imagerie.

CHAPITRE 4

INDICE DE DÉFORMATION DES TISSUS

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, un nouvel indice pour l'analyse robuste de la déformation globale des tissus en 2D sans corrélation est présenté. Pour une image donnée d'une séquence vidéo, la méthode proposée calcule un indice de déformation par rapport à la première image sans qu'il soit nécessaire d'établir au préalable une correspondance directe entre les deux images (comme c'est généralement le cas dans les méthodes classiques de suivi et d'élastographie des tissus). Une autre force de cette approche est d'utiliser une seule valeur scalaire pour caractériser la déformation de manière robuste. Cela peut, par exemple, être utile pour évaluer la déformation globale de tissus ayant un aspect relativement homogène (comme les muscles). Dans ce cas, il est difficile de trouver une correspondance entre les images avant et après la compression. En effet, certains points saillants comme les interfaces tendon/muscle, qui pourraient potentiellement être de bons repères pour le suivi, ont souvent tendance à disparaître lors de la compression. Contrairement aux approches classiques, l'indice n'est pas affecté par la disparition de points saillants.

Cette approche est appliquée sur une valve simulée, une échocardiographie simulée et des images réelles de viande crue. Pour illustrer son potentiel, l'indice est comparé avec un algorithme CCN basique qui est sujet aux erreurs d'accumulation.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. La Section 4.2 mentionne les travaux connexes qui utilisent également un indice de déformation. La Section 4.3 présente la méthode proposée pour calculer l'indice de déformation. La Section 4.4 décrit les résultats obtenus pour la valve simulée, l'échocardiographie simulée et les images réelles de viande crue. Finalement, la Section 4.5 conclut ce chapitre.

4.2 Travaux connexes

L'utilisation d'un indice pour quantifier la déformation d'un tissu se trouve principalement dans le contexte de l'échocardiographie. Différents paramètres permettent d'évaluer la fonctionnalité du coeur à partir de sa déformation. C'est notamment le cas des déformations longitudinale, radiale et circonférentielles globales (Section 0.3.2). Ces paramètres mesurent la variation relative du volume ou de l'aire des ventricules au cours du cycle cardiaque et permettent de mettre en évidence la présence de pathologies cardiaques (Pena *et al.*, 2010; Negishi *et al.*, 2013; Mele, Rizzo, Pollina, Fiorencis & Ferrari, 2015).

Par ailleurs, un indice de déformation est également utilisé dans les cas de syndrome du canal carpien (SCC). Pour ce faire, des paramètres tels que l'aire et le périmètre du nerf médian de la main sont considérés pour des échographies acquises dans le plan transverse. Un indice de déformation est alors défini comme le ratio entre la valeur de ces paramètres mesurés lors d'une extension et d'une flexion des doigts. Cet indice a permis de discriminer avec succès des sujets sains de patients atteints du SCC (Van Doesburg *et al.*, 2012), ainsi que de quantifier l'effet d'une intervention chirurgicale réalisée dans le but de soulager le SCC (Yoshii, Ishii & Tung, 2015).

Enfin, la déformation longitudinale du diaphragme est définie comme la variation relative de sa longueur dans le plan longitudinal lors du mouvement respiratoire. Elle permet d'évaluer la fonction respiratoire d'une personne à des fins de diagnostic (Oppersma *et al.*, 2017).

4.3 Méthode

Soit F une séquence vidéo US en mode B composée de L images. Pour chaque image $F_k(x, y)$, $k \in \{0, \dots, L-1\}$, les projections verticale et horizontale $p_{y,k}(x)$ et $p_{x,k}(y)$ sont respectivement calculées comme suit :

$$p_{y,k}(x) = \sum_{j=1}^N F_k(x, j); \quad p_{x,k}(y) = \sum_{i=1}^M F_k(i, y); \quad (4.1)$$

où M et N sont respectivement le nombre de lignes et de colonnes dans chaque image. Le produit de Kronecker $P_k(x, y) = p_{y,k}(x) \otimes p_{x,k}(y)$ est ensuite calculé.

Pour une matrice A de taille $m \times n$ et une matrice B de taille $p \times q$, le produit de Kronecker est la matrice $A \otimes B$ de taille $mp \times nq$, définie par blocs successifs de taille $p \times q$, le bloc d'indice i, j valant $a_{i,j}B$ tel que :

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & \dots & a_{1n}B \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1}B & \dots & a_{mn}B \end{bmatrix}. \quad (4.2)$$

Le produit de Kronecker des projections $p_{y,k}$ (taille $M \times 1$) et $p_{x,k}$ (taille $1 \times N$) est donc une matrice de taille $M \times N$ qui représente tous les produits possibles entre les valeurs $p_{y,k}$ et $p_{x,k}$. Le produit de Kronecker des projections permet de combiner ces distributions en deux dimensions.

Enfin, l'indice de déformation proposé, I_d , est défini comme la variation relative de la moyenne de $P_k(x, y)$ par rapport à la première image :

$$I_d(k) = \frac{\mu[P_k(x, y)] - \mu[P_0(x, y)]}{\mu[P_0(x, y)]} \times 100, \quad (4.3)$$

où $\mu[X]$ désigne la moyenne de X . I_d est exprimé en pourcentage.

Notez que le calcul de l'indice pour une ROI placée sur un tissu d'intérêt peut être plus pertinent si de nombreuses structures anatomiques différentes sont présentes dans la même image. En effet, l'indice est global par définition et rend compte de l'ensemble des déformations présentes dans la ROI. Dans le cas où un seul tissu est visible dans la ROI, c'est tout à fait approprié. En particulier, même si différentes parties du tissu sont soumises à des déformations dans des directions différentes, l'indice sera en mesure d'extraire la tendance globale de l'ensemble des déformations grâce aux projections iconiques.

Les projections calculées à partir d'une image sont en fait un moyen d'extraire la distribution spatiale de l'information contenue dans l'intensité. Pour des images de texture, il en résulte un motif en grille qui se déforme en fonction de la déformation de l'image originale (Figure 4.1 : c,d,e,f). Lorsque le tissu se dilate ou se contracte, le motif en forme de grille se dilate ou se contracte de la même façon. La moyenne de ce motif varie alors en conséquence.

Une façon simple de visualiser ce qui est quantifié par la moyenne est de considérer une grille noire avec un fond blanc. Si la grille est compressée, le nombre de carrés augmentera ainsi que le nombre de pixels blancs. Par conséquent, la moyenne des intensités augmente (Figure 4.1 : a,b). À l'inverse, la moyenne diminue si la grille est dilatée. Notez que le même principe s'applique à des motifs en grille plus complexes (Figure 4.1 : c,d,e,f).

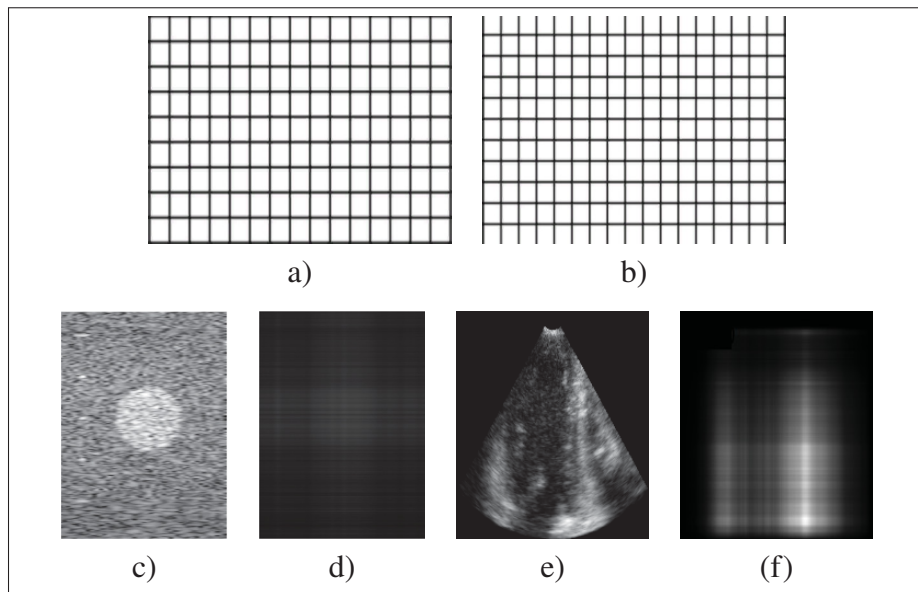


Figure 4.1 Modèle de grille avant compression (a) : 39% pixels blancs et $\mu = 208.85$ et après compression (b) : 42% de pixels blancs et $\mu = 211,32$. Kyste simulé (c) et motif correspondant (d). Echocardiographie simulée (e) et motif correspondant (f)

4.4 Résultats

Pour valider l'indice proposé, des expériences ont été réalisées sur des données présentant un degré croissant de réalisme et de difficulté. La première expérience démontre la robustesse de

l'indice sur des images synthétiques pour lesquelles du bruit gaussien est ajouté. La deuxième expérience traite des déformations causées par un mouvement physiologique sur des données d'échocardiographie simulées. Enfin, la troisième expérience illustre la pertinence de l'indice proposé dans un contexte d'élastographie quasi-statique sur un morceau de viande crue.

4.4.1 Valve simulée

Une valve de forme elliptique a été simulée avec un cercle blanc sur un fond noir en utilisant l'engin de jeu Unity. Un facteur d'échelle changeant cycliquement dans le temps a été appliqué le long de l'axe horizontal. Pour valider l'indice, le petit axe h et le grand axe w de la valve ont été considérés. Pour chaque image, les déformations correspondantes ϵ_x et ϵ_y ont été calculées comme suit :

$$\epsilon_x = \frac{w - w_0}{w_0} \times 100; \quad \epsilon_y = \frac{h - h_0}{h_0} \times 100; \quad (4.4)$$

avec w et h la largeur et la hauteur dans l'image considérée, w_0 et h_0 la largeur et la hauteur dans la première image. La déformation 1D ϵ a ensuite été définie comme suit : $\epsilon = \sqrt{\epsilon_x^2 + \epsilon_y^2}$ (Figure 4.2). Notez cependant que dans ce cas particulier $\epsilon_y = 0$.

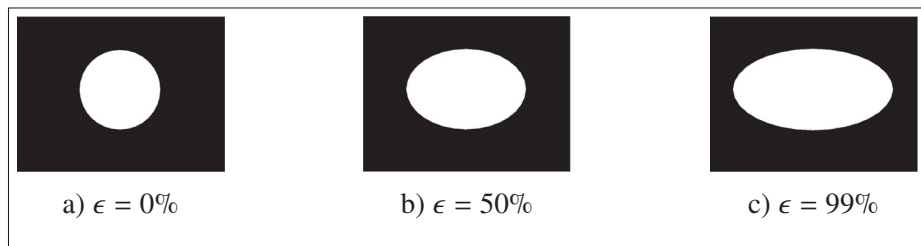


Figure 4.2 La valve simulée pour des valeurs croissantes de la déformation 1D ϵ

La corrélation entre I_d et ϵ a été calculée. Pour valider la robustesse de l'indice, un bruit gaussien de moyenne nulle dont l'écart-type σ est compris entre 0 et 20 niveaux de gris a été ajouté (Figure 4.3) et la corrélation entre I_d et ϵ a été calculée dans chaque cas.

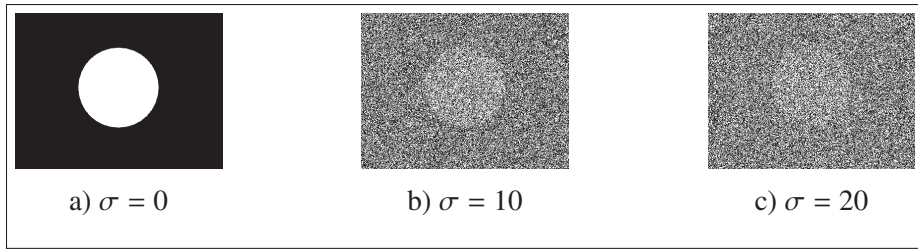


Figure 4.3 Une image propre avec un bruit gaussien croissant ajouté

La Figure 4.4 montre que la corrélation entre l'indice proposé et la déformation 1D reste supérieure à 0,96 même lorsqu'un fort bruit gaussien est ajouté (notez la mauvaise qualité visuelle de l'image pour $\sigma = 20$ dans la Figure 4.3). Cela illustre le fait que l'aspect global de la méthode proposée assure une certaine robustesse au bruit.

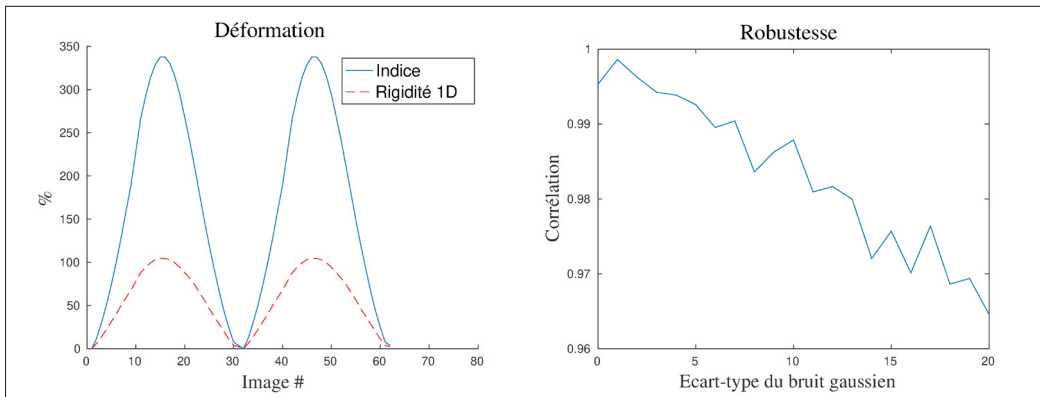


Figure 4.4 Indice proposé et la déformation 1D mesurée dans l'image originale (sans bruit) (à gauche). Corrélation entre l'indice de déformation proposé et la magnitude de la déformation réelle pour des niveaux croissants de bruit gaussien additif (à droite)

4.4.2 Échocardiographie simulée

D'autres expériences ont été réalisées avec la base de données *3D Strain Assessment in Ultrasound* (De Craene *et al.*, 2013). Elle comprend des échocardiographies simulées sous forme de voxels en mode B et le maillage de vérité terrain associé pour 7 séquences vidéo à une fréquence d'échantillonnage de 30 Hz. Chaque séquence vidéo contient 33 images et correspond

à un cycle cardiaque complet. Une sonde US 3D virtuelle phasée de fréquence centrale 3.3 MHz et de fréquence d'échantillonnage 50 MHz a été utilisée. Les modèles générés comprennent une géométrie saine et des coeurs pathologiques (4 simulations ischémiques et un modèle de ventricule gauche dilaté (VGD) dans un cas synchrone (sync) et deux cas asynchrones). Ils ont été simulés à partir de deux séquences US 3D réelles obtenues respectivement sur un sujet sain et un patient présentant une hypertrophie du ventricule gauche.

L'indice proposé a été calculé à partir de la ROI sélectionnée sur la séquence en mode B dans le plan longitudinal, et comparé au déplacement relatif de 10 points situés sur les limites internes du ventricule gauche sur le maillage de vérité terrain (Figure 4.5). Deux ensembles de ROI et de points ont été définis pour tenir compte des deux géométries.

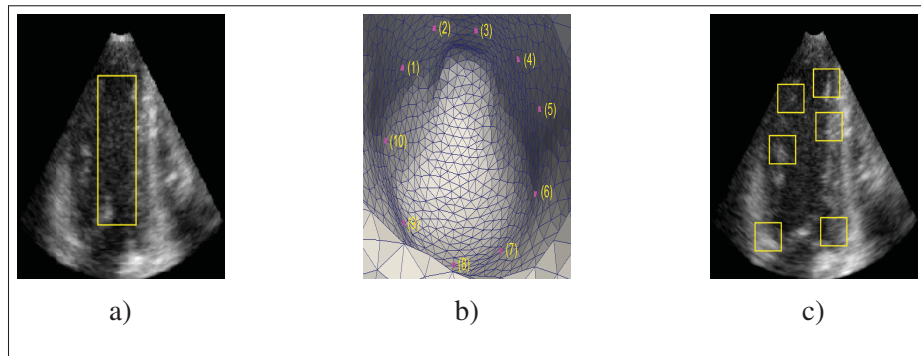


Figure 4.5 (a) Scan-B simulé du ventricule gauche avec la ROI sélectionné pour notre méthode. (b) Sélection de 10 points situés sur la limite interne du ventricule gauche dans le plan radial sur le maillage de la vérité terrain. (c) Six ROI locales placées manuellement sur les bords du ventricule gauche pour CCN

Pour chaque point, les déplacements relatifs δ_x et δ_y le long des deux axes par rapport à la première image ont été calculés. Le déplacement relatif 1D δ de chaque point a ensuite été calculé comme suit : $\delta = \sqrt{\delta_x^2 + \delta_y^2}$, ainsi que le déplacement relatif 1D moyen par rapport à tous les points μ_δ (Figure 4.6). Les corrélations respectives de I_d avec δ et μ_δ ont été calculées.

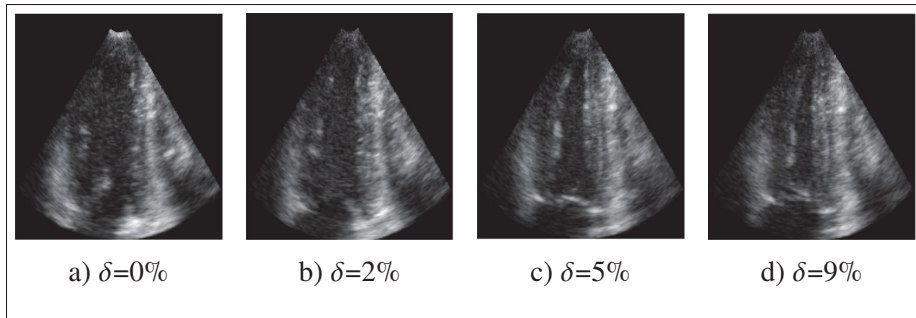


Figure 4.6 Scans B simulés du ventricule gauche pour des valeurs croissantes du déplacement relatif 1D δ

La méthode a d'abord été appliquée au cœur sain (Figure 4.7). Les résultats rapportés dans la Figure 4.7 et le Tableau 4.1 montrent que la corrélation entre l'indice proposé et le déplacement relatif moyen des 10 points est de 0,96. Selon le Tableau 4.1, l'indice est fortement corrélé avec le déplacement de 8 points et moins corrélé dans le cas de deux points (#5 et #6). Une inspection visuelle montre que ces deux points ont un déplacement plus faible que les 8 autres points (notez qu'ils sont tous deux situés dans la même zone sur le côté droit du ventricule dans la Figure 4.5, b). L'emplacement des points de repère a un impact sur la déformation mesurée et l'indice proposé est capable de rendre compte de la tendance générale de la déformation, indépendamment des points de repère individuels.

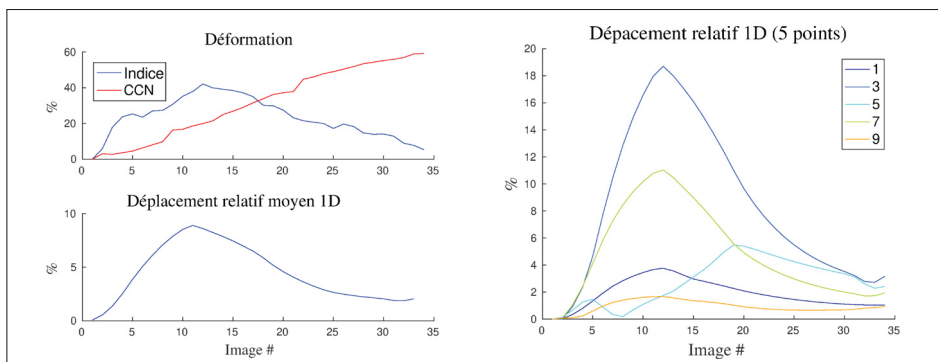


Figure 4.7 Normal - Déformation pour l'indice et le CCN, et le déplacement relatif 1D moyen (à gauche). Selon le point, le déplacement relatif 1D est plus ou moins prononcé mais suit une tendance générale (à droite)

Tableau 4.1 Normal - Corrélation r entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D pour les 10 points sélectionnés

Point #	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
r	0.96	0.96	0.96	0.96	0.06	0.68	0.96	0.95	0.87	0.91

Par ailleurs, la Figure 4.8 illustre l'influence de la taille de la ROI sur la performance de l'indice. Les résultats montrent que l'indice reste fortement corrélé avec la déformation réelle du VG pour une ROI plus petite ($r = 0.97$) et une ROI plus grande ($r = 0.93$). Il semble que la corrélation de l'indice avec la déformation réelle du VG augmente lorsque la ROI est localisée à l'intérieur de ce dernier. À l'inverse, la corrélation diminue et l'indice a tendance à sous-estimer l'amplitude de la déformation du VG lorsque la ROI s'étend au-delà des bords du VG.

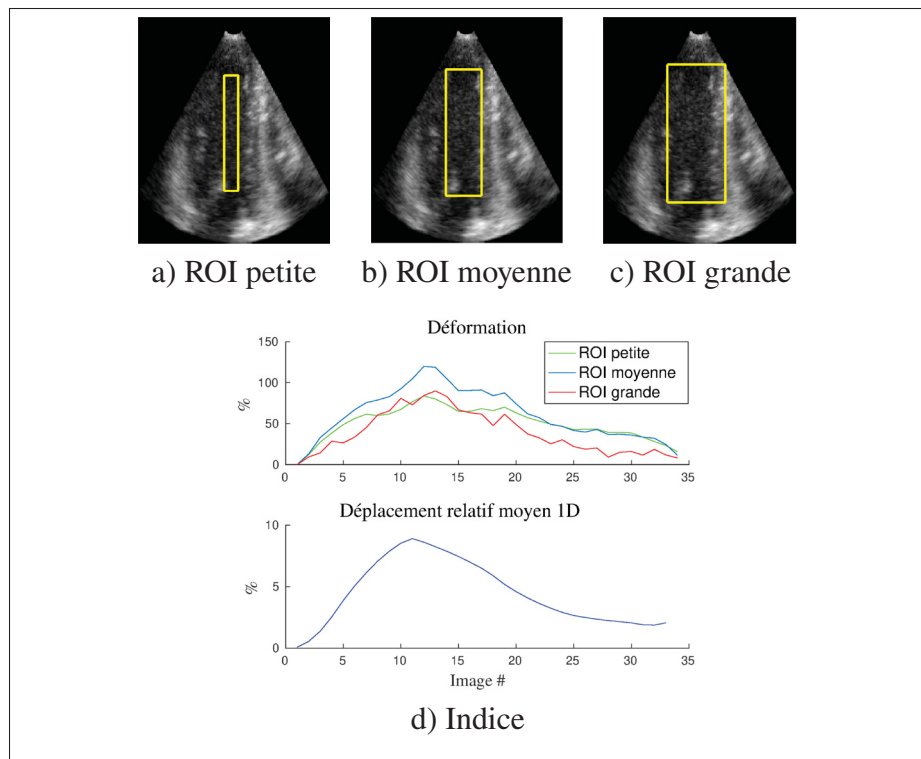


Figure 4.8 Exemple pour différentes tailles de ROI : petite (a), moyenne (b) et grande (c). Indice correspondant pour les trois ROI (d)

La méthode a ensuite été appliquée aux cas pathologiques. Les résultats pour un cas ischémique (Laddist) et un cas de ventricule gauche dilaté (Sync) sont présentés.

Dans le cas ischémique, la Figure 4.9 et le Tableau 4.2 montrent que la corrélation entre l’indice proposé et le déplacement relatif moyen des 10 points est de 0, 97. Selon le Tableau 4.2, l’indice est fortement corrélé avec le déplacement de 9 points et peu corrélé pour un point (#5).

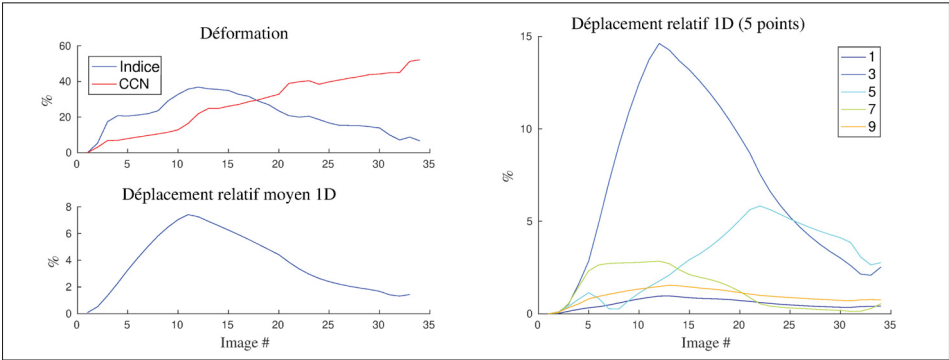


Figure 4.9 Laddist - Déformation pour l’indice et le CCN, et le déplacement relatif 1D moyen (à gauche). Selon le point, le déplacement relatif 1D est plus ou moins prononcé mais suit une tendance générale (à droite)

Tableau 4.2 Laddist - Corrélation r entre l’indice proposé et le déplacement relatif 1D pour les 10 points sélectionnés

Point #	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
r	0.89	0.94	0.93	0.91	-0.05	0.91	0.82	0.95	0.90	0.90

Dans le cas du ventricule gauche dilaté, la Figure 4.10 et le Tableau 4.3 montrent que la corrélation entre l’indice proposé et le déplacement relatif moyen des 10 points est de 0, 96. Selon le Tableau 4.3, l’indice est fortement corrélé avec le déplacement de 9 points et moins corrélé pour un point (#3). Comme pour le cas normal, les points peu corrélés sont des points situés dans une zone du coeur dont le déplacement est faible en comparaison avec le déplacement de l’ensemble des points qui est relativement uniforme.

Dans l’ensemble, les résultats montrent que l’indice est également fortement corrélé pour les cas ischémiques et les cas de VGD (Tableau 4.4).

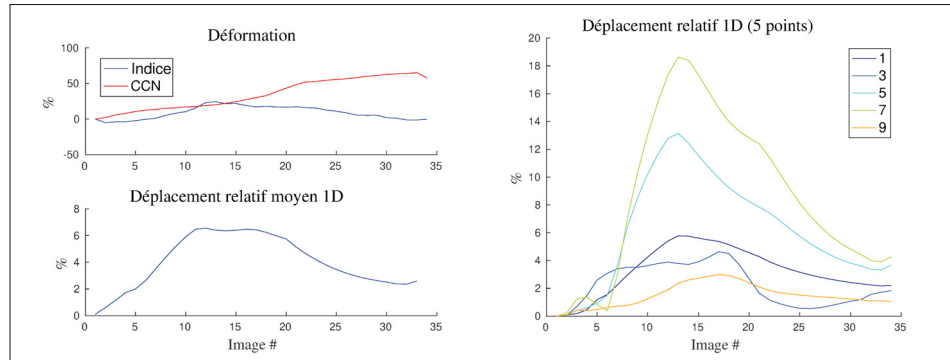


Figure 4.10 Sync - Déformation pour l'indice et le CCN, et le déplacement relatif 1D moyen (à gauche). Selon le point, le déplacement relatif 1D est plus ou moins prononcé mais suit une tendance générale (à droite)

Tableau 4.3 Sync - Corrélation r entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D pour les 10 points sélectionnés

Point #	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
r	0.95	0.92	0.56	0.92	0.94	0.91	0.97	0.87	0.88	0.95

La méthode CCN (Yoo & Han, 2009) a finalement été appliquée à tous les cas. Pour cela, la similitude entre la ROI considérée et l'image est obtenue par convolution :

$$CCN(u, v) = \frac{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}] [t(x - u, y - v) - \bar{t}]}{\{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [t(x - u, y - v) - \bar{t}]^2\}^{0.5}}, \quad (4.5)$$

avec f l'image, $\sum_{x,y}$ la somme sur x, y pour la ROI d'intérêt à la position (u, v) , \bar{t} la moyenne de la ROI et $\bar{f}_{u,v}$ la moyenne de $f(u, v)$ sur la même zone que la ROI.

Six ROI locales ont été définies manuellement sur les bords du ventricule qui présentent un contraste plus important pour optimiser les performances de CCN (Figure 4.5). Cependant, le suivi est sujet à une erreur d'accumulation et les ROI locales ont dérivé au cours du temps. La corrélation entre le déplacement 1D estimé par la méthode CCN (taille de la ROI : 20×20 , zone de recherche : 40×40) et μ_δ est inférieure à 0,2 (Tableau 4.4).

Tableau 4.4 Corrélations respectives r_{ind} et r_{ccn} pour l'indice proposé et CCN par rapport à μ_δ

Cas		r_{ind}	r_{ccn}
Sujet sain	<i>Normal</i>	0.96	-0.16
Ischémique	<i>LADdist</i>	0.97	-0.09
	<i>LADprox</i>	0.97	-0.03
	<i>LCX</i>	0.94	-0.11
	<i>RCA</i>	0.94	-0.08
VGD	<i>Sync</i>	0.96	0.05
	<i>LBBB</i>	0.90	Echec
	<i>LBBBsmall</i>	0.97	0.07

Contrairement à la méthode CCN, l'indice proposé est calculé image par image et n'est pas sujet à l'accumulation d'erreurs. Afin d'étudier la robustesse de l'indice dans le temps, les séquences vidéo sont sous-échantillonnées. Le Tableau 4.5 indique la corrélation entre l'indice et le déplacement relatif 1D moyen pour une fréquence d'échantillonnage décroissante. La corrélation reste élevée même lorsque la fréquence d'images est réduite, ce qui illustre la robustesse de l'indice.

Tableau 4.5 Corrélation entre l'indice proposé et le déplacement relatif 1D moyen pour une fréquence d'images décroissante

Cas	Fréquence d'échantillonnage (Hz)			
	30	15	7.5	3.75
<i>Normal</i>	0.96	0.96	0.96	0.97
<i>LADdist</i>	0.97	0.97	0.97	0.97
<i>LADprox</i>	0.97	0.96	0.98	0.97
<i>LCX</i>	0.94	0.94	0.95	0.95
<i>RCA</i>	0.94	0.94	0.94	0.97
<i>Sync</i>	0.96	0.95	0.94	0.94
<i>LBBB</i>	0.90	0.90	0.87	0.89
<i>LBBBsmall</i>	0.97	0.96	0.96	0.96

4.4.3 Cas *ex vivo* : viande crue

Comme dernière expérience, une sonde linéaire US (5-14 MHz) a été montée sur un bras de robot et déplacée le long de son axe vertical pour compresser et décompresser cycliquement un morceau de viande de porc crue découpé en forme de pavé (Figure 4.11). L'échographe était un SonixTablet (Ultrasonix, Richmond, BC) et le robot était un robot artisanal à 2 degrés de liberté contrôlé avec une précision de $5\mu\text{m}$ par des moteurs pas à pas BiSlides (Velmex, Bloomfield, NY).

Pour valider l'indice, la corrélation entre I_d et le mouvement de la sonde le long de l'axe vertical a été calculée. La méthode a été appliquée à l'ensemble de l'image car la déformation est particulièrement homogène.

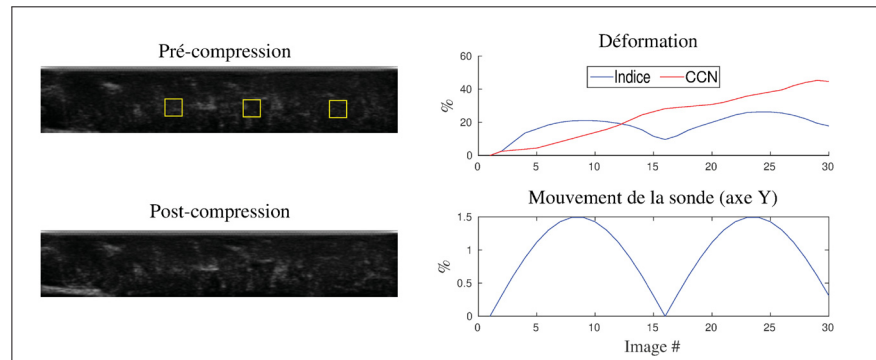


Figure 4.11 Viande crue pré- et post-compression (à gauche). Trois ROI locales utilisées pour CCN (en jaune). Déformation estimée par l'indice et CCN, et le mouvement de la sonde (à droite)

Les résultats montrent que la corrélation entre l'indice proposé et le mouvement vertical de la sonde est de 0,83. La déformation estimée suit une légère tendance à la hausse. Cela est probablement dû au fait que la viande ne reprend pas complètement son état initial lorsque la compression est relâchée, ce qui diminue la corrélation entre la déformation du tissu et le mouvement de la sonde.

Enfin, trois ROI locales ont été définies manuellement sur le muscle (Figure 4.11) et la méthode CCN a été appliquée (taille de la ROI : 20×20 , zone de recherche : 40×40). Les résultats

montrent à nouveau que le suivi est sujet à une accumulation d'erreurs et que les ROI locales ont dérivé au cours du temps. La corrélation entre la mesure du déplacement basée sur la CCN et le mouvement vertical de la sonde est de 0,05.

4.5 Conclusion

Un indice robuste pour l'analyse de la déformation globale des tissus a été présenté. Pour évaluer sa robustesse, une valve avec du bruit gaussien a été simulée. L'indice reste fortement corrélé avec l'amplitude de la déformation ($r > 0.96$) malgré l'ajout d'un bruit gaussien fort ($\sigma = 0.20$). Il est intéressant de noter que le bruit gaussien rend la valve difficilement visible à l'oeil nu dans ce cas, mais que cela n'affecte pas négativement la performance de l'indice.

Par ailleurs, les résultats sur les échocardiographies simulées montrent que l'indice est en mesure d'extraire l'amplitude de la déformation avec succès aussi bien pour des cas sains ($r = 0.95$) que pathologiques ($r = 0.90$). Le choix de la ROI pour laquelle l'indice est calculé a cependant un impact sur la performance de l'indice. Les meilleurs résultats sont obtenus pour une ROI qui inclut uniquement le VG. En comparaison, une simple approche CCN donne de mauvais résultats ($r < 0,2$) en raison d'un manque de robustesse dans le suivi qui est sujet aux erreurs d'accumulation. Bien que des méthodes plus élaborées basées sur la CCN existent, l'objectif est de montrer que l'indice est capable d'extraire des informations pertinentes dans des cas non triviaux.

Le chapitre suivant présente une généralisation de l'indice en définissant des points de repères pertinents au sens statistique pour caractériser de façon dense et locale la déformation 2D des tissus d'intérêt.

CHAPITRE 5

MESURE LOCALE DE LA DÉFORMATION DES TISSUS

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, un descripteur robuste inspiré de la dimension fractale (FD) est présenté pour estimer localement les variations d'échelle de niveau de gris d'une image. Dans la méthode proposée, une analogie est faite avec la FD afin de définir un motif de grille adaptatif dont l'échelle varie localement comme les fluctuations de niveau de gris de l'image. Ce faisant, il est possible de suivre de manière robuste les structures anatomiques d'intérêt en tenant compte des difficultés spécifiques rencontrées dans les échographies. En particulier, il s'agit d'une méthode qui traite chaque image séparément, et n'est par conséquent pas sujette à l'accumulation d'erreurs comme BM. Ce descripteur est capable de localiser des attributs robustes basés sur les variations du niveau de gris, qui sont plus susceptibles d'être suivis de manière robuste dans le temps malgré la présence inévitable de bruit. De plus, il ne nécessite pas que les intensités des pixels soient constantes comme OF. Enfin, il n'y a pas besoin de modèle explicite ni d'entraînement comme c'est le cas pour le filtrage particulier ou les réseaux siamois CNN. La robustesse de la méthode est démontrée sur trois jeux de données : échocardiographie simulée, le suivi échographique du foie du challenge MICCAI 2015 CLUST, et des données acquises sur le diaphragme d'une patiente atteinte de scoliose.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. La Section 5.2 introduit le concept de FD et une méthode par comptage de boîtes pour la calculer. La Section 5.3 présente la méthode proposée qui s'inspire de la FD pour caractériser la déformation 2D des tissus. La Section 5.4 décrit les résultats obtenus pour les données d'échocardiographie simulée et le mouvement du diaphragme. Finalement, la Section 5.5 conclut ce chapitre.

5.2 Travaux connexes

Les échographies sont des images particulièrement difficiles à analyser en raison de la présence de speckle. Comme il s'agit d'un bruit multiplicatif, il est très difficile de le supprimer par filtrage sans perdre de l'information pertinente en même temps (Jin & Yang, 2011; Palhano Xavier de Fontes, Andrade Barroso, Coupé & Hellier, 2011). Le succès du filtrage repose sur la capacité à définir quelle information est considérée comme pertinente ou comme du bruit indésirable.

D'un point de vue visuel, l'information pertinente possède une plus grande cohérence spatiale que le bruit. Cela se traduit par une plus grande régularité de la variation locale d'intensité des pixels de l'image. Dans ce cas, la FD représente une métrique de choix pour quantifier cette régularité de façon objective (Meriem, Abdeldjalil, Hadj, Adrian & Denis, 2010). Il devient alors possible d'étudier l'évolution de la régularité au cours du temps pour quantifier la déformation des tissus.

5.2.1 Dimension fractale

Compte tenu de la nature complexe des textures des tissus apparents dans les échographies, la FD a été utilisée avec succès pour des tâches de classification. Chen *et al.* (2005) ont classé les tumeurs bénignes et malignes dans le tissu mammaire. Gdynia, Müller, Ludolph, Köninger & Huber (2009) ont pu distinguer les muscles affectés par certains troubles neuromusculaires en comparaison avec des muscles sains. En outre, les tissus bénins et malins des nodules thyroïdiens (Yan, Zhu, Wu & Zhang, 2019) et des ganglions endobronchiques (Fiz *et al.*, 2014) ont également pu être différenciés. Dans tous ces travaux, la FD a été calculée sur l'image entière après que le bruit ait été réduit par une étape de prétraitement impliquant des filtres médians ou de moyennage ainsi que des opérateurs de morphologie dans certains cas. Bien que cela soit nécessaire pour obtenir une classification satisfaisante entre les tissus sains et pathologiques, l'information contenue dans le speckle est perdue dans le processus. Cependant, le suivi de speckle a été utilisé avec succès pour étudier la déformation des tissus sans suivi de repères anatomiques. En effet, ces derniers doivent généralement être annotés manuellement ou de façon semi-automatique par un

expert en raison du contraste variable des images au cours du temps (Korstanje, Selles, Stam, Hovius & Bosch, 2010; Geyer *et al.*, 2010). L'information contenue dans le speckle représente alors un moyen plus reproductible d'étudier la déformation des tissus.

Il est également possible d'estimer la FD plus localement sur une partie de l'image à des fins de segmentation. Zhuang, Lei, Raj & Qiu (2019) ont utilisé une technique de fenêtre glissante, où la FD locale du pixel central a été calculée sur la base du voisinage associé. L'artère carotide a été segmentée à partir de la FD locale, ainsi que de la longueur fractale locale. Cependant, cette dernière a donné de meilleurs résultats pour identifier le contour le plus pertinent correspondant à l'artère carotide. D'autre part, Lee, Chen, Chen & Hsieh (2005) ont utilisé la transformée en ondelettes à bande M pour décomposer l'image en sous-images à différentes échelles. La FD a été calculée pour chaque sous-image et les valeurs de FD respectives ont été concaténées en un vecteur d'attributs fractals. Ce vecteur a finalement été utilisé pour segmenter le tissu hépatique pathologique dans le cas de maladies hépatiques. Enfin, Al-Kadi, Lu, Sinusas & Duncan (2018) caractérisent l'hétérogénéité du motif de speckle des contours endocardiques et épicaudiques du VG en utilisant la FD locale. Ces caractéristiques ont ensuite été combinées avec des informations globales au moyen de moments de second ordre pour segmenter les bords du VG en échocardiographie 3D.

Seuls quelques travaux s'appuient sur la FD pour effectuer une segmentation sur des échographies. Le calcul d'une FD locale nécessite de choisir un partitionnement approprié de l'image pour prendre en compte les variations d'échelle pertinentes. D'une part, la FD peut devenir trop sensible au bruit et coûteuse en calcul si l'échelle de la partition est trop faible. D'autre part, elle peut devenir insensible aux variations pertinentes si l'échelle de la partition est trop élevée. Ce compromis s'applique également au calcul de la FD elle-même. Le principal défi de l'estimation de la FD consiste à la calculer pour un ensemble d'échelles précisément ajustées aux variations de niveaux de gris pertinentes contenues dans l'image.

5.2.2 Comptage de boîtes

L'une des méthodes les plus connues pour calculer la FD sur une image en niveau de gris est le comptage différentiel des boîtes (DBC) (Sarkar & Chaudhuri, 1994). Une image en niveaux de gris I (taille $M \times M$) est représentée par un terrain 3D où les coordonnées x et y représentent respectivement la longueur et la largeur de I , tandis que la coordonnée z indique les valeurs d'intensité de I (Figure 5.1). Le plan xy est partitionné en une grille régulière avec des blocs sans chevauchement de taille $s \times s$ pixels où $2 \leq s \leq \frac{M}{2}$ et $s \in \mathbb{Z}^+$. L'échelle d'un bloc est $r = \frac{s}{M}$. Soit n_r le nombre de boîtes de taille $s \times s \times h$, devant être placées les unes au-dessus des autres sur chaque bloc pour représenter les variations de niveau de gris de ce bloc, avec h la hauteur de chaque boîte. h et n_r peuvent être obtenus respectivement à partir des équations 5.1 et 5.2 :

$$h = \frac{sG}{M}, \quad (5.1)$$

où G est le nombre total de niveaux de gris de l'image. Si les niveaux de gris maximum et minimum sur le bloc (i, j) sont respectivement g_{max} et g_{min} , alors

$$n_r(i, j) = \left\lceil \frac{g_{max}}{h} \right\rceil - \left\lceil \frac{g_{min}}{h} \right\rceil + 1, \quad (5.2)$$

où $\left\lceil \frac{g_{max}}{h} \right\rceil$ et $\left\lceil \frac{g_{min}}{h} \right\rceil$ désignent le nombre de boîtes contenant respectivement les niveaux de gris maximum et minimum du bloc (i, j) .

Soit N_r le nombre de boîtes nécessaires pour remplir l'image entière à l'échelle r . N_r est la somme du nombre de boîtes nécessaires pour remplir chaque bloc de la grille à l'échelle r tel que :

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j). \quad (5.3)$$

Une régression linéaire aux moindres carrés est finalement effectuée pour calculer la pente de $\log(\frac{1}{r})$ par rapport à $\log(N_r)$. Cette pente est la FD pour l'image correspondante.

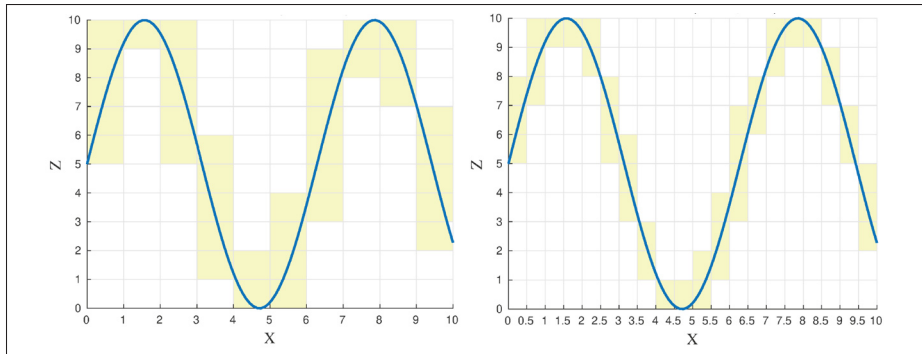


Figure 5.1 Comptage différentiel des boîtes (en jaune) illustré en 1D avec $h = 1$ pour les échelles $r = 1$ (à gauche) et $r = 0.5$ (à droite)

La principale difficulté de la DBC est de choisir un intervalle pour r de telle sorte que N_r rende bien compte des variations de niveau de gris de l'image entière. Par conséquent, plusieurs approches basées sur la DBC ont été proposées pour améliorer le calcul de la FD en ajustant le motif de la grille régulière ou en modifiant les règles de comptage des boîtes.

La FD décrit la relation entre un motif de grille régulier composé de blocs de taille $s \times s$, et la somme des variations du niveau de gris n_r contenues dans chaque bloc. Dans ce cas, s est un paramètre alors que n_r est une variable telle que $n_r = f(s)$. Dans ce chapitre, la FD est considérée du point de vue opposé. C'est-à-dire que n_r devient un paramètre alors que s devient une variable telle que $s = f(n_r)$. La méthode proposée vise à trouver un motif de grille dont l'échelle varie localement comme les variations du niveau de gris pour une image I (taille $M \times N$).

5.3 Méthode

Chaque étape de la méthode est illustrée sur une échographie d'un fantôme de kyste (Figure 5.2) simulée avec le logiciel Field II (Jensen, 1996).

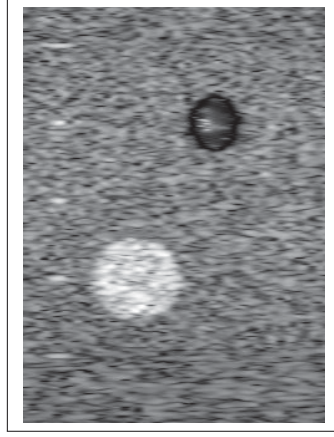


Figure 5.2 Image
échographique d'un
fantôme de kyste
simulée avec Field II

5.3.1 Comptage des variations de niveaux de gris

Afin de tenir compte des variations de niveau de gris dans les directions horizontale et verticale, les projections correspondantes sont calculées.

$$P_H(y) = \sum_{x=1}^M I(x, y), 1 \leq y \leq N; \quad (5.4)$$

$$P_V(x) = \sum_{y=1}^N I(x, y), 1 \leq x \leq M. \quad (5.5)$$

Au lieu d'utiliser le nombre total de niveaux de gris G dans l'image entière comme dans le DBC, le nombre total de variations de niveaux de gris est considéré le long des directions horizontale (G_H) et verticale (G_V) en utilisant des sommes cumulatives :

$$G_H(y) = \sum_{j=1}^y P_H(j), 1 \leq y \leq N \quad (5.6)$$

$$G_V(x) = \sum_{i=1}^x P_H(i), \quad 1 \leq x \leq M \quad (5.7)$$

Au lieu de définir l'échelle r comme un paramètre variant sur un intervalle défini comme dans DBC, seules deux valeurs d'échelle sont définies pour tenir compte des variations de niveau de gris dans les directions horizontale (r_H) et verticale (r_V) sur G_H et G_V . L'idée ici est de partitionner G_H et G_V en blocs 1D contenant la même fraction (r_H et r_V) des variations totales du niveau de gris ($G_H(N)$ et $G_V(M)$). Le nombre total de blocs 1D le long des directions horizontale (N_H) et verticale (N_V) est donc :

$$N_H = \lfloor r_H \times G_H(N) \rfloor; \quad (5.8)$$

$$N_V = \lfloor r_V \times G_V(M) \rfloor; \quad (5.9)$$

et les tailles respectives des blocs le long des directions horizontale n_H et verticale n_V sont :

$$n_H(j) = j \times r_H \times G_H(N), \quad 1 \leq j \leq N_H; \quad (5.10)$$

$$n_V(i) = i \times r_V \times G_V(M), \quad 1 \leq i \leq N_V \quad (5.11)$$

5.3.2 Motif de grille

Les maillages 1D correspondants s_H et s_V sont calculés à partir de n_H et n_V .

$$s_H(j) = \arg \min_y G_H(y) | G_H(y) \geq n_H(j); \quad (5.12)$$

$$s_V(i) = \arg \min_x G_V(x) | G_V(x) \geq n_V(i). \quad (5.13)$$

Ensuite, un motif de grille 2D global S est formé tel que :

$$S(i, j) = s_V(i) \otimes s_H(j), \quad (5.14)$$

avec \otimes le produit de Kronecker (Figure 5.3).

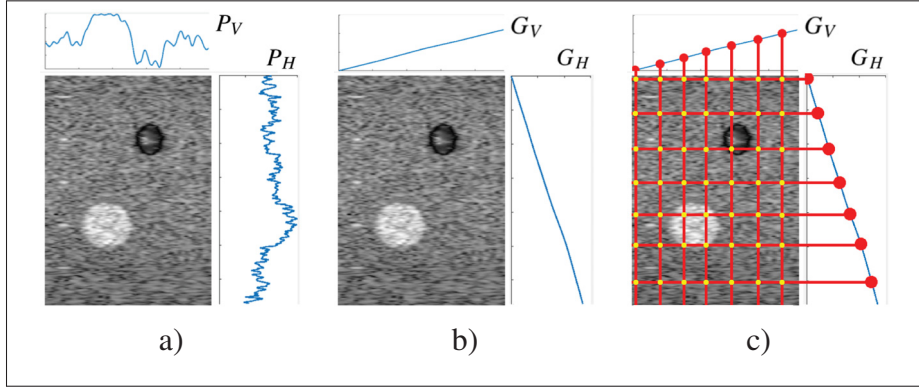


Figure 5.3 (a) Projections horizontale et verticale. (b) Sommes cumulées des projections. (c) Motif de grille pour les kystes simulés

Afin d'obtenir un motif de grille 2D local, le même processus est appliqué en calculant G_H et G_V à partir de la colonne ou de la ligne correspondante de l'image au lieu de P_H et P_V avec l'Algorithme 5.1. S_X et S_Y contiennent les coordonnées x et y respectives de chaque point du motif de la grille 2D locale.

La figure 5.4 montre les grilles 2D globale et locale respectives obtenues pour le fantôme de kyste. La grille est localement contractée au voisinage du kyste blanc, tandis qu'elle est localement dilatée au voisinage du kyste noir. Ce comportement se produit pour les grilles globale et locale. Il est naturellement plus apparent pour la grille locale qui rend mieux compte des variations locales d'intensité de par sa définition.

Enfin, un motif de grille 2D local régularisé \tilde{S} est calculé à partir des coordonnées x- (\tilde{S}_X) et y- (\tilde{S}_Y) de sorte que

$$\tilde{S}_X = \alpha S \times (1 - \alpha) S_X; \quad (5.15)$$

$$\tilde{S}_Y = \alpha S + (1 - \alpha) S_Y, \quad (5.16)$$

Algorithme 5.1 Coordonnées S_X et S_Y de la grille locale en 2D

```

Data :  $I, r_H, r_V, s_H, s_V, N_H, N_V$ 
Result :  $S_X, S_Y$  : coordonnées x- et y- pour chaque point de la grille
1  $S_X = \text{zeros}(N_V, N_H);$ 
2  $S_Y = \text{zeros}(N_V, N_H);$ 
3 for  $i=1$  to  $N_V$  do
4    $col = I(s_V(i), :);$ 
5    $G_H(y_0) = \sum_{k=1}^{y_0} col(k), 1 \leq y_0 \leq N;$ 
6   for  $j=1$  to  $N_H$  do
7      $n_H(j) = j \times r_H \times G_H(N);$ 
8      $s'_H(j) = \arg \min_y G_H(y) | G_H(y) \geq n_H(j);$ 
9   end for
10   $S_Y(:, i) = s'^T_H;$ 
11 end for
12 for  $j=1$  to  $N_H$  do
13   $row = I(:, s_H(j));$ 
14   $G_V(x_0) = \sum_{k=1}^{x_0} row(k), 1 \leq x_0 \leq N;$ 
15  for  $i=1$  to  $N_V$  do
16     $n_V(i) = i \times r_V \times G_V(M);$ 
17     $s'_V(i) = \arg \min_x [G_V(x) \geq n_V(i)];$ 
18  end for
19   $S_X(j, :) = s'_V;$ 
20 end for

```

où $0 \leq \alpha \leq 1$ est un facteur de lissage. $\alpha = 0.5$ permet d'accorder un poids égal aux déformations globale et locale. La grille 2D locale régularisé \tilde{S} est définie comme suit :

$$\tilde{S} = (\forall \tilde{s}_{i,j} \in \tilde{S}, \tilde{s}_{i,j} = (\tilde{S}_X(i, j), \tilde{S}_Y(i, j))) , \quad (5.17)$$

où $1 \leq i \leq N_V$ et $1 \leq j \leq N_H$. Un filtre de moyennage (taille 2×2) est également appliqué pour obtenir une grille plus régulière (Figure 5.4).

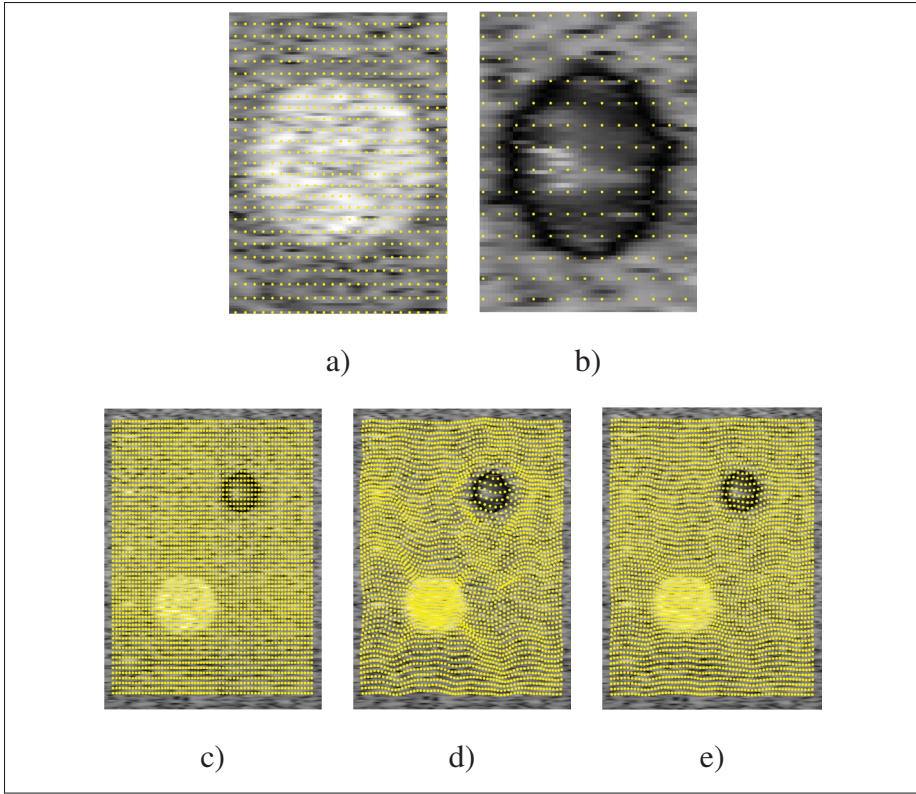


Figure 5.4 Agrandissement sur les kystes blanc (a) et noir (b) de la grille 2D globale : la densité des points varie en fonction des variations locales d'intensité. Grilles 2D globale (c), locale (d) et régularisée (e) avec $\alpha = 0.5$

\tilde{S} représente la distribution spatiale des variations de niveau de gris dans l'image. La quantité de variations contenues dans chaque bloc est la même. Elle est fixée par les paramètres r_H et r_V dans les directions horizontale et verticale. En revanche, la longueur et la largeur de chaque bloc sont variables. En effet, il y aura plus de blocs dans les zones plus claires et, à l'inverse, moins de blocs dans les zones plus sombres. Ceci est dû au fait que les variations de niveaux de gris sont estimées à partir des sommes cumulées. \tilde{S} est donc adaptatif et varie en fonction des variations locales du niveau de gris.

5.3.3 Segmentation de texture

Comme \tilde{S} est adaptatif, il peut être assimilé à une carte de hauteur basée sur la densité locale de points. Pour extraire la carte de hauteur H , un voisinage 8-connecté $N[\tilde{s}_{i,j}]$ (taille $N_x \times N_y$) autour de chaque point $\tilde{s}_{i,j} \in \tilde{S}$ est considéré (Figure 5.5).

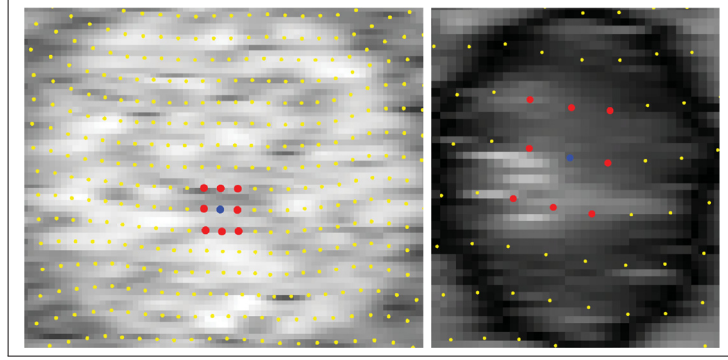


Figure 5.5 Exemple de voisinages 8-connecté pour les deux kystes. Pour chaque point considéré $\tilde{s}_{i,j}$ (en bleu), le voisinage associé $N[\tilde{s}_{i,j}]$ est indiqué (en rouge). La surface délimitée par le voisinage varie en fonction de la variation locale de l'intensité des pixels

H est défini de telle sorte que, $\forall \tilde{s}_{i,j} \in \tilde{S}$, $H(i, j)$ correspond à l'aire délimitée par les points de $N[\tilde{s}_{i,j}]$. Un filtre de moyennage 2D (taille $2N_x \times 2N_y$) est appliqué pour obtenir des variations plus lisses. H est ensuite normalisé en prenant :

$$\hat{H} = \frac{H}{\max(H)} \times 100. \quad (5.18)$$

\hat{H} s'exprime alors en pourcentage et permet d'obtenir un partitionnement de l'image (Figure 5.6). Dans cet exemple, deux classes $C1$ et $C2$ sont définies à partir d'un seuillage telles que :

$$C1 = \{\hat{H}(i, j) | \hat{H}(i, j) \leq 50\%\}, \quad (5.19)$$

$$C2 = \{\hat{H}(i, j) | \hat{H}(i, j) \geq 90\%\}. \quad (5.20)$$

Ainsi, $C1$ contient les points pour lesquels l'échelle de la variation d'intensité locale de I est inférieure au 50^e percentile. De façon similaire, $C2$ contient les points pour lesquels l'échelle de la variation d'intensité locale est supérieure au 90^e percentile. Le seuil est choisi en fonction de la structure anatomique d'intérêt à segmenter. Ici, $C1$ et $C2$ correspondent respectivement aux kystes blanc et noir dans I .

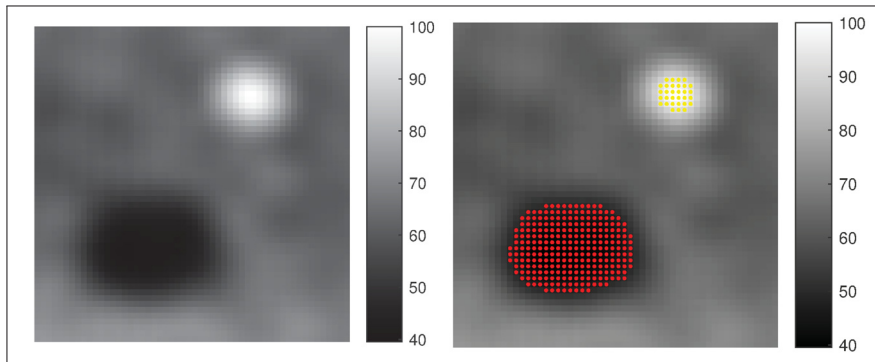


Figure 5.6 Carte de hauteur \hat{H} pour un voisinage de taille 3×3 avant (à gauche) et après (à droite) seuillage avec les classes $C1$ (en rouge) et $C2$ (en jaune)

Finalement, les points correspondants sont localisés sur l'image d'origine I . La segmentation est obtenue en prenant l'enveloppe de chaque classe avec une interpolation polynomiale d'Hermite cubique par morceaux (Figure 5.7).

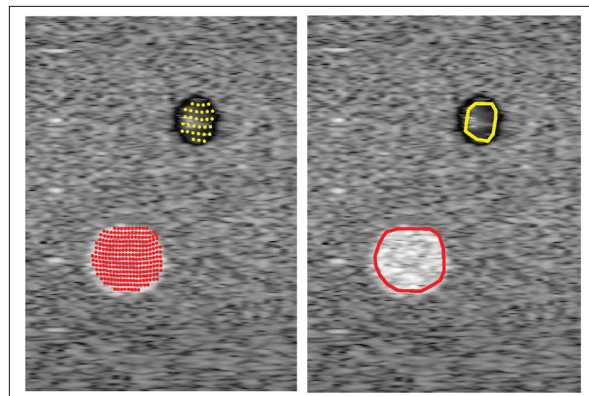


Figure 5.7 Points correspondants (à gauche) et segmentation (à droite) sur l'image d'origine

5.3.4 Analyse du mouvement

Pour faire l'analyse du mouvement, les points du maillage correspondant au tissu d'intérêt sont obtenus pour chaque image de la séquence vidéo. Bien que le maillage soit calculé indépendamment pour chaque image, la relation d'ordre entre les différents point du maillage est conservée. De cette façon, il est possible d'obtenir une correspondance entre les points d'une image à l'autre et d'estimer le mouvement du tissu d'intérêt à travers le déplacement de ces points. Autrement dit, la relation d'ordre entre les points du maillage permet de faire le suivi des mouvements sans avoir à établir de correspondance directe entre les points d'une image à l'autre, ce qui évite le problème d'accumulation d'erreurs caractéristique des approches basées sur une corrélation (Figure 5.8).

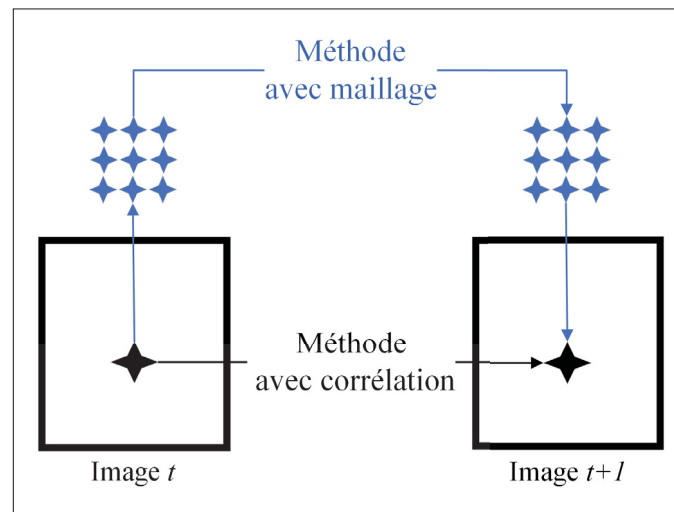


Figure 5.8 Principe de l'analyse du mouvement avec maillage et corrélation

5.3.5 Validation

Trois jeux de données US ont été utilisés pour valider l'approche proposée. Le premier jeu de données comporte des échocardiographies simulées pour un coeur sain et pathologique. Le second jeu de données comprend des séquences échographiques du foie acquises sur des

volontaires sains. Le troisième jeu de données contient des séquences échographiques du mouvement du diaphragme d'une patiente souffrant d'une légère scoliose.

5.3.5.1 Echocardiographies simulées

Il s'agit de la même base de données que pour la Section 4.4.2. Pour plus de détails sur cette base de données, se référer à la section correspondante.

La méthode proposée est appliquée aux échocardiographies pour évaluer la déformation du VG. Dans un premier temps, la performance de la segmentation du VG est évaluée. Dans un second temps, la variation relative de l'aire délimitée par le contour segmenté pour le VG est calculée.

Quatre métriques sont utilisées pour estimer la performance de la segmentation du VG.

Coefficient de Dice (CD)

CD mesure le chevauchement spatial entre deux ensembles de points A et B :

$$CD = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}, \quad (5.21)$$

avec A et B correspondant respectivement aux ventricules gauches segmentés automatiquement et manuellement. $CD = 1$ correspond à un chevauchement complet des ventricules.

Indice de Jaccard (J)

J est défini tel que :

$$J = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}. \quad (5.22)$$

Distance de Hausdorff (DH)

DH est définie telle que :

$$DH = \max(h(A, B), h(B, A)), \quad (5.23)$$

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} ||a - b||, \quad (5.24)$$

mesure la distance qui sépare deux ensembles de points A et B. Dans ce chapitre, la distance de Hausdorff est évaluée entre les bords des ventricules gauches segmentés automatiquement et manuellement.

Coefficient de corrélation (R)

Finalement, le coefficient de corrélation R entre l'aire du VG segmenté avec la méthode proposée et l'aire du VG délimitée par le maillage de la vérité terrain est calculé.

5.3.5.2 Données CLUST

Cette base de données publique a été mise à disposition dans le cadre du défi CLUST sur le suivi échographique du foie lors de la conférence MICCAI 2015. Elle comprend neuf séquences échographiques 2D du foie pour des volontaires sains, acquises en respiration libre sur une période de 5 à 10 min (Petrusca *et al.*, 2013; De Luca, Tschannen, Székely & Tanner, 2013).

La méthode proposée a été appliquée en positionnant dans un premier temps la grille sur la zone du diaphragme. Par exemple, le diaphragme se trouve dans la zone inférieure gauche de l'image dans la Figure 5.9. La grille est alors calculée pour $1 \leq j \leq N_H/2$ dans l'Equation 5.10 (partie gauche de l'image) et $N_V/2 \leq i \leq N_V$ dans l'Equation 5.11 (partie inférieure de l'image). Dans un second temps, le seuil pour \hat{H} est ajusté manuellement. Ainsi, \tilde{S} est localisé sur le diaphragme et une régression polynomiale du second degré est calculée pour obtenir la courbe correspondante, appelée courbe Auto.

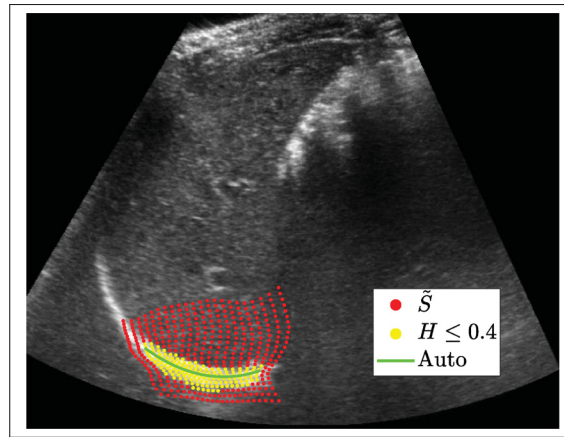


Figure 5.9 Courbe automatique obtenue à partir de \tilde{S}

Afin d'obtenir une référence pour la localisation du diaphragme, un système de coordonnées radiales dont l'origine est située au point d'intersection entre les lignes passant par les côtés de la forme en éventail de l'échographie a été défini. Des lignes radiales ont ensuite été tracées pour la partie de l'image contenant le diaphragme. Un filtre médian (5×5) a été appliqué à l'image et le premier pixel avec une intensité supérieure à 0.5 rencontré par chaque ligne radiale est considéré comme appartenant au diaphragme. La valeur seuil a été choisie de façon empirique pour assurer une localisation satisfaisante du diaphragme dans la plupart des cas. Une interpolation polynomiale du second degré a été calculée à partir de ces points pour obtenir la courbe de référence, appelée courbe GT. L'interpolation a été réalisée sur le même intervalle x que la courbe Auto (Figure 5.10).

À des fins de comparaison, le flux optique affine anatomique (AAOF) de la Medical Image Tracking Toolbox développée par Queirós *et al.* (2018) a également été implémenté. Il s'agit de la meilleure méthode de l'état de l'art ayant résolu le défi de suivi de mouvement MICCAI 2012 (Alessandrini *et al.*, 2016). La courbe GT obtenue pour la première image a été utilisée pour initialiser l'algorithme et les paramètres par défaut ont été utilisés car ils donnaient des résultats qualitatifs satisfaisants. La courbe obtenue est appelée courbe AAOF (Figure 5.11).

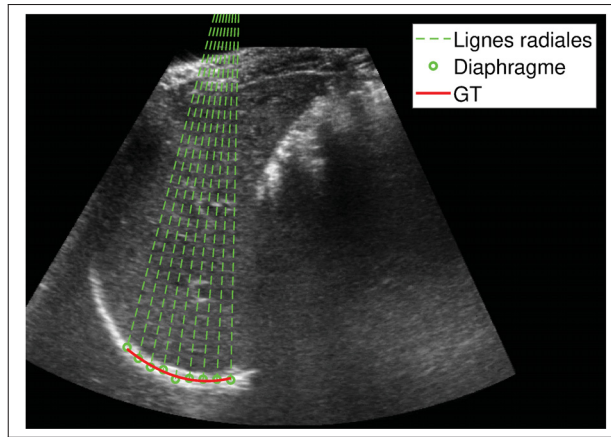


Figure 5.10 Courbe GT obtenue par projection de lignes radiales

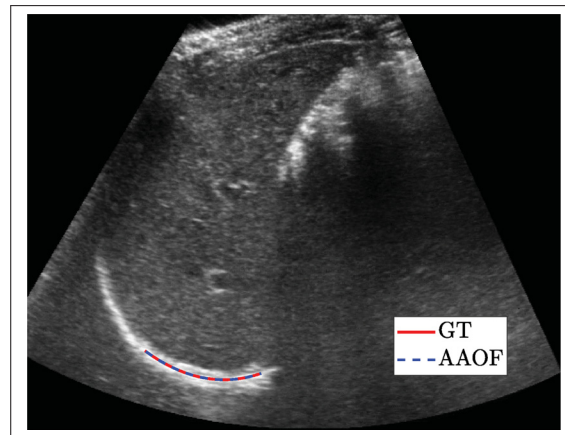


Figure 5.11 Courbe AAOF initialisée à partir de la courbe GT sur la première image

Pour évaluer l'exactitude de la méthode proposée, les sommes moyennes respectives des distances SDM_{Auto} entre les courbes Auto et GT, et SDM_{AAOF} entre les courbes AAOF et GT ont été calculées image par image.

Soient $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ et $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ les échantillons des courbes de diaphragme automatiquement segmentées (Auto ou AAOF) et GT. La SDM est définie comme suit :

$$SDM = \frac{(\sum_{i=1}^m \min_j ||v_i - u_j|| + \sum_{i=1}^n \min_i ||u_i - v_i||)}{m + n}. \quad (5.25)$$

Pour évaluer le mouvement global du diaphragme dans le temps, les points médians respectifs m_{Auto} , m_{GT} et m_{AAOF} pour les courbes Auto, GT et AAOF ont été calculés pour chaque image. Les coefficients de corrélation de Pearson respectifs R_{Auto} entre m_{Auto} et m_{GT} , et R_{AAOF} entre m_{AAOF} et m_{GT} ont été calculés sur l'ensemble de la vidéo.

Pour évaluer la robustesse de la méthode proposée, du speckle (bruit multiplicatif) a été ajouté à l'image avec une variance $\sigma \in [0, 0.1, 0.2, \dots, 0.5]$ (Figure 5.12). De plus, la vidéo a été sous-échantillonnée dans le domaine temporel par un facteur $f \in [1, 2, \dots, 6]$. Toutes les mesures précédemment mentionnées ont été calculées pour chaque valeur de σ et f .

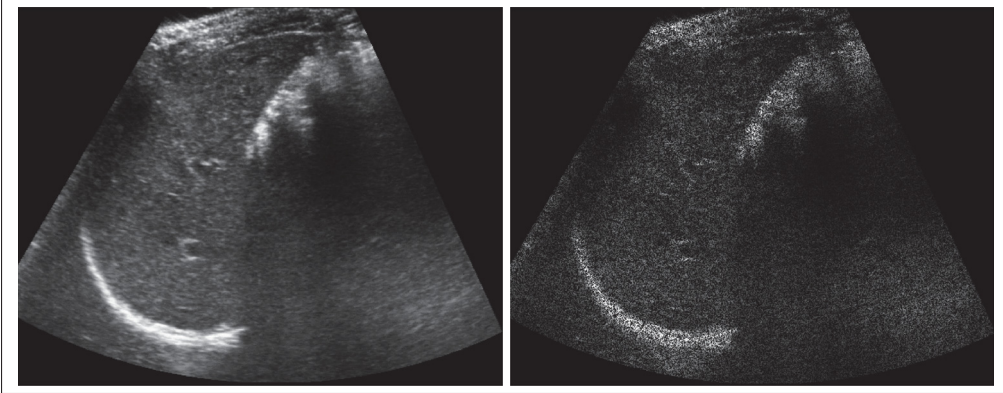


Figure 5.12 Image originale sans speckle (à gauche) et avec du speckle : $\sigma = 0.5$ (à droite)

5.3.5.3 Données CRME

Cette base de données a été acquise au Centre de réadaptation Marie Enfant (CRME) du CHU Sainte-Justine, Montréal par un physiothérapeute expérimenté en échographie. Elle comprend 12 séquences échographiques du mouvement du diaphragme pendant la respiration libre d'une adolescente atteinte de scoliose idiopathique adolescente. La patiente était en position assise. En

plus des séquences échographiques, le mode-M sélectionné par le physiothérapeute a également été enregistré afin d'évaluer la fonction respiratoire.

La méthode proposée a été appliquée en positionnant la grille sur la zone du diaphragme et en ajustant manuellement le seuil pour \hat{H} . \tilde{S} a ensuite été localisé sur le diaphragme et le point médian pour les points composant la grille correspondante a été calculé.

Le mode-M, enregistré simultanément avec la vidéo, a été utilisé pour localiser manuellement la coordonnée y du diaphragme au cours du temps. Cette dernière a été utilisée comme référence et comparée à la coordonnée y du point médian (Figure 5.13).

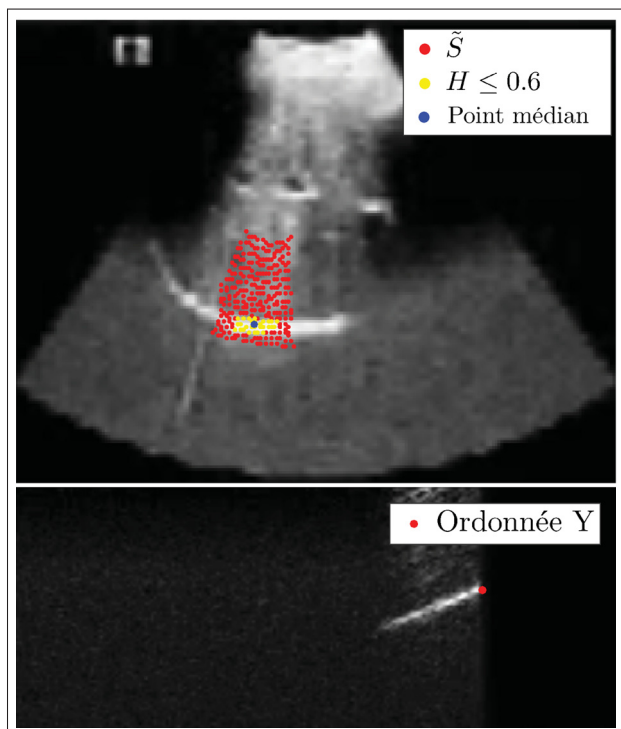


Figure 5.13 Echographie de diaphragme avec le point médian après seuillage (en haut). Mode-M correspondant avec la coordonnée y actuelle de la position du diaphragme (en bas)

Pour évaluer l'exactitude de la méthode proposée, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) a été calculée entre les coordonnées y respectives du diaphragme en utilisant le point médian obtenu à

partir de H après seuillage et l'ordonnée tirée du mode-M. De plus, le coefficient de corrélation de Pearson (R) entre leurs variations respectives dans le temps a été calculé pour évaluer la façon dont la méthode proposée rend compte du mouvement respiratoire.

5.4 Résultats

La méthode proposée a été appliquée aux trois jeux de données : échocardiographies simulées, données CLUST et données CRME.

5.4.1 Echocardiographies simulées

La méthode proposée a été appliquée aux échocardiographies simulées dans les plans YZ , ZX et XY . Les Figures 5.14 et 5.15 montrent un exemple de segmentation pour chacun de ces trois plans dans le cas d'un coeur sain et d'un coeur pathologique. De façon générale, le contour segmenté automatiquement est cohérent en terme d'intensité des pixels et délimite bien le VG.

Par contre, ce dernier correspond plus ou moins bien au contour du maillage de la vérité terrain. La raison principale qui explique cette différence est que le maillage a été utilisé pour simuler l'échocardiographie. Cependant, un expert se base plutôt sur la différence visuelle de contraste pour délimiter le bord du VG. Le contour du maillage ne se trouve pas nécessairement là où le contraste est le plus prononcé pour les bords du VG. La méthode proposée adopte une approche similaire à la segmentation manuelle d'un expert dans le sens où elle localise les bords à partir des zones pour lesquelles la variation de contraste est la plus prononcée.

Une autre raison est que le bord supérieur du VG est peu visible dans les plans YZ et ZX , ce qui se traduit par une faible présence des variations d'intensité dans la partie supérieure du VG en comparaison avec les autres bords. Il en résulte que la méthode proposée a tendance à ignorer la partie supérieure et le contour supérieur se trouve alors être décalé vers le bas.

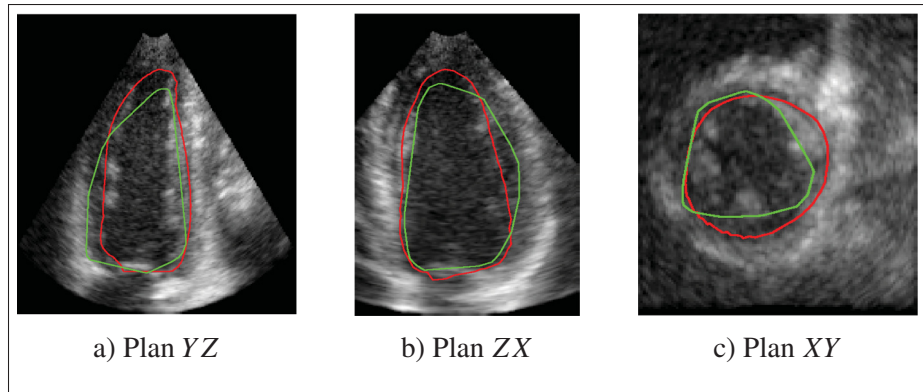


Figure 5.14 Segmentation de VG dans les trois plans avec la méthode proposée (vert) et le maillage de la vérité terrain (rouge) pour le cas *Normal*

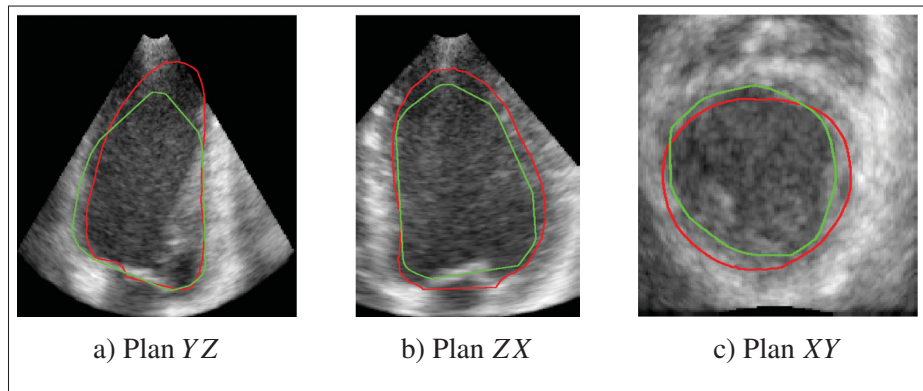


Figure 5.15 Segmentation de VG dans les trois plans avec la méthode proposée (vert) et le maillage de la vérité terrain (rouge) pour le cas *Lbbb*

Les Tableaux 5.1, 5.2, et 5.3 présentent les performances de la segmentation du VG avec la méthode proposée. Le coefficient de Dice est légèrement plus bas pour le plan YZ ($CD = 0.84$) en comparaison avec les plans ZX ($CD = 0.85$) et XY ($CD = 0.85$). De plus, la distance de Hausdorff est plus élevée pour le plan YZ ($DH = 14.42$ mm) que pour les plans ZX ($CD = 10.16$ mm) et XY ($CD = 7.34$ mm). Cette différence de performance s'explique par les deux raisons précédemment mentionnées. Le plan XY présente les meilleurs résultats, mais cela est dû au fait que l'amplitude du mouvement est plus faible dans ce plan. L'erreur entre la

segmentation avec la méthode proposée et le maillage de la vérité terrain est par conséquent plus faible.

En ce qui concerne le coefficient de corrélation R pour l'aire du VG segmenté entre la méthode proposée et le maillage de la vérité terrain, la tendance inverse est observée. Le plan YZ donne les meilleurs résultats ($R = 0.95$) suivi de près par le plan ZX ($R = 0.93$), tandis que la corrélation diminue de façon notable pour le plan XY ($R = 0.86$). Il est important de noter que le plan XY présente une résolution inférieure aux deux autres plans avec un contraste plus faible des bords, ce qui explique cette baisse de performance.

Tableau 5.1 Performance de la segmentation de VG dans le plan YZ

Cas		R	CD	J	DH (mm)
Sain	<i>Normal</i>	0.96	0.83	0.71	12.32
Ischémique	<i>LADdist</i>	0.98	0.82	0.69	12.35
	<i>LADprox</i>	0.96	0.82	0.70	13.18
	<i>LCX</i>	0.95	0.84	0.72	12.30
	<i>RCA</i>	0.84	0.85	0.73	12.47
VGD	<i>LBBB</i>	0.94	0.85	0.75	18.19
	<i>LBBBsmall</i>	0.97	0.84	0.73	17.24
	<i>Sync</i>	0.97	0.84	0.72	17.31
<i>Tous</i>		0.95 ± 0.04	0.84 ± 0.01	0.72 ± 0.02	14.42 ± 2.65

Tableau 5.2 Performance de la segmentation de VG dans le plan ZX

Cas		R	CD	J	DH (mm)
Sain	<i>Normal</i>	0.97	0.83	0.71	11.34
Ischémique	<i>LADdist</i>	0.95	0.81	0.69	11.80
	<i>LADprox</i>	0.88	0.82	0.70	9.33
	<i>LCX</i>	0.90	0.86	0.75	9.57
	<i>RCA</i>	0.97	0.84	0.73	10.07
VGD	<i>LBBB</i>	0.84	0.88	0.79	9.45
	<i>LBBBsmall</i>	0.96	0.89	0.80	9.64
	<i>Sync</i>	0.95	0.89	0.80	10.10
<i>Tous</i>		0.93 ± 0.05	0.85 ± 0.03	0.75 ± 0.05	10.16 ± 0.92

Ces résultats laissent penser que dans le contexte de l'analyse de la déformation des tissus, la segmentation précise des bords du VG n'est pas nécessairement requise. Ce qui importe, c'est de faire une segmentation robuste pour pouvoir rendre compte de la déformation de façon

Tableau 5.3 Performance de la segmentation de VG dans le plan XY

Cas		R	CD	J	DH (mm)
Sain	<i>Normal</i>	0.82	0.85	0.74	5.95
Ischémique	<i>LADdist</i>	0.86	0.82	0.69	6.47
	<i>LADprox</i>	0.63	0.84	0.72	6.61
	<i>LCX</i>	0.86	0.82	0.69	6.47
	<i>RCA</i>	0.85	0.80	0.68	8.61
VGD	<i>LBBB</i>	0.94	0.85	0.74	7.78
	<i>LBBBsmall</i>	0.97	0.84	0.73	8.35
	<i>Sync</i>	0.95	0.84	0.72	8.51
<i>Tous</i>		0.86 ± 0.11	0.85 ± 0.05	0.71 ± 0.02	7.34 ± 1.08

consistante. Cela est possible parce que la méthode proposée évalue la distribution spatiale de la variation des intensités à la fois de façon globale et locale. Ainsi, les bords assimilés à des zones ayant une forte variation de contraste sont repérés de manière systématique.

À l'inverse, la segmentation précise des bords est importante dans le cas d'approches reposant sur le suivi de repères spécifiques dans le temps. Ces approches sont locales et leur performance dépend fortement de l'exactitude de la localisation de ces repères, ce qui diminue leur robustesse.

5.4.2 Données CLUST

La méthode proposée a été appliquée aux données CLUST pour le mouvement respiratoire du diaphragme. Les figures 5.16 et 5.17 montrent les résultats obtenus pour une vidéo (Seq06) lorsque du speckle ($\sigma = 0.5$) est ajouté. L'AAOF a tendance à être trop sensible lorsque l'amplitude du mouvement respiratoire est à sa valeur maximale. De plus, l'AAOF dérive dans le temps en présence d'un fort bruit de speckle ($\sigma = 0.5$).

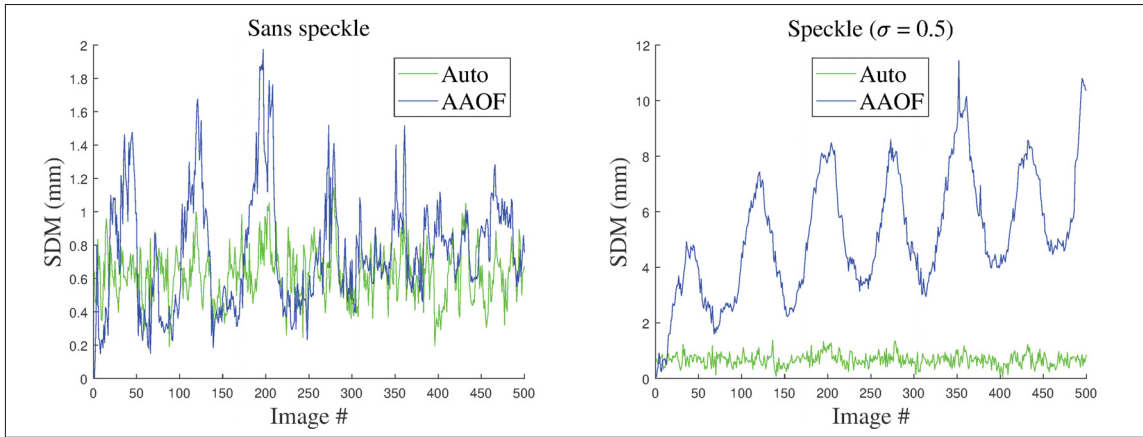


Figure 5.16 SDM pour la vidéo originale sans speckle (à gauche) et avec du speckle (à droite)

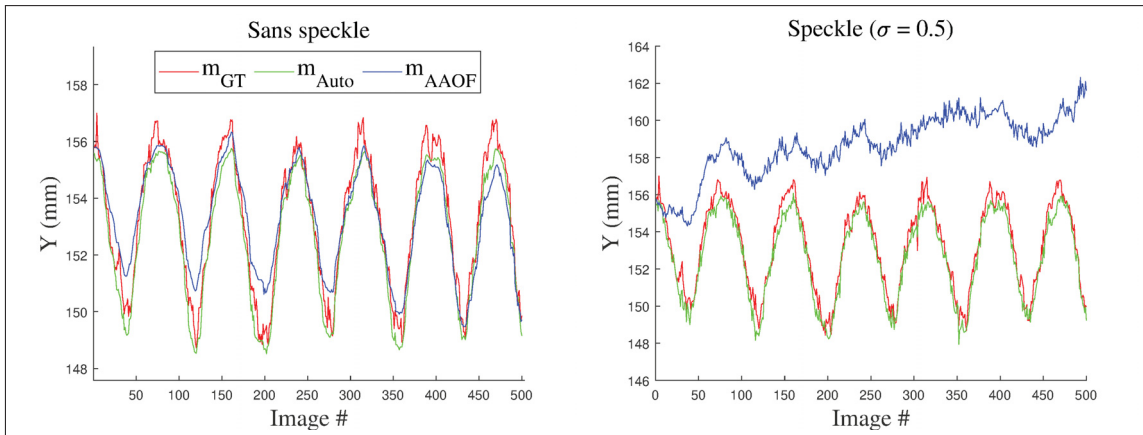


Figure 5.17 Mouvement global du diaphragme pour la vidéo d'origine sans speckle (à gauche) et avec du speckle (à droite)

Le Tableau 5.4 montre la performance obtenue sur les données CLUST pour un niveau de speckle croissant. La méthode proposée est très robuste au bruit avec une augmentation pour SDM_{Auto} de 0.14 mm pour le pire cas avec speckle ($\sigma = 0.5$). En revanche, les performances de l'AAOF se dégradent avec une augmentation de SDM_{AAOF} de 3,29 mm pour le pire cas ($\sigma = 0.5$). Ceci est dû au fait que l'augmentation de l'amplitude du bruit entraîne des discontinuités d'intensité, ce qui empêche AAOF de suivre correctement les points de repère initiaux situés sur le diaphragme. De plus, le mouvement global du diaphragme reste fortement corrélé avec la courbe GT pour la

méthode proposée avec comme pire cas $R_{Auto} = 0.93$ ($\sigma = 0.5$), alors que la corrélation diminue pour AAOF avec comme pire cas $R_{AAOF} = 0.49$ ($\sigma = 0.5$).

Tableau 5.4 Performance sur les données CLUST avec des niveaux croissants de speckle

Speckle (σ)	$SDM_{Auto}(mm)$	$SDM_{AAOF}(mm)$	R_{Auto}	R_{AAOF}
0	1.10 ± 0.54	1.87 ± 1.14	0.97 ± 0.03	0.91 ± 0.08
0.1	1.13 ± 0.54	3.78 ± 2.06	0.96 ± 0.03	0.72 ± 0.16
0.2	1.15 ± 0.53	4.24 ± 1.45	0.96 ± 0.04	0.68 ± 0.19
0.3	1.19 ± 0.53	6.25 ± 2.46	0.94 ± 0.05	0.47 ± 0.23
0.4	1.22 ± 0.52	5.00 ± 1.99	0.93 ± 0.07	0.44 ± 0.29
0.5	1.24 ± 0.53	5.16 ± 1.67	0.93 ± 0.06	0.49 ± 0.25

Le tableau 5.5 montre la performance obtenue sur les données de diaphragme pour un facteur de sous-échantillonnage temporel croissant. La méthode proposée est à peine affectée lorsqu'un facteur de sous-échantillonnage est appliqué avec une augmentation pour SDM_{Auto} de 0.02 mm, alors que AAOF présente une baisse de l'exactitude avec une augmentation pour SDM_{Auto} de 1.51 mm pour le pire cas ($f = 6$). Cela n'est pas surprenant car AAOF suit les points de repère d'une image à l'autre. Lorsque le facteur de sous-échantillonnage augmente, les mouvements du point de repère entre deux images consécutives deviennent plus importants. Par conséquent, le suivi devient de plus en plus difficile à mesure que la distance entre deux positions de repères consécutives augmente. De plus, la corrélation du mouvement global du diaphragme entre la méthode proposée et la courbe GT reste la même quel que soit le facteur de sous-échantillonnage ($R_{Auto} = 0.97$), alors qu'il y a une diminution modérée pour AAOF avec $R_{AAOF} = 0.73$ pour le pire cas ($f = 6$).

Tableau 5.5 Performance sur les données du foie avec un facteur de sous-échantillonnage croissant f

f	$SDM_{Auto}(mm)$	$SDM_{AAOF}(mm)$	R_{Auto}	R_{AAOF}
1	1.10 ± 0.54	1.87 ± 1.14	0.97 ± 0.03	0.91 ± 0.08
2	1.10 ± 0.54	1.81 ± 1.53	0.97 ± 0.02	0.86 ± 0.17
3	1.10 ± 0.53	1.59 ± 0.95	0.97 ± 0.02	0.91 ± 0.09
4	1.10 ± 0.54	1.95 ± 1.13	0.97 ± 0.03	0.86 ± 0.19
5	1.12 ± 0.55	2.90 ± 2.09	0.97 ± 0.03	0.86 ± 0.12
6	1.12 ± 0.52	3.38 ± 2.07	0.97 ± 0.03	0.73 ± 0.21

5.4.3 Données CRME

La méthode proposée a été appliquée aux données CRME également pour le mouvement respiratoire du diaphragme. La Figure 5.18 montre que le mouvement du diaphragme selon l'axe Y estimée par la méthode proposée est très semblable au mouvement obtenu avec le mode-M.

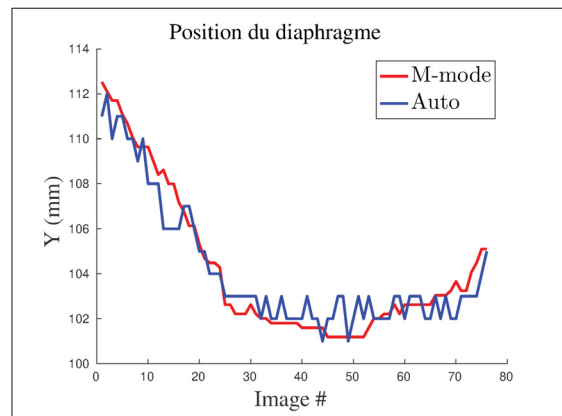


Figure 5.18 Coordonnée Y du diaphragme avec la méthode proposée et sur le mode-M pour la vidéo 04

Le tableau 5.6 montre la performance de la segmentation sur les données de diaphragme. La méthode proposée suit le diaphragme pendant la respiration avec une $RMSE = 1,22$ mm. De plus, le mouvement est fortement corrélé avec la courbe de référence obtenue à partir du mode-M au cours du temps ($R = 0,92$).

Cet ensemble de données a été considéré comme difficile à interpréter par le physiothérapeute car il n'était pas évident de maintenir un contact complet de la sonde avec la peau pendant tout le mouvement respiratoire. Cela est plus susceptible de se produire dans le contexte d'un patient atteint de scoliose en raison de la déformation de la colonne vertébrale. En conséquence, certaines parties du diaphragme n'étaient visibles que sur certaines images et le contraste était très variable. L'intensité des pixels du diaphragme était plus lumineuse sur certaines images, alors qu'elle était plus faible sur d'autres images. Par ailleurs, l'AAOF ne permet pas d'obtenir de résultats utilisables en raison de la visibilité très variable du diaphragme.

Tableau 5.6 Performance de la segmentation sur les données du diaphragme

Video	<i>RMSE(mm)</i>	<i>R</i>
<i>01</i>	0.67	0.87
<i>02</i>	0.65	0.90
<i>03</i>	0.71	0.89
<i>04</i>	1.17	0.96
<i>05</i>	0.67	0.90
<i>06</i>	0.92	0.92
<i>07</i>	1.47	0.90
<i>08</i>	1.04	0.94
<i>09</i>	1.62	0.92
<i>10</i>	1.69	0.97
<i>11</i>	1.23	0.94
<i>12</i>	2.66	0.97
<i>Total</i>	1.22 ± 0.58	0.92 ± 0.03

5.5 Conclusion

La méthode proposée pour l'analyse locale de la déformation des tissus est une généralisation dense et locale en 2D de l'indice présenté dans le Chapitre 4. Pour ce faire, les sommes des intensités des pixels des lignes et des colonnes sont considérées tout en s'inspirant de la méthode du comptage de boîtes typiquement utilisée pour estimer la dimension fractale. Cela permet d'obtenir un maillage qui se déforme de la même façon que le tissu d'intérêt.

Les résultats obtenus sur les échocardiographies simulées indiquent qu'il est possible de segmenter le VG de façon reproductible en localisant les bords comme les zones ayant un contraste plus prononcé en comparaison avec le reste de l'image. La validation à partir du maillage de la vérité terrain utilisé pour simuler l'échocardiographie est cependant limitée en raison du fait que les bords ne sont pas nécessairement situés dans les zones présentant un fort contraste dans ce cas.

Par ailleurs, la méthode proposée suit avec exactitude le diaphragme dans le temps avec une $SDM = 1.10$ mm sur les données CLUST et une $RMSE = 1.22$ mm sur les données du CRME.

Elle s'avère très robuste au bruit avec une $SDM = 1.17$ mm alors qu'une méthode de pointe comme AAOF a tendance à dériver de plus en plus au cours du temps lorsque le niveau de bruit augmente ($SDM = 4.38$ mm). Cette robustesse repose sur le fait qu'il n'y a pas de suivi de points de repère dans le temps comme pour AAOF, mais une estimation de la distribution de la variation du contraste sur une base fractale, image par image. Par conséquent, l'impact négatif causé par un faible rapport signal à bruit, un faible contraste et des bordures floues est atténué dans une large mesure. Cela est particulièrement observable sur les données du CRME qui sont plus sujettes à la variation de contraste ou même à la disparition d'une partie du diaphragme lors du mouvement respiratoire dans le contexte de la scoliose. La méthode proposée semble être une alternative prometteuse pour étudier la fonction respiratoire des patients atteints de scoliose sans avoir à extraire manuellement la position du diaphragme à partir d'un signal M-mode.

CHAPITRE 6

DISCUSSION

Dans le cadre de cette thèse, l'objectif principal était la modélisation de l'information contenue dans une image (analyse statique) et une séquence d'images (analyse dynamique) en échographie. La question de recherche était : comment modéliser la connaissance *a priori* sans se baser uniquement sur l'intensité des pixels qui est si variable d'une image à l'autre ?

Cette thèse apporte une nouvelle réponse à cette question en proposant une approche basée sur la modélisation robuste de la texture et de la déformation de structures anatomiques par projections iconiques dans des images échographiques. Les projections iconiques sont calculées à partir des projections horizontale et verticale des intensités des pixels. Le pari de cette thèse était de modéliser directement l'information contenue dans les échographies avec des attributs relatifs sans avoir à définir d'attributs absolus au préalable. L'originalité de cette approche repose sur les projections iconiques qui permettent d'extraire des attributs relatifs à partir des variations d'intensité pertinentes au sens statistique. En effet, seules les variations d'intensité les plus significatives de l'image sont visibles sur les projections.

6.1 Nouveau paradigme

Au-delà de l'aspect technique de l'approche proposée, il convient de réaliser que le paradigme sur lequel cette approche repose diffère des approches existantes. En effet, la façon naturelle de percevoir une image repose principalement sur les variations de contraste. L'œil se base sur l'intensité des pixels pour identifier des structures d'intérêt jugées pertinentes en fonction de la connaissance *a priori* de l'observateur. Par exemple, si une image comporte un fond noir avec un cercle blanc, l'attention sera portée par défaut sur le cercle blanc (Figure 6.1). Cela présuppose que l'information du cercle blanc est jugée plus pertinente que le fond noir pour interpréter l'image. Les méthodes qui reposent sur un seuillage de l'intensité des pixels reproduisent ce phénomène en segmentant le cercle blanc.

Maintenant, si un filtre gaussien est appliqué et que du bruit gaussien est ajouté à cette image, l'oeil n'aura à nouveau aucun mal à se focaliser sur le cercle blanc. Il sera cependant plus difficile de définir une valeur de seuillage pour segmenter le cercle. Cela décrit le cas des attributs absolus qui ont l'avantage d'être facilement visibles à l'oeil nu et formalisables, mais l'inconvénient d'être peu robustes aux variations d'intensité.

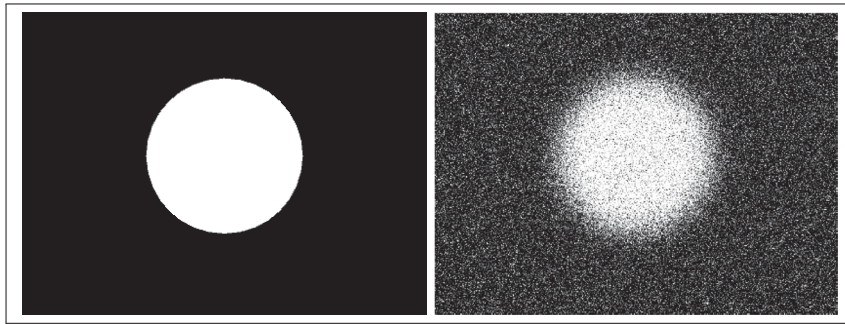


Figure 6.1 Illustration du paradigme : un cercle blanc sur un fond noir avec un contour net (à gauche) et avec un contour bruité (à droite)

Cependant, si le cercle est considéré à partir de la variation de contraste entre la couleur du fond et du cercle, un attribut relatif basé sur l'échelle de cette variation peut être défini. Dans ce cas, l'attention est portée sur l'ensemble de l'image et pas seulement sur la structure jugée pertinente (le cercle). En fait, c'est exactement ce que l'oeil fait automatiquement dans ce cas pour identifier le cercle (il suffit d'observer le mouvement des yeux tout en regardant l'image pour se convaincre de cela). Il n'y a pas de contour net, mais la variation d'intensité du cercle relativement à l'ensemble de l'image permet tout de même de localiser sa position. Cela décrit le cas des attributs relatifs qui sont relativement visibles à l'oeil nu et plus difficiles à définir de façon formelle, mais qui sont très robustes aux variations d'intensité. Dans ce paradigme, il n'y a donc pas d'*a priori* sur l'information qui est pertinente ou pas. C'est l'ensemble de l'image qui est considéré sans exception.

L'approche proposée dans cette thèse s'inscrit dans ce deuxième paradigme. Ainsi, l'information pertinente *a priori* est paradoxalement modélisée sans *a priori*, ce qui permet de s'affranchir de la limite inhérente à une définition basée uniquement sur l'intensité des pixels. Cette approche

a donné lieu au développement de trois méthodes robustes pour modéliser le contenu des échographies.

6.2 Extraction de vertèbres

La plupart des méthodes de segmentation des repères vertébraux sur des échographies reposent sur des seuils ajustés empiriquement (Li *et al.*, 2012; Ungi *et al.*, 2014; Chen *et al.*, 2016; Yan *et al.*, 2011; Zhou *et al.*, 2017). Ces méthodes donnent les meilleurs résultats lorsque le contraste est homogène au sein d'une même image ainsi qu'entre différentes images. Cependant, l'acquisition d'échographies satisfaisant à ces conditions est difficile. Par définition, un seuil est un critère utilisé pour trouver la frontière entre deux classes afin de les séparer.

Une des principales contributions de la méthode d'extraction de repères vertébraux proposée est de définir le concept de frontière d'une façon différente. Les projections redressées sont utilisées comme un moyen d'évaluer les variations relatives d'intensité autour d'une valeur moyenne le long des directions horizontale et verticale. C'est le passage par cette valeur moyenne qui est utilisé pour définir une frontière au lieu d'un seuil d'intensité. De cette façon, même si aucune frontière n'est clairement visible à cause d'un contraste non homogène, il est toujours possible de définir une frontière moyenne.

De façon similaire, Hellier, Coupé, Morandi & Collins (2010) ont défini la frontière comme une rupture de signal le long d'une ligne de balayage suivie par un affaiblissement du signal. Un critère d'entropie symétrique locale a été défini pour rendre compte de la rupture du signal et les passages par zéro du gradient correspondant ont été considérés comme des candidats potentiels pour la détection de l'ombre. Un modèle de bruit et des schémas de régularisation géométrique simples ont ensuite été appliqués pour identifier les bons candidats. Contrairement à Hellier *et al.* (2010), l'approche proposée ne repose pas sur des modèles statistiques prédéterminés. Les projections redressées permettent d'extraire directement des attributs robustes car calculés à partir d'une accumulation des intensités de l'image. Ainsi, les tendances majeures en termes de variations d'intensité sont extraites (les variations avec la plus grande amplitude). Cela garantit

que les passages par zéro sur les projections redressées correspondent aux principales frontières de l'image.

Une autre contribution est l'intégration de connaissances *a priori* sur les vertèbres (anatomie et symétrie) d'une manière formelle. Ainsi, le processus épineux est censé se trouver au milieu de son ombre et au-dessus des deux lames, ce qui donne une forme caractéristique en W. Bien qu'il soit possible d'obtenir certains repères manuellement en se basant sur des connaissances anatomiques *a priori*, il est beaucoup plus difficile de le faire de manière reproductible. En effet, plusieurs points peuvent satisfaire ces contraintes anatomiques et il n'y a aucune garantie qu'un point spécifique soit systématiquement choisi comme repère par l'observateur. La connaissance *a priori* ne suffit pas : il faut définir des contraintes supplémentaires sur les repères.

Dans la méthode proposée, la forme en W est segmentée en plusieurs parties sur la projection horizontale redressée (chaque partie correspondant à une zone de repère) en se basant sur le concept de *frontière moyenne*. En outre, les frontières os/ombre, qui peuvent être plus ou moins visibles selon l'image, sont considérées comme des frontières moyennes sur la projection verticale redressée. Par conséquent, les connaissances *a priori* sont exprimées en termes de frontière moyenne de telle sorte que les repères sont extraits avec un algorithme entièrement reproductible (un seul point possible pour chaque repère).

6.2.1 Limitations

La validation de la méthode proposée a été effectuée sur deux ensembles de données différents. Les résultats pour PC ont été comparés à un étalon-or basé sur des données CT. En revanche, les résultats pour HH ont été comparés à un étalon-argent généré à partir de repères manuellement localisés par des observateurs sur des échographies. Dans ce dernier cas, les données 6C2 ont donné de meilleurs résultats que les données 14L5. Des qualités de contraste variables conduisent à des performances variables et un protocole d'acquisition rigoureux doit être défini pour assurer la qualité de contraste et les meilleurs résultats possibles.

Par ailleurs, les projections iconiques horizontale et verticale donnent les meilleures performances lorsque la vertèbre est alignée avec l'axe horizontal. Des expériences supplémentaires ont montré que lorsque la vertèbre subit une rotation de plus de 5° , la performance diminue au fur et à mesure que l'angle de rotation de la vertèbre augmente. Cependant, la sonde est généralement positionnée de telle sorte que la vertèbre soit alignée avec l'axe horizontal dans le contexte clinique.

Enfin, une validation supplémentaire de la méthode est nécessaire pour les patients atteints de scoliose. D'une part, l'apparence et le contraste des vertèbres pourraient être différents des vertèbres saines. D'autre part, des données radiographiques seraient disponibles et utilisées comme étalon-or pour la validation.

6.2.2 Applications potentielles

L'extraction de repères vertébraux fiables est cruciale dans de nombreuses applications. Une étape courante de la navigation chirurgicale de la colonne vertébrale consiste à établir des paires de repères correspondants sur des images pré-opératoires et intra-opératoires. Cette procédure prend du temps (10 à 15 minutes par vertèbre selon Yan *et al.* (2011); Arand, Hartwig, Kinzl & Gebhard (2002)) et est sujette à la variabilité introduite par l'opérateur. L'identification automatique des points de repère sur l'US intra-opératoire permettrait de diminuer la difficulté et la durée de la procédure de navigation. De plus, dans le cadre d'une chirurgie vertébrale minimalement invasive, l'approche proposée serait utile pour localiser les repères vertébraux qui pourraient être utilisés pour le recalage.

Dans le contexte de la scoliose, l'extraction automatique du processus épineux et des lames combinée à la polyvalence de l'échographie 3D à main levée, offre un moyen sans radiation de calculer la position et l'orientation des vertèbres en 3D afin d'estimer l'angle de Cobb (Zheng *et al.*, 2018). La méthode proposée a le potentiel de permettre l'estimation de l'angle de Cobb de manière plus reproductible que les méthodes existantes nécessitant une identification manuelle ou semi-automatique des repères. Bien que les repères puissent être manuellement localisés

plus près des surfaces osseuses visibles, le plus important pour estimer l'orientation de la vertèbre est d'identifier des repères uniques sur une base cohérente, ce qui peut être accompli en appliquant le concept de *frontière moyenne* introduit ici. De plus, les approximations de l'angle de Cobb basées sur le processus épineux, telle que l'angle du processus épineux, devraient être privilégiées. En effet, l'identification du repère du processus épineux donne le meilleur résultat et est plus robuste aux variations de contraste que les repères des lames.

Enfin, la méthode a le potentiel d'être appliquée en temps réel en implémentant l'algorithme proposé avec une stratégie de calcul parallèle, ce qui bénéficierait aux deux applications susmentionnées. Les repères pourraient également être affichés en temps réel pour aider les cliniciens.

6.3 Indice de déformation des tissus

Un indice pour quantifier la déformation globale d'un tissu a été développé. Il représente un moyen prometteur d'évaluer la déformation des tissus sans corrélation. Puisqu'il n'est pas nécessaire de faire un suivi basé sur la corrélation, il est possible d'évaluer la déformation entre deux images même si elles sont fortement décorréliées (comme cela peut être le cas avec une grande déformation, lors d'un mouvement hors plan, ou bien en présence d'un niveau de bruit important), tant que la structure d'intérêt reste visible. Cependant, bien que l'indice ne repose pas sur des points de repère spécifiques, une ROI peut être nécessaire pour mieux extraire la déformation d'un tissu spécifique (par exemple, le VG en échocardiographie). D'autres expériences sont nécessaires pour optimiser la sélection de la ROI dans ce cas.

La validation montre que l'indice est corrélé avec l'amplitude de la déformation des tissus. Il permet donc d'obtenir une variation relative de la déformation, mais pas d'estimer directement l'amplitude de la déformation en pixels. Par ailleurs, l'indice global est plus approprié dans le cas où un tissu d'intérêt d'aspect relativement homogène occupe la majeure partie de l'image. Si plusieurs tissus sont visibles dans l'image, il est préférable de considérer une approche plus locale comme proposée dans la Section 6.4.

Dans le contexte de l'élastographie quasi-statique, l'indice proposé pourrait être utilisé pour évaluer la déformation globale de tissus ayant une rigidité relativement homogène, comme les muscles. En outre, il tient compte de la tendance générale de la déformation et a le potentiel d'extraire la périodicité du mouvement à partir d'une vidéo (McLeod *et al.*, 2017). Enfin, la méthode pourrait être généralisée à toute modalité d'imagerie permettant l'observation de la déformation des tissus.

6.4 Mesure locale de la déformation des tissus

Une méthode pour la mesure locale de la déformation des tissus en 2D a été proposée. Une caractéristique remarquable de cette méthode est que les points constituant le maillage sont pertinents au sens statistique pour rendre compte de la distribution de la variation des intensités dans l'image. De fait, il n'est pas nécessaire de définir manuellement des repères anatomiques dont la visibilité peut varier au cours de la déformation. En raison de cette robustesse, le maillage se déforme de façon progressive et présente peu de discontinuités spatiales durant la déformation sans avoir à faire le suivi de points particuliers.

Contrairement à l'indice, la méthode proposée a le potentiel d'estimer l'amplitude des déformations horizontale et verticale en pixels. Cependant, la performance de cette méthode repose sur le choix de plusieurs paramètres manuels : la résolution du maillage (r_h et r_v), la position de départ du maillage, le poids α permettant de choisir entre une estimation plus globale ou locale de la déformation, ainsi que le seuil sur \hat{H} . Il est plutôt facile de suivre un ensemble de points qui se déplace de façon relativement homogène dans l'image comme c'est le cas pour le diaphragme. Il est par contre plus difficile de modéliser la déformation plus complexe du VG en échocardiographie. Cela vient du fait qu'en présence du bord du VG, le maillage se comporte comme un nuage de particules magnétisées par l'intensité plus élevée des bords en comparaison avec l'intérieur du VG. Il en résulte que la déformation observée est qualitativement cohérente avec les variations d'intensité, mais reflète à la fois la déformation des bords et de l'intérieur du VG. Il n'est pas trivial d'extraire uniquement la déformation des bords en raison de l'aspect global de cette méthode. Ainsi, bien que les bords de VG segmentés soient cohérents pour

chaque image prise séparément, ils ne permettent pas d'obtenir la déformation 2D des bords du VG en pixels (Figure 6.2).

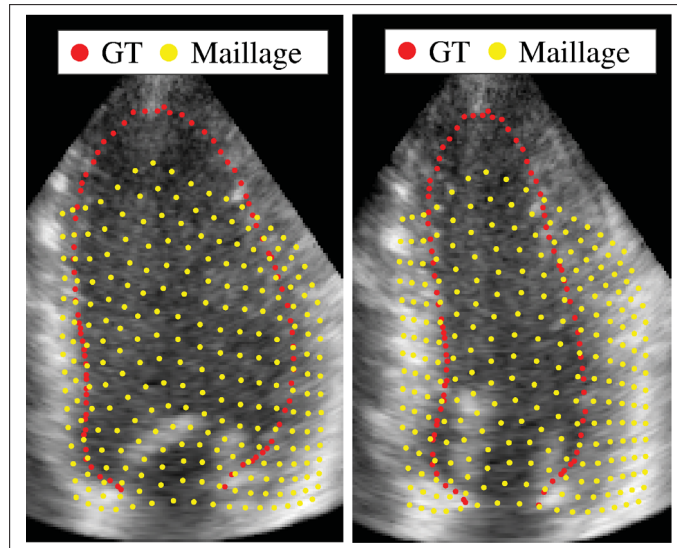


Figure 6.2 Exemple de maillage sur l'échocardiographie durant la dilatation (à gauche) et la contraction (à droite) du VG

Cette méthode a aussi bien le potentiel d'être utilisée pour segmenter des structures d'intérêt en fonction de leur aspect (texture), que de faire l'analyse de la déformation des tissus. Les applications ne se limitent pas seulement aux échographies qui sont particulièrement difficiles à analyser, mais s'étendent également à d'autres modalités d'imagerie médicale telles que les IRM ou les scan CT.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif de cette thèse était de développer des méthodes robustes en réponse aux défis rencontrés dans l'analyse des échographies, la difficulté principale étant la qualité faible et variable des images. Pour y parvenir, une approche basée sur l'extraction d'attributs par projections horizontale et verticale des images permettant l'analyse statique et dynamique des échographies a été mise en oeuvre. Trois objectifs ont été atteints dans le cadre de ce travail. Le premier objectif a consisté à développer une méthode d'extraction automatique des repères vertébraux de façon reproductible malgré un contraste variable de la vertèbre. Les projections horizontale et verticale des images ont été utilisées avec succès pour extraire trois repères anatomiques vertébraux en intégrant de la connaissance *a priori* sur la forme de la vertèbre. Le deuxième objectif s'attachait au développement d'un indice permettant de quantifier globalement la déformation des tissus sans avoir à localiser de repères anatomiques spécifiques au cours de la déformation. A nouveau, ce sont les projections horizontale et verticale des images qui ont été implémentées pour obtenir une description globale de la déformation des tissus d'intérêt. Enfin, le troisième objectif avait pour but de modéliser la déformation locale des tissus dans le temps toujours sans suivi de repères anatomiques. Il s'agit d'une généralisation de l'indice qui s'inspire de la dimension fractale pour obtenir un maillage de façon non supervisée qui décrit la déformation des tissus en 2D.

L'approche basée sur la modélisation robuste de la texture et de la déformation de structures anatomiques par projections iconiques dans des images échographiques présentée dans le cadre de cette thèse a été validée avec succès sur des échographies de vertèbres et des séquences d'échographies (élastographie quasi-statique sur de la viande crue, battements du coeur et mouvement respiratoire du diaphragme).

Recommandations

Dans cette section, des recommandations concernant l'analyse des échographies en général sont données avant de proposer des pistes d'exploration potentielles pour de futurs travaux.

A l'issue de ce travail de recherche, les recommandations suivantes sont proposées :

- La qualité faible et variable des échographies fait qu'il est difficile de définir *a priori* des attributs pertinents de façon reproductible. D'une part les approches classiques de vision par ordinateur requièrent la définition formelle de ces attributs. D'autre part, les approches par apprentissage profond sont capables de modéliser l'information avec un niveau d'abstraction élevé sans nécessairement avoir besoin de définir ces attributs de façon explicite. L'essor des approches par apprentissage profond des dernières années a eu tendance à éclipser les approches plus classiques de vision par ordinateur. Au vu des forces et des faiblesses respectives de ces deux types d'approches, il semble que leur combinaison soit la voie la plus prometteuse pour exploiter le plein potentiel de l'échographie. Ainsi, une approche classique pourrait être utilisée pour réaliser l'étiquetage de données qui seraient ensuite utilisées par un réseau de neurone lors de la phase d'entraînement.
- En comparaison avec les autres modalités d'imagerie médicale, les bases de données en échographie sont moins fréquentes et souvent de taille moindre. Il est pour cette raison courant de développer des méthodes d'analyse d'échographies en utilisant des données acquises sur un fantôme qui est souvent d'un réalisme variable. Cela présuppose que le fantôme modélise de façon pertinente le comportement observé pour des échographies acquises sur des sujets réels. Cela a pour effet de limiter le développement de nouvelles méthodes basées sur des attributs qui n'ont pas encore été explorés dans l'image. Par conséquent, il est préférable d'utiliser directement des données réelles. Cela est également vrai pour l'entraînement de réseaux de neurones par

apprentissage profond. Le réalisme des images a un impact considérable sur leur performance.

- Bien que la qualité des échographies soit variable, il est important d'essayer d'obtenir des images de la meilleure qualité possible. Pour y parvenir, le choix de la sonde ainsi que des paramètres de l'échographe doit être considéré avec soin. De plus, il est préférable de faire réaliser les acquisitions par une personne qualifiée en échographie. Pour acquérir des échographies avec succès, rigueur et intuition sont de mise. C'est d'ailleurs pour cette raison qu'il est difficile de définir un protocole d'acquisition reproductible.

Au regard des méthodes proposées, les résultats indiquent qu'une approche basée sur les projections iconiques horizontale et verticale est en général robuste. Par conséquent, l'application de ces méthodes ne se cantonnent pas aux échographies et peut s'appliquer à n'importe quel type d'image.

Pour l'extraction automatique des vertèbres, il serait intéressant de valider la méthode sur des données de patients scoliotiques dans le but de pouvoir mieux comprendre et modéliser l'évolution de la scoliose à des fins de prédiction. La méthode pourrait aussi être utilisée comme un critère de qualité des échographies de vertèbres. Par exemple, la qualité de l'échographie serait considérée comme bonne seulement si les trois repères vertébraux sont visibles sur l'image. Une fois la qualité des échographies évaluée automatiquement, il serait possible d'entraîner un réseau de neurones pour indiquer en temps réel à l'opérateur la qualité des images acquises et possiblement améliorer la qualité des images acquises.

En ce qui concerne l'indice et la méthode de déformation 2D des tissus, la validation a surtout porté sur la corrélation avec la déformation du tissu. Il serait intéressant d'explorer s'il est aussi possible d'obtenir la déformation globale, horizontale et verticale des tissus d'intérêt en pixels. Pour l'indice, la difficulté majeure est de trouver un moyen de calibrer l'indice de façon

à obtenir une correspondance entre la variation relative de ce dernier et la variation absolue de la déformation du tissu en unités de longueur (par exemple, en *mm*). Pour le maillage de la déformation en 2D, la difficulté réside dans la capacité à trouver le juste milieu entre les déformations globale et locale. Une application potentielle serait le développement de paramètres caractérisant la déformation de façon personnalisée pour chaque patient au lieu d'utiliser les mêmes paramètres fixes pour tout le monde. Un modèle qui se prêterait bien à ce contexte est le système masse-ressort. Enfin, il est possible d'envisager le même principe de maillage pour des signaux 1D et des volumes 3D, ce qui laisse place à beaucoup d'exploration.

BIBLIOGRAPHIE

- Abu-Ain, T., Sheikh Abdullah, S. N. H., Bataineh, B., Omar, K. & Abu-Ein, A. (2013). A novel baseline detection method of handwritten Arabic-script documents based on sub-words. *International Multi-Conference on Artificial Intelligence Technology*, pp. 67–77.
- Aigner, F., Mitterberger, M., Rehder, P., Pallwein, L., Junker, D., Horninger, W. & Frauscher, F. (2010). Status of transrectal ultrasound imaging of the prostate. *Journal of endourology*, 24(5), 685–691.
- Al-Kadi, O. S., Lu, A., Sinusas, A. J. & Duncan, J. S. (2018). Stochastic model-based left ventricle segmentation in 3D echocardiography using fractional Brownian motion. *International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart*, pp. 77–84.
- Alam, S. & Ophir, J. (1997). Reduction of signal decorrelation from mechanical compression of tissues by temporal stretching : Applications to elastography. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 23(1), 95–105.
- Albinsson, J., Brorsson, S., Ahlgren, Å. R. & Cinthio, M. (2014). Improved tracking performance of lagrangian block-matching methodologies using block expansion in the time domain : in silico, phantom and in vivo evaluations. *Ultrasound in medicine & biology*, 40(10), 2508–2520.
- Alessandrini, M., Heyde, B., Queirós, S., Cygan, S., Zontak, M., Somphone, O., Bernard, O., Sermesant, M., Delingette, H., Barbosa, D. et al. (2016). Detailed evaluation of five 3D speckle tracking algorithms using synthetic echocardiographic recordings. *IEEE transactions on medical imaging*, 35(8), 1915–1926.
- Arand, M., Hartwig, E., Kinzl, L. & Gebhard, F. (2002). Spinal navigation in tumor surgery of the thoracic spine : first clinical results. *Clinical Orthopaedics and Related Research*, 399, 211–218.
- Arzola, C., Davies, S., Rofaeel, A. & Carvalho, J. C. (2007). Ultrasound using the transverse approach to the lumbar spine provides reliable landmarks for labor epidurals. *Anesthesia & Analgesia*, 104(5), 1188–1192.
- Baka, N., Leenstra, S. & van Walsum, T. (2017). Ultrasound aided vertebral level localization for lumbar surgery. *IEEE transactions on medical imaging*, 36(10), 2138–2147.
- Banerjee, S., Ling, S. H., Lyu, J., Su, S. & Zheng, Y.-P. (2020). Automatic segmentation of 3d ultrasound spine curvature using convolutional neural network. *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, pp. 2039–2042.

- Barbone, P. E. & Gokhale, N. H. (2004). Elastic modulus imaging : on the uniqueness and nonuniqueness of the elastography inverse problem in two dimensions. *Inverse problems*, 20(1), 283.
- Baum, Z., Ungi, T., Lasso, A., Church, B., Schlenger, C. & Fichtinger, G. (2018). Visual aid for identifying vertebral landmarks in ultrasound. *Medical Imaging 2018 : Image-Guided Procedures, Robotic Interventions, and Modeling*, 10576, 105760Z.
- Berton, F., Cheriet, F., Miron, M.-C. & Laporte, C. (2016). Segmentation of the spinous process and its acoustic shadow in vertebral ultrasound images. *Computers in Biology and Medicine*, 72, 201–211.
- Bharadwaj, S. & Almekkawy, M. (2020). Motion estimation for ultrasound image sequences using deep learning. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 148(4), 2487–2487.
- Brendel, B., Winter, S., Rick, A., Stockheim, M. & Ermert, H. (2002). Registration of 3D CT and ultrasound datasets of the spine using bone structures. *Computer Aided Surgery*, 7(3), 146–155.
- Bushberg, J. T. & Boone, J. M. (2011). *The essential physics of medical imaging*. Lippincott Williams & Wilkins.
- Cameli, M., Mandoli, G. E., Sciacaluga, C. & Mondillo, S. (2019). More than 10 years of speckle tracking echocardiography : still a novel technique or a definite tool for clinical practice ? *Echocardiography*, 36(5), 958–970.
- Cespedes, I., Ophir, J., Ponnekanti, H. & Maklad, N. (1993). Elastography : elasticity imaging using ultrasound with application to muscle and breast in vivo. *Ultrasonic Imaging*, 15(2), 73–88.
- Chatelain, P., Krupa, A. & Navab, N. (2015). Optimization of ultrasound image quality via visual servoing. *2015 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, pp. 5997–6002.
- Chen, D.-R., Chang, R.-F., Chen, C.-J., Ho, M.-F., Kuo, S.-J., Chen, S.-T., Hung, S.-J. & Moon, W. K. (2005). Classification of breast ultrasound images using fractal feature. *Clinical imaging*, 29(4), 235–245.
- Chen, L., Treece, G. M., Lindop, J. E., Gee, A. H. & Prager, R. W. (2009). A quality-guided displacement tracking algorithm for ultrasonic elasticity imaging. *Medical Image Analysis*, 13(2), 286–296.

- Chen, W., Le, L. H. & Lou, E. H. (2016). Reliability of the axial vertebral rotation measurements of adolescent idiopathic scoliosis using the center of lamina method on ultrasound images : in vitro and in vivo study. *European Spine Journal*, 25(10), 3265–3273.
- Cleary, K. (2000). Final report of the technical requirements for image-guided spine procedures workshop. *Computer Aided Surgery*, 5(3), 180–215.
- Cobb, J. (1948). Outline for the study of scoliosis. *Instr Course Lect AAOS*, 5, 261–275.
- Cronin, N. J., Carty, C. P., Barrett, R. S. & Lichtwark, G. (2011). Automatic tracking of medial gastrocnemius fascicle length during human locomotion. *Journal of applied physiology*, 111(5), 1491–1496.
- Damerjian, V., Tankyevych, O., Souag, N. & Petit, E. (2014). Speckle characterization methods in ultrasound images—A review. *Irbm*, 35(4), 202–213.
- Dandel, M., Lehmkuhl, H., Knosalla, C., Suramelashvili, N. & Hetzer, R. (2009). Strain and strain rate imaging by echocardiography-basic concepts and clinical applicability. *Current cardiology reviews*, 5(2), 133–148.
- De Craene, M., Marchesseau, S., Heyde, B., Gao, H., Alessandrini, M., Bernard, O., Piella, G., Porras, A., Tautz, L., Hennemuth, A. et al. (2013). 3D strain assessment in ultrasound (strauss) : A synthetic comparison of five tracking methodologies. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 32(9), 1632–1646.
- De Luca, V., Tschannen, M., Székely, G. & Tanner, C. (2013). A learning-based approach for fast and robust vessel tracking in long ultrasound sequences. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 518–525.
- De Luca, V., Székely, G. & Tanner, C. (2015). Estimation of large-scale organ motion in B-mode ultrasound image sequences : a survey. *Ultrasound in medicine & biology*, 41(12), 3044–3062.
- Dietenbeck, T., Alessandrini, M., Barbosa, D., D’hooge, J., Friboulet, D. & Bernard, O. (2012). Detection of the whole myocardium in 2D-echocardiography for multiple orientations using a geometrically constrained level-set. *Medical image analysis*, 16(2), 386–401.
- Doyley, M. M. (2012). Model-based elastography : a survey of approaches to the inverse elasticity problem. *Physics in Medicine & Biology*, 57(3), R35.
- Drouin, S., Kochanowska, A., Kersten-Oertel, M., Gerard, I. J., Zelmann, R., De Nigris, D., Bériault, S., Arbel, T., Sirhan, D., Sadikot, A. F. et al. (2017). IBIS : an OR ready open-source platform for image-guided neurosurgery. *International Journal of Computer*

Assisted Radiology and Surgery, 12(3), 363–378.

Evans, A., Trimboli, R. M., Athanasiou, A., Balleyguier, C., Baltzer, P. A., Bick, U., Herrero, J. C., Clauser, P., Colin, C., Cornford, E. et al. (2018). Breast ultrasound : recommendations for information to women and referring physicians by the European Society of Breast Imaging. *Insights into imaging*, 9(4), 449–461.

Evansa, I., Logina, I., Vanags, I. & Borgeat, A. (2015). Ultrasound versus fluoroscopic-guided epidural steroid injections in patients with degenerative spinal diseases : a randomised study. *European Journal of Anaesthesiology (EJA)*, 32(4), 262–268.

Feng, X., Guo, X. & Huang, Q. (2017). Systematic evaluation on speckle suppression methods in examination of ultrasound breast images. *Applied Sciences*, 7(1), 37.

Fiz, J. A., Monte-Moreno, E., Andreo, F., Auteri, S. J., Sanz-Santos, J., Serra, P., Bonet, G., Castellà, E. & Manzano, J. R. (2014). Fractal dimension analysis of malignant and benign endobronchial ultrasound nodes. *BMC medical imaging*, 14(1), 1–6.

Gai, S., Zhang, B., Yang, C. & Yu, L. (2018). Speckle noise reduction in medical ultrasound image using monogenic wavelet and Laplace mixture distribution. *Digital Signal Processing*, 72, 192–207.

Gdynia, H.-J., Müller, H.-P., Ludolph, A., Königer, H. & Huber, R. (2009). Quantitative muscle ultrasound in neuromuscular disorders using the parameters ‘intensity’, ‘entropy’, and ‘fractal dimension’. *European journal of neurology*, 16(10), 1151–1158.

Gennisson, J.-L., Deffieux, T., Fink, M. & Tanter, M. (2013). Ultrasound elastography : principles and techniques. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 94(5), 487–495.

Geyer, H., Caracciolo, G., Abe, H., Wilansky, S., Carerj, S., Gentile, F., Nesser, H.-J., Khandheria, B., Narula, J. & Sengupta, P. P. (2010). Assessment of myocardial mechanics using speckle tracking echocardiography : fundamentals and clinical applications. *Journal of the American Society of Echocardiography*, 23(4), 351–369.

Gillett, J. G., Barrett, R. S. & Lichtwark, G. A. (2013). Reliability and accuracy of an automated tracking algorithm to measure controlled passive and active muscle fascicle length changes from ultrasound. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, 16(6), 678–687.

Golemati, S., Stoitsis, J. S., Gastounioti, A., Dimopoulos, A. C., Koropouli, V. & Nikita, K. S. (2012). Comparison of block matching and differential methods for motion analysis of the carotid artery wall from ultrasound images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 16(5), 852–858.

- Grau, T., Leipold, R. W., Conradi, R., Martin, E. & Motsch, J. (2002). Efficacy of ultrasound imaging in obstetric epidural anesthesia. *Journal of Clinical Anesthesia*, 14(3), 169–175.
- Gueziri, H.-E., Drouin, S., Yan, C. X. & Collins, D. L. (2019). Toward real-time rigid registration of intra-operative ultrasound with preoperative CT images for lumbar spinal fusion surgery. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 14(11), 1933–1943.
- Gupta, S., Chauhan, R. & Sexana, S. (2004). Wavelet-based statistical approach for speckle reduction in medical ultrasound images. *Medical and Biological Engineering and computing*, 42(2), 189–192.
- Hacihaliloglu, I. (2017). Ultrasound imaging and segmentation of bone surfaces : A review. *Technology*, 5(02), 74–80.
- Häme, Y., Gamarnik, V., Parker, K. M., Holmes, J. W. & Laine, A. F. (2012). Level set-based tracking of the endocardium without a shape prior from 3D ultrasound images. *2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp. 466–469.
- Hellier, P., Coupé, P., Morandi, X. & Collins, D. L. (2010). An automatic geometrical and statistical method to detect acoustic shadows in intraoperative ultrasound brain images. *Medical Image Analysis*, 14(2), 195–204.
- Herring, J. L., Dawant, B. M., Maurer, C., Muratore, D. M. & Galloway, R. L. (2002). Surface-based registration of CT images to physical space for image-guided surgery of the spine : a sensitivity study. *Biomedical Imaging, 2002. 5th IEEE EMBS International Summer School on*, pp. 10–pp.
- Heyde, B., Claus, P., Jasaityte, R., Barbosa, D., Bouchez, S., Vandenheuvell, M., Wouters, P., Maes, F. & D’hooge, J. (2012). Motion and deformation estimation of cardiac ultrasound sequences using an anatomical B-spline transformation model. *2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp. 266–269.
- Hodgson, R. J., O’Connor, P. J. & Grainger, A. J. (2012). Tendon and ligament imaging. *The British journal of radiology*, 85(1016), 1157–1172.
- Hoerig, C., Ghaboussi, J. & Insana, M. F. (2017). An information-based machine learning approach to elasticity imaging. *Biomechanics and modeling in mechanobiology*, 16(3), 805–822.
- Horn, B. K. & Schunck, B. G. (1981). Determining optical flow. *Artificial intelligence*, 17(1-3), 185–203.

- Huang, Z., Wang, L.-W., Leung, F. H., Banerjee, S., Yang, D., Lee, T., Lyu, J., Ling, S. H. & Zheng, Y.-P. (2020). Bone feature segmentation in ultrasound spine image with robustness to speckle and regular occlusion noise. *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 1566–1571.
- Ilg, E., Mayer, N., Saikia, T., Keuper, M., Dosovitskiy, A. & Brox, T. (2017). FlowNet 2.0 : Evolution of optical flow estimation with deep networks. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2462–2470.
- Islam, M. T., Tang, S., Liverani, C., Saha, S., Tasciotti, E. & Righetti, R. (2020). Non-invasive imaging of Young's modulus and Poisson's ratio in cancers in vivo. *Scientific reports*, 10(1), 1–12.
- Itoh, A., Ueno, E., Tohno, E., Kamma, H., Takahashi, H., Shiina, T., Yamakawa, M. & Matsumura, T. (2006). Breast disease : clinical application of US elastography for diagnosis. *Radiology*, 239(2), 341–350.
- Jacob, G., Noble, J. A., Behrenbruch, C., Kelion, A. D. & Banning, A. P. (2002). A shape-space-based approach to tracking myocardial borders and quantifying regional left-ventricular function applied in echocardiography. *IEEE transactions on medical imaging*, 21(3), 226–238.
- Jensen, J. A. (1996). Field : A program for simulating ultrasound systems. *10th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Imaging Published in Medical & Biological Engineering & Computing*, 34(Suppl. 1), Part 1 : 115–120.
- Jin, Z. & Yang, X. (2011). A variational model to remove the multiplicative noise in ultrasound images. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 39(1), 62–74.
- Kass, M., Witkin, A. & Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *International journal of computer vision*, 1(4), 321–331.
- Kerby, B., Rohling, R., Nair, V. & Abolmaesumi, P. (2008). Automatic identification of lumbar level with ultrasound. *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 2980–2983.
- Koo, T. K. & Kwok, W. E. (2016). Hierarchical CT to ultrasound registration of the lumbar spine : a comparison with other registration methods. *Annals of biomedical engineering*, 44(10), 2887–2900.
- Korstanje, J.-W. H., Selles, R. W., Stam, H. J., Hovius, S. E. & Bosch, J. G. (2010). Development and validation of ultrasound speckle tracking to quantify tendon displacement. *Journal of biomechanics*, 43(7), 1373–1379.

- Lamprecht, R., Scheible, F., Semmler, M. & Sutor, A. (2021). A Quasi-Static Quantitative Ultrasound Elastography Algorithm Using Optical Flow. *Sensors*, 21(9), 3010.
- Laporte, C. & Ménard, L. (2018). Multi-hypothesis tracking of the tongue surface in ultrasound video recordings of normal and impaired speech. *Medical image analysis*, 44, 98–114.
- Lee, W.-L., Chen, Y.-C., Chen, Y.-C. & Hsieh, K.-S. (2005). Unsupervised segmentation of ultrasonic liver images by multiresolution fractal feature vector. *Information Sciences*, 175(3), 177–199.
- Li, H., Guo, Y. & Lee, W. (2016). Systematic performance evaluation of a cross-correlation-based ultrasound strain imaging method. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 42(10), 2436–2456.
- Li, H., Bhatt, M., Qu, Z., Zhang, S., Hartel, M. C., Khademhosseini, A. & Cloutier, G. (2020). Deep Learning in Ultrasound Elastography Imaging. *arXiv preprint arXiv :2010.07360*.
- Li, M., Cheng, J., Ying, M., Ng, B., Zheng, Y., Lam, T., Wong, W. & Wong, M. (2012). Could clinical ultrasound improve the fitting of spinal orthosis for the patients with AIS? *European Spine Journal*, 21(10), 1926–1935.
- Li, Q., Zhang, H., Qi, S., Qiu, M., Chen, X., Chen, S. & Wang, T. (2013). Continuous detection of muscle aspect ratio using keypoint tracking in ultrasonography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(8), 2361–2369.
- Liang, T., Yung, L. & Yu, W. (2013). On feature motion decorrelation in ultrasound speckle tracking. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 32(2), 435–448.
- Liu, F., Liu, D., Tian, J., Xie, X., Yang, X. & Wang, K. (2020). Cascaded one-shot deformable convolutional neural networks : Developing a deep learning model for respiratory motion estimation in ultrasound sequences. *Medical Image Analysis*, 65, 101793.
- Liu, Y.-L., Liu, D., Xu, L., Su, C., Li, G.-Y., Qian, L.-X. & Cao, Y. (2018). In vivo and ex vivo elastic properties of brain tissues measured with ultrasound elastography. *Journal of the mechanical behavior of biomedical materials*, 83, 120–125.
- Lucas, B. D., Kanade, T. et al. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision.
- Luo, J. & Konofagou, E. (2010). A fast normalized cross-correlation calculation method for motion estimation. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 57(6), 1347–1357.

- McLeod, A., Capaldi, D., Baxter, J., Parraga, G., Luo, X. & Peters, T. (2017). Analysis of Periodicity in Video Sequences Through Dynamic Linear Modeling. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 386–393.
- Mele, D., Rizzo, P., Pollina, A. V., Fiorencis, A. & Ferrari, R. (2015). Cancer therapy-induced cardiotoxicity : role of ultrasound deformation imaging as an aid to early diagnosis. *Ultrasound in medicine & biology*, 41(3), 627–643.
- Meriem, D., Abdeldjalil, O., Hadj, B., Adrian, B. & Denis, K. (2010). Discrete wavelet for multifractal texture classification : Application to medical ultrasound imaging. *2010 IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 637–640.
- Morel, B., Moueddeb, S., Blondiaux, E., Richard, S., Bachy, M., Vialle, R. & Le Pointe, H. D. (2018). Dose, image quality and spine modeling assessment of biplanar EOS micro-dose radiographs for the follow-up of in-brace adolescent idiopathic scoliosis patients. *European Spine Journal*, 27(5), 1082–1088.
- Nascimento, J. C. & Marques, J. S. (2008). Robust shape tracking with multiple models in ultrasound images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(3), 392–406.
- Negishi, K., Negishi, T., Hare, J. L., Haluska, B. A., Plana, J. C. & Marwick, T. H. (2013). Independent and incremental value of deformation indices for prediction of trastuzumab-induced cardiotoxicity. *Journal of the American Society of Echocardiography*, 26(5), 493–498.
- Ophir, J., Céspedes, I., Ponnekanti, H., Yazdi, Y. & Li, X. (1991). Elastography : a quantitative method for imaging the elasticity of biological tissues. *Ultrasonic Imaging*, 13(2), 111–134.
- Oppersma, E., Hatam, N., Doorduyn, J., Van Der Hoeven, J. G., Marx, G., Goetzenich, A., Fritsch, S., Heunks, L. M. & Bruells, C. S. (2017). Functional assessment of the diaphragm by speckle tracking ultrasound during inspiratory loading. *Journal of applied physiology*, 123(5), 1063–1070.
- Ortiz, S. H. C., Chiu, T. & Fox, M. D. (2012). Ultrasound image enhancement : A review. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7(5), 419–428.
- Palhano Xavier de Fontes, F., Andrade Barroso, G., Coupé, P. & Hellier, P. (2011). Real time ultrasound image denoising. *Journal of real-time image processing*, 6(1), 15–22.
- Pena, J. L. B., da Silva, M. G., Alves Jr, J. M. S., Salemi, V. M. C., Mady, C., Baltabaeva, A. & Sutherland, G. R. (2010). Sequential changes of longitudinal and radial myocardial

- deformation indices in the healthy neonate heart. *Journal of the American Society of Echocardiography*, 23(3), 294–300.
- Perlas, A., Chaparro, L. E. & Chin, K. J. (2016). Lumbar neuraxial ultrasound for spinal and epidural anesthesia : a systematic review and meta-analysis. *Regional Anesthesia and Pain Medicine*, 41(2), 251–260.
- Petrusca, L., Cattin, P., De Luca, V., Preiswerk, F., Celicanin, Z., Auboiroux, V., Viallon, M., Arnold, P., Santini, F., Terraz, S. et al. (2013). Hybrid ultrasound/magnetic resonance simultaneous acquisition and image fusion for motion monitoring in the upper abdomen. *Investigative radiology*, 48(5), 333–340.
- Prada, G., Vieillard-Baron, A., Martin, A. K., Hernandez, A., Mookadam, F., Ramakrishna, H. & Diaz-Gomez, J. L. (2021). Tracheal, Lung, and Diaphragmatic Applications of M-Mode Ultrasonography in Anesthesiology and Critical Care. *Journal of cardiothoracic and vascular anesthesia*, 35(1), 310–322.
- Queirós, S., Morais, P., Barbosa, D., Fonseca, J. C., Vilaça, J. L. & D’hooge, J. (2018). MITT : medical image tracking toolbox. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(11), 2547–2557.
- Restori, M. & Sagoo, M. S. (2020). Ultrasound Examination in Intraocular Tumours. Dans *Intraocular Tumors* (pp. 63–69). Springer.
- Rizi, F. Y., Au, J., Yli-Ollila, H., Golemati, S., Makūnaitė, M., Orkisz, M., Navab, N., MacDonald, M., Laitinen, T. M., Behnam, H. et al. (2020). Carotid wall longitudinal motion in ultrasound imaging : An expert consensus review. *Ultrasound in Medicine & Biology*.
- Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T. (2015). U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation. *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, pp. 234–241.
- Samir, A. E., Dhyani, M., Vij, A., Bhan, A. K., Halpern, E. F., Méndez-Navarro, J., Corey, K. E. & Chung, R. T. (2015). Shear-wave elastography for the estimation of liver fibrosis in chronic liver disease : determining accuracy and ideal site for measurement. *Radiology*, 274(3), 888–896.
- Santana, P. V., Cardenas, L. Z., Albuquerque, A. L. P. d., Carvalho, C. R. R. d. & Caruso, P. (2020). Diaphragmatic ultrasound : a review of its methodological aspects and clinical uses. *Jornal Brasileiro de Pneumologia*, 46.
- Sarkar, N. & Chaudhuri, B. B. (1994). An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*,

24(1), 115–120.

- Schlotterbeck, H., Schaeffer, R., Dow, W., Touret, Y., Bailey, S. & Diemunsch, P. (2008). Ultrasonographic control of the puncture level for lumbar neuraxial block in obstetric anaesthesia. *British Journal of Anaesthesia*, 100(2), 230–234.
- Shi, H. & Varghese, T. (2007). Two-dimensional multi-level strain estimation for discontinuous tissue. *Physics in Medicine and Biology*, 52(2), 389.
- Sigrist, R. M., Liao, J., El Kaffas, A., Chammas, M. C. & Willmann, J. K. (2017). Ultrasound elastography : review of techniques and clinical applications. *Theranostics*, 7(5), 1303.
- Skinner, H., Kamaruddin, H. & Mathew, T. (2017). Tricuspid annular plane systolic excursion : comparing transthoracic to transesophageal echocardiography. *Journal of cardiothoracic and vascular anesthesia*, 31(2), 590–594.
- Smyl, D., Bossuyt, S. & Liu, D. (2019). OpenQSEI : A MATLAB package for quasi static elasticity imaging. *SoftwareX*, 9, 73–76.
- Tang, L. & Hamarneh, G. (2010). Graph-based tracking of the tongue contour in ultrasound sequences with adaptive temporal regularization. *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops*, pp. 154–161.
- Tat, J., Au, J. S., Keir, P. J. & MacDonald, M. J. (2017). Reduced common carotid artery longitudinal wall motion and intramural shear strain in individuals with elevated cardiovascular disease risk using speckle tracking. *Clinical physiology and functional imaging*, 37(2), 106–116.
- Tran, D. & Rohling, R. N. (2010). Automatic detection of lumbar anatomy in ultrasound images of human subjects. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 57(9), 2248–2256.
- Ungi, T., King, F., Kempston, M., Keri, Z., Lasso, A., Mousavi, P., Rudan, J., Borschneck, D. P. & Fichtinger, G. (2014). Spinal curvature measurement by tracked ultrasound snapshots. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 40(2), 447–454.
- Ungi, T., Greer, H., Sunderland, K. R., Wu, V., Baum, Z. M., Schlenger, C., Oetgen, M., Cleary, K., Aylward, S. R. & Fichtinger, G. (2020). Automatic spine ultrasound segmentation for scoliosis visualization and measurement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67(11), 3234–3241.
- Van Doesburg, M. H., Henderson, J., Yoshii, Y., Van Der Molen, A. B. M., Cha, S. S., An, K.-N. & Amadio, P. C. (2012). Median nerve deformation in differential finger motions : ultrasonographic comparison of carpal tunnel syndrome patients and healthy controls.

Journal of Orthopaedic Research, 30(4), 643–648.

- Vetrugno, L., Guadagnin, G. M., Barbariol, F., Langiano, N., Zangrillo, A. & Bove, T. (2019). Ultrasound imaging for diaphragm dysfunction : a narrative literature review. *Journal of cardiothoracic and vascular anesthesia*, 33(9), 2525–2536.
- Vezzani, R., Baltieri, D. & Cucchiara, R. (2010). HMM based action recognition with projection histogram features. *International Conference on Pattern Recognition*, pp. 286–293.
- Whittaker, J. L. & Stokes, M. (2011). Ultrasound imaging and muscle function. *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy*, 41(8), 572–580.
- Wikipédia. (2021a). Scoliose. Repéré le 2021-10-25 à <https://fr.wikipedia.org/wiki/Scoliose>.
- Wikipédia. (2021b). Transthoracic echocardiogram. Repéré le 2021-10-25 à https://en.wikipedia.org/wiki/Transthoracic_echocardiogram.
- Wikipédia. (2021c). Échocardiographie. Repéré le 2021-10-25 à <https://fr.wikipedia.org/wiki/Échocardiographie>.
- Wikipédia. (2021d). U-Net. Repéré le 2021-10-25 à <https://fr.wikipedia.org/wiki/U-Net>.
- Wikipédia. (2021e). Vertèbre. Repéré le 2021-10-25 à <https://fr.wikipedia.org/wiki/Vertèbre>.
- Winter, S., Brendel, B., Pechlivanis, I., Schmieder, K. & Igel, C. (2008). Registration of CT and intraoperative 3-D ultrasound images of the spine using evolutionary and gradient-based methods. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 12(3), 284–296.
- Wong, Y.-s., Lai, K. K.-l., Zheng, Y.-p., Wong, L. L.-n., Ng, B. K.-w., Hung, A. L.-h., Yip, B. H.-k., Chu, W. C.-w., Ng, A. W.-h., Qiu, Y. et al. (2019). Is Radiation-Free Ultrasound Accurate for Quantitative Assessment of Spinal Deformity in Idiopathic Scoliosis (IS) : A Detailed Analysis With EOS Radiography on 952 Patients. *Ultrasound in Medicine & Biology*.
- Yan, C. X., Goulet, B., Pelletier, J., Chen, S. J.-S., Tampieri, D. & Collins, D. L. (2011). Towards accurate, robust and practical ultrasound-CT registration of vertebrae for image-guided spine surgery. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 6(4), 523–537.
- Yan, C. X., Goulet, B., Chen, S. J.-S., Tampieri, D. & Collins, D. L. (2012). Validation of automated ultrasound-CT registration of vertebrae. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 7(4), 601–610.

- Yan, Y., Zhu, W., Wu, Y.-y. & Zhang, D. (2019). Fractal dimension differentiation between benign and malignant thyroid nodules from ultrasonography. *Applied Sciences*, 9(7), 1494.
- Yang, L., Georgescu, B., Zheng, Y., Meer, P. & Comaniciu, D. (2008). D. : 3d ultrasound tracking of the left ventricle using one-step forward prediction and data fusion of collaborative trackers. *In : IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.
- Yoo, J.-C. & Han, T. H. (2009). Fast normalized cross-correlation. *Circuits, systems and signal processing*, 28(6), 819–843.
- Yoshii, Y., Ishii, T. & Tung, W.-I. (2015). Ultrasound assessment of the effectiveness of carpal tunnel release on median nerve deformation. *Journal of Orthopaedic Research*, 33(5), 726–730.
- Young, M., Hill, D. L., Zheng, R. & Lou, E. (2015). Reliability and accuracy of ultrasound measurements with and without the aid of previous radiographs in adolescent idiopathic scoliosis (AIS). *European Spine Journal*, 24(7), 1427–1433.
- Yu, S., Tan, K. K., Sng, B. L., Li, S. & Sia, A. T. H. (2014). Automatic identification of needle insertion site in epidural anesthesia with a cascading classifier. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 40(9), 1980–1990.
- Zahnd, G., Vray, D., Sérusclat, A., Alibay, D., Bartold, M., Brown, A., Durand, M., Jamieson, L. M., Kapellas, K., Maple-Brown, L. J. et al. (2012). Longitudinal displacement of the carotid wall and cardiovascular risk factors : associations with aging, adiposity, blood pressure and periodontal disease independent of cross-sectional distensibility and intima-media thickness. *Ultrasound in medicine & biology*, 38(10), 1705–1715.
- Zahnd, G., Orkisz, M., Sérusclat, A., Moulin, P. & Vray, D. (2013). Evaluation of a Kalman-based block matching method to assess the bi-dimensional motion of the carotid artery wall in B-mode ultrasound sequences. *Medical Image Analysis*, 17(5), 573–585.
- Zahnd, G., Saito, K., Nagatsuka, K., Otake, Y. & Sato, Y. (2018). Dynamic block matching to assess the longitudinal component of the dense motion field of the carotid artery wall in B-mode ultrasound sequences—Association with coronary artery disease. *Medical physics*, 45(11), 5041–5053.
- Zakaria, T., Qin, Z. & Maurice, R. (2010). Optical-flow-based B-mode elastography : Application in the hypertensive rat carotid. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(2), 570–578.
- Zeng, H.-Y., Ge, S.-H., Gao, Y.-C., Zhou, D.-S., Zhou, K., He, X.-M. & Zheng, R. (2021). Automatic segmentation of vertebral features on ultrasound spine images using Stacked

Hourglass Network. *arXiv preprint arXiv :2105.03847*.

- Zhang, Y. N., Fowler, K. J., Hamilton, G., Cui, J. Y., Sy, E. Z., Balanay, M., Hooker, J. C., Szeverenyi, N. & Sirlin, C. B. (2018). Liver fat imaging—a clinical overview of ultrasound, CT, and MR imaging. *The British journal of radiology*, 91(1089), 20170959.
- Zheng, R., Hill, D., Hedden, D., Mahood, J., Moreau, M., Southon, S. & Lou, E. (2018). Factors influencing spinal curvature measurements on ultrasound images for children with adolescent idiopathic scoliosis (AIS). *PloS one*, 13(6), e0198792.
- Zhou, G.-Q., Jiang, W.-W., Lai, K.-L. & Zheng, Y.-P. (2017). Automatic measurement of spine curvature on 3-D ultrasound volume projection image with phase features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 36(6), 1250–1262.
- Zhu, Y. & Hall, T. (2002). A modified block matching method for real-time freehand strain imaging. *Ultrasonic Imaging*, 24(3), 161–176.
- Zhuang, Z., Lei, N., Raj, A. N. J. & Qiu, S. (2019). Application of fractal theory and fuzzy enhancement in ultrasound image segmentation. *Medical & biological engineering & computing*, 57(3), 623–632.