



Quantification et modélisation de la cinématique de la paroi artérielle par imagerie ultrasonore pour la détection précoce de l'athérosclérose

Sami Qorchi

► To cite this version:

Sami Qorchi. Quantification et modélisation de la cinématique de la paroi artérielle par imagerie ultrasonore pour la détection précoce de l'athérosclérose. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Lyon, 2019. Français. NNT : 2019LYSE1312 . tel-03285650

HAL Id: tel-03285650

<https://theses.hal.science/tel-03285650>

Submitted on 13 Jul 2021

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

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

N° d'ordre NNT :
2019LYSE1312



THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON
opérée au sein de
I'Université Claude Bernard Lyon 1

Ecole Doctorale N° 160
Électronique Électrotechnique Automatique

Spécialité de doctorat :
Discipline : Traitement du signal et de l'image

Soutenue publiquement le 13/12/2019, par:
Sami QORCHI

**Quantification et modélisation de la
cinématique de la paroi artérielle par
imagerie ultrasonore pour la détection
précoce de l'athérosclérose**

Devant le jury composé de :

JUTTEN, Christian	Professeur des universités, UGA	Président du jury
FROUIN, Frédérique	Chargée de recherche, INSERM	Rapporteuse
SARRY, Laurent	Professeur des universités, UCA	Rapporteur
LONG, Anne	Professeure des universités praticien hospitalier, UCBL	Examinatrice
ORKISZ, Maciej	Professeur des universités, UCBL	Directeur de thèse
VRAY, Didier	Professeur des universités, INSA	Codirecteur de thèse

UNIVERSITE Claude BERNARD – LYON 1

Président de l'Université	M. Frédéric FLEURY
Président du Conseil Académique	M. Hamda BEN HADID
Vice-Président du Conseil d'Administration	M. Didier REVEL
Vice-Président du Conseil des Etudes et de la Vie Universitaire	M. Philippe CHEVALLIER
Vice-Président de la Commission de Recherche	M. Fabrice VALLEE
Directeur Général des Services	M. Damien VERHAEGHE

COMPOSANTES SANTE

Faculté de Médecine Lyon-Est – Claude Bernard	Doyen : M. Gilles RODE
Faculté de Médecine et Maïeutique Lyon Sud Charles. Mérieux	Doyenne : Mme Carole BURILLON
UFR d'Odontologie	Doyenne : Mme Dominique SEUX
Institut des Sciences Pharmaceutiques et Biologiques	Directrice : Mme Christine VINCIGUERRA
Institut des Sciences et Techniques de la Réadaptation	Directeur : M. Xavier PERROT
Département de Formation et Centre de Recherche en Biologie Humaine	Directrice : Mme Anne-Marie SCHOTT

COMPOSANTES & DEPARTEMENTS DE SCIENCES & TECHNOLOGIE

UFR Biosciences	Directrice : Mme Kathrin GIESELER
Département Génie Electrique et des Procédés (GEP)	Directrice : Mme Rosaria FERRIGNO
Département Informatique	Directeur : M. Behzad SHARIAT
Département Mécanique	Directeur M. Marc BUFFAT
UFR - Faculté des Sciences	Administrateur provisoire : M. Bruno ANDRIOLETTI
UFR (STAPS)	Directeur : M. Yannick VANPOULLE
Observatoire de Lyon	Directrice : Mme Isabelle DANIEL
Ecole Polytechnique Universitaire Lyon 1	Directeur : Emmanuel PERRIN
Ecole Supérieure de Chimie, Physique, Electronique (CPE Lyon)	Directeur : Bernard BIGOT
Institut Universitaire de Technologie de Lyon 1	Directeur : M. Christophe VITON
Institut de Science Financière et d'Assurances	Directeur : M. Nicolas LEBOISNE
ESPE	Administrateur Provisoire : M. Pierre CHAREYRON

Remerciements

Je tiens à remercier, dans un premier temps, les membres de mon jury pour avoir accepté d'évaluer mon travail de thèse, plus particulièrement Mme Frédérique FROUIN, M Laurent SARRY et M Christian JUTTEN pour leurs retours constructifs ayant permis de grandement améliorer le présent manuscrit.

Je tiens également à remercier mes directeurs de thèse : Maciej ORKISZ et Didier VRAY avec qui j'ai eu beaucoup de plaisir à travailler. Je voudrais particulièrement les remercier pour la patience exceptionnelle dont ils ont fait preuve lors de la rédaction de ce manuscrit et notamment pour les multiples relectures qu'ils ont faites parfois dans un temps très court.

Je tiens également à remercier Guillaume ZAHND et Marcela HERNÁNDEZ HOYOS pour leur aide précieuse.

Je voudrais également remercier les doctorants, les étudiants de Master et les permanents de CREATIS pour leur participation à la bonne ambiance dans le laboratoire et pour les discussions autour d'un café, ce qui m'a permis souvent d'avoir un autre regard sur les problématiques que j'ai pu rencontrer.

Je voudrais aussi remercier ma compagne Charlotte qui m'a soutenu au quotidien durant cette thèse, qui a effectué un travail de relecture pharaonesque et qui m'a permis de réaliser cette thèse dans de bonnes conditions. Enfin je voudrais remercier ma famille qui m'a épaulé durant cette thèse et sans qui je ne serais pas qui je suis aujourd'hui.

À mon grand-père.

Table des matières

1	Contexte	3
1.1	Le système artériel	4
1.1.1	Anatomie d'une artère	4
1.1.2	L'artériosclérose et l'athérosclérose	5
1.1.2.1	Artériosclérose	5
1.1.2.2	Athérosclérose	7
1.1.3	Impact sur la biomécanique des artères	7
1.1.4	Mesure <i>in vivo</i> du risque cardiovasculaire	8
1.1.4.1	Estimation de la rigidité artérielle	8
1.1.4.2	Doppler vasculaire	10
1.1.4.3	Mouvements du complexe intima media	11
1.1.5	Formation de l'image	12
1.1.5.1	Principe physique	12
1.1.5.2	Formation d'un écho	13
1.1.6	Caractéristiques de l'image	14
1.1.6.1	Résolution spatiale et temporelle	16
1.1.6.2	Speckle	17
2	État de l'art	23
2.1	Estimation du mouvement en échographie	24
2.1.1	Schéma d'appariement de blocs	25



2.1.1.1	Métrie de différence	26
2.1.1.2	Métrie de ressemblance	26
2.1.1.3	Limites des méthodes d'appariements par bloc	27
2.1.2	Utilisation des gradients spatiaux et temporels	28
2.1.3	Utilisation de points clefs	29
2.1.4	Estimation des mouvements de la paroi vasculaire	29
2.1.5	Synthèse	32
2.2	Détection de points clefs	33
2.2.1	Descripteurs	36
2.2.2	Métrie pour la détection de blobs	37
2.2.2.1	Cas unidimensionnel	37
2.2.2.2	Cas bidimensionnel	38
2.2.3	Espace d'échelle	41
2.2.4	SIFT	44
2.2.4.1	Métrie permettant la détection	44
2.2.4.2	Définition du descripteur	46
2.2.5	SURF	47
2.2.5.1	Détecteurs	48
2.2.5.2	Description de l'environnement des points détectés	53
2.2.6	KAZE	54
2.2.6.1	Espace d'échelle	54
2.2.6.2	Détection des points clefs.	55
2.2.6.3	Description des points clefs	55
2.2.7	Harris	56
2.2.8	Appariement des points clefs détectés	57
2.3	Limites	58



3	Methode proposée	65
3.1	Motivations	66
3.1.1	Limites des méthodes actuelles	66
3.1.2	Objectifs spécifiques	67
3.2	Méthode proposée	67
3.2.1	Détection de points clefs	69
3.2.1.1	Évaluation d'un détecteur de points clefs	70
3.2.1.2	Optimisation des paramètres du détecteur de points clefs retenu	71
3.2.2	Description des points clefs	72
3.2.3	Mise en correspondance des points clefs d'une image à la suivante . .	72
3.2.4	Modèle de déplacement plausible	73
3.2.5	Estimation d'une transformation affine à l'aide d'un ensemble d'appariements	74
3.2.6	Sélection des points décrivant un mouvement plausible	77
4	Méthode d'évaluation	83
4.1	Données synthétiques	84
4.1.1	Nuage de points	84
4.1.2	Séquence échographique simulée	85
4.1.2.1	Formation d'image échographique	85
4.1.2.2	Simulation d'image statique	89
4.1.2.3	Séquences dynamiques	95
4.1.2.4	Caractéristiques des séquences simulées	98
4.2	Données cliniques	101
4.2.1	Collaborations	101
4.2.2	SARD	102
4.2.3	R2D2	104
4.2.4	Collaboration avec l'université McMaster	107



4.2.4.1	Différentes études	107
4.3	Méthodes d'analyse	110
4.3.1	Nuage de points	110
4.3.1.1	Évaluation des classifications binaires	110
4.3.1.2	Distance entre les points du premier nuage transformé et les points du second nuage	111
4.3.1.3	Distance entre la transformation réelle et la transformation appliquée	111
4.3.2	Séquences échographiques simulées	111
4.3.2.1	Distance entre le champ de déplacement estimé et le champ de déplacement imposé	112
4.3.3	Données cliniques	112
4.3.3.1	Choix d'un détecteur présentant des caractéristiques satisfaisantes sur données cliniques.	112
4.3.3.2	Comparaisons avec les références	113
5	Résultats et discussion	115
5.1	Choix de l'algorithme de détection de points clefs	116
5.1.1	Séquences d'entraînement	116
5.1.2	Sélection du détecteur de points clefs	116
5.2	Optimisation des paramètres de KAZE	123
5.2.1	Paramètre de diffusion	124
5.2.2	Nombre d'octaves	125
5.2.3	Nombre de sous-échelles	125
5.2.4	Seuil de détection	126
5.3	Nuage de points	127
5.4	Disque tournant	130
5.5	Simulations réalistes	134
5.5.1	Apparence des images simulées	135



5.5.2	Animation des séquences	135
5.5.2.1	Influence de l'image servant de modèle	137
5.5.2.2	Mouvements complexes	143
5.5.3	Conclusion de la validation sur simulation	144
5.6	Évaluation des performances de notre algorithme d'estimation des mouvements sur des séquences cliniques	145
5.6.1	Comparaisons aux références	145
5.6.2	Variabilité des références	146
5.6.2.1	Concordances des références et comparaisons à celles-ci . . .	146
5.6.2.2	Évaluation de la qualité des déformations estimées	151
6	Conclusion et perspectives	163
A	Annexes	167

Table des figures

1.1	Anatomie d'une artère	6
1.2	Image échographique d'une artère carotide commune	11
1.3	Images représentatives des images de notre base de données	15
2.1	Représentation schématique de l'appariement d'un bloc $\mathcal{B}_{ref}$ de $\mathcal{I}(n)$ à un bloc $\mathcal{B}_{opt}$ de $\mathcal{I}(n+1)$	25
2.2	Différents types d'objet d'intérêt	34
2.3	Comparaison entre les images échographiques et les images naturelles	34
2.4	Différentes structures d'intérêt extraites, bords (2.4a,2.4d), coins (2.4b,2.4e), blobs (2.4c,2.4f)	35
2.5	Lignes de niveaux sur une image permettant de mettre en avant les blobs, les lignes bleues correspondent aux contours de blobs, les lignes jaunes pointillées montrent des zones ne caractérisant pas un blob car toutes les lignes de niveaux ne sont pas concentriques.	37
2.6	a- image d'origine $\mathcal{I}$, b- $\text{tr}(\mathcal{HI})$ avec $\sigma = 5$, c- $\text{det}(\mathcal{HI})$	41
2.7	Filtrage d'images par noyau gaussien	43
2.8	Repère utilisé pour le calcul du descripteur	47
2.9	Illustration de la création d'un histogramme de gradient selon l'orientation avec une fenêtre 4×4	47
2.10	a - $\mathcal{I}$ image originale b - Image intégrale $\mathcal{J} = \sum_{x' \in \llbracket 0, x \rrbracket} \sum_{y' \in \llbracket 0, y \rrbracket} \mathcal{I}(x', y')$	48
2.11	Notations pour le calcul de la somme des pixels de $\mathcal{I}$ contenus dans le rectangle D	49
2.12	Comparaison des opérateurs de dérivation utilisant les fonctions gaussiennes (a,b,c) et les filtres rectangulaires (d,e,f)	51
2.13	Ondelette de Haar (bleu = -1, blanc = 1), (a) agit selon x, (b) selon y.	52



2.14	Détermination de l'orientation principale.	53
3.1	Schéma succinct de la méthode d'estimation du mouvement. Les étapes de détection et description sont faites en amont de cette figure tout comme la segmentation de la zone d'intérêt	69
3.2	Initialisation pour la détection de points	71
3.3	Comparaisons des fonctions de coût entre RANSAC et MSAC	79
4.1	Représentation des nuages de points, P_1 et P_2 (P_2 occulte partiellement P_1)	84
4.2	Schéma de formation de voie : les éléments piézoélectriques formant la sonde sont numérotés de 1 à N, la partie de gauche correspond à la ligne 5, la partie de droite correspond à la ligne 18, les paraboles correspondent aux lois de retard, les carrés sont les zones de focalisation créées	87
4.3	Passage d'un signal RF au signal IQ. La première colonne correspond au module des signaux temporels, la seconde colonne correspond aux spectres correspondants.	88
4.4	Impact de la focalisation sur la réponse impulsionnelle du système échographique	89
4.5	Schéma de la méthode de simulation avec les sections correspondant à la partie les décrivant	89
4.6	Visualisation schématique des impacts de chaque partie sur l'ensemble de valeurs prises, rond = échelle linéaire, triangle = échelle logarithmique	92
4.7	Différentes courbes d'association entre niveau d'entrée et de sortie au cours de la logcompression, 4.7a sans changement, 4.7b logcompression sans rejet, 4.7c logcompression avec rejet des valeurs faibles	93
4.8	Évolution de l'apparence de l'image simulée au cours de l'étape de post traitement (a) enveloppe du signal radio fréquence, (b) image après l'utilisation de l'application 4.3, (c) image après l'utilisation de l'application de l'equation 4.7 à (a), (d) image ayant servie de modèle	94
4.9	Comparaison des codes binaires classiques et du code Gray. Les cases noires correspondent à la valeur 0, les cases blanches correspondent à la valeur 1 . .	97
4.10	Correspondance entre les colonnes de la table de codage Gray et les paramètres d'intérêt. L'abscisse des courbes représente l'indice dans la séquence d'image simulée	98
4.11	Évolution des valeurs des différents paramètres de transformation au cours d'une séquence simulée	100



5.1	Première ligne : Histogramme représentant le nombre de points clefs détectés par image, dans toute l'épaisseur exploitable (a), dans la paroi artérielle (b). Seconde ligne : diagramme boîte de TUKEY correspondant aux nombres de points détectés dans toute la profondeur (c), dans la paroi artérielle (d) . . .	118
5.2	Première ligne : Histogramme représentant le nombre de points clefs appariés par image, dans toute l'épaisseur exploitable (a), dans la paroi artérielle (b), Seconde ligne : diagramme boîte correspondant aux nombres de points appariés dans toute la profondeur exploitable (c), dans la paroi artérielle (d) . . .	119
5.3	Évolution du nombre d'appariements en fonction de la position dans le cycle cardiaque	122
5.4	Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la profondeur maximale d'exploration.	123
5.5	Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la méthode de diffusion utilisée. Les autres paramètres sont fixés à : 3 octaves, 4 sous-échelles par octave et seuil de détection à 0.0001	124
5.6	Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction du nombre d'octaves. Les autres paramètres sont fixés à : méthode de diffusion g_2 , 4 sous-échelles par octave et seuil de détection à 0.0001	125
5.7	Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la méthode du nombre de sous-niveaux. Les autres paramètres sont fixés à : méthode de diffusion g_2 , 3 octaves et seuil de détection à 0.0001	126
5.8	Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la méthode du seuil de détection. Les autres paramètres sont fixés à : méthode de diffusion g_2 , 3 octaves et 6 sous-échelles par octave	127
5.9	Évolution de la norme de Frobenius entre la transformation appliquée et la transformation réelle en fonction du pourcentage d'appariements aberrants .	128
5.10	Évolution de la distance entre les points de P_2 auxquels a été appliquée la transformation estimée inverse et les points correspondant de P_1	129
5.11	Image issue des simulations de disque tournant	130
5.12	Image issue des simulations de disque tournant avec le contour du disque matérialisé	131



5.13 Comparaison entre les images modèles (colonne de gauche) et les images simulées (colonne de droite) à partir de celles-ci	134
5.14 Résultat d'une simulation parcourant tous les états décrits dans 4.1.2. La ligne bleue correspond à la déformation imposée aux diffuseurs, les points rouges correspondent aux estimations. Les traits pointillés sur la troisième ligne de la matrice de transformation – ligne correspondant à la composante translationnelle pure – correspondent à la valeur imposée plus ou moins la taille d'un pixel.	136
5.15 Évolution de la matrice de déformation associée aux estimations de la figure 5.14. La ligne bleue correspond à la déformation imposée aux diffuseurs, les points rouges correspondent aux estimations.	137
5.16 Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 5% de points sont remplacés entre chaque image	139
5.17 Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 5% de points sont remplacés entre chaque image	140
5.18 Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction du niveau de décorrélacion avec une image de qualité moyenne	141
5.19 Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction du niveau de décorrélacion avec une image de qualité moyenne	142
5.20 Transformation estimée sur une séquence présentant un mouvement complexe	143
5.21 Déformation estimée sur une séquence présentant un mouvement complexe .	144
5.22 Références présentant une grande variabilité intra-observateur, établie sur une séquence de la cohorte SARD	147
5.23 Exemple d'une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont également concordants, la figure de gauche représentant le mouvement longitudinal plus complexe à estimer et sera donc celle que l'on observera plus en détail.	148
5.24 Exemple d'une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont plutôt concordants	148
5.25 Exemple d'une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont peu concordants	149
5.26 Exemple d'une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont peu concordants, mais plus lisses	149
5.27 Exemple d'une séquence où toutes les références sont assez concordantes et où les déplacements estimés sont peu concordants, mais plus lisses	149



5.28	Exemple d'une séquence où toutes les références sont moyennement concordantes et où les déplacements estimés sont concordants avec les références . .	150
5.29	Exemple d'une séquence où toutes les références sont moins concordantes et où les déplacements estimés sont discordants avec les références	150
5.30	Estimation sur une séquence réelle. (a) transformation estimée, (b) déformation estimée. Ces estimations sont faites en utilisant la profondeur complète de l'artère de qualité moyenne présentée dans la figure 5.13c.	152
5.31	Cisaillement simple extrait d'une séquence de qualité moyenne	153
5.32	Résultat de l'estimation utilisant toute l'artère sur une séquence réelle de bonne qualité	154
5.33	Résultat de l'estimation limité à l'intima media sur une séquence réelle de bonne qualité.	155
5.34	Résultat de l'estimation utilisant toute l'artère sur une séquence réelle de qualité moyenne.	155
5.35	Résultat de l'estimation limité à l'intima media sur une séquence réelle de qualité moyenne.	156
5.36	Résultat de l'estimation utilisant toute l'artère sur une séquence réelle de moins bonne qualité.	156
5.37	Résultat de l'estimation limité à l'intima media sur une séquence réelle de moins bonne qualité.	157
5.38	Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de bonne qualité	158
5.39	Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de bonne qualité en limitant l'estimation à l'intima media	159
5.40	Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de qualité moyenne	160
5.41	Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de qualité moyenne en limitant l'estimation à l'intima media	160
5.42	Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de moins bonne qualité	161
5.43	Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de moins bonne qualité en limitant l'estimation à l'intima media	161
A.1	Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque aucun point n'est remplacé entre chaque image	176



A.2	Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque aucun point n'est remplacé entre chaque image	177
A.3	Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 10% des points sont remplacés entre chaque image	178
A.4	Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 10% des points sont remplacés entre chaque image	179

Table des notations

Notation	Signification
$\mathbf{x}$	Vecteur $\mathbf{x}$
$\mathbf{A}$	Matrice A
$\mathbb{P}$	Vecteur de coordonnées homogènes correspondant au point $\mathbf{p}$
$\mathcal{I}_a = \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial a}$	Dérivée première de $\mathcal{I}$ par rapport à a
$\mathcal{I}_{ab} = \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial a \partial b}$	Dérivée seconde de $\mathcal{I}$ par rapport à a puis b
$\mathcal{I}(n)$	Image en position n dans la séquence
λ_i	Valeur propre d'un endomorphisme
$\nabla \cdot$	Opérateur de divergence ie. $\nabla \cdot a(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial a}{\partial x_i}$
∇	Opérateur de gradient ie. $\nabla a(\mathbf{x}) = \left\{ \frac{\partial a}{\partial x_i} \right\}_{i \in \llbracket 1, n \rrbracket}$

Résumé

Ce travail de thèse s'inscrit dans la volonté de caractérisation de la paroi artérielle pour la détection précoce des maladies cardiovasculaires. La genèse de celui-ci part du constat qu'un nombre important de paramètres issus du mouvement pariétal, tels que la compliance artérielle, le déplacement longitudinal du complexe intima media, le cisaillement de la paroi artérielle, ou encore les variations d'épaisseur du complexe intima media, sont pressentis comme étant des marqueurs précoces d'athérosclérose. Or, il n'existe aucune méthode fournissant simultanément ces différentes mesures. C'est ce que nous nous sommes proposés de faire durant ce travail de thèse. Pour cela, nous avons choisi d'utiliser des séquences d'images les plus proches de la pratique clinique possible, de façon à minimiser le coût de transfert technologique.

Nous proposons une méthode d'estimation des mouvements et des déformations de la paroi artérielle, utilisant une détection automatique de points clefs, associée à une estimation robuste de la transformation expliquant au mieux les déplacements observés. Cette méthode a été validée *in silico* sur des séquences simulées où la déformation est connue, et *in vivo* en comparaison avec des références manuelles. Notre méthode a montré sa capacité à extraire, avec une bonne précision, les paramètres de déplacement des diffuseurs ultrasonores sur des séquences simulées. Les compressions et dilatations sont du même ordre de grandeur que celles rapportées dans la littérature tout en étant évaluées de façon robuste par une méthode unifiant les différentes mesures.

Les contributions principales de ce travail de thèse sont : i) le développement d'une méthode d'estimation des déformations pariétales permettant une estimation robuste et simultanée de différents paramètres d'intérêt clinique, ii) la création d'une méthode de simulation de séquences d'images vasculaires ultrasonores réalistes permettant d'imposer un mouvement connu à une artère, iii) l'analyse systématique de différents détecteurs de points saillants dans le but de sélectionner ceux pouvant être utilisés dans des images échographiques présentant des structures concentriques d'échogénicités différentes.

Le lien entre la rigidité artérielle et le risque cardiovasculaire laisse penser que ces déformations permettent d'évaluer le risque cardiovasculaire de façon non invasive sur des séquences d'images telles que celles visualisées en routine clinique. Cependant, des expérimentations supplémentaires seront nécessaires de façon à établir le lien exact entre ces paramètres et le risque cardiovasculaire.

Abstract

This thesis is focused on mechanical characterization of the arterial wall to provide tools for atherosclerosis early diagnosis. It stems from the observation that various parameters coming from arterial kinematics, such as arterial compliance, intima media longitudinal displacement, wall shear stress, and intima media thickness variability through time, are seen as potential early detectors of atherosclerosis. However, there is no framework that allows extracting those parameters simultaneously. We therefore focused on developing such a framework. In order to reduce the technological transfer overhead, we used image sequences directly extracted from clinical scanners.

We proposed a motion estimation algorithm capable of extracting tissue deformation. This algorithm is based on automatic keypoint detection, coupled with a robust transformation estimator. This framework has been evaluated *in silico* on simulated realistic ultrasound image sequences, where the motion is known, and *in vivo* on clinical image sequences, where its capacity to extract coherent trajectory with regard to manually followed points has been tested.

Our method proved its capacity to retrieve the underlying tissue motion from the apparent motion of speckle patterns in the image sequences with fair accuracy. The estimated shear, and compression patterns are consistent with the values reported in the literature, while being extracted simultaneously, contrary to the existing approaches.

The main contributions of this work are : 1. Development of a motion estimation algorithm allowing for tissue deformation evaluation without any need for special acquisition. 2. Simulation of realistic image sequences allowing for controlled motion and decorrelation level. 3. Systematic analysis of several candidate keypoint detectors in order to select the one most suited for vascular ultrasound images.

The link between cardiovascular risk and arterial rigidity is a well-established fact, which leads to postulate that the tissue deformation estimation would allow quick non-invasive screening for cardiovascular risk without any need for complex image acquisition procedures. However, more experiments are needed in order to elucidate the link between those parameters and cardiovascular risk.

Introduction

Les pathologies cardiovasculaires sont une cause acquise majeure de décès et de morbidité dans le monde (*Cardiovascular diseases (CVDs)* 2019). Les principales étiologies des événements graves, tels que les accidents vasculaires cérébraux et les infarctus du myocarde, ont pour origine l’athérosclérose ou l’artériosclérose. Ces deux pathologies sont caractérisées par une rigidification de l’artère, l’athérosclérose étant une pathologie principalement intima et l’artériosclérose une pathologie médiale.

L’imagerie échographique est la modalité d’imagerie de première intention pour l’examen des troncs supra aortiques. Dans une image vasculaire acquise par échographie les tunica intima et tunica media ne sont pas discernables, mais forment une seule entité appelée complexe intima media. L’épaisseur de ce complexe est depuis longtemps considérée comme indicatrice du risque cardiovasculaire (O’LEARY et al. 1999 ; STEIN 2004 ; TOUBOUL et al. 2012). Il semblerait que les mouvements longitudinaux (ZAHND et al. 2012 ; TAT et al. 2016 ; TAT et al. 2015) et des déformations du complexe intima media qui ont lieu durant le cycle cardiaque telles que des compressions longitudinales (ZAHND et al. 2015), radiale (ZAHND et al. 2017 ; SOLEIMANI et al. 2019 ; NILSSON et al. 2011), et des cisaillements (NILSSON et al. 2009) soient potentiellement également des marqueurs du risque cardiovasculaire. Tous ces paramètres sont d’intérêt. Or, il n’existe pas de méthode permettant de les évaluer de façon simultanée sur des images issues de la routine clinique. Nous nous proposons donc dans cette thèse de développer une méthode permettant l’évaluation simultanée de ces déplacements à la fois radiaux et longitudinaux et des déformations prenant place dans le complexe intima media.

Le présent document est structuré de la façon suivante :

Le chapitre 1 est consacré à la présentation du contexte médical ainsi qu’à une introduction succincte de l’imagerie échographique.

Le chapitre 2 présente une revue de littérature de l’estimation des mouvements pariétaux en imagerie échographique mode B. Ensuite une emphase sera faite sur certains détecteurs de points clefs, ceux-ci étant au cœur de notre méthode d’estimation de mouvement.



Le chapitre 3 est consacré à la présentation de notre méthode d'estimation des mouvements, avec un soin particulier apporté à l'estimation des déformations prenant place dans la paroi artérielle durant le cycle cardiaque.

Le chapitre 4 présente la validation de la méthode décrite au chapitre 3. La simulation d'image échographique réaliste occupera une place importante dans ce chapitre tout comme la description des cohortes d'images auxquelles nous avons eu accès. Enfin les métriques utilisées pour chaque partie de la validation seront présentées.

Le chapitre 5 présentera les différents résultats obtenus durant cette thèse en commençant par la sélection du détecteur de points clefs puis l'évaluation de la méthode décrite dans le chapitre 3 *in silico* et *in vivo*.

1 | Contexte

Ce chapitre fait une présentation générale du contexte, avec dans un premier temps le contexte médical, puis dans une seconde partie le principe physique permettant l'imagerie échographique. Ce chapitre présente les points importants pour notre étude sans prétendre à faire une revue exhaustive de la littérature sur l'artériosclérose ou l'athérosclérose



Objectif général

Les pathologies cardiovasculaires sont parmi les premières causes de mortalité et de morbidité acquise. Or une partie des événements graves causés par celles-ci pourraient être évités si la détection de ces pathologies était assez précoce (*Cardiovascular diseases (CVDs)* 2019).

L'imagerie échographique a permis de fournir un certain nombre de marqueurs précoces du risque cardiovasculaire. Cependant, aucune des méthodes de la littérature ne permet d'évaluer ces paramètres de façon simultanée.

Nous nous attacherons à l'extraction de paramètres biomécaniques, ces paramètres pouvant fournir des marqueurs précoces de pathologies vasculaires à l'aide de l'imagerie échographique.

1.1 Le système artériel

Le système artériel est le réseau vasculaire permettant d'acheminer le sang du cœur aux autres organes, le retour vers le cœur se faisant par le système veineux. Dans ce chapitre, des notions d'anatomie de la paroi artérielle seront abordées. Les différentes pathologies affectant les parois artérielles, ainsi que leur impact sur les caractéristiques biomécaniques de la paroi, seront également traitées. Enfin une revue succincte des méthodes d'évaluation de ces caractéristiques sera présentée.

1.1.1 Anatomie d'une artère

Les artères sont non seulement les vaisseaux permettant le passage du sang, mais ont également un rôle actif permettant la transformation d'un flux pulsatif en un flux plus régulé (GREENWALD 2007). La figure 1.1, présente les différentes couches des artères des mammifères. Pour une description complète de la composition de chacune des couches de la paroi artérielle, le lecteur est invité à se référer à WAGENSEIL et al. 2009. Les artères sont composées de trois structures concentriques qui sont, de la plus interne à la plus distale :

Tunica intima (intima)

L'intima est la tunique interne de l'artère. Elle est composée d'une couche de cellules épithéliales jointives. Celle-ci a aussi le rôle de structure sécrétante : elle sécrète diff-



rentes molécules permettant la vasoconstriction ainsi que la vasodilatation en réponse à l'acétylcholine (FURCHGOTT et al. 1980). L'intima secrète également un antiagrégant plaquettaire (MONCADA et al. 1977), la prostacycline, ce qui permet d'éviter que les plaquettes ne se fixent sur celle-ci. Les cellules composant cette couche sont sensibles aux contraintes mécaniques notamment aux contraintes de cisaillements, ce qui permet de réguler la rigidité artérielle en fonction du flux (VLACHOPOULOS et al. 2011).

Tunica media (media)

La media est une couche composée de muscles lisses, séparée de l'intima par la limitante élastique interne. Ces cellules musculaires sont organisées de façon concentrique et sont entourées d'une matrice extra cellulaire (MEC) composée entre autres de collagène et d'élastine. Les concentrations relatives entre ces deux types de molécules déterminent le comportement élastique des artères. Le diamètre de l'artère peut être modifié par des contractions des cellules musculaires en réaction à des molécules sécrétées par l'intima (VLACHOPOULOS et al. 2011).

Tunica adventitia (adventice)

L'adventice est, quant à elle, une couche de tissus conjonctifs liant l'artère et les tissus alentours (MAJESKY et al. 2011). Elle a également le rôle d'irrigation de la tunica media, car elle contient le système vasculaire irriguant celle-ci. Elle aurait également un rôle actif dans la propagation du sang (REY et al. 2002).

1.1.2 L'artériosclérose et l'athérosclérose

Les deux pathologies sont souvent confondues et les termes parfois utilisés de façon interchangeable. Cependant, les deux ont des sens différents qu'il est important de distinguer (DIEHM et al. 2000; PICKERING 1963; GREENWALD 2007).

1.1.2.1 Artériosclérose

Le mot «artériosclérose» est une combinaison d'«artère» et de «sklerosis», mot grec signifiant durcissement (LOBSTEIN 1829). Ainsi, la définition d'artériosclérose est un durcissement – rigidification – de l'artère. Une partie des mécanismes expliquant cette rigidification sont

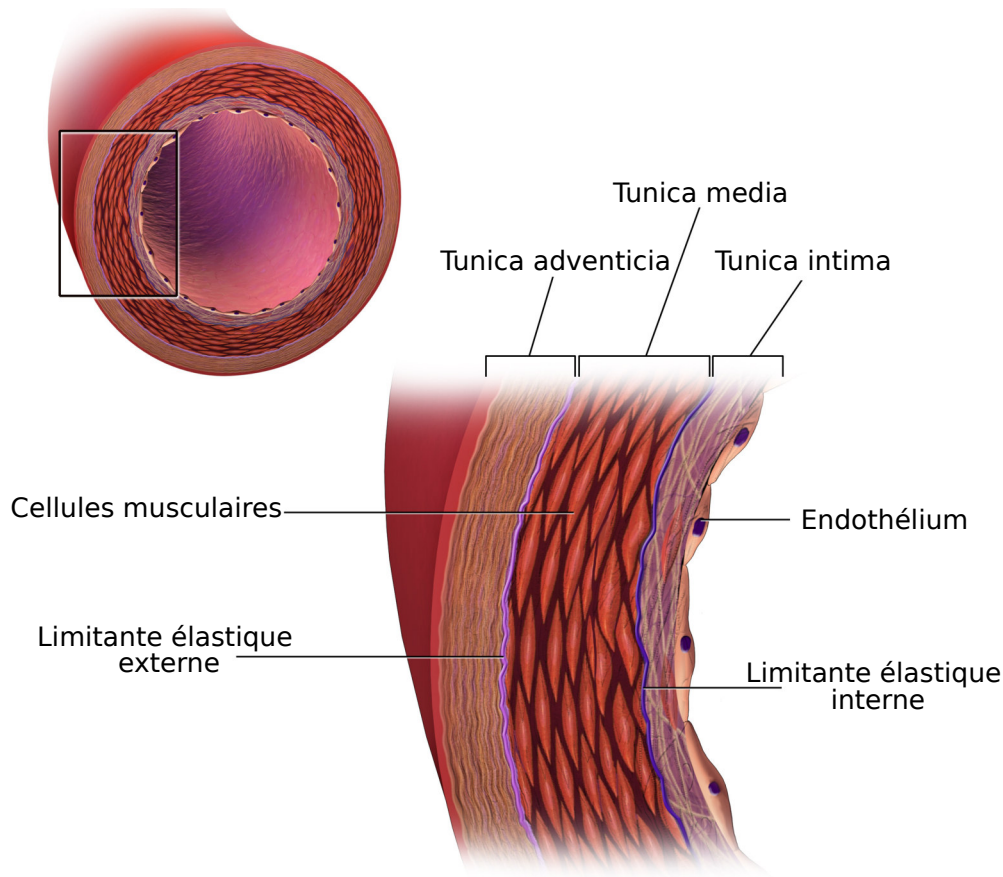


FIGURE 1.1 – Anatomie d’une artère (Medical gallery of Blausen Medical 2014)

exposés dans LYLE et al. 2017. Il est important de noter que la plupart de ces mécanismes prennent place dans la tunica media.

Les artères de gros calibre – aorte, carotide, iliaque, fémorale et brachiale – sont élastiques de façon à emmagasiner de l’énergie élastique durant la systole cardiaque. Cette énergie est ensuite restituée durant la diastole, empêchant une trop forte chute de la pression artérielle. Ce comportement permet un flux stable en aval, protégeant ainsi les parties les plus fragiles du système vasculaire (GREENWALD 2007 ; LYLE et al. 2017 ; O’ROURKE et al. 2007 ; WAGENSEIL et al. 2009). La rigidification des artères conduit à une réduction de ce phénomène de lissage du flux. Cela a deux conséquences principales : 1. Une pression systolique augmentée causant des pathologies telles que des ruptures des artérioles distales, pouvant entraîner des AVC hémorragiques, démences vasculaires, troubles rénaux, 2. Une chute de pression diastolique, ce qui peut, entre autres, causer des troubles de perfusion des artères coronaires (LYLE et al. 2017 ; GREENWALD 2007) pouvant conduire à une insuffisance cardiaque. La rigidification des artères a longtemps été considérée comme une conséquence inévitable du vieillissement, ce qui est actuellement remis en cause (SCHELLINGER et al. 2019).



1.1.2.2 Athérosclérose

Contrairement à l'artériosclérose, l'athérosclérose est une pathologie prenant place principalement dans la tunica intima. Il s'agit d'une pathologie *focale* avec création d'une plaque dans la tunica intima. Le mot «athérosclérose» vient du nom de ces plaques qui ont été décrites comme étant des dépôts de matière grasse évoluant vers une présence de calcifications. Ces plaques sont qualifiées d'athérome signifiant «tumeur pleine de matière ayant l'apparence de gruau» (TURNBULL 1915). La seconde partie provient, elle, du même mot «sklerosis» signifiant durcissement. Il est intéressant de noter, comme l'a fait PICKERING, que ce mot est quelque peu ambigu signifiant «tumeur pleine de matière ayant l'apparence de gruau durci».

La description morphologique d'une plaque est plus utile que la définition histologique dans notre cas : le consensus de Mannheim (TOUBOUL et al. 2012) décrit une plaque comme une protubérance empiétant sur la lumière vasculaire d'au moins 0.5 mm ou de 50% de l'épaisseur intima-média dans la partie saine, ou également une zone où la distance entre la limite intima lumen et media adventice est supérieure à 1.5 mm. Cette définition est cohérente avec celle de, TURNBULL 1915 mais inclut également l'hypertrophie du complexe intima media.

Lorsque les plaques sont de faible épaisseur et stables, leur retentissement clinique est faible. Cependant deux cas de figure peuvent se présenter :

- Plaque empiétant fortement sur la lumière vasculaire : restriction de l'afflux sanguin en aval de la plaque (artériopathie oblitérante des membres inférieurs, angor).
- Rupture de la plaque : envoi d'embolie dans le flux sanguin (AVC ischémiques, infarctus du myocarde).

Chacune de ces éventualités peut avoir un retentissement clinique lourd comme les pathologies présentées entre parenthèses en témoignent. Ainsi, lorsqu'une plaque est présente, il est trop tard pour prendre des mesures préventives. Les traitements sont alors des traitements médicamenteux au long cours et des traitements chirurgicaux dans les cas aigus.

1.1.3 Impact sur la biomécanique des artères

L'athérosclérose et l'artériosclérose ont toutes deux des impacts sur la composition de la paroi vasculaire.

L'artériosclérose est une pathologie affectant principalement la tunica media. Dans la matrice extracellulaire, l'élastine laisse une place plus grande au collagène, ce qui augmente



sensiblement la rigidité de l'artère (SCHELLINGER et al. 2019). Il est aussi connu depuis longtemps que la tunica media peut se calcifier ce qui augmente également la rigidité de celle-ci. Une artère rigide ne joue plus son rôle de régulation de la pression artérielle, ce qui est une des causes d'un ensemble de pathologies.

L'athérosclérose est, elle, une pathologie de la tunica intima. L'intima dans cette pathologie est affectée par un dépôt de matières grasses à la fois autour des cellules endothéliales et dans la limitante élastique interne (TURNBULL 1915). La création et l'évolution des plaques sont des processus extrêmement complexes qui ne sauraient être résumés convenablement dans cette partie. Pour plus d'information sur ces mécanismes le lecteur est invité à se référer aux articles (TABAS et al. 2015 ; SLAGER et al. 2005) qui étudient respectivement la formation et la rupture de la plaque. Des phénomènes inflammatoires (BÄCK et al. 2015 ; VLACHOPOULOS et al. 2011) et immunologiques (GISTERÅ et al. 2017) ont été mis en évidence pour la formation et l'évolution de la plaque. Le chapitre 23 de VLACHOPOULOS et al. 2011 présente une revue des connaissances et hypothèses sur la formation et l'évolution des plaques.

L'artériosclérose et l'athérosclérose sont souvent concomitantes (WILKINSON et al. 2009). Ce lien peut être lié aux modifications des caractéristiques biomécaniques causées par l'artériosclérose créant des conditions favorables à la formation et l'évolution de plaques athéromateuses. En effet, il a été mis en évidence que les stress mécaniques ont un impact sur la formation et la rupture des plaques (SLAGER et al. 2005). Les cisaillements de la paroi artérielle ont également été corrélés au développement de plaques (VLACHOPOULOS et al. 2011 ; GIJSEN et al. 2019). Cette hypothèse est cependant sujette à discussion (SELWANESS et al. 2014 ; WEIR-MCCALL et al. 2018). De nombreuses études établissent un lien fort entre la rigidité artérielle et l'athérosclérose (POPELE et al. 2001 ; SELWANESS et al. 2014 ; ZUREIK et al. 2003 ; WILKINSON et al. 2009).

Ainsi, l'évaluation *in vivo* du comportement mécanique de la paroi artérielle peut donner des informations précieuses sur la santé vasculaire d'un sujet. Ces informations peuvent être en lien direct avec la rigidité artérielle ou avec les contraintes mécaniques s'appliquant sur celle-ci qui ont un rôle dans l'athérosclérose.

1.1.4 Mesure *in vivo* du risque cardiovasculaire

1.1.4.1 Estimation de la rigidité artérielle

L'estimation de la rigidité artérielle peut être faite de plusieurs façons. Les recommandations de l'American Heart Association (TOWNSEND et al. 2015) définissent la vitesse



de l'onde de pouls comme référence pour l'estimation de la rigidité artérielle. Cette mesure souffre néanmoins d'assez fortes incertitudes (MESSAS et al. 2013) qui seront expliquées ci-après.

Un ensemble d'indices mesurant la rigidité artérielle a été proposé (O'ROURKE et al. 2002). Ces indices ont été évalués dans LAURENT et al. 2006 qui présente un consensus sur leur utilisation en pratique clinique. Une partie de ceux-ci sera décrite dans les sections suivantes.

1.1.4.1.1 Vitesse de l'onde de pouls La vitesse de l'onde de pouls (VOP) est le *gold standard* pour l'évaluation de la rigidité artérielle (O'ROURKE et al. 2002; LAURENT et al. 2006; VLACHOPOULOS et al. 2011; TOWNSEND et al. 2015). La mesure peut être définie de façon simple :

$$VOP = \frac{\Delta d}{\Delta t} \quad (1.1)$$

avec Δd la longueur du segment artériel étudié, et Δt la différence des temps de passage du pied de l'onde de pouls à ces lieux de mesure respectifs (BOUTOUYRIE et al. 2009).

Plusieurs méthodes existent pour évaluer la VOP (BOUTOUYRIE et al. 2009).

La plus couramment acceptée est la mesure entre la carotide commune et l'artère fémorale. Dans ce cas, la mesure de Δt est assez simple à faire. Cependant la mesure Δd est source d'incertitude. En effet, la longueur du segment artériel considéré n'est pas connue exactement et doit être estimée à partir d'une distance euclidienne entre les deux points de mesure. Un autre problème vient du fait que la rigidité artérielle n'est pas uniforme et donc la mesure est une mesure de la rigidité moyenne sur le segment considéré (O'ROURKE et al. 2002) .

Plus récemment une méthode d'estimation de la VOP par imagerie ultrasonore a été proposée (MESSAS et al. 2013). Celle-ci utilise des cadences d'acquisition très élevées (10 000 images par secondes). Cette méthode est une mesure entre deux points proches d'où le Δd est connu de façon précise, mais dans ce cas, les mesures sont particulièrement sensibles à Δt qui est très faible, car les points sont proches.

1.1.4.1.2 Compliance mécanique La compliance mécanique pourrait être évaluée sur des séquences ultrasonores des artères carotides. Celle-ci correspond au ratio de dilatation de l'artère par la différence de pression artérielle $C = \frac{D_s - D_d}{P_s - P_d}$. Dans cette équation, D est le diamètre de l'artère, P est la pression artérielle au point de mesure, s indique la systole,



d la diastole (VLACHOPOULOS et al. 2011 ; O’ROURKE et al. 2002). L’inconvénient de cet indice est la nécessité de connaître la pression au point de mesure, ce qui n’est typiquement pas disponible. Des solutions utilisant la pression brachiale ont été proposées. Cependant, ces pressions sont notoirement différentes de la pression carotidienne là où les mesures de diamètre sont effectuées.

1.1.4.1.3 Module d’élasticité de PETERSON Le module de YOUNG, qui est la mesure courante de la rigidité d’un matériau, dans le cas d’un tube, peut s’écrire comme suit :

$$E_y = \frac{(P_s - P_d)D_d}{(D_s - D_d)h}, \quad (1.2)$$

dans cette équation h est l’épaisseur de la paroi, les autres variables sont celles précédemment définies. Or, cette épaisseur est complexe à mesurer en échographie du fait de la mauvaise distinction de la limite extérieure de l’adventice. Pour pallier cela, le module d’élasticité de PETERSON a été introduit (PETERSON et al. 1960). Celui-ci est une mesure d’un module d’élasticité en l’absence de mesure de l’épaisseur de la paroi, et se définit comme cela :

$$E_p = D_d \frac{P_s - P_d}{D_s - D_d} = E_y \times h. \quad (1.3)$$

Dans cette équation il est important de noter que h , l’épaisseur du matériau a disparu et le module d’élasticité de PETERSON est calculé en utilisant les mêmes paramètres que la compliance mécanique. De ce fait, il a été très étudié et un ensemble de valeurs de référence existent (O’ROURKE et al. 2002 ; VLACHOPOULOS et al. 2011). Il reste cependant le problème du lieu de mesure de la pression artérielle différent du lieu où les mesures sont effectuées (VLACHOPOULOS et al. 2011). Un autre problème de toutes ces mesures est que l’élasticité de l’artère varie durant le cycle cardiaque en réaction aux différentes contraintes mesurées par les cellules endothéliales entraînant des contractions des cellules musculaires de la tunica media.

1.1.4.2 Doppler vasculaire

Le doppler vasculaire est une technique d’imagerie médicale permettant d’évaluer la vitesse du sang dans un vaisseau. Le rôle principal du réseau artériel étant le transport de celui-ci, il est normal que cette modalité ait acquis le statut de modalité de première intention pour l’examen du système vasculaire (LONG 2017). Lors d’un examen par imagerie ultrasonore du système vasculaire l’anatomie est étudiée, mais également l’hémodynamique (EVANS et al. 2011). Le degré de sténose en cas de plaque est évalué par les variations de flux et non pas par des critères géométriques sur des images 2D. Pour une explication du fonctionnement



du système Doppler, le lecteur est invité à se référer à (EVANS et al. 2011). Les changements du flux sanguin apparaissant assez tard dans l'évolution des pathologies vasculaires nous ne détaillerons pas plus ces méthodes.

1.1.4.3 Mouvements du complexe intima media

Les mouvements de l'artère sont intéressants pour la détection précoce de l'athérosclérose. En effet, ils sont fonctions des caractéristiques biomécaniques de la paroi. Les mouvements radiaux ont déjà été présentés dans la partie 1.1.4.1. En effet leurs extrêmes sont utilisés pour estimer le diamètre de la lumière vasculaire. Ces mouvements radiaux sont plus aisés à estimer que les mouvements longitudinaux du fait des gradients de niveaux de gris nettement plus marqués dans la direction radiale (CINTHIO et al. 2006), ce qui explique leur utilisation plus précoce. Les mouvements longitudinaux, eux, ont été étudiés assez tardivement (CINTHIO et al. 2006 ; PERSSON et al. 2002 ; STOITSIS et al. 2006). Néanmoins, ceux-ci ont montré une corrélation avec des facteurs du risque cardiovasculaire (ZAHND et al. 2012 ; AHLGREN et al. 2012 ; AHLGREN et al. 2015). La façon de mesurer ces déplacements et leur impact clinique seront plus détaillés dans le chapitre 2.

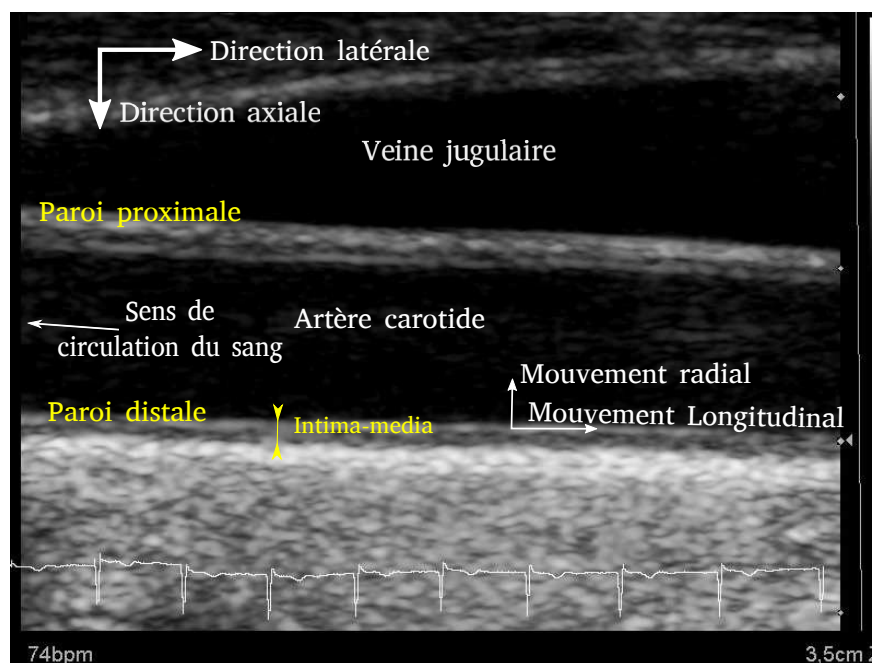


FIGURE 1.2 – Image échographique d'une artère carotide commune

L'imagerie échographique est la modalité d'imagerie de première intention pour l'examen du système vasculaire (LONG 2017). En effet, celle-ci présente des cadences d'images pouvant être très élevées, une résolution spatiale fine et permet de visualiser le flux sanguin dans le vaisseau. Dans cette partie, le principe physique de l'échographie sera étudié puis les



caractéristiques des images échographiques seront abordées.

La figure 1.2 permet de présenter le type d'image – de bonne qualité – qu'il est possible d'obtenir à l'aide de cette modalité. Sur celle-ci, le complexe intima-media est très distinctement visible sur la paroi proximale et sur la paroi distale. La limite de la tunica adventitia est ténue, mais discernable. Il est important sur cette image de comprendre la distinction entre latéral/axial et longitudinal/radial, les premiers termes se réfèrent aux directions dans le référentiel de la sonde, tandis que les seconds sont définis dans le référentiel de l'artère. Il est cependant intéressant de noter que, pour une artère rectiligne et horizontale par rapport à la sonde, les deux repères peuvent être confondus, ce qui sera utile par la suite dans la partie 4.1.2.

1.1.5 Formation de l'image

L'imagerie échographique est également appelée «imagerie ultrasonore». Ces deux noms permettent de comprendre le fonctionnement global de cette modalité. Le premier indique qu'il s'agit d'une image des échos. Le second, quant à lui, indique de quels échos il s'agit. Ainsi, l'imagerie échographique est une imagerie des échos causés par une onde ultrasonore se propageant dans un milieu. Pour cette partie nous utiliserons principalement (VLACHOPOULOS et al. 2011 ; ZAHND 2012 ; SZABO 2013) comme documents sources.

1.1.5.1 Principe physique

Une onde sonore est une interaction entre un champ de pression et un milieu physique servant de support de propagation. Le lien entre les deux est le suivant :

$$p = Zv \quad (1.4)$$

avec p le champ de pression locale, Z l'impédance acoustique du milieu et v la vitesse instantanée des particules composant le milieu. L'impédance acoustique est une propriété intrinsèque du milieu, liée aux caractéristiques élastiques du milieu (VLACHOPOULOS et al. 2011). Pour un milieu homogène $Z = \rho c$ avec ρ la masse volumique du matériau et c la vitesse de propagation du son (célérité) dans celui-ci. Si l'hypothèse de la linéarité de la propagation est faite, alors la vitesse des particules est également indépendante de la fréquence du signal. Le lien entre pression et vitesse décrit dans l'équation 1.4 permet de voir que le champ de pression se propage de proche en proche à mesure que les particules sont déplacées sous l'effet de ce champ de pression.



À chaque interface entre deux milieux d'impédance acoustique différente, l'onde est en partie transmise et en partie réfléchi, selon les équations suivantes (SZABO 2013 ; JENSEN 1996) :

$$R = \frac{(Z_1 - Z_2)}{(Z_1 + Z_2)}, \quad (1.5)$$

$$T = \frac{2Z_2}{Z_1 + Z_2} \quad (1.6)$$

les R et T étant les coefficients déterminant les pressions acoustiques instantanées respectivement réfléchies et transmises. Ces équations sont valables pour des incidences normales. Pour des incidences ne l'étant pas, l'angle d'incidence entrerait en jeu, dans ces équations. L'expression 1.5 indique que, si les impédances sont très différentes, alors très peu d'énergie est transmise, la majorité étant réfléchi.

Ces équations ne sont valables que dans le cas où les interfaces ont une largeur correspondant à plusieurs fois la longueur d'onde. Si la dimension de l'irrégularité est plus faible qu'une longueur d'onde alors il y a une réflexion diffuse. Ceci cause une diffusion de l'onde incidente par chacune des irrégularités du milieu (SEHGAL et al. 1984). La plupart des tissus biologiques présentent ainsi une combinaison de réflexion et diffusion (VLACHOPOULOS et al. 2011).

Il est également important de considérer l'atténuation des ondes ultrasonores en fonction de la profondeur. Cette atténuation est proportionnelle à la fréquence : les hautes fréquences sont plus atténuées que les basses fréquences. La fréquence de fonctionnement doit donc être adaptée à la profondeur de l'organe étudié.

1.1.5.2 Formation d'un écho

L'échographie fonctionne en réflexion, ce qui implique que toutes les distances doivent être doublées de façon à prendre en compte la propagation puis la rétrodiffusion. Les vitesses du son dans les milieux biologiques sont assez similaires (sang 1580 m.s^{-1} , foie 1550 m.s^{-1} , muscle 1560 m.s^{-1} , graisse 1480 m.s^{-1} (VLACHOPOULOS et al. 2011)). De ce fait, l'hypothèse d'une vitesse du son constante dans les milieux biologiques est faite en échographie. Cette hypothèse permet d'écrire $\Delta d = \frac{c\Delta t}{2}$ avec Δd la profondeur, c la vitesse du son dans les milieux traversés et Δt le retard entre l'émission et la réception de l'écho. Ainsi, cette approximation permet de localiser en profondeur un point ayant envoyé un écho sans avoir à prendre en compte les différences de vitesse du son dans le milieu de propagation.

La résolution en profondeur dépend de la durée du signal émis dans le milieu. En effet,

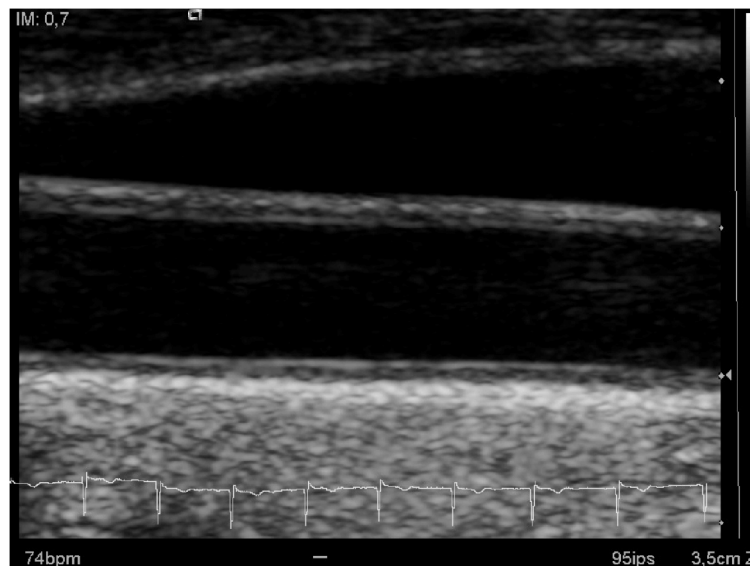


un signal long empêchera la distinction de deux réflecteurs proches, alors qu'un signal court permettra de mieux les distinguer. Pour un signal émis de deux périodes, cela correspond à une résolution d'une longueur d'onde (VLACHOPOULOS et al. 2011). Or, la longueur d'onde est inversement proportionnelle à la fréquence $\lambda = \frac{c}{f}$. Ainsi, une fréquence élevée permet une meilleure résolution, mais est également plus atténuée. Il existe donc un équilibre à trouver entre profondeur d'exploration et résolution axiale.

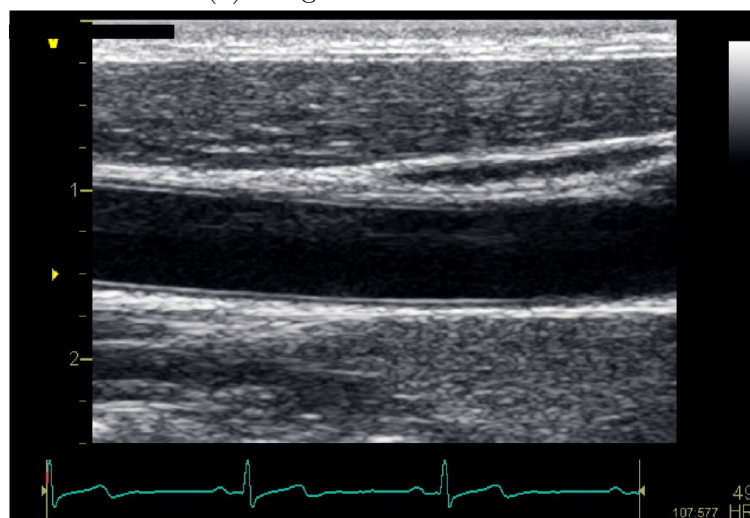
1.1.6 Caractéristiques de l'image

Cette partie n'abordera que les caractéristiques de l'image ultrasonore. Les techniques utilisées pour créer une image ultrasonore seront, quant à elles, traitées en détail dans la partie 4.1.2.

La figure 1.3 présente trois images de carotide commune imagée par imagerie ultrasonore, issues de nos bases de données. Ces images permettent de se rendre compte des caractéristiques des images traitées. Celles-ci sont assez disparates, car elles proviennent de trois hôpitaux différents avec des caractéristiques d'acquisition différentes. Il est particulièrement important de noter que les niveaux de zoom ne sont pas identiques, ce qui implique une résolution pixelique des images exportées très différente. Les niveaux de granulosité sont également très différents, l'image 1.3c étant plus lisse. Les zones imagées ne sont pas les mêmes, aussi l'image 1.3a contient une partie de la veine jugulaire alors que l'image 1.3b présente un muscle au-dessus de l'artère. Les morphologies sont également différentes comme on peut le voir sur l'image 1.3c qui présente une plaque très distinctement visible sur la paroi distale. Les images 1.3b et 1.3c présentent des dynamiques très différentes également. En effet, l'image 1.3b est bien plus saturée que l'image 1.3c qui est globalement assez peu contrastée.



(a) Image de volontaire sain



(b) Image de volontaire sain



(c) Image de patient avec plaque

FIGURE 1.3 – Images représentatives des images de notre base de données



1.1.6.1 Résolution spatiale et temporelle

1.1.6.1.1 Résolution spatiale La résolution spatiale en ultrasons est intimement liée aux organes étudiés. En effet l'application dicte le choix de la sonde utilisée, ainsi que la fréquence de fonctionnement utilisée. Ceci dépend de la fenêtre acoustique disponible ainsi que de la profondeur à imager. Une fenêtre acoustique est une zone où l'on peut placer la sonde ultrasonore de façon à imager un organe. Pour cela aucun os ni air ne doit être présent entre la sonde et l'organe.

La géométrie de la sonde varie en fonction de la fenêtre acoustique disponible. Ainsi les sondes cardiaques doivent être assez petites pour imager entre deux côtes. Dans le cas de l'artère carotide, cette fenêtre n'est pas particulièrement limitée. Comme vu en 1.1.5.2, la résolution axiale dépend de la fréquence de l'onde ultrasonore utilisée et, dans le cas de l'artère carotide, les recommandations préconisent une fréquence d'au moins 7 MHz (TOUBOUL et al. 2012). VLACHOPOULOS et al. 2011 présente une correspondance entre fréquences de fonctionnement de la sonde et caractéristiques de l'image. Ainsi, pour une fréquence de 7 MHz et en considérant une vitesse du son moyenne de 1540 m.s^{-1} , la pénétration est de 6.6 cm, la résolution axiale de $220 \mu\text{m}$. Il est également possible chez certaines personnes où la carotide commune est peu profonde d'imager avec des sondes à plus haute fréquence – 10 à 15 MHz – ce qui améliore la résolution axiale.

La résolution latérale est dépendante de la profondeur de focalisation du faisceau ultrasonore. Cette focalisation introduit des zones où la résolution latérale est plus fine que dans d'autres. Il est cependant utile de garder à l'esprit que la résolution latérale est également dépendante de la géométrie de la sonde, et des paramètres d'émission et de réception de la séquence. Ainsi, il n'existe pas d'équation générique permettant de l'exprimer dans tous les cas de figure. Étant donné le type de sonde utilisée pour imager les artères carotides, la résolution latérale est plus faible que la résolution axiale. Ceci est visible par l'allongement de la texture dans la direction de l'artère comme ce qui est visible sur l'image 1.3a.

1.1.6.1.2 Résolution temporelle La résolution temporelle de l'imagerie ultrasonore dépend de la profondeur d'acquisition, et du nombre de tirs effectués pour faire une image. Pour cela, il est nécessaire de parcourir toute la zone à imager à l'aide d'un faisceau ultrasonore focalisé de façon à maximiser la résolution latérale. Le temps nécessaire pour insonifier une ligne et récupérer les échos est globalement le temps nécessaire pour que l'onde ultrasonore aille jusqu'à la profondeur maximale considérée puis revienne – la durée d'émission étant courte de façon à maximiser la résolution axiale – d'où :

$$\delta_t = 2d_{max}/c.$$



Pour une profondeur d’exploration $d_{max} = 4$ cm et une vitesse du son $c = 1540$ m.s⁻¹ le temps pour l’acquisition d’une ligne $\delta_t = 51$ μ s. Pour 128 lignes d’insonification, le temps d’acquisition d’une image est de 6.6 ms, ce qui permet la cadence maximale de 150 images/s. Dans la pratique clinique, on utilise souvent des cadences de l’ordre de 30 images/s permettant une visualisation sans saccade, tout en économisant l’espace de stockage et/ou maximisant la qualité d’image.

1.1.6.2 Speckle

Le speckle ou tavelure en français – nous utiliserons par la suite la dénomination anglophone, le terme français étant assez peu employé – désigne le grain caractéristique des images échographiques particulièrement visible sur l’image 1.3b. Celui-ci est dû à l’interaction des ondes diffusées par chacune des irrégularités du milieu insonifié. Celles-ci sont – lorsque les diffuseurs sont proches – cohérentes entre elles, ce qui crée des motifs d’interférence. Ces motifs se décorrèlent avec les mouvements du milieu. Leurs apparences dépendent également des paramètres d’acquisition. En effet, des étapes de lissage et de moyennage temporel – persistance – peuvent être utilisées. La disparité de texture entre les trois images de 1.3 provient des différences de paramètres d’acquisition et d’échographe. La texture dépend également de la granulosité du milieu imagé. Ainsi, chaque organe a un speckle caractéristique (NICHOLAS et al. 1986), ceci est visible sur l’image 1.3b où le tissu dans la partie droite de l’image en dessous de la carotide a une texture très différente des muscles visibles au-dessus de l’artère en haut de l’image.

Dans le chapitre 2 il sera vu que le speckle permet également d’estimer les mouvements des tissus.

Références

- AHLGREN, Å. R., M. CINTHIO, S. STEEN et al. (2012). “Longitudinal displacement and intramural shear strain of the porcine carotid artery undergo profound changes in response to catecholamines”. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology* 302.5. PMID : 22198173, H1102-H1115 (cf. p. 11).
- AHLGREN, Å. R., S. STEEN, S. SEGSTEDT et al. (2015). “Profound Increase in Longitudinal Displacements of the Porcine Carotid Artery Wall Can Take Place Independently of



- Wall Shear Stress : A Continuation Report”. *Ultrasound in Medicine and Biology* 41.5, p. 1342-1353 (cf. p. 11).
- BÄCK, M., C. WEBER et E. LUTGENS (2015). “Regulation of atherosclerotic plaque inflammation”. *Journal of internal medicine* 278.5, p. 462-482 (cf. p. 8).
- BOUTOUYRIE, P., M. BRIET, C. COLLIN et al. (2009). “Assessment of pulse wave velocity”. *Artery Research* 3.1, p. 3-8 (cf. p. 9).
- Cardiovascular diseases (CVDs)* (2019). URL : [https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) (cf. p. 4).
- CINTHIO, M., Å. R. AHLGREN, J. BERGKVIST et al. (2006). “Longitudinal movements and resulting shear strain of the arterial wall”. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology* (cf. p. 11).
- DIEHM, C., J.-R. ALLENBERG, K. NIMURA-ECKERT et al. (2000). *Color Atlas of Vascular Diseases | C. Diehm | Springer*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (cf. p. 5).
- EVANS, D. H., J. A. JENSEN et M. B. NIELSEN (2011). “Ultrasonic colour Doppler imaging”. *Interface Focus* 1.4, p. 490 (cf. p. 10, 11).
- FURCHGOTT, R. F. et J. V. ZAWADZKI (1980). “The obligatory role of endothelial cells in the relaxation of arterial smooth muscle by acetylcholine”. *Nature* 288.5789, p. 373 (cf. p. 5).
- GIJSEN, F., Y. KATAGIRI, P. BARLIS et al. (2019). “Expert recommendations on the assessment of wall shear stress in human coronary arteries : existing methodologies, technical considerations, and clinical applications”. *European Heart Journal*. URL : <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz551> (cf. p. 8).
- GISTERÅ, A. et G. K. HANSSON (2017). “The immunology of atherosclerosis”. *Nature Reviews Nephrology* 13.6, p. 368 (cf. p. 8).
- GREENWALD, S. (2007). “Ageing of the conduit arteries”. *Journal of Pathology* 211.2, p. 157-172 (cf. p. 4-6).
- JENSEN, J. A. (1996). “Estimation of Blood Velocities Using Ultrasound”. *Cambridge University Press* (cf. p. 13).
- LAURENT, S., J. COCKCROFT, L. VAN BORTEL et al. (2006). “Expert consensus document on arterial stiffness : methodological issues and clinical applications”. *Eur. Heart J.* 27.21, p. 2588-2605 (cf. p. 9).
- LOBSTEIN, J.-F. (1829). *Traité d’anatomie pathologique*. T. 2. Levrault, p. 550-551 (cf. p. 5).
- LONG, A. (2017). *Guide Pratique D’écho-Doppler Vasculaire*. Elsevier Masson (cf. p. 10, 11).
- LYLE, A. N. et U. RAAZ (2017). “Killing Me Unsoftly : Causes and Mechanisms of Arterial Stiffness”. *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology* 37.2, e1-e11. DOI : 10.1161/ATVBAHA.116.308563 (cf. p. 6).
- MAJESKY, M. W., X. R. DONG, V. HOGLUND et al. (2011). “The Adventitia”. *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology* (cf. p. 5).
- MESSAS, E., M. PERNOT et M. COUADE (2013). “La mesure d’élasticité de la paroi artérielle : état de l’art et perspectives”. *Elsevier Masson* (cf. p. 9).



- MONCADA, S., E. HIGGS et V. J.R. (1977). "Human arterial and venous tissues generate prostacyclin (prostaglandin X), a potent inhibitor of platelet aggregation". *The Lancet* 309.8001, p. 18-21. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(77\)91655-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(77)91655-5) (cf. p. 5).
- NICHOLAS, D., D. K. NASSIRI, P. GARBUTT et al. (1986). "Tissue characterization from ultrasound B-scan data". *Ultrasound in Medicine & Biology* 12.2, p. 135-143 (cf. p. 17).
- O'ROURKE, M. F. et H. J. (2007). "Mechanical Factors in Arterial Aging : A Clinical Perspective". *Journal of the American College of Cardiology* 50.1, p. 1-13. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2006.12.050> (cf. p. 6).
- O'ROURKE, M. F., J. A. STAESSEN, C. VLACHOPOULOS et al. (2002). "Clinical applications of arterial stiffness; definitions and reference values". *American Journal of Hypertension* 15.5, p. 426-444. DOI : [10.1016/S0895-7061\(01\)02319-6](https://doi.org/10.1016/S0895-7061(01)02319-6) (cf. p. 9, 10).
- PERSSON, M., A. R. AHLGREN, A. ERIKSSON et al. (2002). "Non-invasive measurement of arterial longitudinal movement". In : t. 2. IEEE (cf. p. 11).
- PETERSON, L. H., R. E. JENSEN et J. PARNELL (1960). "Mechanical Properties of Arteries in Vivo". *Circulation Research* 8.3, p. 622-639. DOI : [10.1161/01.RES.8.3.622](https://doi.org/10.1161/01.RES.8.3.622) (cf. p. 10).
- PICKERING, S. G. (1963). "Arteriosclerosis and atherosclerosis : The need for clear thinking". *American Journal of Medicine* 34.1, p. 7-18 (cf. p. 5, 7).
- POPELE, N. M. van, D. E. GROBBEE, M. L. BOTS et al. (2001). "Association between arterial stiffness and atherosclerosis : the Rotterdam Study". *Stroke* 32.2, p. 454-460 (cf. p. 8).
- REY, F. E. et P. J. PAGANO (2002). "The Reactive Adventitia". *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology* 22.12, p. 1962-1971. DOI : [10.1161/01.ATV.0000043452.30772.18](https://doi.org/10.1161/01.ATV.0000043452.30772.18) (cf. p. 5).
- SCHELLINGER, I. N., K. MATTERN et U. RAAZ (2019). "The Hardest Part". *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology* 0.0, ATVBAHA.118.311578. DOI : [10.1161/ATVBAHA.118.311578](https://doi.org/10.1161/ATVBAHA.118.311578) (cf. p. 6, 8).
- SEHGAL, C. M. et J. F. GREENLEAF (1984). "Diffraction of Ultrasound by Soft Tissues :The Inhomogeneous Continuous Model". *SpringerLink*, p. 217-231 (cf. p. 13).
- SELWANESS, M., Q. van DEN BOUWHUIJSEN, F. U. MATTACE-RASO et al. (2014). "Arterial stiffness is associated with carotid intraplaque hemorrhage in the general population : the Rotterdam study". *Arteriosclerosis, thrombosis, and vascular biology* 34.4, p. 927-932 (cf. p. 8).
- SLAGER, C., J. WENTZEL, F. GIJSEN et al. (2005). "The role of shear stress in the destabilization of vulnerable plaques and related therapeutic implications". *Nature Reviews Cardiology* 2.9, p. 456 (cf. p. 8).
- STOITSIS, J., S. GOLEMATI, A. K. DIMOPOULOS et al. (2006). "Analysis and quantification of arterial wall motion from B-mode ultrasound images - comparison of block-matching and



- optical flow". *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, p. 4469-4472. ISSN : 1094-687X. DOI : 10.1109/IEMBS.2005.1615459 (cf. p. 11).
- SZABO, T. (2013). *Diagnostic Ultrasound Imaging : Inside Out*. Academic Press (cf. p. 12, 13).
- TABAS, I., G. GARCÍA-CARDEÑA et G. K. OWENS (2015). "Recent insights into the cellular biology of atherosclerosis". *J cell Biol* 209.1, p. 13-22 (cf. p. 8).
- TOUBOUL, P. J., M. G. HENNERICI, S. MEAIRS et al. (2012). "Mannheim carotid intima-media thickness and plaque consensus (2004-2006-2011). An update on behalf of the advisory board of the 3rd, 4th and 5th watching the risk symposia, at the 13th, 15th and 20th European Stroke Conferences, Mannheim, Germany, 2004, Brussels, Belgium, 2006, and Hamburg, Germany, 2011". *Cerebrovasc. Dis.* 34.4, p. 290-296 (cf. p. 7, 16).
- TOWNSEND, R. R., I. B. WILKINSON, E. L. SCHIFFRIN et al. (2015). "Recommendations for Improving and Standardizing Vascular Research on Arterial Stiffness". *Hypertension* 66.3, p. 698-722. DOI : 10.1161/HYP.0000000000000033 (cf. p. 8, 9).
- TURNBULL, H. M. (1915). "Alterations in arterial structure and their relation to syphilis". *Quarterly journal of medicine* 8.201 (cf. p. 7, 8).
- VLACHOPOULOS, C., M. O'ROURKE et W. W. NICHOLS (2011). *McDonald's blood flow in arteries : theoretical, experimental and clinical principles*. CRC press (cf. p. 5, 8-10, 12-14, 16).
- WAGENSEIL, J. E. et R. P. MECHAM (2009). "Vascular Extracellular Matrix and Arterial Mechanics". *Physiological Reviews* 89.3, p. 957-989. DOI : 10.1152/physrev.00041.2008 (cf. p. 4, 6).
- WEIR-MCCALL, J. R., M. LAMBERT, S. J. GANDY et al. (2018). "Systemic arteriosclerosis is associated with left ventricular remodeling but not atherosclerosis : a TASCFORCE study". *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance* 20.1, p. 7. DOI : 10.1186/s12968-018-0428-0 (cf. p. 8).
- WILKINSON, I. B., C. M. MCENIERY et J. R. COCKCROFT (2009). "Arteriosclerosis and Atherosclerosis : guilty by association." *Hypertension* 54.6, p. 1213-1215. DOI : 10.1161/HYPERTENSIONAHA.109.142612 (cf. p. 8).
- ZAHND, G. (2012). "Estimation of the bi-dimensional motion of the arterial wall in ultrasound imaging with a combined approach of segmentation and speckle tracking". Theses. INSA de Lyon (cf. p. 12).
- ZAHND, G., D. VRAY, A. SÉRUSCLAT 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, p. 1705-1715 (cf. p. 11).



ZUREIK, M., J.-M. BUREAU, M. TEMMAR et al. (2003). “Echogenic Carotid Plaques Are Associated With Aortic Arterial Stiffness in Subjects With Subclinical Carotid Atherosclerosis”. *Hypertension* (cf. p. 8).

2 | État de l’art

Ce chapitre présente une brève revue des méthodes d’estimation du mouvement dans des séquences d’images ultrasonores. Puis nous ferons une revue des méthodes de la littérature pour l’estimation des mouvements pariétaux de la carotide. Ensuite, les méthodes de détection de points clefs seront détaillées avec un point particulier sur les détecteurs de «blobs». Enfin, quatre détecteurs de points clefs seront décrits dans le détail en vue d’une utilisation de ceux-ci dans notre méthode d’estimation du mouvement.



2.1 Estimation du mouvement en échographie

Dans cette partie les méthodes d'estimation de mouvement en échographie seront développées. Les acquisitions particulières requises par les méthodes Doppler ne seront pas abordées dans cette partie.

Dans un premier temps, un ensemble de termes sera défini. Ensuite les grandes familles de méthodes seront rapidement décrites. Enfin un état de l'art de l'utilisation de ces méthodes dans le cadre de l'estimation du mouvement longitudinal des artères carotides sera présenté.

Flux optique La notion de flux optique a été développée initialement dans GIBSON 1950. Il est défini comme le champ de déplacement perçu par l'œil lorsqu'une scène change. Ainsi, il s'agit du déplacement apparent $(\Delta x, \Delta y)$ des points (x, y) d'une image à la suivante.

Ce concept d'invariance du niveau de gris avec le mouvement peut être mis en équation comme cela :

$$\mathcal{I}(x, y, t) = \mathcal{I}(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t). \quad (2.1)$$

Cette équation permet de lier les intensités d'une image à celle d'une image Δt plus tard.

Plusieurs méthodes permettent d'estimer cette quantité $(\Delta x, \Delta y)$. Elles peuvent dans un premier temps être séparées entre approches Eulérienne et Lagrangienne.

- *Approche Eulérienne* : Les points d'observations sont fixes et les valeurs enregistrées correspondent à la vitesse apparente en ces points de mesure au cours du temps.
- *Approche Lagrangienne* : contrairement à l'approche Eulérienne, l'approche Lagrangienne utilise un référentiel mobile qui est attaché au point suivi. Ainsi, la vitesse ne sera définie qu'aux endroits visités par le point suivi.

Toutes deux permettent d'obtenir une estimation du flux optique. Cependant, l'approche Eulérienne est plus proche du formalisme défini par GIBSON 1950, car elle permet d'échantillonner le flux optique à un ensemble de positions prédéfinies alors que l'approche Lagrangienne, s'intéressant plutôt aux trajectoires, ne garantit pas un parcours complet de l'image et donc fournit un échantillonnage très peu dense.

Toutes les méthodes présentées par la suite de cette section 2.1 présentent une méthode d'évaluation du flux optique plus ou moins dense.



Limites du concept de flux optique Le flux optique est particulièrement sensible aux changements d'intensité. En effet, les mouvements sont estimés à l'aide des changements d'intensité. Ainsi un changement d'intensité quel que soit son origine, peut être interprété comme du mouvement et l'absence de changement d'intensité, dans des zones homogènes, est interprétée comme absence de mouvement.

2.1.1 Schéma d'appariement de blocs

La méthode la plus couramment utilisée pour l'estimation de mouvement en imagerie échographique est le suivi de motifs de speckle, qui est une méthode utilisant la granularité caractéristique des images échographiques comme support pour l'estimation du mouvement. MEUNIER et al. ont montré que le mouvement des motifs de speckle est fortement lié au mouvement des tissus imagés (MEUNIER et al. 1995). Cette corrélation est très bonne lorsque seules des translations sont présentes et diminue lorsque des déformations apparaissent.

La méthode de suivi de motif de speckle est basée sur les schémas d'appariement de blocs qui peuvent s'intuiter par : Associer au bloc suivi le bloc lui ressemblant le plus dans l'image suivante.

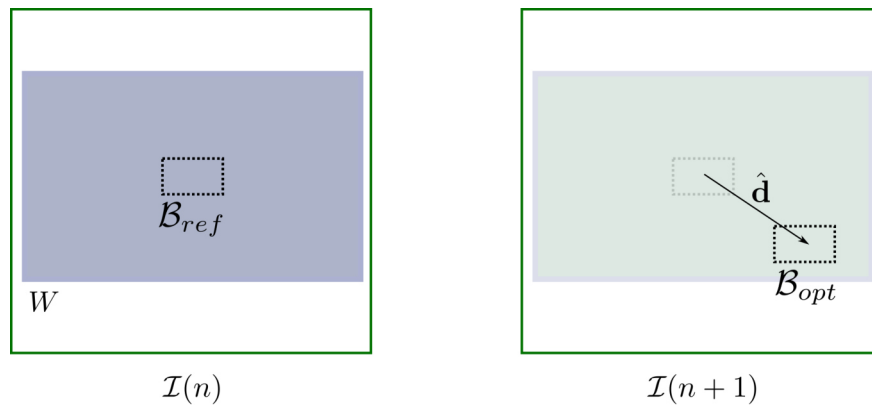


FIGURE 2.1 – Représentation schématique de l'appariement d'un bloc $\mathcal{B}_{ref}$ de $\mathcal{I}(n)$ à un bloc $\mathcal{B}_{opt}$ de $\mathcal{I}(n+1)$

La figure 2.1, présente l'appariement d'un bloc $\mathcal{B}_{ref}$ à un bloc $\mathcal{B}_{opt}$ dans l'image suivante. Cela permet d'obtenir le vecteur de déplacement $\hat{\mathbf{d}}$. Pour cela, toutes les sous-images de taille compatible avec $\mathcal{B}_{ref}$, dans la zone de recherche W , sont comparées à $\mathcal{B}_{ref}$. Pour comparer ces différents blocs à $\mathcal{B}_{ref}$ et ainsi identifier $\mathcal{B}_{opt}$, une métrique est nécessaire.

Deux types de métrique peuvent permettre de déterminer la correspondance entre deux blocs : les métriques de différence et les métriques de ressemblance. Celles-ci seront détaillées dans les paragraphes suivants.



Celles-ci sont toutes utilisables dans des algorithmes d'appariement de blocs en fixant $\mathcal{B}_{ref}$ sur le motif de l'image $\mathcal{I}(n)$ à retrouver dans l'image $\mathcal{I}(n+1)$ et en faisant prendre toutes les positions possibles dans la fenêtre de recherche dans l'image $\mathcal{I}_{n+1}$ par un bloc test $\mathcal{B}_{test}$.

2.1.1.1 Métrique de différence

Soit $\mathbf{F}$ et $\mathbf{G}$ deux blocs rectangulaires de taille $N \times M$, et $\mathbf{f}$ et $\mathbf{g}$ les vecteurs contenant toutes les valeurs respectivement de $\mathbf{F}$ et $\mathbf{G}$, alors :

$$SAD(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \sum_{i=1}^{MN} |\mathbf{f}(i) - \mathbf{g}(i)| \quad (2.2)$$

$$MAD(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{MN} |\mathbf{f}(i) - \mathbf{g}(i)| \quad (2.3)$$

$$SSD(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \sum_{i=1}^{MN} (\mathbf{f}(i) - \mathbf{g}(i))^2 \quad (2.4)$$

SAD (sum of absolute differences), MAD (mean absolute difference), SSD (sum of squared differences) sont des métriques de différence. Elles s'annulent donc lorsque $\mathbf{F}$ et $\mathbf{G}$ sont identiques. L'équation 2.5 présente un formalisme mathématique permettant de synthétiser cela.

$$\hat{\mathbf{d}} = \underset{\mathbf{d} \in W}{\operatorname{argmin}} \{D(\mathbf{F}(\mathbf{x}), \mathbf{G}(\mathbf{x} + \mathbf{d}))\} \quad (2.5)$$

Dans cette équation $\mathbf{x}$ est la position du centre de $\mathbf{F}$, $\mathbf{d}$ est le décalage entre les centres de $\mathbf{F}$ et $\mathbf{G}$, D une des métriques définies précédemment, $\hat{\mathbf{d}}$ est le décalage minimisant la disparité entre $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ et $\mathbf{G}(\mathbf{x} + \mathbf{d})$, W est l'ensemble des valeurs pouvant être prises par $\mathbf{d}$ pour que $\mathbf{x} + \mathbf{d}$ soit dans la zone de recherche.

2.1.1.2 Métrique de ressemblance

Pour caractériser la ressemblance entre deux motifs, cette métrique doit être maximale lorsque les deux blocs $\mathbf{F}$ et $\mathbf{G}$ sont semblables. Les blocs $\mathbf{F}$ et $\mathbf{G}$ sont tous deux représentés sous forme de matrice rectangulaire de taille $N \times M$. La métrique la plus couramment utilisée,



pour cela, est le coefficient de corrélation. Celui-ci peut s'exprimer comme cela :

$$CC(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \mathbf{F}(x, y) \mathbf{G}(x, y). \quad (2.6)$$

Ce coefficient peut être normalisé pour obtenir le coefficient de corrélation de Pearson :

$$NCC(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (\mathbf{F}(x, y) - \bar{\mathbf{F}})(\mathbf{G}(x, y) - \bar{\mathbf{G}})}{\sqrt{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (\mathbf{F}(x, y) - \bar{\mathbf{F}})^2 (\mathbf{G}(x, y) - \bar{\mathbf{G}})^2}}. \quad (2.7)$$

Dans cette équation $\bar{\mathbf{F}}$ et $\bar{\mathbf{G}}$ correspondent respectivement à la valeur moyenne des intensités dans $\mathbf{F}$ et dans $\mathbf{G}$. Ainsi pour trouver le bloc de la zone de recherche correspondant au mieux au bloc de référence on a :

$$\hat{\mathbf{d}} = \underset{\mathbf{d} \in W}{\operatorname{argmax}} \{R(\mathbf{F}(\mathbf{x}), \mathbf{G}(\mathbf{x} + \mathbf{d}))\} \quad (2.8)$$

avec R une des métriques de ressemblance.

Il s'agit là des métriques les plus utilisées en imagerie ultrasonore, il en existe cependant d'autres, notamment basées sur l'information mutuelle qui sont utilisées dans le cas où les images proviennent de modalités d'imagerie différentes.

2.1.1.3 Limites des méthodes d'appariements par bloc

Les techniques d'appariement de blocs sont sensibles à la taille de fenêtre de recherche. En effet si celle-ci est trop petite par rapport au mouvement alors le bloc apparié ne sera pas celui correspondant au mouvement réel. Elles sont également sensibles à la taille du bloc. En effet, si le bloc est trop petit il peut ne pas contenir assez d'information et être instable, si au contraire il est trop grand le mouvement peut être lissé, car les changements de faibles amplitudes ne seraient pas assez importants pour influencer l'estimation générale. Une des limites les plus pénalisantes est le temps de calcul nécessaire lorsque l'on augmente le nombre de blocs suivis, la taille de la zone de recherche, ou la taille du bloc. De plus, même en pavant de blocs jointifs la première image, rien ne garantit que toute l'image suivante sera échantillonnée. Malgré ces limites, les techniques d'appariement de bloc ont cependant été utilisées *in vivo* avec succès par différentes équipes.



2.1.2 Utilisation des gradients spatiaux et temporels

Une revue des méthodes actuelles d'estimation du flux optique a été présentée dans FORTUN et al. 2015.

Toutes les méthodes différentielles font l'hypothèse 2.1. Un développement limité au premier ordre du côté droit de l'équation 2.1 permet d'exprimer l'équation 2.1 en fonction des gradients spatiaux et du gradient temporel de l'image et du champ local de vitesse.

$$\mathcal{I}(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \approx \mathcal{I}(x, y, t) + \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial t} \Delta t \quad (2.9)$$

$$\text{d'où d'après l'équation 2.1} \quad 0 = \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial t} \Delta t \quad (2.10)$$

$$-\frac{\partial \mathcal{I}}{\partial t} = \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial x} V_x + \frac{\partial \mathcal{I}}{\partial y} V_y \quad (2.11)$$

L'équation 2.11 est appelée «équation de contrainte du mouvement». Elle décrit un problème mal posé. En effet, il y a deux inconnues $[V_x, V_y]$ pour une seule équation linéaire. Il faut donc poser au moins une autre équation de façon à suffisamment contraindre le système.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour définir ces équations contraignant le champ de vitesse. HORN et al. 1981 utilisent une contrainte de régularisation locale du champ de vitesse, le champ de vitesse est ensuite estimé de façon itérative. LUCAS et al. 1981 ont introduit la contrainte que le mouvement de points voisins doit être similaire et résout donc un système surdéterminé au sens des moindres carrés. Pour cela plusieurs méthodes ont été proposées telles que l'inversion explicite du système ou des approches itératives (LUCAS 1985).

L'équation 2.11 étant basée sur un développement limité autour du point (x, y, t) , de grandes variations spatiales ou temporelles ne la satisferaient pas. En pratique, les approches différentielles sont valides tant que le déplacement est inférieur à la longueur de la pente du gradient. Une façon de mitiger cette limite est d'utiliser une approche pyramidale. Ces approches permettent par floutage de l'image d'augmenter la longueur des pentes du gradient. Cependant, ces méthodes peuvent ne pas détecter de petits mouvements (FORTUN et al. 2015). Une autre des limites des méthodes de flux optique est l'hypothèse que les points dans la zone d'intérêt ont un mouvement cohérent, ce qui n'est pas forcément le cas lorsqu'il y a des interfaces entre structures. Il existe un ensemble d'approches distinctes permettant de traiter des scènes présentant des discontinuités (ORKISZ et al. 1996).

Les méthodes différentielles sont la plupart du temps résolues de façon itérative, ce qui peut les rendre longues. Cependant elles ont l'avantage de donner un champ de déplacement



bien plus dense que les méthodes de d'appariement de blocs couramment utilisé en imagerie ultrasonore.

2.1.3 Utilisation de points clefs

Une importante littérature de la vision par ordinateur utilise des détections et appariements de points clefs. Ces approches fournissent une façon d'estimer les mouvements de différents objets dans une scène ayant, potentiellement, des objets occultant d'autres objets, des changements d'illumination et des changements de perspective.

Ces détecteurs de points clefs seront vus en détail dans la suite de ce chapitre 2. Il est cependant intéressant de noter que ces méthodes ont, avant tout, été développées pour des objets rigides dans des scènes pouvant être sujettes à des transformations projectives ; elles sont robustes aux grands mouvements, au changement d'illumination, ainsi qu'aux occultations entre les objets. Mais ces caractéristiques peuvent conduire à un fort taux d'appariement erroné, l'introduction d'invariance augmente le risque que deux structures différentes aient des descripteurs similaires, ce qui nécessite une méthode de gestion de ces appariements.

2.1.4 Estimation des mouvements de la paroi vasculaire

Le mouvement des parois artérielles en échographie est un sujet assez ancien. Cependant, le mouvement longitudinal a été étudié assez tardivement (PERSSON et al. 2002 ; CINTHIO et al. 2006 ; STOITSIS et al. 2006) comparé au mouvement radial qui a servi à estimer la distensibilité artérielle bien plus tôt. Ceci est sûrement dû au fait que le mouvement longitudinal n'était pas perceptible sur les échographes d'anciennes générations et qu'il est plus complexe à estimer. En effet, l'artère est assez homogène dans la direction longitudinale sans changement de structure anatomique. Les origines de ce mouvement sont encore un sujet de controverse (AU et al. 2016 ; AU et al. 2018a). Les techniques d'estimation du mouvement pariétal sont maintenant bidimensionnelles et ne différencient généralement pas l'estimation du mouvement longitudinal de l'estimation du mouvement radial. Certaines études ont mis en avant l'existence de compression à la fois radiale (NILSSON et al. 2011 ; ZAHND et al. 2017) et longitudinale (ZAHND et al. 2015 ; ZAHND et al. 2018) dans le complexe intima media. La présence d'un cisaillement longitudinal (SCARAMUZZINO et al. 2017 ; CINTHIO et al. 2006 ; NILSSON et al. 2009) a également été montrée en échographie.

Travaux de CINTHIO et al. : Cette équipe a été la première à remettre en question le fait que le mouvement longitudinal serait négligeable comparée au mouvement radial (PERSSON



et al. 2002). Ils ont développé une méthode appelée «echo tracking» (CINTHIO et al. 2006) utilisant une technique d'appariement de blocs avec des blocs de petite taille (entre 71 μm et 100 μm) et une zone de recherche sept fois plus grande (entre 0.5 mm et 0.7 mm). La métrique appliquée est la corrélation croisée, utilisée sur des images interpolées par un facteur 10 de façon à obtenir une résolution subpixelique.

La même équipe a également proposé une méthode d'estimation multi blocs permettant d'estimer les cisaillements (NILSSON et al. 2009). Celle-ci répartit plusieurs blocs de taille différente dans la profondeur de la paroi artérielle. Ces blocs sont ensuite suivis par une méthode d'appariement de blocs. De nombreuses améliorations de l'algorithme de suivi de mouvement ont été faites par l'équipe (NILSSON et al. 2009; ALBINSSON et al. 2010; ALBINSSON et al. 2014; ALBINSSON et al. 2015; ALBINSSON et al. 2017). Cette méthode permet d'améliorer la précision du suivi à l'aide d'interpolation et d'un bloc supplémentaire.

Une méthode suivant les passages par zéros du gradient longitudinal a également été proposée. Ce passage par zéro correspond à un maximum local de l'intensité. Ainsi, il s'agit d'une méthode s'apparentant aux méthodes différentielles dans un cas unidimensionnel. Celle-ci permet d'évaluer le cisaillement dans la paroi en effectuant cette mesure à différentes profondeurs de la paroi (NILSSON et al. 2010).

Travaux de STOITSIS et al. Cette équipe a été une des premières à étudier le mouvement longitudinal de la paroi artérielle (STOITSIS et al. 2006) en utilisant en premier lieu, des algorithmes de suivi de motifs de speckle. Cette équipe a particulièrement travaillé à l'inclusion de filtres de KALMAN sur l'apparence et la position du bloc suivi. Ceux-ci permettent de contrecarrer la dérive d'apparence des motifs de speckle et préviennent également les variations trop brusques de position (GASTOUNIOTI et al. 2011). Ces filtres ont permis d'améliorer les performances de l'estimation, mais n'ont pas permis d'améliorer les estimations sans ajouter significativement de complexité. Une étude des performances de méthode d'appariement de bloc et d'une méthode différentielle a également été proposée (GOLEMATI et al. 2012). Dans cet article la méthode ayant obtenu les meilleurs résultats fut une méthode de Lucas Kanade avec une minimisation au sens des moindres carrés pondérés utilisant un modèle de déformation affine.

Travaux de GAO et al. Cette équipe a travaillé au développement de filtres régulant la position spatiale des points suivis. Ils ont notamment proposé d'utiliser des filtres de Kalman «unscented» qui permettent d'utiliser des fonctions hautement non linéaires dans le modèle d'évolution de la trajectoire (GAO et al. 2016). L'utilisation de filtres H_∞ a également été proposée (GAO et al. 2015; GAO et al. 2017; GAO et al. 2018).



Travaux de YLI-OLLILA et al. L'équipe de LAITINEN et al. a proposé une méthode d'estimation du mouvement bidirectionnel de la paroi carotidienne (YLI-OLLILA et al. 2013) utilisant plusieurs blocs indépendants, de taille différente, placés respectivement dans le complexe intima media, dans l'adventice et dans les tissus extra artériels. Cette équipe a particulièrement contribué à l'analyse des courbes de mouvement, extrayant différents paramètres de celles-ci (TAIVAINEN et al. 2018; TAIVAINEN et al. 2017; YLI-OLLILA et al. 2016b; YLI-OLLILA et al. 2016a; YLI-OLLILA et al. 2016c) et permettant de lier certains de ces paramètres au risque cardiovasculaire.

Travaux de AU et al. Cette équipe s'intéresse particulièrement aux liens entre les mouvements cardiaques et artériels. La méthode d'estimation du mouvement longitudinal utilisée par cette équipe est basée sur six blocs se chevauchant suivis tout au long de la séquence par un algorithme d'appariement de bloc avec la *NCC* comme métrique et un filtre de KALMAN pour mettre à jour l'apparence des blocs suivis (TAT et al. 2015). Le déplacement longitudinal final est calculé comme étant la médiane des déplacements des six blocs. Une corrélation avec la pression artérielle locale et le mouvement de rotation du ventricule gauche a été trouvée (AU et al. 2016; AU et al. 2018a). Les caractéristiques du mouvement longitudinal seraient également liées à l'âge du patient et à différentes pathologies (AU et al. 2017; PROUDFOOT et al. 2019). Cette équipe en collaboration avec YLI-OLLILA a également proposé une méthode de standardisation des acquisitions pour l'estimation du mouvement longitudinal (AU et al. 2018b).

Travaux de SOLEIMANI et al. Cette équipe a travaillé sur plusieurs problèmes distincts tels que l'estimation du mouvement longitudinal et du mouvement radial dans des séquences d'images vasculaires (SOLEIMANI et al. 2011; SOLEIMANI et al. 2016). Ils ont également travaillé à la quantification de la variation d'épaisseur du complexe intima media (RAFATI et al. 2015). Plus récemment cette équipe a proposé un modèle biomécanique pour le mouvement longitudinal à la fois sur sujet sain et sur patient ayant des sténoses et donc une athérosclérose développée (SOLEIMANI et al. 2019).

Pour ce faire ils ont utilisé une méthode d'appariement de blocs pour le suivi du déplacement longitudinal et une méthode de segmentation du complexe intima media utilisant la programmation dynamique pour l'évaluation de l'épaisseur de celui-ci.

Travaux de ZAHND et al. Cette équipe a travaillé de concert sur les problématiques de segmentation du complexe intima media et sur l'estimation du mouvement bi dimensionnel d'un motif de speckle. Les blocs suivis pour l'estimation du mouvement sont de petite



taille avec un filtre de Kalman sur l'apparence du bloc ainsi qu'un filtre de Kalman contraignant la trajectoire, ce filtre utilisant un modèle périodique propre à chaque séquence a été proposé (QORCHI et al. 2017). Cette équipe a également évalué une variation d'épaisseur de complexe intima media durant le cycle cardiaque (ZAHND et al. 2017) et une variation d'amplitude du déplacement longitudinal le long de la paroi artérielle (ZAHND et al. 2015).

Récemment une méthode pavant toute la longueur de l'artère avec des blocs se recouvrant a été proposée; l'établissement d'un champ de déplacement longitudinal est obtenu par programmation dynamique (ZAHND et al. 2018). Cette méthode permet d'obtenir un champ dense de déplacement, mais seulement le long du complexe intima media et non dans la profondeur de l'artère.

Travaux de SCARAMUZZINO et al. Les travaux de cette équipe ont été précurseurs dans l'utilisation de détection de points clefs pour l'estimation du mouvement longitudinal de la paroi artérielle (SCARAMUZZINO et al. 2017). Pour cela ils ont utilisé trois descripteurs différents SIFT, SURF, MSER. Les deux premiers seront respectivement détaillés dans les parties 2.2.4 et 2.2.5. Ils ont réussi à estimer une translation moyenne des points clefs du complexe intima media et de l'adventice. Ceci permet d'obtenir une estimation du cisaillement moyen entre l'intima media et l'adventice.

Travaux de ŘÍHA et al. Ces travaux ont porté sur l'évaluation de la position de la carotide dans des coupes transverses (ŘÍHA et al. 2018). Ceux-ci s'intéressent aux variations de diamètre de l'artère. L'algorithme proposé est composé d'une détection automatique de la carotide, puis d'un suivi de points clefs tout au long de la séquence à l'aide d'un algorithme de Lucas et Kanade pyramidal (BOUGUET et al. 2001). Cet algorithme ne fait aucune utilisation des descripteurs de points clefs pour le suivi des points clefs. Ainsi les points clefs servent uniquement de point d'attache pour l'algorithme de LUCAS et KANADE. Récemment, cette équipe a publié un article utilisant un modèle d'état pour évaluer la position des points clefs dans les images suivantes (DORAZIL et al. 2019).

2.1.5 Synthèse

Les méthodes de la littérature fournissent pour la plupart une trajectoire très précise pour un motif de speckle particulier suivi durant la séquence à l'aide d'une approche lagrangienne.

Lorsque plusieurs points sont suivis, ils servent à augmenter la robustesse en faisant l'hypothèse que tous les points doivent avoir le même mouvement (SCARAMUZZINO et al.



2017), ou encore à estimer le cisaillement dans le cas où des points sont répartis dans la profondeur entre différentes couches de la paroi artérielle (NILSSON et al. 2010).

Il est également possible – en disposant des points le long du complexe intima media et en faisant confiance à chaque trajectoire individuelle – de calculer les variations longitudinales le long du parcours de l'artère (ZAHND et al. 2018).

L'approche de SCARAMUZZINO et al. 2017 nous paraissant la plus extensible, nous avons choisi de nous concentrer sur l'utilisation de détecteurs de points clefs pour le développement de notre méthode. La suite de ce chapitre sera donc consacrée à une étude bibliographique de différents détecteurs de points clefs.

2.2 Détection de points clefs

La détection de points clefs dans une image est un problème classique en traitement d'images. Les premières méthodes efficaces sont apparues durant les années 1980 avec les articles de MORAVEC et de HARRIS et al. (HARRIS et al. 1988 ; MORAVEC 1980).

Ce problème est crucial dans le domaine de la vision par ordinateur. En effet, l'identification d'objets, la création de panoramas, la stéréovision, etc. reposent toutes sur la description d'objets en passant par l'identification de points d'intérêt.

Différents types de structures peuvent être considérés comme étant d'intérêt. Celles-ci sont présentées dans la figure 2.2.

- Bords 2.2a (filtre de Sobel (DANIELSSON et al. 1990), détection de bord de Canny (CANNY 1986), zeros du Laplacien (MARR et al. 1980)),
- Coins 2.2b (Harris (HARRIS et al. 1988 ; MORAVEC 1980)),
- Blob 2.2c (SIFT (LOWE 1999), SURF (BAY et al. 2008), KAZE (ALCANTARILLA et al. 2012)), AKAZE (ALCANTARILLA et al. 2013),

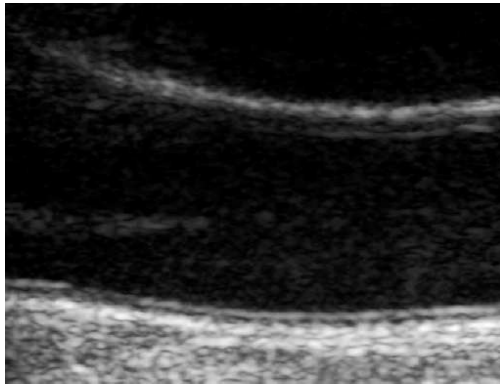
Un blob est défini comme une structure ayant un profil d'intensité strictement convexe ou strictement concave, c'est à dire une structure sans aucun croisement de lignes de niveau.



(a) Bord idéal dans une image synthétique (b) Coin idéal dans une image synthétique (c) Blob idéal dans une image synthétique

FIGURE 2.2 – Différents types d'objet d'intérêt

Ces types de zones d'intérêt apportent différentes informations et sont utilisés dans des contextes différents.



(a) Image provenant de nos bases d'images



(b) Image acquise en utilisant une caméra (première image de la séquence Ettlinger-Tor http://i21www.ira.uka.de/image_sequences/)

FIGURE 2.3 – Comparaison entre les images échographiques et les images naturelles

La figure 2.3 permet de constater que les caractéristiques des images échographiques sont très différentes de celles que l'on observe sur des images issues d'une caméra. En effet, une image échographique ne présente jamais de bords francs. Ainsi, la délimitation entre deux structures anatomiques n'est pas triviale. Les images naturelles, quant à elles, ont souvent des bords bien définis. De plus, les pixels d'une structure auront une certaine homogénéité de couleur. Cette homogénéité de l'intensité n'est pas présente dans les images échographiques où les structures, même homogènes, ont un grain distinctif. Ainsi, ces caractéristiques découragent le suivi de bords dans l'image. Cependant, les motifs de speckle sont particulièrement proches de la notion de blobs. En effet, ils correspondent tous deux à des structures convexes/concaves en intensité et on pourrait considérer qu'une structure



homogène en échographie correspondrait à un ensemble de blobs jointifs. Malgré l'absence a priori de coins dans les images échographiques, les détecteurs de ceux-ci ont été utilisés avec succès dans la littérature (DORAZIL et al. 2019; ŘÍHA et al. 2018) et nous en ferons donc l'étude.

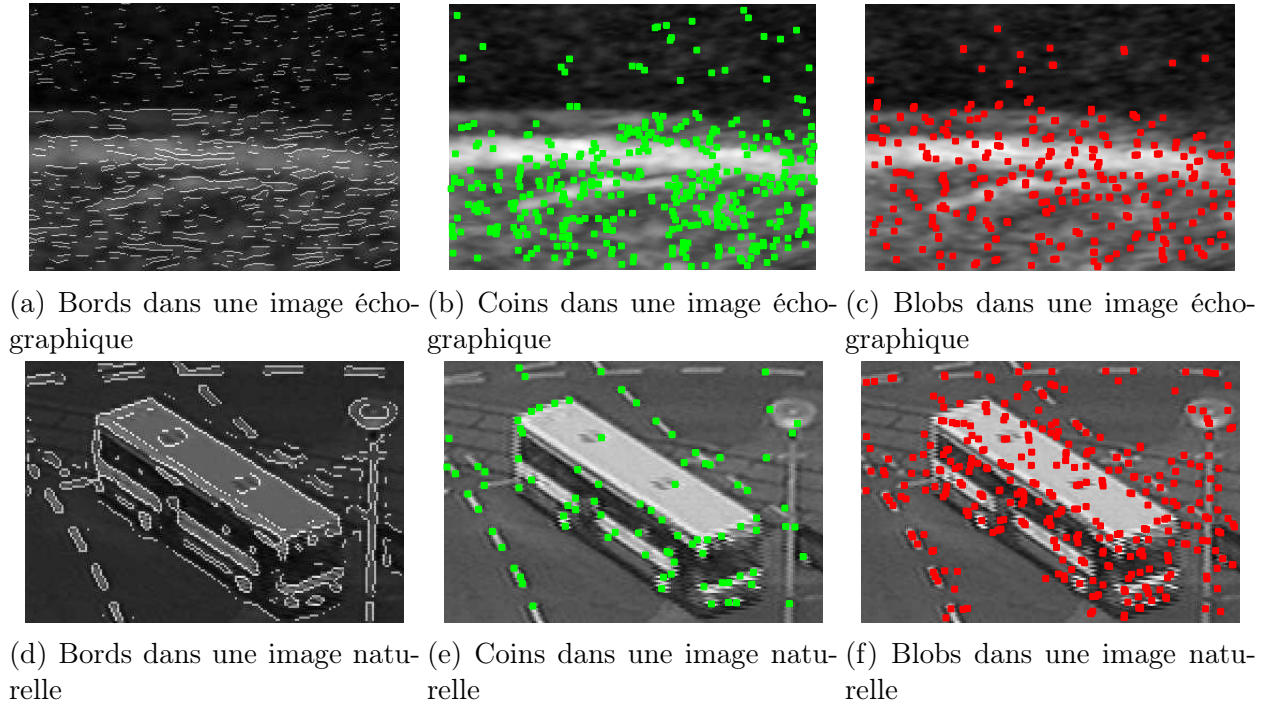


FIGURE 2.4 – Différentes structures d'intérêt extraites, bords (2.4a,2.4d), coins (2.4b,2.4e), blobs (2.4c,2.4f)

La figure 2.4 montre les différences de détection de structure d'intérêt entre les images échographiques sur la première ligne et les images naturelles sur la seconde ligne. Les bords sont bien moins réguliers sur l'image échographique que sur l'image naturelle. De même, dans les images échographiques les coins sont positionnés sur les bords des motifs de speckle qui sont des zones assez peu stables temporellement. Il est également intéressant de noter que le complexe intima média en a assez peu dans la direction longitudinale. Les blobs, quant à eux, sont bien situés sur des motifs de speckle clair et sombre et sont bien répartis spatialement, ne créant pas de zone sous-peuplée. Il reste cependant un problème, car des blobs apparaissent dans la lumière vasculaire. Un algorithme de segmentation est donc nécessaire.

Au vu de leurs caractéristiques favorables, les détecteurs de blobs seront principalement étudiés par la suite dans la partie 2.2.2.

Mais avant cela il est nécessaire d'introduire la notion de descripteur.

0.



2.2.1 Descripteurs

Une fois que des points clefs sont détectés, ceux-ci doivent permettre l'évaluation du mouvement. Pour cela, il est nécessaire de suivre les points d'une image à la suivante, partant de l'hypothèse qu'un point clef d'une image doit correspondre à un point clef sur la suivante, il est possible de réduire l'espace de recherche aux points clefs détectés sur l'image suivante. Pour calculer cet appariement, il est nécessaire d'avoir une métrique permettant de définir la proximité entre deux-points clefs.

La métrique la plus simple serait de considérer le voisinage du point clef détecté et le comparer à l'aide d'une des métriques définies dans la section 2.1.1 avec les voisinages des points clefs détectés dans l'image suivante. Ceci reviendrait à utiliser un algorithme d'appariement de bloc avec un mécanisme de recherche particulier et est très sensible aux changements de contraste et aux rotations.

Une autre approche, celle retenue dans la plupart des cas, est d'utiliser des vecteurs appelés descripteurs, caractérisant le voisinage d'un point clef de façon hautement distinctive et concise. Les méthodes permettant de créer ces vecteurs de description sont définies de façon à ce que les descripteurs soient invariants en rotation et aux variations de contraste.

Ces deux approches peuvent permettre de définir des appariements, mais elles souffrent toutes deux d'un problème flagrant lorsque l'on utilise une méthode lagrangienne. Du fait des caractéristiques de l'imagerie échographique, les points clefs *peuvent et vont disparaître durant la séquence*. Il faut donc introduire des méthodes permettant de ne pas être dépendante de la présence d'un point tout au long de la séquence.

Lorsque les points clefs suivis restent présents, alors un autre problème apparaît. En effet, dès que plus de deux points sont suivis, ce qui sera toujours le cas, il est nécessaire que les mouvements estimés soient cohérents entre eux selon un modèle réaliste où le tissu ne peut pas se déchirer. Si rien n'est fait, cela peut conduire à des champs de mouvements pouvant être chaotiques simplement dus aux erreurs potentiellement commises par l'algorithme d'appariement, notamment dans le cas où deux blocs candidats auraient le même coût. Une telle approche correspondrait à une méthode d'estimation avec un terme d'attache aux données, mais sans régularisation.

Bien qu'il soit possible de calculer n'importe lequel des descripteurs de points clefs pour n'importe quel type de points clefs de la même famille – bord, coins, blobs –, chaque détecteur est présenté avec un descripteur réutilisant les calculs faits pour la détection. Ainsi, chaque partie présentant un détecteur présentera également le descripteur associé.

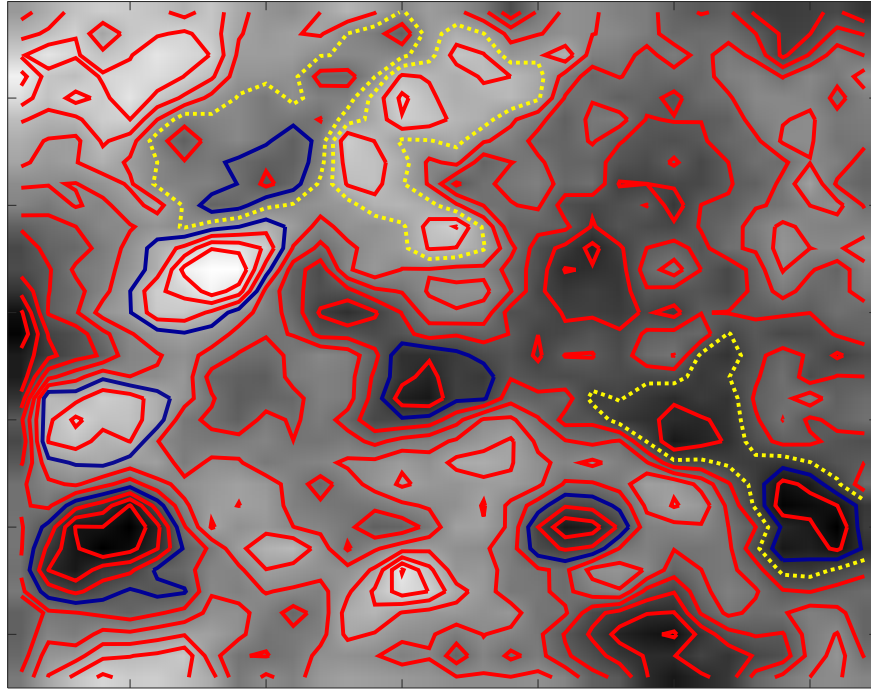


FIGURE 2.5 – Lignes de niveaux sur une image permettant de mettre en avant les blobs, les lignes bleues correspondent aux contours de blobs, les lignes jaunes pointillées montrent des zones ne caractérisant pas un blob car toutes les lignes de niveaux ne sont pas concentriques.

2.2.2 Métrique pour la détection de blobs

Dans cette partie, les notations seront tirées de LINDBERG 2015. La définition mathématique d'un blob est nécessaire, la définition précédente (section 2.2) étant avant tout qualitative. Un blob est défini par des lignes de niveau closes sans croisement et monotones du bord du blob au centre de celui-ci (CAYLEY 1859). Cette définition conduit à définir un blob comme une zone strictement concave, elle peut également être faite pour des minimums locaux où celle-ci se traduit par une zone strictement convexe. Cette définition donnée dans le cadre d'étude topologique il y a plus d'un siècle fonctionne admirablement bien dans le cas d'images en niveaux de gris où l'on cherche à détecter des points clefs. La figure 2.5 permet d'identifier des blobs en fonction des lignes de niveaux les lignes bleues correspondent au contour d'un blob alors que les lignes jaunes correspondent à des zones ne correspondant pas à des blobs car elles contiennent plusieurs maxima.

2.2.2.1 Cas unidimensionnel

La dérivation seconde est couramment utilisée pour la détection de blobs que ce soit des bords ou des blobs. En effet, celle-ci permet une bonne représentation de la structure d'une image.



Pour calculer la dérivée d'un signal représenté par une fonction $f(x)$ dérivable sur $\mathbb{R}$, il est courant d'utiliser la dérivée d'une gaussienne G qui permet le filtrage passe-bas et la dérivation simultanément :

$$\frac{d}{dx} (G(x) * f(x)) = \frac{dG(x)}{dx} * f(x). \quad (2.12)$$

De même pour la dérivation seconde :

$$\frac{d^2}{dx^2} (G(x) * f(x)) = \frac{d^2G(x)}{dx^2} * f(x). \quad (2.13)$$

Ainsi il est possible d'utiliser une seule opération pour faire le filtrage et le calcul des dérivées secondes. Pour le filtre passe-bas, la gaussienne est le plus souvent utilisée. En effet, celle-ci présente l'avantage de maximiser la localisation spatiale et de réduire au maximum la bande spectrale du filtre (MARR et al. 1980).

On peut utiliser le test de la dérivée seconde à chaque point où la dérivée première s'annule ceci permet de déterminer s'il s'agit d'un maximum d'un minimum local ou d'une zone sans information

$$\frac{d^2f(x)}{dx^2} < 0 \quad \text{minimum local} \quad (2.14)$$

$$\frac{d^2f(x)}{dx^2} > 0 \quad \text{maximum local} \quad (2.15)$$

$$\frac{d^2f(x)}{dx^2} = 0 \quad \text{aucune information} \quad (2.16)$$

2.2.2.2 Cas bidimensionnel

L'extension naturelle de la dérivée seconde en deux dimensions est la matrice hessienne, soit une image $\mathcal{I}$ représenté par une fonction définie sur $\mathbb{R}^2$ soit G une fonction gaussienne bidimensionnelle définie sur $\mathbb{R}^2$ la dérivée seconde selon une composante est définie comme :

$$\frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} * \mathcal{I}$$

Les dérivées croisées sont définies comme :

$$\frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x \partial y} = \frac{\partial G}{\partial y} * \left(\frac{\partial G}{\partial x} * \mathcal{I} \right) = \left(\frac{\partial G}{\partial y} * \frac{\partial G}{\partial x} \right) * \mathcal{I} = \frac{\partial^2 G}{\partial x \partial y} * \mathcal{I} \quad (2.17)$$



La matrice hessienne quand a elle est définie comme :

$$\mathcal{H}(\mathcal{I}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

La gaussienne 2D étant symétrique en rotation $\frac{\partial^2 G}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 G}{\partial y \partial x}$, donc $\frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial y \partial x}$ la matrice hessienne est ainsi symétrique à valeurs réelles et donc diagonalisable. Les travaux de FRANGI et al. (FRANGI et al. 1998) permettent la caractérisation de la structure locale d'une image à partir des valeurs propres de la matrice hessienne, λ_1 et λ_2 , telles que $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$.

Seules deux combinaisons de valeurs propres correspondent à des blobs, à savoir : lorsque λ_1 et λ_2 ont des amplitudes élevées et sont du même signe (négatif pour les blobs clairs sur fond sombre et positif pour les blobs sombres sur fond clair).

FRANGI et al. proposent une fonction donnant la probabilité pour qu'un point soit le centre d'un blob qu'ils appellent blobness définie comme cela :

$$\mathcal{R}_b = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}. \quad (2.19)$$

Cela correspond à un maximum lorsque $\lambda_1 = \lambda_2$ et donc les élongations dans les deux directions principales sont égales correspondant à un blob idéal. Il existe d'autres expressions permettant de détecter des blobs en diagonalisant la matrice hessienne. Cependant, cette opération est coûteuse en temps de calcul et il serait donc intéressant de pouvoir se passer de celle-ci. Des méthodes n'employant pas de diagonalisation seront présentées dans la suite de cette partie.

2.2.2.2.1 Laplacien de gaussienne Posons tout d'abord la définition du laplacien $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ d'où :

$$\nabla^2 \mathcal{I} = \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial y^2} \quad (2.20)$$

$$\nabla^2 \mathcal{I} = \mathcal{I}_{xx} + \mathcal{I}_{yy} \quad (2.21)$$

$$\nabla^2 \mathcal{I} = \text{tr}\{\mathcal{H}\mathcal{I}\} \quad (2.22)$$

L'expression 2.22 permet de lier l'estimation du Laplacien et la matrice hessienne. Cette expression permet également de mettre en avant le fait que $\nabla^2 \mathcal{I} = \sum_{i=1}^2 \lambda_i$ avec λ_i les valeurs propres de $\mathcal{H}\mathcal{I}$. Le laplacien étant une mesure de la courbure locale dans l'image ; un extrême du laplacien correspond à un blob dans l'image.



Les dérivées étant calculées à l'aide de noyau gaussien, cette mesure est appelée LoG pour «Laplacian of Gaussian» et c'est ce nom que nous utiliserons par la suite.

Les blobs sont caractérisés par deux valeurs propres de même signe et de forte amplitude. Ceci permet donc de déterminer qu'aux endroits correspondant à un blob un extremum du laplacien sera atteint. Cependant, des structures linéiques pourront également fortement répondre au laplacien. Il faudra donc que ces points puissent être détectés et enlevés de l'ensemble des blobs candidats.

2.2.2.2.2 Maximum du déterminant de la matrice hessienne On peut remarquer que, dans le cas des blobs, le produit des valeurs propres est positif de forte amplitude. Or, il est possible d'exprimer le déterminant en termes de valeur propre pour toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ diagonalisable :

$$\det \mathbf{A} = \prod_{i=0}^n \lambda_i. \quad (2.23)$$

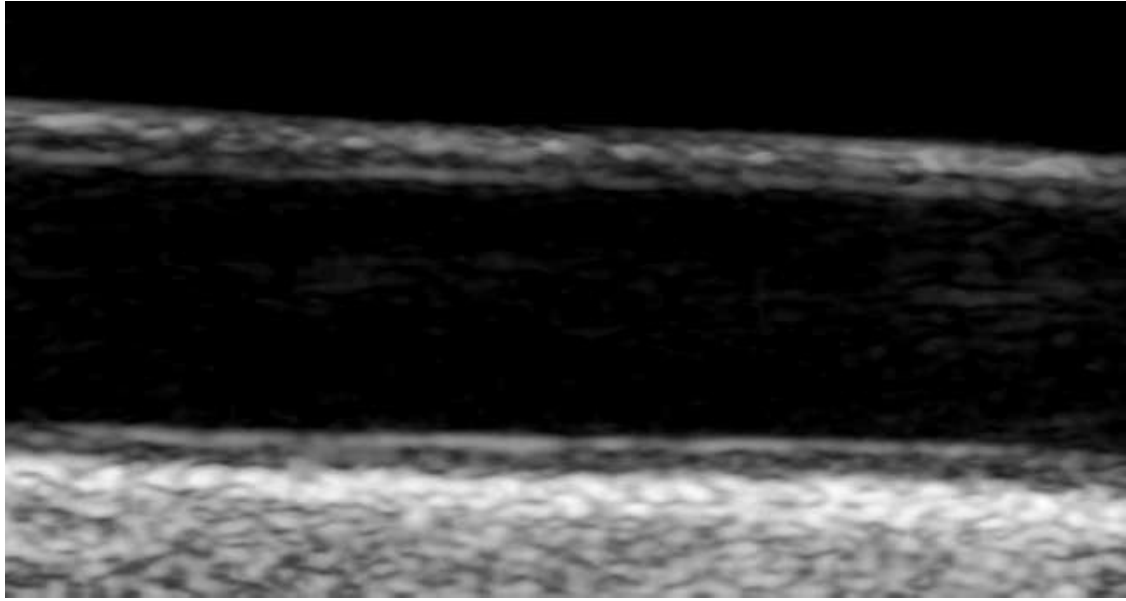
Ainsi, le signe du déterminant de la matrice $\mathcal{HI}$ peut indiquer la structure locale d'une image, ceci est résumé dans le tableau 2.1.

Signe de $\det \mathcal{H}$	interprétation
+	Blob
-	Point col

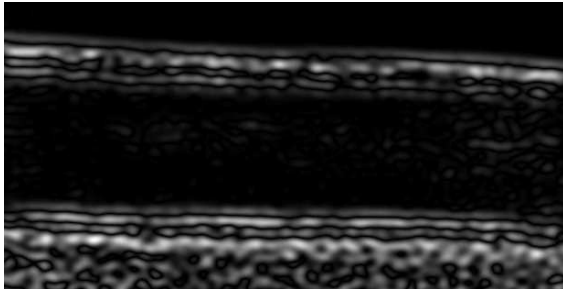
TABLE 2.1 – Structure locale de l'image en fonction de $\det(\mathcal{HI})$

Le déterminant de la matrice hessienne peut ainsi permettre d'associer à chaque point un score correspondant à la probabilité pour celui-ci d'être le centre d'un blob. En effet, comme indiqué dans le tableau 2.1, seules les valeurs fortement positives représentent un blob. Les autres cas sont : une zone sans structure particulière lorsque le déterminant est proche de 0, ou un point-selle dans le cas où les courbures sont de signes différents.

Le gain de temps que permet l'utilisation du déterminant vient avec une contrepartie, à savoir, l'impossibilité de distinguer les blobs sombres des blobs clairs, ce qui aurait été possible en diagonalisant la matrice hessienne. Cette différenciation sera donc faite dans la description des points d'intérêt.



(a)



(b)



(c)

FIGURE 2.6 – a- image d'origine $\mathcal{I}$, b- $\text{tr}(\mathcal{HI})$ avec $\sigma = 5$, c- $\text{det}(\mathcal{HI})$

La figure 2.6 présente une comparaison des images fournies par $\text{tr}(\mathcal{HI})$ et $\text{det}(\mathcal{HI})$. La figure b présentant l'image $\text{tr}(\mathcal{HI})$ où il est visible que des structures linéiques répondent fortement. Sur la figure c, représentant l'image $\text{det}(\mathcal{HI})$ les points sont bien mieux définis que sur l'image b. Il est cependant remarquable que les blobs détectés soient tous de la même taille, directement liée à l'échelle de la gaussienne utilisée pour calculer les dérivées. Donc pour obtenir une méthode versatile, il est nécessaire d'inclure ces détectons dans un espace d'échelle.

2.2.3 Espace d'échelle

Toutes les structures ont un ensemble d'échelles auxquelles il est judicieux de les considérer. Ainsi, lorsque l'on utilise un système de cartographie, il est inutile d'afficher les rues à l'échelle d'un pays, mais celles-ci deviennent utiles à l'échelle de la ville.

Il en va de même pour les structures biologiques. Il existe une échelle en dessous de



laquelle il est plus pertinent d'étudier des constituants d'une structure que la structure elle-même. De même, il existe une échelle à partir de laquelle il est nécessaire d'employer une vision plus large et de ne pas prendre en compte les détails de la structure.

Si l'on étudie le système artériel dans sa globalité, on pourra ne conserver que les principaux vaisseaux dans notre analyse. Si l'on cherche au contraire à étudier les propriétés d'une artère particulière, le niveau de finesse sera bien plus élevé. Chaque couche de la paroi artérielle sera distinguée, mais les autres bras du système vasculaire ne seront pas pris en compte.

Il est donc important d'avoir un outil permettant de séparer les composantes apparaissant à différentes échelles, de façon à avoir un détecteur de structures qui soit versatile et qui puisse gérer les changements d'apparence.

C'est dans ce but que les espaces d'échelles ont été développés. Ils sont au coeur des méthodes de détection de points clefs, correspondant à des structures de tailles différentes du fait des échelles différentes représentées dans l'espace d'échelle.

Nous allons décrire de façon succincte leurs fonctionnements, afin de pouvoir décrire plus aisément les détecteurs de points saillants et leurs descripteurs. Pour une présentation plus exhaustive, le lecteur est invité à se reporter aux deux chapitres LINDBERG et al. 1994a; LINDBERG et al. 1994b.

Les espaces d'échelles ont été développés dans la communauté de la vision pour simuler des acquisitions à ouvertures différentes comprises entre les échelles maximales et minimales intrinsèquement liées à l'image originale. Intuitivement, on ne peut pas avoir de structure identifiée qui soit plus grande que l'image; réciproquement la taille minimale est celle du pixel.

La formalisation des espaces d'échelle est basée sur un ensemble d'axiomes. Pour définir ceux-ci, la formulation de FLORACK et al. 1992 sera utilisée.

1. Linéarité : permet la superposition des stimuli.
2. Invariance en translation : pas de position privilégiée.
3. Isotropie : pas de direction privilégiée.
4. Invariance entre les échelles : pas d'échelle privilégiée.

Ces axiomes sont assez peu contraignants, de façon à permettre des applications dans un grand nombre de situations. Néanmoins, ils permettent de suffisamment contraindre l'espace des fonctions utilisables.

Un espace d'échelles linéaire est créé en utilisant des filtres supprimant progressivement les structures de petites échelles. Il a été démontré (FLORACK et al. 1992) que seul un



espace d'échelle basé sur un filtrage par une gaussienne permet de créer un espace d'échelle satisfaisant aux axiomes listés ci-dessus (FLORACK et al. 1992 ; LINDBERG et al. 1994a). Pour effectuer ces filtrages créant l'espace d'échelle, il est nécessaire de convoluer l'image par un noyau bidimensionnel $\mathcal{F}$ représentant un filtre passe-bas :

$$\mathcal{I}_t = \mathcal{I} * \mathcal{F}(x, y, t). \quad (2.24)$$

L'équation 2.24 permet de calculer l'image filtrée $\mathcal{I}_t$ qui est la convolution, bidimensionnelle, discrète, de l'image $\mathcal{I}$ par le noyau passe-bas $\mathcal{F}(x, y, t)$. Dans cette équation, la variable t représentant l'échelle, est continue. Cependant, des valeurs discrètes de t sont utilisées dans la pratique. Lorsqu'il s'agira de valeur discrète, nous remplacerons la variable t continue par la variable σ discrète.

Dans le cas où l'espace d'échelle est défini à l'aide d'une fonction $\mathcal{F}$ gaussienne, alors l'évolution vers des t plus grands correspond à une diffusion isotrope, i.e. satisfaisant l'équation de diffusion de la chaleur et t devient donc un temps d'évolution.

La figure 2.7 permet d'illustrer ce principe. On peut y voir que, comme attendu, l'image filtrée a perdu en détail. Il est de plus important de constater que le filtrage n'a pas créé d'artéfact comme cela aurait pu être le cas avec un noyau non gaussien.

La perte de détail constatée dans la figure 2.7 permet de réduire la taille de l'image par un facteur σ sans perte d'informations. Les calculs sont donc faits sur des images plus petites dans les échelles les plus grossières, ce qui réduit fortement les temps de calcul. Ceci n'est pas une nécessité dans la création d'un espace d'échelle, mais plutôt un corollaire du filtrage.

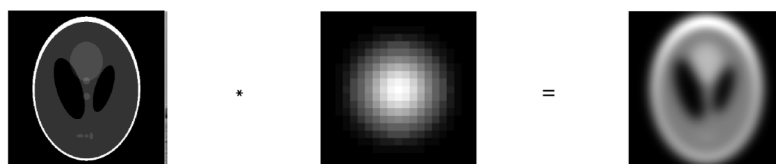


FIGURE 2.7 – Filtrage passe-bas d'une image utilisant un noyau gaussien, $\mathcal{I}(x, y) * G(x, y, t) = \mathcal{I}_t(x, y)$

Les niveaux discrets σ_i sont habituellement calculés à partir d'un certain nombre d'octaves et de sous-échelles par octave. Une octave est définie comme une multiplication par un facteur deux du paramètre de lissage.



Le σ_i correspondant à une octave o et une sous-échelle s est calculé comme cela :

$$\sigma_i(o, s) = \sigma_0 2^{o + \frac{s}{S}}, o \in \llbracket 0, O - 1 \rrbracket, s \in \llbracket 0, S - 1 \rrbracket, i \in \llbracket 1, N \rrbracket. \quad (2.25)$$

Dans cette équation O est le nombre d'octaves parcourues, S est le nombre de sous-échelles par octave, o et s sont respectivement l'octave courante et la sous-échelle courante, i est l'indice de l'échelle courante.

Nous allons maintenant présenter plusieurs détecteurs de la littérature qui pourraient être adaptés à notre application.

2.2.4 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

Le détecteur SIFT a été proposé par LOWE (LOWE 1999). Il constitue le premier détecteur de points clefs moderne.

Il présente l'avantage d'être assez robuste et invariant en rotation et en échelles. Ces invariances permettent à ce détecteur d'être extrêmement versatile, et ce même dans des applications où des changements drastiques peuvent apparaître, tels que des changements de perspective.

En premier lieu, un espace d'échelle gaussien est créé. Ceci permet d'avoir des détections de points correspondant à des structures de tailles différentes. Cet espace d'échelle est à adapter à chaque type d'image traitée. Dans l'article (LOWE 2004) trois sous-niveaux par octave sont utilisés, car c'est le nombre permettant le meilleur rapport entre le nombre de points clefs identifiés et le temps de calcul. Le nombre d'octaves est déterminé à partir de la taille de l'image.

2.2.4.1 Métrique permettant la détection

La métrique utilisée pour la détection de points clefs est une approximation du LoG, qui comme vu précédemment, permet la détection de blobs. Pour des raisons de temps de calcul, le LoG est approximé par la différence entre deux images filtrées par des noyaux gaussiens de tailles différentes. Ceci est équivalent à un facteur d'échelle près au LoG (LOWE 2004). Cette nouvelle métrique *DoG* (Difference of Gaussian) est définie comme cela : $DoG = \mathcal{I}_{(k+1)\sigma} - \mathcal{I}_{k\sigma}$ (CROWLEY et al. 1984). L'utilisation de celle-ci est particulièrement intéressante dans SIFT, car tous les niveaux filtrés sont déjà calculés dans l'espace d'échelle permettant ainsi d'obtenir une métrique de saillance sans coût supplémentaire.



2.2.4.1.1 Suppression des points faisant partie d'un bord. Comme vue dans la partie 2.2.2.2.1, le *LoG* est sensible aux bords. Or, les points situés sur les bords sont mal localisés dans des problèmes de suivi. En effet, les blobs ayant une apparence monotone le long du bord, une translation dans cette direction changerait peu le descripteur et donc pourrait conduire à de nombreux appariements peu fiables (LOWE 2004).

Pour éliminer ces réponses le long des bords, il est possible de se reporter à la caractérisation des structures à l'aide de dérivées secondes proposée par FRANGI et al. 1998 où l'on voit que les structures linéiques, i.e. les bords, sont caractérisées par une valeur propre forte et une valeur propre faible. De façon à pouvoir retirer les points de formes trop oblongues, il est nécessaire de calculer, pour les points candidats, la matrice hessienne en ce point.

Les images étant déjà filtrées à l'aide d'un filtre passe-bas, il est possible de calculer les dérivées à l'aide de l'équation 2.13. Ceci permet de ne calculer la matrice hessienne qu'aux points pressentis comme étant le centre d'un blob.

La méthode permettant de filtrer les détections le long des bords n'effectue pas la diagonalisation de la matrice hessienne, car cette opération est longue. Or, seul le ratio $r = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$ entre les valeurs propres est nécessaire comme l'ont montré HARRIS et al. Pour obtenir ce ratio, la trace et le déterminant de la matrice hessienne suffit (HARRIS et al. 1988)

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\det(H)} = \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^2}{\lambda_1 \lambda_2} = \frac{(r\lambda_2 + \lambda_2)^2}{r\lambda_2 \lambda_2} = \frac{(\lambda_2(r+1))^2}{r\lambda_2^2} = \frac{(r+1)^2}{r}$$

ainsi, le rapport $\frac{\text{Tr}(H)^2}{\det(H)}$ ne dépend que du rapport entre les valeurs propres et peut donc être utilisé pour caractériser la structure locale autour du point considéré sans avoir à diagonaliser la matrice hessienne.

Ceci permet donc de fixer un ratio au-dessus duquel on considère que le blob est trop allongé et est donc probablement le long d'un bord.

2.2.4.1.2 Attribution d'une orientation Une fois que les points détectés le long des bords ont été supprimés de l'ensemble des points candidats, il est important d'assigner une orientation et une échelle à chaque point détecté, celle-ci faisant partie des caractéristiques du point clef comme défini par SIFT. Cela permettra par la suite de définir des descripteurs invariants en rotation.

Les gradients locaux de l'image sont calculés en chaque point de l'image filtrée correspondant au niveau de l'espace d'échelle étudié. Cela permet d'affecter à chaque point de l'image un gradient qui a une amplitude et une orientation. Un histogramme est créé à partir des



orientations du gradient calculés pour toutes les positions dans le voisinage du point d'intérêt. Ces orientations sont pondérées par l'amplitude du gradient et par la valeur prise en ce pixel de la convolution par une gaussienne d'écart type $\sigma' = 1.5\sigma$ avec σ la valeur de l'écart type à ce niveau de l'espace d'échelle.

Le pic principal dans l'histogramme est considéré comme l'orientation du point candidat. S'il existe d'autres pics d'amplitudes conséquentes, ceux-ci conduisent à la création de points clefs différant seulement par leurs orientations.

2.2.4.2 Définition du descripteur

Une fois que les étapes précédentes ont permis d'associer aux différents points clefs détectés une orientation, une échelle et une position, ces points permettront de créer un descripteur du point clef considéré. Celui-ci doit être hautement représentatif du point et de son voisinage, et être le plus invariant possible par rapport aux différentes transformations pouvant avoir lieu, telles que la rotation la translation, les changements de luminosité et les mouvements non rigides.

Pour cela, LOWE utilise le fait que les gradients locaux, à toutes les échelles, ont été calculés pour l'attribution d'une orientation. Le descripteur est composé d'une représentation des gradients locaux autour du point considéré, en utilisant l'échelle du point et en prenant en compte l'orientation principale du point clef. La figure 2.8 permet de voir comment ceci peut être fait. La flèche verte correspond à l'orientation assignée au point clef à décrire. On voit sur celle-ci que le repère a subi une rotation permettant d'aligner un de ses axes avec l'orientation du point clef.

Chacun des carrés correspond à un échantillon. Ceux-ci sont regroupés par groupe de 16 dans les grands carrés pour créer un 4×4 histogramme du gradient local en utilisant l'orientation comme critère de classification dans 8 orientations possibles. Chaque gradient est pondéré par une gaussienne d'écart type σ'' correspondant à la moitié de la taille de la fenêtre utilisée pour le calcul du descripteur. La figure 2.9 permet d'illustrer le calcul de l'histogramme en orientation pour un groupe de 16 échantillons. Cette opération est répétée pour les 15 autres blocs du descripteur. À la fin de la procédure de description du point clef, nous obtenons une matrice 4×4 avec chaque élément contenant un histogramme à huit valeurs, donc le descripteur est un vecteur de 128 valeurs.

De façon à éviter une sensibilité du détecteur aux variations d'intensité, ce vecteur est normalisé. Ainsi, toute variation multiplicative de la luminosité n'a pas d'impact sur le descripteur. De plus, un décalage uniforme des intensités dans l'image n'a pas d'impact ; le



descripteur étant basé sur les gradients qui utilisent la différence entre les valeurs. Ainsi le descripteur est insensible aux variations affines des intensités de l'image.

Il est également utile de réduire l'emphase sur les gradients forts, car celle-ci pourrait noyer les plus faibles. Cela consiste, après une première normalisation du vecteur, à seuiller tous les éléments avec une valeur maximale de 0,2 puis de refaire une normalisation. Ceci permet de mettre l'accent sur l'*orientation*, et non sur l'amplitude des gradients. Une analyse complète de la stabilité de ce descripteur a été faite par LOWE 2004.

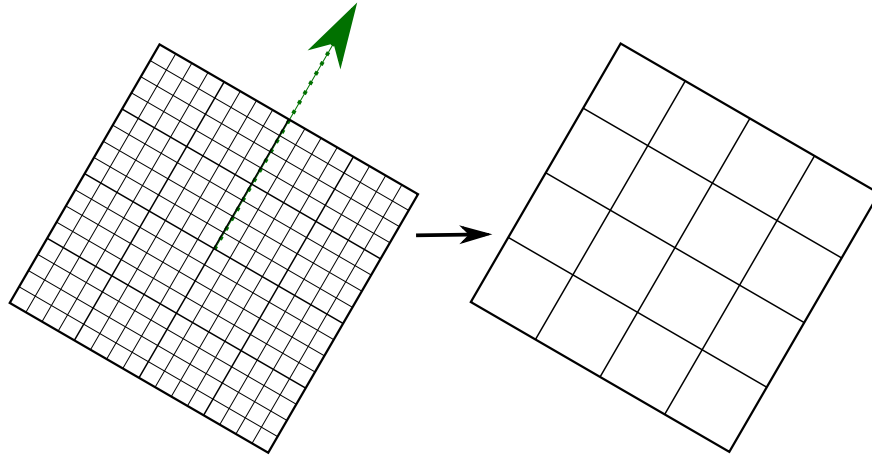


FIGURE 2.8 – Repère utilisé pour le calcul du descripteur

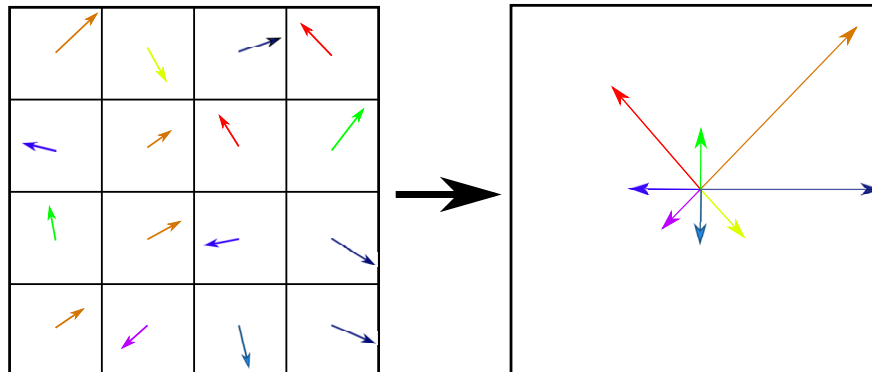


FIGURE 2.9 – Illustration de la création d'un histogramme de gradient selon l'orientation avec une fenêtre 4×4

2.2.5 SURF

SURF (BAY et al. 2008) a été proposé comme une alternative à SIFT. SURF est un acronyme pour Speeded Up Robust Feature, ce qui implique que SURF fut créé pour être beaucoup plus rapide que SIFT tout en étant aussi robuste.

Les principales différences ont été introduites dans le but d'accélérer la détection. Dans la suite de ce paragraphe, nous passerons en revue ces modifications.



2.2.5.1 Détecteurs

SURF utilise une approximation du déterminant de la hessienne comme métrique pour la détection de points clefs. Pour cela ils utilisent des images intégrales pour effectuer des dérivations plus rapides. Nous allons parcourir rapidement les différentes étapes pour la détection de points clefs à l'aide de SURF.

2.2.5.1.1 Image intégrale L'image intégrale $\mathcal{J}$ est définie par

$$\mathcal{J}(x, y) = \sum_{x' \in \llbracket 0, x \rrbracket} \sum_{y' \in \llbracket 0, y \rrbracket} \mathcal{I}(x', y'), \quad (2.26)$$

Dans cette équation $\mathcal{J}$ est l'image intégrale calculée à partir de l'image $\mathcal{I}$, les crochets doubles indiquent les entiers naturels.

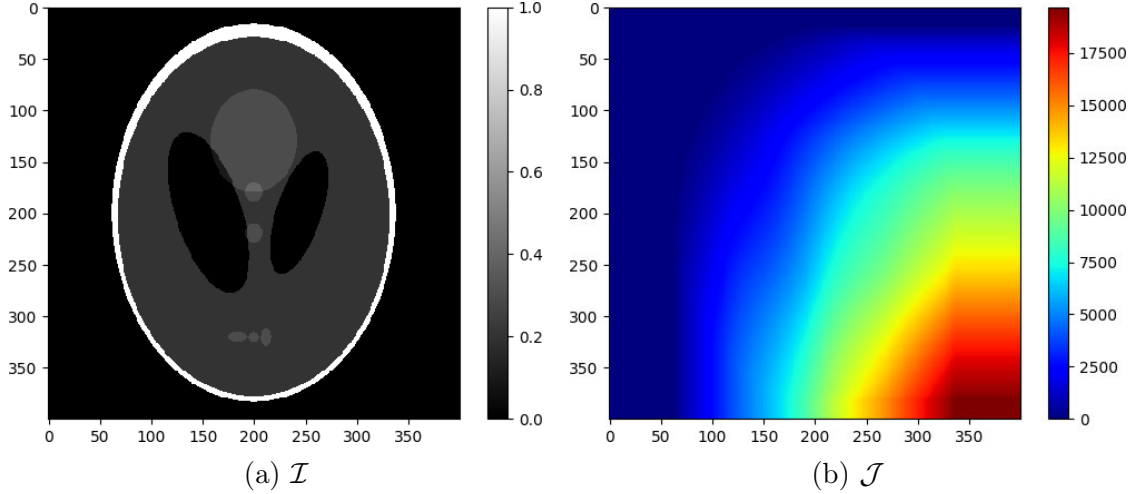


FIGURE 2.10 – a - $\mathcal{I}$ image originale b - Image intégrale $\mathcal{J} = \sum_{x' \in \llbracket 0, x \rrbracket} \sum_{y' \in \llbracket 0, y \rrbracket} \mathcal{I}(x', y')$

Dans cette nouvelle image, les valeurs des pixels correspondent à la somme des valeurs des pixels du rectangle défini par l'origine du repère et le point (x, y) . La figure 2.10 permet de visualiser l'apparence d'une telle image.

Cette image n'est pas utilisable directement pour les détections, mais sa construction particulière permet de grandement accélérer les opérations de filtrage lorsque les filtres sont formés de rectangles constants par morceaux. Or, dans le cas de SURF tous les filtres respectent cette contrainte.

Pour voir comment cela fonctionne, utilisons la figure 2.11 pour déterminer la valeur de la somme des pixels de $\mathcal{I}$ contenus dans le rectangle D.

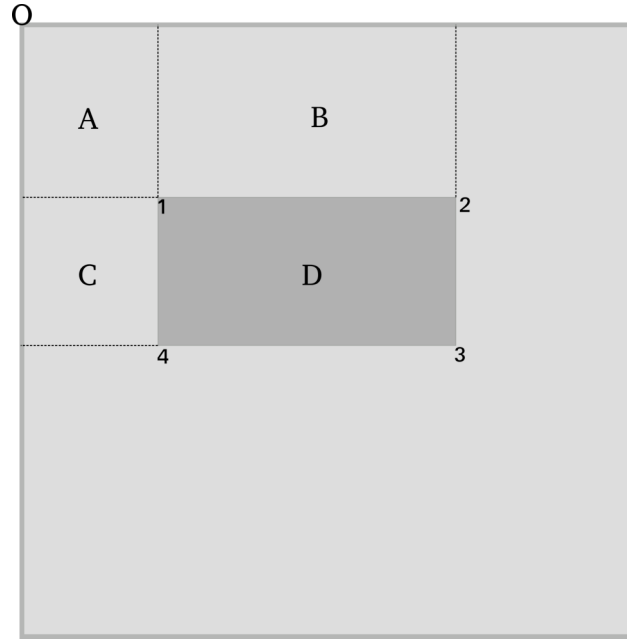


FIGURE 2.11 – Notations pour le calcul de la somme des pixels de $\mathcal{I}$ contenus dans le rectangle D

Posons $\sum X$ la somme de tous les pixels dans un rectangle X . Nous pouvons reformuler la question pour exprimer $\sum D$ comme une combinaison des $\mathcal{J}(i)_{i \in \llbracket 1,4 \rrbracket}$.

En utilisant les notations précédemment définies, il devient aisé de réécrire les valeurs de $\mathcal{J}$ en fonction des sommes des pixels dans les rectangles.

$$\mathcal{J}(1) = \sum A, \quad \mathcal{J}(2) = \sum A \cup B, \quad \mathcal{J}(4) = \sum A \cup C, \quad \mathcal{J}(3) = \sum A \cup B \cup C \cup D \quad (2.27)$$

Lorsque l'on utilise ces notations, il est important de noter que $\sum X \cup Y = \sum X + \sum Y - \sum X \cap Y$. Or, dans notre cas, aucun des rectangles A, B, C et D ne recouvre un des autres donc toutes les intersections sont nulles.

Nous cherchons $\sum D$ on peut donc partir de l'expression de $\mathcal{J}(3)$.

$$\mathcal{J}(3) = \sum A \cup B \cup C \cup D \quad (2.28)$$

$$\mathcal{J}(3) = \sum A \cup B \cup C + \sum D \quad (2.29)$$

$$\sum D = \mathcal{J}(3) - \sum A \cup B \cup C \quad (2.30)$$

$$\sum D = \mathcal{J}(3) - (\sum A \cup B + \sum C) \quad (2.31)$$

$$\sum D = \mathcal{J}(3) - \mathcal{J}(2) - \sum C \quad (2.32)$$

$$\sum D = \mathcal{J}(3) - \mathcal{J}(2) - \mathcal{J}(4) + \sum A \quad (2.33)$$

$$\sum D = \mathcal{J}(3) - \mathcal{J}(2) - \mathcal{J}(4) + \mathcal{J}(1) \quad (2.34)$$



Ainsi l'équation 2.34 permet d'apprécier la réduction du coût de calcul de $\sum D$ permise par l'utilisation d'une image intégrale. Celui-ci, à l'origine linéaire vis-à-vis du nombre de pixels composant D , passe à un coût fixe, de quatre sommes, quelle que soit la taille de la zone.

L'équation précédente nous permet de voir qu'avec cette méthode il est possible de calculer la somme de tous les pixels d'une zone rectangulaire quelconque en seulement quatre accès à des valeurs d'un tableau et quatre sommes ; ce qui est bien moins coûteux qu'une convolution par un bloc de même taille. Ce formalisme permettra d'accélérer substantiellement les calculs.

2.2.5.1.2 Espace d'échelles Le détecteur SURF n'est pas basé sur des espaces d'échelle à proprement parler, la méthode utilisée ne respectant pas tous les axiomes qui définissent un espace d'échelle. Ceci est principalement dû au fait que les filtres utilisés pour réduire les temps de calcul ne respectent pas l'équation de diffusion de la chaleur. En effet les dérivées sont calculées avec des filtres ayant des bords nets pouvant causer des artéfacts de haute fréquence.

Néanmoins, ces filtres peuvent être utilisés pour définir une pyramide de résolution au prix d'un changement de paradigme. En effet, l'image reste fixe, mais les filtres changent de taille permettant ainsi de modéliser les différentes réponses tout en conservant le même temps de calcul, quelle que soit l'échelle étudiée.

Ainsi, pour passer d'un niveau de résolution au suivant, il suffit d'augmenter la taille du filtre permettant de faire le floutage et le calcul des dérivées.

2.2.5.1.3 Calcul des dérivées De façon à profiter du gain de temps de calcul fourni par l'expression décrite dans l'équation 2.34, il est nécessaire d'utiliser des filtres utilisant des blocs rectangulaires constants par morceaux comme ceux de la figure 2.12. Pour cela des filtres émulant le comportement d'un filtre correspondant aux dérivées de gaussienne sont créés.

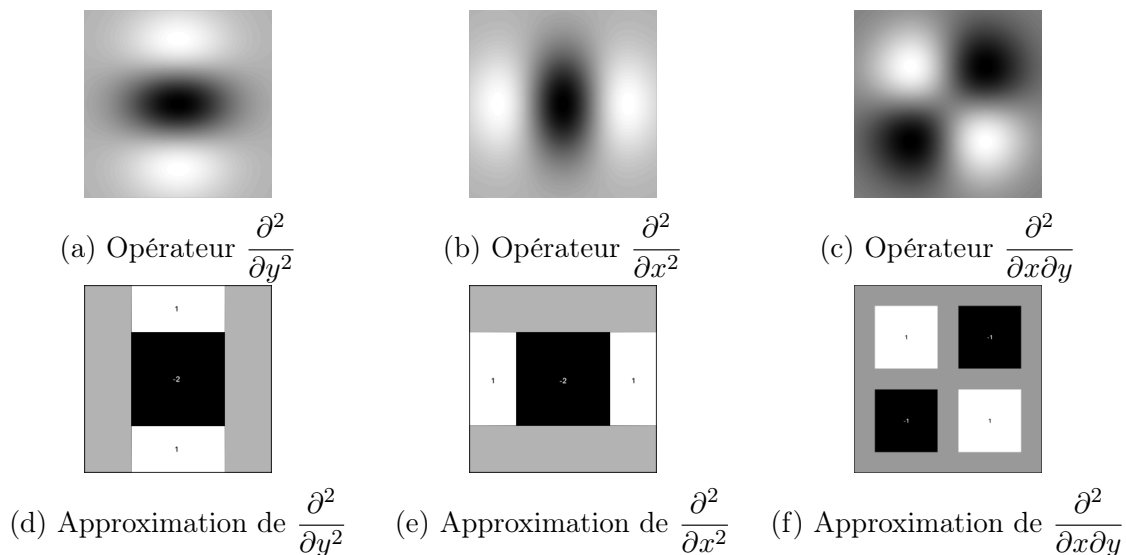


FIGURE 2.12 – Comparaison des opérateurs de dérivation utilisant les fonctions gaussiennes (a,b,c) et les filtres rectangulaires (d,e,f)

La figure 2.12 présente la comparaison entre les filtres idéaux utilisant des dérivées de Gaussienne et les approximations par filtre constant par morceaux. On peut voir sur celle-ci que les approximations présentent les mêmes types de variations que les filtres idéaux.

Ces filtres, comme il est possible de le voir sur la figure 2.12, correspondent à une généralisation des opérateurs aux différences finies : à savoir, $[-1, 1]$ pour la dérivée première et $[1, -2, 1]$ pour la dérivée seconde. Ainsi, la partie d correspond à une extension de $[1, -2, 1]^T$, la partie e à $[1, -2, 1]$, la partie f est elle une application séquentielle de $[-1, 0, 1]$ et $[-1, 0, 1]^T$. Ces filtres étant analogues aux opérateurs de différences finies, ils ont les mêmes propriétés et approximent une dérivation. Ils partagent également les mêmes problématiques telles que la sensibilité aux hautes fréquences. En effet, bien que le support des filtres introduit une moyenne spatiale, ils ne constituent pas de bon filtre passe-bas, car ils créent des artéfacts de hautes fréquences.

2.2.5.1.4 Métrique utilisée pour la détection de blobs La métrique utilisée par SURF est basée sur le déterminant de la matrice hessienne. Celle-ci est calculée à l'aide des filtres définis dans la figure 2.12. Ainsi, le calcul de la matrice hessienne est grandement accéléré par l'utilisation des images intégrales et par rapport au calcul utilisant une discrétisation des dérivées de gaussienne.

Le déterminant de la hessienne est approximé par

$$\det(\mathcal{H}_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2$$



D_{xx} correspond au résultat de l'approximation $\frac{\partial^2 \mathcal{I}}{\partial x^2}$, de même pour D_{yy} et D_{xy} qui sont respectivement la dérivée seconde selon y et la dérivée seconde croisée. Le terme w est là pour compenser les erreurs faites en utilisant les approximations permettant d'accélérer les calculs.

2.2.5.1.5 Affectation d'une orientation aux points détectés Tout comme la partie détection de points saillants, cette étape utilise les images intégrales pour effectuer la dérivation. Celle-ci est faite à l'aide d'ondelettes de HAAR qui sont présentées dans la figure 2.13. Elles présentent un comportement approxmant la dérivation et donc peuvent être utilisées pour approximer le gradient dans une image.

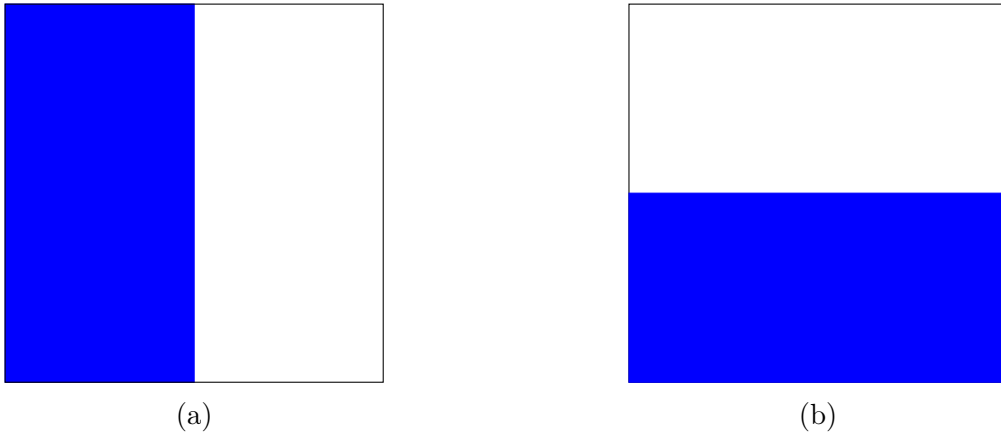


FIGURE 2.13 – Ondelette de Haar (bleu = -1, blanc = 1), (a) agit selon x , (b) selon y .

Pour décrire chaque point clef, un voisinage circulaire de rayon 6σ , avec σ l'échelle à laquelle le point clef p a été détecté, est considéré. Les réponses des points de ce voisinage aux ondelettes de HAAR sont calculées et pondérées par une gaussienne d'écart type $2s$ centrée sur le point clef, ces réponses sont appelées $d_x(p)$ et $d_y(p)$ respectivement pour la réponse à l'ondelette de la figure 2.13a et celle à l'ondelette représenté par la figure 2.13b. Ensuite chaque point est placé dans un repère orthonormé ayant pour abscisse d_x et pour ordonnée d_y . Ceci est présenté dans la figure 2.14. Sur celle-ci les points sont affichés dans un espace d_x, d_y . Dans cet espace une orientation principale est identifiable grâce à une fenêtre glissante W correspondant à un secteur de disque d'angle $\frac{\pi}{3}$. L'angle d'orientation principal est l'angle θ pour lequel $\left\| \sum_{p \in W(\theta)} d_x(p), \sum_{p \in W(\theta)} d_y(p) \right\|_2$ est maximal.

Contrairement à SIFT qui utilise une approximation du LoG , SURF utilise le déterminant de la matrice hessienne. Or, celui-ci est bien moins prompt à réagir aux bords (LINDBERG 2015), ainsi il n'y a pas lieu d'éliminer les réponses des bords.

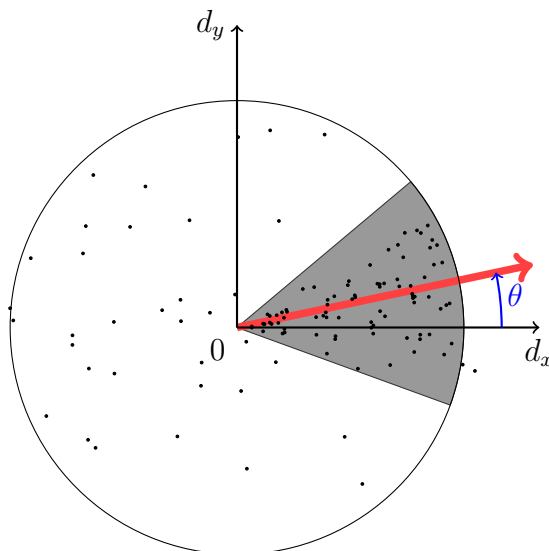


FIGURE 2.14 – Détermination de l'orientation principale.

2.2.5.2 Description de l'environnement des points détectés

Tout comme avec SIFT, il est nécessaire de créer un descripteur permettant l'appariement des points détectés de façon la plus robuste possible. Le but de SURF étant d'être le plus rapide possible, cette approche a aussi été appliquée à l'élaboration du descripteur.

Tout d'abord une zone carrée orientée de la même façon que dans la figure 2.8 est créée, celle-ci à une taille de $20 \times \sigma$.

La zone étudiée est ensuite divisée en 4×4 sous-carrés. Dans chacune de ces régions, les réponses des filtres de Haar sont calculées en 5×5 positions uniformément distribuées dans cette zone. Ces estimations du gradient sont ensuite, pour chaque zone, utilisées pour créer un vecteur de quatre valeurs à savoir $\left[\sum d_x, \sum |d_x|, \sum d_y, \sum |d_y| \right]$ le détecteur est donc composé de 64 éléments au total, quatre par sous-division.

Le détecteur est ensuite normalisé pour qu'il soit insensible aux variations affines en illumination comme celui de SIFT.

2.2.5.2.1 Incorporation de l'information du laplacien Il est important de noter que le signe du laplacien indique le contraste relatif entre un blob et le fond. Pour cela, il est possible de se reporter au travaux de FRANGI et al. 1998 ; dans ceux-ci les blobs de contrastes différents par rapport au fond sont différenciés par le signe des valeurs propres. Or le laplacien étant la trace de la matrice hessienne et correspondant donc à la somme des valeurs propres, un laplacien positif indique donc un blob sombre alors qu'un laplacien négatif sera indicateur d'un blob clair. Ceci permet de ne tester que les blobs de même



polarité lors de l'étape d'appariement réduisant considérablement le temps de calcul.

2.2.6 KAZE

Contrairement aux noms des deux précédents détecteurs, KAZE n'est pas un acronyme. Le nom est un hommage à IJIMA (ALCANTARILLA et al. 2012) qui a, en premier, proposé l'analyse par espaces d'échelle en 1959 (WEICKERT et al. 1999), KAZE signifiant *vent* en japonais. Cet hommage donne également une idée du fonctionnement de l'espace d'échelles utilisé par ce détecteur. En effet, celui-ci utilise un processus de diffusion non linéaire tout comme les lois régissant le vent.

KAZE prend le contre-pied de SURF en ne cherchant pas la vitesse de détection, mais en prenant le temps de faire des opérations plus complexes pour avoir un espace d'échelle conservant plus longtemps les différences entre structures.

Nous allons dans la suite de cette partie décrire les caractéristiques principales de ce détecteur qui en font un détecteur particulièrement intéressant pour notre application.

2.2.6.1 Espace d'échelle

Alors que le filtrage par une gaussienne utilisé par SIFT correspond à une diffusion isotrope, KAZE utilise une diffusion anisotrope pour passer d'un niveau au suivant. Cela permet de conserver les bords présents dans l'image le plus longtemps possible. Voici l'équation de diffusion :

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \nabla \cdot (c(x, y, t) \nabla \mathcal{I}), \quad (2.35)$$

avec $\nabla \cdot$ l'opérateur de divergence et ∇ le gradient, $c(x, y, t)$ est la fonction de conductivité qui dépend de la structure de l'image à l'instant (échelle) t . Cette fonction permet de réguler le comportement du filtre en fonction de la structure locale de l'image.

PERONA et al. 1990 introduit une façon de lier cette fonction c à l'amplitude du gradient. Cela permet de réduire la diffusion lorsque l'on a des bords dans l'image, en utilisant une fonction de conductance g telle que $c(x, y, t) = g(|\nabla \mathcal{I}_\sigma(x, y, t)|)$. La fonction g régule donc le coefficient de diffusion local à l'aide du gradient local des images. Voici les deux équations proposées pour g dans l'article PERONA et al. 1990. Celles-ci peuvent être utilisées



indifféremment tout comme d'autres expressions similaires :

$$g_1 = \exp \left(-\frac{|\nabla \mathcal{I}_\sigma|^2}{k^2} \right), \quad (2.36)$$

$$g_2 = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla \mathcal{I}_\sigma|^2}{k^2}}, \quad (2.37)$$

Dans chacune de ces équations, le paramètre k est lié au contraste de l'image et il régule la diffusion. On peut remarquer que l'exponentielle de la fonction g_1 va conduire à une décroissance très rapide, ainsi les bords seront particulièrement bien préservés en utilisant la fonction g_1 . La fonction g_2 , quant à elle, a une décroissance plus douce, donc les bords seront moins préservés, mais le lissage sera plus constant dans des zones homogènes.

2.2.6.2 Détection des points clefs.

Les points clefs sont détectés de la même façon que par SURF, c'est-à-dire, en utilisant le déterminant de la matrice hessienne. Le calcul de la matrice Hessienne impliquant les dérivées secondes, il faut que celles-ci soient calculées pour toute l'image. Ceci est fait à l'aide de convolutions successives par des filtres de Scharr (SCHARR et al. 2000) qui sont des filtres de dérivation première. Ainsi les dérivées premières et secondes sont calculées. Le calcul des dérivées à l'aide de dérivations successives ne rajoute pas de complexité algorithmique ou d'utilisation mémoire, car les dérivées premières bien que non utiles pour la détection seront utilisées au moment de la description.

Ensuite, les maxima à la fois spatiaux et dans l'espace d'échelle sont cherchés. Une fois que ceux-ci sont identifiés, leur positionnement est affiné à l'aide de la méthode d'interpolation décrite dans LOWE 2004.

2.2.6.3 Description des points clefs

La description des points clefs dans le cas du détecteur KAZE est proche de celle utilisée par SURF. Le détecteur utilisé est celui décrit par une variante de SURF appelée M-SURF (AGRAWAL et al. 2008) . Il utilise le même type de découpage de l'espace que le descripteur de SURF, mais ajoutant un recouvrement des zones considérées pour le calcul des $\sum d_x$, $\sum |d_x|$, $\sum d_y$, $\sum |d_y|$. Ainsi, il y a une grille de taille $24\sigma_i \times 24\sigma_i$ divisée en 4×4 zones de taille $9\sigma_i \times 9\sigma_i$ avec un recouvrement de $2\sigma_i$. Contrairement à SURF, les différents gradients sont pondérés selon leur distance par rapport au point central de la sous-zone. Ceci permet de réduire l'influence du passage d'un point d'une sous-zone à l'autre, ce qui pourrait créer une variation importante du descripteur.



Une fois que les composantes $\sum d_x$, $\sum |d_x|$, $\sum d_y$, $\sum |d_y|$ ont été calculées pour chaque sous-zone, elles sont pondérées par une fonction gaussienne d'écart type $1.5\sigma_i$ centrée sur le point d'intérêt. Puis, tout comme dans le cas de SIFT et SURF le détecteur est normalisé de façon à permettre l'invariance en contraste.

2.2.7 Harris

Le détecteur de Harris n'est pas un détecteur de blobs, mais un détecteur de coins. Celui-ci a cependant été utilisé récemment dans un article de la littérature sur des coupes transversales d'artère carotide en imagerie ultrasonore (ŘÍHA et al. 2018; DORAZIL et al. 2019), et il peut donc être intéressant de s'attarder un peu sur celui-ci.

Le tenseur $\mathbf{M}$ est défini en un point $\mathbf{p}$ de l'image comme cela :

$$\mathbf{M}(\mathbf{p}) = \sum_{\mathbf{p}' \in W} \omega(\mathbf{p}') \begin{pmatrix} \mathcal{I}_x^2(\mathbf{p}') & \mathcal{I}_x(\mathbf{p}')\mathcal{I}_y(\mathbf{p}') \\ \mathcal{I}_y(\mathbf{p}')\mathcal{I}_x(\mathbf{p}') & \mathcal{I}_y^2(\mathbf{p}') \end{pmatrix}. \quad (2.38)$$

Ainsi, à chaque point de l'image, un tenseur $\mathbf{M}$ est défini. Celui-ci correspond à la somme des $\begin{pmatrix} \mathcal{I}_x^2 & \mathcal{I}_x\mathcal{I}_y \\ \mathcal{I}_y\mathcal{I}_x & \mathcal{I}_y^2 \end{pmatrix}$ dans la zone d'intérêt W autour du point $\mathbf{p}$ pondérée par la valeur $\omega(\mathbf{p}')$. Ce tenseur de structure n'utilise que les dérivées premières, mais permet de représenter le comportement local de l'image autour d'un point considéré. En effet, la diagonalisation de ce tenseur permet de déterminer les orientations principales autour du point considéré, car les vecteurs propres de celui-ci indiquent les directions principales du gradient. Ainsi, les valeurs propres de ce tenseur correspondent à la vitesse de variation des intensités et donc deux fortes valeurs propres correspondent à un coin. Pour pouvoir détecter des coins dans toutes les directions, l'article HARRIS et al. 1988 propose d'utiliser un voisinage circulaire avec des poids ω suivant une distribution gaussienne, ceci permet une invariance en rotation. Les auteurs présentent une métrique basée sur ce tenseur, pour détecter des coins :

$$D(\mathbf{p}) = \det(\mathbf{M}(\mathbf{p})) - k \operatorname{tr}(\mathbf{M}(\mathbf{p}))^2 \quad (2.39)$$

$$(2.40)$$

Cette métrique évite d'avoir à explicitement calculer la diagonalisation du tenseur de structure.



$$\begin{cases} D(\mathbf{p}) < 0 & \Leftrightarrow \mathbf{p} \text{ est la position d'un bord} \\ D(\mathbf{p}) > \tau & \Leftrightarrow \mathbf{p} \text{ est potentiellement la position d'un coin} \\ \text{sinon} & \Leftrightarrow \mathbf{p} \text{ est une position dans une zone homogène} \end{cases} \quad (2.41)$$

L'équation 2.41 présente l'association d'un type aux points. Ces types peuvent être «coin», «bord», «région homogène». Il faut cependant définir un seuil τ qui correspond à la distinction «région homogène» et «coin». Les points ayant le type «coin» doivent enfin être confirmés comme des coins s'ils sont des maxima dans leur 8-voisinage.

Le détecteur de Harris ne vient pas avec un descripteur associé. Pour utiliser un formalisme proche de celui des autres détecteurs de point clefs, le descripteur de ALAHI et al. 2012 est utilisé. Celui-ci a été développé en utilisant des algorithmes d'apprentissage machine de façon à obtenir un descripteur le plus distinctif possible. Il fournit un descripteur binaire invariant en rotation et en changement de luminosité. Ces descripteurs seront utilisés comme les autres descripteurs ; cependant, le descripteur étant binaire, la distance pour la comparaison des descripteurs sera la distance de Hanning qui est plus rapide à calculer que la distance euclidienne.

2.2.8 Appariement des points clefs détectés

Chaque point clef détecté par les méthodes précédemment décrites est associé à un descripteur de son environnement direct. Ces descripteurs permettent d'avoir une représentation concise et discriminante du point clef détecté. Chaque descripteur est normalisé de façon à pouvoir être invariant en contraste, en variation affine de luminosité, en translation et en rotation. Ces caractéristiques permettent d'utiliser ceux-ci pour la mise en correspondance des points clefs d'une image à la suivante.

LOWE 1999 a proposé la distance euclidienne entre les descripteurs :

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \left(\sum_{i=1}^N (p_i - q_i)^2 \right)^{1/2} \quad (2.42)$$

avec $\mathbf{p}$ et $\mathbf{q}$ les descripteurs des points clefs P et Q .

Un point $P' \in \mathcal{I}_n$ est apparié à un point $P'' \in \mathcal{I}_{n+1}$ si et seulement si

$$\frac{d_1}{d_2} < k \quad (2.43)$$



avec d_1 la distance entre le descripteur du point P' et du point P'' le plus ressemblant au sens de cette distance, d_2 la distance entre le descripteur du point P' et le second point candidat dans $\mathcal{I}_{n+1}$ le plus ressemblant, et k un seuil au dessus duquel on considère que l'appariement n'est pas assez fiable, car les deux points les plus ressemblants ont un score trop similaire.

Nous pouvons voir que cette façon de faire les appariements n'inclut aucun terme de distance maximale entre les points dans l'espace image et que chaque point est considéré séparément. Ainsi cela peut conduire à des appariements aberrants dans notre situation où nous nous attendons à des mouvements cohérents entre points d'un même voisinage et des déplacements relativement faibles.

2.3 Limites

Les principales limites des méthodes de l'état de l'art sont leur confiance forte en un nombre faible de points suivi de façon lagrangienne, ce qui peut conduire à des généralisations hâtives.

De plus les méthodes utilisant un nombre plus important de points de mesures font des régularisations extrêmement fortes. En effet SCARAMUZZINO et al. 2017 utilisant la moyenne des déplacements, augmente la robustesse de l'estimation, mais ignore les mouvements non rigides ayant lieu à l'intérieur d'une couche. ZAHND et al. 2018 utilisant des points seulement dans le complexe intima media peut lui estimer la compression longitudinale, mais se prive de l'information de cisaillement et de compression radiale.

Après la description d'un certain nombre de détecteurs de points clefs, cette méthode nous paraît prometteuse pour l'évaluation robuste d'un champ de déformation de la paroi artérielle. Nous allons dans les chapitres suivants présenter notre méthode permettant l'évaluation des paramètres d'intérêt.

Références

- AGRAWAL, M., K. KONOLIGE et M. R. BLAS (2008). "CenSurE : Center Surround Extremas for Realtime Feature Detection and Matching". *SpringerLink*, p. 102-115 (cf. p. 55).
- ALAH, A., R. ORTIZ et P. VANDERGHEYNST (2012). "FREAK : Fast Retina Keypoint". *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, p. 510-517 (cf. p. 57).



- ALBINSSON, J., T. JANSSON et M. CINTHIO (2015). “Tracking Performance of Several Combinations of Common Evaluation Metrics and Sub-pixel Methods”. *SpringerLink*, p. 13-16 (cf. p. 30).
- ALBINSSON, J., Å. R. AHLGREN, T. JANSSON et al. (2017). “A combination of parabolic and grid slope interpolation for 2D tissue displacement estimations”. *Medical & Biological Engineering & Computing* 55.8, p. 1327-1338 (cf. p. 30).
- ALBINSSON, J., S. BRORSSON, Å. R. AHLGREN et al. (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 and Biology* 40.10, p. 2508-2520 (cf. p. 30).
- ALBINSSON, J., S. BRORSSON, F. LINDGREN et al. (2010). “Combined use of iteration, quadratic interpolation and an extra kernel for high-resolution 2D particle tracking : A first evaluation”. *2010 IEEE International Ultrasonics Symposium*, p. 2000-2003 (cf. p. 30).
- ALCANTARILLA, P. F., J. NUEVO et A. BARTOLI (2013). “Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces”. In : *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. BMVA Press (cf. p. 33).
- ALCANTARILLA, P. F., A. BARTOLI et A. J. DAVISON (2012). “KAZE Features”. In : *Computer Vision – ECCV 2012*. Sous la dir. d’A. FITZGIBBON, S. LAZEBNIK, P. PERONA et al. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 214-227 (cf. p. 33, 54).
- AU, J. S., P. A. BOCHNAK, S. E. VALENTINO et al. (2018a). “Cardiac and haemodynamic influence on carotid artery longitudinal wall motion”. *Experimental Physiology* 103.1, p. 141-152 (cf. p. 29, 31).
- AU, J. S., D. S. DITOR, M. J. MACDONALD et al. (2016). “Carotid artery longitudinal wall motion is associated with local blood velocity and left ventricular rotational, but not longitudinal, mechanics”. *Physiological Reports* 4.14, e12872 (cf. p. 29, 31).
- AU, J. S., S. E. VALENTINO, P. G. MCPHEE et al. (2017). “Diastolic Carotid Artery Longitudinal Wall Motion Is Sensitive to Both Aging and Coronary Artery Disease Status Independent of Arterial Stiffness”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 43.9, p. 1906-1918 (cf. p. 31).
- AU, J. S., H. YLI-OLLILA et M. J. MACDONALD (2018b). “An assessment of intra-individual variability in carotid artery longitudinal wall motion : recommendations for data acquisition”. *Physiological Measurement* 39.9, 09NT01 (cf. p. 31).
- BAY, H., A. ESS, T. TUYTELAARS et al. (2008). “Speeded-up robust features (SURF)”. *Computer Vision and Image Understanding* 110.3, p. 346-359 (cf. p. 33, 47).
- BOUGUET, J.-Y. et al. (2001). “Pyramidal implementation of the affine lucas kanade feature tracker description of the algorithm”. *Intel Corporation* 5.1-10, p. 4 (cf. p. 32).
- CANNY, J. (1986). “A Computational Approach to Edge Detection”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-8.6, p. 679-698 (cf. p. 33).



- CAYLEY, A. (1859). “XL. On contour and slope lines”. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 18.120, p. 264-268 (cf. p. 37).
- CINTHIO, M., Å. R. AHLGREN, J. BERGKVIST et al. (2006). “Longitudinal movements and resulting shear strain of the arterial wall”. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology* (cf. p. 29, 30).
- CROWLEY, J. L. et A. C. PARKER (1984). “A Representation for Shape Based on Peaks and Ridges in the Difference of Low-Pass Transform”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-6.2, p. 156-170 (cf. p. 44).
- DANIELSSON, P.-E. et O. SEGER (1990). “Generalized and Separable Sobel Operators”. In : *Machine Vision for Three-Dimensional Scenes*. Sous la dir. de H. FREEMAN. Academic Press, p. 376-379 (cf. p. 33).
- DORAZIL, J., R. REPP, T. KROPFREITER et al. (sept. 2019). “A Multitarget Tracking Method for Estimating Carotid Artery Wall Motion from Ultrasound Sequences”. In : (cf. p. 32, 35, 56).
- FLORACK, L. M. J., B. M. ter HAAR ROMENY, J. J. KOENDERINK et al. (1992). “Scale and the differential structure of images”. *Image and Vision Computing* 10.6, p. 376-388 (cf. p. 42, 43).
- FORTUN, D., P. BOUTHEMY et C. KERVRANN (2015). “Optical flow modeling and computation : A survey”. *Computer Vision and Image Understanding* 134, p. 1-21 (cf. p. 28).
- FRANGI, A. F., W. J. NIESSEN, K. L. VINCKEN et al. (1998). “Multiscale vessel enhancement filtering”. In : *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, p. 130-137 (cf. p. 39, 45, 53).
- GAO, Z., Y. LI, Y. SUN et al. (2018). “Motion Tracking of the Carotid Artery Wall From Ultrasound Image Sequences : a Nonlinear State-Space Approach”. *IEEE Trans. Med. Imaging* 37.1, p. 273-283. DOI : 10.1109/TMI.2017.2746879 (cf. p. 30).
- GAO, Z., Y. SUN, H. ZHANG et al. (2016). “Carotid Artery Wall Motion Estimated from Ultrasound Imaging Sequences Using a Nonlinear State Space Approach”. *SpringerLink*, p. 98-106 (cf. p. 30).
- GAO, Z., H. XIONG, X. LIU et al. (2017). “Robust estimation of carotid artery wall motion using the elasticity-based state-space approach”. *Med. Image Anal.* 37, p. 1-21. DOI : 10.1016/j.media.2017.01.004 (cf. p. 30).
- GAO, Z., H. XIONG, H. ZHANG et al. (2015). “Motion Estimation of Common Carotid Artery Wall Using a H_∞ Filter Based Block Matching Method”. *SpringerLink*, p. 443-450. DOI : 10.1007/978-3-319-24574-4_53 (cf. p. 30).
- GASTOUNIOTI, A., S. GOLEMATI, J. STOITSIS et al. (2011). “Comparison of Kalman-filter-based approaches for block matching in arterial wall motion analysis from B-mode ultrasound”. *Meas. Sci. Technol.* 22.11, p. 114008. ISSN : 0957-0233. DOI : 10.1088/0957-0233/22/11/114008 (cf. p. 30).
- GIBSON, J. J. (1950). *The perception of the visual world*. Houghton Mifflin (cf. p. 24).



- GOLEMATI, S., J. S. STOITSIS, A. GASTOUNIOTI et al. (2012). “Comparison of block matching and differential methods for motion analysis of the carotid artery wall from ultrasound images”. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 16.5, p. 852-858. ISSN : 1558-0032. DOI : 10.1109/TITB.2012.2193411 (cf. p. 30).
- HARRIS, C. et M. STEPHENS (1988). “A combined corner and edge detector.” In : *Alvey vision conference*. T. 15. 50. Citeseer, p. 10-5244 (cf. p. 33, 45, 56).
- HORN, B. K. et B. G. SCHUNCK (1981). “Determining optical flow”. *Artificial intelligence* 17.1-3, p. 185-203 (cf. p. 28).
- LINDEBERG, T. (2015). “Image Matching Using Generalized Scale-Space Interest Points”. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 52.1, p. 3-36 (cf. p. 37, 52).
- LINDEBERG, T. et B. M. ter HAAR ROMENY (1994a). “Linear scale-space I : Basic theory”. In : *Geometry-driven diffusion in computer vision*. Springer, p. 1-38 (cf. p. 42, 43).
- (1994b). “Linear Scale-Space II : Early Visual Operations”. In : *Geometry-driven diffusion in computer vision*. Springer, p. 39-72 (cf. p. 42).
- LOWE, D. G. (1999). “Object recognition from local scale-invariant features”. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision* 2 (cf. p. 33, 44, 57).
- (2004). “Distinctive image features from scale-invariant keypoints”. *International journal of computer vision* 60.2, p. 91-110 (cf. p. 44-47, 55).
- LUCAS, B. D. et T. KANADE (1981). “An iterative image registration technique with an application to stereo vision”. In : *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. IJCAI’81. Vancouver, BC, Canada : Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 674-679 (cf. p. 28).
- LUCAS, B. D. (1985). “Generalized Image Matching by the Method of Differences”. Thèse de doct. Pittsburgh, PA, USA (cf. p. 28).
- MARR, D., E. HILDRETH et S. BRENNER (1980). “Theory of edge detection”. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences* 207.1167, p. 187-217 (cf. p. 33, 38).
- MEUNIER, J. et M. BERTRAND (1995). “Ultrasonic texture motion analysis : theory and simulation”. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 14.2, p. 293-300 (cf. p. 25).
- MORAVEC, H. P. (1980). *Obstacle Avoidance and Navigation in the Real World by a Seeing Robot Rover*. (Cf. p. 33).
- NILSSON, T., Å. R. AHLGREN, T. JANSSON et al. (2011). “A method for measuring the variation of intima-media thickness during the entire cardiac cycle using B-Mode images”. In : *2011 IEEE International Ultrasonics Symposium*, p. 2126-2129. DOI : 10.1109/ULTSYM.2011.0527 (cf. p. 29).
- NILSSON, T., Å. R. AHLGREN, T. JANSSON et al. (2010). “A method to measure shear strain with high spatial resolution in the arterial wall non-invasively in vivo by tracking zero-crossings of B-mode intensity gradients”. *2010 IEEE International Ultrasonics Symposium*, p. 491-494 (cf. p. 30, 33).



- NILSSON, T., S. RICCI, Å. R. AHLGREN et al. (2009). “Methods for measurements of the longitudinal movement and the shear-induced longitudinal elastic modulus of the arterial wall”. *2009 IEEE International Ultrasonics Symposium*, p. 317-320 (cf. p. 29, 30).
- ORKISZ, M. et P. CLARYSSE (1996). “Estimation du flot optique en présence de discontinuités : une revue”. *Traitement du signal* 13.5, p. 489-513 (cf. p. 28).
- PERONA, P. et J. MALIK (1990). “Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12.7, p. 629-639 (cf. p. 54).
- PERSSON, M., A. R. AHLGREN, A. ERIKSSON et al. (2002). “Non-invasive measurement of arterial longitudinal movement”. In : t. 2. IEEE (cf. p. 29).
- PROUDFOOT, N. A., J. S. AU, B. W. TIMMONS et al. (2019). “Associations between carotid artery longitudinal wall motion and arterial stiffness indicators in young children”. *Atherosclerosis* 287, p. 64-69 (cf. p. 31).
- QORCHI, S., G. ZAHND, D. GALBRUN et al. (2017). “Kalman-Based Carotid-Artery Longitudinal Kinetics Estimation and Pattern Recognition”. *IRBM* 38.4. Research in Imaging and Health Technologies 2017 (RITS 2017), p. 219-223 (cf. p. 32).
- RAFATI, M., M. R. RAHIMZADEH, F. RAYGAN et al. (2015). “A New 2D-Based Method for Carotid Intima-Media Thickness Quantification From Ultrasound Sequences”. *Iranian Red Crescent Medical Journal* 17.3 (cf. p. 31).
- ŘÍHA, K., M. ZUKAL et F. HLAWATSCH (2018). “Analysis of Carotid Artery Transverse Sections in Long Ultrasound Video Sequences”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 44.1, p. 153-167 (cf. p. 32, 35, 56).
- SCARAMUZZINO, S., C. CARALLO, G. PILEGGI et al. (2017). “Longitudinal Motion Assessment of the Carotid Artery Using Speckle Tracking and Scale-Invariant Feature Transform”. *Annals of Biomedical Engineering* 45.8, p. 1865-1876 (cf. p. 29, 32, 33, 58).
- SCHARR, H. et J. WEICKERT (2000). “An anisotropic diffusion algorithm with optimized rotation invariance”. In : *Proceedings of the 22th DAGM Symposium on Pattern Recognition*, p. 460-467 (cf. p. 55).
- SOLEIMANI, E., M. M. DIZAJI et H. SABERI (2011). “Carotid Artery Wall Motion Estimation from Consecutive Ultrasonic Images : Comparison between Block-Matching and Maximum-Gradient Algorithms”. 1. 6.2, p. 72-78. ISSN : 2008-2371. URL : <http://jthc.tums.ac.ir/index.php/jthc/article/view/204> (cf. p. 31).
- SOLEIMANI, E., M. MOKHTARI-DIZAJI, N. FATOURAEE et al. (mar. 2019). “Estimation of Biomechanical Properties of Normal and Atherosclerotic Common Carotid Arteries”. *Cardiovasc. Eng. Tech.* 10.1, p. 112-123. ISSN : 1869-4098. DOI : 10.1007/s13239-018-00389-9 (cf. p. 31).
- SOLEIMANI, E., M. MOKHTARI-DIZAJI, H. SABERI et al. (2016). “A mathematical model for estimating the axial stress of the common carotid artery wall from ultrasound images”. *Medical & Biological Engineering & Computing* 54.8, p. 1205-1215 (cf. p. 31).



- STOITSIS, J., S. GOLEMATI, A. K. DIMOPOULOS et al. (2006). “Analysis and quantification of arterial wall motion from B-mode ultrasound images - comparison of block-matching and optical flow”. *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, p. 4469-4472. ISSN : 1094-687X. DOI : 10.1109/IEMBS.2005.1615459 (cf. p. 29, 30).
- TAIVAINEN, S. H., H. YLI-OLLILA, M. JUONALA et al. (2017). “Interrelationships between indices of longitudinal movement of the common carotid artery wall and the conventional measures of subclinical arteriosclerosis”. *Clinical Physiology and Functional Imaging* 37.3, p. 305-313 (cf. p. 31).
- (2018). “Influence of cardiovascular risk factors on longitudinal motion of the common carotid artery wall”. *Atherosclerosis* 272, p. 54-59 (cf. p. 31).
- TAT, J., J. S. AU, P. J. KEIR et al. (2015). “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, p. 106-116 (cf. p. 31).
- WEICKERT, J., S. ISHIKAWA et A. IMIYA (1999). “Linear Scale-Space has First been Proposed in Japan”. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 10.3, p. 237-252 (cf. p. 54).
- YLI-OLLILA, H., M. TARVAINEN, T. LAITINEN et al. (2016a). “Transfer Function Analysis of the Longitudinal Motion of the Common Carotid Artery Wall.” *Frontiers in physiology* 7, p. 651 (cf. p. 31).
- YLI-OLLILA, H., T. LAITINEN, M. WECKSTRÖM et al. (2013). “Axial and Radial Waveforms in Common Carotid Artery : An Advanced Method for Studying Arterial Elastic Properties in Ultrasound Imaging”. *Ultrasound in Medicine and Biology* 39.7, p. 1168-1177 (cf. p. 31).
- YLI-OLLILA, H., T. LAITINEN, M. WECKSTRÖM et al. (2016b). “New indices of arterial stiffness measured from longitudinal motion of common carotid artery in relation to reference methods, a pilot study”. *Clinical Physiology and Functional Imaging* 36.5, p. 376-388 (cf. p. 31).
- YLI-OLLILA, H., M. P. TARVAINEN, T. P. LAITINEN et al. (2016c). “Principal Component Analysis of the Longitudinal Carotid Wall Motion in Association with Vascular Stiffness : A Pilot Study”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 42.12, p. 2873-2886 (cf. p. 31).
- (2016d). “Transfer Function Analysis of the Longitudinal Motion of the Common Carotid Artery Wall”. *Frontiers in Physiology* 7, p. 651 (cf. p. 31).
- ZAHND, G., S. BALOCCO, A. SÉRUSCLAT et al. (2015). “Progressive Attenuation of the Longitudinal Kinetics in the Common Carotid Artery : Preliminary in Vivo Assessment”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 41.1, p. 339-345 (cf. p. 29, 32).
- ZAHND, G., K. KAPELLAS, M. van HATTEM et al. (2017). “A Fully-Automatic Method to Segment the Carotid Artery Layers in Ultrasound Imaging : Application to Quantify the Compression-Decompression Pattern of the Intima-Media Complex During the Cardiac Cycle”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 43.1, p. 239-257 (cf. p. 29, 32).



-
- ZAHND, G., K. SAITO, K. NAGATSUKA et al. (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, p. 5041-5053 (cf. p. 29, 32, 33, 58).
- ZAHND, G., D. VRAY, A. SÉRUSCLAT 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, p. 1705-1715 (cf. p. 31).
-

3 | Méthode proposée pour l'estimation d'un champ dense de mouvement

Les méthodes de la littérature ont permis d'estimer un certain nombre de mouvements dans la paroi artérielle. L'estimation des trajectoires d'un nombre limité de points en suivant une méthode lagrangienne a été proposée par plusieurs équipes (NILSSON et al. 2009; ZAHND et al. 2013; CINTHIO et al. 2006; STOITSIS et al. 2006; TAT et al. 2015). Ces méthodes ont permis d'estimer un cisaillement entre le complexe intima media et l'adventice, ainsi qu'une atténuation du déplacement longitudinal dans la partie la plus distale de l'artère carotide commune (ZAHND et al. 2015). Des méthodes de segmentations ont également permis de mettre en évidence des cycles de compression décompression du complexe intima media (ZAHND et al. 2017; NILSSON et al. 2011; SOLEIMANI et al. 2019).

Récemment une méthode utilisant un ensemble de blocs jointifs disposés le long du complexe intima media a été proposée celle-ci permet d'obtenir un champ de déplacements dense le long du complexe intima media, mais ne permet pas d'estimer les cisaillements (ZAHND et al. 2018).

Ces méthodes ont permis des avancées majeures sur la compréhension de l'origine de ces mouvements et sur leurs liens avec le risque cardiovasculaire (PROUDFOOT et al. 2019; AU et al. 2018; TAIIVAINEN et al. 2018; TAIIVAINEN et al. 2017; ZAHND et al. 2012; AHLGREN et al. 2012). Cependant, certaines limites existent et seront détaillées dans la section 3.1.1. Ces limites nous ont conduits à définir les objectifs principaux de cette thèse détaillés en section 3.1.2, enfin la partie 3.2 présente la méthode d'estimation des déformations que nous avons développée au cours de cette thèse pour estimer les paramètres d'intérêt.



Ce chapitre décrit le cœur de la méthode développée durant cette thèse. Celle-ci permet une estimation d'un champ dense de déplacement dans l'artère et dans les tissus extra-artériels.

3.1 Motivations

3.1.1 Limites des méthodes actuelles

Les méthodes utilisées couramment pour l'estimation du mouvement pariétal ont permis d'obtenir de précieuses informations sur la santé artérielle. Cependant, ces méthodes sont toutes basées sur des méthodes de suivi de cible et présentent plusieurs limites.

La première limite est liée à la quantité d'information extraite. Classiquement, ces méthodes suivent un nombre faible de points ce qui limite grandement le nombre de trajectoires et fait l'hypothèse que ces points sont représentatifs du segment artériel.

Cette dépendance à un nombre limité de points rend leur reproductibilité sujette à discussion, car l'initialisation – le plus souvent manuelle – prend une part importante dans les performances des algorithmes, dans le cas où les points choisis ne représentent effectivement pas le mouvement global. Ce point est d'autant plus important que la modalité d'imagerie que nous utilisons, du fait de la décorrélation du speckle, rend quasiment inévitable la disparition des points visuellement saillants au bout d'un certain nombre d'images.

Une approche lagrangienne, suivant un (ou un ensemble de) point(s), ne pourra donc pas exploiter des séquences longues si elle n'implémente pas de méthodes permettant de la rendre résiliente à la disparition du motif suivi. De plus, la dépendance des méthodes à la présence d'un motif particulier les rend particulièrement vulnérables à la décorrélation des mouvements des motifs de speckle et des mouvements des tissus.

Partant de la constatation que ces méthodes auront du mal à traiter des séquences longues, plusieurs approches ont été proposées pour pallier ce problème. Celles-ci ont été détaillées dans le chapitre 2.

Aucune des méthodes de la littérature ne permet d'estimer simultanément toutes les déformations ayant lieu dans une grande portion de l'artère. Nous nous proposons donc de développer une telle méthode.



3.1.2 Objectifs spécifiques

Nous nous proposons donc de créer une méthode permettant l'estimation simultanée de tous les paramètres d'intérêt précédemment cités. Celle-ci devra posséder les caractéristiques suivantes :

- Aucune sélection manuelle de points à suivre
- Possibilité d'extraire tous les paramètres de compression et de cisaillement simultanément sur une grande portion de la paroi artérielle.
- Insensibilité à la disparition de motifs de speckle
- Robustesse vis-à-vis de la décorrélation des motifs de speckle
- Précision comparable aux méthodes de la littérature

Pour cela nous utilisons une approche eulérienne, ne s'attachant pas à suivre un point particulier, inspirée des travaux venant de la vision par ordinateur.

La partie expérimentale sera faite en deux étapes : la première sera l'ajustement des paramètres de la méthode, la seconde sera l'évaluation des performances de la méthode sur des séquences simulées, et sur des séquences réelles en comparaison avec des références manuelles.

3.2 Méthode proposée

La méthode que nous avons développée durant ce travail de thèse se base en grande partie sur les détecteurs de points clefs que nous avons décrits dans le chapitre 2. Le fonctionnement de ceux-ci ne sera pas modifié, mais les paramètres utilisés seront adaptés aux images que nous traitons. Nous avons choisi de n'utiliser qu'un seul détecteur de points clefs parmi les quatre décrits dans le chapitre 2, le choix de celui-ci sera fait de manière purement expérimentale et est décrit dans le chapitre 5. La contribution principale est sur la méthode de régularisation du champ de déplacement estimé à l'aide du détecteur de points saillants. La suite de ce chapitre se concentrera sur cette contribution.

La méthode que nous avons développée durant cette thèse est basée sur la détection automatique de points clefs. Cela élimine le besoin d'introduire une étape manuelle de sélection de points. De plus, avec un grand nombre de points suivis, l'influence d'un point disparaissant est négligeable, car compensée par les autres points. Ainsi, nous profitons de la forte granulosité des images échographiques pour conjointement extraire plus d'informations et supprimer la nécessité de nous attacher à un point particulier.



La méthode est inspirée de ce qui se fait en vision par ordinateur dans le cas de suivis d'objets *rigides*. Cette approche a été utilisée, pour la première fois, en estimation du mouvement de la paroi artérielle, dans des séquences d'images échographiques, par SCARAMUZZINO et al. 2017. Cependant, les auteurs ont fait l'hypothèse d'un mouvement unique pour tous les points d'une couche artérielle. En relâchant cette contrainte, nous avons développé une méthode adaptée au suivi de points dans des objets non rigides subissant plusieurs déformations simultanées.

Cette méthode suit le cheminement suivant :

- détection de points d'intérêt,
- description des points d'intérêt, plus précisément, de leur voisinage,
- appariement de points clefs entre deux images,
- évaluation d'une transformation entre les deux images,

La figure 3.1 présente un cheminement global regroupant les méthodes de détection et d'estimation de mouvement à partir des points d'intérêt.

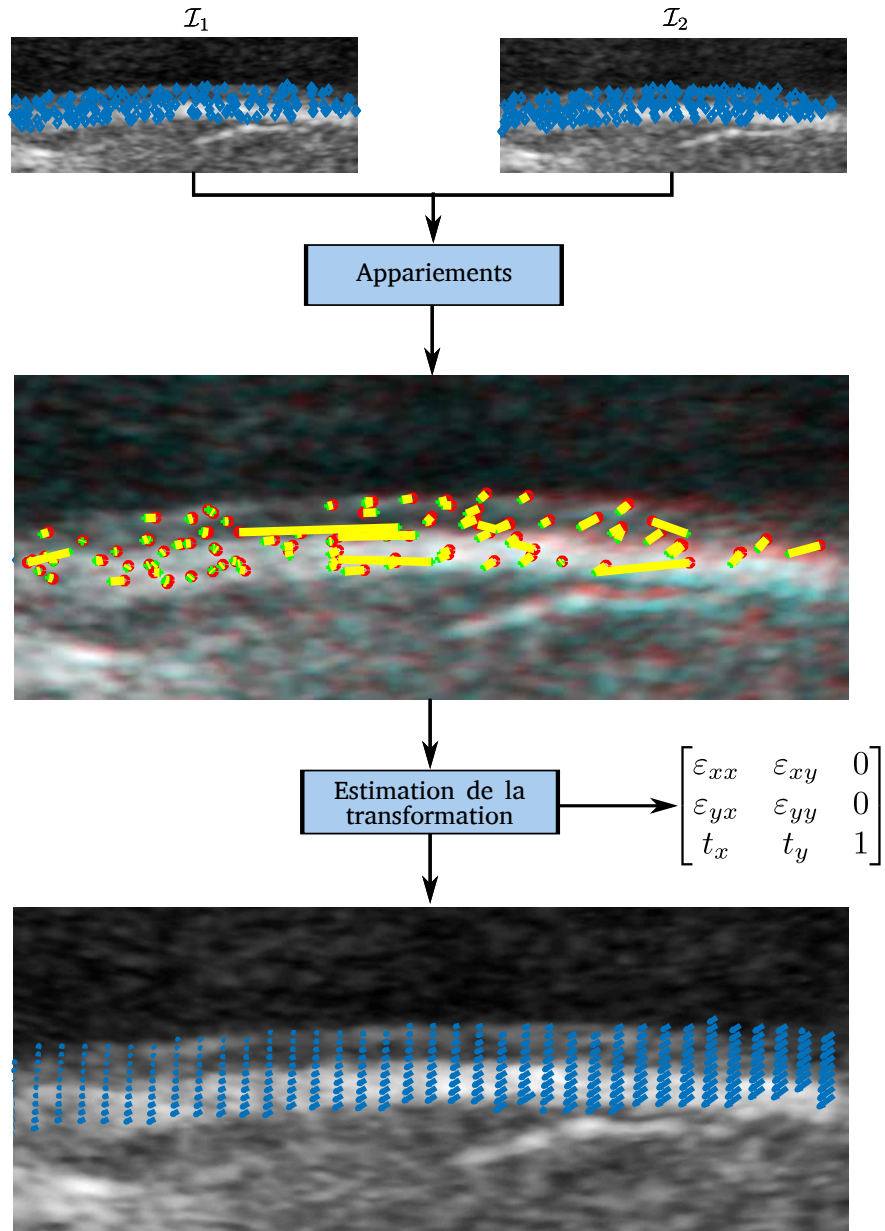


FIGURE 3.1 – Schéma succinct de la méthode d’estimation du mouvement. Les étapes de détection et description sont faites en amont de cette figure tout comme la segmentation de la zone d’intérêt

Dans la suite de ce chapitre, nous allons détailler les différentes étapes de la méthode proposée.

3.2.1 Détection de points clefs

La détection de points clefs, comme vue au chapitre 2, peut prendre plusieurs formes. Dans notre cas nous cherchons des blobs correspondant à des motifs de speckle. Et nous avons choisi de nous concentrer sur trois d’entre eux : SIFT, SURF, KAZE . Nous avons fait



ce choix, car ils constituent la base de nombreux autres détecteurs. Nous avons également inclus, dans la liste des candidats, le détecteur de coins de Harris (HARRIS et al. 1988) car celui-ci a montré de bonnes capacités lorsqu'il a été utilisé dans ŘÍHA et al. 2018.

Sur toute la base d'images, une évaluation conjointe des performances de chacun des détecteurs et des descripteurs associés sera faite. Dans un premier temps les détecteurs seront paramétrés dans la configuration de base présentée dans les articles les décrivant. Ensuite, les paramètres du détecteur permettant d'obtenir les meilleurs résultats seront optimisés de façon à maximiser ces performances.

3.2.1.1 Évaluation d'un détecteur de points clefs

Les performances de chaque détecteur de points clefs seront avant tout évaluées par la capacité de celui-ci à fournir un nombre important d'appariements dans le complexe intima media à tout instant.

Pour cela, pour toutes les images de la base d'entraînement décrite en 5.1.1, les différents détecteurs seront extraits dans une zone de recherche correspondant à un bloc rectangulaire englobant largement la paroi distale dans une zone où l'intima media est visible. La paroi est séparée du sang à l'aide d'une segmentation grossière de la limite intima-lumen. Ceci permettra de conditionner la profondeur d'évaluation en fonction de l'épaisseur du complexe intima media. La figure 3.2 présente ces différentes initialisations : le rectangle orange correspond à la région d'intérêt, le trait bleu à la segmentation grossière séparant le sang de la paroi et les deux étoiles correspondent à l'épaisseur du complexe intima media définie manuellement.

Il est important dans ces initialisations que la région d'intérêt ne contienne aucune annotation telle que l'ECG, car celles-ci posent des problèmes pour la détection de coins, en représentant des coins quasi parfaits, ce qui perturbe la détection de coins moins nets.

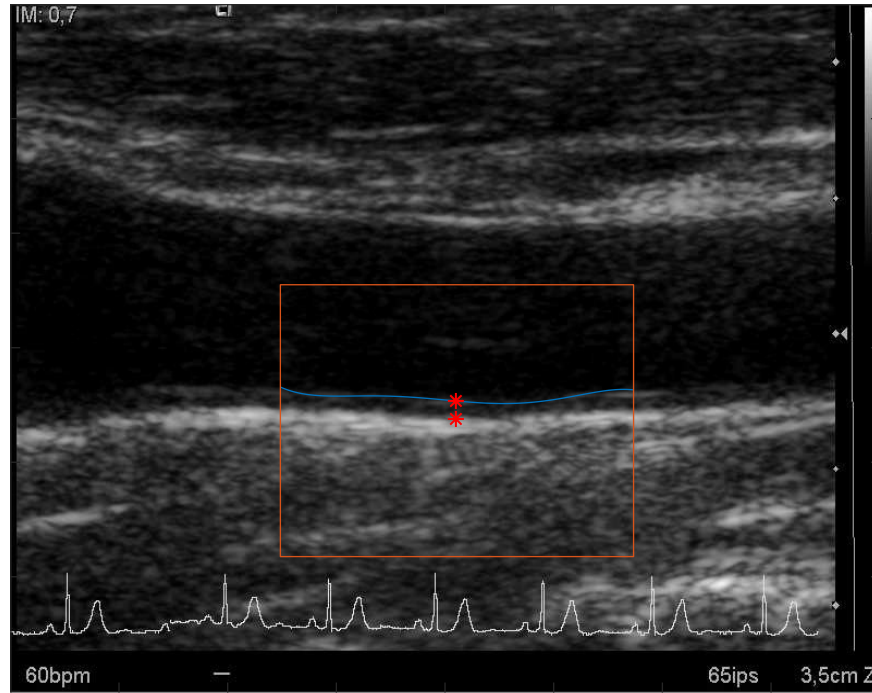


FIGURE 3.2 – Initialisation pour la détection de points

Une fois que la détection de points clefs a été faite sur chacune des images, ceux-ci sont appariés avec ceux de l'image suivante dans la séquence. Pour cela, la technique d'appariement est celle décrite dans 2.2.8 avec un ratio de réjection fixé à 0.7 qui est une valeur assez couramment employée (LOWE 1999). Le détecteur de points clefs sélectionné sera celui permettant le plus d'appariements, dans le complexe intima media, ce complexe étant la zone d'intérêt principal. Les résultats de ces expérimentations seront présentés dans la partie 5.1.

Une analyse du nombre d'appariements au fur et à mesure du cycle cardiaque sera également faite, car les mouvements ont une dynamique variable au cours du cycle cardiaque. Cela pourrait diminuer le nombre d'appariements disponibles aux moments où le mouvement est plus complexe.

3.2.1.2 Optimisation des paramètres du détecteur de points clefs retenu

Chaque détecteur de points clefs a un ensemble de paramètres qui peuvent être optimisés de façon à fournir les meilleurs détections et appariements possible.

Tous les articles ayant proposé des détecteurs de points clefs proposent un jeu de paramètres permettant, selon eux, d'obtenir de bons résultats. Nous avons tout d'abord choisi d'utiliser ces paramètres de détecteur pour sélectionner le détecteur de points clefs à utiliser.

Cependant, le détecteur de points clefs choisi devra être optimisé pour être le plus efficace



possible. Pour cela, nous avons utilisé la base d'entraînement. Les paramètres ont été optimisés séquentiellement. Ainsi, chaque paramètre est optimisé par rapport au jeu de paramètres trouvés précédemment. Ce jeu de paramètres peut ne pas être optimal, mais permet d'obtenir des caractéristiques satisfaisantes. Les résultats de cette optimisation des paramètres seront présentés dans la partie 5.2.

3.2.2 Description des points clefs

Le choix du descripteur est intimement lié à celui du détecteur. En effet, il est basé sur l'espace d'échelle calculé durant la sélection des points clefs. Ainsi le choix du détecteur conditionne le choix du descripteur. De plus, ce choix du détecteur est également conditionné par la performance de son descripteur associé. En effet le nombre d'appariements est dépendant de la capacité du descripteur à fournir des vecteurs de description hautement discriminants. Si ce n'est pas le cas, le nombre d'appariements chuterait, car les appariements faits ne seraient pas considérés comme assez spécifiques par l'algorithme 2.2.8.

Ainsi les expérimentations de la section 5.1 constituent l'évaluation d'un duo détecteur descripteur.

3.2.3 Mise en correspondance des points clefs d'une image à la suivante

La mise en correspondance des points clefs au fur et à mesure de la séquence est faite à l'aide de la méthode décrite dans 2.2.8. Cette mise en correspondance de points clefs fournit un champ épars de déplacements. Cependant, elle n'inclut aucune régularisation. Ainsi les déplacements peuvent ne pas être concordants entre eux. Pour pallier ce problème, SCARAMUZZINO et al. ont utilisé une moyenne des déplacements par couche artérielle. Cependant, cette méthode réduit drastiquement l'information utilisable et reste sensible aux appariements aberrants, la moyenne étant très sensible aux valeurs extrêmes. Or, dans nos séquences d'images, nous savons que :

- Les déplacements restent relativement faibles,
- Les tissus ne se déchirent pas, mais peuvent être soumis à des changements de volume, et des cisaillements dans l'épaisseur de la paroi artérielle.

Nous pouvons donc définir des contraintes pour déterminer ce qu'est un mouvement possible.

Dans la section suivante 3.2.4, nous allons voir comment passer de ces estimations éparées



de champ de déplacements à une transformation permettant d'expliquer ces observations au mieux et de généraliser cette observation aux points pour lesquels nous n'avons pas d'appariement, et donc aucune information sur leur mouvement.

3.2.4 Modèle de déplacement plausible

Nous avons défini un ensemble de caractéristiques nécessaires pour notre modèle. Celui-ci doit permettre d'exprimer les compressions, les cisaillements ainsi que les translations de façon à pouvoir estimer tous les paramètres d'intérêts. Au vu de ces contraintes, la transformation affine semble être une bonne candidate. En effet les transformations affines permettent d'exprimer les différents phénomènes observés. Ceux-ci peuvent avoir ces expressions pour transformer un point P défini par un vecteur ligne $P = [x, y]$ selon la transformation décrite comme :

— Changement d'échelle $S = \begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_2 \end{bmatrix}$

— Rotation $R = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$

— Cisaillement $C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ c & 1 \end{bmatrix}$

— Translation $T = \begin{bmatrix} t_x & t_y \end{bmatrix}$

Parmi ceux-ci, tous les paramètres d'intérêt sont retrouvés. La rotation n'est pas directement un paramètre d'intérêt, dans notre cas, mais son évaluation permet de réduire le cisaillement à un seul paramètre.

Ces différentes composantes peuvent être combinées pour n'en obtenir plus que deux : $A = S * R * C$, qui contient tout ce qui n'est pas une translation, et T qui contient la partie translation. Pour un point P , et P' son image par la transformation affine, on peut écrire $P' = PA + T$

Il est possible de simplifier cette expression en utilisant des coordonnées homogènes. Celles-ci sont construites en ajoutant à chaque point une troisième coordonnée (w) valant 1 ainsi, $P = [x, y]$ se verra associer à $\mathbb{P} = [x, y, w]$ son pendant en coordonnées homogènes.

Ces notations permettent d'exprimer une matrice $B = \begin{bmatrix} A & 0 \\ T & 1 \end{bmatrix}$ qui permet de résumer



toute la transformation affine, d'où $\mathbb{p}' = \mathbb{p}B$. Cette matrice est exprimée comme cela :

$$B = \begin{bmatrix} \varepsilon_{xx} & \varepsilon_{xy} & 0 \\ \varepsilon_{yx} & \varepsilon_{yy} & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}$$

Il est important de noter que les transformations affines ne modifient jamais la coordonnée w .

Pour une transformation affine bidimensionnelle, six paramètres doivent être estimés. Ils se répartissent comme cela :

- deux pour les changements d'échelle,
- un pour l'angle de rotation,
- un pour le cisaillement,
- deux pour la translation.

Il faut donc au moins six équations indépendantes pour estimer une transformation affine. Si plus de six équations sont disponibles alors une solution au sens des moindres carrés – ordinaires ou totaux – pourra être estimée.

Bien entendu si la zone étudiée est trop grande la transformation affine pourrait ne pas suffire à expliquer tous les mouvements. Cependant, la façon d'estimer la transformation affine permet de trouver celle expliquant au mieux les déplacements observés.

3.2.5 Estimation d'une transformation affine à l'aide d'un ensemble d'appariements

L'algorithme 1 présente une méthode d'estimation de transformation affine à partir de deux nuages de points appariés un à un : $\mathfrak{P} = \{P_i\}_{i \in \llbracket 1, N \rrbracket}$ et $\mathfrak{Q} = \{Q_i\}_{i \in \llbracket 1, N \rrbracket}$, tels que P_i est apparié à Q_i . La fonction «TRANSFORMESTIMATION» est le cœur de l'algorithme d'estimation, les fonctions «CENTRERNUAGEDEPOINT» et «DENORMALISATION» sont des fonctions annexes utiles à la première.

La méthode d'estimation est basée sur l'estimation directe des paramètres de la transformation affine. Pour cela, la matrice $\mathbf{M}_i$ est créée. Ainsi, pour un point Q_i on obtient :

$$\mathbf{M}_i x^T = \mathbf{q}_i \tag{3.1}$$

avec $x = \begin{bmatrix} \varepsilon_{xx} & \varepsilon_{xy} & t_x & \varepsilon_{yx} & \varepsilon_{yy} & t_y \end{bmatrix}$ qui est le vecteur contenant tous les paramètres d'in-



térêt de la matrice $\mathbf{B}$.

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} \mathbb{P}_i(x) & \mathbb{P}_i(y) & \mathbb{P}_i(w) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbb{P}_i(x) & \mathbb{P}_i(y) & \mathbb{P}_i(w) \end{bmatrix}. \quad (3.2)$$

Cette forme permet de fournir deux équations par appariement. Ainsi trois appariements suffisent à estimer tous les paramètres du modèle affine. Il faut néanmoins que les trois déplacements fournis par ces alignements ne soient pas colinéaires.

La transformation estimée étant affine, elle ne modifie pas la coordonnée w (définie dans la section précédente) des points $\mathbb{p}_i$ et $\mathbb{q}_i$, qui vaut toujours 1, et donc $\mathbf{M}_i$ est simplifiée et devient

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} \mathbb{P}_i(x) & \mathbb{P}_i(y) & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbb{P}_i(x) & \mathbb{P}_i(y) & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.3)$$

Il est possible, en concaténant verticalement les matrices $\mathbf{M}_i$ pour chaque appariement, ainsi que les points $\mathbb{q}_i$ d'obtenir le système $\mathbf{M}\mathbf{x}^T = \mathbf{q}$. Celui-ci peut être résolu directement au sens des moindres carrés en utilisant la pseudo inverse de Moore Penrose (GOLUB et al. 1996). Cependant, une estimation comme celle-ci est sensible aux variations de référentiel HARTLEY et al. 2003. HARTLEY et al. proposent une normalisation des deux nuages de points de façon à les mettre dans un référentiel convenable. Cette étape est décrite dans la fonction CEN-TRERNUAGEDPOINT. Bien entendu cette normalisation modifie la transformation estimée. Il faut donc dénormaliser la transformation, ce qui est exprimé dans DENORMALISATION.

Les positions des points de P et Q sont sujettes à des incertitudes. Or, une approche par moindres carrés classiques utilise un modèle où seul Q est soumis à des erreurs. L'utilisation des moindres carrés totaux (DE GROEN 1996; HUFFEL et al. 1991) permet de corriger cela. En effet, les moindres carrés totaux considèrent que les positions des points P et Q sont soumis à des erreurs. Cette méthode introduit donc une symétrie entre P et Q . Cette symétrie est nécessaire. En effet, P et Q ont été extraits de la même façon et sont donc soumis aux mêmes niveaux d'erreurs.

Cette façon d'estimer les transformations prend en compte tous les appariements de la même façon. Or, il est tout à fait possible qu'une partie de ces appariements soient erronés. Dans ce cas, ceux-ci nuiraient à la robustesse de l'estimation. Il faut donc une méthode permettant de ne pas inclure ces appariements dans le calcul de la matrice de transformation $\mathbf{B}$ est nécessaire.



Algorithme 1 Algorithme d'estimation de transformation affine entre deux nuages de points. (tous les points sont appariés)

```

1: fonction TRANSFORMATIONESTIMATION( $P, Q$ )
2:    $[\tilde{P}, \mathbf{T}_1] \leftarrow \text{CENTRERNUAGEDPOINT}(P) \setminus \setminus \tilde{P} = (0, 0)$  et  $\sigma(\tilde{P}) = (\sqrt{2}, \sqrt{2})$ 
3:    $[\tilde{Q}, \mathbf{T}_2] \leftarrow \text{CENTRERNUAGEDPOINT}(Q) \setminus \setminus \tilde{Q} = (0, 0)$  et  $\sigma(\tilde{Q}) = (\sqrt{2}, \sqrt{2})$ 
4:    $\mathbf{M} \leftarrow \begin{bmatrix} \tilde{\mathbb{P}}_0(x) & \tilde{\mathbb{P}}_0(y) & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tilde{\mathbb{P}}_0(x) & \tilde{\mathbb{P}}_0(y) & 1 \\ & & \vdots & \vdots & & \\ \tilde{\mathbb{P}}_n(x) & \tilde{\mathbb{P}}_n(y) & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tilde{\mathbb{P}}_n(x) & \tilde{\mathbb{P}}_n(y) & 1 \end{bmatrix} \setminus \setminus \text{Création de } \mathbf{M} \text{ tq } \mathbf{M}\mathbf{x} = \tilde{\mathbf{q}}$ 
5:    $\mathbf{x} \leftarrow \text{RESOUDREAUSENSDESMOINDRESCARRESTOTAUX}(\mathbf{M}, Q)$ 
6:    $\mathbf{T}_{norm} \leftarrow \begin{bmatrix} x(1) & x(4) & 0 \\ x(2) & x(5) & 0 \\ x(3) & x(6) & 1 \end{bmatrix}$ 
7:    $\mathbf{B} \leftarrow \text{DENORMALISATION}(\mathbf{T}_{norm}, \mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2)$ 
8:   retourne  $\mathbf{B}$ 
9: fin fonction
10: fonction CENTRERNUAGEDPOINT( $X$ )
11:    $\tilde{X} \leftarrow X - \bar{X} \setminus \setminus \bar{X}$  est le centroïde de  $X$ 
12:    $D \leftarrow \text{MOYENNE}(\|O\tilde{X}_i\|_{i \in [1, N]})$ 
13:   si  $D > 0$  alors
14:      $s \leftarrow \frac{\sqrt{2}}{D}$ 
15:   sinon
16:      $s \leftarrow 1$ 
17:   fin si
18:    $\mathbf{T} = \begin{bmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ -s * \bar{X}(1) & -s * \bar{X}(2) & 1 \end{bmatrix}$ 
19:    $\tilde{X} \leftarrow \tilde{X} * s$ 
20:   retourne  $\tilde{X}, \mathbf{T}$ 
21: fin fonction
22: fonction DENORMALISATION( $\mathbf{T}_{norm}, \mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2$ )
23:    $\mathbf{T} \leftarrow \mathbf{T}_2^{-1} \mathbf{T}_{norm} \mathbf{T}_1$ 
24:   retourne  $\mathbf{T}$ 
25: fin fonction

```



3.2.6 Sélection des points décrivant un mouvement plausible

L'estimation de transformation affine présentée dans l'algorithme 1 est pénalisée par la supposition que tous les appariements sont valides. Pour pallier cela, cet algorithme est intégré dans une méthode permettant de ne pas attribuer la même confiance à tous les appariements.

La méthode retenue pour cela est l'utilisation d'un algorithme de RANSAC (FISCHLER et al. 1981) permettant de déterminer une transformation satisfaisant au mieux l'ensemble des appariements et rejetant les appariements qui ne s'expliquent pas par cette transformation. Il est décrit par l'algorithme 2. Schématiquement, celui-ci évalue un ensemble de transformations possible et retourne la transformation satisfaisant le plus d'appariements ainsi que l'ensemble d'appariements satisfait par cette transformation. On appellera les appariements adhérant à cette transformation *appariements concordants*, les appariements n'adhérant pas à la transformation sont appelés *appariements discordants*.

L'algorithme 2 peut être RANSAC ou MSAC selon la fonction de coût choisie. Celui-ci prend comme paramètre d'entrée

- un ensemble d'appariements, $\mathfrak{P} = \{P_i\}_{i \in \llbracket 1, N \rrbracket}$ et $\mathfrak{Q} = \{Q_i\}_{i \in \llbracket 1, N \rrbracket}$, tels que P_i est apparié à Q_i
- le nombre d'itérations maximal max_{iter}
- la distance maximale autorisée th entre les points $\mathbb{p}T$ ($\mathbb{p}$ transformés par $\mathbf{T}$, transformation estimée dans l'itération courante), et les $\mathbf{q}$ leurs correspondants.

Cet algorithme retourne la transformation optimale $\mathbf{T}_o$, les appariements *concordants* C et les appariements *discordants* D .

Il fonctionne de façon itérative. Pour chaque itération trois appariements sont sélectionnés aléatoirement, ces points servent à estimer une transformation affine temporaire $\mathbf{T}$, cette transformation sert à superposer les points P aux points Q . L'erreur $e_i = \|\mathbb{p}_i \mathbf{T} - \mathbf{q}_i\|_2$ permet de déterminer l'ensemble d'appariements concordants, et de calculer le coût associé à la transformation $\mathbf{T}$. Les appariements pour lesquels $e_i < th$ sont considérés comme *concordants*. L'ensemble de points concordants sert ensuite pour estimer la transformation optimale $\mathbf{T}_o$ en utilisant un ensemble d'appariements sans discordance.

Il offre plusieurs avantages ; premièrement les transformations intermédiaires sont estimées à partir du sous-ensemble de taille minimale et ainsi le système est rapide à résoudre. De plus, en séparant les appariements entre ceux *concordants* et *discordants*, il permet de filtrer les appariements et permet donc une estimation sans appariement discordant augmentant la robustesse de l'estimation.



Algorithme 2 Algorithme de Ransac

```

1: fonction RANSAC( $P, Q, max_{iter}, th$ )
2:    $\mathbf{T}_o \leftarrow I_3, C \leftarrow \emptyset, i \leftarrow 0, Cout \leftarrow \infty$ 
3:   tant que  $i < max_{iter}$  faire \\ Phase d'exploration
4:      $[P_{tmp}, Q_{tmp}] \leftarrow \text{SELECTIONALEATOIREDESAPPARIEMENTS}(P, Q, 3)$ 
5:      $\mathbf{T} = \text{TRANSFORMATIONESTIMATION}(P_{tmp}, Q_{tmp})$ 
6:     pour tout  $\{\mathbf{p}, \mathbf{q}\} \in [P, Q]$  faire
7:        $\mathbf{p}' = \mathbf{p}\mathbf{T}$ 
8:        $e \leftarrow \|\mathbf{q} - \mathbf{p}'\|_2$  \\ Erreur pour le couple  $\{\mathbf{p}, \mathbf{q}\}$ 
9:        $error \leftarrow \text{AJOUTERALALISTE}(error, e)$ 
10:      si  $e < th$  alors \\ L'erreur est acceptable
11:         $in_{tmp} \leftarrow \text{AJOUTERALALISTE}(in_{tmp}, \{\mathbf{p}, \mathbf{q}\})$ 
12:      sinon \\ L'erreur n'est pas acceptable
13:         $out_{tmp} \leftarrow \text{AJOUTERALALISTE}(out_{tmp}, \{\mathbf{p}, \mathbf{q}\})$ 
14:      fin si
15:    fin pour
16:     $c_{tmp} \leftarrow \text{CALCULDU COUT}(error)$  \\ Calcul de l'erreur totale pour  $\mathbf{T}$ 
17:    si  $c_{tmp} < Cout$  alors
18:       $C \leftarrow in_{tmp}$ 
19:       $D \leftarrow out_{tmp}$ 
20:       $Cout \leftarrow c_{tmp}$ 
21:    fin si
22:     $i \leftarrow i + 1$ 
23:  fin tant que
24:  \\ Optimisation locale
25:   $\mathbf{T}_o = \text{TRANSFORMATIONESTIMATION}(C(1), C(2))$ 
26:  retourne Concordant, Discordant,  $\mathbf{T}_o$ 
27: fin fonction
    
```

En pratique, nous utilisons une variante, nommée MSAC, proposée par TORR et al. (TORR et al. 2000) celui-ci diffère seulement par la fonction de coût. Les algorithmes RANSAC et MSAC minimisent tous deux la même fonction

$$C = \sum_i^n \rho(e_i) \quad (3.4)$$

avec $e_i = (\mathbf{p}_2(i) - (\mathbf{p}_1(i)\mathbf{T}))^2$. La différence entre ces deux variantes est la fonction $\rho(e_i)$ utilisée. Celle-ci correspond au coût unitaire que cette erreur ajoute au coût global de la transformation. RANSAC (FISCHLER et al. 1981) utilise une fonction binaire

$$\rho(e_i) = \begin{cases} 0 & \text{si } e_i^2 < th^2 \\ T^2 & \text{sinon} \end{cases}, \quad (3.5)$$

dans laquelle une erreur, tant qu'elle reste en dessous du seuil th , n'ajoute aucun coût. MSAC,

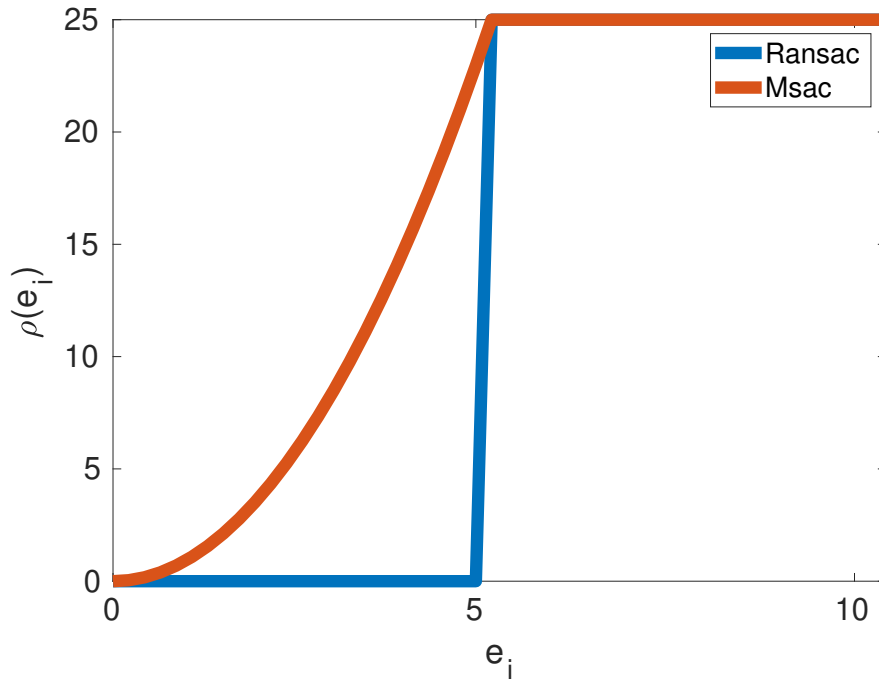


FIGURE 3.3 – Comparaisons des fonctions de coût entre RANSAC et MSAC

quant à lui, utilise une statistique plus robuste en évitant cette coupure brusque.

$$\rho(e_i) = \begin{cases} e_i^2 & \text{si } e_i^2 < th^2 \\ T^2 & \text{sinon} \end{cases}. \quad (3.6)$$

La transition progressive de coût entre un appariement *concordant* et un appariement *discordant*, permet de relâcher la contrainte sur le seuil th . Dans la pratique, cela permet de trouver la meilleure transformation, même dans le cas où on laisse un th assez lâche. La figure 3.3 permet de visualiser ces deux fonctions.

Il n'y a aucune raison évidente de ne pas utiliser MSAC. En effet l'utilisation de la fonction de coût de MSAC n'ajoute quasiment aucune complexité et permet une meilleure robustesse au choix du seuil th .

Bien entendu, vu que ces fonctions de coût ne sont pas convexes, il serait particulièrement complexe de les minimiser avec des algorithmes d'optimisation convexe classique. C'est la principale raison pour laquelle nous avons choisi de baser notre algorithme d'appariement sur RANSAC qui repose sur une simple exploration et une optimisation locale une fois qu'un minimum local est atteint, rendant possible la minimisation de la fonction de coût 3.4.



Références

- AHLGREN, Å. R., M. CINTHIO, S. STEEN et al. (2012). “Longitudinal displacement and intramural shear strain of the porcine carotid artery undergo profound changes in response to catecholamines”. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology* 302.5. PMID : 22198173, H1102-H1115 (cf. p. 65).
- AU, J. S., P. A. BOCHNAK, S. E. VALENTINO et al. (2018). “Cardiac and haemodynamic influence on carotid artery longitudinal wall motion”. *Experimental Physiology* 103.1, p. 141-152 (cf. p. 65).
- CINTHIO, M., Å. R. AHLGREN, J. BERGKVIST et al. (2006). “Longitudinal movements and resulting shear strain of the arterial wall”. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology* (cf. p. 65).
- DE GROEN, P. (1996). “An Introduction to Total Least Squares”. *Nieuw Archief voor Wetkunde* 14, p. 237-253. URL : <https://arxiv.org/abs/math/9805076> (cf. p. 75).
- FISCHLER, M. A. et R. C. BOLLES (1981). “Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography”. *Communications of the ACM* 24.6, p. 381-395 (cf. p. 77, 78).
- GOLUB, G. H. et C. F. VAN LOAN (1996). *Matrix computations (3rd ed.)* Johns Hopkins University Press, p. 256-264 (cf. p. 75).
- HARRIS, C. et M. STEPHENS (1988). “A combined corner and edge detector.” In : *Alvey vision conference*. T. 15. 50. Citeseer, p. 10-5244 (cf. p. 70).
- HARTLEY, R. et A. ZISSERMAN (2003). *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press, p. 107 (cf. p. 75).
- HUFFEL, S. V. et J. VANDEWALLE (1991). *The total least squares problem : computational aspects and analysis* (cf. p. 75).
- LOWE, D. G. (1999). “Object recognition from local scale-invariant features”. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision* 2 (cf. p. 71).
- NILSSON, T., Å. R. AHLGREN, T. JANSSON et al. (2011). “A method for measuring the variation of intima-media thickness during the entire cardiac cycle using B-Mode images”. In : *2011 IEEE International Ultrasonics Symposium*, p. 2126-2129. DOI : 10.1109/ULTSYM.2011.0527 (cf. p. 65).
- NILSSON, T., S. RICCI, Å. R. AHLGREN et al. (2009). “Methods for measurements of the longitudinal movement and the shear-induced longitudinal elastic modulus of the arterial wall”. *2009 IEEE International Ultrasonics Symposium*, p. 317-320 (cf. p. 65).
- PROUDFOOT, N. A., J. S. AU, B. W. TIMMONS et al. (2019). “Associations between carotid artery longitudinal wall motion and arterial stiffness indicators in young children”. *Atherosclerosis* 287, p. 64-69 (cf. p. 65).



- ŘÍHA, K., M. ZUKAL et F. HLAWATSCH (2018). “Analysis of Carotid Artery Transverse Sections in Long Ultrasound Video Sequences”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 44.1, p. 153-167 (cf. p. 70).
- SCARAMUZZINO, S., C. CARALLO, G. PILEGGI et al. (2017). “Longitudinal Motion Assessment of the Carotid Artery Using Speckle Tracking and Scale-Invariant Feature Transform”. *Annals of Biomedical Engineering* 45.8, p. 1865-1876 (cf. p. 68, 72).
- SOLEIMANI, E., M. MOKHTARI-DIZAJI, N. FATOURAEE et al. (mar. 2019). “Estimation of Biomechanical Properties of Normal and Atherosclerotic Common Carotid Arteries”. *Cardiovasc. Eng. Tech.* 10.1, p. 112-123. ISSN : 1869-4098. DOI : 10.1007/s13239-018-00389-9 (cf. p. 65).
- STOITSIS, J., S. GOLEMATI, A. K. DIMOPOULOS et al. (2006). “Analysis and quantification of arterial wall motion from B-mode ultrasound images - comparison of block-matching and optical flow”. *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, p. 4469-4472. ISSN : 1094-687X. DOI : 10.1109/IEMBS.2005.1615459 (cf. p. 65).
- TAIVAINEN, S. H., H. YLI-OLLILA, M. JUONALA et al. (2017). “Interrelationships between indices of longitudinal movement of the common carotid artery wall and the conventional measures of subclinical arteriosclerosis”. *Clinical Physiology and Functional Imaging* 37.3, p. 305-313 (cf. p. 65).
- (2018). “Influence of cardiovascular risk factors on longitudinal motion of the common carotid artery wall”. *Atherosclerosis* 272, p. 54-59 (cf. p. 65).
- TAT, J., J. S. AU, P. J. KEIR et al. (2015). “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, p. 106-116 (cf. p. 65).
- TORR, P. H. S. et A. ZISSERMAN (2000). “MLESAC : A New Robust Estimator with Application to Estimating Image Geometry”. *Computer Vision and Image Understanding* 78.1, p. 138-156 (cf. p. 78).
- ZAHND, G., S. BALOCCO, A. SÉRUSCLAT et al. (2015). “Progressive Attenuation of the Longitudinal Kinetics in the Common Carotid Artery : Preliminary in Vivo Assessment”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 41.1, p. 339-345 (cf. p. 65).
- ZAHND, G., K. KAPELLAS, M. van HATTEM et al. (2017). “A Fully-Automatic Method to Segment the Carotid Artery Layers in Ultrasound Imaging : Application to Quantify the Compression-Decompression Pattern of the Intima-Media Complex During the Cardiac Cycle”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 43.1, p. 239-257 (cf. p. 65).
- ZAHND, G., M. ORKISZ, A. SÉRUSCLAT et al. (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, p. 573-585 (cf. p. 65).
- ZAHND, G., K. SAITO, K. NAGATSUKA et al. (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, p. 5041-5053 (cf. p. 65).

ZAHND, G., D. VRAY, A. SÉRUSCLAT 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, p. 1705-1715 (cf. p. 65).

4 | Méthode d'évaluation

Ce chapitre sera consacré à la validation de la méthode d'estimation des déformations à partir de points clefs présentée au chapitre précédent 3.

Pour cela nous utiliserons plusieurs types de données, synthétiques et des séquences issues de la clinique. Les données synthétiques permettront de faire des tests unitaires sur chaque partie de notre algorithme. Les données cliniques elles permettront de faire des tests d'intégration de notre algorithme conduisant à la validation complète de celui-ci.

Les données synthétiques seront de différents types, adaptés à la partie de l'algorithme testé. Les données synthétiques les plus simples sont des nuages de points permettant de tester les limites de l'algorithme MSAC. Des données synthétiques plus complexes, telles que des simulations d'acquisition échographique de disque tournant et des simulations réalistes d'acquisition de séquences ultrasonores d'artère carotide avec un mouvement connu seront utilisées pour déterminer la capacité du détecteur de points clefs sélectionné d'établir un ensemble d'appariements permettant de retrouver le mouvement imposé aux diffuseurs ultrasonores ayant servi pour la simulation.

La description des cohortes auxquelles nous avons eu accès sera faite. Enfin, la description des méthodes d'analyse pour chaque type de donnée sera faite dans une dernière partie.



4.1 Données synthétiques

Les données synthétiques sont le type de données nous donnant le plus de contrôle sur l'évaluation, car les résultats attendus sont parfaitement connus. Celles-ci peuvent aller d'un simple nuage de points sans réalité physique à des images complexes représentant l'organe étudié en passant par des simulations d'objet plus simple.

4.1.1 Nuage de points

Pour faire une première évaluation de l'efficacité des algorithmes, il est possible de ne pas utiliser d'image, mais simplement des nuages de points avec des données ayant un niveau de bruit contrôlé permettant de vérifier la sensibilité de MSAC à la quantité d'appariements aberrants dans des conditions géométriques similaires à ce que l'on trouve dans des séquences cliniques.

Pour cela nous avons défini un nuage de dix mille points tirés aléatoirement suivant une distribution uniforme dans un carré d'un millimètre de côté que l'on appellera P_1 . On applique à ceux-ci une transformation $\mathbf{T}$ qui permet d'obtenir les points P_2 .

La transformation $\mathbf{T}$ comprend des changements d'échelle, un cisaillement et une translation bidirectionnelle.

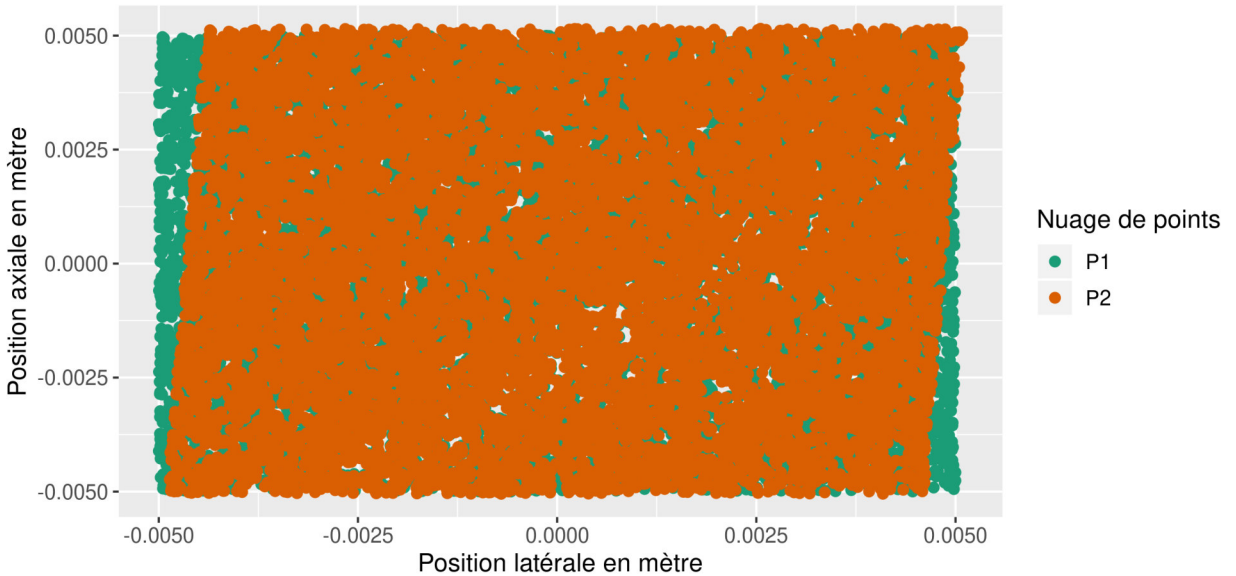


FIGURE 4.1 – Représentation des nuages de points, P_1 et P_2 (P_2 occulte partiellement P_1)

La figure 4.1 permet de représenter les deux nuages de points. Chaque point de P_2 est associé à son précurseur appartenant à l'ensemble P_1 . Il est possible de contrôler le nombre



d'appariements aberrants. Pour cela, un ensemble de paires de points est aléatoirement sélectionné pour être aléatoirement interverti avec les autres points de cette sélection. Ceci permet de générer un ensemble d'*appariements discordants*. Les performances en fonction du nombre d'appariements intervertis seront présentés dans le chapitre 5

$$\begin{pmatrix} a,A \\ b,B \\ c,C \\ d,D \\ e,E \\ f,F \end{pmatrix} \xleftrightarrow[\text{Interversion}]{\Leftrightarrow} \begin{pmatrix} a,C \\ b,A \\ c,D \\ d,F \\ e,E \\ f,B \end{pmatrix}$$

4.1.2 Séquence échographique simulée

Cette partie est dédiée à la création d'images échographiques simulées. Celles-ci seront simulées de façon à être les plus proches possible des images cliniques pour lesquels nos algorithmes ont été développés. Tous les choix de paramétrage ont donc été faits dans ce but. Dans un premier temps, la façon de simuler des images échographiques sera abordée, puis dans un second temps nous verrons les différents types de séquences simulées.

La validation théorique de notre méthode sur des données cliniques est complexe. En effet, il est impossible de demander à des médecins de suivre tous les motifs de speckle d'une séquence de façon à pouvoir évaluer les différents paramètres estimés. Nous avons donc décidé de simuler des séquences d'images échographiques avec un mouvement connu. Pour cela, nous avons utilisé un simulateur développé au laboratoire, SIMUS (SHAHRIARI et al. 2018).

4.1.2.1 Formation d'image échographique

Dans le chapitre 1, le principe physique de l'imagerie échographique a été abordé. Nous allons, dans cette partie, décrire une façon de simuler des images échographiques. Pour cela nous allons d'abord décrire les caractéristiques d'une acquisition clinique.

Les acquisitions cliniques ont plusieurs caractéristiques que nous voulons retrouver dans les simulations :

- Image focalisée à une profondeur donnée ;
- Dynamique réglable ;



- Possibilité de rejet de pixels ayant des niveaux de gris faibles.

Ces trois points conduisent à la description d'une méthode pour effectuer une focalisation le long d'une ligne, parallèle à la surface de la sonde, et à aborder les post-traitements basiques de façon à obtenir une image suffisamment proche des images cliniques. Le but n'est pas de recréer des images cliniques, mais simplement des images avec des caractéristiques similaires.

4.1.2.1.1 Création d'une image brute Nous étudierons d'abord la structure d'une sonde ultrasonore, puis une méthode permettant d'effectuer une focalisation ponctuelle.

Sonde ultrasonore La définition de la sonde utilisée est la première étape nécessaire pour simuler la propagation d'ondes ultrasonores dans le milieu, car l'architecture et la configuration de celle-ci conditionnent le champ de pression créé dans ce milieu.

Voici les différents éléments caractérisant une sonde ultrasonore

- le nombre d'éléments la constituant N : Nombre d'éléments piézoélectriques correspondant au nombre de sources disponibles pour l'émission et au nombre de points de mesure lors de la réception,
- la fréquence centrale de la sonde f_c : Fréquence principale de vibration des éléments piézoélectriques,
- sa bande passante Bw : Plage de fréquence où l'atténuation est supérieure à -3dB,
- son pitch p : Distance entre le centre de deux éléments adjacents,
- son kerf k : Taille de la zone aveugle entre deux éléments.

Tous ces paramètres doivent être inclus dans le simulateur de façon à simuler le fonctionnement de la sonde ayant permis la génération de notre image originale.

Formation de voie et parcours de la zone à imager Les images cliniques sont créées en utilisant une sous-ouverture de la sonde de façon à améliorer la résolution latérale. Pour cela, il est nécessaire de créer un champ de pression focalisé en un point précis. Ceci est permis par l'émission des éléments à des temps différents. Cette façon de procéder permet de simuler le comportement d'une lentille convexe permettant la focalisation. Ceci est illustré sur la figure 4.2 sur laquelle on peut voir que les faisceaux émis sont resserrés à une profondeur donnée. Cette profondeur est définie par la convexité de la parabole utilisée pour retarder les signaux émis par les éléments centraux. À la réception, des retards sont également appliqués de façon à ce que les signaux provenant de la même profondeur soient enregistrés aux mêmes instants temporels et qu'ils soient donc cohérents. Tous les signaux reçus sont ensuite ajoutés, permettant d'obtenir le signal – que l'on appellera signal RF – pour la voie courante.



La voie créée est ensuite décalée spatialement de façon à parcourir toute la largeur de la zone imagée. Il est utile de noter qu'au bord de la sonde, les voies ne peuvent pas être créées de façon adéquate, car tous les éléments pour la focalisation n'existent pas. Ainsi, la focalisation est moins efficace sur les bords de l'image. De plus, la taille de la sous-ouverture utilisée dans les acquisitions cliniques n'est pas une information couramment disponible. Il faudra donc, dans la partie expérimentale, choisir une ouverture permettant de retrouver des résultats proches des séquences cliniques.

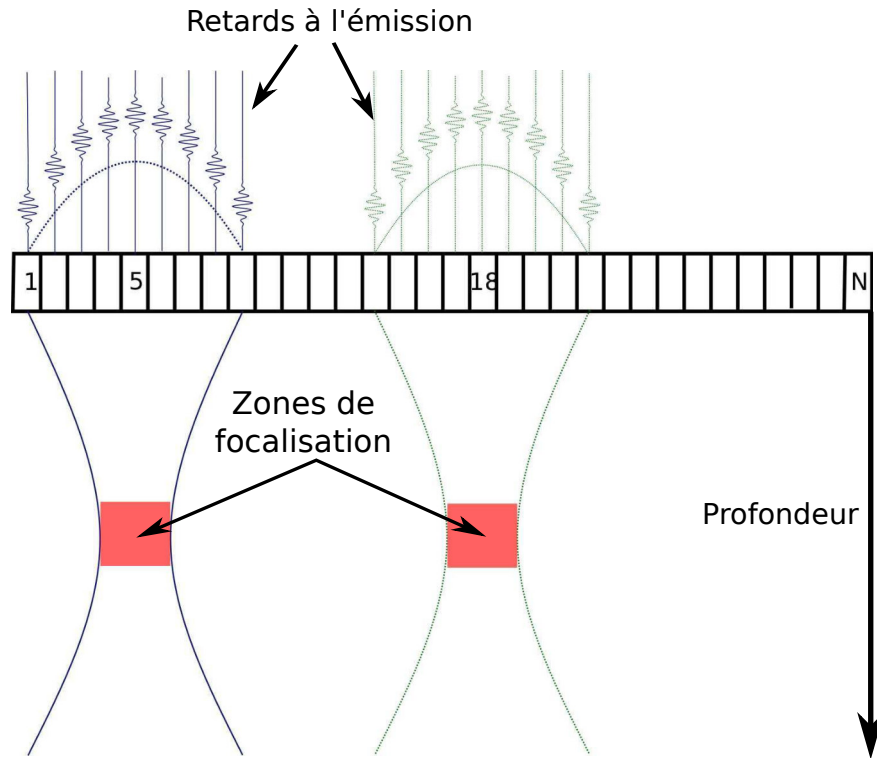


FIGURE 4.2 – Schéma de formation de voie : les éléments piézoélectriques formant la sonde sont numérotés de 1 à N, la partie de gauche correspond à la ligne 5, la partie de droite correspond à la ligne 18, les paraboles correspondent aux lois de retard, les carrés sont les zones de focalisation créées

Des signaux RF aux signaux IQ Les signaux RF correspondent à une représentation des différents échos réfléchis par les diffuseurs du milieu. Cependant, ces signaux sont dépendants de la fréquence de l'onde ayant servi à insonifier le milieu. En effet, l'amplitude des signaux RF correspond à la modulation en amplitude d'une porteuse de fréquence f_0 par le signal d'intérêt correspondant aux caractéristiques du milieu imagé. Or, seul ce signal nous intéresse. Il est donc nécessaire de démoduler les signaux RF pour récupérer celui-ci.

Pour cela, une démodulation IQ a été utilisée : celle-ci est basée sur la décomposition du signal RF en un signal complexe démodulé. Le module de ce signal complexe correspond à l'enveloppe du signal RF et donc au signal d'intérêt. Ceci est visible sur la figure 4.3.



Cette opération est réversible. De plus, la fréquence maximale du signal ayant grandement diminué, il est possible de le rééchantillonner avec une fréquence plus faible de façon à économiser de l'espace de stockage. Pour ces raisons, tous les signaux de simulation seront stockés sous forme de IQ.

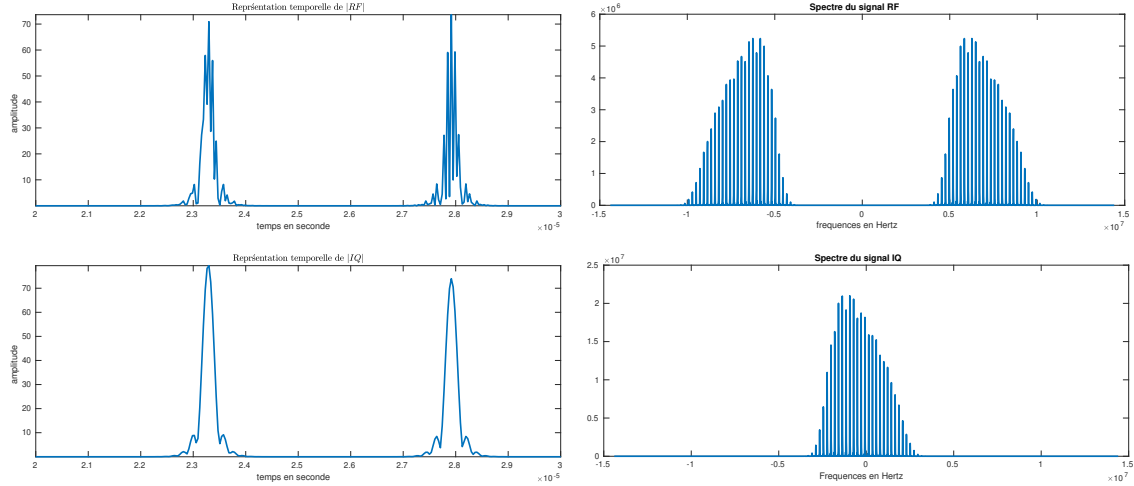


FIGURE 4.3 – Passage d'un signal RF au signal IQ. La première colonne correspond au module des signaux temporels, la seconde colonne correspond aux spectres correspondants.

Impact sur la réponse impulsionnelle La figure 4.4 présente les résultats d'un ensemble de simulations avec un milieu où des diffuseurs ponctuels sont répartis à intervalle régulier dans la profondeur. L'image 4.4a présente une image obtenue sans focalisation. L'image 4.4b présente le même milieu imagé avec la même sonde, mais cette fois avec une focalisation en émission ; l'image 4.4c avec une focalisation en émission et en réception. Le centre de la zone focale est positionné à 2 cm de profondeur.

Ces trois images permettent d'observer la variation de la réponse impulsionnelle du système en fonction de la profondeur et du type de focalisation.

La meilleure réponse impulsionnelle est obtenue dans le cas où l'on a une focalisation en émission et en réception. En effet, lorsque l'on est dans la zone de focalisation, les images des diffuseurs ponctuels ressemblent le plus à des points, ou dit autrement, on obtient une meilleure résolution latérale dans la zone de focalisation. Ainsi, le speckle sera plus fin dans la zone de focalisation.

À la suite de ces traitements permettant la formation de l'image ultrasonore, l'image obtenue reste assez éloignée des images produites par les échographes médicaux. La section suivante va décrire la méthode que nous avons adoptée pour simuler des images ultrasonores réalistes.

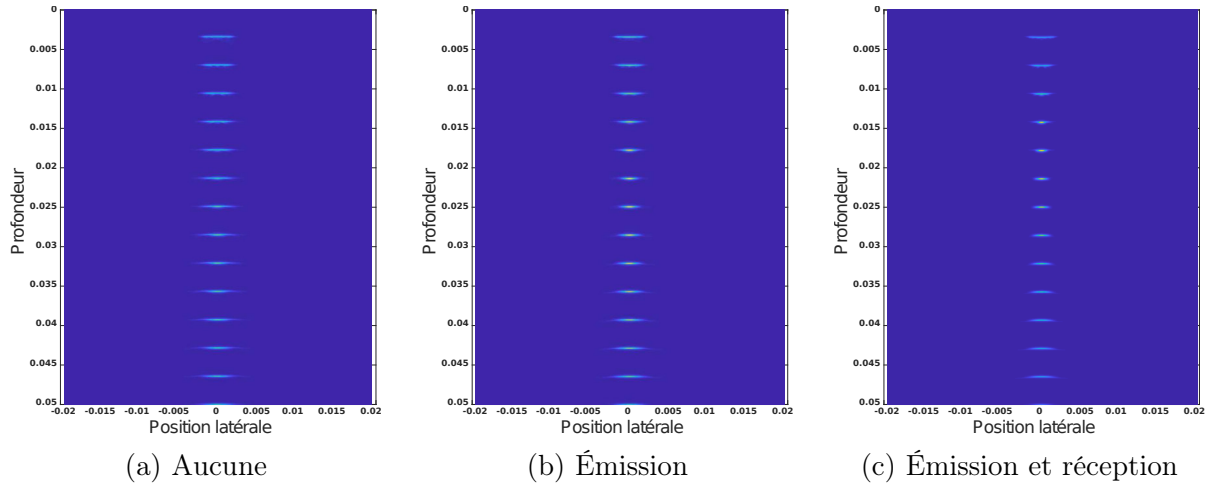


FIGURE 4.4 – Impact de la focalisation sur la réponse impulsionnelle du système échographique

4.1.2.2 Simulation d'image statique

Cette section est dédiée à la simulation d'une image statique à partir d'une image modèle. La méthode pour cela est décrite dans le schéma 4.5.

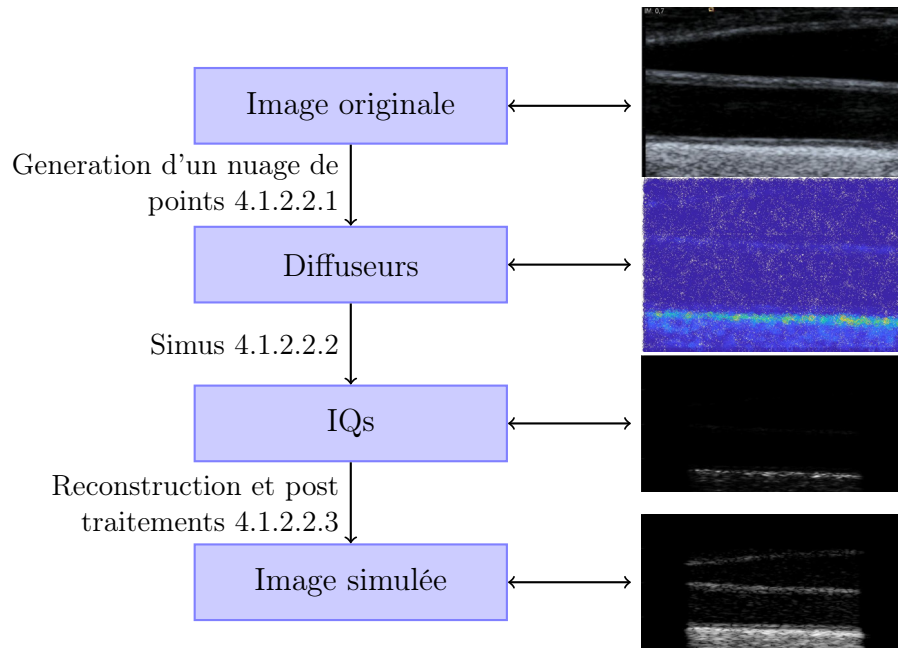


FIGURE 4.5 – Schéma de la méthode de simulation avec les sections correspondant à la partie les décrivant

4.1.2.2.1 Des images aux champs de diffuseurs Pour simuler une image échographique, la première étape est la création d'un champ de diffuseurs acoustiques qui permettra



de réfléchir les ondes ultrasonores insonifiant le milieu. Ces diffuseurs possèdent deux caractéristiques, à savoir, leur position et leurs capacités à rétrodiffuser les ondes ultrasonores.

Nous avons choisi d'utiliser la méthode décrite dans ALESSANDRINI et al. 2015 pour générer des cartes de diffuseurs correspondant à une image originale.

L'équation 4.1 permet de passer du niveau de gris du pixel en position (x, y) dans l'image échographique $\mathcal{I}$ servant de modèle, à la valeur correspondante du coefficient de rétrodiffusion dans la carte des diffuseurs. Celle-ci est basée sur l'inversion de l'équation de compression logarithmique utilisée pour compresser la dynamique des images échographiques (cf. Section 4.1.2.2.3).

$$\mathbf{A}(x, y) = 10^{\frac{d}{20} \left(\frac{\mathcal{I}(x, y)}{\max(\mathcal{I})} - 1 \right)} \quad (4.1)$$

Pour cela, nous considérons que la densité de diffuseurs est constante et que seul le coefficient de rétrodiffusion change. Ceci à l'avantage de ne pas avoir de modèle physique à utiliser puisque la carte de diffuseurs est construite à partir d'une image clinique servant de modèle. Il est important de noter que cette répartition uniforme des diffuseurs dans le milieu est néanmoins sujette à la contrainte d'avoir au moins 5 diffuseurs par cellule de résolution, de façon à avoir un speckle correctement développé. L'image ultrasonore simulée dépendant donc du nuage de diffuseurs, mais également des paramètres d'acquisition que nous discuterons plus loin.

4.1.2.2.2 Des diffuseurs aux signaux bruts Le champ de diffuseurs ayant été défini dans la partie précédente, il faut maintenant simuler la propagation et la réflexion d'ondes ultrasonores dans celui-ci. Pour cela, nous avons utilisé le simulateur SIMUS (SHAHRIARI et al. 2018). Cet outil simule l'émission d'une onde ultrasonore, les interactions de celle-ci avec le milieu et enfin la réception des ondes rétrodiffusées.

Pour cela, les images sont simulées en utilisant une sous ouverture glissante parcourant toute la largeur de la sonde ultrasonore virtuelle. Cette sonde virtuelle est définie à l'aide des caractéristiques de la sonde clinique utilisée pour l'acquisition de l'image ayant servi de modèle.

Pour cela un ensemble de paramètres est nécessaire :

1. La taille de la sous-ouverture,
2. Le vecteur de retards,
3. Le vecteur d'apodisation.



4.1.2.2.3 Des IQ aux images simulées réalistes Les données brutes présentent une dynamique extrêmement grande, ce qui empêche leur affichage de façon utilisable. Il est nécessaire d'utiliser certaines étapes de post traitement de façon à rendre celle-ci visualisable. Traditionnellement, la dynamique des images est réduite par compression logarithmique. La variation en $\frac{1}{x}$ de la pente locale du logarithme permet de mieux séparer les valeurs faibles alors que les valeurs fortes sont rapprochées. Cette compression de la dynamique a tendance à augmenter le signal dans la lumière vasculaire, car les amplitudes dans celle-ci sont généralement faibles. Pour éviter cela, il est possible de définir une valeur en dessous de laquelle les valeurs seront «rejetées», ce qui correspond en pratique à leur mise à zéro.

Nous aurions pu définir la compression logarithmique comme l'inverse de l'équation 4.1. Cependant, cette fonction n'aurait pas permis de facilement différencier la compression de la dynamique et la réjection des valeurs faibles. Nous avons donc choisi d'utiliser une forme de compression logarithmique le permettant.

On peut définir une opération de compression logarithmique permettant la séparation de la dynamique et le rejet des valeurs faibles basés sur l'équation de compression logarithmique simple (GONZÁLEZ et al. 2008). Celle-ci a été adaptée à notre cas de figure en s'inspirant des travaux de DRAGO et al. 2003 – en fixant la base du logarithme – comme une application :

$$f : \mathbb{R}^+ \rightarrow \llbracket 0, I_{\max} \rrbracket \quad (4.2)$$

$$x \rightarrow c \times \log_{10} \left(r \times \frac{x}{\max(x)} + 1 \right) \quad (4.3)$$

Cette équation est bijective et donc aucune information n'est perdue, ce qui permet de séparer la réjection de la compression de la dynamique. L'équation 4.3 introduit deux paramètres, r correspondant à la valeur d'abscisse donnant une valeur de log correspondant à la dynamique voulue, c correspond à un facteur de normalisation de façon à avoir des valeurs comprises dans l'intervalle $[0, 255]$.

Ceux-ci sont définis comme cela :

$$r = 10^{\frac{dB}{20}} + 1 \quad (4.4)$$

$$c = \frac{I_{\max}}{\log_{10}(r + 1)} \quad (4.5)$$

Dans ces équations, dB correspond à la dynamique de sortie voulue. L'impact de ces opérations sur la dynamique du signal est résumé dans la figure 4.6. Sur celle-ci, chaque ligne correspond à l'application d'une des opérations constituant la logcompression.

La logcompression permet de compresser la dynamique des images, mais elle a aussi



tendance à augmenter les artéfacts dans le sang si on ne fait rien pour le prévenir. En effet, alors que les amplitudes dans le sang sont généralement faibles, elle seraient exacerbées par le logarithme. Pour cela nous avons défini la méthode de rejet des valeurs faibles suivante :

$$g : \mathbb{R}^+ \rightarrow \llbracket 0, 255 - m \rrbracket \quad (4.6)$$

$$x \rightarrow \begin{cases} f(x) - m & \text{si } f(x) > m \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.7)$$

La figure 4.7 présente les différentes fonctions d'association entre les niveaux d'entrée et de sortie, 4.7a est une association directe c'est-à-dire que la sortie est directement l'entrée, 4.7b, correspond à l'équation 4.3 sans rejet des valeurs faibles, et la dernière 4.7c correspond à l'équation 4.7 donc au post traitement complet.

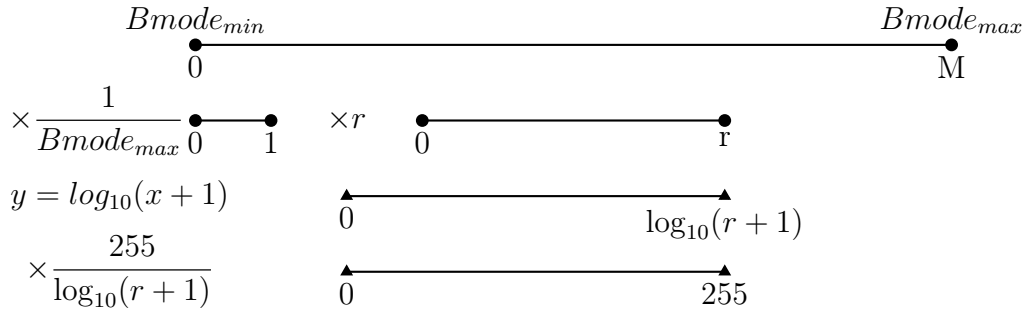


FIGURE 4.6 – Visualisation schématique des impacts de chaque partie sur l'ensemble de valeurs prises, rond = échelle linéaire, triangle = échelle logarithmique

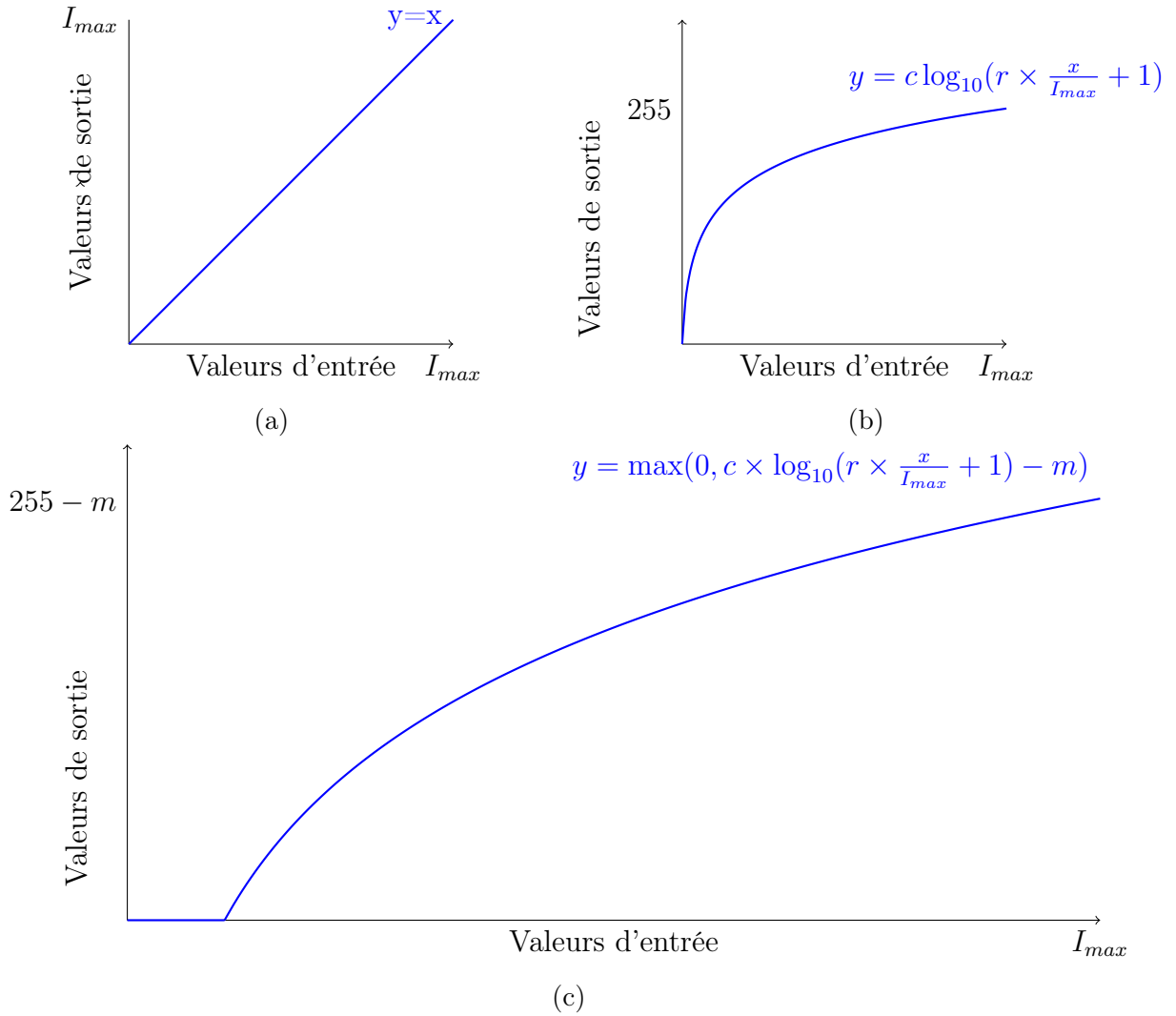


FIGURE 4.7 – Différentes courbes d'association entre niveau d'entrée et de sortie au cours de la logcompression, 4.7a sans changement, 4.7b logcompression sans rejet, 4.7c logcompression avec rejet des valeurs faibles

La figure 4.8 permet de visualiser l'évolution de l'image simulée au cours de son passage dans le bloc de post-traitement. La première image 4.8a présente une réponse forte au niveau de la limite media adventice, ce qui conduit à la saturation de l'image et empêche l'affichage des autres structures. La seconde image 4.8b, qui correspond à une logcompression sans réjection des valeurs basses, est bien plus proche du type d'image utilisée comme modèle avec une bonne distinction des différentes couches. Cependant, le sang présente un grand nombre de motifs de speckle. Pour résoudre le problème des motifs de speckle dans le sang, il est possible d'ajouter une étape de rejet de points de faibles valeurs. Ceci a été fait pour la troisième image 4.8c où cette fois le sang est bien plus homogène. De plus, la démarcation entre l'intima et le lumen, ainsi que celle entre l'adventice et les tissus extra artériels, est bien plus marquée ce qui présente un avantage certain pour la segmentation.

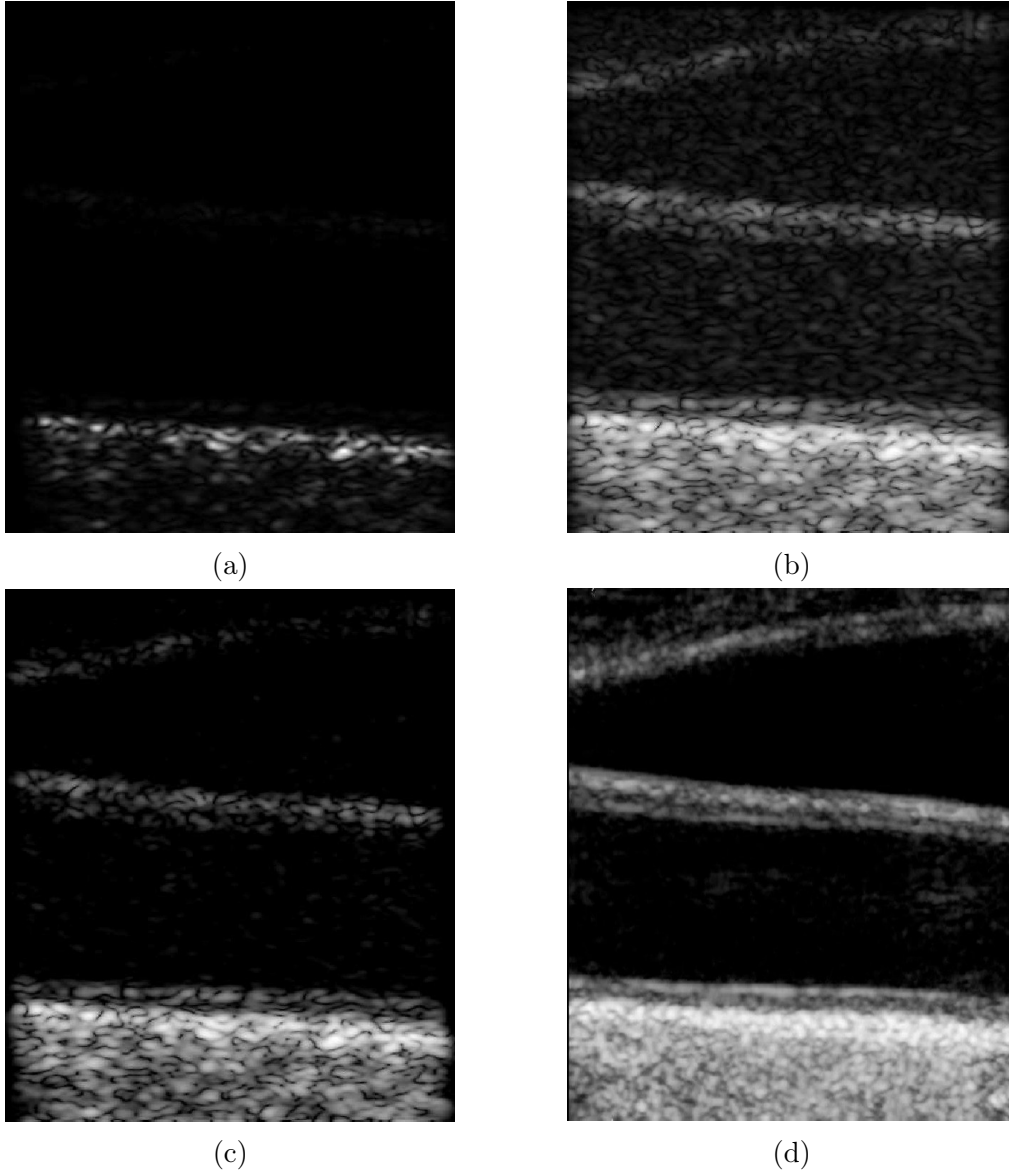


FIGURE 4.8 – Évolution de l'apparence de l'image simulée au cours de l'étape de post traitement (a) enveloppe du signal radio fréquence, (b) image après l'utilisation de l'application 4.3, (c) image après l'utilisation de l'application de l'équation 4.7 à (a), (d) image ayant servie de modèle

Les images obtenues après cette étape présentent toujours certaines différences par rapport aux images provenant des échographes cliniques. Celles-ci sont principalement dues à des lissages de l'image que nous n'appliquons pas, car ces lissages sont inconnus et propres à chaque échographe. Il est également possible qu'il existe de la «persistance», ce qui veut dire que les images affichées par l'échographe correspondent à une combinaison des images précédentes et de l'image courante afin de réduire le speckle. Il a été choisi de rester le plus indépendant possible vis-à-vis des différents échographes. Ainsi aucune de ces techniques n'a été utilisée. Une autre cause possible des différences entre nos images simulées et les images réelles, est la définition des paramètres d'acquisition qui ne sont pas des paramètres



connus et que nous avons dû fixer à des valeurs plausibles, mais pouvant être différentes des valeurs utilisées par les constructeurs. Il est cependant important de remarquer que les étapes faites dans cette partie sont extrêmement proches de ce qui est réellement fait dans les échographes et que l'utilisation d'une image comme modèle permet d'émuler une partie des posts-traitements appliqués par les constructeurs – même s'il n'est pas possible de paramétrer ceux-ci, car ils sont dépendants de l'image ayant servi de modèle.

Les images telles que celle obtenue sur la figure 4.8c sont d'aspect visuel assez proche de celui désiré. L'animation de ces images de façon à avoir un mouvement connu sera considérée dans la prochaine partie.

4.1.2.3 Séquences dynamiques

La partie précédente a introduit une façon de simuler des images échographiques qui doivent maintenant devenir des séquences d'images de façon à pouvoir évaluer des algorithmes d'estimation du mouvement.

Il est possible de définir une image par rapport à la suivante de cette façon,

$$\mathbf{A}_{n+1} = \mathcal{F}(\mathbf{A}_n) + \mathbf{B}. \quad (4.8)$$

Dans cette équation, $\mathcal{F}$ est une application de $\mathbb{R}^2$ dans $\mathbb{R}^2$ qui déforme l'image $\mathbf{A}_n$. $\mathbf{B}$ est une matrice représentant les différences n'étant pas explicables par l'application $\mathcal{F}$. Ces dernières peuvent être expliquées comme étant un bruit, la plupart du temps attribuable à la décorrélation du speckle. Une autre cause possible est un défaut d'immobilité du patient (déglutition, respiration), ou un mouvement relatif de la sonde par rapport au patient.

Nous faisons l'hypothèse que $\mathcal{F}$ est totalement déterminée par les mouvements du tissu imagé. Ainsi pour passer d'une image à la suivante, il est nécessaire de transformer le nuage de diffuseurs puis de simuler une image échographique pour ce nouveau nuage de diffuseurs.

4.1.2.3.1 Transformation Nous cherchons dans cette partie à créer une transformation $\mathbf{T}$ appliquée aux diffuseurs de façon à créer un déplacement $\mathcal{F}$ sur l'image simulée. Cette approche ne permet pas directement de simuler la partie $\mathbf{B}$ qui correspond à la partie non explicable par les mouvements des diffuseurs. L'ajout de cette perturbation $\mathbf{B}$ sera abordé dans la partie 4.1.2.3.2.

La transformation $\mathcal{F}$ que nous voulons simuler doit permettre de valider la méthode d'estimation de transformation affine sur des images échographiques. Nous avons donc choisi



de créer une transformation affine $\mathbf{T}$ dans l'espace des diffuseurs. Les transformations $\mathbf{T}$ et $\mathcal{F}$ sont en règle générale proches, mais pas identiques. En effet, les motifs de speckle sont le résultat d'interférences multiples et leur mouvement n'est corrélé avec ceux des diffuseurs que dans des cas où les déformations et rotations restent faibles. Nous resterons dans cette partie dans des valeurs de déformation permettant d'avoir une bonne corrélation entre les mouvements des diffuseurs et le mouvement des motifs de speckles.

La transformation $\mathbf{T}$, est définie comme cela :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{S} \times \mathbf{R} \times \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Dans les séquences échographiques traitées, aucune rotation n'est visible donc

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

De plus, les seuls cisaillements perceptibles aux cadences utilisées sont dans la direction longitudinale de l'artère, qui est confondue avec la direction latérale lorsque l'artère est rectiligne et parallèle à la sonde, d'où $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ c & 1 \end{bmatrix}$.

$\mathbf{S}$, quant à elle, est définie comme $\begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_2 \end{bmatrix}$ car lorsque l'artère est parallèle à la sonde les elongations se font par rapport aux axes de l'image.

La transformation $\mathbf{T}$ peut donc être explicitée :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} s_1 & 0 & 0 \\ cs_2 & s_2 & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Cette expression permet de réduire le nombre de paramètres à 5. Nous pouvons donc redéfinir la transformation comme :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \varepsilon_{xx} & 0 & 0 \\ \varepsilon_{yx} & \varepsilon_{yy} & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.11)$$

Cette formulation permet de simuler la partie $\mathcal{F}$ de l'équation 4.8.

Cependant aucune décorrélation du speckle ne sera observée si on applique uniquement cette transformation.

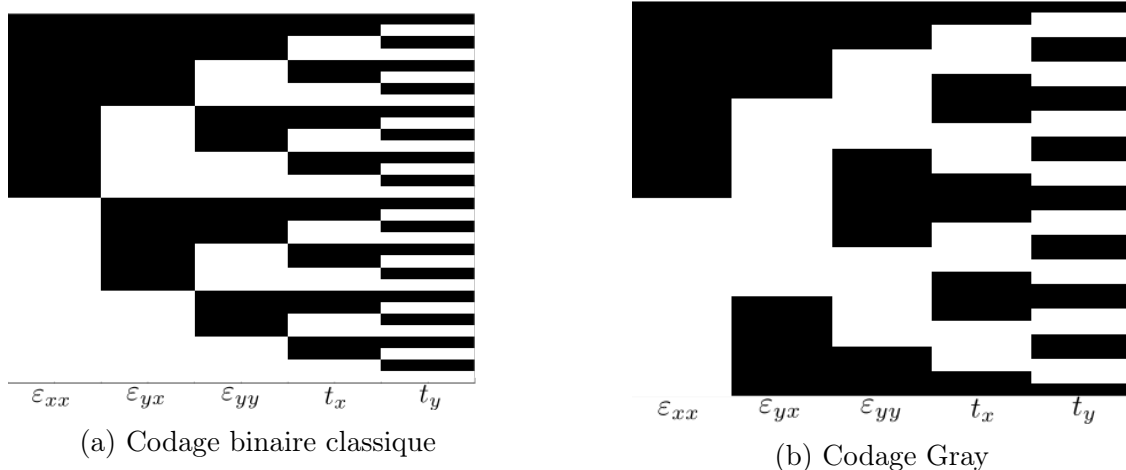


FIGURE 4.9 – Comparaison des codes binaires classiques et du code Gray. Les cases noires correspondent à la valeur 0, les cases blanches correspondent à la valeur 1

4.1.2.3.2 Modélisation de la décorrélation du speckle

La décorrélation du speckle est principalement due aux mouvements hors plan et aux déformations complexes du milieu.

Nous proposons d'ajouter de la variabilité dans les nuages de diffuseurs pour simuler la décorrélation du speckle. La solution que nous avons retenue consiste à retirer aléatoirement à chaque nouvelle image simulée, une certaine proportion des diffuseurs de l'ensemble complet des diffuseurs.

4.1.2.3.3 Exploration de l'espace de paramètres Les cinq paramètres $\varepsilon_{xx}, \varepsilon_{yx}, \varepsilon_{yy}, t_x, t_y$ ainsi que leurs différentes interactions doivent être étudiés pour évaluer la stabilité de l'algorithme d'estimation vis-à-vis des différentes combinaisons de paramètres. Chaque paramètre ne peut prendre que 2 valeurs différentes, soit une valeur cohérente avec la littérature, soit la valeur nulle, correspondant respectivement à 1 ou 0 dans le codage proposé ci-après. Ce choix vient de la volonté d'étudier l'impact de l'introduction d'un des paramètres, mais pas l'impact des différentes valeurs que pourraient prendre chaque paramètre.

Nous avons donc un système à 5 paramètres binaires, ce qui correspond à 2^5 combinaisons. Pour générer ces combinaisons, nous avons choisi d'utiliser le code Gray, car il présente l'avantage d'avoir un seul bit de différence entre chaque état lorsque l'on compte de 0 à $2^5 - 1$, ce qui permet de bien étudier l'influence des combinaisons de paramètres.

La figure 4.9 présente les variations du code binaire lorsque l'on énumère toutes les possibilités de combinaisons de 5 bits. La première vignette 4.9a correspondant au code binaire naturel alors que la seconde 4.9b correspond au code Gray. Dans la partie représentant

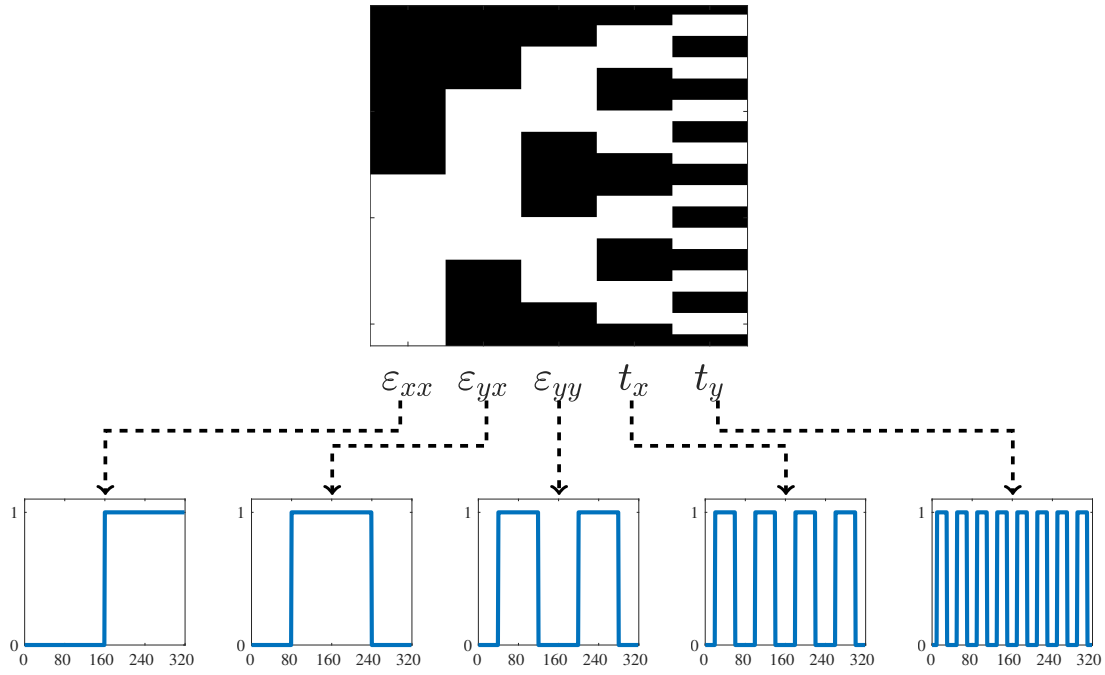


FIGURE 4.10 – Correspondance entre les colonnes de la table de codage Gray et les paramètres d'intérêt. L'abscisse des courbes représente l'indice dans la séquence d'image simulée

le code Gray, il est important de remarquer que toutes les colonnes, exceptée la plus à gauche, ont une fréquence de basculement deux fois plus faible que leurs correspondants dans le code binaire classique. Cette propriété combinée au fait qu'un seul bit change entre chaque état permet l'étude aisée de l'introduction d'un paramètre. Ceci permettra par la suite de définir quels sont les paramètres critiques dans le système d'évaluation des transformations.

La figure 4.10 permet de faire le lien entre les colonnes de la table de codage Gray et les paramètres d'intérêt. Sur celle-ci, chaque colonne de la table de Gray correspond à un des paramètres d'intérêt, et il y a donc 32 configurations différentes au total. Toutefois, pour pouvoir étudier le comportement de notre algorithme d'estimation sur les séquences simulées, nous créerons 10 images différentes pour chaque combinaison de paramètres. Pour cela, nous retirerons aléatoirement des diffuseurs pour rendre compte de la décorrélation entre ces 10 images. Finalement, la séquence générée contiendra 320 images, rendant compte de toutes les combinaisons de paramètres.

4.1.2.4 Caractéristiques des séquences simulées

Il est maintenant possible, sur la base des sections 4.1.2.2 et 4.1.2.3, de créer des séquences d'images synthétiques. La façon d'utiliser ces données synthétiques, et les autres données à notre disposition pour valider la méthode développée au chapitre précédent, sera décrite dans la suite de ce chapitre.



TABLE 4.1 – Tableau définissant les caractéristiques des séquences

	Qualité image originale	status clinique	quantité de décorrélation
Im_1	4	Sain	0%
Im_2	4	Sain	5%
Im_3	4	Sain	10%
Im_4	2	À risque	0%
Im_5	1	À risque	0%
Im_6	1	À risque	5%
Im_7	1	À risque	10%

Simulation de séquence pour l'exploration des combinaisons de paramètres

Nous utiliserons des images cliniques comme modèles, avec plusieurs qualités d'images différentes. De plus, le pourcentage des diffuseurs remplacés d'une image à la suivante est un facteur pouvant impacter fortement nos algorithmes, car il permet d'augmenter artificiellement la décorrélation du speckle rendant les appariements plus complexes. Nous avons donc fait varier le nombre de points remplacés entre chaque image. Cela a permis d'évaluer nos algorithmes dans un ensemble de situations plus ou moins complexes.

Le tableau 4.1 présente les différentes caractéristiques des séquences simulées. Celles-ci ont été sélectionnées de façon à valider la méthode d'estimation du mouvement. La première colonne correspond à la qualité de l'image utilisée comme modèle, notée qualitativement, basée sur une analyse visuelle entre 4 et 0, avec 4 étant la meilleure qualité possible, correspondant à une image avec une faible granularité et des structure anatomiques aisément visibles tout au long de la séquence.

Simulations de séquences réalistes prenant en compte une gamme de valeurs différentes pour les paramètres. Les séquences créées de façon à tester les différentes combinaisons de paramètres dans la partie précédente ne permettent pas d'explorer l'influence des différentes gammes de valeurs des paramètres.

Pour cela, différentes séquences avec des valeurs différentes pour chacun des paramètres ont été simulées pour permettre de comparer les estimations dans un grand nombre de combinaisons de paramètres avec des valeurs différentes.

Deux approches sont possibles : soit les mouvements sont cumulatifs et donc chaque image correspond à la transformation des diffuseurs de l'image précédente, soit ils correspondent à une modification des diffuseurs de la première image et les transformations sont arbitrairement grandes.

La première approche est plus proche de la réalité, mais elle ne permet pas d'assurer



le niveau de décorrélation entre la première image et les suivantes. Nous avons donc choisi d'employer la seconde approche de façon à pouvoir tester un ensemble de paramètres dans un cadre où la décorrélation est contrôlée.

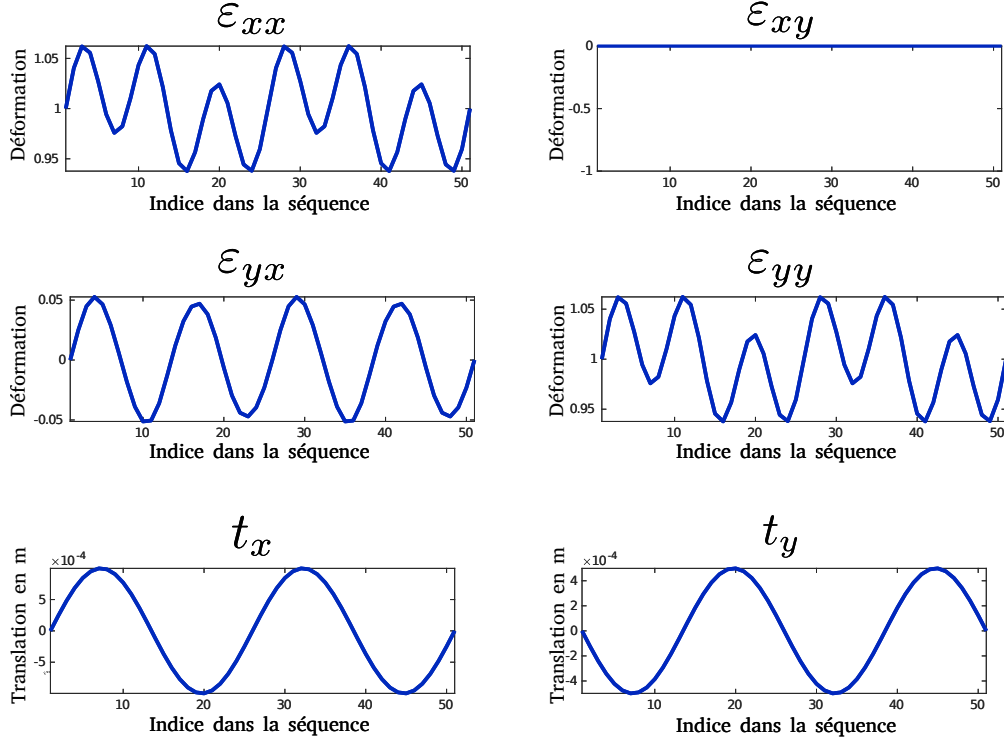


FIGURE 4.11 – Évolution des valeurs des différents paramètres de transformation au cours d'une séquence simulée

La figure 4.11 présente les transformations appliquées aux diffuseurs de la première image pour générer les diffuseurs de l'image n , cette image correspond aux deux premières colonnes de la matrice de transformation $\mathbf{T}$ de l'équation 4.11. Ainsi lorsque la séquence simulée est affichée, il est possible d'observer une translation 2D ainsi que des déformations non rigides. Dans cette figure 4.11, les mouvements de translation sont générés sous forme de sinus d'amplitude 1 mm. Les cisaillements sont un sinus de fréquence deux fois plus grande avec une amplitude de 5%. Les dilatations radiales et longitudinales sont, quant à elles, modélisées par une somme de sinus de fréquence différente avec une amplitude de 5% également.

- Compression = $5 \cdot 10^{-2} (\sin(2\pi 3f_0 t) + 0.5 \sin(2\pi f_0 t))$,
- Cisaillement = $5 \cdot 10^{-2} \sin(2\pi 2f_0 t)$,
- Translation = $1 \cdot 10^{-3} \sin(2\pi f_0 t)$,

Dans ces équations, f_0 est la fréquence principale. Elle a été réglée à 1 Hz de façon à simuler un rythme cardiaque de 60 battements par minute. Toutes les amplitudes de translation sont exprimées en m, les autres composantes sont sans dimension. Aucune de ces séquences de



déplacement n'est réelle. Cependant, les fréquences et les amplitudes sont cohérentes avec les différents mouvements observés dans les séquences réelles.

4.1.2.4.1 Séquences simulant un disque tournant Nous avons eu accès à trente séquences simulant un disque tournant, chacune composée de 60 images. Celles-ci nous permettront d'évaluer la capacité de nos algorithmes à identifier une rotation de faible vitesse angulaire et à la séparer des déformations. Celles-ci ont été simulées à l'aide du simulateur SIMUS avec une taille d'image carrée de 214 pixels de côté représentant une zone imagée de $5\text{ cm} \times 5\text{ cm}$ (taille de pixel $234\text{ }\mu\text{m}$).

Trois vitesses angulaires sont représentées : $3^\circ/\text{image}$, $6^\circ/\text{image}$, $9^\circ/\text{image}$. Ces valeurs peuvent être considérés comme élevées, car, d'après les travaux de MEUNIER et al., les rotations de $6^\circ/\text{image}$ et $9^\circ/\text{image}$ correspondent à des situations où le mouvement des motifs de speckle est décorrélé de celui des tissus. De plus, la géométrie du disque tournant et la nature de son mouvement conduisent à des déformations des motifs de speckle qui s'accroissent en allant depuis le centre jusqu'aux bords. Cela nous permettra de tester les limites de nos méthodes.

4.2 Données cliniques

4.2.1 Collaborations

Avant cette thèse une collaboration avec des praticiens hospitaliers des Hospices Civils de Lyon nous a permis d'avoir accès à deux cohortes de patients : la cohorte SARD décrite dans la partie 4.2.2 et la cohorte R2D2 décrite dans la partie 4.2.3.

Nous avons également durant cette thèse noué une collaboration avec l'université McMaster au Canada, ce qui nous a permis d'obtenir l'accès à un ensemble de cohortes décrites dans la partie 4.2.4.

De plus, durant une mobilité doctorale à Bogotá en Colombie, nous avons proposé un protocole de recherche prospective prévoyant l'incorporation de patients venant pour une échographie des troncs supra aortiques à l'hôpital universitaire de l'université pontificale Javeriana. Ce protocole a obtenu l'aval du comité d'éthique compétent et les acquisitions ont commencé.



4.2.2 SARD

L'étude Strain rAte et paroi aRtérielle des Diabétiques (SARD) a été conduite aux Hospices Civils de Lyon (HCL). Elle a étudié la composition des artères chez des patients diabétiques et des sujets sains. Dans cette étude un ensemble de paramètres biologiques a été extrait,

- histoire de la maladie,
- antécédents médicaux,
- taille,
- poids,
- bilan sanguin (hémoglobine glyquée et glycémie, bilan lipidique, dosage de l'ostéoprotégérine),
- mesure par fluorimétrie de la peau ,
- échographie Doppler (avec enregistrement de séquences d'images en mode B).

Les données que nous traitons directement sont les échographies. La cohorte créée est composée de :

- 25 patients atteints de diabète de type 2 ayant également un syndrome métabolique (DT2),
- 25 personnes ayant un diabète de type 1 sans syndrome métabolique (DT1),
- 25 personnes avec un syndrome métabolique, non-diabétiques (SM)
- 50 sujets sains (control).

La présence d'un syndrome métabolique est attestée lorsque trois de ces 5 paramètres sont retrouvés :

- Obésité (mesurée par le tour de taille),
- Hyperglycémie,
- Hypertension,
- Hypercholestérolémie avec un faible taux d'HDL-cholestérol,
- Taux d'insuline élevé.

L'étude a reçu l'avis favorable du Comité de Protection des Personnes (CPP) Sud-Est IV lors de sa réunion du 10/12/2009 et cette étude a été autorisée par l'autorité compétente (l'Agence Française de Sécurité Sanitaire des Produits de Santé, AFSSaPS) le 01/12/2009. (2009-A01248-49).

Les caractéristiques des patients de la cohorte sont résumées dans le tableau 4.2. Celui-ci est divisé de façon à isoler les quatre groupes précédemment décrits.



TABLE 4.2 – Caractéristiques de la cohorte SARD

	control (50)	DT1 (25)	SM (23)	DT2 (25)
Genre				
Homme	24	12	15	15
Femme	26	13	8	10
Âge				
Min	31	34	35	34
Median	49	50	58	63
Max	70	69	73	70
Moyenne	48.44	49.56	56.13	61.52
Écart-type	8.11	9.26	10.11	7.50
IMC ($\frac{\text{poids}}{\text{taille}^2}$)				
Min	18.07	18.42	22.76	26.03
Median	22.73	23.22	29.30	30.06
Max	36.52	29.07	37.99	35.75
Moyenne	23.93	23.04	29.28	30.48
Écart-type	4.47	2.81	3.60	2.78
Hypertensions				
Oui	1	8	16	23
Non	49	17	7	2
Dyslipidémie				
Oui	2	0	19	24
Non	48	25	4	1
Fumeur				
Oui	0	0	2	0
Non	35	17	10	12
Sevré	15	8	11	11



TABLE 4.3 – Caractéristiques des acquisitions de SARD

SARD (N = 124)	
Cadence d'acquisition (<i>images/s</i>)	
Min	25.12
Median	50.33
Max	50.76
Moyenne	42.11
Écart type	11.84
Résolution latérale (μm)	
Min	29
Median	34.5
Max	62
Moyenne	35.11
Écart type	6.04
Résolution radiale (μm)	
Min	29
Median	34.5
Max	62
Moyenne	35.11
Écart type	6.04
Fréquence centrale (<i>MHz</i>)	
Min	5
Median	10
Max	10
Moyenne	9.50
Écart type	0.93

Caractéristiques des acquisitions Ces acquisitions ont été faites selon un protocole précis permettant d'obtenir des images de très bonne qualité visuelle. Dans ce protocole, les acquisitions peuvent avoir été réalisées à plusieurs endroits différents : soit au niveau de la naissance du bulbe carotidien, soit à l'endroit où la veine jugulaire est visible avec la carotide. Le niveau de zoom est mis au maximum de façon à avoir l'artère centrée sur l'image avec une taille de pixel faible. Les cadences d'images sont au moins de 25 images par seconde. Les caractéristiques des acquisitions sont décrites dans le tableau 4.3.

4.2.3 R2D2

L'étude «R2D2 : Diabète de type 2 et activité télomérase : un risque accru de cardiomyopathie» portait sur le risque cardiovasculaire chez les patients atteints de diabète. Un amendement au protocole a été déposé et accepté pour permettre de faire des mesures d'épais-



TABLE 4.4 – Caractéristiques de la cohorte R2D2

R2D2 (N = 136)	
Genre	
Homme	84
Femme	52
Âge	
Min	40
Median	51
Max	56
Moyenne	50.10
Écart type	4.00
Dyslipidémie	
Oui	73
Non	63
Fumeur	
Oui	29
Non	67
Sevré	38

seur du complexe intima media et de déplacement longitudinal sur les séquences acquises dans le cadre de cette étude. Les patients sont suivis durant trois ans. Voici la composition de la cohorte

- 150 patients diabétiques de type 2 sans problème cardiaque,

11 personnes sont sorties de l'étude et une personne a été exclue, car incluse à tort.

Cette étude prévoit également l'inclusion de :

- 150 volontaires non diabétiques du même âge,

- 150 volontaires non diabétiques âgés.

Cependant nous n'avons pas eu accès à ces séquences acquises chez des volontaires de plus nous n'avons eu les données que pour 136 patients.

Pour chacun des sujets, il y a entre 1 et 4 séquences en fonction du temps durant lequel le suivi a été possible. Les caractéristiques cliniques des patients inclus dans la cohorte sont résumées dans le tableau 4.4. Les caractéristiques des séquences, sont présentées dans le tableau 4.5.

R2D2 a reçu l'avis favorable du Comité de Protection des Personnes Sud-Est IV le 24/02/2009 ainsi que l'autorisation de mise en oeuvre de l'autorité compétente de santé (AFSSAPS) le 16/02/2009.



TABLE 4.5 – Caractéristiques des acquisitions de R2D2

R2D2 (N = 358)	
Cadence d'acquisition (<i>images/s</i>)	
Min	25
Median	25
Max	50
Moyenne	32.68
Écart type	11.55
Résolution latérale (μm)	
Min	29
Median	40
Max	71
Moyenne	40.30
Écart type	7.62
Résolution radiale (μm)	
Min	29
Median	40
Max	71
Moyenne	40.30
Écart type	7.62
Fréquence centrale (<i>MHz</i>)	
Min	5
Median	8
Max	10
Moyenne	7.25
Écart type	2.21



4.2.4 Collaboration avec l'université McMaster

Il a été possible grâce à un partenariat avec l'université McMaster, établi durant la seconde année de ce travail de thèse, d'obtenir l'accès à une base de données de séquences échographiques acquises au sein de cette université.

4.2.4.1 Différentes études

Nous avons eu accès aux données échographiques recueillies durant 18 études. Toutes les études ont été conduites en suivant le protocole d'Helsinki, et ont été approuvées par les comités d'éthique « Hamilton Integrated Research Ethics Board ».

Ces études incluent plusieurs populations :

- 103 adultes sans affection cardiovasculaire,
- 27 adultes sédentaires sans affection cardiovasculaire,
- 52 sportifs entraînés,
- 68 sujets âgés sans historique de maladie cardiovasculaire,
- 15 sujets ayant eu un accident vasculaire cérébral,
- 15 sujets ayant une maladie coronarienne,
- 9 sujets souffrant de tachycardie posturale,
- 11 sujets ayant des lésions de la moelle épinière,
- 13 sujets ayant une infirmité motrice cérébrale.

Pour tous les participants, 2.37 ± 1.16 séquences d'images ont été acquises. Pour les sujets ayant souffert d'un accident vasculaire cérébral, 1.8 ± 1.0 séquences d'images ont été acquises du côté affecté et 2.3 ± 0.5 du côté non affecté. Le tableau 4.6 présente la cohorte unifiée. Certaines données de pression artérielle et d'IMC sont manquantes, ainsi les valeurs pour ces caractéristiques ne sont calculées que sur les valeurs disponibles. Les caractéristiques spécifiques à chaque cohorte sont disponibles en annexes.

Les caractéristiques des acquisitions sont résumées dans le tableau 4.7



TABLE 4.6 – Caractéristiques de la cohorte fournie par l'université McMaster

Données McMaster (N = 312)	
Genre	
Homme	219
Femme	93
Âge	
Min	18
Median	26
Max	83
Moyenne	39.33
Écart type	21.40
IMC	
Min	17.3
Median	24.6
Max	42.8
Moyenne	25.31
Écart type	4.66
Hypertension	
Oui	36
Non	261



TABLE 4.7 – Caractéristiques des acquisitions fournies par l'université McMaster

McMaster (N = 763)	
Cadence d'acquisition (<i>images/s</i>)	
Min	88
Median	102
Max	218
Moyenne	101.18
Écart type	6.87
Résolution latérale (μm)	
Min	56
Median	69
Max	97
Moyenne	70.67
Écart type	5.06
Résolution radiale (μm)	
Min	56
Median	69
Max	97
Moyenne	70.67
Écart type	5.06
Fréquence centrale (<i>MHz</i>)	
Min	8
Median	13
Max	13
Moyenne	12.88
Écart type	0.59



4.3 Méthodes d'analyse

Les différents types de données impliquent une méthode d'évaluation des résultats adaptée.

4.3.1 Nuage de points

Les nuages de points sont un type de données permettant de rentrer dans le détail de l'évaluation de la stabilité de l'algorithme d'estimation en fonction du pourcentage d'appariements erronés. Cependant, ce type de données ne permet pas d'utiliser les descripteurs de points clefs et leur utilisation reste donc limitée aux paramétrages de l'algorithme MSAC.

4.3.1.1 Évaluation des classifications binaires

La méthode faisant une classification entre *appariements concordants* et *appariements discordants* et connaissant la vérité terrain, il est possible d'utiliser des métriques de classification. Nous allons appeler

- TP (true positive) : un appariement *concordant* classifié comme *concordant*,
- FP (false positive) : un appariement *discordant* classifié comme *concordant*,
- TN (true negative) : un appariement *discordant* classifié comme *discordant*,
- FN (false negative) : un appariement *concordant* classifié comme *discordant*.

On définit enfin les métriques suivantes :

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.12)$$

$$Spe = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4.13)$$

$$Acc = \frac{TN + TP}{TN + TP + FP + FN} \quad (4.14)$$

$$VPP = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.15)$$

$$VPN = \frac{TN}{TN + FN} \quad (4.16)$$

Sen est la sensibilité et correspond à la probabilité qu'un appariement concordant soit identifié comme concordant, Spe est la spécificité et correspond à la probabilité qu'un appariement discordant soit correctement identifié comme discordant, Acc (Accuracy) est taux de bonne classification qui correspond à la probabilité pour qu'un appariement soit correctement



classifié, VPP est la valeur prédictive positive qui correspond à la probabilité qu'un appariement désigné comme concordant soit réellement concordant, VPN est la valeur prédictive négative qui correspond à la probabilité qu'un appariement identifié comme discordant soit réellement discordant.

4.3.1.2 Distance entre les points du premier nuage transformé et les points du second nuage

Il est également possible d'évaluer la précision de l'estimation en étudiant la différence de positions sur l'ensemble des points entre la transformation des points du nuage 1 P par la transformation estimée $\tilde{\mathbf{T}}$ et leurs correspondants dans le nuage 2 Q . Ces correspondances doivent dans le cas des *appariements discordants* se faire avec leur correspondant réel.

$$MSD(\tilde{\mathbf{T}}P, Q) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\mathbf{p}_i \tilde{\mathbf{T}} - \mathbf{q}_i \right)^2 \quad (4.17)$$

4.3.1.3 Distance entre la transformation réelle et la transformation appliquée

Une autre métrique que nous utiliserons est la distance entre la transformation estimée et la transformation imposée. Pour cela, la norme de Frobenius est la plus couramment utilisée.

$$d(\mathbf{T}, \tilde{\mathbf{T}}) = \|\mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\|_F \quad (4.18)$$

Nous comparerons également chacune des composantes $t_{i,j}$ de la transformation, car celles-ci ont des dynamiques très différentes.

$$d_{i,j}(\mathbf{T}, \tilde{\mathbf{T}}) = t_{i,j} - \tilde{t}_{i,j} \quad (4.19)$$

Une différence signée est utilisée de façon à pouvoir étudier le profil de la distribution des erreurs.

4.3.2 Séquences échographiques simulées

Ces séquences nous sont très utiles pour la validation de notre méthode. En effet, il est possible à la fois de contrôler le pourcentage de décorrélation temporelle, mais également



de contrôler les mouvements de chacun des diffuseurs. Cependant, il n'existe plus de façon de contrôler les appariements *discordants*. Pour l'évaluation de la méthode, les séquences simulées seront traitées de la même façon que les séquences cliniques. Ainsi, les points clefs seront extraits, décrits, appariés puis enfin ces appariements seront utilisés pour estimer la transformation optimale. Cette transformation étant connue, il est possible d'évaluer de façon globale toute la méthode.

4.3.2.1 Distance entre le champ de déplacement estimé et le champ de déplacement imposé

Nous utiliserons deux métriques, la norme de Frobenius entre la transformation estimée et la transformation attendue, celle-ci permet une évaluation globale de la précision. L'autre métrique utilisée est la distance signée entre le paramètre estimé et le paramètre imposé qui permet d'évaluer la sensibilité de chacun des paramètres.

4.3.3 Données cliniques

Les données cliniques sont particulièrement complexes à utiliser pour valider les méthodes d'estimation du mouvement. Pour valider les méthodes d'estimation des déformations locales, il faudrait qu'un ensemble de points soit suivi. Or, ceci serait extrêmement fastidieux et aucune régularité de mouvement entre les points suivis ne serait assurée.

Nous avons seulement accès à des trajectoires, de points isolés, pour un nombre restreint de séquences – celles faisant partie de SARD 4.2.2–. Cela nous a conduits à utiliser ces séquences comme séquences de base de notre entraînement c'est-à-dire comme ensemble d'images utilisées pour paramétrer nos algorithmes.

4.3.3.1 Choix d'un détecteur présentant des caractéristiques satisfaisantes sur données cliniques.

La sélection du détecteur de points clefs utilisé par notre algorithme sera faite à partir des images de la cohorte d'entraînement (un sous-ensemble de SARD). Pour cela plusieurs caractéristiques sont désirées :

1. Nombre de détections important,
2. Nombre conséquent d'appariements fournis,
3. Relative stabilité du nombre d'appariements durant le cycle cardiaque



Ces trois caractéristiques seront étudiées en détectant les points clefs sur toutes les images de la cohorte d'entraînement puis en appariant les points des images consécutives. Les métriques seront simplement le nombre moyen de points détectés sur chaque image de la cohorte et le nombre moyen d'appariements fournis par paire d'images de la cohorte.

Pour la stabilité dans le cycle cardiaque, le premier cycle cardiaque sera extrait sur chaque séquence puis le nombre de points temporels sera normalisé pour tous les cycles. Cela permettra de comparer le nombre d'appariements moyen fourni par chaque détecteur à chaque instant d'un cycle cardiaque normalisé.

Une fois le détecteur de points clefs sélectionné, les paramètres de celui-ci seront optimisés en utilisant les mêmes métriques de nombre de points détectés et d'appariements fournis.

4.3.3.2 Comparaisons avec les références

Nous comparerons nos résultats avec les trajectoires de référence tracées manuellement qui sont disponibles avec la cohorte SARD. Pour cela, il est nécessaire de simuler une approche lagrangienne :

$$\mathbb{p}(n) = \mathbb{p}(n-1)\tilde{\mathbf{T}}(n). \quad (4.20)$$

Dans cette équation n est l'instant dans la séquence, et $\mathbb{p}(1)$ est la position du point suivi par les experts ayant créé les références. Ainsi, les $\mathbb{p}(n)$ correspondent à la position du point dans la séquence à l'image n . Cette position dépend de toute la transformation et pas seulement de la partie translationnelle.

Cependant ceci ne permet la validation des méthodes d'estimation des déformations qu'indirectement, car bien que celles-ci entrent en jeu dans l'équation 4.20 les valeurs prises ne peuvent être validées faute de référence pour les paramètres de déformation.

La suite de ce manuscrit sera consacrée à la partie expérimentale, avec notamment le choix et le paramétrage du détecteur de points clefs que nous utiliserons puis la validation *in silico* et des résultats préliminaires *in vivo*.



Références

- ALESSANDRINI, M., M. DE CRAENE, O. BERNARD et al. (2015). “A Pipeline for the Generation of Realistic 3D Synthetic Echocardiographic Sequences : Methodology and Open-Access Database”. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 34.7, p. 1436-1451. URL : <https://doi.org/10.1109/TMI.2015.2396632> (cf. p. 90).
- DRAGO, F., K. MYSZKOWSKI, T. ANNEN et al. (2003). “Adaptive logarithmic mapping for displaying high contrast scenes”. In : *Computer graphics forum*. T. 22. 3. Wiley Online Library, p. 419-426 (cf. p. 91).
- GONZÁLEZ, R. C. et R. E. WOODS (2008). *Digital image processing, 3rd Edition* (cf. p. 91).
- MEUNIER, J. et M. BERTRAND (1995). “Ultrasonic texture motion analysis : theory and simulation”. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 14.2, p. 293-300 (cf. p. 101).
- SHAHRIARI, S. et D. GARCIA (2018). “Meshfree simulations of ultrasound vector flow imaging using smoothed particle hydrodynamics”. *Physics in medicine and biology* 63.20, p. 205011 (cf. p. 85, 90).

5 | Résultats et discussion

Dans ce chapitre, les principaux résultats obtenus dans cette thèse seront présentés. L'organisation de ce chapitre sera la suivante. Dans un premier temps, la sélection du détecteur de points clefs sera effectuée et les paramétrages de celui-ci seront abordés. Dans une seconde partie, les résultats permettant de valider notre méthode de simulation seront présentés. Ensuite, la méthode d'estimation des mouvements pariétaux et des déformations résultant de ceux-ci sera validée. Enfin, des résultats préliminaires sur des séquences cliniques seront présentés. Ceci permettra de mettre en avant les avantages et les limites de nos méthodes de simulation et d'estimation du mouvement.

5.1 Choix de l’algorithme de détection de points clefs

5.1.1 Séquences d’entraînement

Un sous-ensemble de séquences a été établi en sélectionnant aléatoirement un tiers des séquences de la cohorte SARD dans le but de paramétrer nos algorithmes. Ces séquences contiennent au total 3321 images ultrasonores de différentes qualités. La durée des séquences est de 115 ± 33 images. Ceci permet d’étudier 3193 paires d’images.

Pour toutes les images de cette cohorte d’entraînement, les détecteurs de points clefs décrits dans le chapitre 2 seront utilisés de façon à sélectionner le plus efficace pour notre application.

5.1.2 Sélection du détecteur de points clefs

Dans cette section, pour chacun des détecteurs de points clefs, la configuration proposée par les articles présentant le détecteur sera utilisée. Dans le cas où aucune indication n’est fournie dans l’article, une valeur standard sera utilisée. Ces paramètres sont présentés dans le tableau 5.1. Une fois le détecteur présentant les meilleures caractéristiques identifié, les paramètres de celui-ci seront optimisés. Dans le tableau 5.1, il est utile de rappeler que les seuils de détection ne sont pas définis sur la même quantité, ce qui explique les grandes variations entre les détecteurs.

	Harris	SIFT	SURF	KAZE
Nombre d’octaves	NA	Fonction de l’image	3	3
Nombre de sous-niveaux par octave	NA	3	4	4
Longueur du descripteur	NA	128	64	64
Seuil de détection	0.01	0	1000	0.0001

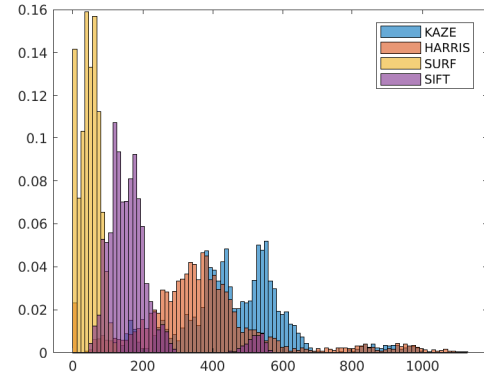
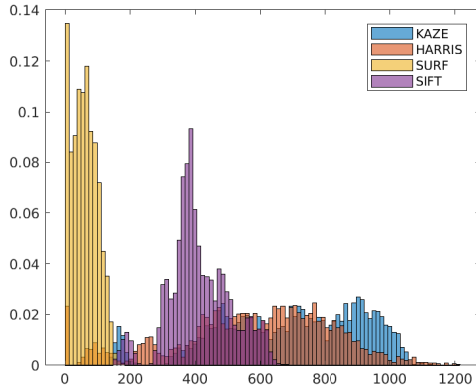
TABLE 5.1 – Configuration des détecteurs de points clefs utilisés pour la sélection du détecteur.

La figure 5.1 présente les résultats de détection de points clefs pour toutes les images de la cohorte d’entraînement de deux façons différentes. La première correspond à l’histogramme de probabilité qu’un certain nombre de points clefs soient détectés pour une image de la séquence d’entraînement. La seconde correspond aux diagrammes boîte de TUKEY qui permet de mieux comparer les détecteurs entre eux. Cette figure a été obtenue en extrayant les points clefs à l’aide des algorithmes de KAZE, Harris, SURF et SIFT sur les 3321 images de la base d’entraînement. Les points situés dans la lumière vasculaire et en dehors de la



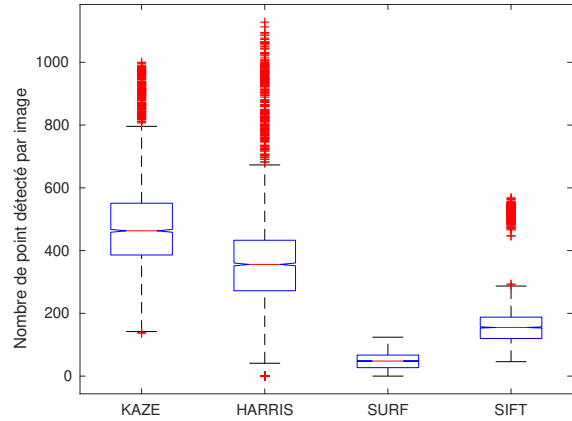
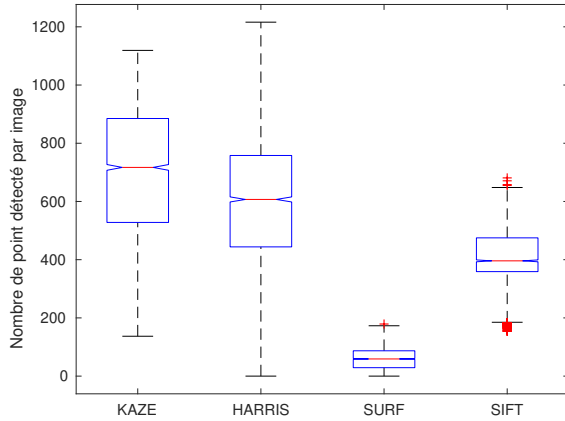
zone d'analyse sont supprimés, car ne faisant pas partie de la paroi artérielle. Ceci permet d'obtenir la première colonne de la figure (les deux graphiques de gauche), où les détecteurs de Harris et KAZE ont des résultats similaires et apparaissent comme bien meilleurs que ceux de SURF et SIFT. La seconde colonne (les deux graphiques de droite) correspond au cas où seuls les points contenus dans la paroi artérielle sont conservés. Ceci permet de comparer les algorithmes de détection de points clefs dans les zones où ceux-ci sont utiles pour mesurer les paramètres d'intérêt. Dans ce cas, les deux détecteurs de points clefs se démarquant par le plus grands nombre de points clefs détectés sont toujours KAZE et Harris.

Le nombre de détections ne saurait être le critère déterminant le choix du détecteur. En effet, le nombre d'appariements est plus important : ils sont la base de notre algorithme d'estimation. Ainsi, nous avons utilisé la même méthode d'analyse pour comparer les détecteurs en fonction du nombre d'appariements fournis par chaque détecteur de points clefs. Pour cela, les points détectés dans l'image $\mathcal{I}_n$ sont appariés aux points détectés dans l'image $\mathcal{I}_{n+1}$ à l'aide de la méthode décrite dans la section 2.2.8 en utilisant un ratio $k = 0.7$. Ces appariements sont les entrées de l'algorithme MSAC et leur nombre conditionne donc la possibilité d'utiliser notre méthode d'estimation de mouvement.



(a) Points clefs détectés sur toute la profondeur

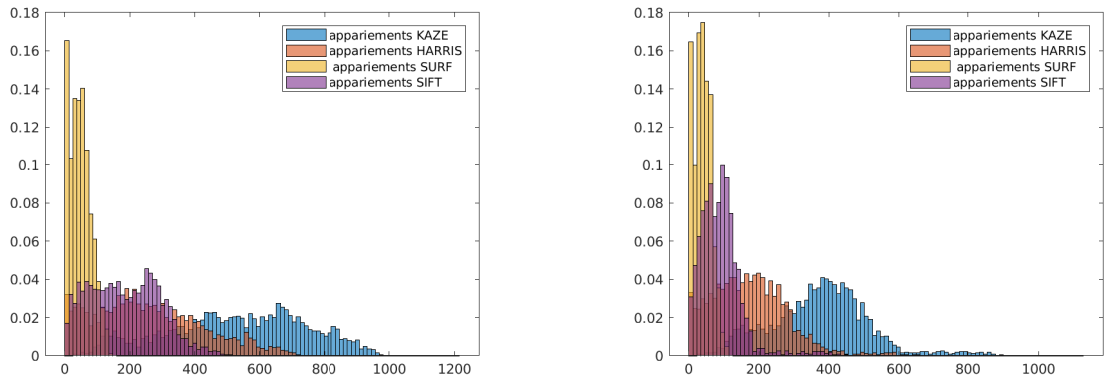
(b) Points clefs détectés dans la paroi artérielle



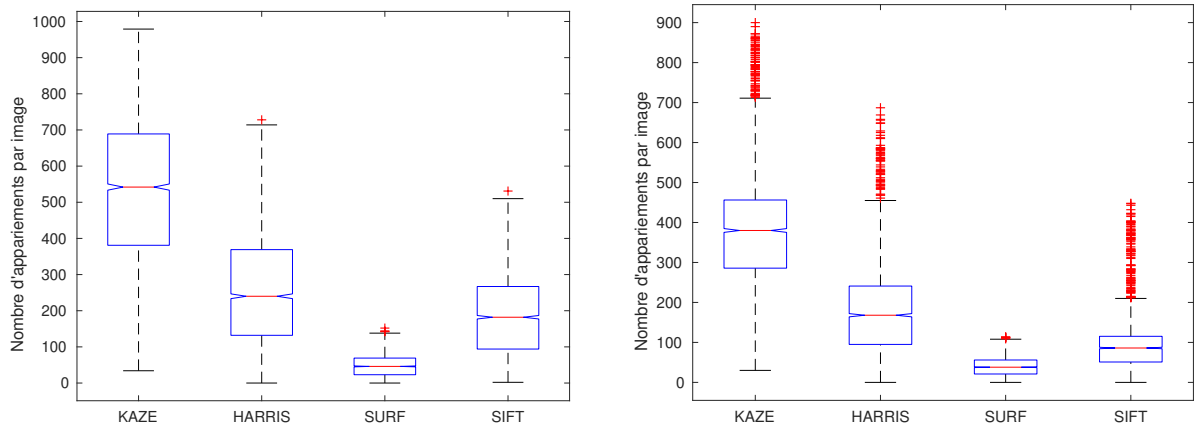
(c) Points clefs détectés sur toute la profondeur

(d) Points clefs détectés dans la paroi artérielle

FIGURE 5.1 – Première ligne : Histogramme représentant le nombre de points clefs détectés par image, dans toute l'épaisseur exploitable (a), dans la paroi artérielle (b). Seconde ligne : diagramme boîte de TUKEY correspondant aux nombres de points détectés dans toute la profondeur (c), dans la paroi artérielle (d)



(a) Points clés appariés sur toute la profondeur (b) Points clés appariés dans la paroi artérielle



(c) Points clés appariés sur toute la profondeur (d) Points clés appariés dans la paroi artérielle

FIGURE 5.2 – Première ligne : Histogramme représentant le nombre de points clés appariés par image, dans toute l'épaisseur exploitable (a), dans la paroi artérielle (b), Seconde ligne : diagramme boîte correspondant aux nombres de points appariés dans toute la profondeur exploitable (c), dans la paroi artérielle (d)



La figure 5.2 présente les résultats des appariements effectués sur les 3193 paires d’images de la base d’entraînement. Sur les figures 5.2c et 5.2d, les points clefs détectés par KAZE fournissent indubitablement un nombre d’appariements supérieur aux autres détecteurs de points clefs.

Le tableau 5.2 présente l’évolution du nombre de points clefs détectés et du nombre d’appariements fournis par chaque détecteur en fonction de la profondeur d’exploration définie en nombre d’épaisseurs du complexe intima media que nous noterons IMT, pour intima media thickness. Dans tous ces cas, les détecteurs Harris et KAZE présentent un net avantage par rapport aux deux autres détecteurs pris en compte. Parmi KAZE et Harris, KAZE se démarque lorsqu’il s’agit d’apparier les points détectés. Ceci est potentiellement explicable par le fait que les points clefs détectés par Harris sont situés dans des zones moins stables de l’image – bords des motifs de speckle – alors que KAZE détecte des points clefs aux endroits traditionnellement utilisés pour faire du suivi de motifs de speckle. Ceci peut également être explicable par la meilleure adéquation du descripteur avec le détecteur. En effet, le descripteur utilisé pour le détecteur de Harris a été développé *a posteriori* et n’est donc pas aussi intrinsèquement lié au fonctionnement du détecteur.

La figure 5.3 présente l’évolution du nombre d’appariements en fonction de la position de l’image dans le cycle cardiaque. Pour cela, sur toutes les séquences de la base d’entraînement, sauf une où l’électrocardiogramme était inexploitable, le premier cycle cardiaque complet a été isolé ; les appariements ont été calculés pour les images de ce cycle puis le nombre d’instantanés temporels a été normalisé (interpolé et rééchantillonné) à 50 valeurs par cycle cardiaque, de façon à compenser les différences de rythme cardiaque. Sur celle-ci on voit que les appariements chutent dramatiquement entre les instants 7 et 14 du cycle cardiaque : cela correspond au passage de l’ondée systolique au niveau de la carotide commune. Cette chute du nombre d’appariements peut s’expliquer par les changements brusques d’apparence de la paroi. Cette figure permet également de constater que le détecteur KAZE arrive à apparier plus de points que tous les autres détecteurs et cela, quel que soit l’instant dans le cycle cardiaque.

Ainsi le détecteur KAZE sera celui que nous retiendrons pour notre étude et pour lequel les paramètres seront optimisés.

Détecteur	Profondeur maximale explorée	Nombre de détections	Nombre d'appariements
SURF	1 IMT	12.06 ± 9.71	10.18 ± 8.55
	2 IMT	27.69 ± 16.65	23.76 ± 14.82
	3 IMT	38.76 ± 21.81	32.68 ± 19.27
	4 IMT	47.48 ± 27.04	39.24 ± 23.63
	5 IMT	52.67 ± 30.82	42.95 ± 26.53
	6 IMT	56.01 ± 33.77	45.30 ± 28.75
	7 IMT	58.31 ± 36.03	46.93 ± 30.48
	8 IMT	59.59 ± 37.30	47.89 ± 31.54
	9 IMT	59.90 ± 37.57	48.16 ± 31.81
	10 IMT	59.93 ± 37.58	48.18 ± 31.81
SIFT	1 IMT	33.28 ± 16.92	19.03 ± 12.47
	2 IMT	65.77 ± 41.11	38.92 ± 26.43
	3 IMT	113.23 ± 66.56	64.16 ± 42.87
	4 IMT	169.44 ± 89.66	90.45 ± 60.03
	5 IMT	223.32 ± 98.40	114.17 ± 72.07
	6 IMT	275.19 ± 95.71	135.44 ± 80.94
	7 IMT	319.38 ± 92.73	153.01 ± 88.88
	8 IMT	358.67 ± 92.06	167.98 ± 96.28
	9 IMT	390.56 ± 93.99	178.43 ± 102.42
	10 IMT	412.76 ± 96.85	185.57 ± 106.70
HARRIS	1 IMT	72.52 ± 50.93	32.92 ± 28.49
	2 IMT	165.29 ± 108.15	79.41 ± 59.64
	3 IMT	274.08 ± 164.96	132.06 ± 89.73
	4 IMT	374.17 ± 186.37	175.12 ± 108.47
	5 IMT	452.41 ± 195.76	207.64 ± 123.34
	6 IMT	505.01 ± 206.06	227.81 ± 135.73
	7 IMT	539.92 ± 215.61	240.80 ± 145.77
	8 IMT	564.70 ± 227.27	250.74 ± 155.79
	9 IMT	579.51 ± 237.00	256.89 ± 163.64
	10 IMT	584.03 ± 239.64	258.35 ± 165.44
KAZE	1 IMT	122.46 ± 49.19	100.22 ± 45.74
	2 IMT	240.83 ± 91.28	200.33 ± 81.59
	3 IMT	362.70 ± 135.03	296.20 ± 120.26
	4 IMT	470.52 ± 148.93	374.46 ± 139.61
	5 IMT	554.52 ± 163.27	433.98 ± 157.37
	6 IMT	610.42 ± 176.46	472.17 ± 172.51
	7 IMT	648.82 ± 192.81	498.54 ± 187.99
	8 IMT	674.63 ± 207.59	516.60 ± 200.92
	9 IMT	689.07 ± 217.72	526.78 ± 209.74
	10 IMT	693.72 ± 221.45	529.71 ± 212.71

TABLE 5.2 – Statistiques sur le nombre de points détectés et appariés dans la base de données d'entraînement avec les détecteurs SIFT, SURF, KAZE et Harris en utilisant les descripteurs associés.

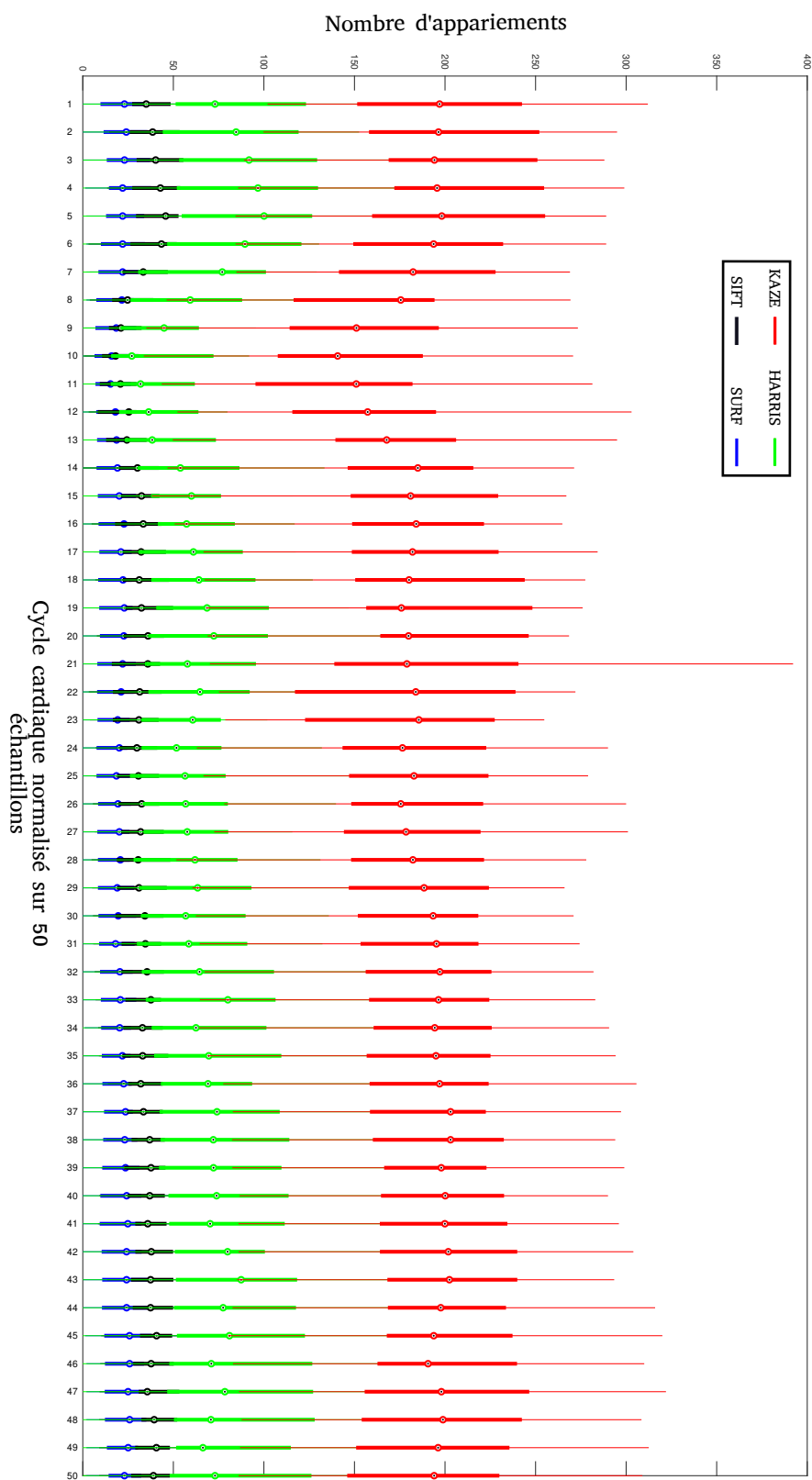


FIGURE 5.3 – Évolution du nombre d'appariements en fonction de la position dans le cycle cardiaque



5.2 Optimisation des paramètres de KAZE

Maintenant que nous avons choisi d'utiliser le détecteur de points clefs KAZE pour la suite de ce travail de thèse, il faut que les paramètres de celui-ci soient optimisés pour notre utilisation. Les différents paramètres à optimiser sont : la méthode de diffusion, le nombre d'octaves, le nombre de sous-niveaux, la sensibilité de détection. Nous avons choisi d'optimiser chacun des paramètres en utilisant les paramètres optimaux trouvés pour ceux testés précédemment. Ceci ne garantit pas d'avoir le meilleur jeu de paramètres, mais permet d'être dans une configuration proche de la configuration optimale.

Pour ces expériences, nous avons utilisé une profondeur maximale d'exploration de 3 fois l'épaisseur du complexe intima media. Cette profondeur est tout le temps calculée à partir de la limite lumen intima. Ceci permet d'assurer que toute la paroi de l'artère est incluse dans la zone d'intérêt et permet d'avoir la majorité des appariements possibles, comme on peut le voir sur la figure 5.4. Une trop grande profondeur d'exploration ajouterait des appariements, mais ceux-ci seraient dans les tissus extra-artériels et représenteraient des structures différentes ayant potentiellement des mouvements décorrélés des mouvements de la paroi artérielle.

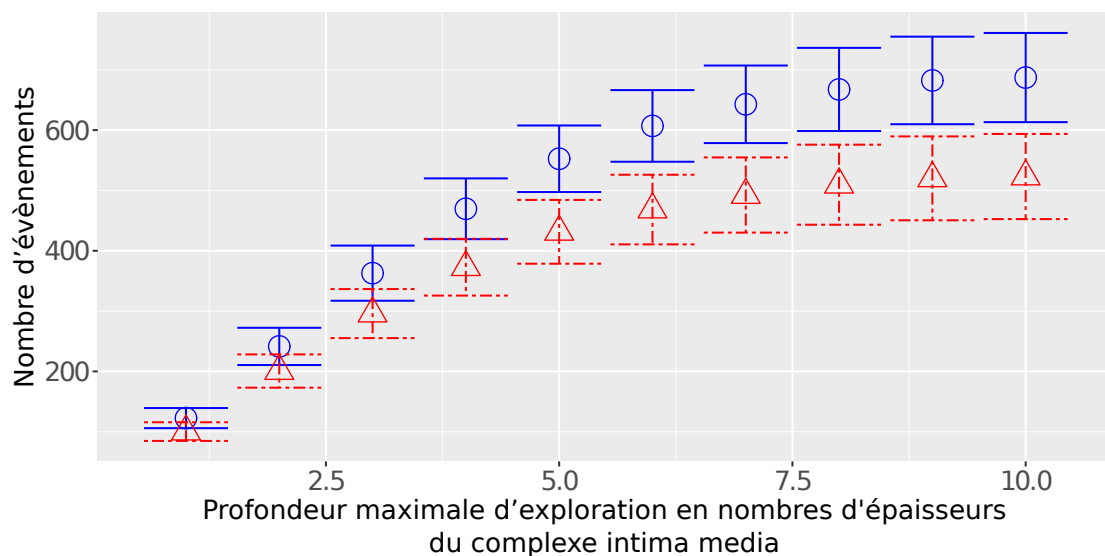


FIGURE 5.4 – Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la profondeur maximale d'exploration.

5.2.1 Paramètre de diffusion

La technique de diffusion joue un rôle important dans la création de l'espace d'échelle comme celui utilisé par KAZE. En effet, cette technique de diffusion va déterminer les zones qui seront préservées ou non par l'augmentation du paramètre d'échelle. Les fonctions de conductivité utilisées pour la création des cartes de conductivité ont un impact important sur l'espace d'échelle créé. Pour rappel, les expressions de ces fonctions de conductivité sont les suivantes :

$$g_1 = \exp\left(-\frac{|\nabla I|^2}{k^2}\right) \quad (5.1)$$

$$g_2 = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla I|^2}{k^2}} \quad (5.2)$$

$$g_3 = \begin{cases} 1 & , |\nabla I|^2 = 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{3.315}{(|\nabla I|^2/k)^8}\right) & , |\nabla I|^2 > 0 \end{cases} \quad (5.3)$$

Dans ces équations, le paramètre k sert à contrôler le niveau de diffusion. Celui-ci n'est pas directement accessible dans l'implémentation de KAZE que nous utilisons et est fixé à 0.7 comme préconisé dans ALCANTARILLA et al. 2012

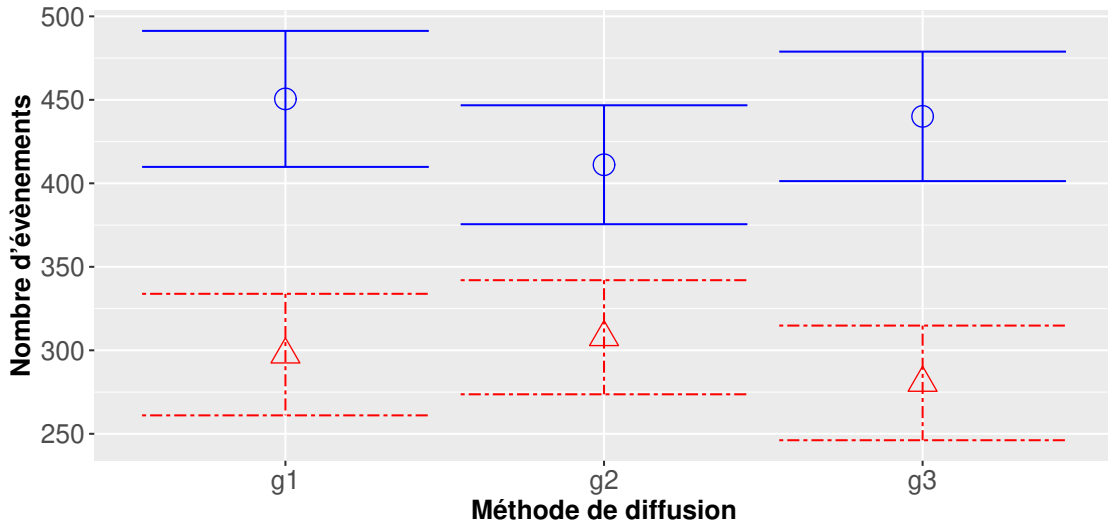


FIGURE 5.5 – Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la méthode de diffusion utilisée. Les autres paramètres sont fixés à : 3 octaves, 4 sous-échelles par octave et seuil de détection à 0.0001

La figure 5.5 présente le nombre moyen de détections et le nombre moyen d'appariements, chacun assorti d'une représentation des écarts types, pour chaque image/paire d'images de la cohorte d'entraînement. Celle-ci permet de constater que bien que g_2 soit la fonction



de conductivité conduisant au moins de détections elle permet de maximiser le nombre d'appariements. Ainsi, les appariements étant le cœur de notre algorithme, nous avons choisi d'utiliser la fonction de conductivité g_2 .

5.2.2 Nombre d'octaves

Le nombre d'octaves explorées permet de prendre en compte des caractéristiques de taille de plus en plus grande. Or, il existe une taille à partir de laquelle toute l'image sera uniforme. Cela permet de penser qu'il existe un plateau d'appariement en fonction du nombre d'octaves explorées. Pour trouver celui-ci, nous avons exploré les nombres d'octaves entre 2 et 5, ceci est représenté dans la figure 5.6. Comme prévu, un plateau semble exister. Celui-ci semble avoir une valeur quasiment atteinte pour 4 octaves. Cependant, pour des questions de temps de calcul nous avons choisi d'utiliser trois octaves, car ceci permet d'obtenir un nombre d'appariements assez similaire à celui du plateau.

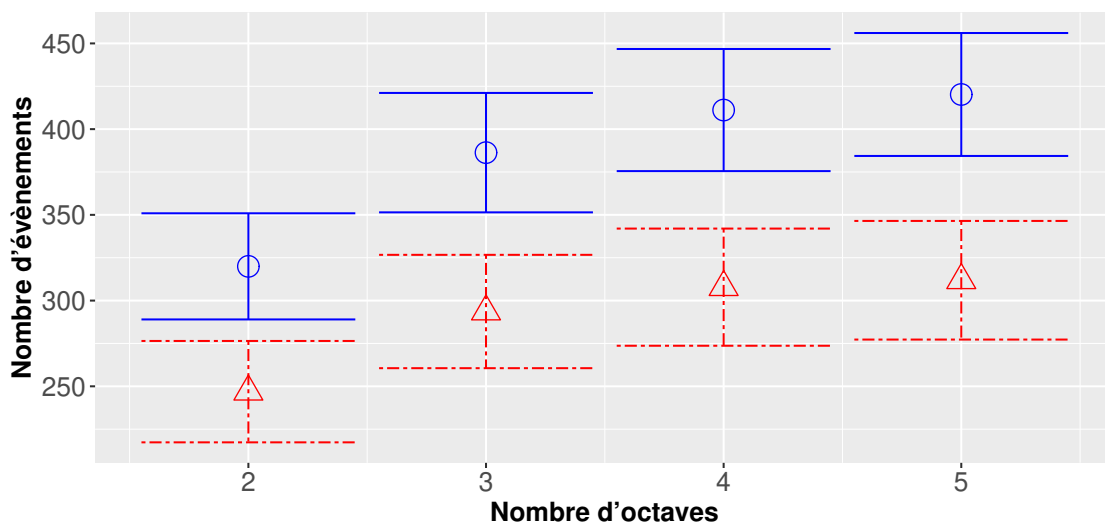


FIGURE 5.6 – Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction du nombre d'octaves. Les autres paramètres sont fixés à : méthode de diffusion g_2 , 4 sous-échelles par octave et seuil de détection à 0.0001

5.2.3 Nombre de sous-échelles

Le nombre de sous-échelles permet de définir la finesse d'échantillonnage des octaves parcourues. Augmenter le nombre de sous-échelles permet une transition plus lisse entre les octaves. Tout comme pour le nombre d'octaves, il est possible qu'un plateau apparaisse, car les non-maximums dans l'espace d'échelle sont supprimés.

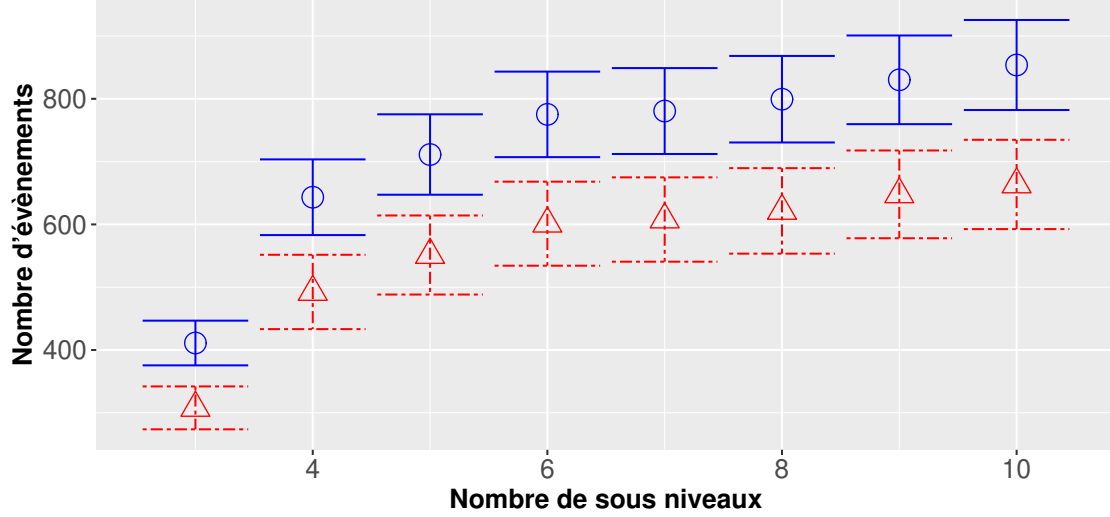


FIGURE 5.7 – Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la méthode du nombre de sous-niveaux. Les autres paramètres sont fixés à : méthode de diffusion g_2 , 3 octaves et seuil de détection à 0.0001

La figure 5.7, présente le nombre de points appariés et détectés en fonction du nombre de sous-échelles composant chaque octave. Celle-ci permet de constater qu'à partir de 6 sous-niveaux, le niveau de détection et d'appariement tend à stagner nous avons donc choisi d'utiliser six sous-niveaux.

5.2.4 Seuil de détection

Le seuil de détection est un des paramètres ayant le plus d'impact sur le nombre de points détectés. Il est cependant utile de voir son impact, non pas sur les détections, mais sur les appariements, car les appariements sont la base de la suite de nos algorithmes. La figure 5.8 permet de constater que le seuil de détection d'un maximum local à une influence conséquente sur le nombre d'appariements trouvés. Nous avons retenu un seuil de détection fixé à 1.10^{-6} qui n'est pas une des valeurs testées, mais la première puissance de dix qui permette de s'assurer d'être au niveau du plateau. Ce seuil permet de détecter et d'apparier un nombre conséquent de points ; en effet, diminuer le seuil de détection plus bas ne fait pas évoluer significativement le nombre d'appariements.

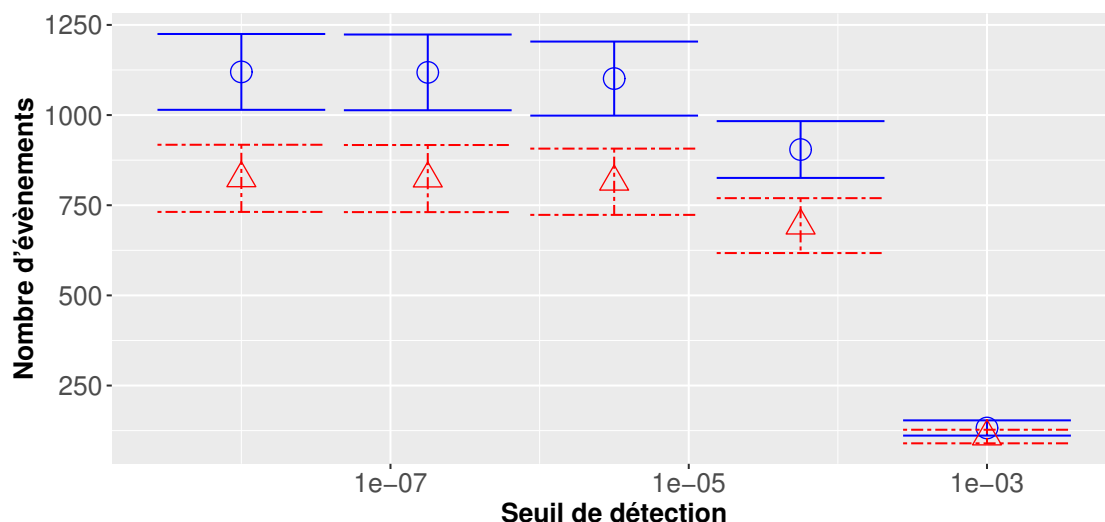


FIGURE 5.8 – Évolution du nombre moyen $\pm$ un tiers de l'écart type, de détections par image (ronds bleus), et du nombre d'appariements par couple d'images (triangles rouges) en fonction de la méthode du seuil de détection. Les autres paramètres sont fixés à : méthode de diffusion g_2 , 3 octaves et 6 sous-échelles par octave

5.3 Nuage de points

L'utilisation de nuages de points permet de faire une évaluation précise des algorithmes de MSAC. Nous avons utilisé des nuages de points avec une transformation affine et un nombre connu d'appariements discordants (aberrants).

La figure 5.9 présente l'évolution de la distance de Frobenius entre la transformation estimée et la transformation réelle. Pour toutes les proportions d'appariements aberrants testées, allant jusqu'à 75%, les erreurs restent contenues, bien qu'elles augmentent progressivement. La figure 5.10 présente la distance euclidienne entre les points P_1 et $P_2 \tilde{T}^{-1}$. Celle-ci présente la même tendance que la figure précédente.

Ces deux figures sont complémentaires. En effet, la première évalue la distance dans l'espace des transformations, alors que la seconde, présentant une distance géométrique, permet d'évaluer l'impact des erreurs de transformation sur les points.

Il est intéressant de noter que, même en cas de fort taux d'appariements aberrants, la distance entre les points reste faible. Ceci peut être expliqué par le fait que la transformation reste assez proche de la transformation réelle.

Le tableau 5.3 présente les caractéristiques des classifications entre appariements concordants et discordants. Les résultats de la classification sont bons, car ils restent en tout temps au-dessus de 85% en moyenne. Ils sont particulièrement bons en ce qui concerne la spécifi-

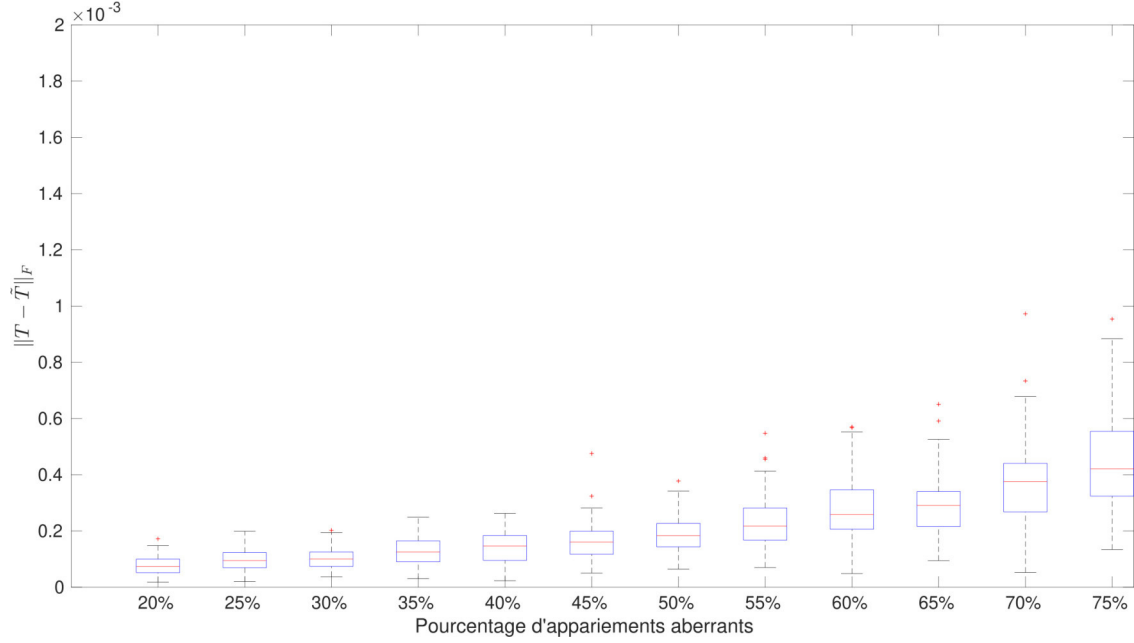


FIGURE 5.9 – Évolution de la norme de Frobenius entre la transformation appliquée et la transformation réelle en fonction du pourcentage d'appariements aberrants

citée où, en moyenne, pour 100 réalisations, on a une spécificité à 99.2%. La valeur prédictive négative est également très bonne. Cela permet de dire que si un appariement est considéré comme aberrant, il y a une très forte probabilité pour qu'il le soit effectivement. De même, la valeur prédictive positive est très bonne, car elle est en moyenne supérieure à 90% et ce, quelque soit le pourcentage d'appariements aberrants introduits. Ceci permet de dire que la probabilité qu'un appariement considéré comme concordant a de fortes chances d'être effectivement concordant.

On peut donc considérer que, dans notre configuration, l'algorithme MSAC est tout à fait capable de distinguer les appariements aberrants des appariements concordants, et ce même lorsqu'un nombre important d'appariements discordants existe.

Néanmoins, les appariements discordants, comme simulés ici, sont potentiellement plus faciles à identifier que sur séquences d'images, car ils ne sont basés sur aucune caractéristique physique d'une image. Il est donc très probable que l'utilisation de détecteurs conduise à des appariements discordants bien moins évidents à identifier que ceux simulés ici.

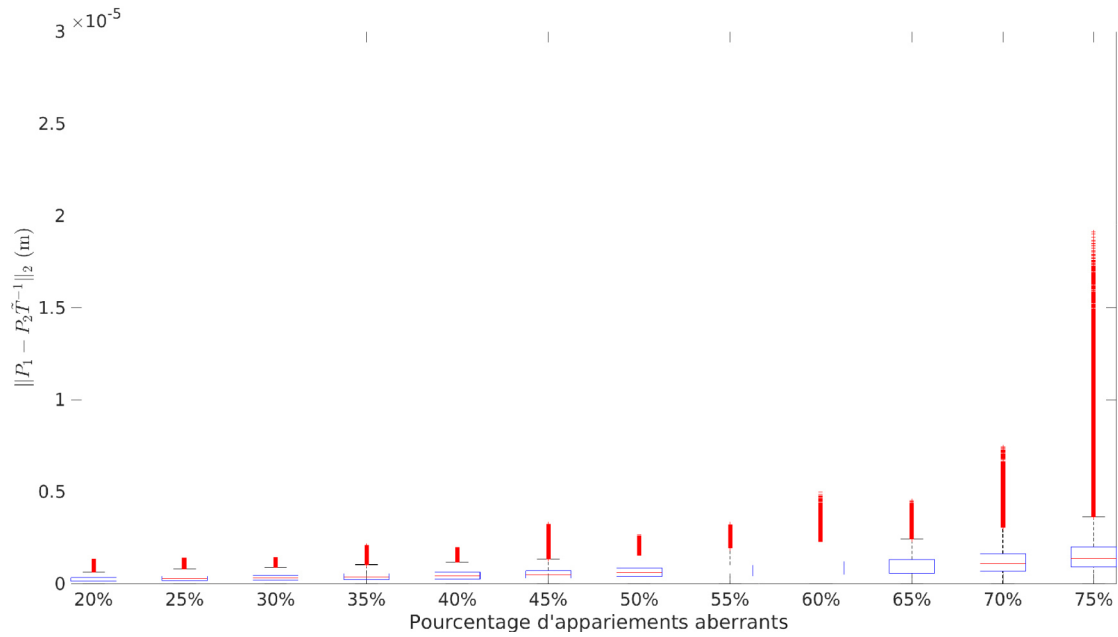


FIGURE 5.10 – Évolution de la distance entre les points de P_2 auxquels a été appliquée la transformation estimée inverse et les points correspondant de P_1

	25%	50%	75%	90%
Spécificité				
Moyenne :	0.992	0.992	0.992	0.992
Écart type	0.001 80	0.001 30	0.001 00	0.000 900
Sensibilité				
Moyenne :	1.00	1.00	1.00	0.841
Écart type :	0	0	0	0.276
Accuracy				
Moyenne :	0.998	0.996	0.994	0.977
Écart type :	0.000 500	0.000 700	0.000 800	0.0276
Valeur prédictive positive				
Moyenne :	0.997	0.992	0.977	0.908
Écart type :	0.000 600	0.001 30	0.003 00	0.0524
Valeur prédictive négative				
Moyenne :	1.00	1.00	1.00	0.983
Écart type :	0	0	0	0.0287

TABLE 5.3 – Caractérisation de la classification entre appariements discordants et appariements concordants en fonction du pourcentage d'appariements discordants

5.4 Disque tournant

Notre méthode d'estimation du mouvement ne fixe pas une rotation nulle, cela implique qu'une partie des déformations que nous cherchons à estimer pourraient éventuellement être confondues avec une rotation. Ceci est particulièrement vrai avec la composante ε_{yx} qui introduit une pseudo-rotation du milieu. Il faut donc nous assurer que notre algorithme arrive à estimer une rotation lorsque celle-ci est présente.

La figure 5.11 présente une image issue de la simulation d'un disque tournant. Celle-ci est très différente des images échographiques que nous avons visualisées jusque là. En effet, elle ne présente aucun contraste entre la zone d'intérêt et les parties correspondant aux tissus environnants. Ainsi, sans mouvement il est impossible de séparer la zone d'intérêt du reste des tissus du fait de la relative monotonie des images. Cette monotonie conduit incidemment à des descripteurs peu spécifiques.

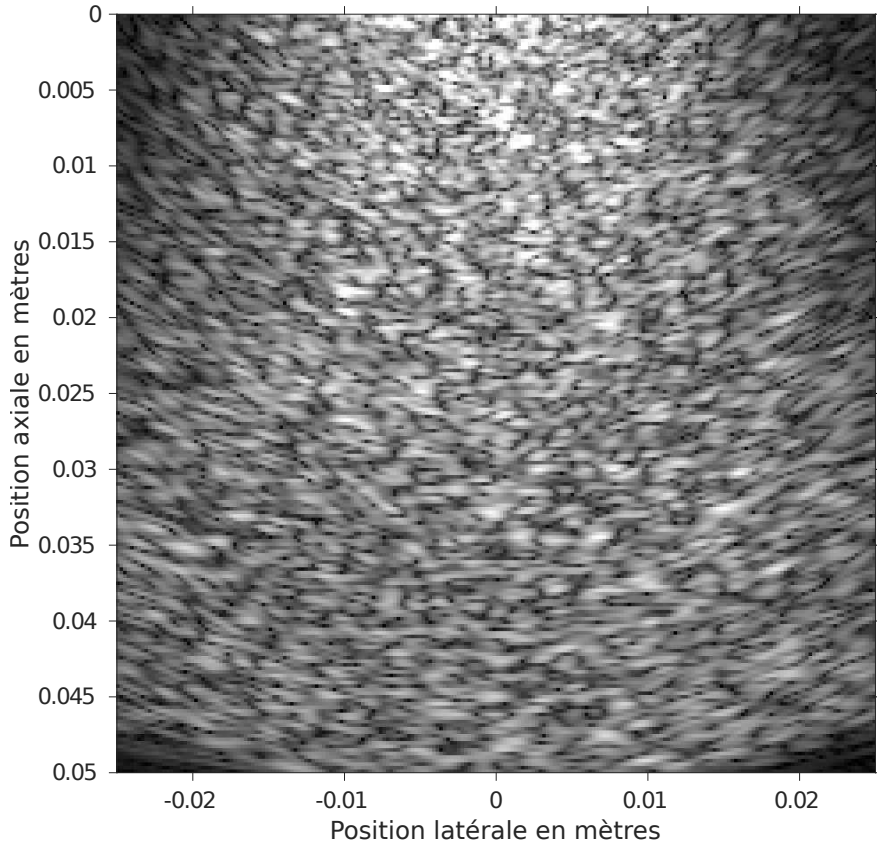


FIGURE 5.11 – Image issue des simulations de disque tournant

Cette absence de contraste conduit à la nécessité d'effectuer une segmentation du disque sans laquelle l'algorithme d'estimation ne pourrait pas fonctionner. En effet, les points hors du disque n'ont aucun mouvement et donc aucune décorrélation. Ces points fournissent des appariements idéaux qui noient les appariements corrects de points sur le disque. L'algo-

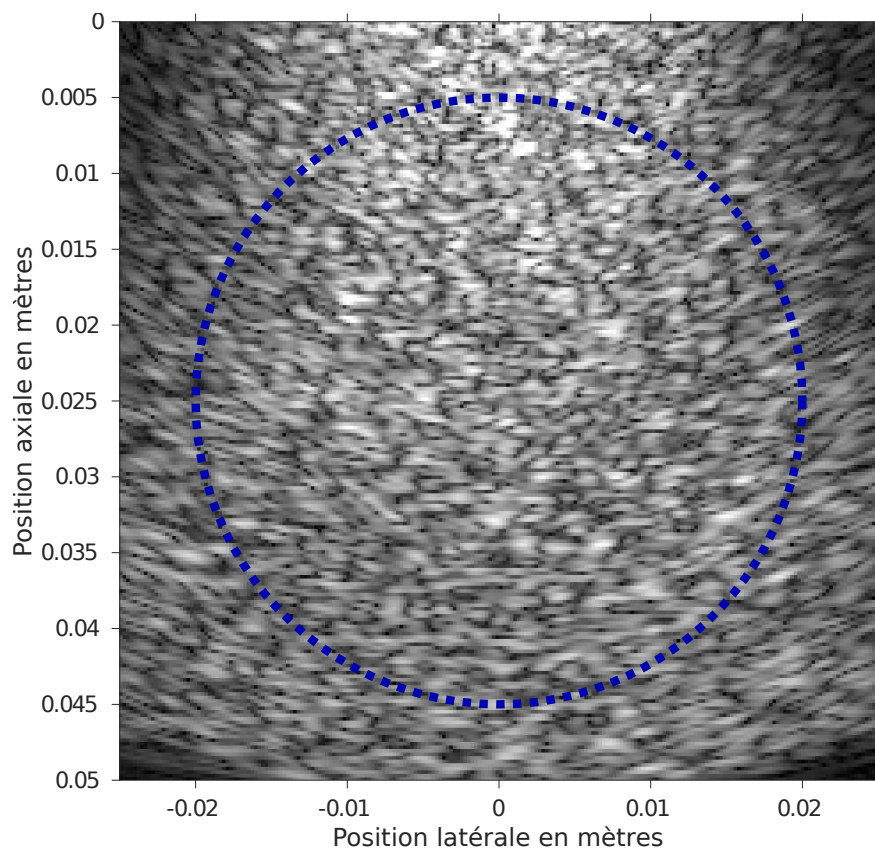


FIGURE 5.12 – Image issue des simulations de disque tournant avec le contour du disque matérialisé

rithme de MSAC fonctionnant au consensus, l'estimation serait biaisée vers l'identité.

Le tableau 5.4 présente les résultats de l'estimation de l'angle de rotation θ lorsque toute l'image est utilisée pour l'estimation de l'angle de rotation. Sur celui-ci, il est évident que l'estimation de l'angle de rotation est biaisée vers 0, ce qui est cohérent avec une matrice de transformation biaisée vers l'identité.

Vitesse angulaire	Métrique	Moyenne	Écart type
3°/image	$\tilde{\theta}$	0.22	0.47
	$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	0.08	0.01
6°/image	$\tilde{\theta}$	-0.01	0.51
	$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	0.15	0.01
9°/image	$\tilde{\theta}$	-0.09	1.02
	$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	0.22	0.03

TABLE 5.4 – Résultats de l'estimation de l'angle de rotation sans étape de segmentation

La video <https://www.creatis.insa-lyon.fr/qorchiThesis/RotatingDisk.html> présente la matérialisation du champ de déplacement obtenue sur une séquence de disque tournant avec une vitesse angulaire de 3 degrés par seconde estimée à l'aide de notre méthode.



Le tableau 5.5 présente les résultats obtenus lorsque l'estimation est réalisée uniquement à l'intérieur du disque dont les limites sont représentées sur la figure 5.12. Ces résultats sont plus satisfaisants que ceux présentés dans le tableau 5.4, notamment dans le cas où la vitesse angulaire est de $3^\circ/\text{image}$. Dans les deux autres cas, la rotation n'est pas retrouvée. Ceci peut être expliqué par plusieurs facteurs : le principal est la décorrélation entre le mouvement imposé aux diffuseurs et le mouvement observable des motifs de speckle. Les limites trouvées à l'estimation de la rotation sont cohérentes avec les niveaux de décorrélation entre le mouvement des diffuseurs et le mouvement des motifs de speckle rapportés par MEUNIER et al. Ainsi, même si les points sont potentiellement suivis correctement, il n'est pas possible de remonter au mouvement des diffuseurs, car ceux-ci sont décorrélés des mouvements des motifs de speckle. Nous atteignons donc les limites de l'estimation de rotation utilisant les motifs de speckle comme support de l'estimation. Le second facteur est la monotonie de l'image conduisant à un nombre d'appariements fiables faible, la majorité des appariements étant rejetés, car trop peu sûrs.

Vitesse angulaire	Metrique	Moyenne	Écart type
$3^\circ/\text{image}$	$\tilde{\theta}$	2.7	1.4
	$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	0.15	0.038
$6^\circ/\text{image}$	$\tilde{\theta}$	1.9	49
	$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.00	1.1
$9^\circ/\text{image}$	$\tilde{\theta}$	1.1	68
	$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.7	1.8

TABLE 5.5 – Résultats de l'estimation de l'angle de rotation réalisée uniquement à l'intérieur du disque.

Ainsi, dans les séquences de vitesse angulaire faible, l'estimation d'une rotation par notre méthode est plutôt fiable. Ceci permet de ne pas perturber les estimations de paramètres de déformations. En effet, la décomposition polaire permet de séparer les parties rigides (rotation et translation) et non rigides (déformation) de la matrice de transformation. Celle ci fonctionne à l'aide de la décomposition en valeur singulière et est valide tant que cette décomposition existe. Elle décompose une matrice $\mathbf{A}$ sous la forme $\mathbf{A} = \mathbf{S} \times \mathbf{R}$ avec $\mathbf{R}$ une matrice de rotation et $\mathbf{S}$ une matrice symétrique correspondant aux déformations. Pour une explication complète de la décomposition polaire, le lecteur est invité a se rapporter au chapitre CHANDRASEKHARAIH et al. 1994 qui présente de façon très claire la décomposition polaire.

Notre algorithme est capable de retrouver une rotation de faible vitesse angulaire comme on peut le voir dans le cas où l'on a une rotation de $3^\circ/\text{image}$ et donc, dans ces cas, la rotation ne perturberait pas les estimations de déformation.



La décomposition polaire nous permet également de retrouver les déformations dans des cas où l'artère n'est pas parfaitement parallèle à la sonde, car elle permet de changer le repère à l'aide de la rotation et donc d'exprimer les déformations dans le repère de l'artère. Toutefois, cela ne pourra être fait que dans les cas où l'artère est rectiligne. Dans le cas d'artère courbe, la zone d'intérêt sera positionnée dans une portion où une approximation linéaire est possible.

5.5 Simulations réalistes

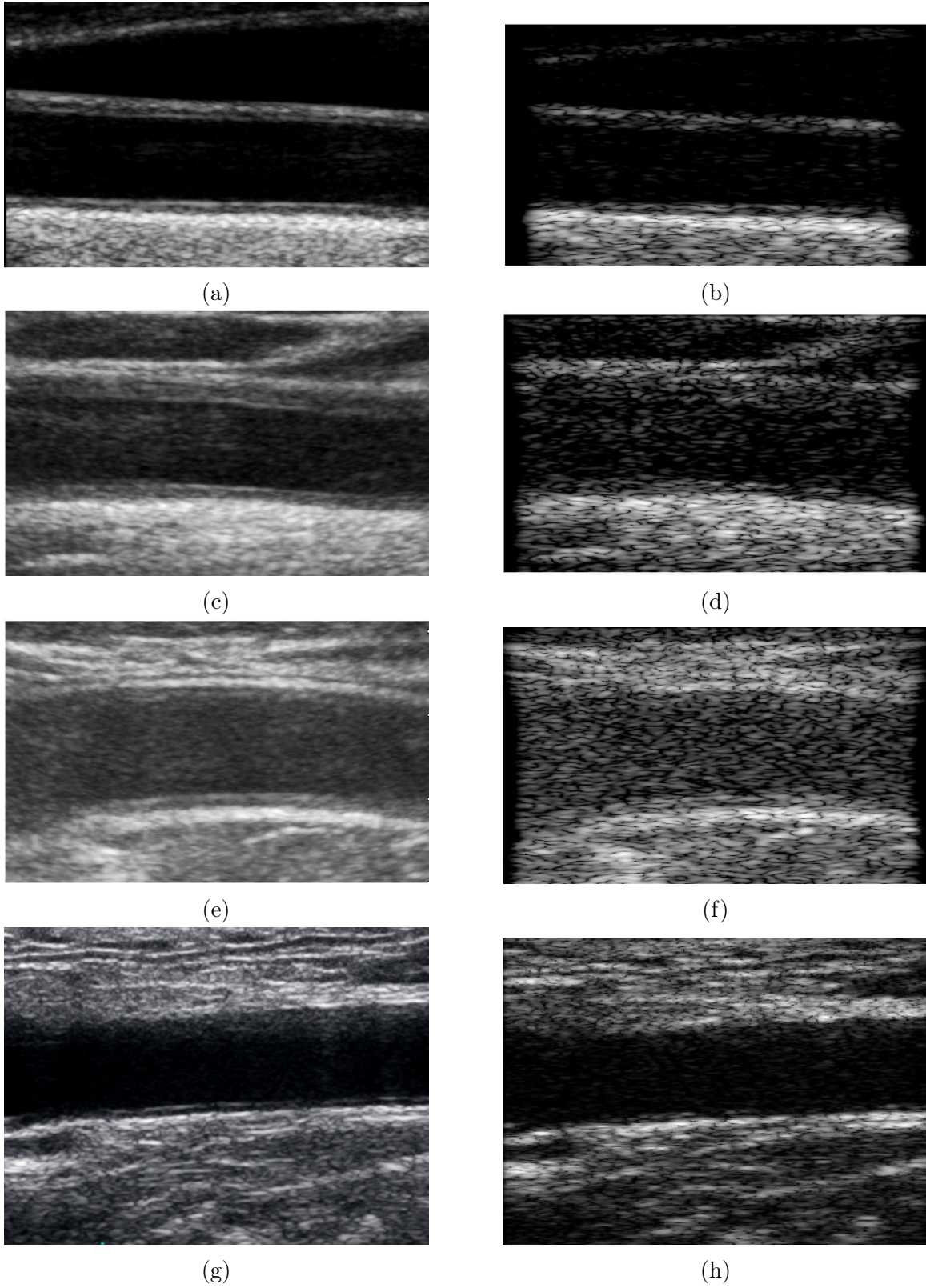


FIGURE 5.13 – Comparaison entre les images modèles (colonne de gauche) et les images simulées (colonne de droite) à partir de celles-ci



Les simulations permettent de mesurer la précision de l'algorithme d'estimation du mouvement. Pour cela, comme décrit dans la partie 4, différentes séquences d'images ultrasonores ont été simulées. Celles-ci sont décrites dans le tableau 4.1. Elles ont des caractéristiques différentes et cela permettra de tester notre algorithme dans des situations où les images ont des grains et des qualités différents.

La suite de cette partie sera consacrée, dans un premier temps, à l'analyse visuelle d'images statiques, puis à l'évaluation de la précision de nos méthodes d'estimation du mouvement.

5.5.1 Apparence des images simulées

La figure 5.13 présente trois images (a,c,e) représentatives de la cohorte SARD ayant trois qualités d'images différentes allant de la meilleure qualité, à la moins bonne. L'image (g) est représentative d'une cohorte de l'université McMaster. Celle-ci se distingue des autres séquences par le niveau d'agrandissement bien plus faible et par sa cadence d'acquisition. En effet, les images issues de la cohorte SARD ont été acquises de façon à maximiser la résolution pixelique alors que les séquences issues des cohortes de l'université McMaster ont été optimisées de façon à maximiser la cadence d'image.

Les images simulées (b, d, f, h) à partir des images servant de modèle (a, c, e, g) sont présentées dans la colonne de droite. Bien que le grain de l'image soit plus grossier sur les images simulées que sur les images réelles, les intensités des structures anatomiques et l'apparence globale des images sont très proches des images réelles. Les différences de grain peuvent être expliquées par l'absence de post-traitements inclus dans les échographes. Il serait difficilement possible de plus s'approcher de l'apparence des images cliniques sans connaître les post-traitements qui sont propres à chaque constructeur.

L'apparence des images est cependant suffisamment proche des séquences cliniques pour que nos algorithmes ne nécessitent pas d'adaptation particulière et donc la validation de nos algorithmes peut se faire sur ces séquences simulées.

5.5.2 Animation des séquences

Les images statiques peuvent permettre de valider la partie détection de points. Cependant, elles ne permettent pas l'évaluation de la partie estimation du mouvement qui est le cœur de ce travail de thèse. Ainsi la partie animation des images simulées est cruciale.

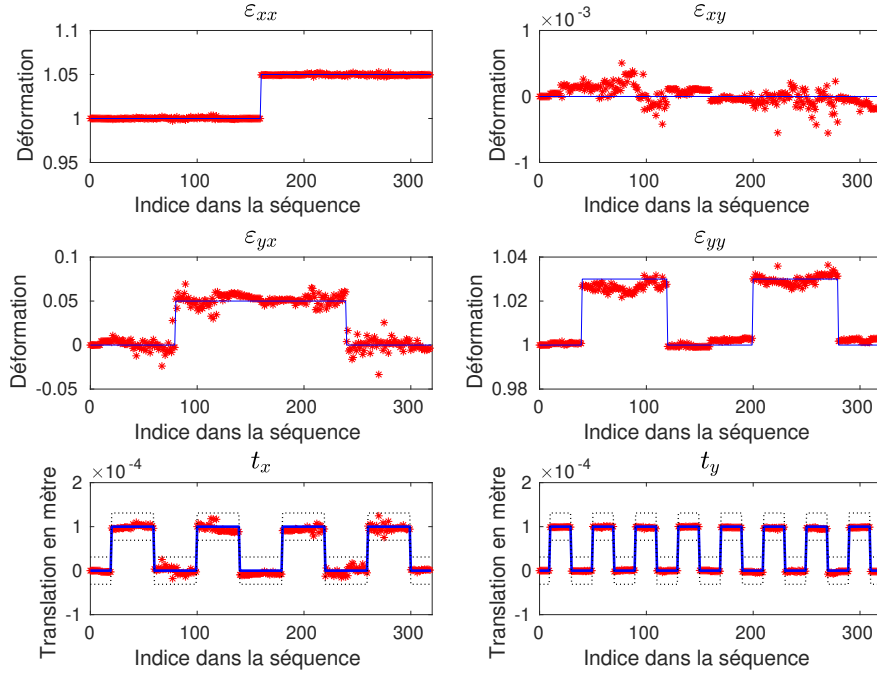


FIGURE 5.14 – Résultat d’une simulation parcourant tous les états décrits dans 4.1.2. La ligne bleue correspond à la déformation imposée aux diffuseurs, les points rouges correspondent aux estimations. Les traits pointillés sur la troisième ligne de la matrice de transformation – ligne correspondant à la composante translationnelle pure – correspondent à la valeur imposée plus ou moins la taille d’un pixel.

Lorsque l’on n’ajoute aucune décorrélation – i.e. tous les diffuseurs sont conservés – alors les motifs de speckle sont relativement stables. La seule décorrélation qui peut être introduite, l’est par le mouvement et le passage de diffuseurs dans un faisceau ultrasonore différent, ce qui change les motifs d’interférence. Ceci est visible dans la séquence vidéo suivante <https://creatis.insa-lyon.fr/qorchiThesis/NoDecorr.html>.

Sur une telle vidéo, les détecteurs de points clefs sont assez stables, ce qui conduit, si les descripteurs sont assez distinctifs, à un nombre d’appariements important.

La partie 4.1.2 a introduit une méthode pour explorer les différentes compositions de transformation atomique permettant de parcourir toutes les combinaisons possibles dans une matrice de transformation affine sans cisaillement vertical. La figure 5.14 présente les résultats de notre algorithme d’estimation du mouvement sur une séquence ultrasonore simulée avec la méthode décrite dans le chapitre 4. L’affichage sous forme de vidéo de celle-ci est assez peu informatif car les déformations sont sous forme de créneaux. Cette figure permet de constater que l’on retrouve bien les différents créneaux des mouvements imposés aux diffuseurs ultrasonores. La séquence simulée est une séquence sans décorrélation, la variabilité observable dans une même configuration est due au caractère stochastique de l’algorithme d’estimation de transformation présenté dans le chapitre 3.

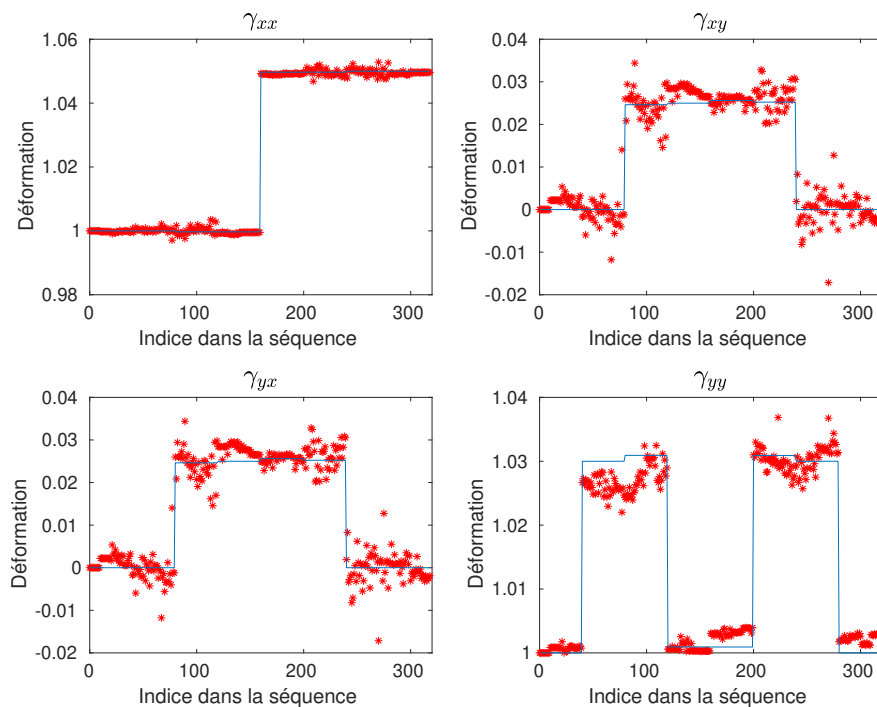


FIGURE 5.15 – Évolution de la matrice de déformation associée aux estimations de la figure 5.14. La ligne bleue correspond à la déformation imposée aux diffuseurs, les points rouges correspondent aux estimations.

La figure 5.15, présente la partie déformation extraite à l'aide de la décomposition polaire de la transformation. Ainsi, tous les paramètres d'intérêt sont présents dans celle-ci, sur la diagonale il s'agit des compressions/décompressions respectivement longitudinales et radiales et la diagonale correspond aux cisaillements.

Les tableaux représentant la distribution des erreurs pour chaque composante et toutes les séquences simulées sont présentés en annexe dans la partie A.

La suite de cette section sera consacrée aux influences respectives de la qualité de l'image modèle et de la vitesse de décorrélation.

5.5.2.1 Influence de l'image servant de modèle

La figure 5.16 présente les erreurs d'estimation sur les composants ε_{xx} , ε_{xy} , ε_{yx} , ε_{yy} , t_x , t_y de la matrice de transformation et la norme de Frobenius entre la transformation estimée et la transformation imposée aux diffuseurs. La figure 5.16 présente l'estimation faite uniquement sur l'intima media, ce qui réduit le nombre de points disponibles, avec une décorrélation fixée à 5%. La norme de Frobenius permet de constater que l'estimation est meilleure lorsque la qualité de l'image originale n'est pas idéale visuellement. En effet, une image moins belle visuellement présente fréquemment une texture plus forte, ce qui augmente la densité de

points et donc le support pour l'estimation.

Lorsque toute l'épaisseur de l'artère est disponible, comme c'est le cas dans la figure 5.17, l'évolution en fonction de la qualité d'image servant de modèle est la même que dans la figure 5.16, mais les ordres de grandeur sont plus faibles notamment pour la norme de Frobenius.

Dans les figures 5.17 et 5.16, la norme de Frobenius est dominée par l'erreur commise sur le paramètre ε_{yx} , correspondant aux cisaillements, qui est bien supérieur à celle commise sur les autres paramètres.

Les figures correspondant à un niveau de décorrélation 0 et à un niveau de décorrélation de 10% sont présentées en annexe A.

5.5.2.1.1 Influence du niveau de décorrélation introduit Un autre facteur important, pour l'estimation de la précision des estimations, est le niveau de décorrélation introduit entre chaque image. En effet, le niveau de décorrélation des images réelles n'est pas connu. Il est donc nécessaire que la méthode fonctionne sur une large plage de valeurs de décorrélation.

Les vidéos avec, respectivement, 5% de point remplacés et 10% de points remplacés <https://creatis.insa-lyon.fr/qorchiThesis/LowDecorr.html> <https://creatis.insa-lyon.fr/qorchiThesis/HighDecorr.html> permettent de visualiser l'impact de la décorrélation sur les séquences échographiques simulées.

La figure 5.18 présente les erreurs commises en fonction du niveau de décorrélation introduit. Pour cette figure, l'image de qualité moyenne a été utilisée comme modèle pour la simulation. Les erreurs commises sur les composantes de la matrice de transformation augmentent significativement en fonction du niveau de décorrélation imposé. Ceci est également valide pour la figure 5.19 où les estimations sont limitées au complexe intima media. Dans ce cas, les estimations sont moins précises et les erreurs peuvent devenir supérieures à la valeur à estimer, notamment pour la composante ε_{yx} qui est la plus complexe à estimer selon les expériences que nous avons menées. Sur celles-ci, les erreurs commises augmentent de façon drastique avec la décorrélation, notamment dans le cas où seuls les points situés dans le complexe intima media sont utilisés pour l'estimation de la matrice de transformation. Les fortes décorrélations conduisent à des erreurs importantes.

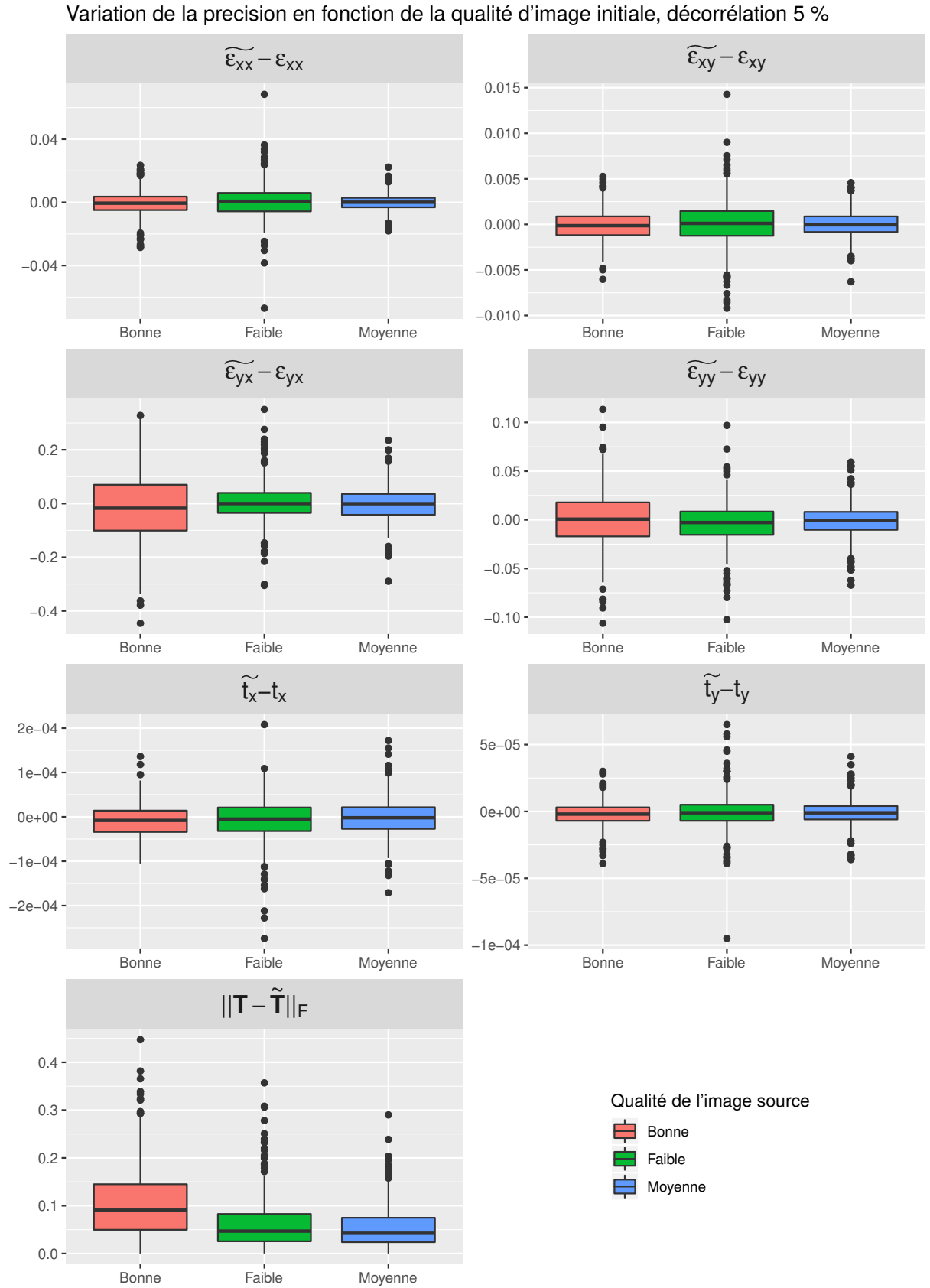


FIGURE 5.16 – Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 5% de points sont remplacés entre chaque image

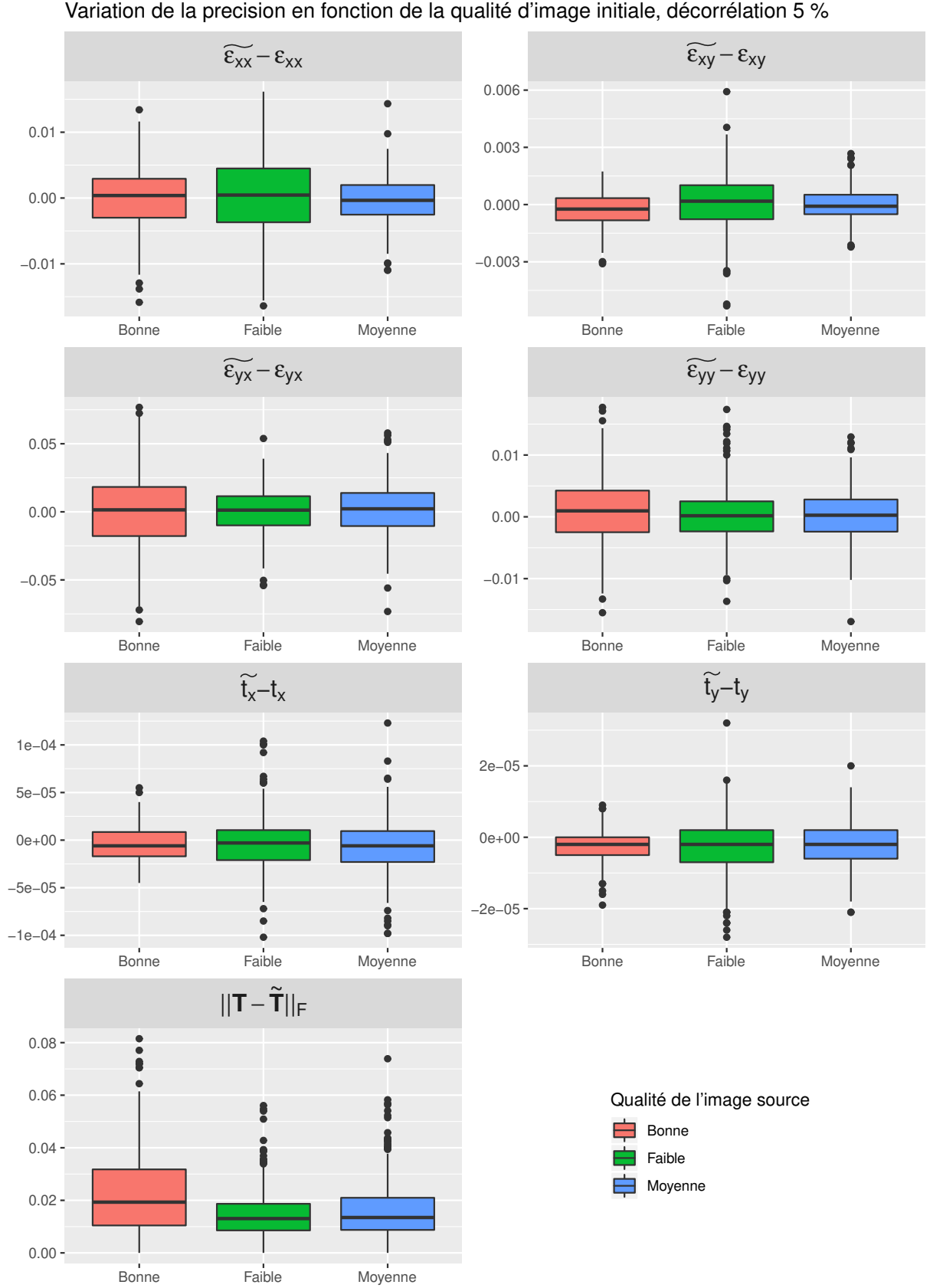


FIGURE 5.17 – Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 5% de points sont remplacés entre chaque image



Variation de la précision en utilisant une image de qualité moyenne.

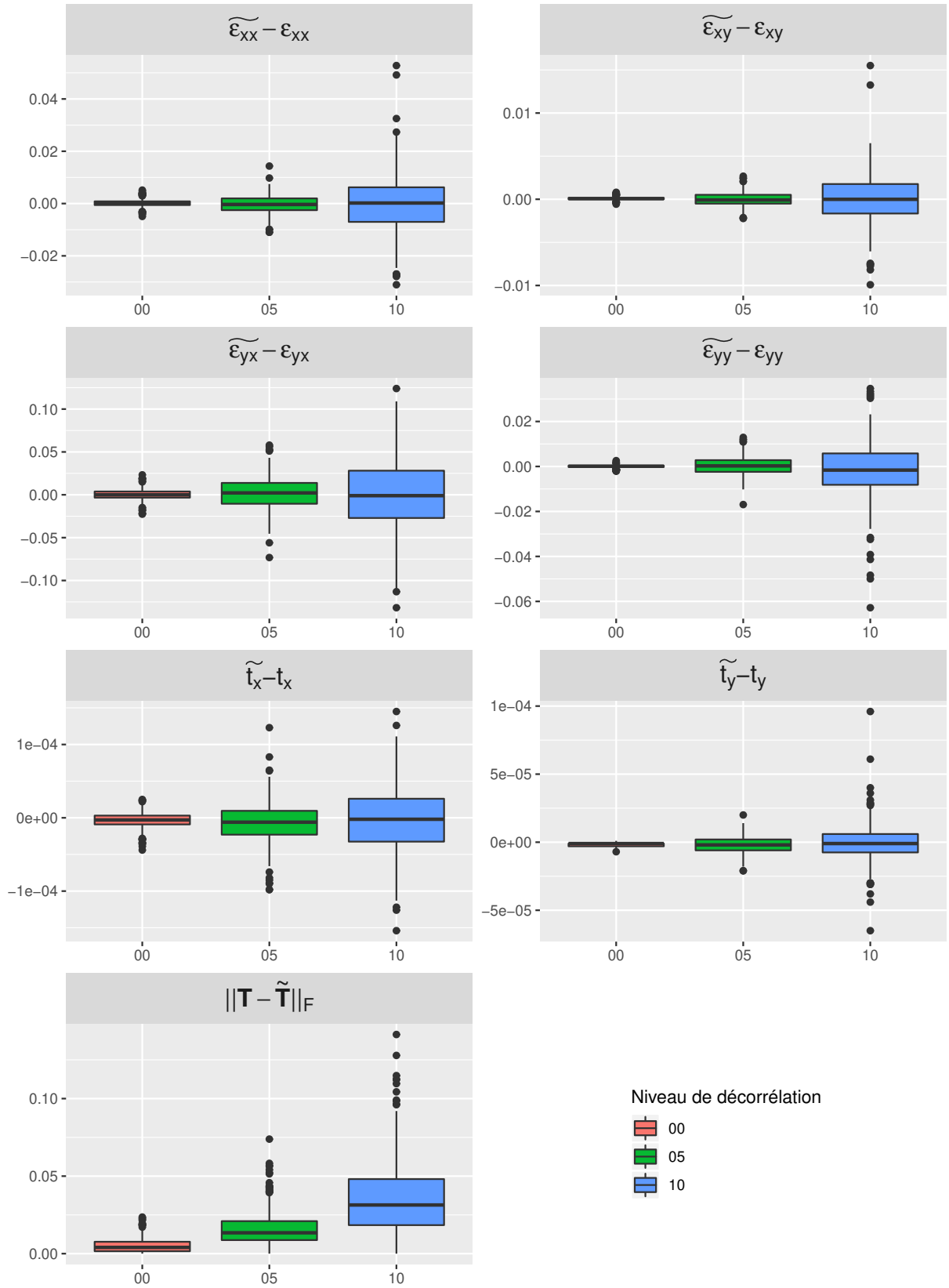


FIGURE 5.18 – Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction du niveau de décorrélation avec une image de qualité moyenne

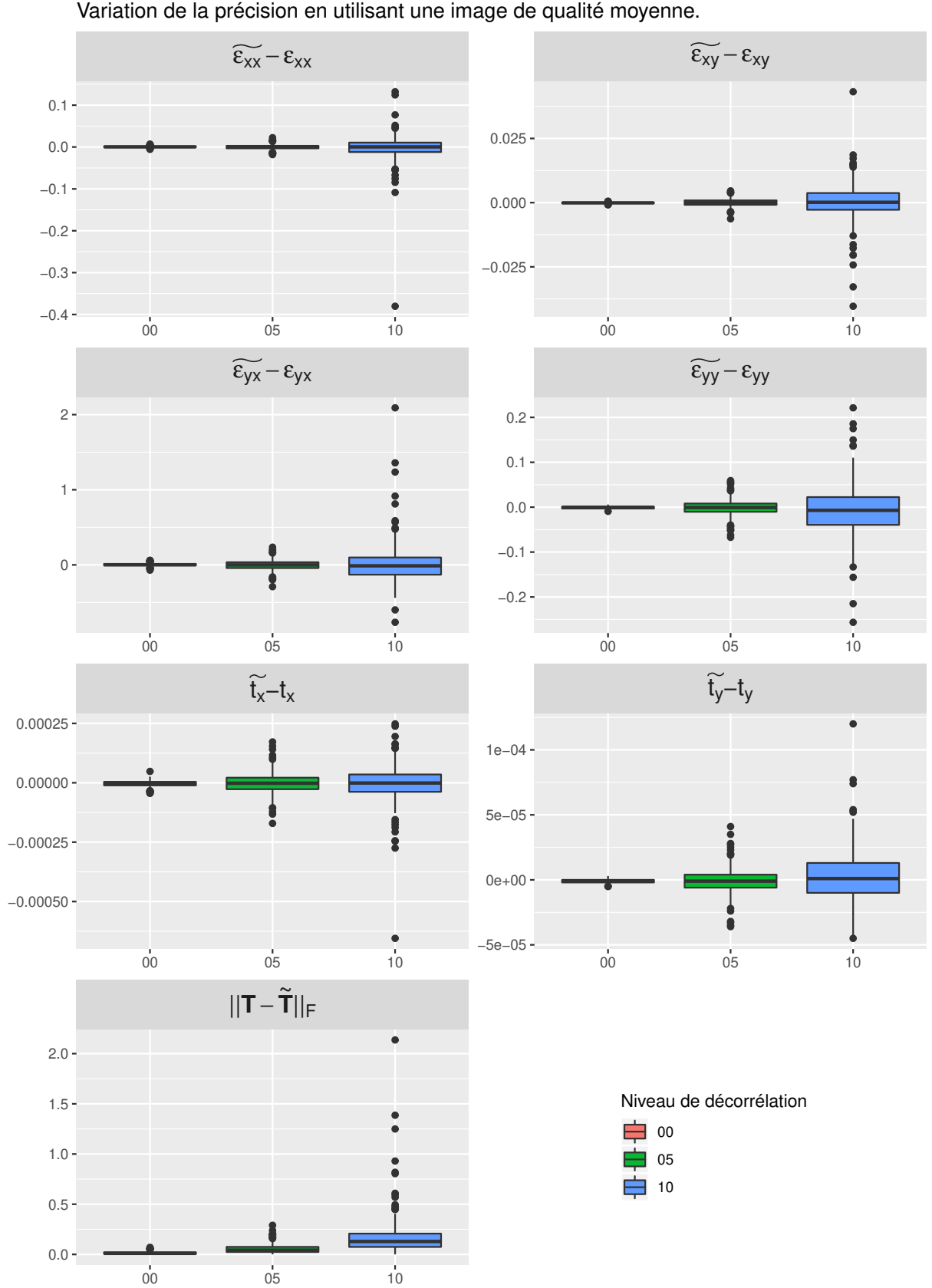


FIGURE 5.19 – Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction du niveau de décorrélation avec une image de qualité moyenne



5.5.2.2 Mouvements complexes

Les estimations étaient jusqu'à présent limitées à des séquences simulées pour lesquelles les différents paramètres de déformation prenaient des niveaux binaires. Dans cette partie, les estimations vont être réalisées sur des séquences simulant un mouvement complexe, pour lesquelles les paramètres de déformation parcourent toute une gamme de valeurs, comme présenté dans la partie 4. La figure 5.20 présente le résultat d'une simulation utilisant une

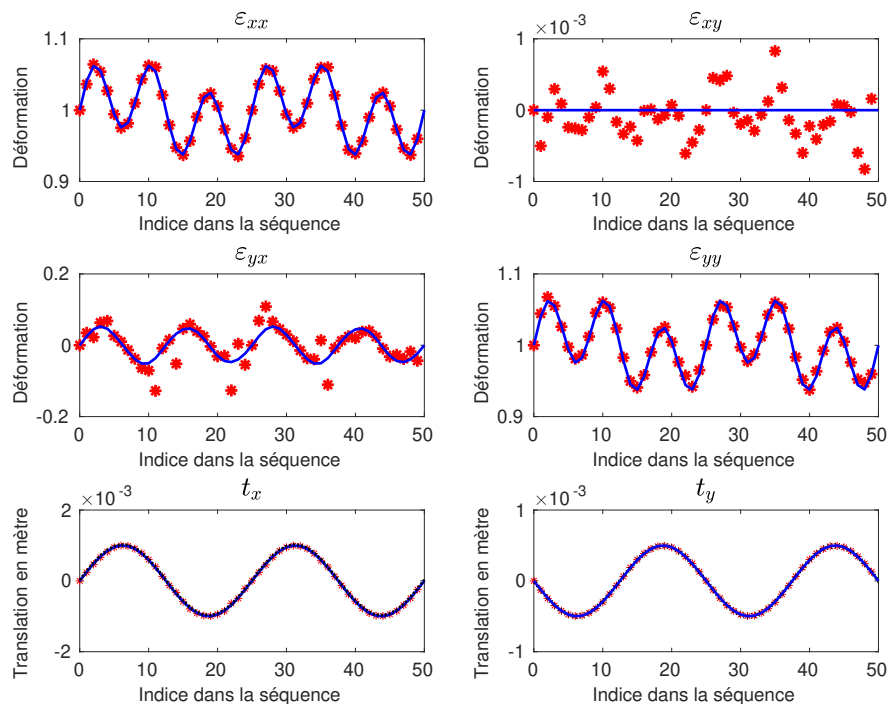


FIGURE 5.20 – Transformation estimée sur une séquence présentant un mouvement complexe

qualité d'image moyenne et un niveau de décorrélation de 5% avec un champ de diffuseurs soumis à des déformations suivant des motifs sinusoïdaux. Ces mouvements sont visibles sur les trois vidéos précédentes. On peut voir que, pour celles-ci, les estimations sont assez précises et qu'il y a assez peu d'endroits où celles-ci sont mal estimées. Les composantes de la matrice de déformation associée à cette transformation sont représentées dans la figure 5.21.

Sur ces deux figures, les composantes les moins bien estimées sont toujours les composantes ε_{xy} et ε_{yx} . Il en va de même pour les γ_{xy} et γ_{yx} qui sont les coefficients correspondant au cisaillements dans la matrice de déformation estimée à l'aide de la décomposition polaire.. Mais il reste appréciable de noter que les parties de translation et de changement de volume (compression/dilatation) sont restées assez bien estimées.

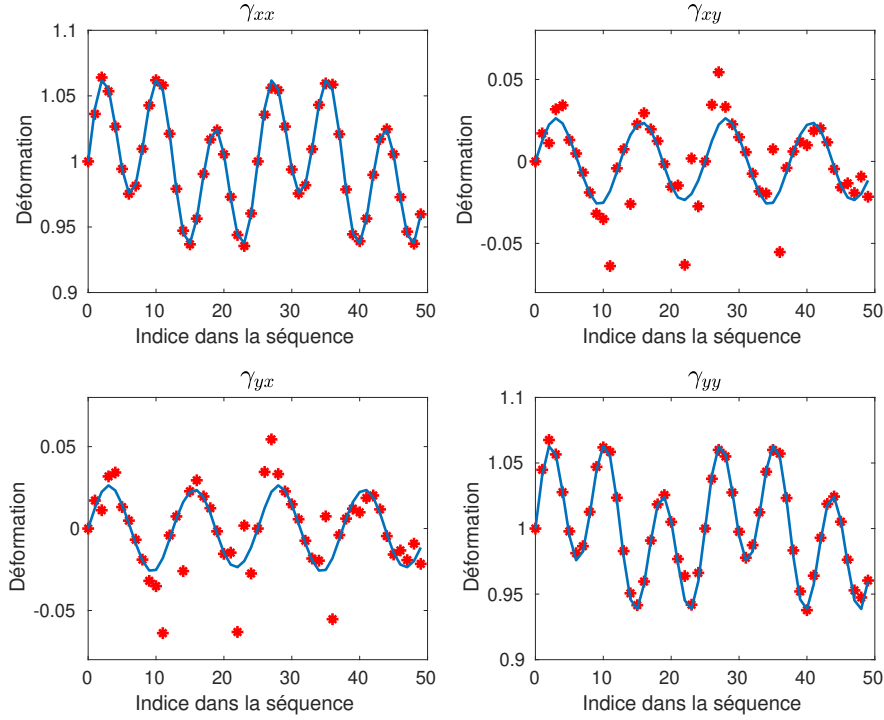


FIGURE 5.21 – Déformation estimée sur une séquence présentant un mouvement complexe

5.5.3 Conclusion de la validation sur simulation

Les deux précédentes parties ont permis de valider notre algorithme d'estimation des déformations dans des conditions connues. En effet, lorsque les décorrélations sont à des niveaux raisonnables et que les rotations sont faibles, alors nos algorithmes arrivent à estimer les mouvements des diffuseurs ultrasonores à partir des déplacements des motifs de speckle. Lors de l'estimation de la rotation, notre algorithme est mis en échec par les rotations de forte vitesse angulaire. Cependant, les limites sont atteintes pour des valeurs de rotation comparables à celles où le mouvement des motifs de speckle n'est plus corrélé avec le mouvement des diffuseurs. Ainsi notre algorithme atteint les limites des méthodes basées sur le mouvement des motifs de speckle. Néanmoins, nos méthodes permettent d'obtenir bien plus d'informations, il est possible d'adjoindre à chaque position de l'image un vecteur de déplacement comme cela a été fait pour la video www.creatis.insa-lyon.fr/qorchiThesis/RotatingDisk.html, il est également possible, grâce à la décomposition polaire, de retrouver les paramètres de changements de volumes (compressions/dilatations), ainsi que le cisaillement. Parmi ceux-ci, les changements de volumes γ_{xx} , γ_{yy} sont mieux estimés que le cisaillement γ_{yx} . À partir de ce constat, nos méthodes peuvent maintenant être testées sur des séquences réelles de façon à évaluer la possibilité d'estimer simultanément les différents paramètres d'intérêt.



5.6 Évaluation des performances de notre algorithme d'estimation des mouvements sur des séquences cliniques

Cette partie présentera des résultats préliminaires d'application de nos algorithmes sur des séquences issues de la pratique clinique.

Dans un premier temps nous étudierons la possibilité d'utiliser des références de trajectoire de points pour valider la capacité de nos algorithmes à fournir des déplacements cohérents. Pour cela, une méthode pour obtenir la trajectoire d'un point est nécessaire. Nous utilisons l'équation 5.4 qui permet de «suivre» un point tout au long de la séquence.

$$\mathbb{P}_{n+1} = \mathbb{P}_n \mathbf{T}_n \quad (5.4)$$

Le suivi n'est pas un suivi au sens des algorithmes d'appariements de bloc, mais un suivi considérant les déplacements de tous les points de la zone d'intérêt. Dans un second temps, nous étudierons la plausibilité des déformations estimées sur un ensemble très restreint de séquences. Et enfin une partie sera consacrée à la reproductibilité de nos estimations.

5.6.1 Comparaisons aux références

La validation complète des estimations sur séquence clinique n'est actuellement pas envisageable. En effet, il n'existe aucune référence indépendante des déformations prenant place durant un cycle cardiaque aux cadences d'acquisition que nous utilisons. De plus, créer une telle référence serait extrêmement fastidieux et irréalisable pour un expert en imagerie vasculaire. Suivre tous les motifs de speckle durant une séquence complète de façon à pouvoir estimer les déformations est irréalisable. De plus, ces valeurs resteraient des estimations et donc sensibles à la méthode utilisée pour déduire une transformation à partir des points suivis. Une autre limite est, comme nous allons le voir dans la partie 5.6.2, que le suivi de motif de speckle est loin d'être trivial même pour des personnes habituées aux images échographiques vasculaires.

Ces références de déformation ne sont pas disponibles, mais nous disposons de trajectoires saisies manuellement d'un motif de speckle visuellement saillant pour les images de la cohorte SARD. Sur ces mêmes séquences, nous allons estimer les transformations puis remonter aux trajectoires en utilisant l'équation 5.4. Cette façon de faire permet de valider la cohérence du déplacement estimé pour ce point par rapport aux trajectoires tracées manuellement. Cependant cette méthode est entachée d'erreurs inhérentes à l'accumulation des transformations. Nous allons utiliser cette approche pour faire une évaluation partielle de



notre méthode d'estimation de mouvements.

5.6.2 Variabilité des références

Pour chaque séquence de la cohorte SARD, des références ont été tracées. Pour celles-ci, trois personnes, O_1 , O_2 , O_3 ont effectué le suivi d'un même motif de speckle. O_1 a effectué ce suivi à deux reprises O_{1A} et O_{1B} de façon à évaluer la variabilité intra observateur. Le tableau 5.6 présente les comparaisons entre chacune des références tracées. La première ligne correspond à la variabilité intra-observateur et les autres correspondent aux variabilités inter-observateur.

	Moyenne (m)	Écart type (m)
$\ \mathbf{O}_{1A} - \mathbf{O}_{1B}\ _2$	7.4×10^{-5}	1.3×10^{-4}
$\ \mathbf{O}_{1A} - \mathbf{O}_2\ _2$	1.2×10^{-4}	1.9×10^{-4}
$\ \mathbf{O}_{1A} - \mathbf{O}_3\ _2$	1.1×10^{-4}	1.8×10^{-4}
$\ \mathbf{O}_3 - \mathbf{O}_2\ _2$	1.0×10^{-4}	1.2×10^{-4}

TABLE 5.6 – Variabilité des références

Lorsque l'on compare toutes les images constituant la cohorte SARD simultanément, la variabilité intra-observateur est bien plus faible que la variabilité inter-observateur et ces deux variabilités restent assez contenues. Cependant, il existe certaines séquences où les références ne sont absolument pas concordantes. La figure 5.22a présente les positions longitudinales de toutes les références dans une séquence de la cohorte SARD. Sur cette figure il est flagrant que O_{1A} n'est pas concordant avec les autres références alors que le mouvement radial est concordant sur la figure 5.22b. Ces cas montrent la difficulté à suivre un motif de speckle de façon cohérente tout au long d'une séquence ultrasonore.

Les variabilités des références sont assez importantes. Cependant, en gardant à l'esprit les limites des références, il est possible d'utiliser celles-ci pour les comparer avec les trajectoires reconstruites à l'aide de notre algorithme d'estimation des déformations pariétales.

5.6.2.1 Concordances des références et comparaisons à celles-ci

Plusieurs cas de figure se présentent, les références peuvent être concordantes ou non, et la cohérence des estimations avec les références peut être bonne ou non. Nous n'avons pas utilisé de cas où les références étaient totalement discordantes entre elles, car il aurait été impossible d'évaluer nos algorithmes dans ce cas.

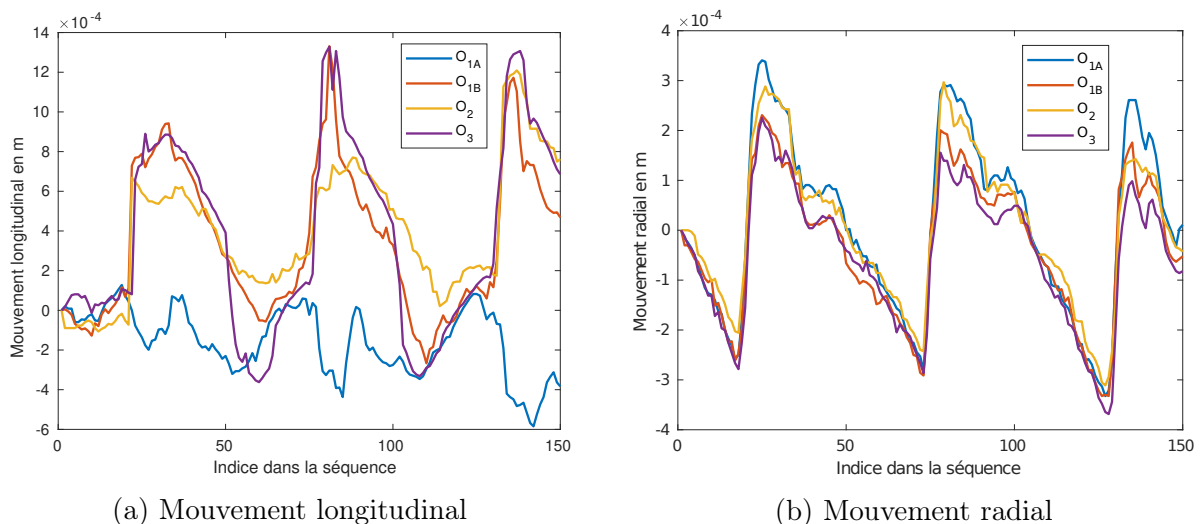


FIGURE 5.22 – Références présentant une grande variabilité intra-observateur, établie sur une séquence de la cohorte SARD

Les comparaisons dans cette partie seront présentées à titre indicatif, en effet notre algorithme n'a pas la prétention d'atteindre les mêmes niveaux de détail que les références ou les méthodes de suivi de motifs, car celui-ci a été fait de façon à réduire la dépendance aux points suivis.

Les figures 5.23, 5.24, 5.25 et 5.26 présentent des cas où les références sont plutôt concordantes. Les figures 5.28 et 5.29 présentent des cas où les références sont moins concordantes.

Il est intéressant de remarquer que sur la figure 5.26, les estimations ne sont pas forcément cohérentes avec le mouvement estimé par les observateurs, mais celui-ci reste parfaitement périodique et a des amplitudes cohérentes avec les références. Le même constat est faisable avec la figure 5.29 où les références sont particulièrement bruitées alors que les estimations sont plus lisses tout en gardant le principal motif périodique.

Ces comparaisons avec les mouvements de point suivi sur des séquences réelles permettent d'affirmer que les estimations de mouvement que nous pouvons faire sont cohérentes avec le mouvement observé par des observateurs dans la plupart des cas, cependant le fait que nous utilisions toute une zone pour cela conduit à un lissage des trajectoires et également une sensibilité moindre à la dérive des motifs de speckle.

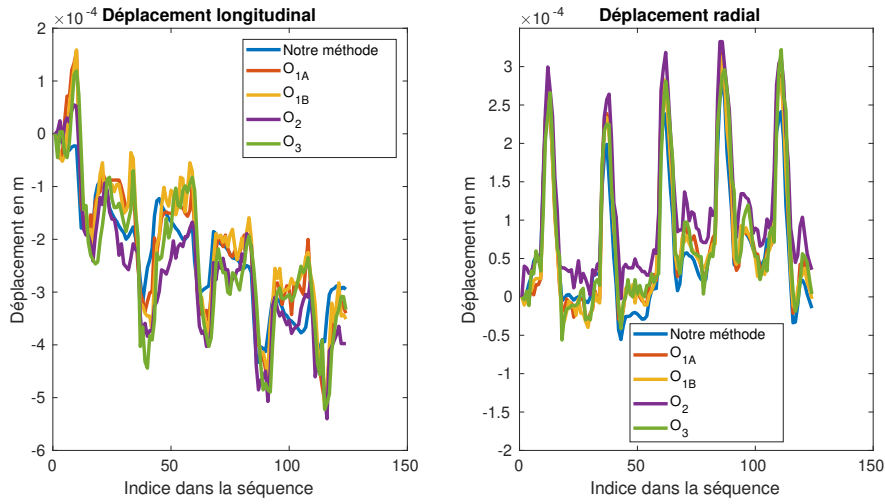


FIGURE 5.23 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont également concordants, la figure de gauche représentant le mouvement longitudinal plus complexe à estimer et sera donc celle que l’on observera plus en détail.

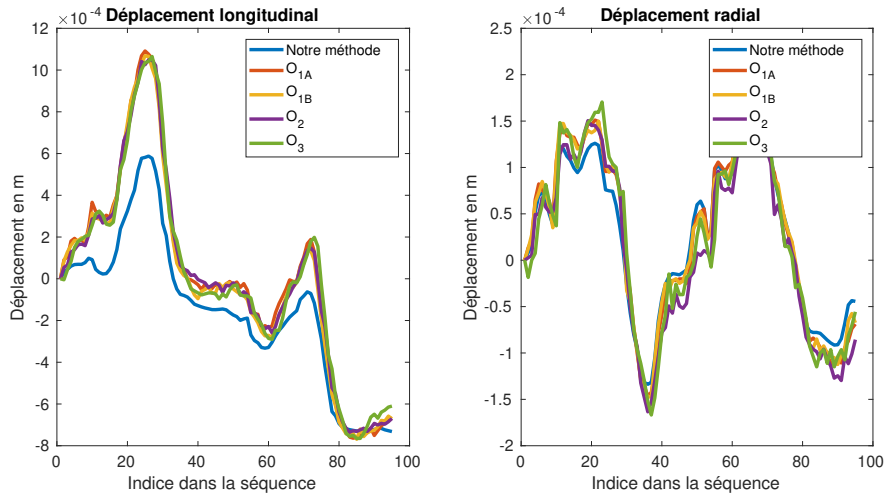


FIGURE 5.24 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont plutôt concordants

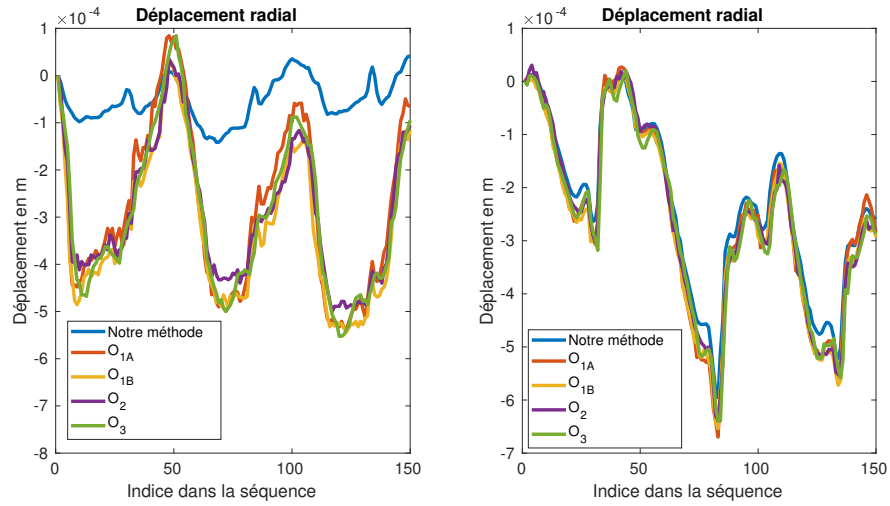


FIGURE 5.25 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont peu concordants

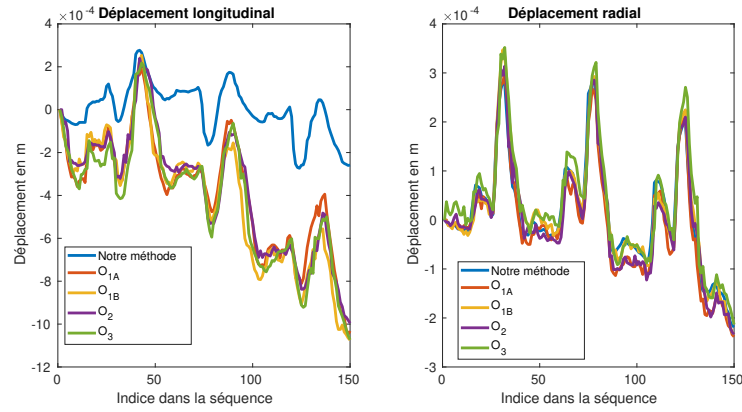


FIGURE 5.26 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont concordantes et où les déplacements estimés sont peu concordants, mais plus lisses

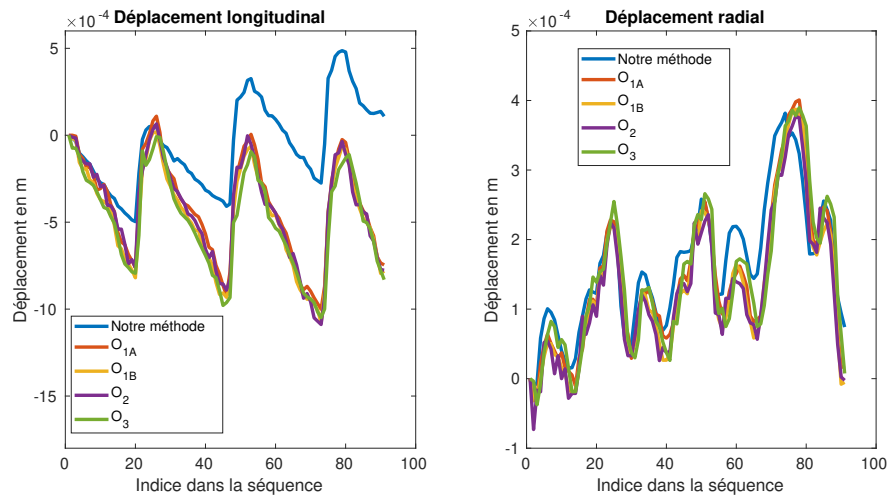


FIGURE 5.27 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont assez concordantes et où les déplacements estimés sont peu concordants, mais plus lisses

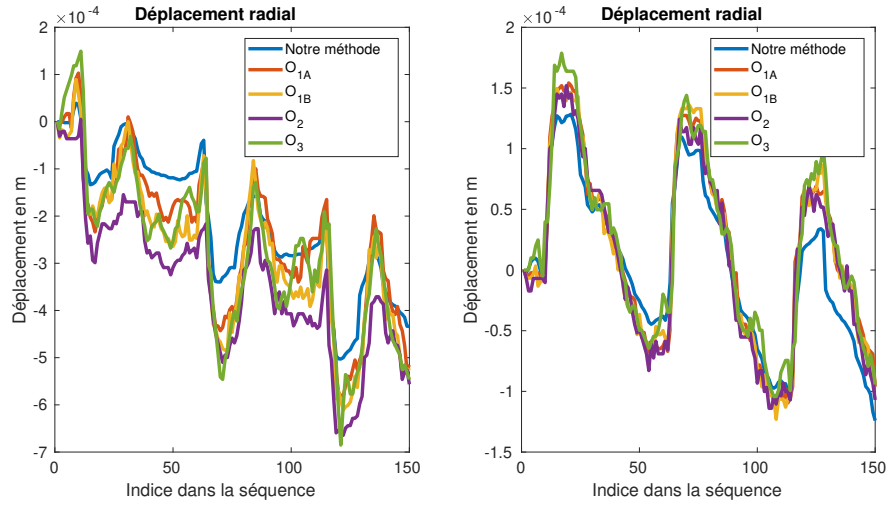


FIGURE 5.28 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont moyennement concordantes et où les déplacements estimés sont concordants avec les références

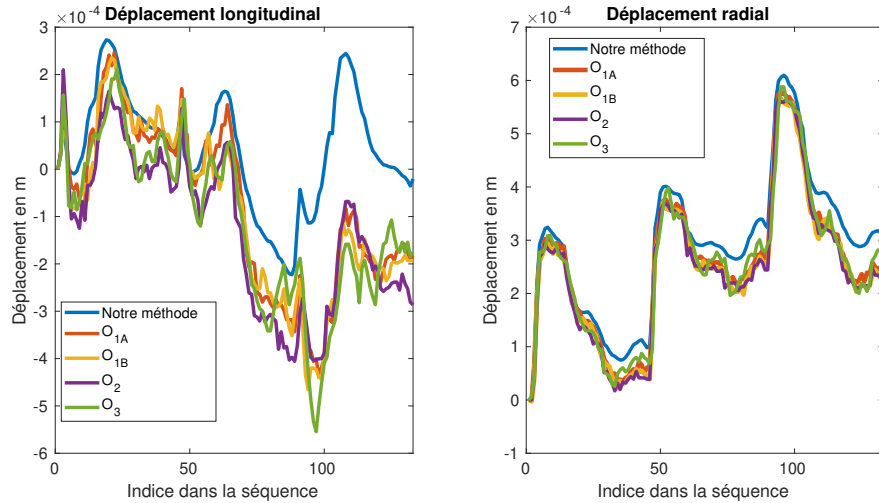


FIGURE 5.29 – Exemple d’une séquence où toutes les références sont moins concordantes et où les déplacements estimés sont discordants avec les références



5.6.2.2 Évaluation de la qualité des déformations estimées

La figure 5.30 présente les résultats obtenus sur une séquence de la cohorte SARD chez un sujet à risque. Cette figure servira d'exemple pour l'explication des figures. Sur celle-ci, 5.30a présente les transformations brutes estimées, toutes les composantes de la transformation présentent une périodicité nette.

La matrice de déformation présentée dans la figure 5.30b correspond à la partie non rigide de la transformation estimée. Celle-ci est estimée à l'aide de la décomposition polaire des matrices de transformation affichées dans la figure 5.30a. Sur celle-ci, une périodicité nette est présente sur la composante γ_{xx} – qui correspond à la compression longitudinale –, sur les deux autres composantes – γ_{yy} représentant la compression radiale, et $\gamma_{xy} = \gamma_{yx}$ qui représente le cisaillement – la périodicité est moins nette, mais reste assez marquée pour être discernable.

Soit Φ le tenseur de déformation issu de la décomposition polaire. On peut exprimer celui-ci comme :

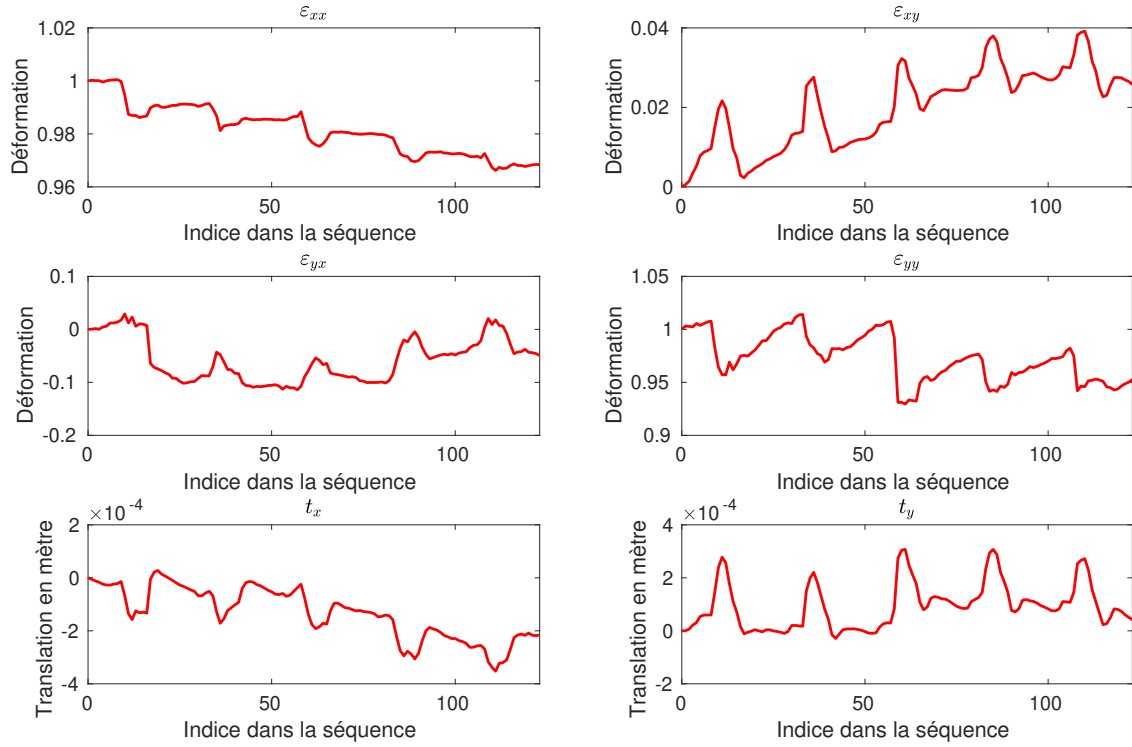
$$\Phi = \Sigma + \Gamma \quad (5.5)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \gamma_{xx} & 0 \\ 0 & \gamma_{yy} \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

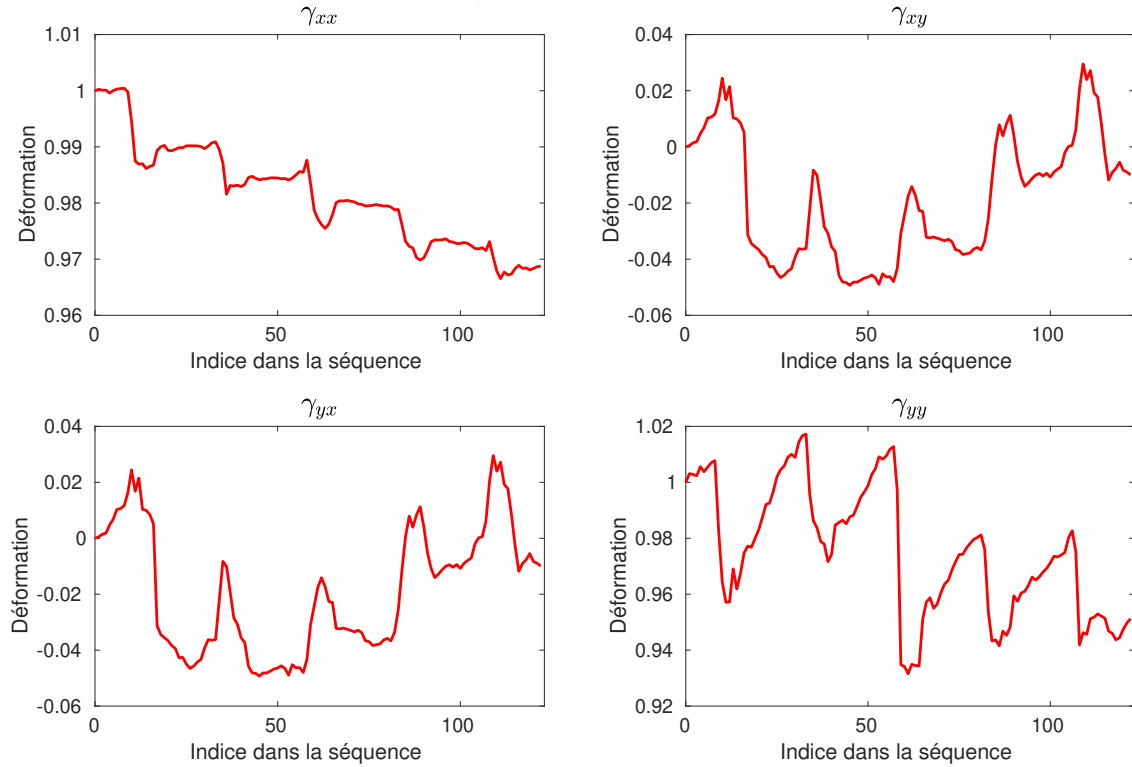
$$\Gamma = \begin{bmatrix} 0 & \gamma_{xy} \\ \gamma_{xy} & 0 \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

La matrice Σ correspond aux élongations dans les axes de l'artère, et la matrice Γ correspond à une représentation sous forme de cisaillement pur (sans la pseudo rotation induite par un cisaillement non symétrique) des cisaillements. Pour retrouver un cisaillement simple, dans la direction longitudinale, comme celui que l'on a utilisé pour les simulations, il faut adjoindre la rotation qui aurait été générée par un cisaillement simple. Vu que nous avons choisi d'exprimer nos coordonnées en vecteur ligne, il faut utiliser l'équation 5.8. Cette façon de procéder est justifiée dans THIEL et al. 2019.

$$\Gamma_s = \begin{bmatrix} 0 & \gamma_{xy} \\ \gamma_{xy} & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\gamma_{xy} \\ \gamma_{xy} & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2\gamma_{xy} & 1 \end{bmatrix} \quad (5.8)$$



(a) Transformation



(b) Déformation estimée à l'aide d'une décomposition polaire

FIGURE 5.30 – Estimation sur une séquence réelle. (a) transformation estimée, (b) déformation estimée. Ces estimations sont faites en utilisant la profondeur complète de l'artère de qualité moyenne présentée dans la figure 5.13c.

En nous inspirant des autres équipes ayant travaillé sur le sujet, nous retrouvons le



cisaillement comme $\tan^{-1}(\gamma_{xy})$. Le cisaillement obtenu sur cette séquence est présenté dans la figure 5.31.

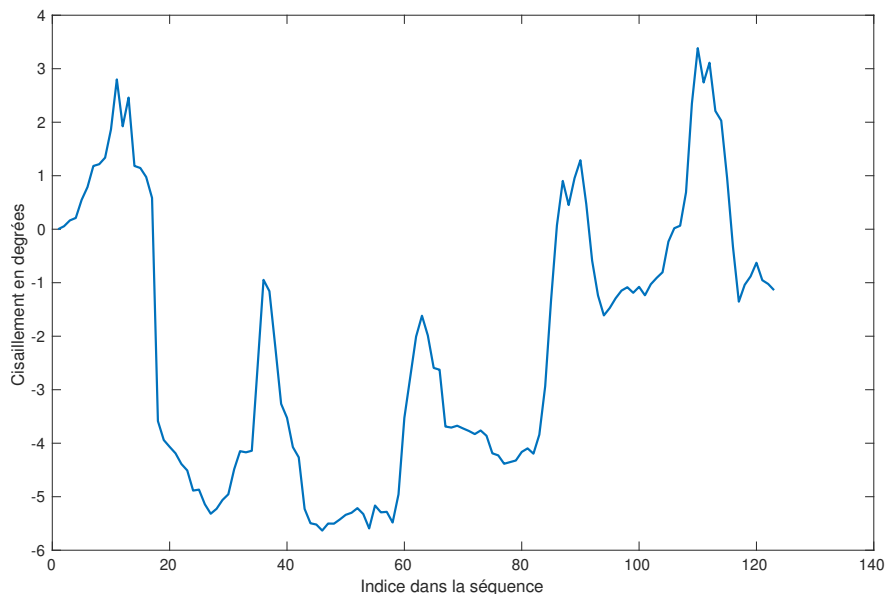


FIGURE 5.31 – Cisaillement simple extrait d’une séquence de qualité moyenne

Les cisaillements sont du même ordre de grandeur que ce qui a pu être rapporté dans la littérature pour des sujets à risque, comme c’est le cas pour la séquence étudiée.

Les transformations affichées dans la figure 5.30a correspondent à la composition de toutes les transformations unitaires précédentes. Ceci les rend, comme pressenti, sensibles au cumul des erreurs. Ainsi, dans les séquences réelles, les mesures sont constamment sujettes au problème des cumuls d’erreur qui, combiné au caractère stochastique de MSAC, complexifie l’évaluation quantitative des résultats sur séquence réelle. De plus, comme vu précédemment, ces références sont également sujettes à de fortes variations. Aussi, à la variabilité des références il faut ajouter le cumul des erreurs possibles lorsque l’on utilise la méthode d’estimation des transformations comme décrite dans le chapitre 3.

Nous allons nous concentrer sur deux points particulièrement importants qui sont la périodicité des paramètres estimés, et la stabilité des estimations.

5.6.2.2.1 Périodicité des estimations Dans cette partie, la périodicité des composantes estimées, sera le paramètre d’intérêt principal.

Les figures 5.32 5.33 5.34 5.35 5.36 5.37 correspondent à des estimations faites sur des séquences cliniques de la cohorte SARD sur trois qualités d’images différentes, avec des profondeurs d’évaluation différentes résumées dans le tableau 5.7.

En règle générale, les estimations, lorsqu’elles sont limitées à l’intima media, sont moins

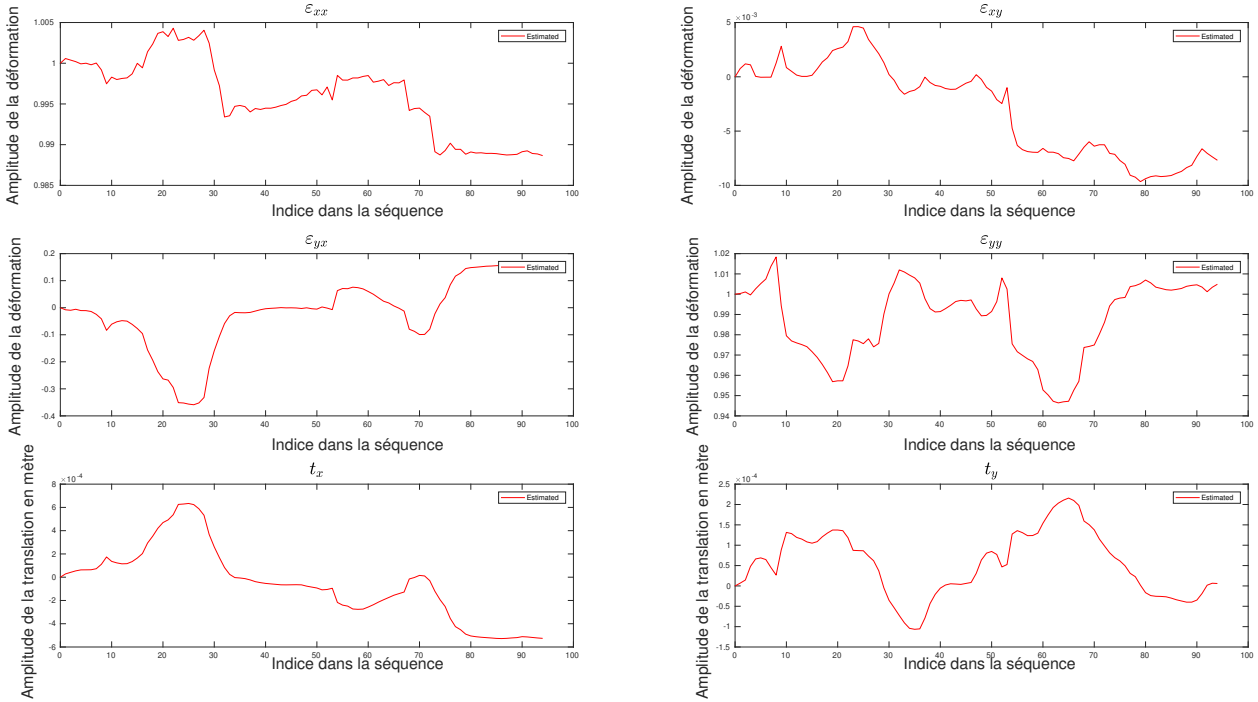


FIGURE 5.32 – Résultat de l'estimation utilisant toute l'artère sur une séquence réelle de bonne qualité .

	Profondeur d'évaluation	
	intima media	artère complete
Qualité de l'image	Bonne	figure 5.33
	Moyenne	figure 5.35
	Moins bonne	figure 5.37
		figure 5.36

TABLE 5.7 – Tableau permettant de lier les numéros des différentes figures avec la qualité des images et la profondeur d'évaluation

lisses, et leur caractère périodique est de ce fait moins marqué que lorsque toute la profondeur de la paroi artérielle est utilisée.

Il est utile de noter que les ordres de grandeur des paramètres de déformation estimés sont concordants avec ceux rapportés dans la littérature. Cependant, n'ayant pas accès aux méthodes décrites dans la littérature pour l'estimation de ces paramètres, la comparaison ne peut être faite que sur les ordres de grandeur. De plus, la plupart des méthodes de la littérature présentent les valeurs extrêmes et non pas l'évolution au cours du cycle cardiaque. La comparaison ne pourra donc être faite qu'à ces moments précis du cycle cardiaque et non pas sur l'évolution durant le cycle cardiaque.

Une des limites de notre méthode est cependant l'effet de dérive due au caractère cumulatif des estimations. Il pourrait être intéressant pour parer à cela, de faire des remises à zéro entre chaque cycle cardiaque de façon à limiter l'accumulation de l'incertitude. L'incertitude de nos mesures fera l'objet d'une étude plus approfondie dans le paragraphe suivant.

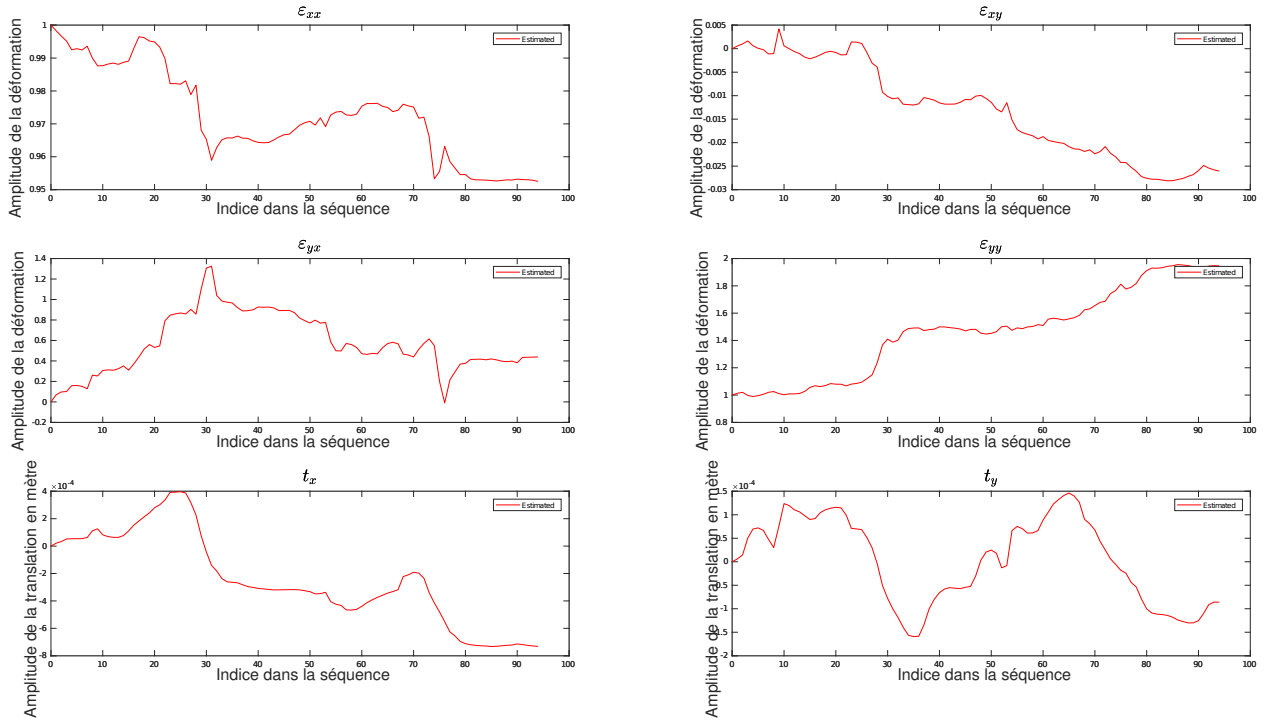


FIGURE 5.33 – Résultat de l'estimation limité à l'intima media sur une séquence réelle de bonne qualité.

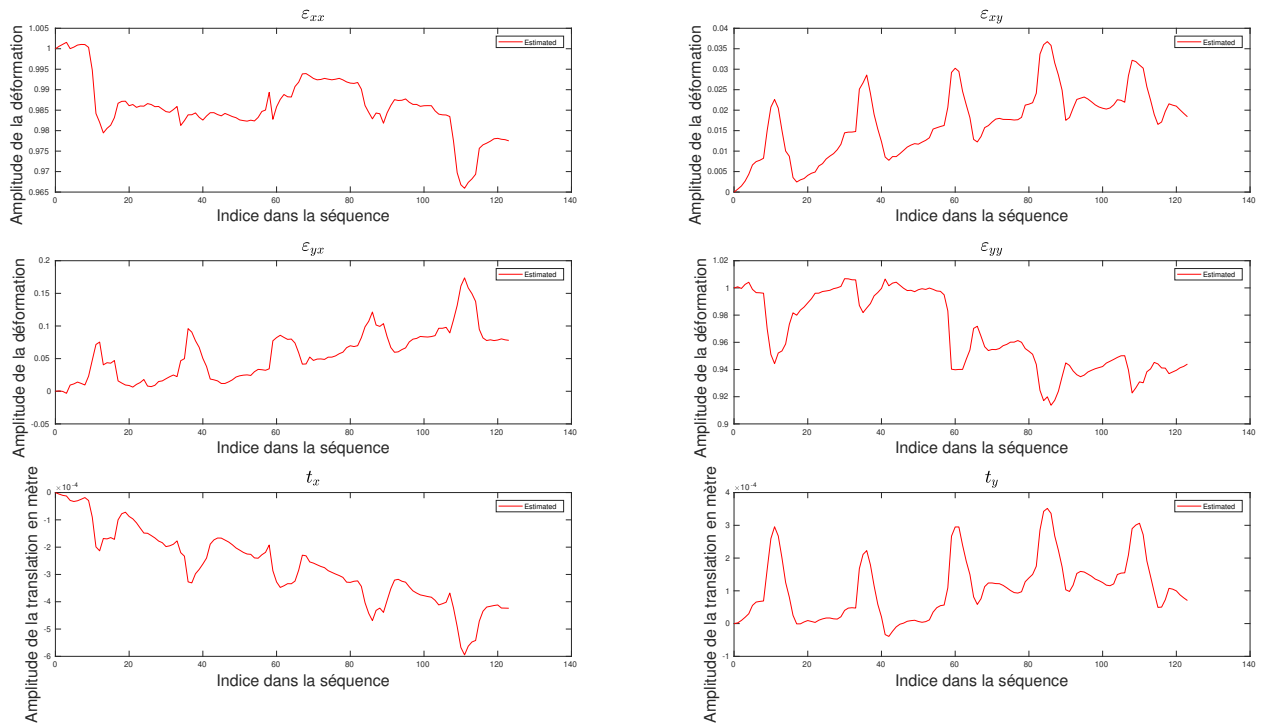


FIGURE 5.34 – Résultat de l'estimation utilisant toute l'artère sur une séquence réelle de qualité moyenne.

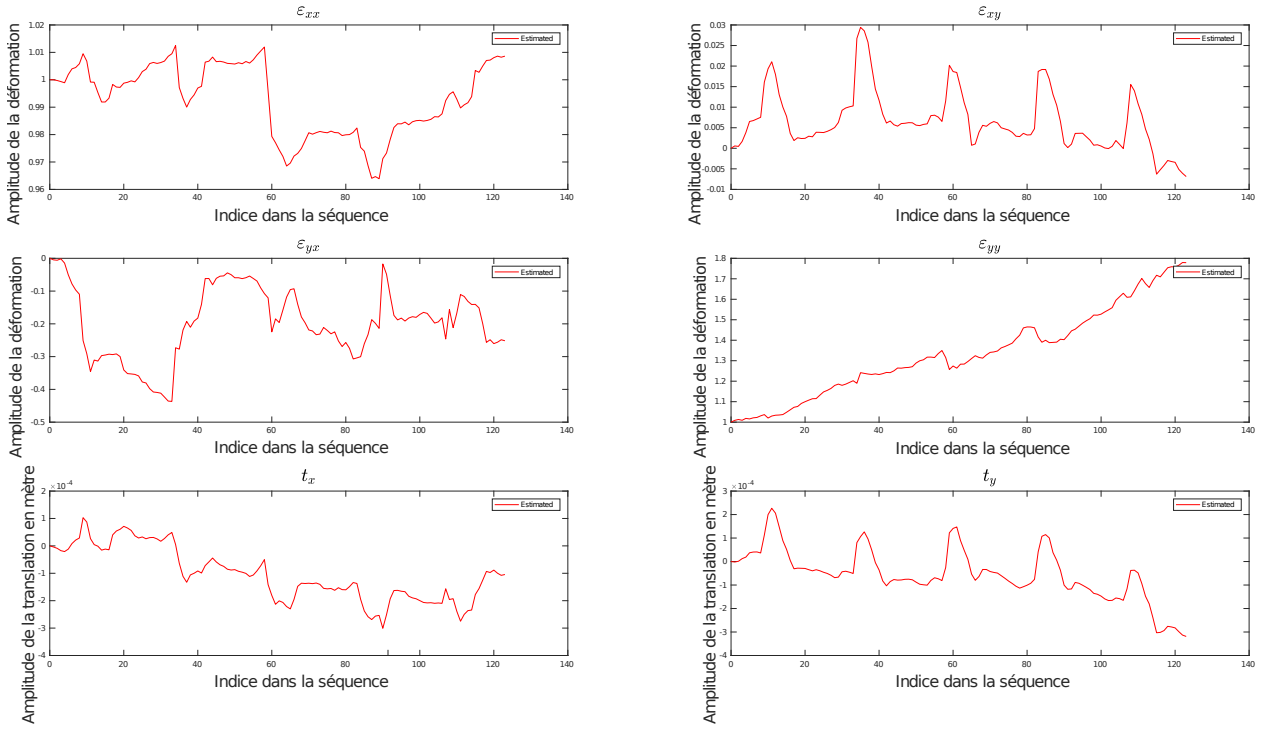


FIGURE 5.35 – Résultat de l'estimation limité à l'intima media sur une séquence réelle de qualité moyenne.

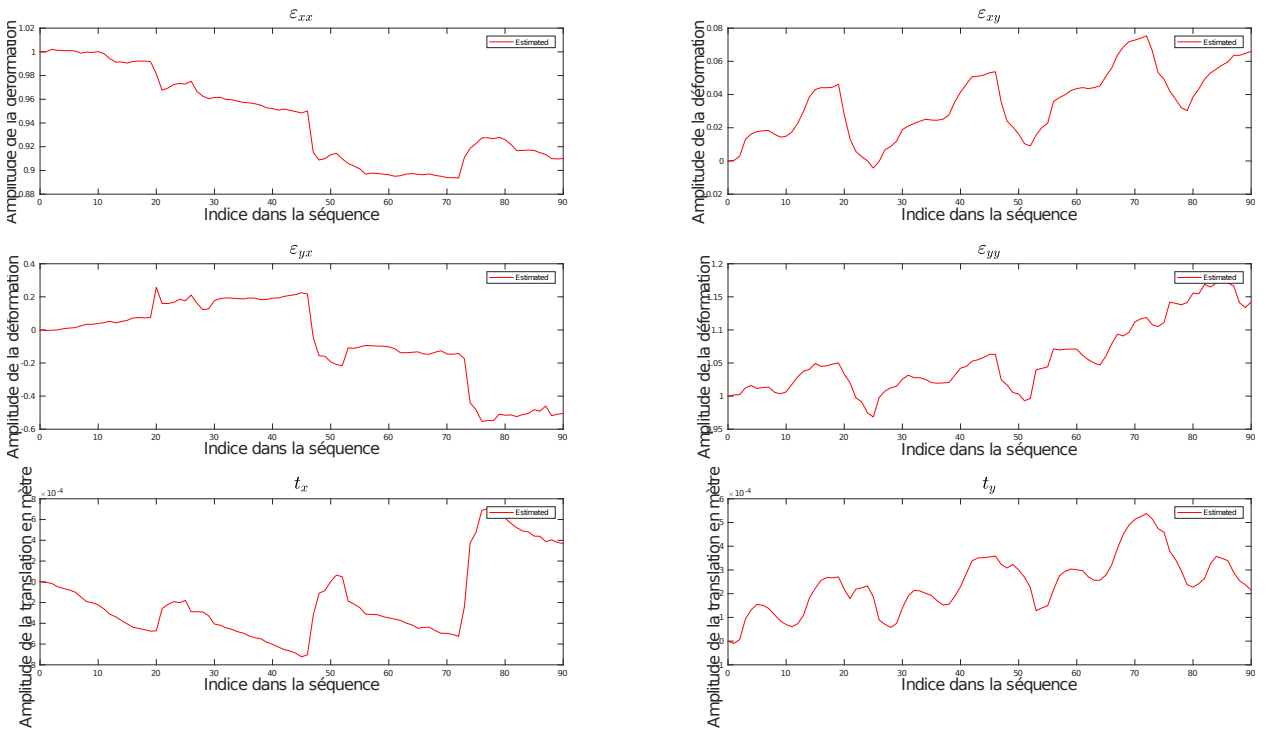


FIGURE 5.36 – Résultat de l'estimation utilisant toute l'artère sur une séquence réelle de moins bonne qualité.

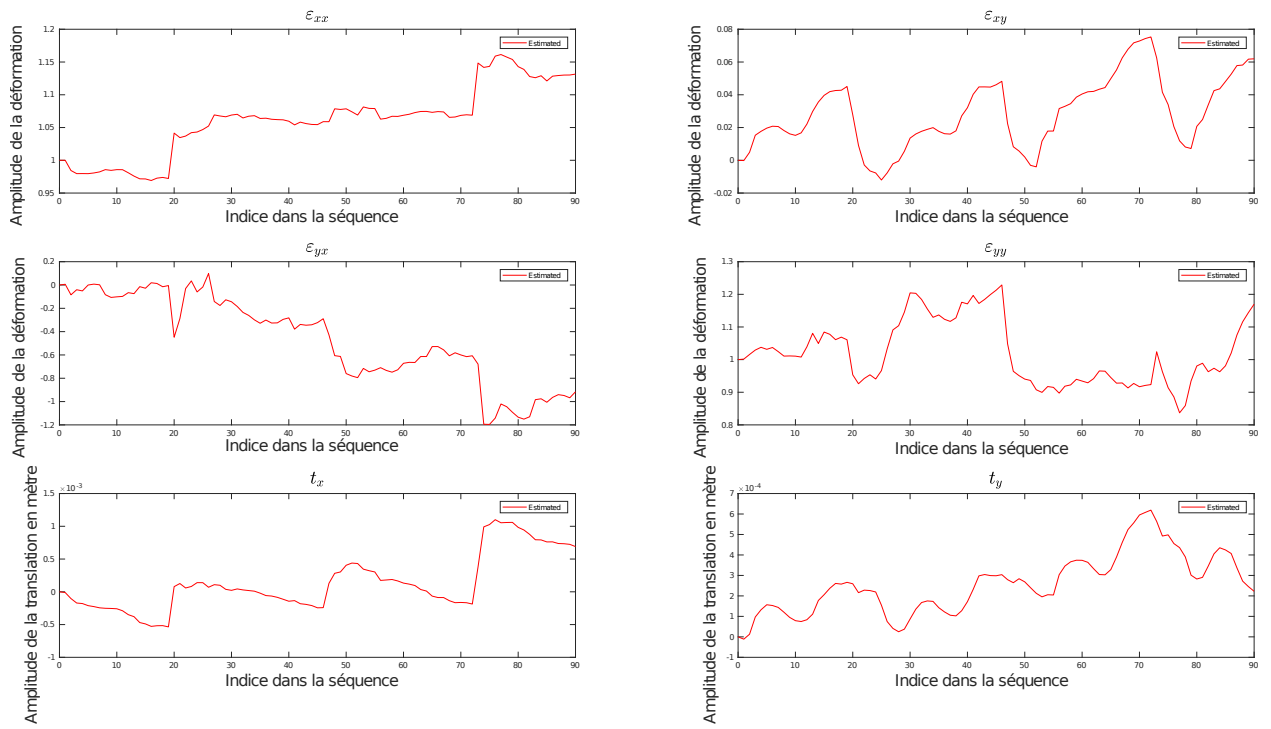


FIGURE 5.37 – Résultat de l'estimation limité à l'intima media sur une séquence réelle de moins bonne qualité.

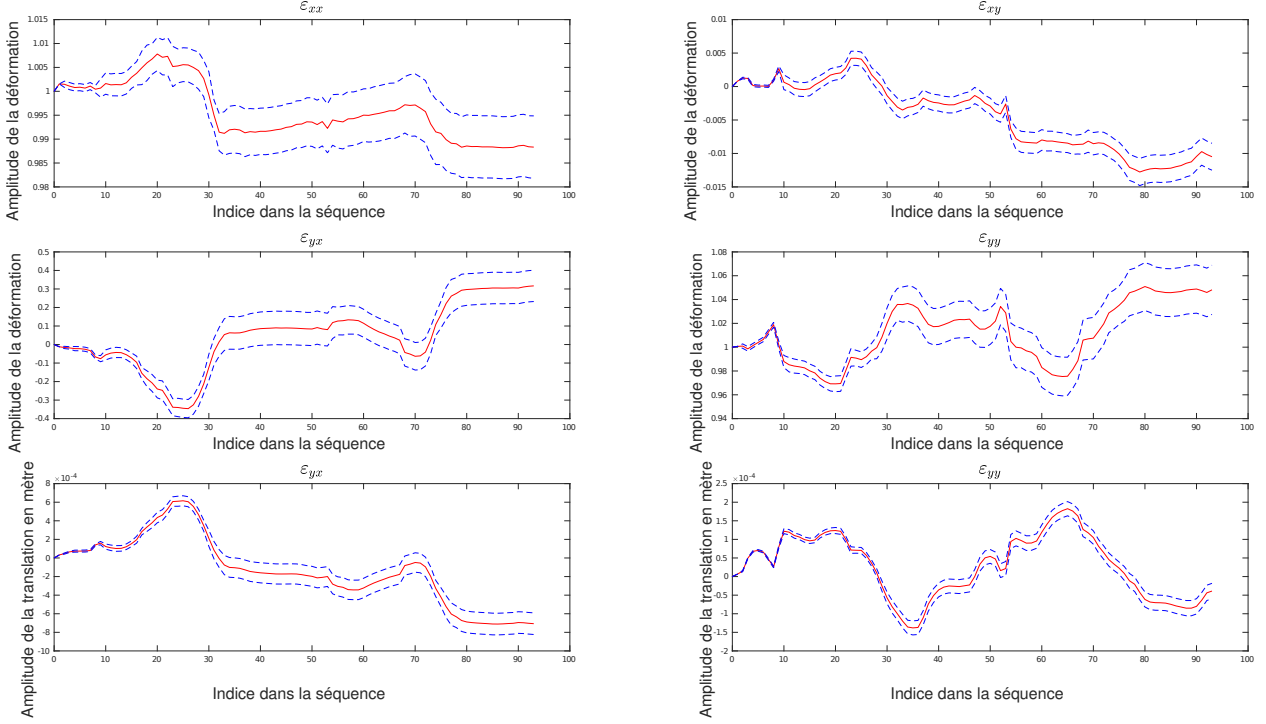


FIGURE 5.38 – Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de bonne qualité

5.6.2.2.2 Stabilité des estimations En raison du caractère stochastique de Msac, nous avons voulu tester la stabilité des estimations en utilisant dix fois l'estimation de la transformation à l'aide de Msac. Le tableau 5.8 permet de lier les les numéros des différentes figures avec la qualité des images et la profondeur d'évaluation. Les estimations sont rassemblées par ligne en fonction de la qualité d'image utilisée et par colonne en fonction de la profondeur de la paroi artérielle incluse dans l'étape d'évaluation de la transformation.

Comme attendu, les variations les plus importantes sont présentes lorsque l'algorithme est limité à l'intima media, du fait du plus faible nombre de points utilisé et de la finesse de la zone complexifiant l'étude des compressions. Notons que les valeurs d'épaisseur de l'intima media vont de 0.4 mm à 1.5 mm, ce qui, pour une résolution de 34 $\mu\text{m}/\text{pixel}$ comme dans SARD, correspond à entre 12 et 44 pixels pour toute l'épaisseur du complexe intima media (et encore moins pour les autres cohortes). La valeur moyenne prise par toutes les valeurs de la matrice de transformation est remarquablement régulière, indiquant qu'il pourrait

		Profondeur d'évaluation	
		intima media	artère complete
Qualité de l'image	Bonne	Figure 5.39	Figure 5.38
	Moyenne	Figure 5.41	Figure 5.40
	Moins bonne	Figure 5.43	Figure 5.42

TABLE 5.8 – Tableau permettant de lier les numéros des différentes figures évaluant la variabilité des estimations, avec la qualité des images et la profondeur d'évaluation

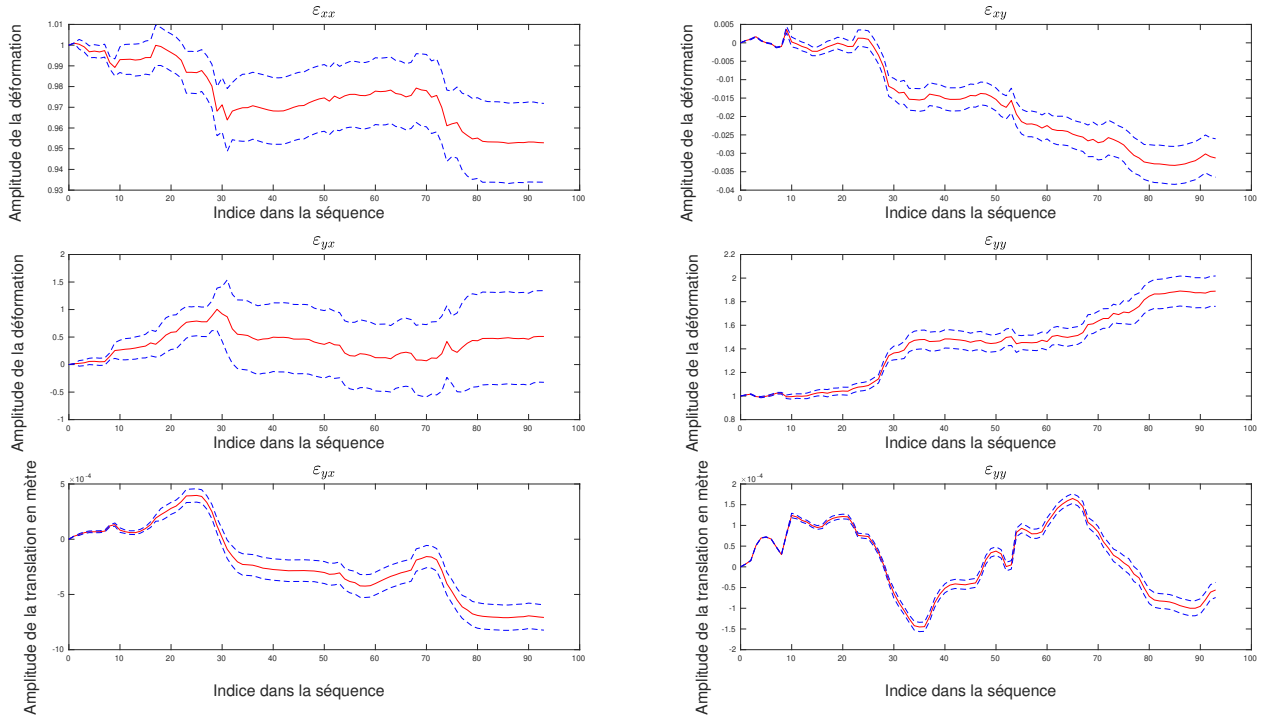


FIGURE 5.39 – Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de bonne qualité en limitant l'estimation à l'intima media

être nécessaire de répéter les mesures de façon à mitiger le caractère stochastique de notre algorithme.

La confiance désirée est un des paramètres de l'algorithme MSAC. Il serait possible d'augmenter la confiance désirée pour réduire la variabilité de façon à ne pas avoir à répéter les estimations. Cependant, le temps de calcul augmenterait et il existe des cas où un niveau de confiance élevée n'est pas atteignable à cause de la qualité des appariements fournis en entrée. Ceci pourrait notamment arriver dans le cas où deux transformations auraient un score proche et où l'algorithme pourrait ne pas arriver à choisir.

Ainsi ces différents tests sur images cliniques nous permettent de constater que notre algorithme donne des résultats cohérents avec les références lorsque nous en avons et permet d'extraire des paramètres de déformation périodique. Il n'est cependant pas utilisable dans le cas d'artère courbe et il est moins précis que les algorithmes de suivi de motif de speckle de par sa conception.

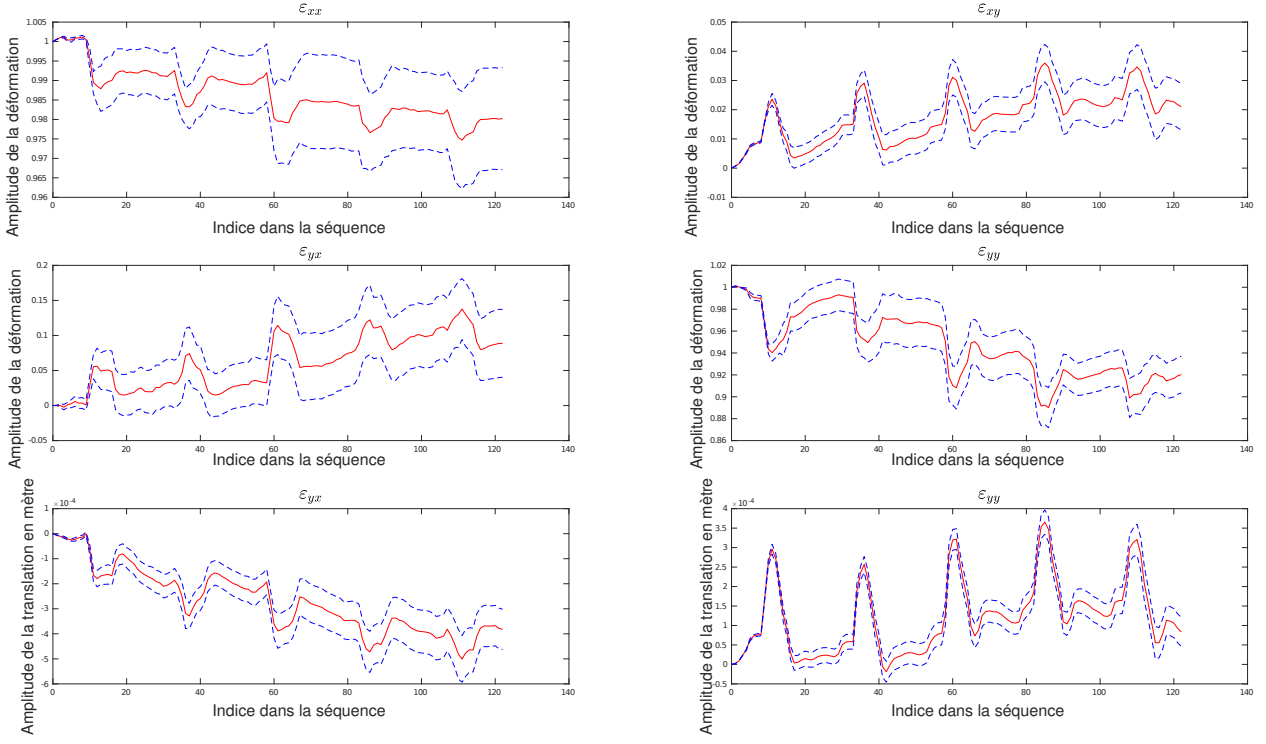


FIGURE 5.40 – Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de qualité moyenne

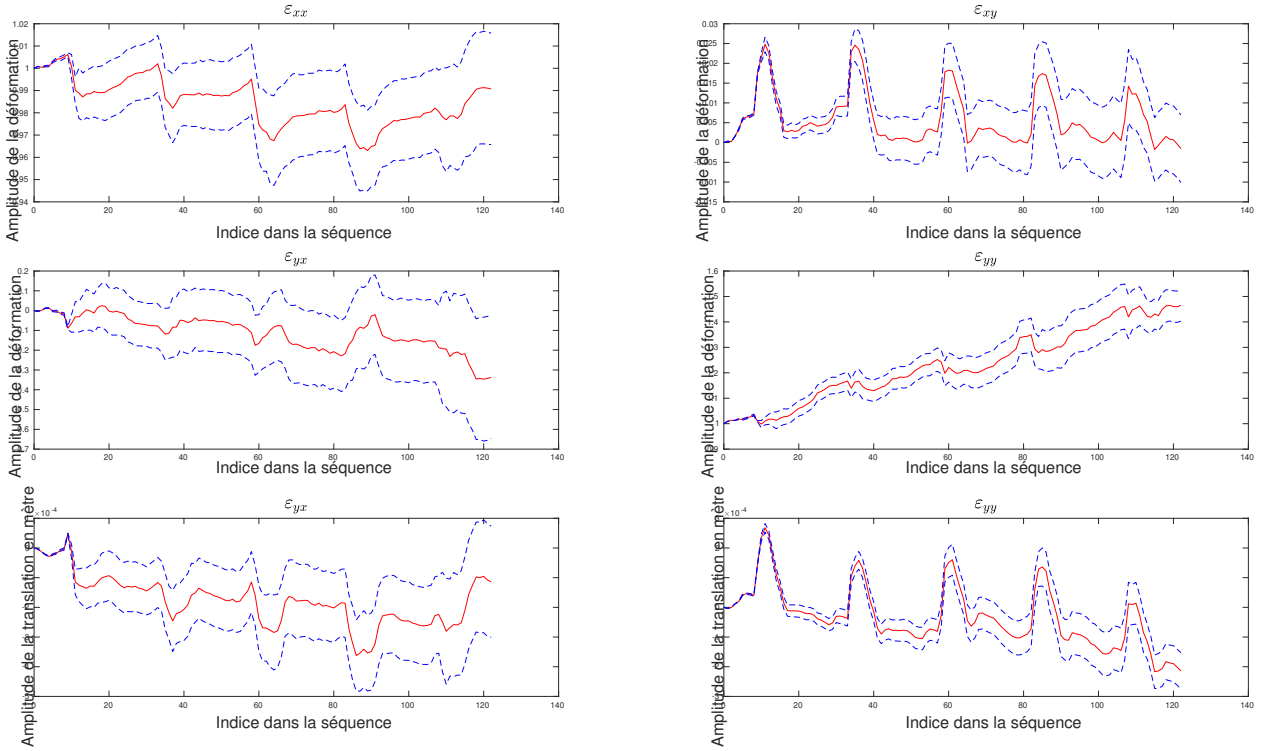


FIGURE 5.41 – Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de qualité moyenne en limitant l'estimation à l'intima media

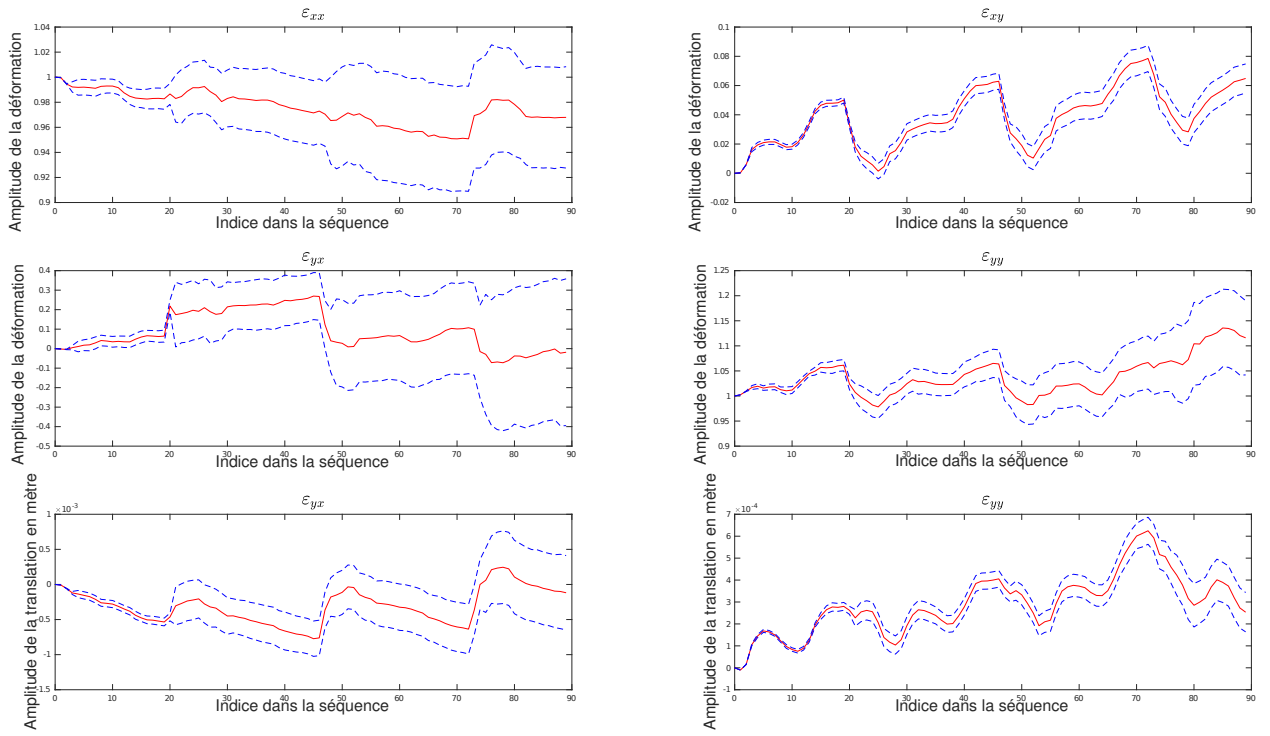


FIGURE 5.42 – Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de moins bonne qualité

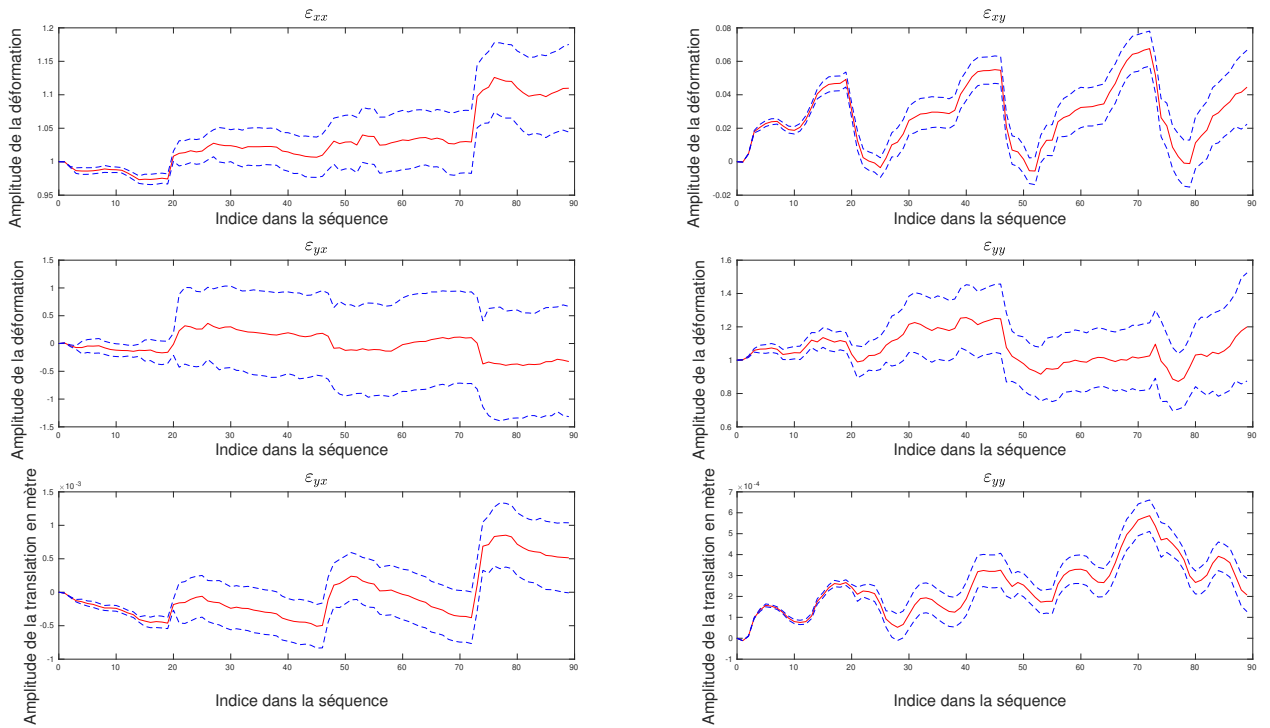


FIGURE 5.43 – Évaluation de la stabilité des estimations sur une séquence de moins bonne qualité en limitant l'estimation à l'intima media



Références

- ALCANTARILLA, P. F., A. BARTOLI et A. J. DAVISON (2012). “KAZE Features”. In : *Computer Vision – ECCV 2012*. Sous la dir. d’A. FITZGIBBON, S. LAZEBNIK, P. PERONA et al. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 214-227 (cf. p. 124).
- CHANDRASEKHARAIAH, D. et L. DEBNATH (1994). “CHAPTER 5 - DEFORMATION”. In : *Continuum Mechanics*. Sous la dir. de D. CHANDRASEKHARAIAH et L. DEBNATH. San Diego : Academic Press, p. 167-239. ISBN : 978-0-12-167880-7. DOI : <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-167880-7.50010-1> (cf. p. 132).
- MEUNIER, J. et M. BERTRAND (1995). “Ultrasonic texture motion analysis : theory and simulation”. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 14.2, p. 293-300 (cf. p. 132).
- THIEL, C., J. VOSS, R. J. MARTIN et al. (2019). “Shear, pure and simple”. *International Journal of Non-Linear Mechanics* 112, p. 57-72. URL : <https://doi.org/10.1016/j.ijnonlinmec.2018.10.002> (cf. p. 151).
-

6 | Conclusion et perspectives

Cette thèse s’inscrit dans le cadre du traitement d’images biomédicales. Pour ce travail, nous nous sommes intéressés à l’évaluation des déformations pariétales ayant lieu durant le cycle cardiaque, celles-ci étant impactées par la rigidité artérielle. La rigidité artérielle est un marqueur fort de risque cardiovasculaire et les déformations pariétales pourraient également être un marqueur du risque cardiovasculaire. De plus, leur évaluation présente l’avantage de ne pas nécessiter l’utilisation d’acquisitions particulières.

Plusieurs indices issus des déformations de la paroi artérielle ont été proposés dans la littérature. Cependant, aucune méthode n’a permis d’unifier ces mesures. C’est cela que nous avons proposé de faire dans cette thèse.

Un nombre restreint d’études SCARAMUZZINO et al. 2017; ŘÍHA et al. 2018; DORAZIL et al. 2019 a proposé l’utilisation de points clefs pour l’estimation des mouvements pariétaux. Cependant, les régularisations très fortes mises en place dans ces études empêchent l’utilisation des points clefs à leur plein potentiel.

Nous avons donc, dans un premier temps, fait une étude de faisabilité sur l’utilisation de détecteurs de points clefs dans le cadre de l’estimation des déformations pariétales afin de sélectionner un détecteur de points clefs permettant une bonne densité de points clefs avec une répartition uniforme dans les zones d’intérêt. Durant ces tests, le détecteur KAZE a montré des performances bien supérieures à celles des autres détecteurs de points clefs. Cela est indubitablement lié au fait que KAZE utilise un espace d’échelle basé sur une diffusion anisotrope qui est également une technique couramment utilisée pour la réduction du speckle. Ceci permet d’obtenir un espace d’échelle particulièrement adapté à la modalité d’imagerie que nous utilisons. De plus, la métrique utilisée est peu sensible aux bords dans l’image. Ainsi, il permet d’obtenir des points clefs qui sont positionnés à des endroits où le suivi est plus aisé.

Dans une seconde partie, nous avons proposé l’utilisation d’un algorithme de MSAC pour l’estimation d’une déformation affine qui soit robuste aux appariements discordants. L’utilisation d’une résolution du système de contrainte au sens des moindres carrés totaux permet,



de plus, de réduire la sensibilité de l'estimation aux valeurs extrêmes, permettant ainsi d'obtenir une estimation plus stable. Par ailleurs, ces techniques n'accordant pas beaucoup de crédit à chaque appariement isolé, permettent de prendre en compte la décorrélation du speckle.

Nous avons ensuite, pour valider notre algorithme d'estimation du mouvement, simulé des séquences d'images échographiques en utilisant une image clinique comme modèle. Cette technique permet d'obtenir des images émulant les caractéristiques d'une image clinique conduisant à une image anatomiquement correcte. Pour valider nos algorithmes d'estimation du mouvement, les séquences ultrasonores ont été animées de façon à parcourir toutes les combinaisons d'état d'une matrice de transformation affine restreinte à une rotation nulle.

Ce travail ouvre plusieurs perspectives qui concluront ce document :

- Une première évolution nécessaire serait de pouvoir traiter les artères courbes. Cela pourrait passer par l'utilisation d'un algorithme de mise à plat des images de façon à avoir une artère parfaitement horizontale en permanence comme celui présenté dans ZAHND et al. 2014. Il serait cependant nécessaire de faire une étude poussée pour vérifier que les mouvements des motifs de speckle dans cette configuration suivent effectivement les mouvements des tissus. De plus, la notion associant un motif de speckle à un blob pourrait être perturbée, car cet algorithme fonctionne colonne par colonne et ne préserve donc pas les contours des motifs de speckle.
- Le traitement des artères courbes permettrait l'extraction, sur la base de données complète, des paramètres d'intérêt de façon à pouvoir étudier les liens potentiels entre ces paramètres et le niveau de risque cardiovasculaire auquel les sujets sont soumis.
- L'utilisation des séquences fournies par l'université McMaster qui sont acquises à une meilleure cadence d'image permettrait une évaluation plus fine des mouvements observés.
- La variation locale de la rigidité artérielle est également un sujet d'intérêt particulier. Or, les méthodes développées dans cette thèse pourraient servir de base pour cela. En effet, les matrices de transformation sont un formalisme permettant aisément la combinaison de transformations. Ce constat permet d'envisager la possibilité d'estimation plus locales des déformations. Pour cela, les méthodes différentielles semblent être de très bons candidats. En effet, l'information de gradient n'est pas utilisée explicitement lors de l'évaluation des déformations. Il serait donc possible de faire une première estimation à l'aide de notre algorithme puis d'utiliser l'image transformée par la transformation affine comme image de base pour un algorithme de Lucas et Kanade utilisant un modèle affine comme celui présenté par GOLEMATI et al. 2012. Ce type d'algorithme serait particulièrement adapté. En effet, l'estimation initiale permettrait d'être dans un état où les algorithmes fonctionnant à l'aide de méthode différentielles



fonctionnent correctement – avec un déplacement faible – . De plus, les formalismes pour les transformations étant identiques, il serait possible de combiner les transformations aisément.

Références

- DORAZIL, J., R. REPP, T. KROPFREITER et al. (sept. 2019). “A Multitarget Tracking Method for Estimating Carotid Artery Wall Motion from Ultrasound Sequences”. In : (cf. p. 163).
- GOLEMATI, S., J. S. STOITSIS, A. GASTOUNIOTI et al. (2012). “Comparison of block matching and differential methods for motion analysis of the carotid artery wall from ultrasound images”. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 16.5, p. 852-858. ISSN : 1558-0032. DOI : 10.1109/TITB.2012.2193411 (cf. p. 164).
- ŘÍHA, K., M. ZUKAL et F. HLAWATSCH (2018). “Analysis of Carotid Artery Transverse Sections in Long Ultrasound Video Sequences”. *Ultrasound in Medicine & Biology* 44.1, p. 153-167 (cf. p. 163).
- SCARAMUZZINO, S., C. CARALLO, G. PILEGGI et al. (2017). “Longitudinal Motion Assessment of the Carotid Artery Using Speckle Tracking and Scale-Invariant Feature Transform”. *Annals of Biomedical Engineering* 45.8, p. 1865-1876 (cf. p. 163).
- ZAHND, G., M. ORKISZ, A. SÉRUSCLAT et al. (2014). “Simultaneous extraction of carotid artery intima-media interfaces in ultrasound images : assessment of wall thickness temporal variation during the cardiac cycle”. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* 9.4, p. 645-658 (cf. p. 164).

A | Annexes

Description de cohorte



TABLE A.1 – Description des cohortes fournie par l’université McMaster

	CAMO	CAMS	COS	LMBP	LMC	LMO	LMP	LMPC	LMY	PAG	RAM	SFCP	SPEC	STEP	SWOLL	TR	VVC	VVI
Genre																		
Homme	17	13	8	1	15	8	2	1	9	1	20	7	13	14	52	27	6	5
Femme	17	2	2	4	0	6	7	11	9	0	15	6	3	6	0	0	5	0
Âge																		
min	62	50	26	21	52	62	19	20	19	23	18	18	18	64	18	19	20	21
median	70.0	63.0	46.5	22.0	70.0	70.0	31.0	30.5	23.0	23.0	21.0	31.0	21.0	68.0	23.0	24.0	24.0	23.0
max	78	80	53	28	81	83	55	55	29	23	32	58	30	74	29	44	28	26
mean	25.50	30.03	27.33	20.24	27.66	27.50	23.23	23.36	22.87	20.60	23.00	24.16	23.18	27.62	26.00	26.03	23.72	24.92
Écart-type	4.44	4.70	7.06	1.70	5.21	3.73	7.62	3.27	1.85	NA	2.70	6.77	2.85	4.53	3.19	5.63	3.83	1.58
IMC																		
min	17.90	23.10	17.30	17.80	18.00	21.40	17.40	19.40	20.10	20.60	18.30	17.90	19.60	19.54	20.90	18.10	19.00	23.00
median	24.60	30.00	25.75	20.10	28.20	27.50	20.40	21.85	23.10	20.60	23.10	21.80	23.10	27.66	25.70	24.20	22.50	24.70
max	39.60	38.90	42.80	22.40	38.50	34.60	42.70	28.70	27.30	20.60	27.80	38.20	31.90	36.69	34.00	37.60	29.50	27.40
mean	25.50	30.03	27.33	20.24	27.66	27.50	23.23	23.36	22.87	20.60	23.00	24.16	23.18	27.62	26.00	26.03	23.72	24.92
Écart-type	4.44	4.70	7.06	1.70	5.21	3.73	7.62	3.27	1.85	NA	2.70	6.77	2.85	4.53	3.19	5.63	3.83	1.58
Hypertension																		
Oui	5	7	0	0	6	5	1	1	0	0	0	3	0	7	1	0	0	0
Non	26	8	10	5	9	9	8	11	18	1	35	10	6	12	51	27	10	5



Résultats sur les séquences simulées

Tableaux résumant les erreurs commises

Cette partie présente les erreurs commises lors de l'estimation des transformations sur séquence simulées. Trois qualités d'images sont représentées, pour chacune des images trois niveaux de décorrélation sont introduits. L'estimation de transformation est faite sur deux supports différents, soit toute la profondeur de la paroi artérielle est utilisée, soit les estimations sont restreintes au complexe intima media.

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-2.18×10^{-4}	9.92×10^{-4}	-5.45×10^{-1}	1.04
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-5.30×10^{-5}	1.13×10^{-4}	-1.00	1.68
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-6.00×10^{-4}	6.63×10^{-3}	-1.17×10^{-1}	1.36
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	1.23×10^{-4}	9.69×10^{-4}	2.72×10^{-1}	9.39×10^{-1}
$\tilde{t}_x - t_x$	-3×10^{-6}	7×10^{-6}	-6.63×10^{-2}	1.09
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	2×10^{-6}	-4.55×10^{-1}	-1.29
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	5.13×10^{-3}	4.47×10^{-3}	1.51	2.84

TABLE A.2 – Image de bonne qualité avec 0% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-6.00×10^{-5}	4.48×10^{-3}	-3.37×10^{-1}	4.88×10^{-1}
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-2.49×10^{-4}	8.58×10^{-4}	-2.97×10^{-1}	2.59×10^{-1}
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	9.09×10^{-4}	2.70×10^{-2}	2.87×10^{-3}	6.17×10^{-2}
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	9.59×10^{-4}	5.45×10^{-3}	-2.64×10^{-2}	2.94×10^{-1}
$\tilde{t}_x - t_x$	-5×10^{-6}	1.80×10^{-5}	1.54×10^{-1}	-1.24×10^{-1}
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	4×10^{-6}	-4.96×10^{-1}	9.25×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	2.29×10^{-2}	1.59×10^{-2}	1.08	9.82×10^{-1}

TABLE A.3 – Image de bonne qualité avec 5% de décorrélation



	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{xx}$	3.4×10^{-4}	5.2×10^{-3}	-1.7×10^{-1}	7.7×10^{-1}
$\varepsilon_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-1.4×10^{-4}	1.3×10^{-3}	2.9×10^{-1}	9.9×10^{-1}
$\varepsilon_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-2.0×10^{-3}	4.8×10^{-2}	-1.4×10^{-1}	7.4×10^{-1}
$\varepsilon_{yy} - \varepsilon_{yy}$	3.6×10^{-4}	1.2×10^{-2}	-3.9×10^{-1}	2.0
$\tilde{t}_x - t_x$	-2×10^{-6}	3.2×10^{-5}	2.5×10^{-1}	8.0×10^{-1}
$\tilde{t}_y - t_y$	-3×10^{-6}	7×10^{-6}	1.4×10^{-1}	1.4
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	4.1×10^{-2}	2.9×10^{-2}	1.5	2.9

TABLE A.4 – Image de bonne qualité avec 10% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{xx}$	1.7×10^{-4}	1.5×10^{-3}	2.0×10^{-1}	1.3
$\varepsilon_{xy} - \varepsilon_{xy}$	9.1×10^{-5}	2.0×10^{-4}	4.2×10^{-1}	1.6
$\varepsilon_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-2.0×10^{-5}	6.9×10^{-3}	-1.3×10^{-2}	1.2
$\varepsilon_{yy} - \varepsilon_{yy}$	5×10^{-6}	6.8×10^{-4}	-4.5×10^{-1}	1.3
$\tilde{t}_x - t_x$	-4×10^{-6}	1.1×10^{-5}	-4.6×10^{-1}	1.1
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	1×10^{-6}	-8.4×10^{-1}	1.4×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	5.2×10^{-3}	4.8×10^{-3}	1.3	1.7

TABLE A.5 – Image de qualité moyenne avec 0% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-3.6×10^{-4}	3.4×10^{-3}	-3.8×10^{-3}	1.1
$\varepsilon_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-8×10^{-6}	7.9×10^{-4}	2.5×10^{-1}	5.9×10^{-1}
$\varepsilon_{yx} - \varepsilon_{yx}$	2.5×10^{-3}	1.9×10^{-2}	-3.3×10^{-2}	6.8×10^{-1}
$\varepsilon_{yy} - \varepsilon_{yy}$	3.3×10^{-4}	4.1×10^{-3}	-6.7×10^{-2}	9.0×10^{-1}
$\tilde{t}_x - t_x$	-7×10^{-6}	2.9×10^{-5}	8.2×10^{-2}	1.5
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	6×10^{-6}	2.8×10^{-2}	6.7×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.7×10^{-2}	1.2×10^{-2}	1.5	2.8

TABLE A.6 – Image de qualité moyenne avec 5% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{xx}$	2.0×10^{-5}	1.1×10^{-2}	5.6×10^{-1}	2.8
$\varepsilon_{xy} - \varepsilon_{xy}$	1×10^{-6}	3.0×10^{-3}	3.6×10^{-1}	3.2
$\varepsilon_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-7.0×10^{-4}	4.2×10^{-2}	4.3×10^{-2}	1.5×10^{-1}
$\varepsilon_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-1.8×10^{-3}	1.3×10^{-2}	-5.7×10^{-1}	2.9
$\tilde{t}_x - t_x$	-2×10^{-6}	4.5×10^{-5}	9.8×10^{-2}	5.7×10^{-1}
$\tilde{t}_y - t_y$	0.	1.4×10^{-5}	8.6×10^{-1}	8.0
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	3.7×10^{-2}	2.5×10^{-2}	1.2	1.3

TABLE A.7 – Image de qualité moyenne avec 10% de décorrélation



	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	1.2×10^{-4}	1.3×10^{-3}	4.3×10^{-1}	1.8
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-3.3×10^{-5}	1.8×10^{-4}	1.7	6.6
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	8.2×10^{-4}	5.4×10^{-3}	6.9×10^{-1}	2.4
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	2.8×10^{-4}	7.8×10^{-4}	7.6×10^{-1}	2.3
$\tilde{t}_x - t_x$	-5×10^{-6}	7×10^{-6}	-2.8×10^{-1}	1.7
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	2×10^{-6}	-3.9×10^{-1}	-1.2
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	4.2×10^{-3}	3.8×10^{-3}	1.9	5.4

TABLE A.8 – Image de moins bonne qualité avec 0% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	3.9×10^{-4}	5.8×10^{-3}	-5.6×10^{-2}	6.4×10^{-2}
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	1.2×10^{-4}	1.5×10^{-3}	-7.4×10^{-2}	1.2
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	6.7×10^{-4}	1.6×10^{-2}	-2.1×10^{-1}	8.1×10^{-1}
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	2.3×10^{-4}	4.4×10^{-3}	4.7×10^{-1}	1.4
$\tilde{t}_x - t_x$	-4×10^{-6}	2.9×10^{-5}	3.9×10^{-1}	1.7
$\tilde{t}_y - t_y$	-3×10^{-6}	7×10^{-6}	-2.0×10^{-1}	2.0
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.5×10^{-2}	9.1×10^{-3}	1.6	3.6

TABLE A.9 – Image de moins bonne qualité avec 5% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	7.8×10^{-4}	8.8×10^{-3}	6.1×10^{-1}	3.6
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-1.8×10^{-4}	2.4×10^{-3}	-1.3×10^{-2}	2.7
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	1.6×10^{-3}	3.6×10^{-2}	1.8×10^{-1}	1.6
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-9.6×10^{-4}	9.4×10^{-3}	-7.3×10^{-2}	1.0
$\tilde{t}_x - t_x$	-7×10^{-6}	4.3×10^{-5}	2.9×10^{-1}	1.9
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	1.1×10^{-5}	3.4×10^{-1}	3.0
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	3.0×10^{-2}	2.3×10^{-2}	1.8	5.1

TABLE A.10 – Image de moins bonne qualité avec 10% de décorrélation

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-3.7×10^{-4}	1.5×10^{-3}	2.6×10^{-1}	2.4
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-2.5×10^{-4}	2.8×10^{-4}	-1.7	4.0
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-1.8×10^{-3}	3.5×10^{-2}	-6.9×10^{-1}	2.9
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	3.7×10^{-3}	4.8×10^{-3}	1.5	2.6
$\tilde{t}_x - t_x$	-4×10^{-6}	9×10^{-6}	-1.3	3.8
$\tilde{t}_y - t_y$	-1×10^{-6}	2×10^{-6}	-5.8×10^{-1}	-8.3×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	2.4×10^{-2}	2.6×10^{-2}	1.9	4.3

TABLE A.11 – Image de bonne qualité avec 0% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media



	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-5.1×10^{-4}	8.1×10^{-3}	-1.3×10^{-1}	1.1
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-1.3×10^{-4}	1.7×10^{-3}	1.7×10^{-1}	7.3×10^{-1}
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-1.2×10^{-2}	1.3×10^{-1}	8.4×10^{-2}	2.7×10^{-1}
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	2.5×10^{-4}	2.9×10^{-2}	-8.8×10^{-2}	1.5
$\tilde{t}_x - t_x$	-8×10^{-6}	3.7×10^{-5}	3.4×10^{-1}	5.7×10^{-1}
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	9×10^{-6}	-1.1×10^{-1}	1.8
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.1×10^{-1}	7.7×10^{-2}	1.2	1.5

TABLE A.12 – Image de bonne qualité avec 5% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-5.1×10^{-4}	1.2×10^{-2}	-2.5×10^{-1}	2.0
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-2.8×10^{-4}	3.0×10^{-3}	-5.6×10^{-2}	2.2
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	7.9×10^{-3}	2.7×10^{-1}	-2.7×10^{-1}	2.5
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-3.7×10^{-3}	6.2×10^{-2}	-1.7×10^{-1}	2.9
$\tilde{t}_x - t_x$	-2×10^{-6}	7.8×10^{-5}	-4.7×10^{-1}	7.0
$\tilde{t}_y - t_y$	-3×10^{-6}	1.7×10^{-5}	2.5×10^{-1}	6.4×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	2.1×10^{-1}	1.7×10^{-1}	2.0	6.8

TABLE A.13 – Image de bonne qualité avec 10% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	5.2×10^{-4}	1.7×10^{-3}	7.4×10^{-2}	1.2
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-1.2×10^{-4}	2.2×10^{-4}	-2.2×10^{-1}	4.3×10^{-1}
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	3.8×10^{-3}	1.9×10^{-2}	6.1×10^{-2}	1.1
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-1.0×10^{-3}	2.8×10^{-3}	-6.3×10^{-1}	-2.7×10^{-1}
$\tilde{t}_x - t_x$	-5×10^{-6}	1.3×10^{-5}	-3.6×10^{-1}	9.5×10^{-1}
$\tilde{t}_y - t_y$	-1×10^{-6}	1×10^{-6}	-3.1×10^{-2}	2.7×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.5×10^{-2}	1.4×10^{-2}	1.3	1.4

TABLE A.14 – Image de qualité moyenne avec 0% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media



	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-1.4×10^{-4}	5.7×10^{-3}	-1.3×10^{-2}	1.3
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	-4.1×10^{-5}	1.4×10^{-3}	-1.6×10^{-1}	1.5
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-1.3×10^{-3}	6.7×10^{-2}	-4.0×10^{-2}	1.5
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-7.9×10^{-4}	1.7×10^{-2}	-7.0×10^{-2}	1.8
$\tilde{t}_x - t_x$	-4×10^{-6}	4.3×10^{-5}	1.3×10^{-1}	2.0
$\tilde{t}_y - t_y$	-1×10^{-6}	1.0×10^{-5}	9.2×10^{-2}	2.5
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	5.4×10^{-2}	4.3×10^{-2}	1.7	4.2

TABLE A.15 – Image de qualité moyenne avec 5% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-1.8×10^{-3}	3.1×10^{-2}	-5.5	7.1×10^1
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	3.0×10^{-4}	7.0×10^{-3}	-3.5×10^{-1}	9.1
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	9.7×10^{-3}	2.5×10^{-1}	2.9	1.9×10^1
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-7.2×10^{-3}	5.7×10^{-2}	9.0×10^{-2}	2.3
$\tilde{t}_x - t_x$	-3×10^{-6}	7.8×10^{-5}	-1.9	1.6×10^1
$\tilde{t}_y - t_y$	2×10^{-6}	2.0×10^{-5}	9.6×10^{-1}	4.0
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.7×10^{-1}	1.9×10^{-1}	5.3	4.2×10^1

TABLE A.16 – Image de qualité moyenne avec 10% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	2.7×10^{-5}	1.0×10^{-3}	1.1×10^{-2}	3.3
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	1.3×10^{-4}	2.5×10^{-4}	1.9×10^{-1}	4.7
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	-3.6×10^{-3}	10.0×10^{-3}	-1.3×10^{-1}	4.3
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-1.9×10^{-3}	3.0×10^{-3}	-1.6	3.0
$\tilde{t}_x - t_x$	-6×10^{-6}	6×10^{-6}	-3.1×10^{-1}	1.1
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	2×10^{-6}	-6.3×10^{-1}	-6.8×10^{-1}
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	7.7×10^{-3}	8.2×10^{-3}	1.9	3.9

TABLE A.17 – Image de moins bonne qualité avec 0% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media



	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	4.8×10^{-4}	1.1×10^{-2}	1.3×10^{-1}	7.6
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	4.7×10^{-5}	2.7×10^{-3}	2.3×10^{-1}	3.1
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	4.2×10^{-3}	7.9×10^{-2}	3.4×10^{-1}	2.8
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-4.3×10^{-3}	2.3×10^{-2}	-2.4×10^{-1}	2.6
$\tilde{t}_x - t_x$	-9×10^{-6}	5.1×10^{-5}	-8.1×10^{-1}	4.1
$\tilde{t}_y - t_y$	-1×10^{-6}	1.5×10^{-5}	-2.0×10^{-1}	7.7
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	6.3×10^{-2}	5.5×10^{-2}	2.1	5.6

TABLE A.18 – Image de moins bonne qualité avec 5% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media

	moyenne	écart type	dissymétrie	kurtosis
$\tilde{\varepsilon}_{xx} - \varepsilon_{xx}$	-2.4×10^{-3}	2.4×10^{-2}	-4.4	4.6×10^1
$\tilde{\varepsilon}_{xy} - \varepsilon_{xy}$	3.0×10^{-4}	6.7×10^{-3}	3.2	4.4×10^1
$\tilde{\varepsilon}_{yx} - \varepsilon_{yx}$	9.0×10^{-3}	1.7×10^{-1}	2.7	2.2×10^1
$\tilde{\varepsilon}_{yy} - \varepsilon_{yy}$	-1.3×10^{-3}	4.9×10^{-2}	4.8×10^{-1}	1.0×10^1
$\tilde{t}_x - t_x$	-7×10^{-6}	6.7×10^{-5}	-5.0	5.5×10^1
$\tilde{t}_y - t_y$	-2×10^{-6}	1.5×10^{-5}	1.1	6.2
$\ \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{T}}\ _F$	1.2×10^{-1}	1.3×10^{-1}	5.3	4.5×10^1

TABLE A.19 – Image de moins bonne qualité avec 10% de décorrélation, estimation limitée à l'intima media



Images complémentaires pour l'influence de l'image de départ avec différents niveaux de décorrélation

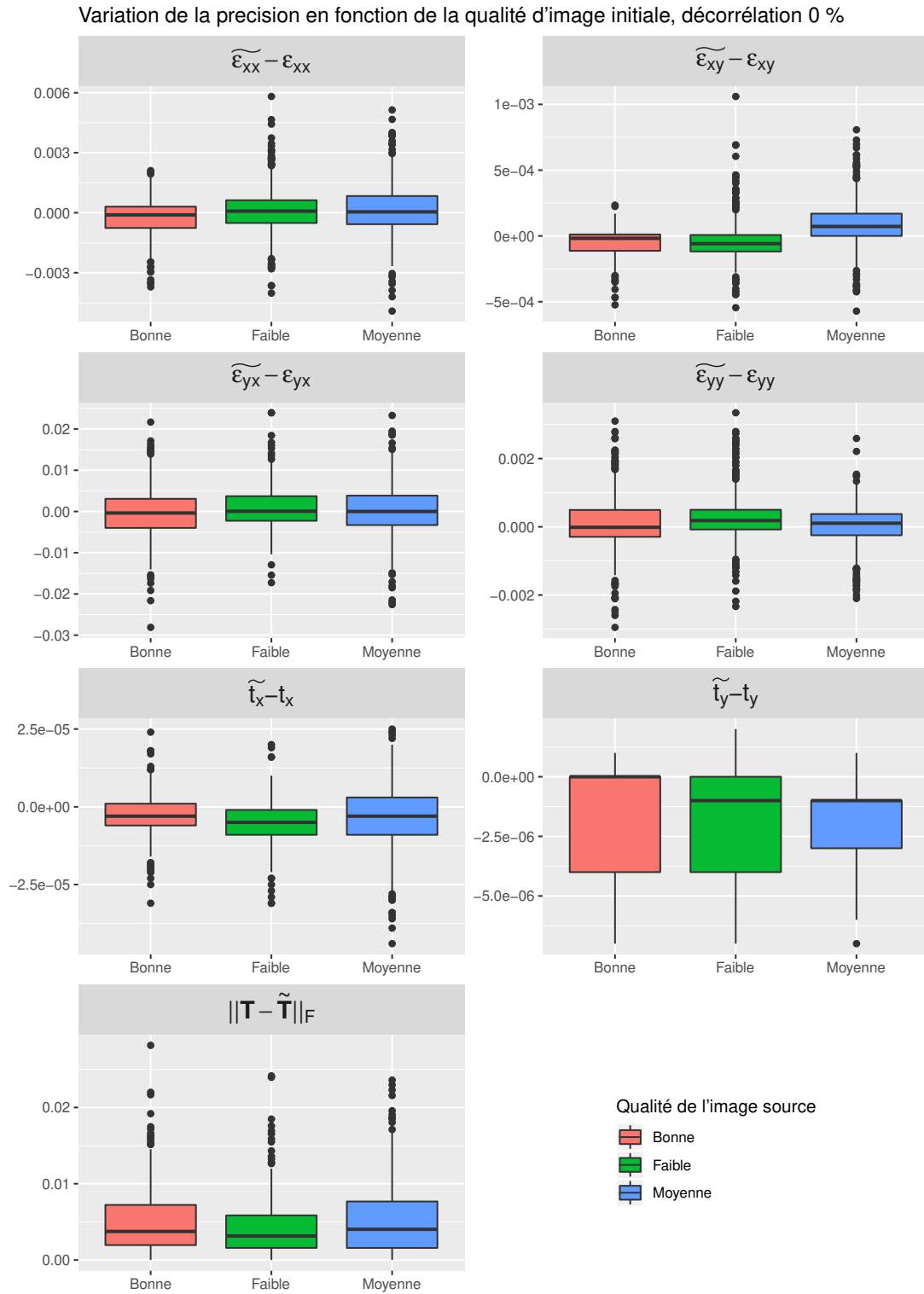


FIGURE A.1 – Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque aucun point n'est remplacé entre chaque image

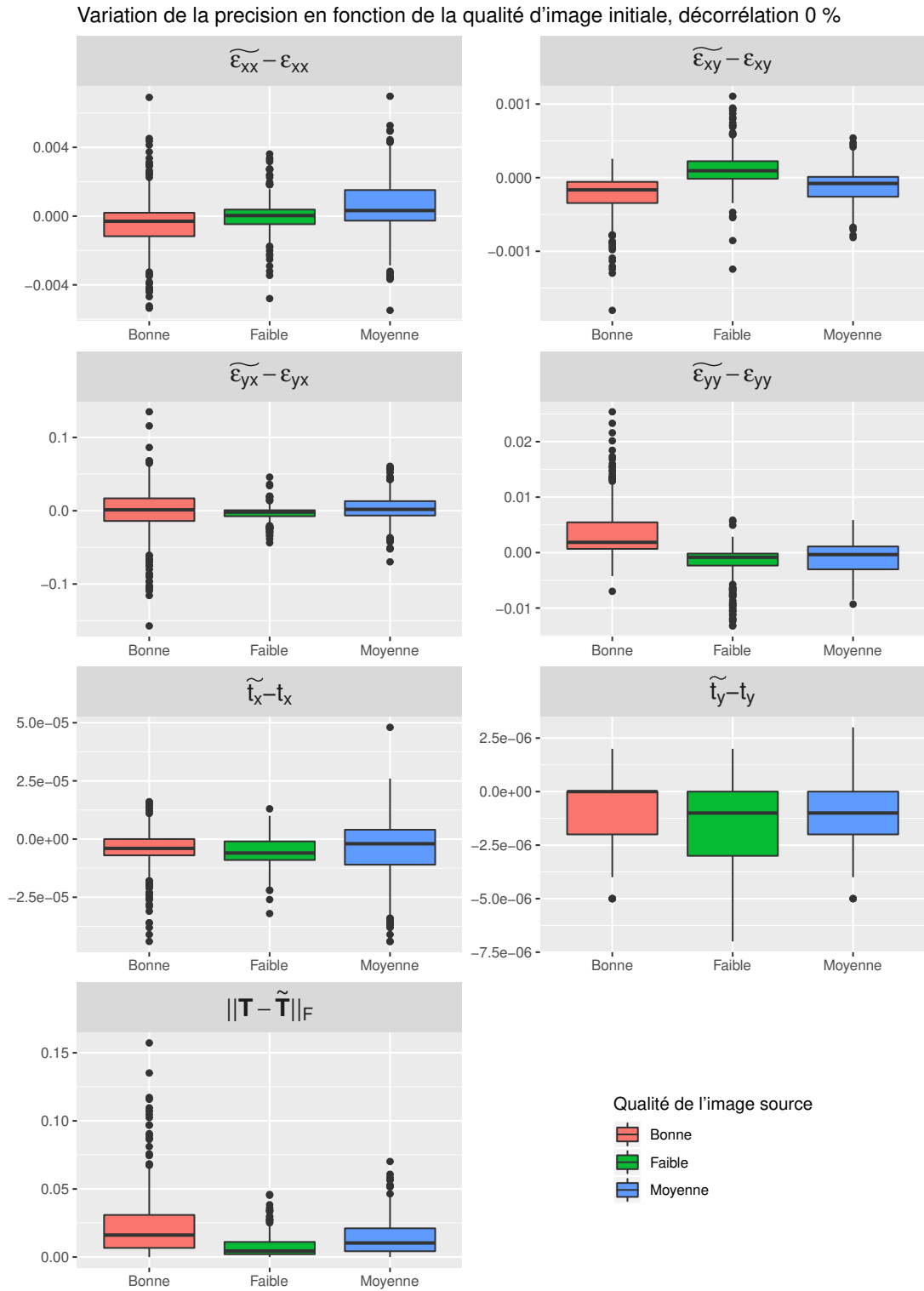


FIGURE A.2 – Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque aucun point n'est remplacé entre chaque image

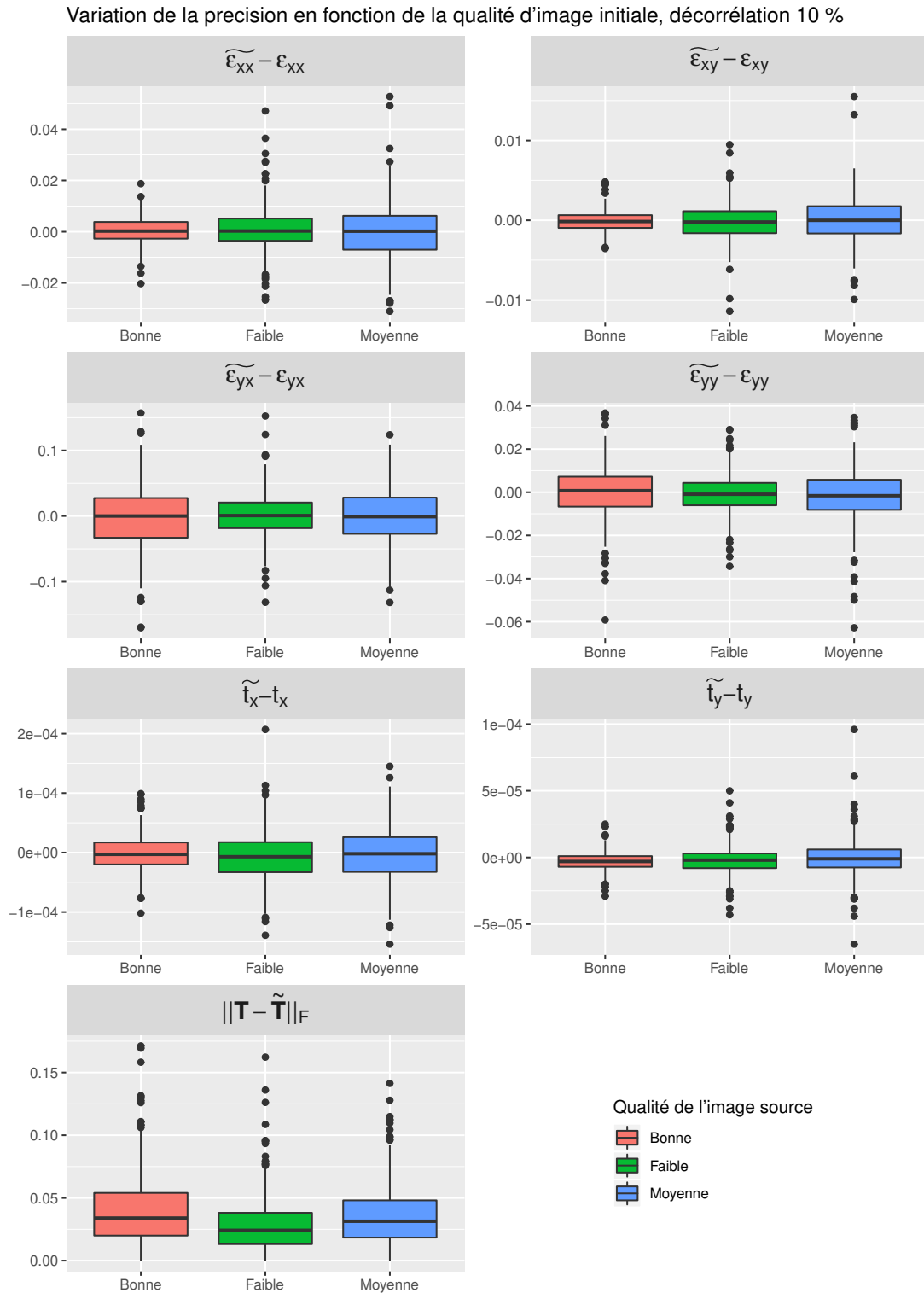


FIGURE A.3 – Erreur entre estimation sur toute l'artère et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 10% des points sont remplacés entre chaque image

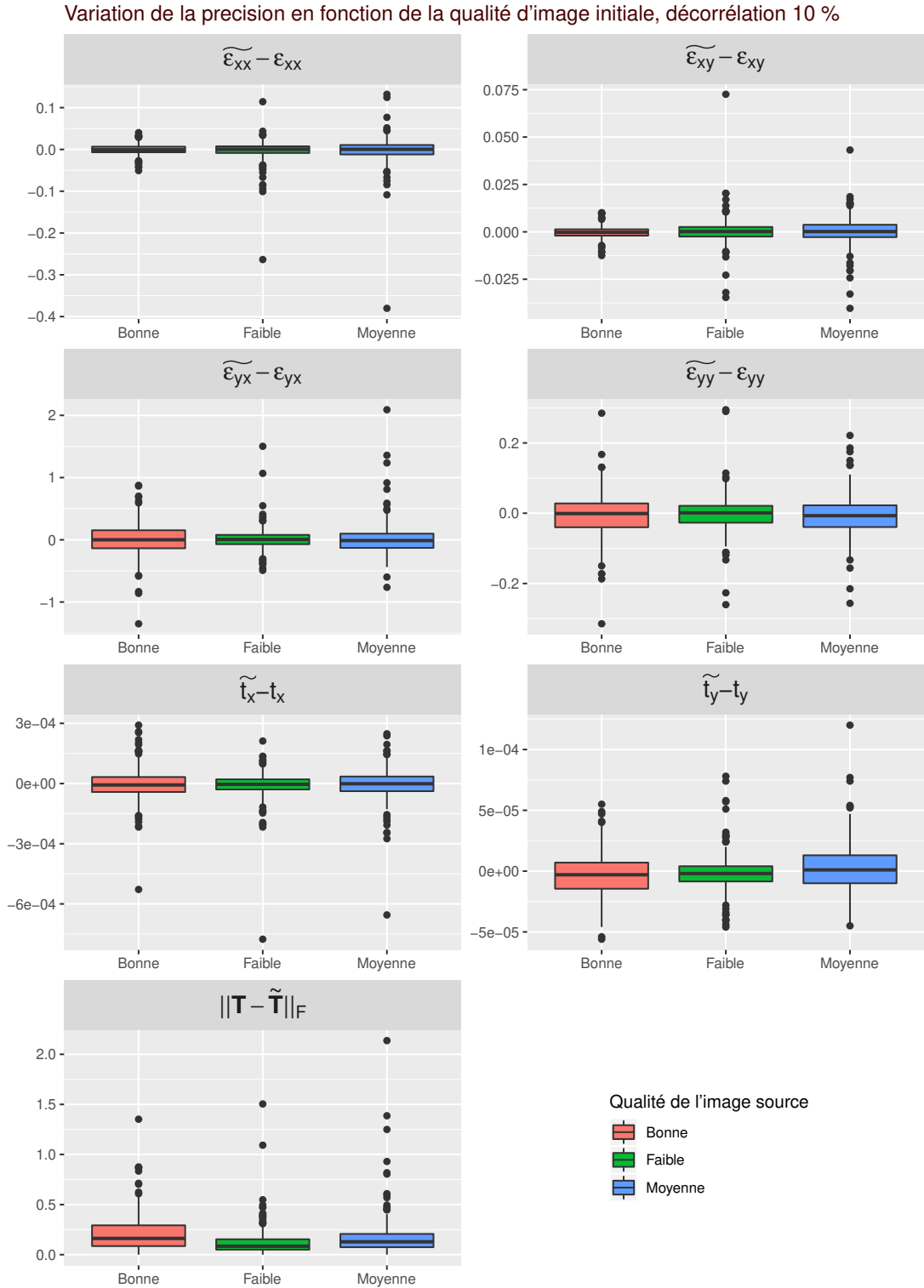


FIGURE A.4 – Erreur entre estimation sur l'intima media et référence en fonction de la qualité d'image utilisée comme modèle lorsque 10% des points sont remplacés entre chaque image