

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE	9
1.1 Principes fondamentaux de l'imagerie échographique	10
1.1.1 La formation des images échographiques	10
1.1.2 L'importance du speckle	14
1.1.3 Statistiques des signaux échographiques	15
1.2 Le recalage sans capteur de position	17
1.2.1 Recalage dans le plan	19
1.2.2 Recalage hors plan	21
1.2.3 Recalage global	22
1.3 Les difficultés de l'estimation de la trajectoire main-libre sans capteur de position	23
1.3.1 Correction des erreurs de mesure de recalage	24
1.3.2 Réduction de l'accumulation des erreurs lors de l'estimation des positions	26
1.3.3 Problématique du recalage sur tissu réel	27
1.4 Problème étudié et objectif	28
1.4.1 Contexte du projet et formalisation du problème	28
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE	31
2.1 Le recalage d'une paire d'images	32
2.1.1 Protocole de calibration des courbes de décorrélation	33
2.1.2 Estimation des translations de chaque fenêtre d'une paire d'images	34
2.1.3 Estimation de la transformation globale par alignement de Procruste	37
2.2 L'estimation des positions des images	39
2.2.1 Estimation naïve de la position d'une image à partir du graphe des mouvements	41
2.2.2 Génération semi-aléatoire des estimés de positions	44
2.2.3 Estimé final des positions des images	45
2.3 Estimation des erreurs	49
2.3.1 Création de la vérité terrain des mesures pour l'apprentissage	51
2.3.2 Modèle de prédiction de l'erreur des mesures de mouvements	52
2.3.3 Erreur estimée sur la génération de la trajectoire	55
CHAPITRE 3 EXPÉRIMENTATIONS	57
3.1 Planification de l'expérimentation	57
3.1.1 Équipements	57

3.1.2	Protocoles des expérimentations	58
3.2	Résultats du recalage des paires d'images	60
3.2.1	Calcul des erreurs de recalage	60
3.2.2	Optimisation des paramètres	62
3.2.3	Interprétation des résultats pour des trajectoires rectilignes	64
3.3	Résultats de l'estimation de la trajectoire de la sonde	64
3.3.1	Apprentissage des erreurs de mesures par processus gaussien	65
3.3.2	Considérations préliminaires	69
3.3.3	Interprétation des résultats pour des trajectoires main-libre	72
3.3.4	Reconstruction volumique des images recalées	77
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		79
ANNEXE I	LES STATISTIQUES DE 1 ^{ER} ORDRE DU SPECKLE	85
ANNEXE II	ESTIMATION DES TRAJECTOIRES POUR DES SÉQUENCES ÉCHOGRAPHIQUES MAIN-LIBRE	87
BIBLIOGRAPHIE		95

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 3.1	Analyse de la divergence des rotations sans l'algèbre de Lie 68
Tableau 3.2	Analyse de la divergence des rotations avec l'algèbre de Lie 69
Tableau 3.3	Erreurs de recalage des dernières images pour chacune des méthodes 74
Tableau 3.4	Nombre de mesures de recalage utilisées pour estimer la position de la dernière image de chaque séquence 74

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 0.1	Image contenant du speckle 4
Figure 0.2	Augmentation du biais avec la longueur de l'acquisition 5
Figure 0.3	Schéma bloc de la méthode 6
Figure 1.1	Décomposition du mouvement de la sonde 10
Figure 1.2	Influence du milieu sur la propagation des ondes 11
Figure 1.3	Création d'une image de mode B 12
Figure 1.4	Superposition des cellules de résolution 13
Figure 1.5	Interférence des ondes ultrasonores dues aux diffuseurs 14
Figure 1.6	Répartition uniforme discrète, semi-aléatoire et aléatoire (Rayleigh) 16
Figure 1.7	Courbe de décorrélation du speckle 17
Figure 1.8	Mouvements dans le plan et hors plan de la sonde ultrasonore 18
Figure 1.9	Problématique de l'estimation de la trajectoire d'une sonde ultrasonore pour l'échographie 3D main-libre et sans capteur de position 23
Figure 2.1	Diagramme bloc de la méthode 32
Figure 2.2	Methodologie pour obtenir la mesure du mouvement entre une paire d'images 33
Figure 2.3	Calibration des courbes de décorrélation pour chacune des fenêtres 35
Figure 2.4	Extraction de la translation pour une fenêtre de l'image de référence en utilisant la carte de corrélation 36
Figure 2.5	Calcul de la carte de corrélation 37
Figure 2.6	Les centres des fenêtres de l'image de référence et leurs projections estimées sur l'image à recalibrer 38

Figure 2.7	Calcul de la transformation rigide optimale	40
Figure 2.8	Estimation de la position d'une image à partir d'un graphe non pondéré	42
Figure 2.9	Les différentes étapes du plus court chemin de Dijkstra	44
Figure 2.10	Création d'un graphe avec le plus court chemin.....	45
Figure 2.11	Génération semi-aléatoire de trois différentes trajectoires	45
Figure 2.12	Nuage de positions générées semi-aléatoirement	47
Figure 2.13	Trajectoire dans le groupe de Lie et son algèbre de Lie associée.....	47
Figure 2.14	Calcul de l'erreur de recalage d'un point cible	50
Figure 2.15	Exemple d'affectation des mTRE aux mouvements	52
Figure 2.16	Exemples de fonctions générées par un processus gaussien avec quatre mesures	54
Figure 2.17	Modélisation du graphe avec les erreurs sur les mesures de mouvement.....	55
Figure 3.1	Images de l'échographe et du fantôme de speckle	58
Figure 3.2	Images du robot et du système optique	59
Figure 3.3	Histogrammes représentant le nombre de mesures pour différentes composantes du mouvement	61
Figure 3.4	Erreurs moyenne et écarts sur les mesures de mouvement selon chaque degré de liberté pour la trajectoire robotique	62
Figure 3.5	Impact de la corrélation moyenne des fenêtres entre deux images sur l'erreur de recalage	63
Figure 3.6	Répartition uniforme des fenêtres.....	64
Figure 3.7	Résultat de l'estimation de la trajectoire de la sonde pour la trajectoire rectiligne.....	65
Figure 3.8	Résultat de l'estimation de la trajectoire de la sonde pour la trajectoire diagonale	66

Figure 3.9	Erreurs de l'estimation de la trajectoire de la sonde pour les séquences rectilignes	67
Figure 3.10	Base de données pour l'apprentissage des erreurs de mesure de mouvements.....	67
Figure 3.11	Trajectoire de la sonde pour l'apprentissage.....	70
Figure 3.12	Erreurs de l'apprentissage par processus gaussien	70
Figure 3.13	Interpolation des mesures de mouvements	71
Figure 3.14	Impact de l'interpolation des mesures de mouvement sur l'estimation de la trajectoire de la sonde.....	72
Figure 3.15	Exemple de graphe des mesures de mouvement d'une séquence.....	73
Figure 3.16	Diagrammes en boîte et histogramme des erreurs de recalage pour chaque méthode et chaque acquisition.....	75
Figure 3.17	Résultat de l'estimation de la trajectoire de la sonde pour la neuvième séquence	76
Figure 3.18	Erreurs de l'estimation de la trajectoire de la sonde pour la neuvième séquence échographique	77
Figure 3.19	Résultats des reconstructions volumétriques pour la neuvième séquence.....	78

LISTE DES ALGORITHMES

	Page
Algorithme 2.1	Génération du nuage de positions pour une image 46
Algorithme 2.2	Moyennage des positions 48

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

CP	Capteur de position
TRE	Erreur de recalage d'un point cible (<i>Target Registration Error</i>)
mTRE	Erreur moyenne de recalage des points cibles (<i>mean Target Registration Error</i>)
\mathcal{GP}	Processus Gaussien (<i>Gaussian Process</i>)
GE	Graphe des mouvements avec la mesure de Qualité
GM	Graphe des mouvements avec le Moyennage du nuage de positions
GEM	Graphe des mouvements avec la mesure de Qualité et le Moyennage du nuage de Positions
PLV	Approche des Plus Lointains Voisins
PPV	Approche des Plus Proches Voisins
CSq	Approche de la Séquence Grossière de Housden <i>et al.</i> (2007) (<i>Coarse Sequence</i>)
RF	Signal échographique radiofréquence

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$m_{i,j}$	Mesure sans capteur de position du mouvement entre une paire d'images i et j
M_i	Position de l'image i par rapport à la première image de la séquence échographique
\mathfrak{m}_{ij}	Algèbre de Lie du mouvement m_{ij}
$e_{m_{i,j}}$	Erreur sur la mesure du mouvement m_{ij}
f_i	i^{eme} image ou frame de la séquence
n	Nombre de trajectoires aléatoires générées
N	Nombre d'images de la séquence échographique acquise
k	Indice de l'image dont sera estimée la position
C_i	Chemin de la première image à l'image i permettant de reconstruire la position de l'image i

INTRODUCTION

L'échographie est une modalité d'imagerie médicale qui a été popularisée au XXe siècle et qui est aujourd'hui très utilisée. Son champ d'application est varié et couvre de nombreux domaines comme l'obstétrique, la cardiologie, l'oncologie ou encore le guidage lors d'opérations chirurgicales. La popularité de cette technique est liée à ses nombreux avantages : le matériel est relativement peu coûteux, non invasif, peu encombrant et facilement transportable. Les risques sur la santé du patient sont l'échauffement des tissus mous qui augmente leur température entraînant un effet néfaste sur leur fonctionnement. Cependant, ces risques restent minimes en comparaison avec d'autres modalités telles que la tomodensitométrie qui expose le patient à des radiations ionisantes. De nos jours, la visualisation en deux dimensions est la norme dans les applications médicales échographiques. La visualisation de la zone d'intérêt avec une sonde va permettre au clinicien d'observer une tranche de cette zone, qui est une image en 2D projetée sur l'écran. Il balaye la sonde sur le corps du patient sous différents angles pour obtenir la meilleure vue, et reconstruit mentalement le volume observé à partir de ces images pour tirer des conclusions cliniques. Les conclusions dépendent alors grandement du sondeur, c'est pourquoi les chercheurs se sont orientés vers l'échographie 3D¹ permettant de corriger certains inconvénients de l'échographie 2D usuelle.

L'échographie 3D permet une meilleure évaluation des structures anatomiques complexes et une analyse plus spécifique des défauts en ayant une visualisation directe de tous les angles (Merz et Welter, 2005) . De plus, elle ouvre des champs d'application directe avec la réalité virtuelle permettant une visualisation plus intuitive des volumes (Sato *et al.*, 1998). Pour faire de l'échographie 3D, il est nécessaire d'assembler plusieurs images pour reconstruire le volume (Chen *et al.*, 2014). Une étape essentielle à cette reconstruction est la mise en correspondance des images, ou le recalage, qui va permettre d'obtenir la position des images de l'acquisition

1. Il peut être entendu que l'échographie 3D augmente les risques sur la santé du patient. Ceci est faux, car les systèmes d'imagerie par ultrasons quelqu'ils soient sont régis par une norme MI (*Mechanical index*) introduite par Szabo (2004) et qui minimise l'échauffement des tissus biologiques dus aux ondes ultrasonores

dans l'espace relativement à la première. En effet, comme les images ne sont naturellement pas bien alignées lors d'une acquisition main-libre, un volume créé sans estimation de trajectoire ne correspondrait pas à l'apparence de l'objet acquis. Ceci a amené des chercheurs à poser la problématique principale de l'échographie 3D : quelle est la manière la plus précise pour obtenir précisément les positions des images et ainsi une reconstruction volumétrique précise ?

Différents systèmes d'acquisition permettent d'obtenir des images mécaniquement alignées par le biais de sondes spécifiques 3D (Fenster et Downey, 1996), nous exposerons deux approches. Les sondes échographiques sont constituées d'un réseau de transducteurs piézoélectriques qui envoient et captent les ondes ultrasonores. Dans le cas de sondes 2D habituelles, ce réseau est constitué de transducteurs qui sont alignés selon un axe droit ou curviligne. Une première façon de concevoir une sonde 3D est de placer les transducteurs sur un plan en deux dimensions et ainsi avoir des images dont la position est connue dans l'espace (Prager *et al.*, 2010). Un deuxième type de sonde plus courant, est de fixer le réseau à un dispositif de balayage utilisant un moteur pas à pas. Les incréments du moteur permettent de définir de façon précise les positions des images permettant un réaligement aisé. Ces deux méthodes permettent une reconstruction rigoureuse du volume, mais elles possèdent des désavantages. L'utilisation de sondes 3D nuisent en effet aux bénéfices de l'échographie : la résolution spatiale est moins bonne qu'avec des sondes 2D et le matériel est moins flexible car certains examens nécessitent un cahier des charges fonctionnel précis quant à la forme ou la fréquence des ondes. Ceci augmente les coûts de conception de la sonde, et avoir un type de sonde 3D pour chaque type d'analyse n'est pas réaliste.

Ce mémoire porte sur une méthode d'acquisition spécifique qui est plus flexible : l'échographie 3D main-libre. Le clinicien parcourt la zone d'intérêt avec une sonde 2D classique pour acquérir plusieurs images. La reconstruction volumique de l'ensemble nécessite de recalibrer ces images, ou obtenir les positions des images dans l'espace par rapport à la première image de

la séquence (Gee *et al.*, 2003). Il existe ainsi différentes approches pour obtenir de la manière la plus précise possible les positions des images. Une façon de faire est de fixer la sonde sur un bras robotisé avec un déplacement programmé pour obtenir les positions de façon précise (Janvier *et al.*, 2008). Cependant il est difficile de programmer différentes trajectoires à cause de la variabilité anatomique inter-sujet. Une autre façon est de contrôler le mouvement du clinicien en lui faisant parcourir la zone d'intérêt avec un système d'acquisition linéaire (Huang *et al.*, 2015). Ce type d'acquisition pose problème pour des formes sphériques trouvées en obstétrique par exemple. Ces approches ont toutes l'inconvénient de contraindre le mouvement et ne permettent pas de visualisation libre. Des études se sont donc orientées sur l'applicabilité de l'échographie 3D dans le contexte main-libre (Prager *et al.*, 1998; Rousseau *et al.*, 2006).

Pour retrouver les positions des images en échographie 3D main-libre, il est possible d'utiliser des capteurs de positions. Ces capteurs de positions sont fixés à la sonde échographique et après une calibration spatiale (Prager *et al.*, 1998) et temporelle (Rousseau *et al.*, 2006) il est possible d'estimer la position des images échographiques dans l'espace. Les principaux types de capteurs utilisés sont optiques ou électromagnétiques. Les capteurs optiques ont l'avantage d'être plus précis, mais nécessitent que la sonde échographique soit vue par une caméra 3D durant toute l'acquisition, car celle-ci se base sur des marqueurs (Yip *et al.*, 2010) ou des réflecteurs infrarouges (Obst *et al.*, 2014) posés sur la sonde. Au contraire, les capteurs électromagnétiques sont plus maniables et moins coûteux, mais moins précis et sensibles à l'environnement métallique (Glossop, 2009). Malgré les avantages des capteurs de position, l'encombrement, le coût global et la calibration nécessaire ont amené des chercheurs à se pencher vers des méthodes d'acquisition échographique main-libre sans capteur de position.

Pour estimer les positions des images sans capteur de position, l'idée est de se baser sur le contenu des images. En ne se basant que sur le contenu de l'image, l'estimation devient robuste aux influences extérieures (contrairement aux capteurs de positions par exemple). Une méthode

employée pour l'estimation de la trajectoire de la sonde sans capteur de position en échographie est de se baser sur le speckle, une texture inhérente aux images échographiques (Afsham *et al.*, 2015; Conrath et Laporte, 2012; Housden *et al.*, 2007; Laporte et Arbel, 2011). Le speckle a une apparence granuleuse (Figure 0.1) et rend l'image plus difficile à analyser.

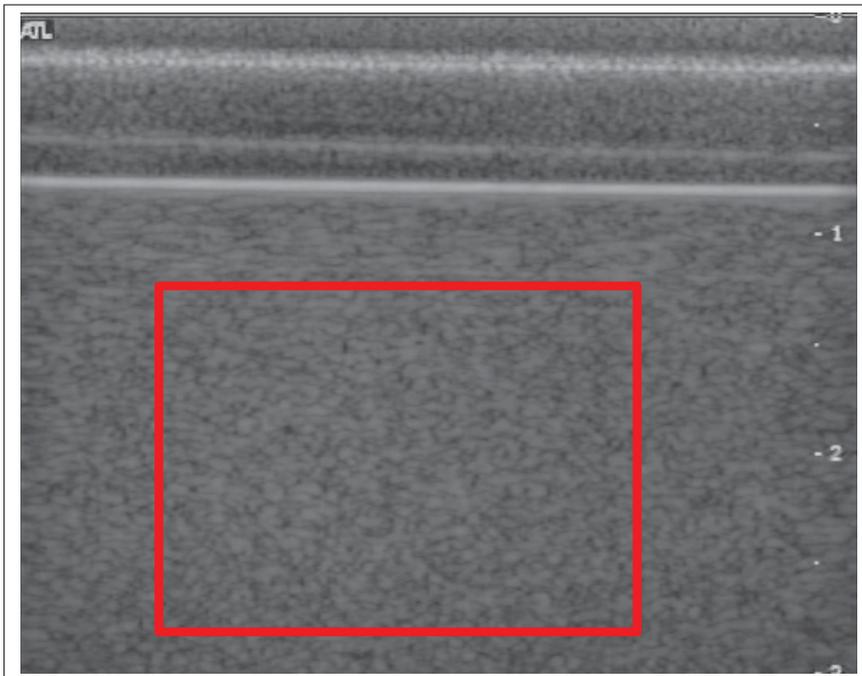


Figure 0.1 Image contenant du speckle (encadré en rouge)

Il a longtemps été considéré comme une nuisance sur les images, cependant, le speckle contient de l'information. Certains cliniciens et chercheurs l'utilisent par exemple pour caractériser des tissus (Thijssen, 2003). D'autres chercheurs ont prouvé dans la littérature que le speckle entre deux images proches est corrélé (Wagner *et al.*, 1983) et qu'il peut servir de référence tout au long du processus d'acquisition pour estimer la position d'une image par rapport à une autre image proche. L'un des désavantages de cette méthode est que l'estimation est limitée dans l'espace, ainsi il n'est pas possible d'estimer le mouvement entre deux images distantes. Pour pallier ce désavantage, plusieurs estimations de mouvements entre paires d'images proches sont effectuées. Il est ensuite nécessaire d'associer ces estimés de mouvements pour retrouver

la position des images lointaines par rapport à la première image (Housden *et al.*, 2007). La mesure de mouvement par speckle est biaisée et il en résulte une accumulation de ces biais lors de l'estimation de la position des images, qui augmente avec la longueur de l'acquisition (Figure 0.2).

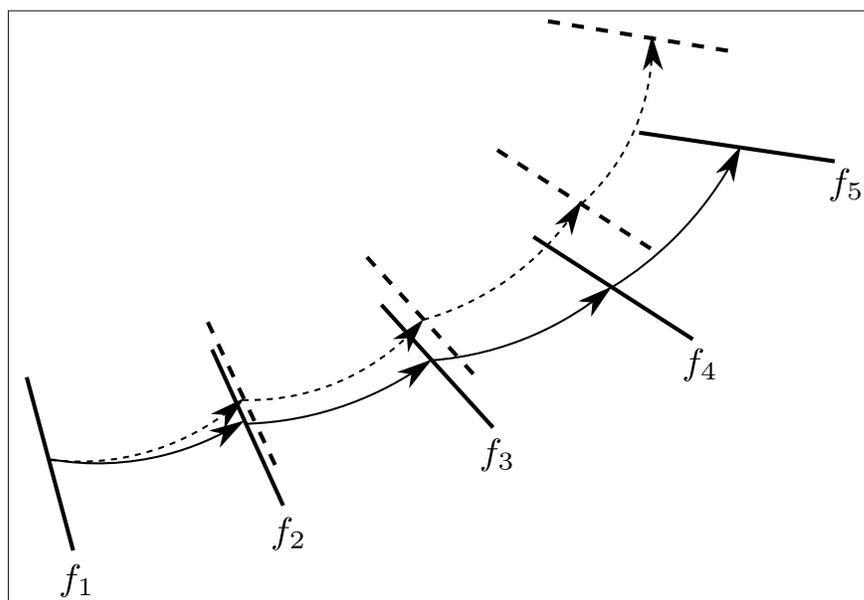


Figure 0.2 Augmentation du biais avec la longueur de l'acquisition vue de dessus. Les positions estimées des images f (trait pointillé) à l'aide des mesures de mouvements (flèche pointillée) sont de plus en plus éloignées des positions réelles (trait plein)

Actuellement, les chercheurs se sont surtout penchés sur la manière de réduire l'erreur en corrigeant directement l'estimation du mouvement par décorrélation du speckle (Conrath et Laporte, 2012; Gee *et al.*, 2006; Housden *et al.*, 2008; Laporte et Arbel, 2011). Cependant, peu ont travaillé sur la minimisation de l'accumulation des erreurs (Housden *et al.*, 2007; Laporte et Arbel, 2010) ou encore le choix des meilleures mesures de mouvements à associer pour l'estimation de la trajectoire. Ce mémoire traite d'une nouvelle manière d'obtenir la position des images dans l'espace, en minimisant l'accumulation des erreurs d'estimations de

mouvement et en choisissant les meilleures estimations de mouvements à combiner pour obtenir la trajectoire de la sonde.

L'algorithme se décompose en deux étapes (Figure 0.3) : la première étape est l'apprentissage permettant de qualifier ce qu'est une bonne mesure de mouvement par speckle. La deuxième étape consiste en l'estimation de la trajectoire de la sonde. Après avoir acquis une séquence échographique sans capteur de position, une estimation des mouvements entre un maximum de paires d'images est effectuée. Il s'ensuit la construction d'un graphe modélisant les différentes mesures de mouvements. Ce graphe permet de ressortir la meilleure combinaison des mesures à associer pour une estimation plus précise de la trajectoire de la sonde, en minimisant l'erreur d'accumulation des mesures.

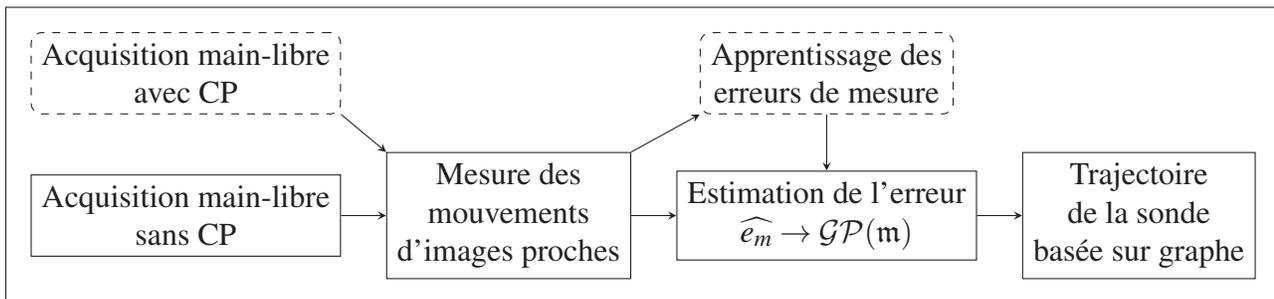


Figure 0.3 Schéma bloc de la méthode avec la phase de test (cadre plein) et la phase d'apprentissage (cadre pointillé) permettant d'estimer les erreurs de mesure avec un capteur de position (CP)

Ce mémoire comporte quatre chapitres. Le chapitre 1 présente les principes fondamentaux de l'imagerie échographique, avec notamment la théorie sur la formation des signaux ultrasonores. Il comporte une revue de la littérature résumant les difficultés associées à l'échographie 3D main-libre sans capteur de position, tout en apportant les éléments de réponse actuels et en définissant le contexte de l'étude. Le chapitre 2 détaille le processus d'estimation des positions des images dans l'espace. À partir des mesures de mouvements entre chaque paire d'images de

l'acquisition, un graphe modélisant ces mesures est créé avec une estimation par apprentissage de l'erreur associée à chacune de ces mesures. Plusieurs plus courts chemins permettent de générer différentes trajectoires qui sont moyennées pour obtenir un meilleur estimé final de la trajectoire de la sonde. Le chapitre 3 traite de l'étude expérimentale de l'algorithme, validant l'hypothèse qu'il est utile de bien choisir les mesures de mouvements à associer. Finalement, une conclusion clôture ce mémoire en résumant les différentes contributions apportées à l'état de l'art et en discutant de perspectives futures.

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Le but de ce chapitre est d'introduire le principe d'estimation des positions des images pour l'échographie 3D main-libre à partir de l'état de l'art. Pour l'échographie 3D main-libre, le clinicien acquiert une séquence d'images en parcourant la zone d'intérêt avec une sonde ultrasonore 2D usuelle. Une acquisition contient donc plusieurs centaines d'images et il est nécessaire de mesurer ou estimer leurs positions pour créer le volume en 3D. Ainsi, le recalage correspond à l'estimation du mouvement rigide de la sonde entre deux images quelconques qui se décompose en six degrés de liberté (voir Figure 1.1) :

- la direction latérale x qui correspond au déplacement de la sonde ainsi que la rotation θ_x appelée tangage ;
- la direction axiale y qui est la direction de propagation des ondes avec la rotation θ_y , nommée lacet ;
- enfin, la direction élevationnelle z représentant le déplacement principal de la sonde et la rotation θ_z , le roulis.

Ce mémoire distingue la notion de mesure de recalage entre deux images et de position d'une image. Dans le cas du recalage, on recherche le mouvement rigide entre une paire d'images proches spatialement qui correspondra à notre mesure. Ce que l'on veut obtenir à l'aide de ces mesures est la position d'une image de la séquence par rapport à la première image afin d'obtenir la trajectoire complète de la sonde.

Pour la bonne compréhension de ce mémoire, il est nécessaire de revoir dans la section 1.1 les principes fondamentaux de l'échographie et plus particulièrement la formation des images échographiques et les statistiques de ces signaux. S'ensuivra un état de l'art sur le recalage entre deux images proches en échographie 3D main-libre sans capteur de position dans la section 1.2. Elle sera suivie par la section 1.3 qui est une revue des difficultés liées à l'estimation de la

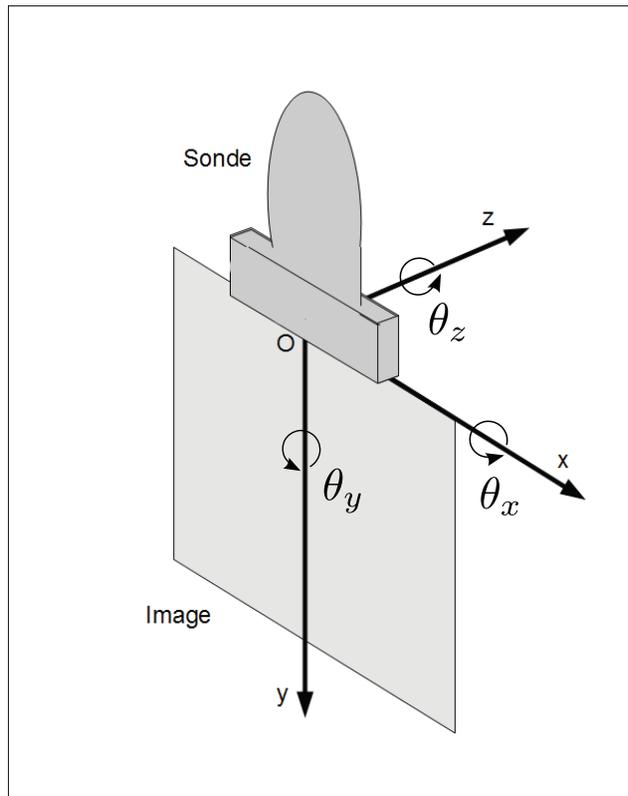


Figure 1.1 Décomposition du mouvement de la sonde
Adaptée de Conrath (2012)

trajectoire suite aux erreurs d'estimation de la mesure de recalage. Enfin, nous concluons par la section 1.4 en situant notre contribution par rapport à l'état de l'art.

1.1 Principes fondamentaux de l'imagerie échographique

Nous allons étudier le processus de création des images échographiques, ainsi que la formation du speckle et son importance à travers les différentes statistiques permettant de le décrire.

1.1.1 La formation des images échographiques

On retrouve plusieurs modalités d'imagerie ultrasons : la tomographie atténuante, réflective et temps de vol (TOF pour *time-of-flight*) (Rangayyan, 2004). La technique la plus courante et utilisée dans ce mémoire est la réflective (Prince et Links, 2006) : le transducteur émet une

brève impulsion acoustique à travers le corps du patient, pour ensuite écouter les échos de cette onde renvoyés par les différents éléments. En effet, lorsqu'une onde passe d'un milieu à un autre, une partie de celle-ci sera réfléchi (ce qui va créer des échos), une autre partie sera absorbée et enfin une dernière partie sera transmise. Dans le cas où la longueur d'onde du signal émis est inférieure à la taille de l'objet, le mécanisme classique de changement de milieu s'opère (voir Figure 1.2). En connaissant la vitesse de cette onde (en moyenne 1540 m.s^{-1} pour les tissus biologiques), il est possible d'obtenir la distance de propagation. La fréquence de fonctionnement de l'échographie fait partie du domaine des ultrasons et varie couramment entre 1.5 à 7 MHz.

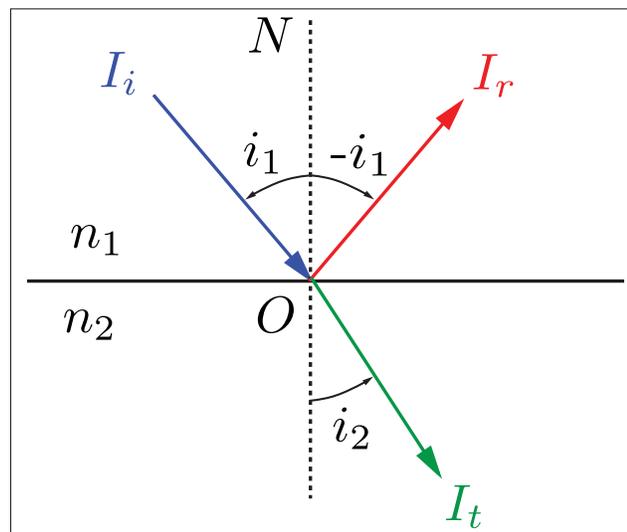


Figure 1.2 Influence du milieu sur la propagation des ondes. Lorsque l'onde incidente I_i passe entre le milieu n_1 et n_2 , une partie de l'onde est réfléchi (I_r) et une autre est transmise I_t
Adaptée de Maurel (2002)

Le signal électrique reçu par le transducteur est un signal radiofréquence (RF) complexe composé des échos des pulsations de l'élément piézoélectrique avec une information de phase et d'amplitude. Le signal échographique est atténué dans le temps, ce qui explique l'utilisation d'un filtre de compensation (TGC pour *time-gain compensation*). Avec l'hypothèse que le système échographique est linéaire et invariant dans le temps, on peut modéliser le processus de

formation du signal échographique par une convolution :

$$U(x, y, z) = h(x, y, z) \otimes \zeta(x, y, z). \quad (1.1)$$

Où $U(x, y, z)$ désigne le signal RF récupéré et $h(x, y, z)$ est la réponse impulsionnelle du transducteur. La localisation des diffuseurs est représentée par $\zeta(x, y, z)$ qui sont des objets infinitésimaux dans la réalité (inférieurs au micromètre).

Pour récupérer l'image échographique qu'on appelle image de mode B, il est nécessaire de passer par plusieurs étapes. La première est d'extraire l'information en amplitude du signal U , en effectuant une démodulation pour retrouver son enveloppe. Cette enveloppe correspond à ce qu'on appelle les signaux de mode A, permettant d'avoir une information plus claire sur les échos des différents objets. En connaissant l'amplitude des signaux de mode A (intensité de niveau de gris) et le retard de réflexion associé (position des pixels sur la colonne), on peut récupérer l'image en combinant tous les signaux de mode A (voir Figure 1.3).

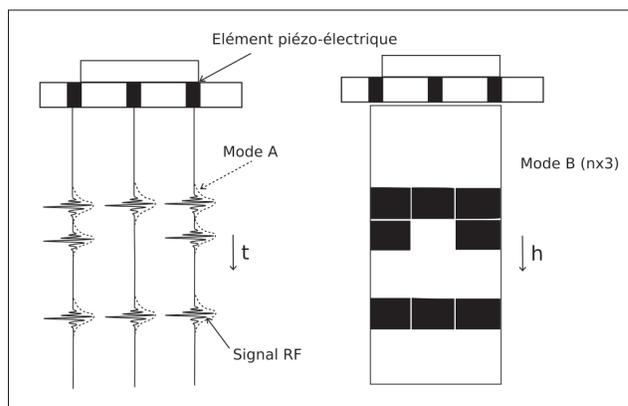


Figure 1.3 Création d'une image de mode B

On sait que h représente le signal capté pour un objet de taille infinitésimale à partir de signaux RF et il est admis dans la plupart des études échographiques que l'enveloppe de h peut être approximée par une gaussienne (Anderson et Trahey, 2000). Si deux images sont proches dans l'espace, alors les faisceaux ultrasonores se superposent et il y a donc une corrélation entre ces

deux images (Figure 1.4). L'enveloppe de la réponse impulsionnelle correspond à la cellule de résolution, qui décrit le volume fini auquel correspond la granularité du speckle.

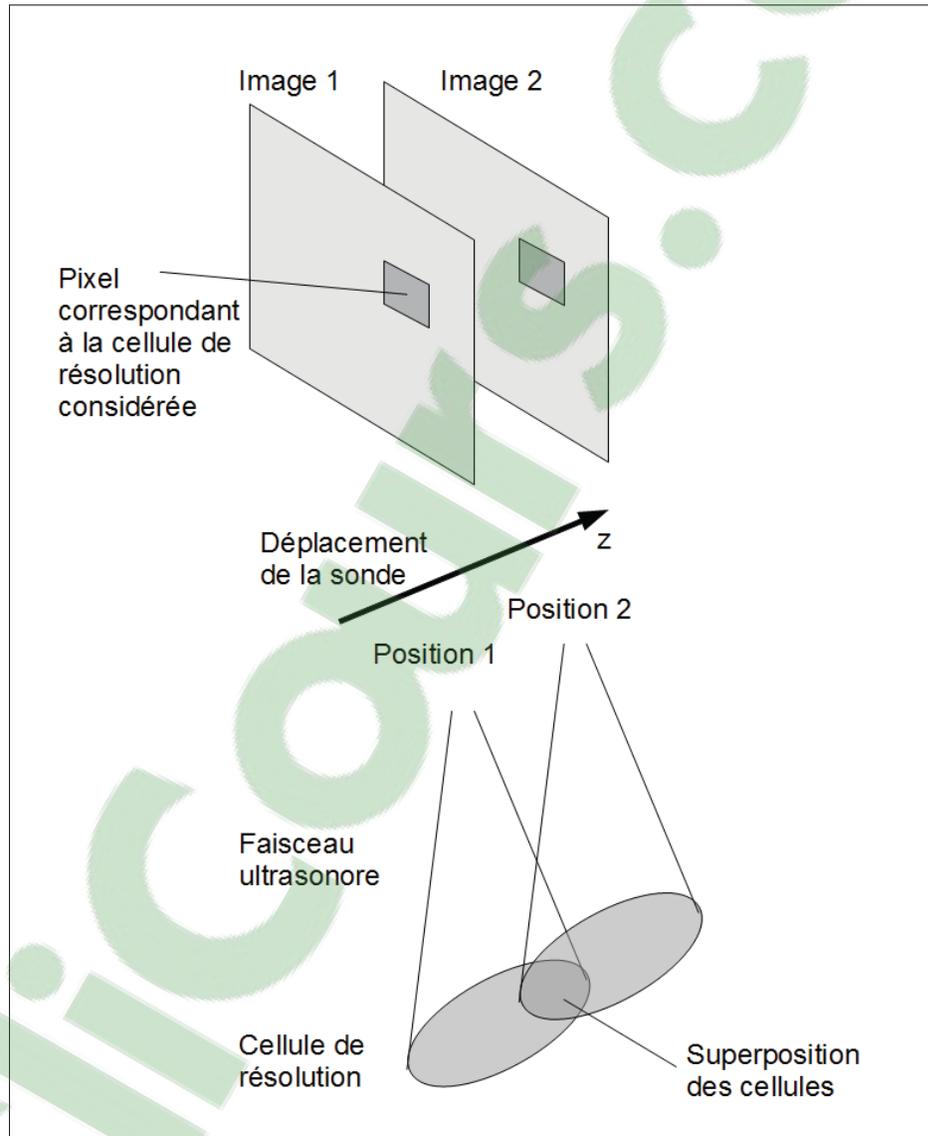


Figure 1.4 Superposition des cellules de résolution
Tirée de Conrath (2012)

1.1.2 L'importance du speckle

Nous avons vu précédemment que la réflexion d'une onde ultrasonore est directe lorsque la taille de l'objet diffusant est supérieure à la longueur d'onde du signal émis. Seulement, lorsque la taille de cet objet est inférieure ou proche de la longueur d'onde, alors l'onde émise n'est plus réfléchié dans une seule direction mais dans toutes les directions. Comme les tissus biologiques ne sont pas des milieux parfaitement homogènes, on retrouve beaucoup de microparticules (appelées diffuseurs) qui sont approximativement de même taille que la longueur d'onde du signal émis. Ce sont les interférences des échos de tous ces diffuseurs qui vont créer ce que l'on appelle le speckle (Figure 1.5). Plus concrètement, un artefact de speckle sur une image de mode B ne veut pas dire qu'à cet endroit précis se trouve une microparticule.

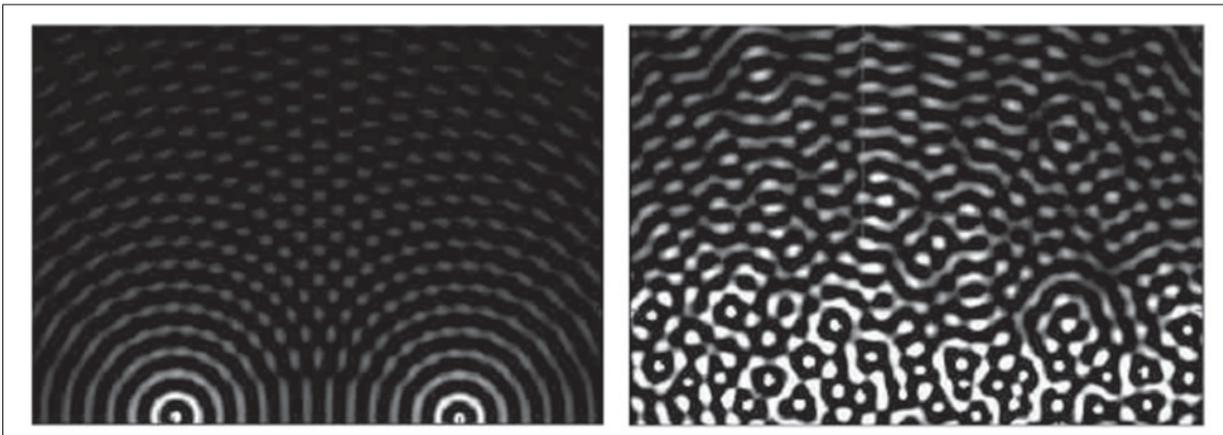


Figure 1.5 Interférence des ondes ultrasonores dues à deux diffuseurs (gauche) et à de multiples diffuseurs (droite) vue de dessus
Tirée de Støylen (2006)

L'apparition de cet artefact explique la faible qualité des images échographiques comparée à la tomodensitométrie ou l'imagerie par résonance magnétique par exemple. C'est pourquoi de nombreuses études se tournent sur la façon d'éliminer le speckle (Michailovich et Tannenbaum, 2006). Ce qui est intéressant avec le speckle, et qui est au centre de la discussion sur le recalage échographique sans capteur de position, c'est qu'il est un bruit structuré : en supposant que l'on soit dans les mêmes conditions expérimentales, on peut retrouver exactement la même

configuration spatiale du speckle. Les différentes variables nécessaires à la compréhension de la formation du speckle sont surtout les caractéristiques biologiques du tissu ainsi que la sonde employée (Perreault et Auclair-Fortier, 2007).

Une autre question intéressante est celle de la corrélation du speckle entre deux images proches. Wagner *et al.* (1983) se sont penchés sur les statistiques de deuxième ordre du speckle et ont observé qu'elles évoluent de manière prévisible avec la distance séparant deux images proches. Ces résultats sont très intéressants, car le speckle est contenu dans n'importe quelle image échographique et c'est ce qui a ouvert la voie du suivi par speckle (*speckle-tracking*), ce qui permet par exemple le recalage entre deux images proches.

1.1.3 Statistiques des signaux échographiques

Pour étudier le processus de formation des images, Wagner *et al.* (1983) se sont penchés sur les statistiques de second ordre du signal échographique et plus spécifiquement sur le speckle (un résumé de leur étude sur les statistiques de premier ordre est disponible en annexe I). En effet, les statistiques de premier ordre seront utiles pour décrire comment sont constitués les diffuseurs dans une cellule de résolution et peuvent informer le recalage d'images de tissus biologiques (Laporte et Arbel, 2011).

Les statistiques de second ordre permettent de modéliser la superposition des cellules de résolution (Figure 1.4). Elles quantifient la relation entre deux pixels voisins provenant de deux images, à partir de la corrélation des signaux RF obtenus. Il est important d'être dans les conditions de Rayleigh pour la suite, en effet la théorie basée sur la corrélation du speckle dépend de cette condition fondamentale. Dans les conditions de Rayleigh ou lorsque le speckle est pleinement développé, la distribution spatiale des diffuseurs est très dense et le processus est tellement aléatoire que l'autocorrélation de l'image est un pic (voir Figure 1.6).

L'auto-corrélation du signal U peut être modélisée de la façon suivante (Wagner *et al.*, 1983) :

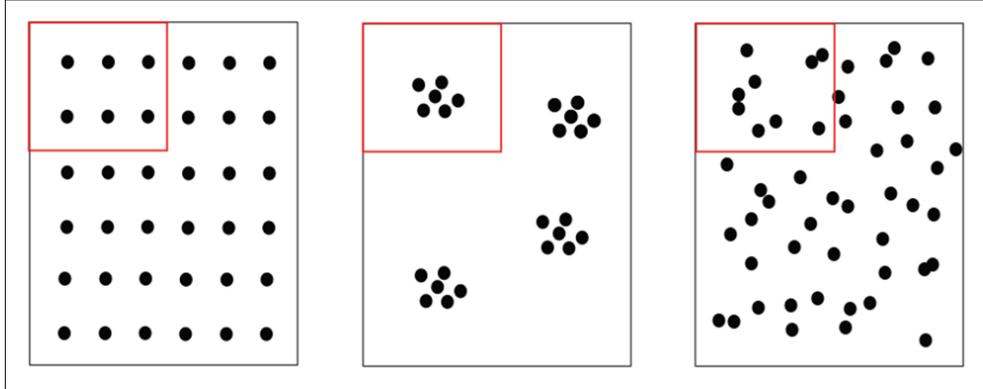


Figure 1.6 De gauche à droite, répartition uniforme discrète, semi-aléatoire et aléatoire (Rayleigh). La corrélation d'une fenêtre (rouge) sur toute l'image sera très distincte pour une répartition de Rayleigh, contrairement aux autres répartitions

$$R_U(\Delta r) = \zeta_0^2 \times h(-\Delta r) \otimes h(\Delta r), \quad (1.2)$$

où ζ_0^2 représente la distribution homogène des diffuseurs qui peut être représentée par une constante, h est la réponse impulsionnelle du transducteur et R_U est l'auto-corrélation du signal RF U . L'équation 1.2 peut être reformulée à partir de la corrélation normalisée :

$$\rho(\Delta r) = \frac{R_U(\Delta r)}{R_U(0)}. \quad (1.3)$$

Nous remarquons ainsi la chose suivante : la corrélation $\rho(\Delta r)$ ne dépend pas de la position mais de la différence de position Δr et de la réponse impulsionnelle du système h . Cette corrélation varie dans le domaine spatial mais est continue dans le temps, c'est-à-dire que le signal reste le même au cours du temps sous les mêmes conditions de l'expérience. Parce que modéliser la réponse impulsionnelle est un processus complexe, il est possible d'obtenir la relation entre Δr et ρ à partir de mesures sur la sonde employée. Wagner *et al.* (1983) ont ainsi introduit le concept de courbe de décorrélation (voir Figure 1.7) permettant de lier une distance pure avec la corrélation de deux cellules proches contenant du speckle pleinement développé.

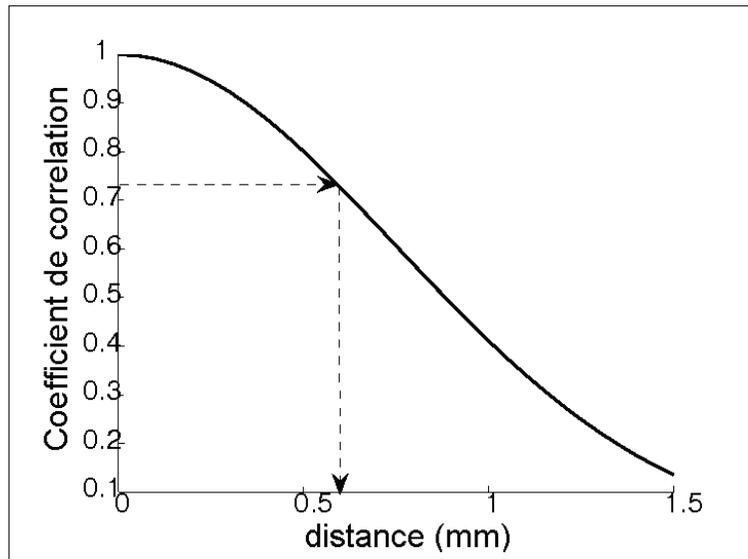


Figure 1.7 Courbe de décroissance du speckle suivant une distance r pour un mouvement r pur
Tirée de Laporte (2009)

Chen *et al.* (2014) ont proposé une procédure pour estimer la courbe de décroissance du speckle de façon “hors-ligne”, en mesurant la corrélation du speckle sur des images de mode B tout en connaissant parfaitement la distance Δr entre les images. C’est ce qui permet par la suite de récupérer “en ligne” Δr à partir de mesures de corrélations, avec Δr qui correspond à la direction du déplacement de la sonde (dans notre cas la direction élevationnelle z) avec les autres composantes du mouvement nulles. Ceci conduit aux limitations techniques de cette méthode dans le cadre d’une prise main-libre par un clinicien : il ne sera en effet pas possible pour un humain de sonder très précisément selon un seul axe r .

Cette section a ainsi permis de définir le concept essentiel de la discussion : dans le cas d’images de speckle pleinement développé, nous disposons d’un moyen d’estimer la distance entre deux images en fonction de la corrélation du speckle entre ces deux images.

1.2 Le recalage sans capteur de position

Nous rappelons que le recalage sans capteur de position consiste à estimer le mouvement entre deux images en ne se basant que sur le contenu des images. Comme nous l’avons vu à la section

1.1.3, il est possible de récupérer la distance élévationnelle z entre deux images, en calculant la corrélation du speckle entre ces deux images. L'estimation du mouvement de la sonde sur 6 degrés de liberté peut être décomposée comme l'estimation de deux types de mouvements différents : le mouvement dans le plan et le mouvement hors plan (Housden *et al.*, 2007). Le déplacement dans le plan correspond à x, y et θ_z , alors que le mouvement hors plan est constitué de z, θ_x et θ_y (voir Figure 1.8).

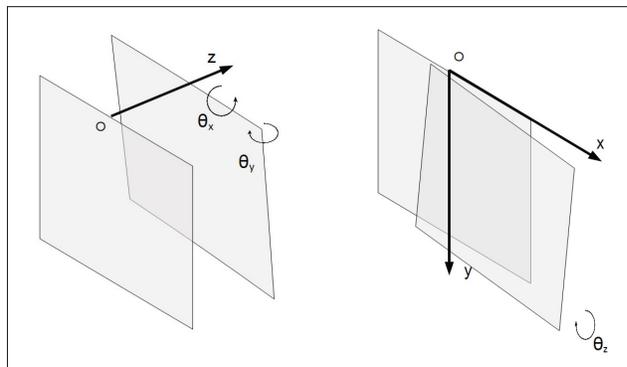


Figure 1.8 Mouvements dans le plan (gauche) et hors plan (droite) de la sonde ultrasonore
Tirée de Conrath (2012)

Le déplacement dans le plan est en général plus facile à déterminer et fait partie du domaine du recalage en général (Housden *et al.*, 2007). Le mouvement hors plan, lui, est plus spécifique à l'échographie et est la plus grande difficulté du domaine (Gee *et al.*, 2006). Dans le contexte main-libre la décorrélation du speckle n'est pas seulement liée à une seule composante du mouvement, mais à toutes les composantes en même temps. La courbe de décorrélation ne permet de modéliser idéalement qu'une translation pure selon x, y ou z . Ceci explique la difficulté du problème abordé, car il devient difficile d'estimer de façon précise les 6 degrés de liberté. Pour réduire la complexité du problème, il a été prouvé que recalibrer localement d'abord dans le plan et ensuite hors plan permet d'améliorer le recalage global (Housden *et al.*, 2007). En effet, cela permet d'atténuer l'influence des mouvements dans le plan (x, y) sur la décorrélation du speckle, avec l'hypothèse que localement, θ_z n'influence pas beaucoup la décorrélation. Nous

étudierons donc le recalage local dans le plan (x, y) et le recalage local hors plan z pour finir avec le recalage global $(x, y, z, \theta_x, \theta_y, \theta_z)$.

1.2.1 Recalage dans le plan

L'idée de base du recalage en deux dimensions ou dans le plan est de retrouver la transformation 2D entre deux images qui maximise leur similitude qu'on appelle la fonction de coût. En ayant une image de référence I_F , on applique une transformation T à l'image à recaler I_R et on calcule la similitude S . Cette étape est répétée plusieurs fois pour différentes transformations avec à chaque fois une mesure de similitude associée. La transformation T qui donne la plus grande similitude est utilisée pour recaler les deux images :

$$\hat{T} = \arg \max_T S(I_F, I_R(T)). \quad (1.4)$$

La fonction de coût est un critère important, car c'est elle qui va définir la précision de l'estimation, elle permet de définir à quel point des images se ressemblent.

Les métriques les plus utilisées et les plus faciles à implémenter sont la somme des différences absolues (SAD pour *Sum of Absolute Differences*), la somme des différences au carré (SSD pour *Sum of Squared Differences*) et la corrélation croisée normalisée (NCC pour *normalized cross-correlation*) (Markelj *et al.*, 2012). La mesure de SAD a longtemps été utilisée dans le domaine du recalage (Bohs et Trahey, 1991; Yeung *et al.*, 1998), car elle permettait des calculs temps réel. Cependant avec l'amélioration de la rapidité du matériel, il est aujourd'hui possible et plus courant d'utiliser la mesure de corrélation croisée normalisée (Bohs *et al.*, 2000). Une mesure performante en échographie ultrasonore est l'information mutuelle, dérivée du domaine des télécommunications et basée sur l'entropie des images. Kaar *et al.* (2013) ont ainsi étudié les performances de cette métrique sur un recalage de volumes 3D et ont observé une amélioration significative du recalage comparé à la corrélation. Cependant, cette métrique est d'une plus grande complexité algorithmique comparée à la corrélation croisée normalisée (Banerjee

et al., 2015). Byram *et al.* (2013) proposent d'utiliser des estimateurs bayésiens biaisés qui permettent de réduire d'un facteur deux l'erreur quadratique, pour un biais deux fois plus important. Malheureusement cet estimateur, de par sa dynamique, est beaucoup moins robuste au bruit et plus compliqué à implémenter. Cependant, l'avantage des estimateurs biaisés est qu'ils permettent dans plusieurs cas une convergence plus rapide (Bellman et Kalaba, 1965). Nous pouvons aussi souligner l'utilisation de la transformée de Fourier pour estimer le mouvement dans le plan (x,y) (O'Donnell *et al.*, 1994) et la rotation θ_z à l'aide de la phase (Zitova et Flusser, 2003) dans des problématiques d'élastographie. Les résultats restent moins performants que la corrélation, sans oublier que θ_z reste plus difficile à étudier que le mouvement translationnel pur (x,y) .

L'approche classique (Chen *et al.*, 2003; Konofagou et Ophir, 1998) est donc d'utiliser la corrélation entre les images, la position du pic donnant le déplacement dans le plan selon (x,y) . Il est possible d'améliorer la précision de l'estimation du mouvement dans le plan. En effet, la matrice de corrélation n'est précise qu'au pixel près et la taille de ce pixel dans le monde réel peut être conséquente. Augmenter la résolution des pixels diminuerait le nombre d'images par seconde ce qui peut impacter la qualité de l'acquisition. En rééchantillonnant l'image par interpolation, il est possible d'avoir des estimations plus précises. Il existe différentes techniques d'interpolation parabolique, sinusoïdale, ou encore cubique (Lehmann *et al.*, 1999). Housden *et al.* (2006) ont comparé différentes techniques d'interpolation sur les pixels, mais aussi sur les valeurs de corrélation. Leur conclusion est qu'une interpolation par fonction gaussienne sur les valeurs de corrélation, qui approxime le mieux la décorrélation latérale des signaux RF (Prager *et al.*, 2003), donne de meilleurs résultats.

Les problèmes majeurs de la corrélation en 2D restent le temps de calcul et la précision. Une méthode reconnue a été ainsi proposée pour réduire le temps de calcul de la corrélation sur des images (Lewis, 1995). Quant à la précision, il a été prouvé que l'analyse des signaux RF au lieu d'images de mode B pouvait améliorer la précision des résultats, car le signal étudié provient directement de la sonde (Pesavento *et al.*, 1999). Des auteurs se sont alors penchés sur l'analyse de ces signaux, bien qu'ils ne soient pas disponibles facilement sur les échographes

à usage clinique. Shi et Varghese (2007) se sont concentrés sur l'estimation du mouvement du tissu qui s'apparente à notre problématique. Ils utilisent une approche multi-résolution pour obtenir l'estimation des mouvements dans le plan (x, y) permettant de combiner la robustesse des images de mode-B (chaque pixel étant dépendant des voisins) et la précision des signaux RF. Bien que la méthode puisse être appliquée dans le cadre du suivi de speckle, le temps de calcul rend la solution compliquée à implémenter. Rivaz *et al.* (2008) utilisent une méthode non-itérative de minimisation de fonction de coût par programmation dynamique. Elle permet de retrouver le déplacement de chaque pixel sur une paire d'image à partir des données RF. Le temps de calcul est réduit en comparaison avec une corrélation sur des images, et le SNR de la corrélation est plus élevé de 50% ce qui simplifie et précise la recherche du maximum. De plus, l'approche est plus robuste à la décorrélation due aux rotations hors plan.

1.2.2 Recalage hors plan

Les mouvements hors plan sont plus difficiles à estimer que les mouvements dans le plan (Chen *et al.*, 1997). En utilisant l'approche de suivi du speckle vue à la section 1.1.3, il est possible d'estimer le mouvement hors plan (z) entre deux images. Nous rappelons en effet qu'en connaissant la valeur de corrélation entre deux fenêtres contenant du speckle, il est possible de récupérer le déplacement en z à l'aide de la courbe de décorrélation pour un mouvement z pur. Cette courbe décrite par Wagner *et al.* (1983) montre que plus la distance entre les images est élevée et moins le speckle est corrélé. Depuis, de nombreuses études se sont attardées sur l'analyse de cette courbe.

Chen *et al.* (1997) ont démontré qu'il était possible d'approximer cette courbe par une gaussienne à une certaine profondeur, dans la zone focale de l'image. Ils ont ainsi établi un protocole de calibrage pour la courbe de décorrélation en sondant un fantôme conçu pour générer du speckle pleinement développé. Tuthill *et al.* (1998) ont adapté la courbe de décorrélation pour les mesures hors zone focale, sur toute la profondeur de l'image. Ils ont aussi étudié le contexte de la prise d'image réelles pour lesquelles le speckle n'est pas partout pleinement développé. On peut aussi souligner le travail de Chang *et al.* (2003), qui offre une méthode différente

ne nécessitant pas de calibrer une courbe de décorrélation. L'idée est de retrouver la position des images à l'aide d'une image de référence qui est perpendiculaire à toutes les images de la séquence. Cette image de référence remplace la courbe de décorrélation et rend les résultats plus précis (amélioration de 5%). Cependant le processus d'acquisition ne permet pas un contexte main-libre car l'image de référence doit être perpendiculaire aux images parfaitement parallèles d'une séquence, et donc acquises avec un robot.

1.2.3 Recalage global

Jusqu'à présent, nous nous sommes attardés sur trois composantes translationnelles x, y , et z parmi les six constituant le problème. Pour récupérer les autres composantes du mouvement (les rotations), l'idée générale qui ressort de la littérature est de découper l'image en plusieurs fenêtres. En ayant plusieurs informations locales x_i, y_i et z_i pour chaque fenêtre i sur l'image, il devient possible d'estimer le mouvement global $(x, y, z, \theta_x, \theta_y, \theta_z)$ entre deux images.

Les premiers à avoir recouru à des méthodes locales sont Tuthill *et al.* (1998) qui ont découpé la paire d'images en plusieurs fenêtres. Chaque fenêtre est ainsi associée à un autre par une translation selon 3 degrés de liberté (x, y, z) . Ce sont tous ces mouvements locaux qui permettent d'obtenir une estimation du mouvement global d'une image par rapport à une autre. Par la suite, Treece *et al.* (2002) ont prouvé que les rotations peuvent être approximées localement sur une petite zone de l'image par des translations. En se basant sur ce principe, Prager *et al.* (2003) ont proposé de découper l'image en plusieurs bandes horizontales. Ils calculent ensuite les corrélations entre les bandes pour estimer les mouvements dans le plan x et y , sans négliger θ_z contrairement à Treece *et al.* (2002). Enfin, une régression linéaire sur les centres de référence et translatés permet de retrouver les différentes composantes du mouvement global sur six degrés de liberté. Housden *et al.* (2007) se sont basés sur cette méthode en travaillant aussi sur des fenêtres de l'image. En ayant l'information de translation (x, y, z) sur chacune de ces fenêtres, ils utilisent une méthode des moindres carrés pour retrouver le mouvement global entre deux images.

1.3 Les difficultés de l'estimation de la trajectoire main-libre sans capteur de position

Le calcul de la trajectoire de la sonde est l'estimation de toutes les positions des images d'une séquence échographique par rapport à la première image. Dû à la particularité de la courbe de décorrélation, l'estimation de la distance élevationnelle z par décorrélation du speckle a une portée limitée à quelques millimètres dépendamment de la sonde. Ainsi, l'estimation de la position n'est pas possible si les images sont trop espacées. Donc pour récupérer la position des images d'une longue séquence de plusieurs dizaines de millimètres voire centimètres, il est nécessaire de combiner plusieurs mesures de mouvement (Figure 1.9).

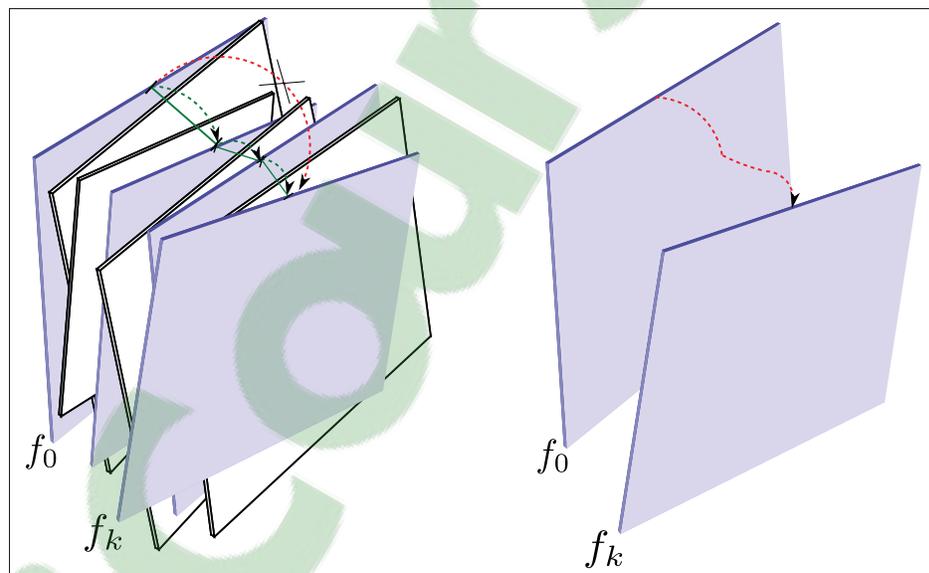


Figure 1.9 – Problématique de l'estimation de la trajectoire d'une sonde ultrasonore pour l'échographie 3D main-libre et sans capteur de position. L'estimation directe de la position M_k de l'image f_k n'est pas possible, car les images f_0 et f_k sont trop éloignées, il est donc nécessaire de combiner différentes mesures de mouvement

Cependant, l'estimation du mouvement entre deux images est biaisée et l'estimation d'une trajectoire impliquant plusieurs mesures de mouvement voit son erreur augmenter avec le nombre de mesures utilisées. À la fin d'une acquisition, l'erreur cumulée est généralement très grande et il est nécessaire de réduire cette accumulation d'erreur pour obtenir des estimations de po-

sitions justes. La difficulté d'une estimation des positions précise a amené les chercheurs sur deux voies :

- a. La réduction de l'erreur à la source, c'est à dire corriger la mesure de recalage entre deux images (Afsham *et al.*, 2014b; Conrath et Laporte, 2012; Gee *et al.*, 2006; Housden *et al.*, 2006; Laporte et Arbel, 2011);
- b. La réduction de l'accumulation de l'erreur en jouant notamment sur le choix des mouvements à combiner (Housden *et al.*, 2007; Laporte et Arbel, 2008, 2010).

1.3.1 Correction des erreurs de mesure de recalage

Jusque dans les années 2000, la plupart des études (Wagner *et al.*, 1983; Yeung *et al.*, 1998) ne se sont concentrées que sur les erreurs dans le plan liées à la décorrélation élévationnelle. Or, le mouvement main-libre n'est pas constitué que de la distance élévationnelle z mais aussi de tous les autres paramètres de mouvement affectant l'estimation hors plan. De plus, lors d'une acquisition main-libre, les images ne sont pas parfaitement alignées et ont tendance à se recouper entre elles ce qui complique l'estimation globale du mouvement d'une image par rapport à une autre.

Des chercheurs se sont attardés sur l'effet des rotations qui biaise le plus le recalage. Li *et al.* (2002) ont étudiés l'effet de tous les mouvements sur la décorrélation du speckle. Ils se sont plus particulièrement attardés sur l'analyse de toutes les rotations sur l'estimation de z par la courbe de décorrélation. Ils ont observé qu'une rotation de quelques degrés a peu d'impact au centre de l'image ($\sim 5\%$), mais que l'erreur se révèle très importante sur les bords ($\sim 20\%$). C'est ce qui leur permet de conclure que les méthodes de suivi de speckle sont très affectées par les rotations, et qu'elles nécessitent l'utilisation d'un capteur d'orientation pour améliorer l'estimation. L'effet des rotations est très problématique sur la mesure de recalage et est due à un effet physique des ondes ultrasonores. En effet, Kallel *et al.* (1994) ont démontré que la réponse impulsionnelle d'une sonde ultrasonore présente une courbure dans la direction de propagation de l'onde. Cette courbure amène des artefacts lors d'un mouvement de tangage et de roulis. Plus précisément, Laporte et Arbel (2008) ont montré que le tangage pose plus

de problèmes que les autres rotations. Ceci a aussi été remarqué par Housden *et al.* (2008) qui ont expliqué que cette erreur est due à la forme du faisceau ultrasonore qui varie selon la profondeur. Ils concluent que le roulis pose aussi problème (contrairement au lacet θ_y) et qu'il est nécessaire de le compenser pour avoir une bonne estimation du mouvement. En utilisant une seconde courbe de corrélation calibrée pour le tangage et un capteur de rotation non-intrusif, ils arrivent à réduire les erreurs de recalage d'environ 50%. Plus récemment, Afsham *et al.* (2014b) ont proposé d'inclure la variabilité axiale de l'onde, le changement de la location des diffuseurs et l'impact du tangage pour améliorer la précision de l'estimation de z . C'est ce qui permet par la suite de calculer le recouvrement des cellules de résolution, et modifier la courbe de décorrélation en fonction de ce recouvrement. L'utilisation de cette courbe ainsi modifiée permet d'améliorer jusqu'à 20% l'estimation de z .

Dans une étude exhaustive, Housden *et al.* (2007) se sont penchés sur de nombreuses problématiques : la sélection des meilleures paires d'images, l'intersection des images et les mouvements non-monotones. D'après les travaux de Hassenpflug *et al.* (2004), ils ont remarqué que l'espacement entre les images impacte la qualité de l'estimation de z . L'idéal étant de rester dans la zone linéaire de la courbe de décorrélation, ils décident de sélectionner les paires d'images en fonction de leurs espacements. Ensuite, si des images se croisent à cause d'une rotation θ_x ou θ_y trop élevée, il est nécessaire de récupérer le signe des différentes élévations z estimées dans chaque fenêtre. La prise en compte de tous ces paramètres rend le recalage très robuste mais aussi beaucoup plus difficile. Laporte et Arbel (2008) ont aussi travaillé sur les mêmes problématiques. Leurs travaux se basent sur des mesures de vraisemblance à l'aide d'un modèle probabiliste liant z et la corrélation. Pour résoudre les problèmes d'intersection des images et de la trajectoire non-monotone de la sonde, les travaux utilisent le problème du voyageur de commerce qui est un classique en optimisation combinatoire. De par la difficulté de la correction due aux multiples paramètres du mouvement, Conrath et Laporte (2012) proposent une méthode par apprentissage permettant de corriger les erreurs. Il a été en effet remarqué que les erreurs de rotation et position sont systématiques, ce qui permet de construire un modèle d'apprentissage Bayésien à vecteurs de pertinence sur les paramètres du mouve-

ment. L'expérimentation à l'aide d'images synthétiques est concluante avec une amélioration de l'estimation, cependant l'applicabilité de la méthode avec de vraies images reste à prouver, car l'apprentissage se base sur des données synthétiques et dans le cas réel les positions des images ne sont pas parfaitement contrôlées.

1.3.2 Réduction de l'accumulation des erreurs lors de l'estimation des positions

L'accumulation des erreurs pose problème lors de l'estimation de la trajectoire de la sonde. Des chercheurs se sont donc penchés sur la façon de sélectionner les mouvements. Une méthode très simple pour estimer la position des images est de prendre toutes les mesures de mouvements entre des paires d'images consécutives. Cette méthode est utilisée dans différents travaux comme première estimation des positions des images (Afsham *et al.*, 2014a). Cette méthode est rapide mais l'estimation de la position d'une image f_k implique $(k - 1)$ mesures de mouvements, ce qui augmente drastiquement l'erreur. Housden *et al.* (2007) ont proposé de ne prendre que les images les plus espacées, ce qui a pour effet de minimiser le nombre de mouvements associés à l'estimation. Cette méthode a prouvé son efficacité mais est arbitraire dans le sens où elle ne se base que sur l'espacement entre les images. Laporte et Arbel (2010) ont fusionné les estimations de mouvements élévationnels redondants avec des mesures de leurs incertitudes. Parce que les séquences ont été acquises sur de vrais tissus, l'incertitude est basée sur la qualité des modèles de tissus utilisés. Un arbre minimal couvrant est déterminé en minimisant la fonction de coût des estimations et des tests d'hypothèses permettent de rejeter les "mauvaises" estimations de mouvements.

Un domaine relativement proche au problème d'échographie 3D main-libre sans capteur de mouvement est la reconstruction d'objets à partir de surfaces 3D partiellement acquises à l'aide de caméras 3D. Il n'est plus question d'estimer les positions d'images 2D dans l'espace mais de surfaces 3D. Zhu *et al.* (2016) proposent aussi d'utiliser un arbre minimal couvrant avec un processus d'optimisation global basé sur un algorithme génétique. Cependant, la construction d'un arbre minimal couvrant ne minimise pas forcément l'accumulation des erreurs du début à la fin d'une séquence, car les mesures de mouvements ne sont pas dirigées.

1.3.3 Problématique du recalage sur tissu réel

Une dernière problématique est celle du tissu réel (Gee *et al.*, 2006; Housden *et al.*, 2006; Laporte et Arbel, 2011; Afsham *et al.*, 2014b), où le speckle n'est que partiellement développé sur les images. Ceci implique que les mesures élévationnelles des différentes fenêtres ne sont pas optimales, car elles sont calculées sur des zones contenant d'autres structures que le speckle. L'objectif est donc de détecter les zones de speckle et/ou adapter la courbe de décorrélation de Chen *et al.* (1997). Tuthill *et al.* (1998) ont abordé cette problématique en proposant de détecter les fenêtres de l'image ne contenant que du speckle pleinement développé à l'aide des statistiques de premier ordre de l'image. C'est ce qui a permis par la suite à Hassenpflug *et al.* (2005) de tester leur recalage en n'utilisant que les zones de speckle pleinement développé. Leur méthode permet de réduire de 8% les erreurs, mais le résultat reste trop erroné pour l'appliquer dans un cadre réel. Ainsi, des auteurs se sont penchés sur la nécessité de prendre en compte toute l'image, et donc nécessairement les zones qui ne reflètent pas les conditions de Rayleigh.

Gee *et al.* (2006) sont les premiers à proposer d'adapter la courbe de décorrélation selon le tissu utilisé et ainsi rendre possible la reconstruction 3D en échographie main-libre sans capteur de position sur tissu réel. Dans le même ordre d'idées, Laporte et Arbel (2011) proposent d'adapter la courbe de décorrélation en analysant les statistiques de l'image. L'étude amène des résultats comparables aux travaux de Gee *et al.* (2006) et sont meilleurs que ceux de Hassenpflug *et al.* (2005). Afsham *et al.* (2014b) proposent de travailler sur l'estimation élévationnelle en proposant une nouvelle manière de calculer la corrélation du speckle qui prend en compte l'importance du speckle dans chaque fenêtre. Les statistiques de premier ordre du speckle sont modélisées à l'aide d'un modèle gaussien ricien inverse sur les signaux RF. Ils en ont ensuite dérivé une nouvelle expression des statistiques de deuxième ordre pour le speckle tout en compensant l'effet indésirable des rotations. Parce que le problème majeur de cette technique est le temps de calcul, Afsham *et al.* (2014a) ont proposé de ne travailler que sur le speckle et donc de l'extraire des images réelles à l'aide d'un filtre de despeckling (Coupé *et al.*, 2009). Cette

méthode peut être utilisée sur des images de mode B et donne des résultats applicables dans la réalité.

1.4 Problème étudié et objectif

Notre objectif est d'obtenir la position de toutes les images de la séquence échographique relativement à la première image de la séquence. Nous avons exposé la difficulté de l'estimation de la trajectoire d'une sonde échographique 3D main-libre sans capteur de position en nous attardant sur :

- a. La mesure du recalage global qui combine les informations du recalage dans le plan et hors plan ;
- b. Les difficultés de l'estimation des positions, notamment les erreurs en rotation, la propagation des erreurs et la difficulté de qualifier ce qui est une bonne mesure de mouvement.

Les chercheurs se sont penchés sur la façon de réduire la propagation des erreurs de l'estimation des positions (Afsham *et al.*, 2014a; Housden *et al.*, 2007; Laporte et Arbel, 2010), cependant ils n'ont pas considéré la manière de choisir les meilleurs estimés de mouvements à utiliser. C'est la raison pour laquelle nous faisons ici l'hypothèse que mieux choisir les mesures de recalage par speckle à associer, tout en minimisant le nombre de mesures nécessaires, permet d'améliorer l'estimation de la trajectoire de la sonde échographique.

1.4.1 Contexte du projet et formalisation du problème

Pour la suite du travail, il est nécessaire de définir le cadre de l'étude :

- les différentes images sont acquises à partir d'une sonde linéaire. Cela implique qu'une translation dans le plan de la sonde équivaut à une translation dans le plan sur les images (ce ne serait pas le cas avec une sonde convexe) ;
- nous ne considérons pas le cas des mouvements non-monotones (i.e. avec des allers-retours), ni les mouvements non-rigides (mouvements biologiques à l'intérieur des tissus) ni l'intersection des images (dans le cas où θ_x ou θ_y est trop élevé) ;

- les images sont acquises sur un fantôme échographique conçu pour générer du speckle pleinement développé. La problématique des tissus réels ne sera donc pas abordée ;
- un système de suivi par capteur optique est disponible sur la sonde échographique, ce qui permettra de comparer les méthodes d'estimation de la trajectoire.

La mesure du mouvement entre une paire d'images $\{i, j\}$ utilisant la corrélation du speckle sera notée $m_{i,j}$ et la position d'une image k par rapport à la première image de la séquence est notée M_k . La position de l'image j correspond aussi au mouvement entre cette image j et la première image de l'acquisition 0 :

$$M_j = m_{0j}.$$

Les mouvements ou positions selon les six degrés de liberté $(x, y, z, \theta_x, \theta_y, \theta_z)$ sont définis par la matrice de transformation homogène m ou M , avec la matrice de rotation R de dimension 3×3 et le vecteur de translation t de dimension 3×1 :

$$m = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}; \quad t = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}.$$

C'est l'application de la transformation m sur un ensemble de points P dans l'espace 3D¹ qui va permettre d'obtenir le nouvel ensemble de points transformés P' :

$$P' = m \circ P = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 & \dots & x_n \\ y_1 & \dots & y_n \\ z_1 & \dots & z_n \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (1.5)$$

1. Pour gagner du temps de calcul, les opérations de rotation et de translation sont effectuées en même temps dans m . Il est donc nécessaire d'augmenter la dimension des points pour que le calcul reste homogène.

Une matrice de rotation R correspond au groupe spécial orthogonal $SO(n)$. C'est un groupe multiplicatif et le déterminant est alors $\det(R) = +1$. Si une matrice n'est pas une matrice de rotation valide, un objet transformé par cette matrice sera déformé. Les trois angles constituant la transformation rigide tri-dimensionnelle peuvent être récupérés à partir de la matrice de rotation R avec les formules suivantes :

$$\theta_z = \tan^{-1} \left(\frac{r_{21}}{r_{11}} \right); \quad (1.6)$$

$$\theta_y = \tan^{-1} \left(\frac{-r_{31}}{\sqrt{r_{32}^2 + r_{33}^2}} \right); \quad (1.7)$$

$$\theta_x = \tan^{-1} \left(\frac{r_{32}}{r_{33}} \right). \quad (1.8)$$

Pour estimer la trajectoire d'une sonde ultrasonore, il est nécessaire de récupérer les positions et orientations $(x, y, z, \theta_z, \theta_y, \theta_x)$ de toutes les images de la séquence échographique. En accumulant les mesures de mouvements par speckle consécutives, il est possible d'estimer la position M_k d'une image k :

$$M_k = m_{0,k} = m_{0,1} \circ m_{1,2} \circ \dots \circ m_{k-1,k}. \quad (1.9)$$

Les travaux de ce mémoire se sont orientés sur une façon pour estimer plus précisément les positions et orientations des images pour faire de l'échographie 3D main-libre et sans capteur de position.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE

L'estimation de la trajectoire de la sonde est une étape essentielle à la reconstruction volumique en échographie 3D main-libre. Pour obtenir cette trajectoire, on estime les positions et orientations de chaque image relativement à la première image d'une séquence échographique. Dans le cas d'une acquisition sans capteur de position, les estimés de mouvements entre chaque paire d'image sont mesurés à l'aide de la décorrélation du speckle (section 1.2). Il s'ensuit l'estimation des positions des images en accumulant ces différentes mesures de mouvements pour obtenir la trajectoire complète de la sonde. La méthodologie employée dans le mémoire est décrite dans le diagramme bloc de la figure 2.1.

La méthode employée pour estimer le mouvement entre deux images dérive des travaux de Conrath et Laporte (2012) telle que détaillé dans la section 2.1. Par la suite, l'estimation des positions peut se diviser en deux étapes.

La première étape est l'estimation préliminaire des positions et est explicitée dans la section 2.2. Cette étape génère une position pour chaque image en minimisant le nombre de mesures de mouvements choisies. Cette minimisation s'effectue à l'aide de la construction d'un graphe orienté représentant toutes les mesures de mouvements disponibles dans la séquence. Un algorithme de plus court chemin permet d'obtenir la meilleure trajectoire, mais sans aucune connaissance préalable sur la qualité des mesures de mouvements choisies. Finalement, la génération semi-aléatoire de plusieurs trajectoires possibles permet d'obtenir un meilleur estimé de la trajectoire en moyennant le tout.

La deuxième étape, décrite dans la section 2.3, estime les erreurs de chaque mesure de mouvement à l'aide d'un apprentissage machine par processus gaussien. C'est une information supplémentaire au graphe de la première étape pour affiner les résultats de l'algorithme.

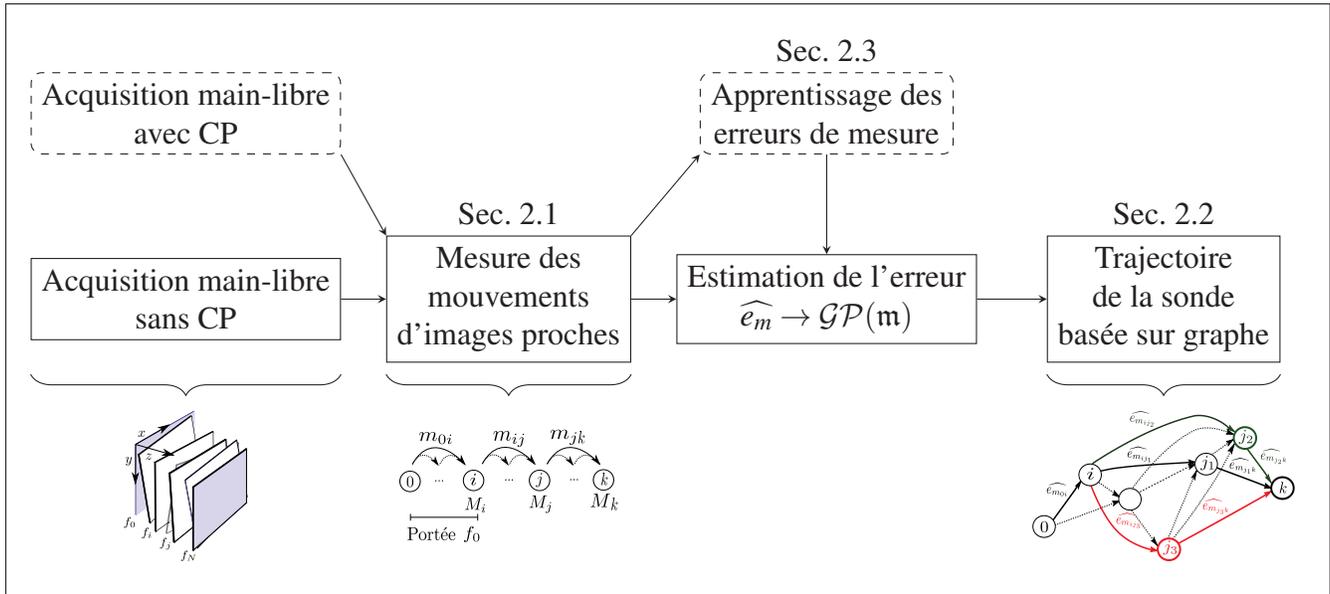


Figure 2.1 Diagramme bloc de la méthode avec l'étape d'apprentissage (cadre pointillé) et de test (cadre plein)

2.1 Le recalage d'une paire d'images

Basée sur les travaux de Housden *et al.* (2007) et de Conrath et Laporte (2012), la première étape de l'algorithme consiste à diviser chaque image de la séquence en plusieurs fenêtres qui ne se recouvrent pas sur l'image. Il est ensuite possible d'obtenir le vecteur de translation 3D pour chaque paire de fenêtres correspondantes, en ayant l'information de la courbe de décorrélation du speckle vue à la section 1.1.3 et calibrée en amont. Ce vecteur est estimé à l'aide de la construction de la carte de corrélation entre la fenêtre à recaler et une zone définie de l'image de référence. La position du pic de corrélation permet d'estimer la translation selon les composantes latérale x et axiale y , et la valeur de ce pic permet d'obtenir la composante élevationnelle z du déplacement à l'aide la courbe de décorrélation. Chaque fenêtre de l'image à recaler ayant sa translation 3D, il est possible d'estimer la transformation rigide selon 6 degrés de liberté entre les deux images avec une minimisation par moindres-carrés basée sur un alignement de Procruste (Umeyama, 1991). L'organigramme modélisant le recalage d'une paire d'images en ayant l'information de la courbe de décorrélation est présentée dans la figure 2.2.

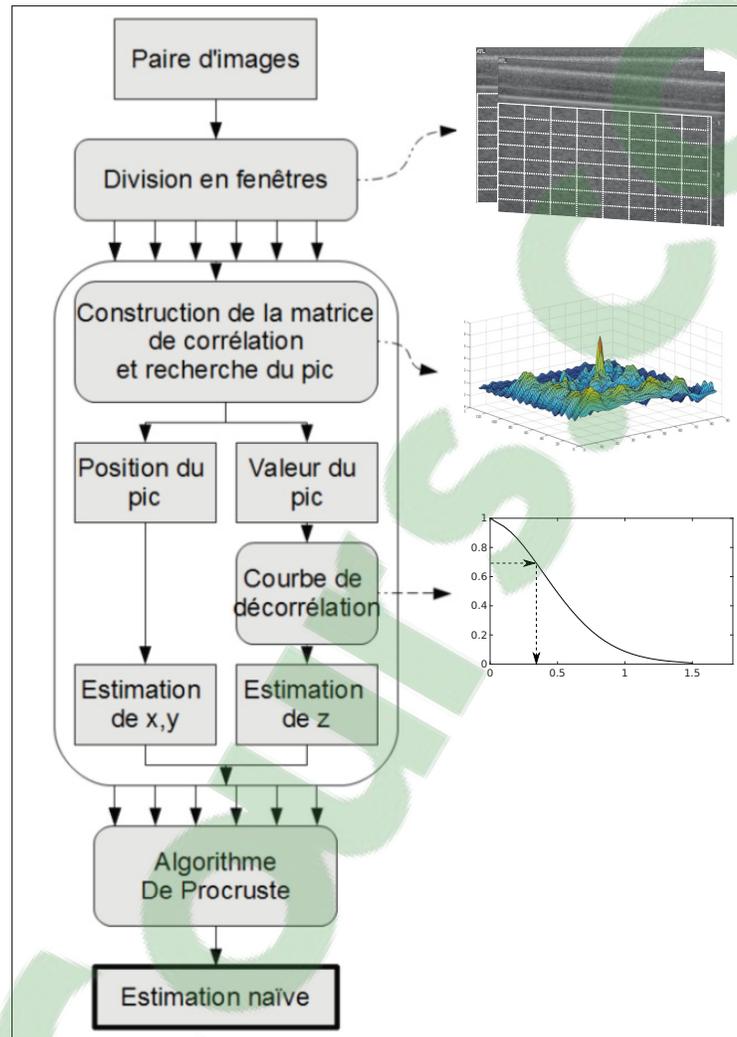


Figure 2.2 Methodologie pour obtenir la mesure du mouvement entre une paire d'images
Tirée de Conrath (2012)

2.1.1 Protocole de calibration des courbes de décorrélation

L'estimation du mouvement hors plan nécessite la calibration d'une courbe de décorrélation, permettant d'obtenir la relation liant la corrélation du speckle à la distance élevationnelle z séparant deux fenêtres correspondantes. Pour cela, la sonde est fixée à un robot linéaire précis à $5 \mu m$ qui se déplace pas à pas dans la direction élevationnelle pour imager un fantôme échographique (Figure 2.3), fantôme dont les propriétés physiques reflètent les conditions de Rayleigh.

Le déplacement se doit d'être précis, d'où l'utilisation d'un robot qui permet d'obtenir un mouvement élevationnel purement monotone, avec des images parfaitement parallèles. En ayant au préalable découpé la paire d'images en plusieurs fenêtres, la corrélation est alors calculée pour toutes les paires de fenêtres correspondantes. Il est ainsi possible de lier les valeurs de corrélation obtenues avec les distances élevationnelles z entre les fenêtres, parfaitement connues grâce au robot.

La courbe de décorrélation de chaque fenêtre dépend de plusieurs facteurs : la profondeur de la zone imagée (ou la composante axiale y de la fenêtre) et les caractéristiques de la sonde employée. Cette courbe peut être approximée par une gaussienne (Chen *et al.*, 1997; Tuthill *et al.*, 1998) ce qui en simplifie la modélisation. Ainsi, il est possible d'ajuster les paramètres de la gaussienne en fonction des valeurs de corrélation selon plusieurs distances mesurées pour chaque fenêtre. La construction des différentes courbes de décorrélation se fait ainsi complètement de manière "hors ligne". Cette étape de calibration ne s'effectue qu'une seule fois pour un matériel donné en laboratoire, il n'est ensuite plus nécessaire de répéter l'opération. Lors d'une prise réelle, il sera possible d'estimer les déplacements élevationnels z de chaque fenêtre d'une paire d'image : il suffit d'avoir l'information de corrélation entre la fenêtre sur l'image de référence et la zone correspondante sur l'image à recalculer.

2.1.2 Estimation des translations de chaque fenêtre d'une paire d'images

Il est possible d'estimer un mouvement rigide selon les six degrés de liberté entre deux images en ayant l'information de translation selon les 3 composantes (x, y, z) pour chacune des fenêtres. L'idée générale est résumée dans la Figure 2.4.

La corrélation d'une fenêtre de l'image de référence avec une zone de l'image à recalculer peut être vue comme une mesure de similitude entre la fenêtre de référence et la zone de l'image à recalculer. L'utilisation de la corrélation comme mesure de similitude est courante en recalage (Fitzpatrick *et al.*, 2000). L'idée est de rechercher le pic de similitude de l'image en construisant une carte de corrélation. L'amplitude du pic de corrélation permet d'obtenir la distance

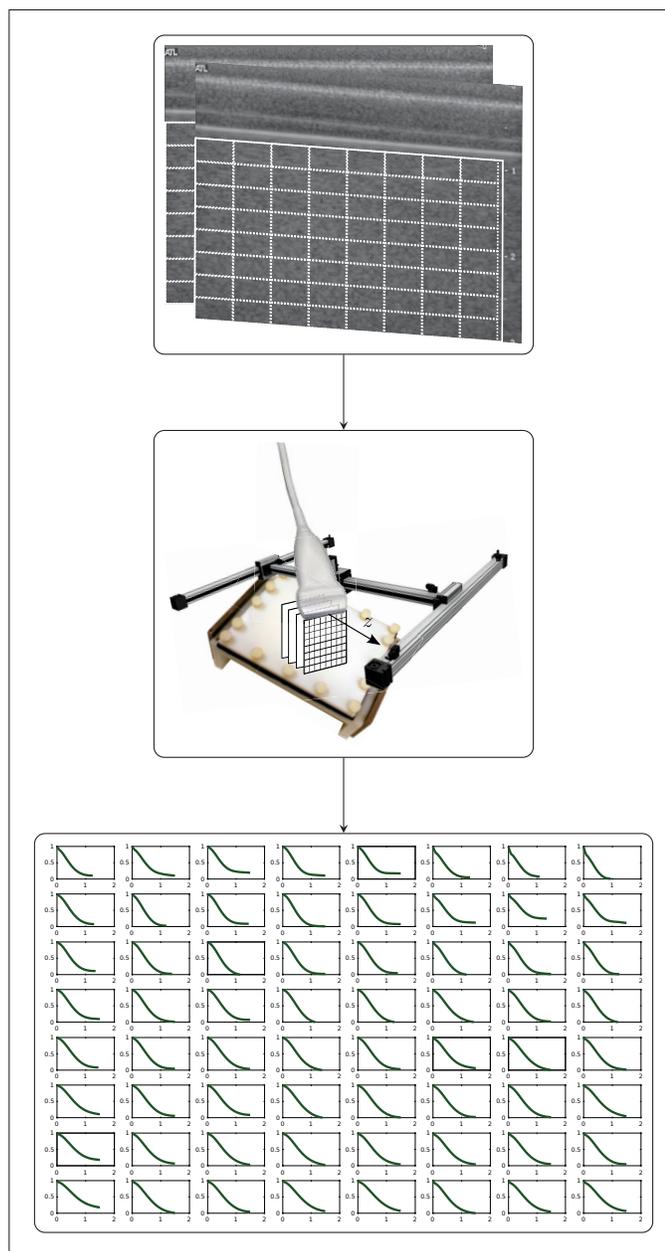


Figure 2.3 Calibration des courbes de décorrélation pour chacune des fenêtres. Les courbes de calibration obtenues relient la distance $|z|$ (abscisse) avec la valeur de corrélation (ordonnée)

élévationnelle z , et la position du pic détermine les déplacements latéral x et axial y de la fenêtre. Pour réduire le temps de calcul, cette carte de corrélation a été calculée en utilisant l'implémentation rapide de la librairie OpenCV (Its, 2014). La fenêtre à recaler F est comparée à une

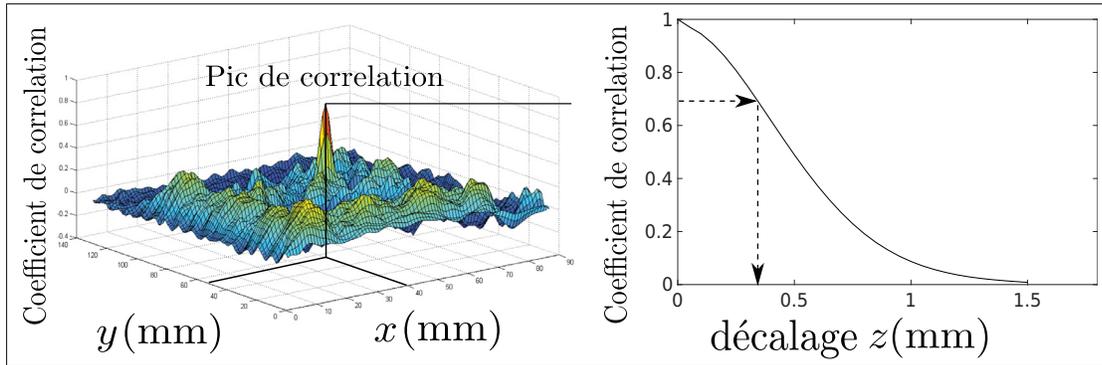


Figure 2.4 Extraction de la translation (x, y, z) pour une fenêtre de l'image de référence en utilisant la carte de corrélation
Adaptée de Conrath (2012)

zone Z sur l'image de référence et qui est trois fois plus grande que F :

$$\rho(x, y) = \frac{\sum_{u,v} (Z(u, v) \cdot F(x + u, y + v))}{\sqrt{\sum_{u,v} (Z(u, v))^2 \cdot \sum_{u,v} F(x + u, y + v)^2}}. \quad (2.1)$$

F représente donc une des fenêtres de la première image de la paire et Z est une zone de la deuxième image de la paire (Figure 2.5).

Une difficulté particulière liée à l'échographie 3D main-libre sans capteur de position vient de l'estimation de la position du maximum de similitude. Les déplacements recherchés sont de l'ordre de 10^{-4} m, de même ordre de grandeur que la taille des pixels. Sachant que la position du pic de similitude est déterminée au pixel près, la recherche du pic n'est ainsi pas assez précise et il est nécessaire d'interpoler les pixels. L'amélioration de la précision d'une image par interpolation n'est pas une idée nouvelle et est déjà beaucoup utilisée dans le domaine du recalage (Thévenaz *et al.*, 2000). L'interpolation consiste en la convolution de chaque pixel d'une image par un noyau d'interpolation idéalement représenté par une fonction de sinus cardinal dans le domaine temporel. Malheureusement, il n'est pas possible de créer un tel noyau car il s'étend à l'infini sur ses côtés. Une bonne interpolation consiste dans l'utilisation d'un sinus cardinal borné popularisé par les travaux de Lanczos (1938) qui se rapproche de l'interpolation idéale. Ceci va permettre d'obtenir une carte de corrélation plus précise permettant d'obtenir

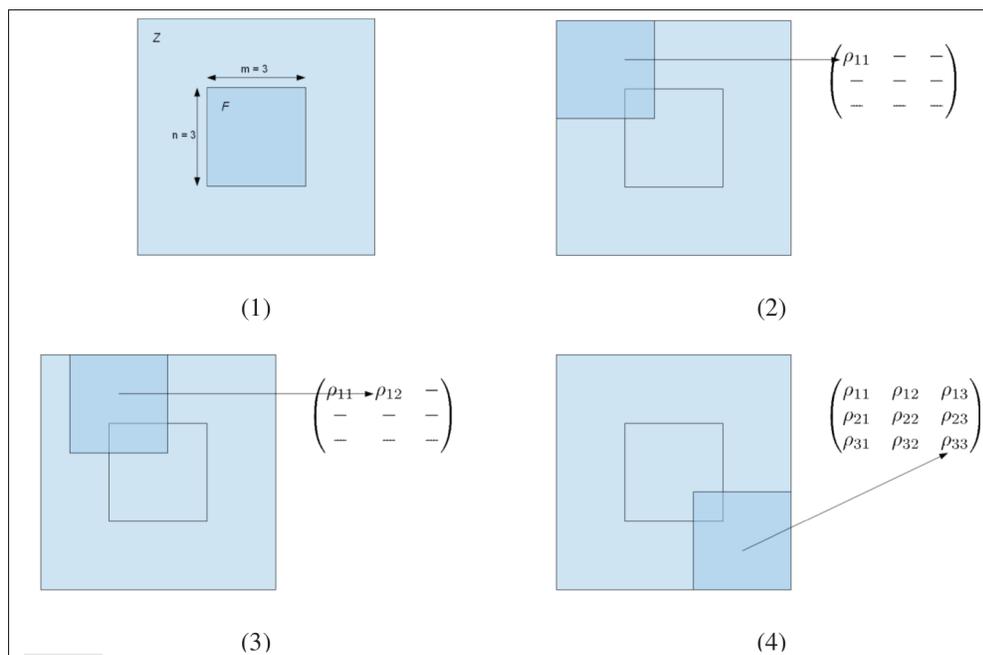


Figure 2.5 Calcul de la carte de corrélation pour une fenêtre de taille 3×3 sur une zone de référence de taille 7×7
Tirée de Conrath (2012)

une meilleure approximation du vecteur de translation. Ce processus est répété pour toutes les fenêtres de l'image pour finalement obtenir un ensemble de points, chacun ayant son vecteur de translation.

Il est important de préciser qu'il n'est pas possible de récupérer la direction de la translation z de cette manière. En effet, la courbe de décorrélation ne permet d'obtenir que la distance élévationnelle absolue¹.

2.1.3 Estimation de la transformation globale par alignement de Procruste

La méthode vue au chapitre 2.1.3 permet d'obtenir un vecteur de translation 3D pour chacune des fenêtres. Ces vecteurs vont être utilisés pour transformer les centres de chaque fenêtre de l'image fixe sur l'image à recaler, ce qui donne deux ensembles de points comme le montre la

1. Pour récupérer le signe de la distance élévationnelle z , des travaux ont été effectués dans l'estimation de trajectoire non-monotone et sans capteur du mouvement de la sonde en échographie 3D (Laporte et Arbel, 2008; Housden *et al.*, 2007), mais il est nécessaire de considérer plus de deux images en même temps.

Figure 2.6 . Le mouvement rigide de la sonde est régi par six composantes : $(x, y, z, \theta_z, \theta_y, \theta_x)$. En ayant l'information des centres des fenêtres sur chaque image de la paire, il est possible d'obtenir ce mouvement en utilisant des méthodes de régression linéaire.

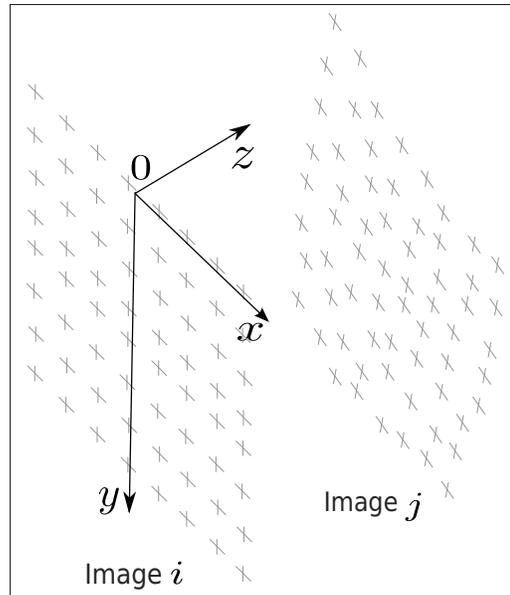


Figure 2.6 Les centres des fenêtres de l'image i de référence et leurs projections estimées sur l'image à recaler j avec le repère $(0, x, y, z)$

Les positions des centres des F fenêtres de l'image fixe de référence sont appelées $P = \{p_1, p_2, \dots, p_F\}$ et les positions estimées de l'image à recaler sont définies par $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_F\}$ telles que :

$$p_i + t_i = q_i, \quad (2.2)$$

où t_i est le vecteur de translation pour chacune des fenêtres i de l'image de référence,

$$t_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix}.$$

Une méthode optimale (au sens des moindres carrés) de recalage par points de contrôle pour une transformation rigide est l'alignement de Procruste (Umeyama, 1991)². Elle permet de retrouver la rotation R et translation t tridimensionnelle qui régissent les deux ensembles de points en minimisant un critère d'erreur quadratique :

$$(R, t) = \underset{R, t}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^F \|(Rp_i + t) - q_i\|^2. \quad (2.3)$$

La méthode se décompose selon trois étapes présentées dans la figure 2.7 :

- a. La première est de positionner les deux ensembles de points P et Q sur le repère centré de l'image fixe ;
- b. La deuxième étape estime la rotation R optimale satisfaisant les deux ensembles de points sur le même repère ;
- c. Enfin, la dernière étape retrouve la translation t .

Pour retrouver les angles eulériens $(\theta_z, \theta_y, \theta_x)$ à partir de la matrice de rotation R , il suffit d'appliquer les équations (1.6 ; 1.7 ; 1.8) vues à la section 1.4.1. Ce sont toutes ces étapes qui permettent de retrouver les six degrés de liberté $(x, y, z, \theta_z, \theta_y, \theta_x)$ régissant le mouvement rigide m entre une paire d'images de la séquence échographique.

2.2 L'estimation des positions des images

L'estimation de la trajectoire de la sonde correspond à l'estimation de toutes les positions des images d'une séquence échographique par rapport à la première image. Toutefois, l'estimation du mouvement rigide entre deux images vue au chapitre 2.1 n'est pas suffisante pour estimer les positions des images relativement à la première. La forme gaussienne de la courbe de décorrélation limite la portée de l'estimation du mouvement. En général, la mesure est trop biaisée lorsqu'il est nécessaire de calculer un mouvement avec une translation de plusieurs millimètres

2. Procruste était un bandit de la mythologie grecque qui ligotait ses victimes sur un lit et tordait leurs membres jusqu'à ce que leur taille s'adapte au lit. Les auteurs ont ainsi nommé cette technique à partir des rites de ce bandit, car elle cherche la meilleure transformation rigide qui force au mieux le passage par tous les points de contrôle.

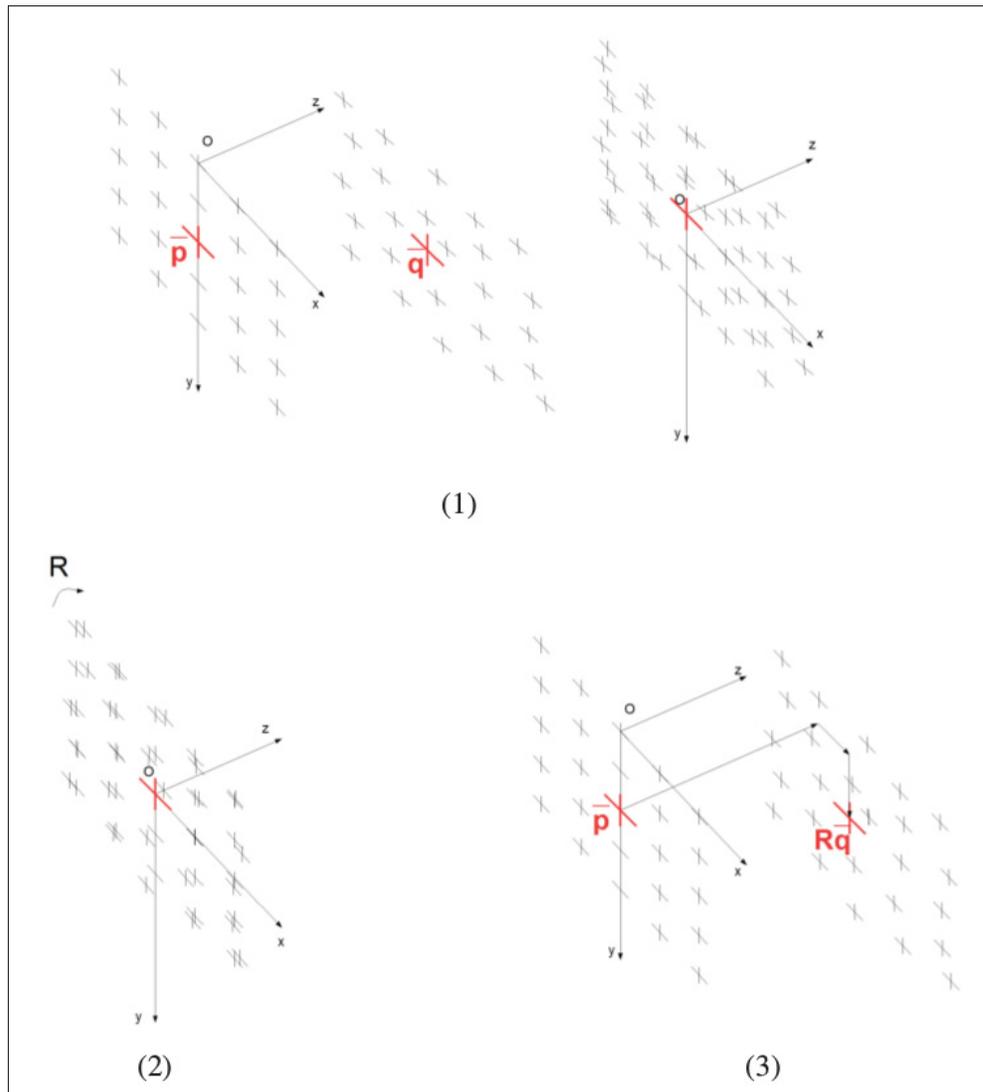


Figure 2.7 Calcul de la transformation rigide optimale
Tirée de Conrath (2012)

ou de trop grandes rotations de plusieurs degrés. C'est pourquoi il est nécessaire d'accumuler plusieurs mouvements pour obtenir la position d'une image relativement à la première image de la séquence.

Une séquence échographique de N images contient beaucoup de paires d'images possibles, et il en résulte une multitude de mesures de recalage pour chacune de ces paires d'images. Lors d'une acquisition pour l'échographie 3D main-libre, si la portée de mesure maximale d'un

mouvement est de k images, il sera possible de mesurer environ $k \times N$ mouvements dans la séquence. En ayant ainsi plusieurs mesures de mouvements $m_{i,j}$ reliant les images i et j , le nombre de combinaisons possibles pour estimer la position d'une image devient énorme. Une méthode rapide envisageable pour estimer la position d'une image k est de prendre toute les images consécutives :

$$M_k = m_{0,k} = m_{0,1} \circ m_{1,2} \circ \dots \circ m_{k-1,k}. \quad (2.4)$$

Cette méthode a l'inconvénient d'accumuler les biais d'erreur de chaque mesure de mouvement, ce qui augmente l'erreur de l'estimation globale. De plus, les estimations de mouvements de paires d'images très proches sont plus biaisées (Hassenpflug *et al.*, 2004). La méthode utilisée pour réduire l'accumulation de cette erreur est basée sur la création d'un graphe orienté modélisant les mesures de mouvements engendrés (Figure 2.8). Un chemin entre deux noeuds $\{0, k\}$ du graphe est ainsi représentatif des mesures de recalage utilisées pour estimer la position de l'image k relativement à l'image 0. Ce chemin est pondéré par la somme des poids des arcs de ce chemin. L'algorithme de Dijkstra peut ensuite être utilisé pour minimiser un critère de coût du chemin et donc minimiser le nombre de mesures de mouvements utilisées. Une approche fréquentiste est ensuite utilisée en générant semi-aléatoirement plusieurs estimations de positions pour une seule image avec certaines combinaisons de mouvements, ce qui permet d'obtenir un nuage de positions possibles. Toutes ces positions sont finalement moyennées par l'algèbre de Lie ce qui permet d'obtenir une estimation plus précise de la position d'une image (Figure 2.8). Cette méthode ne repose sur aucune hypothèse quant à l'intérêt de l'utilisation d'une mesure de mouvement dans un chemin par rapport à un autre. Ainsi, tous les poids des arcs sont égaux et mis à un.

2.2.1 Estimation naïve de la position d'une image à partir du graphe des mouvements

L'ensemble des mouvements estimés entre paires d'images de la séquence échographique peut être décrit par un graphe dirigé non pondéré. Les différents noeuds représentent les images de

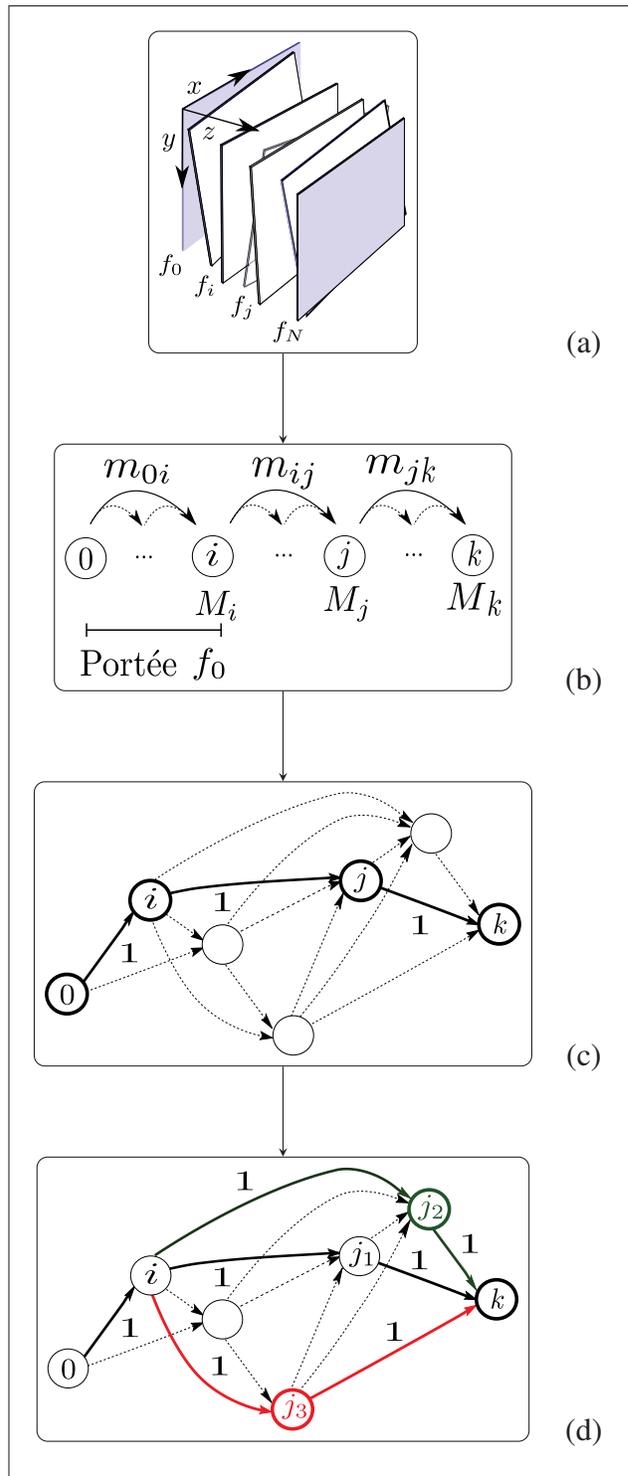


Figure 2.8 Estimation de la position d'une image k dans une séquence échographique de N images : (a) acquisition échographique, (b) mesure des mouvements pour beaucoup de paires d'images, (c) graphe modélisant les mesures de mouvements avec le plus court chemin en gras, (d) génération de trois plus courts chemins aléatoires

la séquence, et les arcs sont les mesures mouvements entre ces images (mesure de recalage vue à la section 2.1). Les poids des arcs peuvent être vus comme la qualité de l'estimation du mouvement. En partant de l'hypothèse que chaque mouvement mesuré est une bonne estimation du vrai mouvement, les poids des arcs sont tous égaux dans cette section.

L'estimation de la position M_k d'une image k utilise les mesures de mouvements d'un certain chemin. Dans le cas de l'équation 2.4, ce chemin représente toutes les mesures de mouvements consécutives. La création d'un tel chemin peut ainsi être vue comme un parcours entre le premier noeud et le noeud k du graphe, ce qui permettra par la suite de définir comment estimer la position de l'image k . Pour minimiser l'accumulation d'erreurs dans cette estimation de position, il est nécessaire de choisir le chemin qui utilise le moins de mouvements possibles. L'algorithme utilisé pour estimer le plus court chemin entre deux noeuds dans un graphe est celui de Dijkstra (Dijkstra, 1959), qui va permettre de diminuer le nombre de mouvements impliqués.

Le plus court chemin de Dijkstra est réputé dans le domaine de l'optimisation. Pour retrouver le chemin le plus court dans un graphe, l'algorithme cherche les noeuds qui n'ont pas été utilisés et qui ont le coût le plus faible. Si la distance entre le noeud de départ, le noeud choisi et ses voisins est plus courte, alors l'algorithme intègre ce noeud et son voisin au chemin (Figure 2.9).

La Figure 2.10 montre un exemple de création d'un graphe, avec la portée f_0 correspondant à la portée maximale admissible pour mesurer un mouvement à partir de l'image 0. Si la corrélation globale de l'image avec une autre est inférieure à un seuil défini par Hassenpflug *et al.* (2004), alors le recalage entre ces deux images et les images suivantes n'est pas mesuré, car les images sont trop espacées. Le seuil peut être estimé à partir de l'erreur sur l'estimation de la distance élévationnelle z , récupérée au préalable sur des séquences robotiques (plus de détail dans la section expérimentale 3.2.2). Du fait du très grand nombre de mesures de mouvements engendrées, le graphe contient beaucoup d'arcs. Ceci est intrinsèque à l'échographie 3D main-libre et montre la difficulté du problème d'estimation de position qui est surdeterminé.

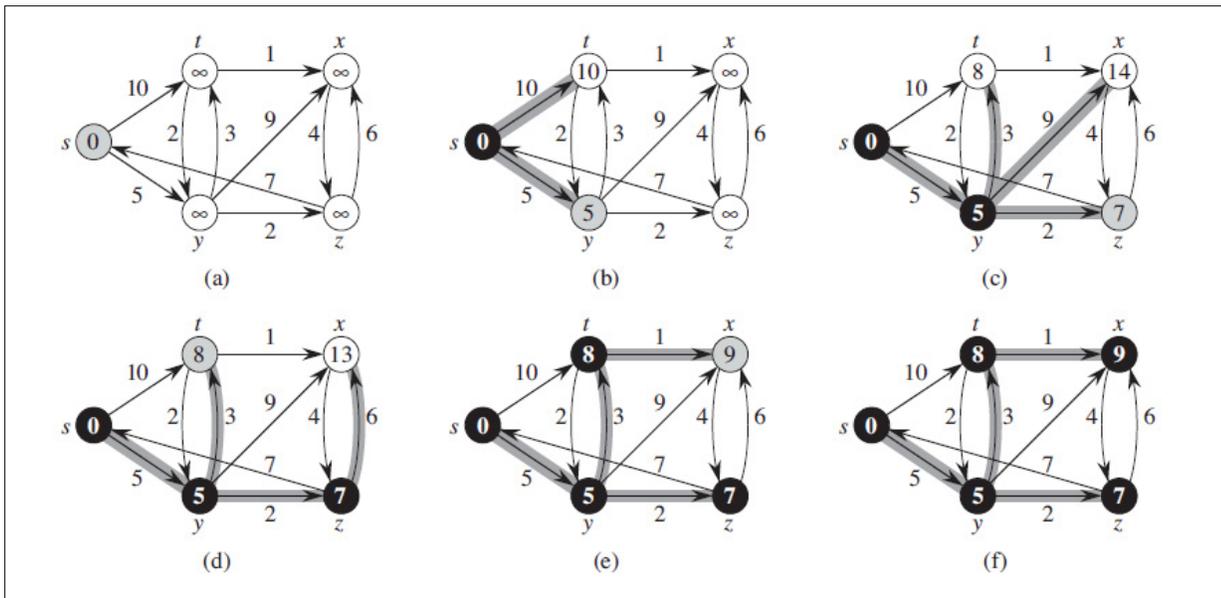


Figure 2.9 Les différentes étapes du plus court chemin de Dijkstra :

(a) le plus court chemin entre s et x n'est pas encore défini, (b) le chemin de s à y est moins coûteux que le chemin (s, t) , (c) on a atteint le noeud x mais on teste d'autres chemins, (d) le chemin (s, y, t) est moins coûteux que (s, t) , (e) le chemin (s, y, x) est moins coûteux que (s, y, z, x) , (f) le plus court chemin de Dijkstra est (s, y, x)

Tirée de Cormen *et al.* (2001)

2.2.2 Génération semi-aléatoire des estimés de positions

Le plus court chemin de Dijkstra n'est pas nécessairement la seule solution optimale au problème. Ainsi, l'idée abordée dans ce mémoire est de générer semi-aléatoirement plusieurs solutions au problème (Figure 2.11). En forçant le passage du plus court chemin sur un noeud choisi aléatoirement, le résultat sera perturbé sans nécessairement parcourir plus d'arcs pour l'estimation de la position.

Le très grand nombre de combinaisons de mesures de mouvements m_{ij} possibles fait que beaucoup de résultats différents peuvent être générés. Ceux-ci restent optimaux au sens de la minimisation du nombre de mesures, bien que différents de ceux obtenus par l'algorithme de Dijkstra. L'algorithme 2.1 montre le calcul d'un nuage de n positions pour une image $k > 1$.

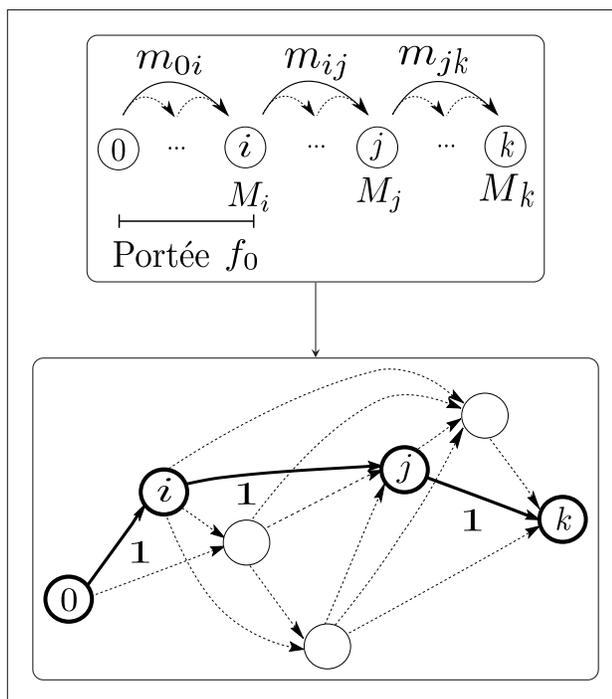


Figure 2.10 Création d'un graphe avec le plus court chemin du noeud k en gras

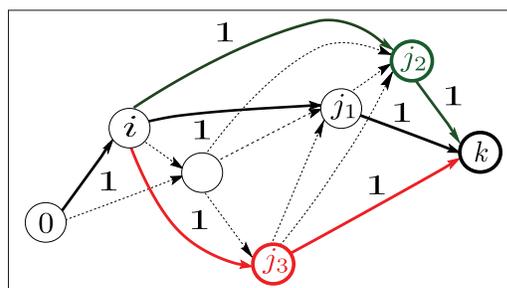


Figure 2.11 Génération semi-aléatoire de trois différentes trajectoires possibles pour l'image k , en ayant contraint le passage sur les noeuds j_1, j_2 et j_3

2.2.3 Estimé final des positions des images

L'ensemble de solutions $\{M_{k_1}, \dots, M_{k_n}\}$ ainsi généré peut être moyenné pour obtenir un estimé de la meilleure solution (Figure 2.12). On rappelle qu'une position est représentée par une matrice de transformation homogène M composée des éléments rotationnel R et translationnel t . Le moyennage des translations est facile, mais les rotations posent problème. L'intuition

Algorithme 2.1 Génération du nuage de positions pour une image

entrée	$k \in \mathbb{N}$ $n \in \mathbb{N}$ $\{m_{1,2}, \dots, m_{k-1,k}\} \in SE(3)$
sortie	$\{M_{k_1}, \dots, M_{k_n}\} \in SE(3)$
1 tant que $i < n$ faire	
2	Nœud aléatoire : $j = \text{rnd}()$, $2 \leq j \leq k - 1$;
3	Création du $i^{\text{ème}}$ chemin : $C_{k_i} = \{\text{Dijkstra}(1, j), \text{Dijkstra}(j, k)\}$;
4	Estimation de la $i^{\text{ème}}$ position : $M_{k_i} = m_{C_{k_i}[1], C_{k_i}[2]} \circ \dots \circ m_{C_{k_i}[end-1], C_{k_i}[end]}$;
5	$i = i + 1$;
6 fin	

nous dit que pour moyenner un ensemble de matrices de rotations $\{R_0, R_1 \dots R_k\}$, il faut calculer la moyenne arithmétique de cet ensemble $\bar{R} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k R_i$. Cependant la matrice de rotation moyenne \bar{R} ainsi calculée n'est pas nécessairement une matrice de rotation valide (Govindu, 2004). En effet, si le déterminant de la matrice de rotation $\det(R) \neq +1$, alors utiliser cette rotation sur un objet ne préserve plus sa géométrie. De plus, les éléments de la matrice de rotation R sont dépendants l'un de l'autre et agissent mutuellement entre eux ce qui rend impossible une moyenne indépendante. Le moyennage de mouvements n'est pas aisé et constitue un sujet de recherche à part entière. Govindu (2004) par exemple ou encore Li *et al.* (2014) se sont tournés vers la théorie des groupes qui permet de décrire l'espace des matrices de rotations.

Un groupe G est composé d'éléments satisfaisant les trois relations d'associativité, d'identité et d'inverse (Kanatani, 2012). Les matrices de rotation forment un groupe de Lie réel qui est appelé groupe spécial orthogonal $SO(3)$ et les translations forment un espace vectoriel \mathbb{R}^3 . Quant aux matrices de transformation homogènes, elles appartiennent au groupe spécial Euclidien $SE(3)$ qui correspond à une rotation suivie d'une translation. Les voisins au niveau local des éléments d'un groupe G peuvent être décrits par l'espace tangent de ce groupe, et les éléments de cet espace vectoriel forment ce que l'on appelle une algèbre de Lie \mathfrak{g} (Figure 2.13). Tout groupe de Lie possède une algèbre Lie associée, et l'opération logarithmique permet de passer du groupe de Lie à son algèbre de Lie.

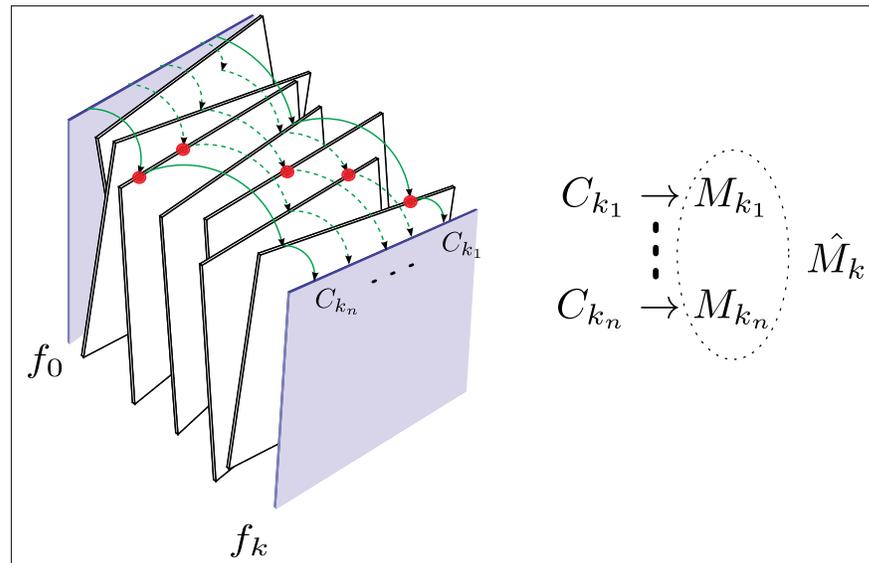


Figure 2.12 Les n positions $\{M_{k_1}, \dots, M_{k_n}\}$ générées à l'aide des plus courts chemins $\{C_{k_1}, \dots, C_{k_n}\}$ passant par les noeuds contraints $\{j_1, \dots, j_n\}$ en rouge

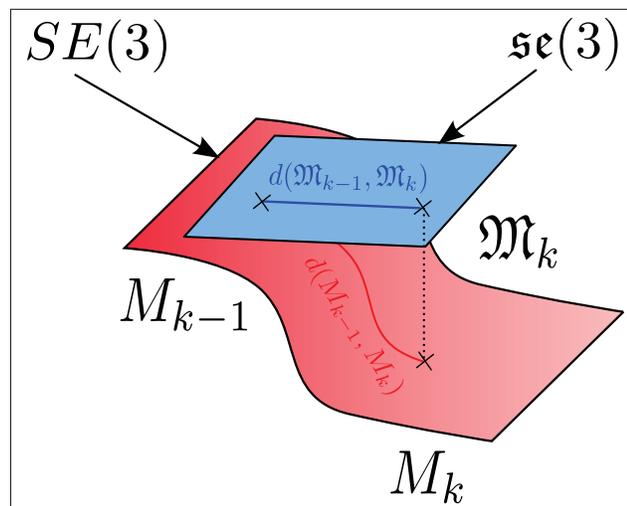


Figure 2.13 Trajectoire $\{M_{k-1}, M_k\}$ dans le groupe de Lie $SE(3)$ et son algèbre de Lie $\mathfrak{se}(3)$ associée

Pour revenir au problème initial, l'opération de moyennage des positions M_{k_i} peut être vue comme la recherche de la position \hat{M}_k minimisant la déviation de l'ensemble. Une façon de faire est de minimiser la déviation en utilisant une distance $d(\cdot, \cdot)$ (représentée par un chemin sur l'espace) :

$$\hat{M}_k = \operatorname{argmin}_{M_k} \sum_{i=1}^n d^2(M_{k_i}, M_k). \quad (2.5)$$

En général, cette opération est difficilement réalisable avec le groupe $SE(3)$ du fait de la non-linéarité (i.e. la courbure) de la distance. Toutefois, l'opération est beaucoup plus simple dans l'algèbre de Lie $\mathfrak{se}(3)$ qui est associée au groupe spécial euclidien $SE(3)$. Si l'on transforme les positions M dans leur algèbre de Lie associée \mathfrak{M} , l'équation 2.5 sera plus facile à résoudre :

$$\hat{\mathfrak{M}}_k = \operatorname{argmin}_{\mathfrak{M}_k} \sum_{i=1}^n d^2(\mathfrak{M}_{k_i}, \mathfrak{M}_k). \quad (2.6)$$

La minimisation de l'équation 2.6 est effectuée à l'aide de la moyenne arithmétique des éléments de l'algèbre de Lie \mathfrak{M}_{k_i} . En repassant dans le groupe de Lie associé, il est possible d'obtenir un premier estimé de la moyenne $\exp(\hat{\mathfrak{M}}_k) \rightarrow \hat{M}_k$. C'est ce qui permet par la suite d'estimer de façon plus précise la position moyenne \hat{M}_k à l'aide d'un procédé semblable à une descente de gradient, qui garantit la convergence vers un minimum local. L'algorithme 2.2 de moyennage dérivé de Govindu (2004) est celui qui a été utilisé dans ce mémoire.

Algorithme 2.2 Moyennage des positions
Tiré de Govindu (2004)

entrée	: $\{M_{k_1}, \dots, M_{k_n}\} \in SE(3)$ $\varepsilon \in \mathbb{R}$
sortie	: $\hat{M}_k \in SE(3)$
initialisation	: $\hat{M}_k = \mathbf{I}$ (matrice identité)
1 tant que	$\ \Delta \hat{M}_k\ < \varepsilon$ faire
2	Calcul de la différence : $\Delta M_{k_i} = \hat{M}_k^{-1} M_{k_i}, \forall i \in \{1, \dots, N\}$;
3	Passage dans l'algèbre de Lie associé : $\Delta \mathfrak{M}_{k_i} = \log(\Delta M_{k_i})$;
4	Calcul de la moyenne et passage dans le groupe de Lie : $\Delta \hat{M}_k = \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta \mathfrak{M}_{k_i})$;
5	Raffraichissement de l'estimé de la moyenne : $\hat{M}_k = \hat{M}_k \Delta \hat{M}_k$;
6 fin	

Dans ce mémoire, différentes positions initiales \hat{M}_k ont été testées et il est apparu que poser \hat{M}_k comme étant la position générée à partir du plus court chemin de la section 2.2.1 donne les résultats les plus précis et les plus rapides. De plus, il a été choisi de toujours prendre le plus grand $|z|$ parmi tous les points du nuage $\{M_1, \dots, M_n\}$ pour la composante élevationnelle de \hat{M}_k . Ceci est justifié par le fait que la distance élevationnelle z est presque toujours sous estimée dans le cas d’une trajectoire monotone (Housden *et al.*, 2007).

Finalement, la méthode proposée permet de prendre en compte l’information des nombreux mouvements mesurés lors d’une séquence, tout en respectant les contraintes d’estimation de la position liées à l’accumulation des mouvements.

2.3 Estimation des erreurs

Dans la section précédente, une méthode permettant de raffiner les résultats par moyennage a été proposée. Avec l’hypothèse que tous les estimés de mouvements ont la même erreur, chaque mesure de mouvement est aussi proche de la vérité terrain que n’importe quelle autre. Cette hypothèse simplificatrice n’est évidemment pas valable dans le cas réel, car l’erreur sur l’estimation n’est pas constante. Le graphe précédent peut ainsi être amélioré en prenant en compte les erreurs de recalage que l’on a sur l’estimation des mouvements des paires d’images. Ainsi, en incluant cette erreur dans les poids des arcs, un “mauvais” mouvement aura un poids élevé dans le graphe des mouvements. En raisonnant en termes de minimisation du coût total d’un chemin, une mauvaise mesure sera statistiquement moins souvent incluse dans les trajectoires qu’une bonne mesure.

Une mesure de l’erreur de recalage typique en échographie 3D main-libre sans capteur est la mTRE (*mean Target Registration Error*). Cette mesure dérive des travaux de De Kraats *et al.* (2005) et permet d’obtenir une erreur de recalage précise basée sur les distances de points cibles (*targets*) qui sont dans notre cas les centres des fenêtres. L’idée est de projeter les F centres de fenêtres p dans le repère de l’image à recalcer selon la transformée réelle T_r et la transformée

estimée \hat{T} (Figure 2.14). La mTRE correspond ainsi à la moyenne des distances TRE (*Target Registration Error*) entre chaque couple de centres et est définie de la manière suivante :

$$\text{mTRE} = \frac{1}{F} \sum_{i=1}^F \|T_r(p_i) - \hat{T}(p_i)\|. \quad (2.7)$$

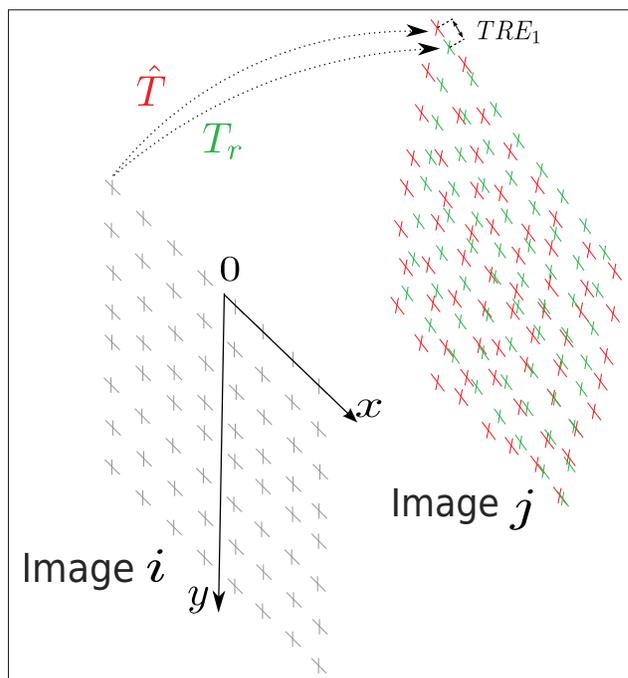


Figure 2.14 Calcul de l'erreur de recalage d'un point cible (TRE). La distance TRE_1 correspond à la distance entre le point projeté avec la transformation estimée \hat{T} (rouge) et le point projeté par la transformation réelle T_r (vert)

Le problème que pose le calcul de la mTRE est la nécessité d'avoir des capteurs de position si l'on veut évaluer une erreur juste sur nos mesures de mouvement. De tels capteurs, par définition, ne sont pas disponibles en échographie 3D main-libre sans capteur de position et il n'est donc pas possible d'obtenir l'information de transformé réelle T_r . En revanche, il est possible d'obtenir une valeur approchée de la transformée réelle, et donc de la mTRE, en se basant sur un apprentissage machine et en utilisant l'information T_r des capteurs de façon hors-ligne. Dans les travaux de Conrath et Laporte (2012), un apprentissage machine a permis de

corriger l'estimation $(x, y, z, \theta_z, \theta_y, \theta_x)$ à partir de données de simulation. Nous proposons dans ce mémoire, non pas d'estimer l'erreur pour chaque composante du mouvement, mais d'obtenir un estimé de l'erreur de recalage. C'est là qu'intervient le deuxième problème : il est difficile d'obtenir une information précise de la transformation T_r , car les mouvements sont très petits ($\sim 10^{-4}$ m) et difficilement mesurables avec des capteurs de position (de précision $\sim 10^{-3}$ m).

2.3.1 Création de la vérité terrain des mesures pour l'apprentissage

Pour définir la vérité terrain ou l'erreur e_m d'une mesure de mouvement par speckle m en ayant l'information des capteurs de positions, une approche indirecte peut être adoptée. Les capteurs de position sont trop imprécis pour obtenir la vraie mesure d'erreur d'un mouvement entre images proches en échographie, mais si l'ordre de grandeur du mouvement est supérieur au millimètre alors les capteurs de positions peuvent être utilisés. Si l'on prend deux images f_κ et f_λ de la séquence échographique telle que le déplacement réel $d_{\kappa\lambda}$ entre ces deux images soit supérieur au millimètre, alors il est possible de mesurer assez précisément la transformation entre l'image f_κ et l'image f_λ à l'aide du capteur.

En utilisant l'estimation semi-aléatoire du chapitre 2.2.2, on peut générer n chemins possibles $\{C_{\kappa\lambda_1}, \dots, C_{\kappa\lambda_n}\}$ dans une fenêtre de distance définie par les deux images f_κ et f_λ . Il en résulte n différentes transformations estimées entre f_κ et f_λ et donc n mesures de mTRE à l'aide de la transformée réelle T_r entre les deux images. Chaque chemin a une mTRE qui combine plusieurs mesures de mouvement, et en associant les différentes mTRE aux mouvements inclus dans le chemin, il est possible d'extrapoler une erreur des mesures du mouvement. Ainsi, l'erreur e_m obtenue pour un mouvement donné m peut être la moyenne des mTRE des chemins qui l'utilisent. Ce processus peut être répété sur différentes fenêtres ce qui permet d'obtenir une plus grande précision sur l'estimation de l'erreur e_m . La Figure 2.15 montre un exemple d'affectation des mTRE à quelques mouvements dans une fenêtre $[f_\kappa, f_\lambda]$. Par exemple, l'erreur $e_{m_{\kappa 4}}$ est la moyenne de la mTRE du chemin $C_{\kappa\lambda_i}$ et du chemin $C_{\kappa\lambda_n}$.

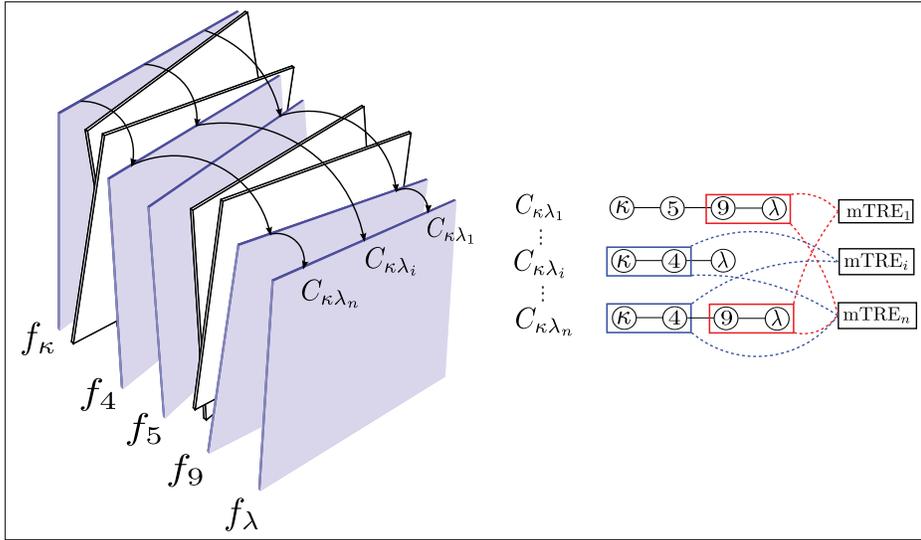


Figure 2.15 Exemple d'affectation des mTRE aux mouvements $m_{\kappa 4}$ et $m_{\vartheta \lambda}$ dans la fenêtre de distance définie par les images f_{κ} et f_{λ}

2.3.2 Modèle de prédiction de l'erreur des mesures de mouvements

En nous appuyant sur les travaux de (Conrath et Laporte, 2012), nous posons l'hypothèse qu'il existe une relation prédictible entre la mesure de recalage $m_{i,j}$ d'une paire d'images $\{i, j\}$ et l'erreur qui lui est associée $e_{m_{i,j}}$, caractérisée par une fonction g telle que $e_m = g(m)$. En connaissant des couples d'entrées-sorties $\{m, e_m\}$, il est possible d'estimer la fonction g à l'aide d'un apprentissage. C'est en fait un problème de régression non linéaire qui peut être résolu en utilisant un apprentissage par processus gaussien (\mathcal{GP})³.

La fonction g est un processus gaussien si chacune des erreurs $e_m = g(m) = \{g(m_1), g(m_2), \dots\}$ a une distribution gaussienne multivariée pour chaque entrée $\{m_1, m_2, \dots\}$:

$$g(m_1, m_2, \dots) = \mathcal{N}(\mu, \Sigma), \quad (2.8)$$

où

3. Danie G. Krige a été le premier à définir un processus Gaussien en l'utilisant dans une nouvelle méthode d'interpolation pour évaluer des ressources minières en géostatistique, on parlait alors de krigeage (Krige, 1951). Ce n'est que plus tard que Rasmussen (2006) propose de développer la théorie des processus Gaussiens pour faire de l'apprentissage machine.

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \end{bmatrix}; \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma(m_1, m_1) & \Sigma(m_1, m_2) & \dots \\ \Sigma(m_2, m_1) & \Sigma(m_2, m_2) & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}. \quad (2.9)$$

Ce processus est entièrement défini par sa fonction moyenne μ et sa fonction de covariance Σ . Bien que l'hypothèse d'une fonction moyenne à zéro soit très souvent valable et permet de simplifier le problème (Rasmussen, 2006), dans notre cas la moyenne des erreurs de mesures n'est pas nulle et a donc été estimée par une fonction quadratique pure. Les mesures d'erreurs e_m sont biaisées par un bruit σ_{e_m} , et l'hypothèse d'un bruit Gaussien est très souvent valable :

$$e_m = g(m) + \mathcal{N}(0, \sigma_{e_m}^2). \quad (2.10)$$

Une fonction de covariance souvent utilisée est un noyau Gaussien paramétré par sa taille l et le niveau de bruit σ_m sur les mesures de mouvements :

$$\Sigma(m, m') = \sigma_m \exp\left(-\frac{\|m - m'\|^2}{2l^2}\right). \quad (2.11)$$

Le noyau gaussien est bien adapté au problème d'estimation de l'erreur d'une mesure de mouvement, car une petite variation de la mesure m implique une petite variation sur l'erreur e_m . La figure 2.16 illustre un cas où l'on a quatre mesures qui permettent de générer aléatoirement plusieurs fonctions $g(m)$ en sortie. Le maximum de vraisemblance permet de récupérer la fonction qui satisfait le plus les couples d'entrée-sortie du système. La fonction ne passe pas nécessairement par les mesures de l'erreur si le bruit de mesure $\sigma_{e_m} \neq 0$. C'est cette fonction qui sera utilisée pour prédire de nouvelles valeurs à partir d'une nouvelle entrée, avec une incertitude qui lui est associée.

Pour revenir au problème initial, les entrées du système sont les matrices homogènes du mouvement m avec les éléments rotationnels qui sont dépendants entre eux. Cette dépendance en-

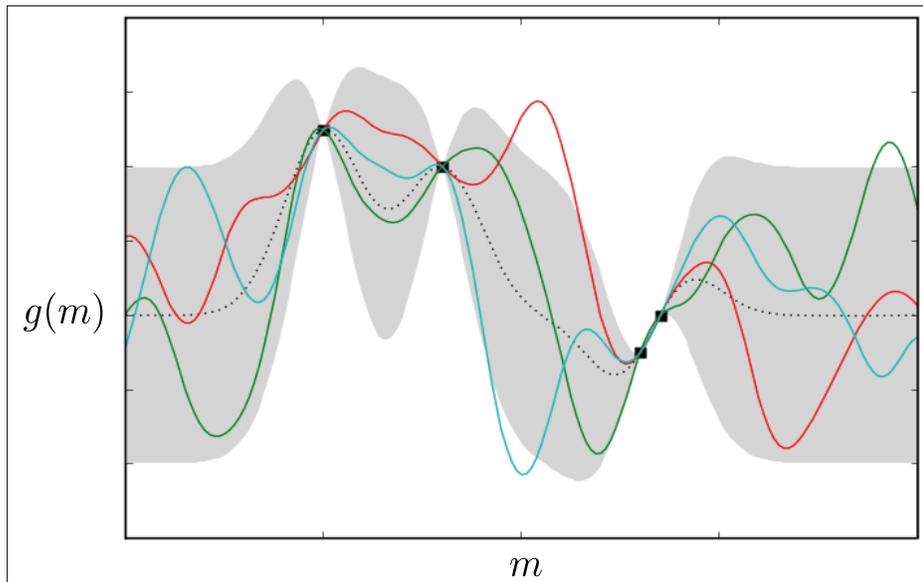


Figure 2.16 Exemples de fonctions générées par un processus gaussien avec quatre mesures de l'erreur. Les fonctions aléatoires tirées du processus gaussien sont représentées en couleur, la fonction de prédiction utilisée est donnée en pointillé et la zone en gris représente l'intervalle de confiance à 95%

traine une redondance dans le modèle qu'il est donc nécessaire de corriger et une façon de faire est de passer par l'algèbre de Lie (Govindu, 2004). L'algèbre de Lie permettra de rendre les dimensions de la rotation indépendantes, à l'aide de la transformation logarithmique du chapitre 2.2.3 :

$$\mathbf{m} = \log(m). \quad (2.12)$$

Une fois cette opération effectuée, il est possible d'entraîner le modèle à l'aide de la base d'apprentissage pour estimer la covariance Σ du processus gaussien, le bruit sur l'erreur σ_{e_m} , le paramètre de noyau l , le bruit de mesure de mouvement σ_m et l'erreur du modèle. Ils sont estimés à l'aide d'un algorithme d'optimisation quasi-newton permettant de réduire le temps de calcul (Dennis et Moré, 1977), en divisant la base d'apprentissage en base de sous-test et base de sous-apprentissage. Ces paramètres vont permettre de modéliser une fonction g qui

associera une erreur de mesure \widehat{e}_m à un mouvement mesuré $m \in \mathfrak{sc}(3)$. Il est ainsi possible d'assigner les erreurs sur les mesures de mouvement aux poids dans le graphe (Figure 2.17).

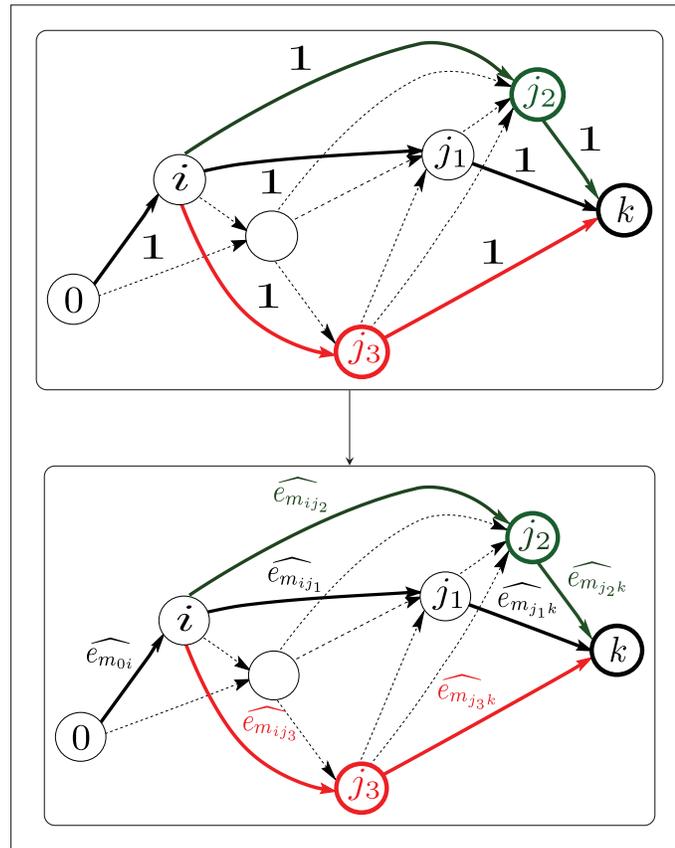


Figure 2.17 Modélisation du graphe avec les erreurs sur les mesures de mouvement

2.3.3 Erreur estimée sur la génération de la trajectoire

Jusqu'à présent, le nuage de positions généré à la section 2.2.2 n'a été utilisé que pour obtenir un estimé de la moyenne. Une autre utilité du nuage est de récupérer la variance de tous les points, ce qui mesurerait la qualité de l'estimation de la trajectoire. En effet, si les solutions générées engendrent une forte variance, alors l'algorithme a plus de difficulté à trouver une

bonne solution au problème. Une telle erreur peut être récupérée en calculant le résidu de l'algèbre de Lie⁴, à la dernière itération de l'algorithme de la section 2.2.3 :

$$\sigma_{\hat{M}_k} = \exp \left(\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\Delta \mathfrak{M}_{k_i} - \Delta \hat{\mathfrak{M}}_k)^2} \right). \quad (2.13)$$

L'avantage d'avoir l'information sur cette erreur est qu'elle donne une idée de la précision sur l'estimation. Cette opération peut être effectuée de façon complètement automatique et donc sans capteur, ce qui est bien adapté au problème de reconstruction volumique sans capteur de position en échographie 3D main-libre.

4. L'écart type non-biaisé de $(n-1)$ degrés de liberté est souvent utilisé pour prendre en compte le biais sur l'estimation de la moyenne.

CHAPITRE 3

EXPÉRIMENTATIONS

Le chapitre précédent a permis de présenter la méthodologie employée pour résoudre le problème de l'estimation des positions sans capteur en échographie 3D main-libre. Il est maintenant nécessaire d'en mesurer l'impact sur des séquences échographiques réelles dans le but de prouver les différentes hypothèses du mémoire : la nécessité de minimiser l'accumulation des mouvements et l'importance du choix des mouvements dans l'estimation des positions.

On commencera par décrire la planification de l'expérimentation dans la section 3.1 en expliquant les différents moyens mis à contribution pour acquérir les images, ainsi que les protocoles des acquisitions qui en découlent. La deuxième partie montre les résultats des recalages de paires d'images dans le chapitre 3.2 ainsi qu'une étude sur des séquences parfaitement rectilignes acquises avec un robot. Finalement, la dernière partie présentée à la section 3.3 expose les résultats de l'estimation de la trajectoire de la sonde. L'apprentissage des erreurs de mouvements y est détaillé ; s'ensuit une analyse qualitative et quantitative des trajectoires main-libre reconstituées.

3.1 Planification de l'expérimentation

3.1.1 Équipements

Les images échographiques ont été acquises à l'aide d'un échographe Philips ATL® HDI 5000 US muni d'une sonde linéaire 4-7 MHz utilisée à une profondeur de 3 cm, avec chaque pixel de l'image de taille 0.08×0.08 mm. Un fantôme échographique, conçu et fabriqué au laboratoire de bio-rhéologie et d'ultrasonographie médicale du centre hospitalier de l'université de Montréal, a été utilisé pour les acquisitions. C'est ce qui permet d'obtenir des images de speckle pleinement développé (Figure 3.1).



Figure 3.1 Images de l'échographe (gauche) et du fantôme de speckle (droite)

Pour récupérer les positions des images pour la vérité terrain, nous avons utilisé un robot planaire et des capteurs optiques. Un robot a été conçu et fabriqué par Sylvain Brisebois (ancien chargé de l'application technologique et informatique au département) et permet d'obtenir une précision de $5 \mu\text{m}$ à l'aide de moteurs pas-à-pas BiSlides®), mais seulement sur un plan en deux dimensions. L'obtention des données de positions sur les six degrés de liberté de la trajectoire a été effectuée à l'aide d'un capteur optique Micron Tracker 3 (Claron Technology, Toronto, Canada) et d'un modèle fixé à la sonde échographique (Figure 3.2).

3.1.2 Protocoles des expérimentations

La calibration des courbes de décorrélation a été réalisée à l'aide du robot, qui permet d'obtenir des images parfaitement alignées et une trajectoire monotone et connue précisément. Le fantôme a été balayé sur une distance de 7.5 mm, avec des images espacées de 0.05 mm. Plusieurs acquisitions ont été ainsi effectuées en utilisant différentes tailles et répartitions des fenêtres.

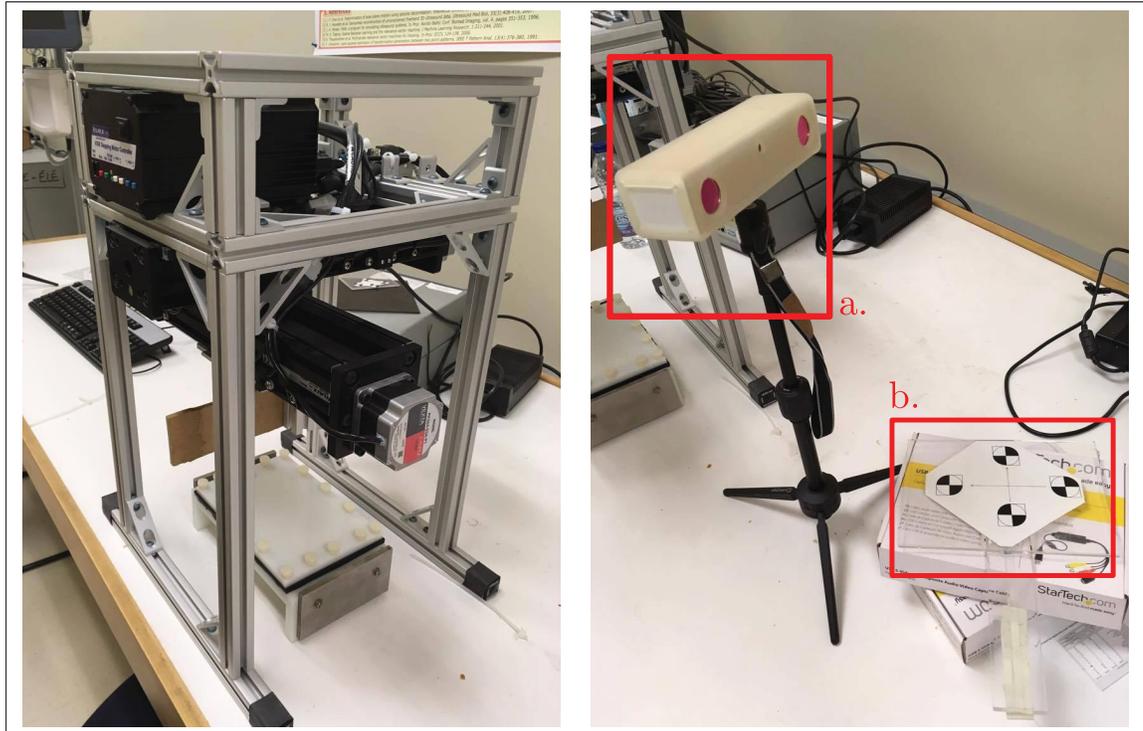


Figure 3.2 Images du robot planaire (gauche) et du système optique (droite) : capteur optique (a) et marqueur optique (b)

Parce que les mesures du robot sont très précises, il est possible d'analyser quantitativement la méthode de recalage sans capteur entre paires d'images utilisées dans ce mémoire et c'est ce qui permettra de choisir les paramètres de recalage optimaux.

Par la suite, neuf trajectoires main-libre (les trajectoires sont visibles dans l'annexe II) ont été réalisées sur des distances élévationnelles supérieures à 20 mm, des mouvements dans le plan variant entre 4 et 10 mm et des rotations entre 2° et 5° . Le capteur optique a été calibré temporellement et spatialement à partir des travaux de Chebrek (2011) en se basant sur les méthodes de Rousseau *et al.* (2005) et Rousseau *et al.* (2006). Les calibrations ainsi obtenues permettent d'obtenir une précision de l'ordre de 3% sur des calculs de volumes. Six approches ont été évaluées pour l'estimation de la trajectoire de la sonde :

- a. La méthode des plus proches voisins (PPV) en utilisant l'équation 2.4 ;

- b. L'approche de Housden *et al.* (2007) qui génère une séquence “grossière” (CSq) avec plusieurs blocs de trois images également espacées ;
- c. Les plus lointains voisins (PLV) n'utilisant que les mesures de recalages les plus espacées (en corrélation), appropriées pour des trajectoires monotones ;
- d. Le moyennage du nuage de positions (GM) généré à partir du graphe pondéré par un de la Section 2.2.1 ;
- e. Le plus court chemin du graphe pondéré par l'erreur des mesures de mouvements (Section 2.3.2), mais sans moyennage (GE) ;
- f. L'approche proposée dans ce mémoire (GM + GE) qui effectue le moyennage des positions à partir du graphe pondéré par les erreurs de mesures (GEM), représentée dans le diagramme bloc au premier chapitre (Figure 2.1).

Les trois premières méthodes issues de la littérature vont permettre d'avoir une idée de ce qui a déjà été effectué dans le passé. Quant aux trois dernières, elles permettent de mesurer l'impact des différentes parties de la méthode proposée.

3.2 Résultats du recalage des paires d'images

L'analyse du recalage sur les paires d'images vu à la section 2.1 a pu être effectuée à l'aide des mesures de positions très précises du robot planaire. Une première étape a été de choisir les meilleurs paramètres de la mesure de recalage pour la paire d'images : quel est le nombre optimal de fenêtres et à partir de quel seuil de corrélation les mesures de mouvements deviennent-elles trop biaisées ?

3.2.1 Calcul des erreurs de recalage

Il est possible d'analyser l'erreur de recalage sur des paires d'images de façon très précise à l'aide d'un robot, notamment grâce à la redondance des mesures. On peut en effet remarquer à la Figure 3.3 que les différentes distances mesurées sont toutes les mêmes entre deux images consécutives, ce qui est logique étant donné le pas de 0.05 mm utilisé par le robot. Les erreurs

de recalage ont ainsi pu être calculées, mais seulement pour des mouvements variant selon la distance élévationnelle z sans les autres composantes.

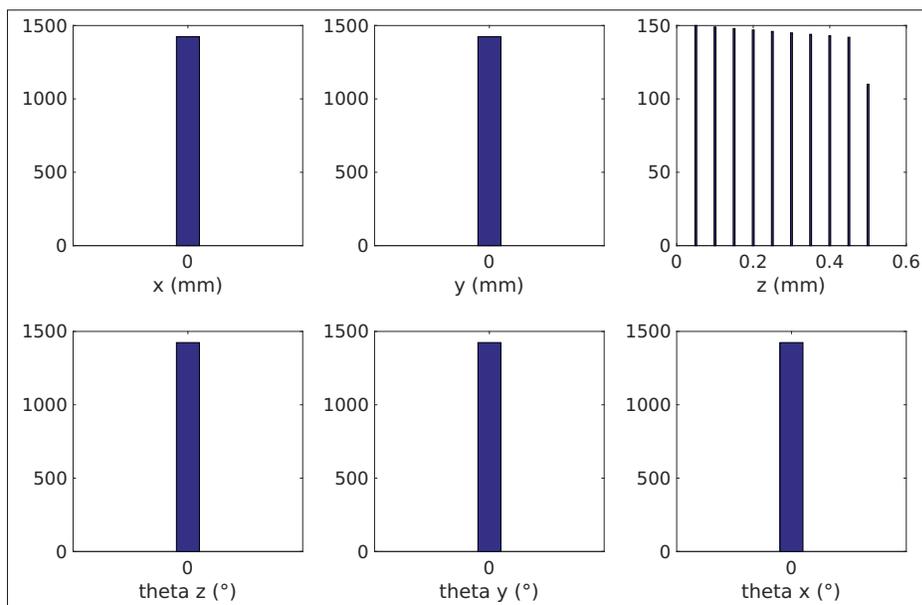


Figure 3.3 Histogrammes représentant le nombre de mesures pour différentes composantes du mouvement (composantes translationnelles (x, y, z) en haut et composantes rotationnelles $(\theta_z, \theta_y, \theta_x)$ en bas). La trajectoire étant parfaitement monotonique selon z , les mesures de mouvements varient selon z et restent nulles pour les autres composantes

À l'aide de ces mesures, il est possible de calculer avec précision la mTRE pour un mouvement donné. Par exemple, pour calculer l'erreur de recalage pour un mouvement de $z = 0.05$ mm, il suffit de faire la moyenne de toutes les erreurs de recalage associées à tous les mouvements de $z = 0.05$ mm entre paires d'images. La Figure 3.4 montre les résultats des erreurs pour chaque degré de liberté du mouvement. Malgré le fait que le déplacement ne se fasse que selon z , l'algorithme de recalage est biaisé et mesure aussi des valeurs pour les autres degrés de liberté. Il y a donc aussi des erreurs engendrées pour les composantes $(x, y, \theta_z, \theta_y, \theta_x)$. Par exemple pour la composante translationnelle x , le recalage a une erreur absolue moyenne de ~ 0.03 mm avec un écart type de ~ 0.115 mm et une mTRE moyenne de ~ 0.06 mm avec un écart type de ~ 0.135 mm. La mTRE augmente avec le mouvement z de façon quasi exponentielle. Ceci est

dû au fait que plus les images sont espacées élevationnellement, plus elles sont décorréelées et il s’ensuit une dégradation de la mesure de mouvement.

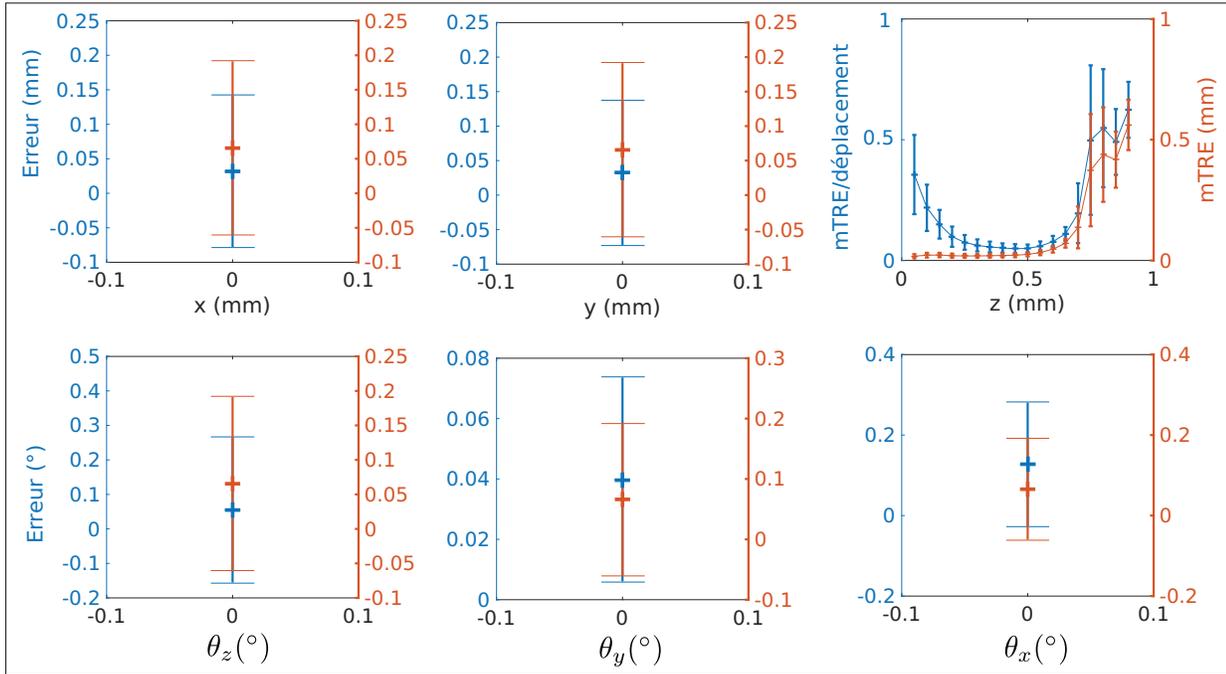


Figure 3.4 Erreurs moyenne et écarts sur les mesures de mouvement selon chaque degré de liberté (composantes translationnelles (x, y, z) en haut et composantes rotationnelles $(\theta_z, \theta_y, \theta_x)$ en bas). L’ordonnée correspond à l’erreur absolue (bleu) et la mTRE (orange). Pour z , l’erreur absolue est remplacée par la mTRE normalisée par le déplacement en z

3.2.2 Optimisation des paramètres

Plus les images sont espacées élevationnellement, plus la corrélation du speckle entre les deux images diminue. Lorsque la corrélation du speckle devient trop faible, il est difficile d’obtenir une bonne mesure du mouvement sans capteur à cause de la forme de la courbe de décorrélation (chapitre 2.1.1). Le choix de cette corrélation “critique” est un critère important et a été mis en évidence par les travaux de Hassenpflug *et al.* (2004). Ce critère que nous appellerons corrélation critique de Hassenpflug a été choisi à 0.5 et correspond à une montée de l’erreur de recalage, tel que vu à la Figure 3.5. Si la corrélation moyenne sur toutes les fenêtres

entre les deux images est inférieure à ce seuil, alors la mesure du mouvement est considérée comme étant trop biaisée. Par souci de temps de calcul, si la corrélation entre deux images est inférieure à 0.5, alors l'algorithme ne cherche plus à mesurer le recalage pour les mesures suivantes. Par exemple, si l'algorithme trouve une corrélation inférieure à 0.5 pour la paire d'images $\{i = 10, j = 15\}$, alors les mesures ne sont pas effectuées pour les paires suivantes $(\{i = 10, j = 16\}, \dots, \{i = 10, j = N\})$. Cette méthode n'est pas forcément la plus optimale dans le cas d'une trajectoire main-libre, car les images sont alors très irrégulièrement espacées.

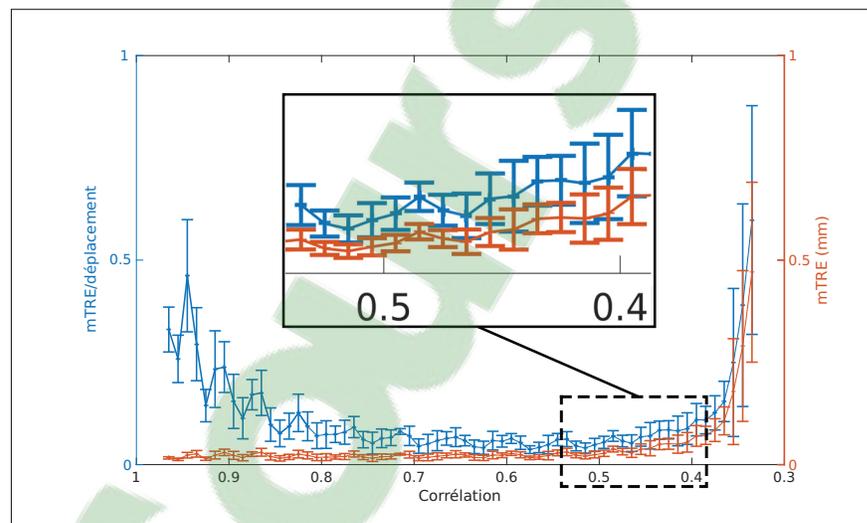


Figure 3.5 Impact de la corrélation moyenne des fenêtres entre deux images sur l'erreur de recalage. L'erreur est négligeable au-dessus d'une corrélation de 0.5

Un deuxième paramètre est le nombre de fenêtres et leur taille. La calibration ainsi que le test ont été effectués sur des nombres différents de fenêtres $\{3^2, \dots, 15^2\}$. La zone de l'acquisition a été définie manuellement et la répartition des fenêtres est telle qu'elles ne se recouvrent pas et sont réparties uniformément dans un rectangle (Figure 3.6). L'analyse des mTRE sur chacune des configurations a montré que le nombre optimal de fenêtres est de 64.

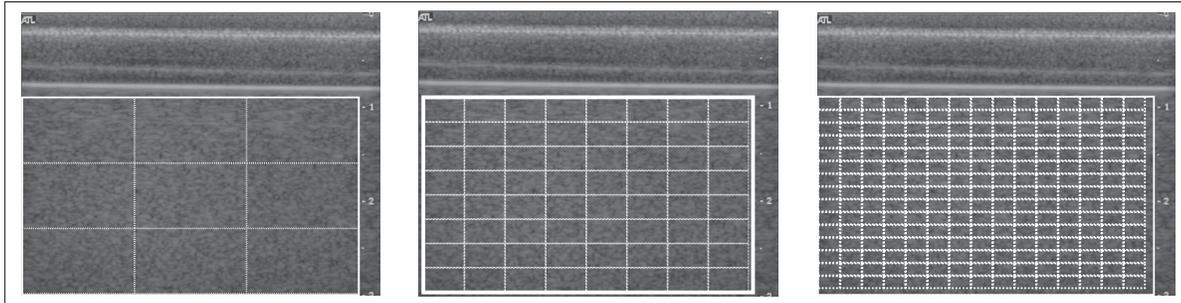


Figure 3.6 Répartition uniforme de 9, 64 et 225 fenêtres selon une zone définie manuellement

3.2.3 Interprétation des résultats pour des trajectoires rectilignes

Différentes trajectoires robotiques ont été testées. La première est une trajectoire allant jusqu'à $z = 7$ mm avec un pas de 0.05 mm. La deuxième trajectoire rajoute une composante latérale x jusqu'à $x = 7$ mm, toujours avec une élévation jusqu'à $z = 7$ mm, mais cette fois-ci avec un pas de 0.07 mm par incrément. Les Figures 3.7 et 3.8 montrent respectivement les résultats pour les différents degrés de liberté du mouvement. On remarque une surestimation des composantes fixes du mouvement et une sous-estimation des composantes mobiles (z pour la Figure 3.7 et (x, z) pour la Figure 3.8). Ceci est dû à la méthodologie de recalage sans capteur de position par Procruste (section 2.1.3) qui est biaisée à cause du bruit sur l'emplacement des points cibles, emplacement estimé à partir de la corrélation. Ce bruit va introduire une erreur et donc une estimation biaisée des six composantes du mouvement.

Les mTRE mesurées pour chacune des trajectoires sont données dans la Figure 3.9. On observe que les deux approches PPV et CSq ont tendance à accumuler une erreur dans le temps lorsque trop de mesures de mouvements sont incluses dans l'estimation de la position (phénomène expliqué dans la section 3.3.3).

3.3 Résultats de l'estimation de la trajectoire de la sonde

Cette section concerne les résultats de la méthodologie proposée sur des séquences main-libre. Une première étude sera effectuée sur l'apprentissage dans la partie 3.3.1 où sera expliquée

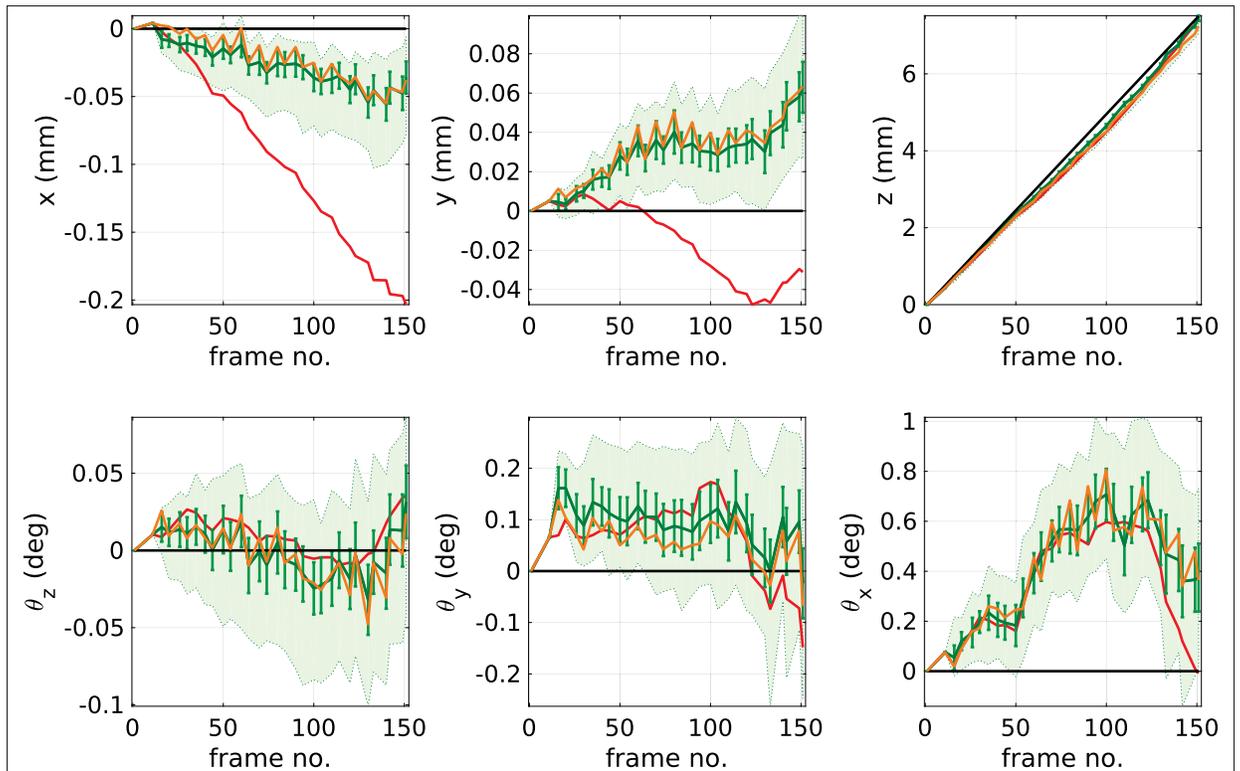


Figure 3.7 (Noir) Trajectoire rectiligne réelle de la sonde ; (rouge) séquence CSq de Housden *et al.* (2007) ; (orange) approche PLV ; (vert clair) les différentes positions générées à l'aide de GM ; (vert foncé) estimation de la trajectoire et de son erreur avec la méthode GEM

la méthodologie adoptée ainsi que des résultats qualitatifs des erreurs estimées. S'ensuivra une interprétation qualitative et quantitative des résultats sur différentes trajectoires main-libre en incluant les considérations à prendre en compte dans la section 3.3.3. Enfin, la partie 3.3.4 présentera des résultats qualitatifs sur des reconstructions volumiques effectuées sur les images de speckle.

3.3.1 Apprentissage des erreurs de mesures par processus gaussien

Pour des trajectoires main-libre, il est difficile d'avoir une idée de la précision de la base d'apprentissage créée à l'aide de la méthode de la section 2.3.1 sans mesure précise de position. En effet, chaque composante du mouvement est source de décorrélation du speckle ce

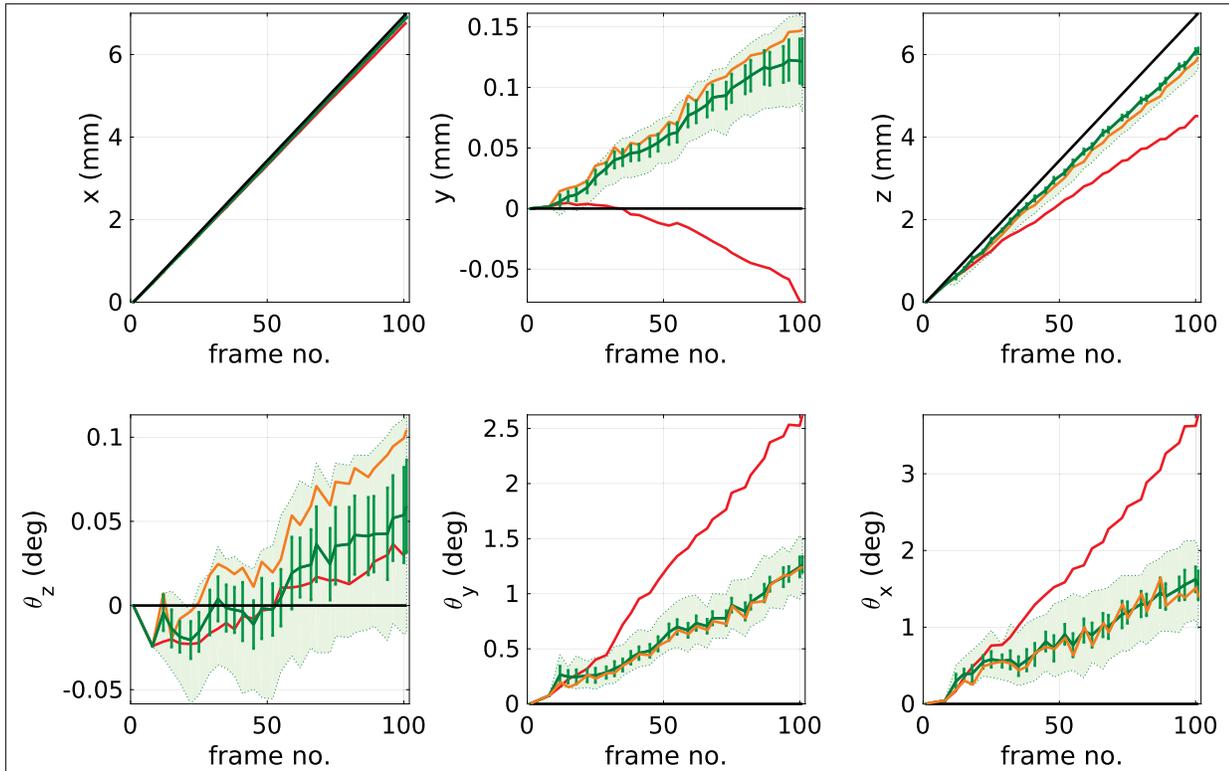


Figure 3.8 (Noir) Trajectoire rectiligne réelle de la sonde ; (rouge) séquence CSq de Housden *et al.* (2007) ; (orange) approche PLV ; (vert clair) les différentes positions générées à l'aide de GM ; (vert foncé) estimation de la trajectoire et de son erreur avec la méthode GEM

qui fausse la mesure du recalage entre les paires d'images. Une manière de faire est d'analyser la cohérence des erreurs dans leur ensemble. La figure 3.10 montre les erreurs estimées pour la base d'apprentissage avec les mesures de mouvements dans l'ordre d'apparition ($\{0, 1\}, \{0, 2\}, \dots, \{1, 2\}, \{1, 3\}, \dots$). On remarque ainsi que les erreurs de la base d'apprentissage estimées ont tendance à croître le long de chaque acquisition. Parce que la méthode pour créer la base de données utilise le procédé d'estimation des positions, il y a une accumulation des erreurs intrinsèque le long de chaque séquence ce qui explique le phénomène. Certaines mesures de mouvement n'ont pas d'erreurs qui leur sont affectées à cause du processus semi-aléatoire de création de la base d'apprentissage et n'ont donc pas été prises en compte dans l'apprentissage.

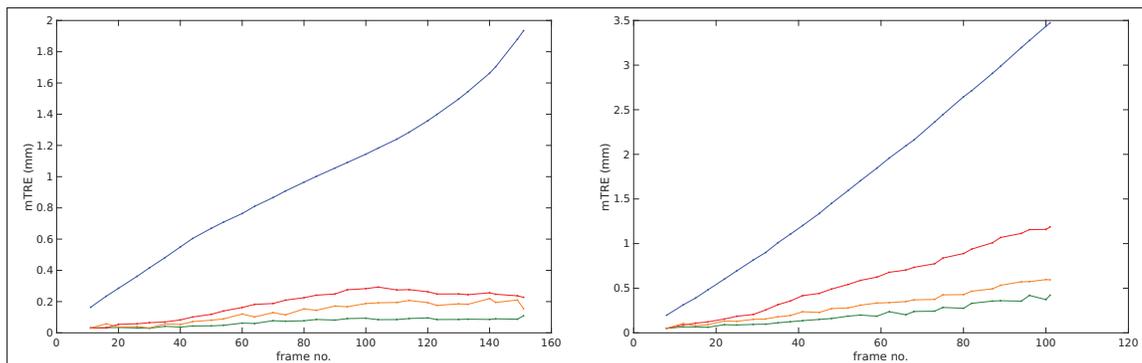


Figure 3.9 mTRE mesurées pour la trajectoire élévationnelle (gauche) et la trajectoire élévationnelle et axiale (droite). (Bleu) Approche PPV ; (rouge) séquence CSq de Housden *et al.* (2007) ; (orange) approche PLV ; (vert foncé) estimation de la trajectoire du capteur avec la méthode GEM

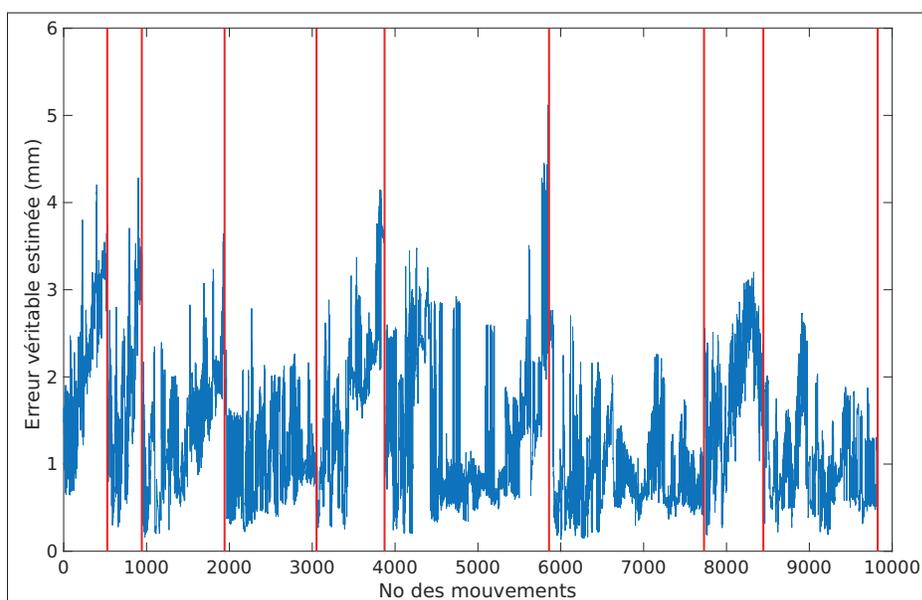


Figure 3.10 Base de données pour l'apprentissage des erreurs de mesure de mouvements. L'abscisse représente les mouvements mesurés dans l'ordre d'apparition ($\{0, 1\}, \{0, 2\}, \dots, \{1, 2\}, \{1, 3\}, \dots$) jusqu'à la fin de chaque acquisition (lignes horizontales rouges)

Les algorithmes GE et GEM ont été entraînés sur la quatrième séquence parmi les neuf séquences échographiques main-libre, car c'est celle qui possède une grande variété de mouve-

ments (Figure 3.11), qui permet d’obtenir une estimation GM la plus précise, et qui n’a pas de “trous” de mesures (voir la section 3.3.2).

Une analyse de l’indépendance des composantes de mouvements par algèbre de Lie a été effectuée en utilisant la distance définie par Kullback et Leibler (1951) entre deux distributions r et r' :

$$d_{KL}(r||r') = \sum_i r(i) \log \frac{r(i)}{r'(i)}. \quad (3.1)$$

Le premier tableau 3.1 représente les divergences entre les rotations sans l’algèbre de Lie, le deuxième tableau 3.2 représente l’influence de l’algèbre de Lie sur les composantes rotationnelles. On remarque ainsi qu’en moyenne la divergence est plus forte dans le tableau 3.2 que le tableau 3.1 ce qui montre une plus grande indépendance des rotations en utilisant l’algèbre de Lie.

Tableau 3.1 Divergence selon Kullback–Leibler des composantes rotationnelles des mesures sans l’algèbre de Lie

	r₁₁	r₂₁	r₃₁	r₂₂	r₃₂	r₃₃
r₁₁	0	0.93	0.47	0	0.37	0
r₂₁	0.67	0	0.91	0.67	0.79	0.67
r₃₁	0.34	0.96	0	0.34	0.51	0.34
r₂₂	0	0.93	0.47	0	0.37	0
r₃₂	0.28	0.92	0.56	0.28	0	0.28
r₃₃	0	0.93	0.47	0	0.37	0

Les paramètres de bruit du noyau $\sigma_m = 0.861$, de longueur du noyau quadratique $l = 0.221$ et de bruit de mesure $\sigma_{e_m} = 0.415$ ont été estimés à l’aide de l’algorithme de processus gaussien dans la toolbox *Statistics and Machine Learning* de MATLAB R2015b et les paramètres par défaut. C’est ce qui a permis d’entraîner le modèle et d’obtenir une erreur sur l’estimation de 0.145 mm, ce qui représente en moyenne une erreur de 18% sur les estimations en comparant à la base d’apprentissage. Comme le montre la Figure 3.12, les mesures d’erreur de la base d’ap-

Tableau 3.2 Divergence selon Kullback–Leibler des composantes rotationnelles des mesures avec l’algèbre de Lie

	\mathbf{r}_{11}	\mathbf{r}_{21}	\mathbf{r}_{31}	\mathbf{r}_{22}	\mathbf{r}_{32}	\mathbf{r}_{33}
\mathbf{r}_{11}	0	1.23	0.70	0.78	0.70	0.76
\mathbf{r}_{21}	1.10	0	0.91	0.98	0.79	1.64
\mathbf{r}_{31}	0.66	0.96	0	0.95	0.51	0.72
\mathbf{r}_{22}	0.79	1.06	1.04	0	0.67	0.89
\mathbf{r}_{32}	0.78	0.93	0.57	0.74	0	0.78
\mathbf{r}_{33}	0.84	1.73	0.63	0.89	0.69	0

prentissage sont très bruitées et il en résulte un large intervalle de confiance sur la prédiction. Nous avons estimé un bruit de mesure $\sigma_{e_m} \neq 0$ pour que la fonction de prédiction du processus gaussien ne passe pas nécessairement par les mesures d’erreur. En effet, ce paramètre peut être vu comme la confiance que l’on donne à notre base d’apprentissage. Dans le cas présent, elle est moins fiable qu’une base de données réelles et précises.

3.3.2 Considérations préliminaires

Lors d’acquisitions main-libre, il est difficile d’obtenir toujours des mesures le long de la séquence à cause d’une corrélation trop faible. Si le clinicien sonde rapidement la zone d’intérêt, il apparaît des “trous” de mesures parce que la corrélation entre les images proches est trop faible et la mesure n’est pas effectuée (voir section 3.2.2). Pour combler ces trous, il a été envisagé d’interpoler les mesures de mouvements pour avoir une mesure sur toutes les paires d’images. Une interpolation linéaire peut ainsi être effectuée sur chaque composante du mouvement¹.

La Figure 3.13 montre un exemple d’interpolation sur les mesures de la distance élévationnelle des images consécutives d’une des séquences de test avec 16 mesures manquantes. Cette même séquence a été reconstruite en utilisant la méthode PLV, les résultats montrent qualitativement l’importance de l’interpolation des mouvements. En regardant la Figure 3.14, l’amélioration

1. Une interpolation sur les mouvements n’est valide que lorsque les composantes de ce mouvement sont indépendantes. Il est possible de rendre les composantes du mouvement indépendantes à l’aide de l’algèbre de Lie, mais l’interpolation devient alors très complexe.

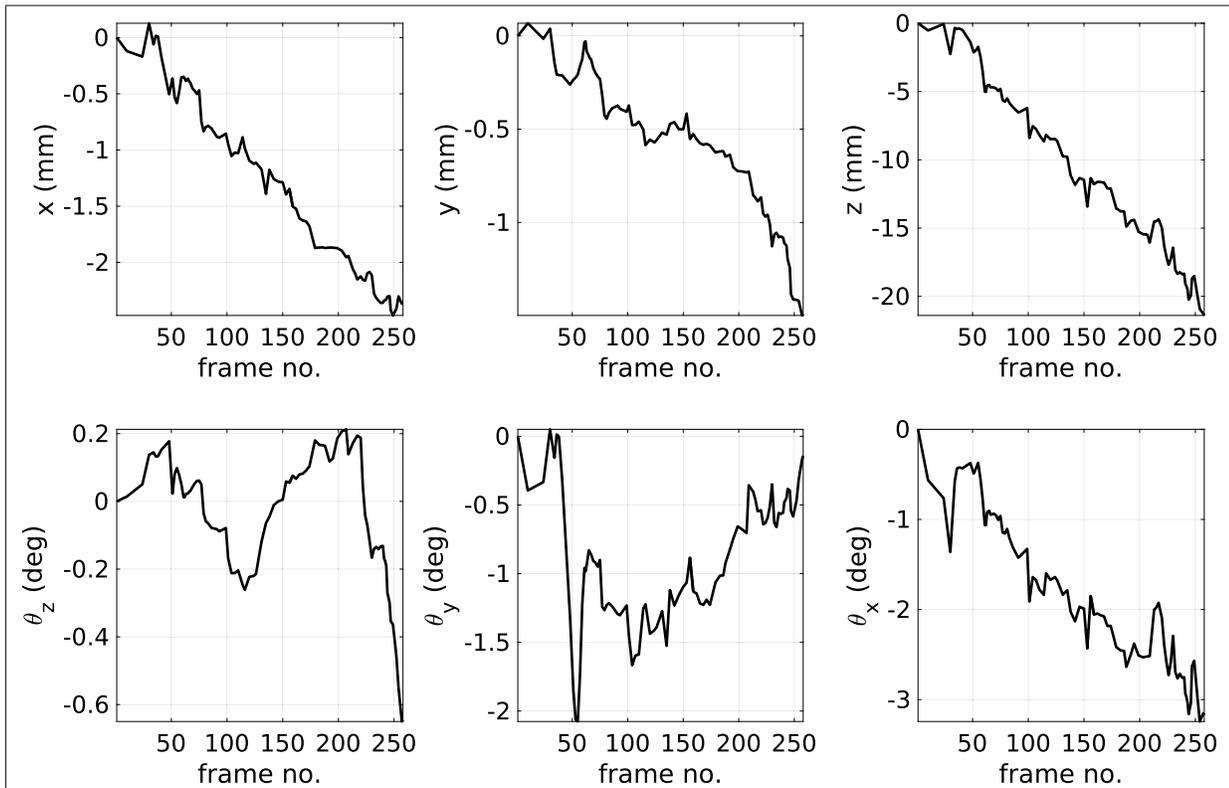


Figure 3.11 Trajectoire de la sonde pour l'apprentissage

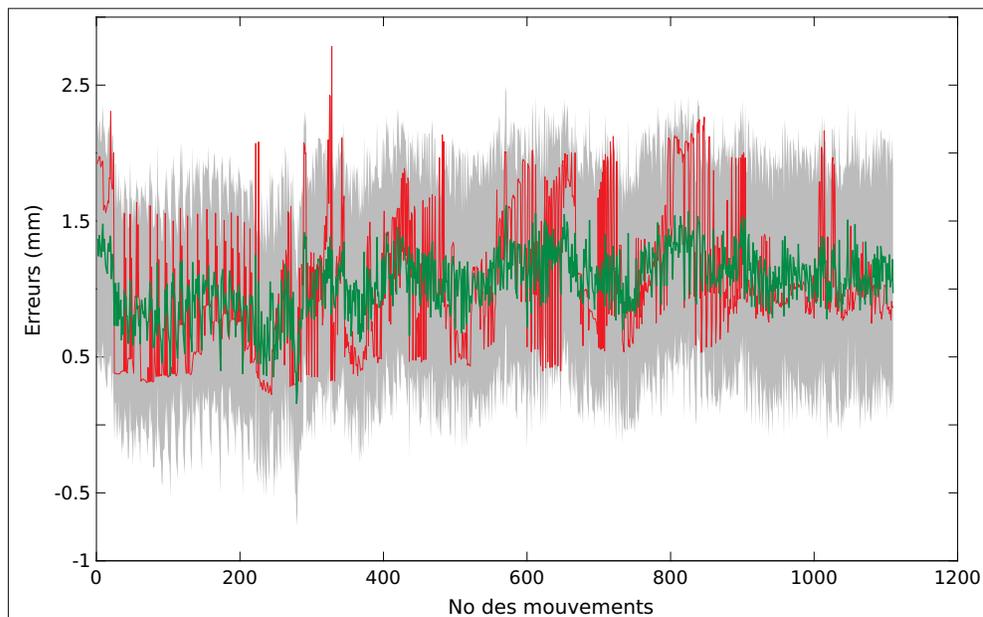


Figure 3.12 (Rouge) Erreurs de mesure de la base d'apprentissage ; (vert) les erreurs estimées par le processus gaussien ; (gris) l'intervalle de confiance à 95 %

est notable notamment sur la distance élévationnelle z ce qui permet de réduire de plus de 50% la mTRE. Cependant, cette technique a l'inconvénient d'accumuler de l'erreur ce qui est visible sur les rotations.

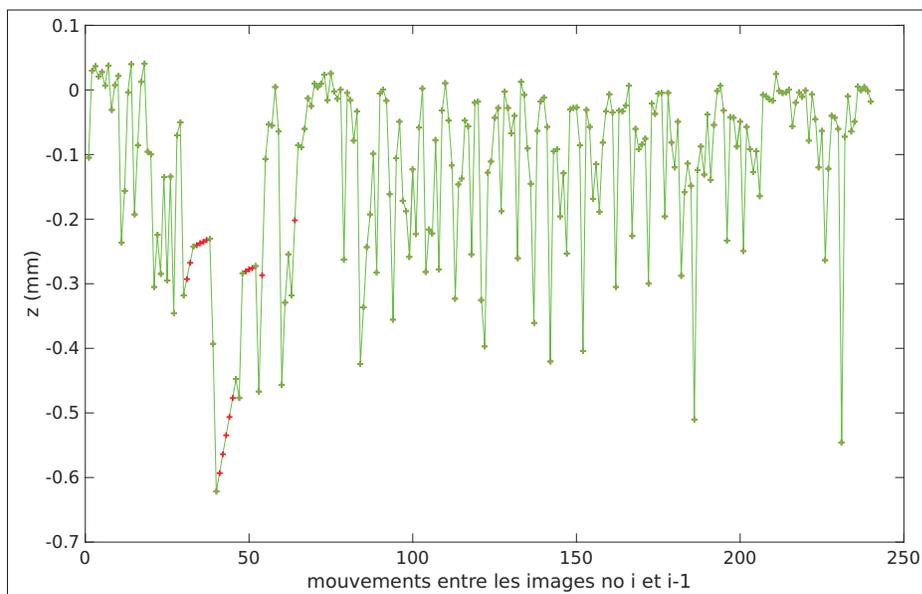


Figure 3.13 (Vert) La distance élévationnelle z entre chaque image consécutive sans interpolation ; (rouge) les distances z interpolées

La méthodologie proposée se base sur la construction d'un graphe dont les arcs représentent les mesures de mouvements entre les images, et les poids de ces arcs sont les erreurs de ces mesures apprises par le processus gaussien. Parce qu'il y a un très grand nombre de mesures dans le graphe, le problème d'estimation des positions est surdéterminé et beaucoup de solutions sont possibles. Il est intéressant de constater que l'homogénéité des degrés des noeuds d'un graphe peut représenter la qualité d'une acquisition. Ainsi, une acquisition optimale (acquise à l'aide d'un robot par exemple) permet de mesurer un même nombre de mouvements entre paires d'images le long de la séquence, car la corrélation est facilement déterminée. Contrairement à une acquisition main-libre dont les degrés des noeuds sont beaucoup moins homogènes (il n'y a pas un même nombre de mesures tout le long), car la corrélation entre les images varie beaucoup le long de l'acquisition. La corrélation est en effet grandement influencée par les composantes rotationnelles de la trajectoire (Figure 3.15). On peut par exemple voir que le

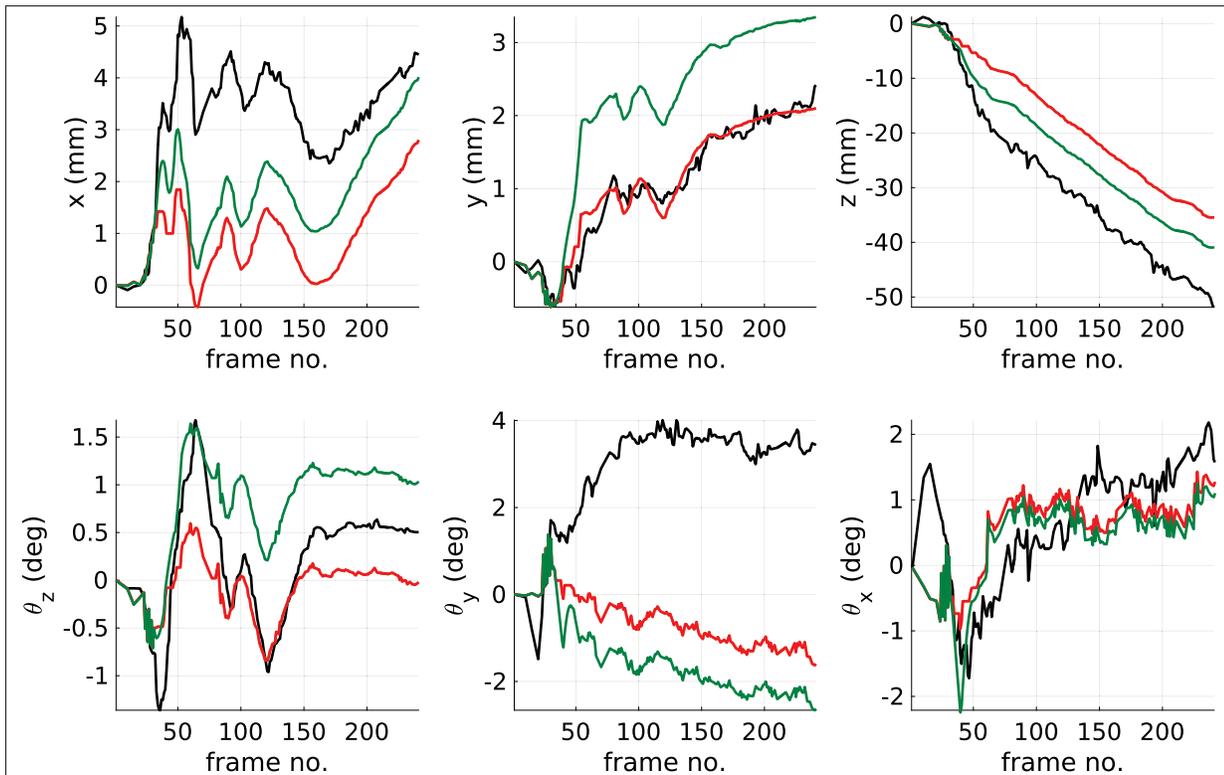


Figure 3.14 (Noir) Trajectoire de la sonde avec capteur optique ;
 (rouge) trajectoire estimée avec PLV ; (vert) trajectoire estimée
 avec PLV et interpolation du mouvement

début de la séquence est bien contrôlé, il y a ensuite une diminution soudaine du nombre de mesures de mouvement due à une variation brutale des composantes du mouvement.

3.3.3 Interprétation des résultats pour des trajectoires main-libre

Une première analyse quantitative a été effectuée sur chacune des approches exposées en les testant sur les huit séquences restantes (on rappelle qu'une séquence a déjà été utilisée pour l'apprentissage), en générant 1000 trajectoires (GM et GEM) pour chacune des images. Pour chacune des images d'une séquence, la mTRE a été calculée en comparant à la position mesurée par le capteur optique. Le tableau 3.3 montre les résultats des mTRE des dernières images pour les huit séquences. Les résultats ont été présentés avec une distance totale $|z|$ croissante pour montrer l'impact de la taille de l'acquisition sur l'erreur. En effet, lorsque la longueur

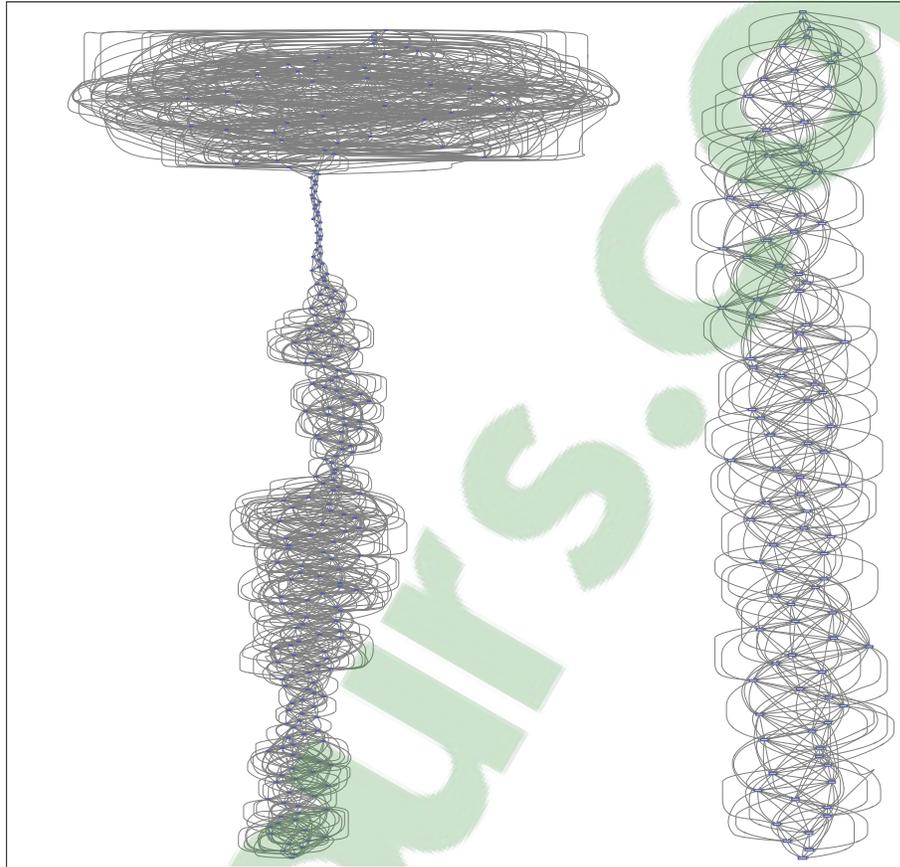


Figure 3.15 Exemple de graphe des mesures de mouvement d'une séquence, de haut en bas. L'homogénéité des noeuds d'un graphe n'est pas la même le long d'une séquence acquise de façon main-libre (gauche) ou d'une séquence acquise par un robot (droite)

des séquences augmente, plus de mesures sont nécessaires. Il y a donc une accumulation du biais, ce qui augmente l'erreur de l'estimation des positions (tableau 3.4). Certaines séquences, comme S6, contiennent plus de rotations que d'autres et il en résulte une plus grande mTRE. Finalement, l'approche GEM permet d'améliorer de 20% en moyenne les résultats en comparant à l'approche PLV.

Une analyse statistique a été effectuée sur les résultats pour déterminer si les méthodes proposées dans ce mémoire ont un impact sur les résultats. Les différentes mTRE ont été normalisées par le déplacement élévational de la sonde d pour une comparaison significative des résultats. Par la suite, un test de Kolmogorov Smirnov (Massey Jr, 1951) a démontré que les échantillons

Tableau 3.3 mTRE (mm) des dernières images des huit séquences S, estimées selon chaque méthode avec un déplacement élévational total $|z|$ et les meilleurs résultats en rouge

	S9	S7	S6	S5	S8	S3	S1	S2
total z	20 mm	21 mm	25 mm	27 mm	36 mm	38 mm	52 mm	56 mm
PPV	11.041	11.866	15.492	13.897	10.699	12.790	15.321	18.973
CSq	4.395	3.816	5.820	4.683	6.207	10.531	12.655	13.713
PLV	2.036	1.028	3.758	2.412	4.758	10.486	10.578	10.999
GE	1.994	0.855	3.498	2.289	4.187	9.895	10.591	10.694
GM	1.781	0.767	3.488	2.055	3.961	10.160	9.790	10.503
GEM	1.803	0.731	3.039	1.995	3.735	9.345	9.154	9.999

Tableau 3.4 Nombre de mesures de recalage utilisées pour estimer la position de la dernière image de chaque séquence

	S1	S2	S3	S5	S6	S7	S8	S9
Nb images	241	253	268	286	375	369	248	279
PPV	241	253	268	286	375	369	248	279
CSq	164	185	114	116	112	99	138	82
PLV	109	128	87	66	67	51	86	43
GE	105	126	81	66	64	47	84	43

ne sont pas normalement distribués. Une alternative au test paramétrique ANOVA2 (utilisé dans le cas de données normalement distribuées) est le test non paramétrique de Friedman sur les rangs des échantillons (Friedman, 1937). Il permet de tester l'influence des différents groupes (acquisitions) et des traitements (méthodes d'estimations de la trajectoire), et montre une différence significative ($p \ll 0.05$) entre les différentes méthodes. Parce que les résultats des approches PPV et CSq sont clairement moins bons (Figure 3.16), les tests statistiques ont été effectués sur les autres méthodes pour diminuer le risque d'erreur statistique. Ainsi, un test de contraste de Tukey (Tukey, 1949) sur les moyennes de rangs a permis de tester si les approches GE, GM et GEM ont la même précision que l'approche PLV. GE et GM n'ont pas de différence claire par rapport à PLV, mais c'est bien la combinaison des deux approches GEM (qui minimisent le nombre de mesures et choisissent les meilleures) qui est significative. En effet, une différence notable entre GEM et PLV a été montrée en prenant les 35 dernières images ($p < 0.05$) et encore plus pour les dix dernières images ($p \ll 0.001$). Un test a aussi été effectué

en ne prenant que les images dont la distance élévationnelle z par rapport à la première image de la séquence est supérieure à 5 mm, il en résulte encore une fois une différence très significative ($p \ll 0.001$). Les travaux de ce mémoire concernent la minimisation du biais, c'est pourquoi GEM a moins d'impact sur les premières images de la séquence. L'amélioration obtenue avec GEM n'est significative qu'avec des acquisitions d'au moins 40 images (en moyenne sur toutes les acquisitions).

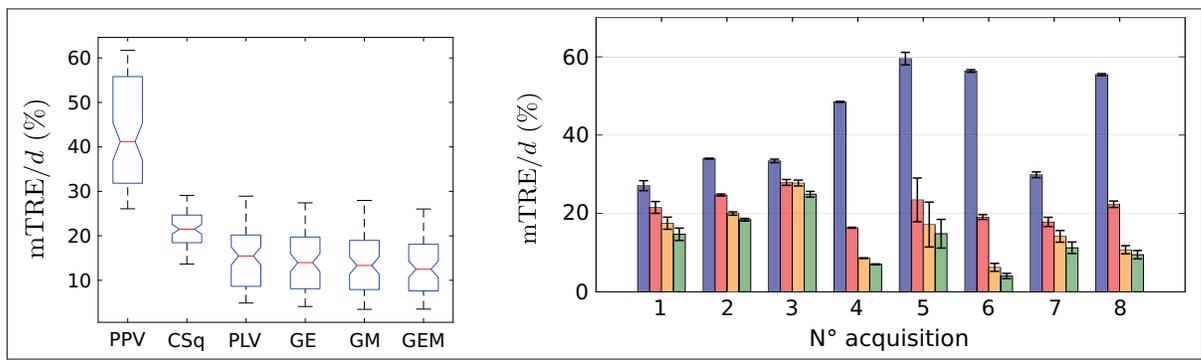


Figure 3.16 (Gauche) Diagrammes en boîte pour chacune des méthodes d'estimations de trajectoire ; (droite) histogrammes des mTRE normalisées pour chaque acquisition avec (bleu) l'approche PPV ; (rouge) CSq ; (orange) PLV ; (vert) GEM

La Figure 3.17 montre un exemple détaillé d'estimation de la trajectoire pour la neuvième acquisition main-libre (les résultats pour les autres séquences se trouvent en annexe II). Cette trajectoire n'a pas de trous de mesures et la trajectoire de la sonde est en grande partie linéaire. L'approche CSq surestime les rotations et sous-estime la translation élévationnelle parce qu'il y a une confusion entre les effets des rotations et de la distance élévationnelle sur la décorrélation du speckle (Housden *et al.*, 2008). Le moyennage de l'approche GEM abordée dans ce mémoire permet d'améliorer les estimations de rotations et de translations, là où l'approche PLV a plus de difficulté à suivre la trajectoire du capteur optique. En effet, choisir les mesures les moins biaisées améliore le chemin choisi par l'algorithme de Dijkstra contrairement à PLV. On voit apparaître une augmentation soudaine de la mTRE à partir de la 200^{ème} image, due à une augmentation brutale de la distance élévationnelle au même endroit (Figure 3.18).

Le moyennage par algèbre de Lie a été effectué en se basant sur l'algorithme fourni par Li *et al.* (2014). Grâce à l'équation 2.13 et les travaux sur le moyennage de Lie, il est possible d'estimer l'erreur sur l'estimation des positions. Les erreurs d'estimation des positions de l'algorithme GEM sont ainsi une mesure de l'incertitude pour l'étape de reconstruction volumique 3D. Cette erreur (illustrée dans la Figure 3.17) croît dans le temps parce qu'il y a de plus en plus de solutions possibles au fur et à mesure que l'on approche de la fin de la séquence. Cette erreur est intrinsèque au processus d'estimation de la trajectoire sans capteur de position en échographie 3D main-libre.

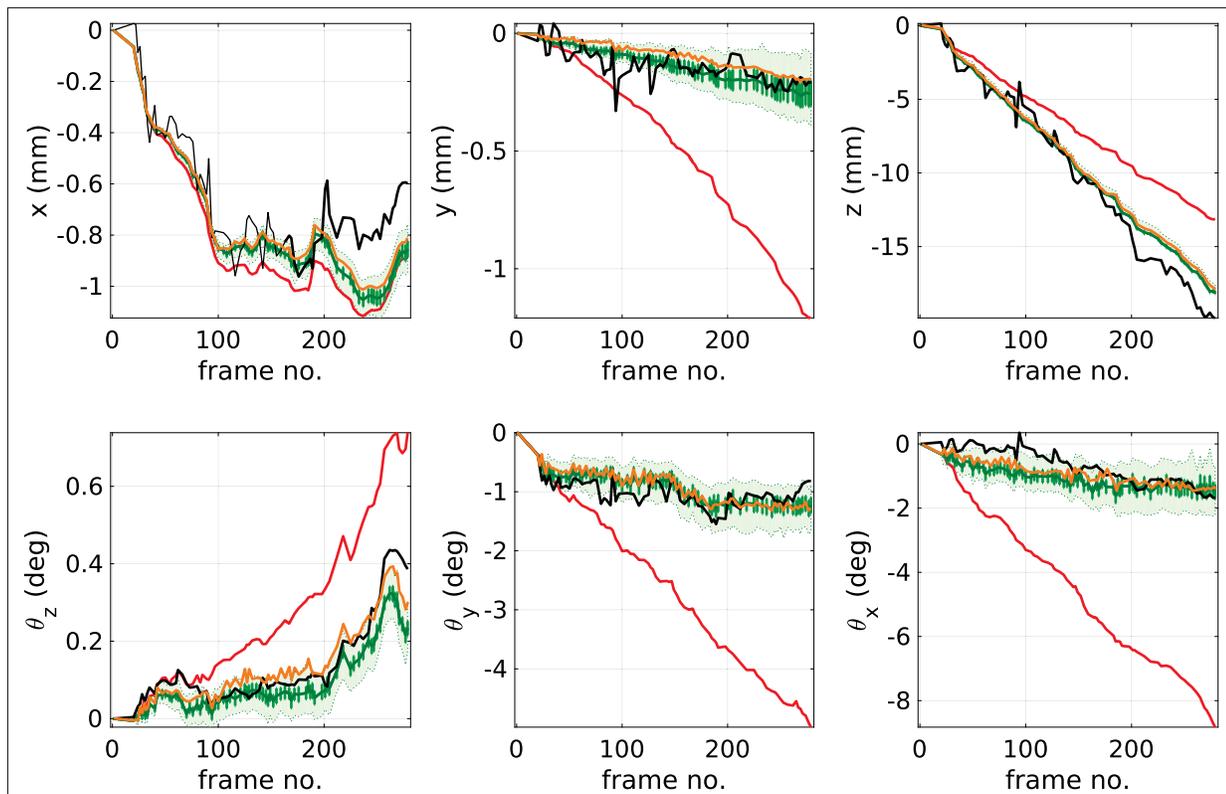


Figure 3.17 (Noir) Trajectoire de la sonde avec capteur optique ; (rouge) séquence CSq de Housden *et al.* (2007) ; (orange) approche PLV ; (vert clair) les différentes positions générées à l'aide de GR ; (vert foncé) estimation de la trajectoire et de son erreur avec la méthode GEM

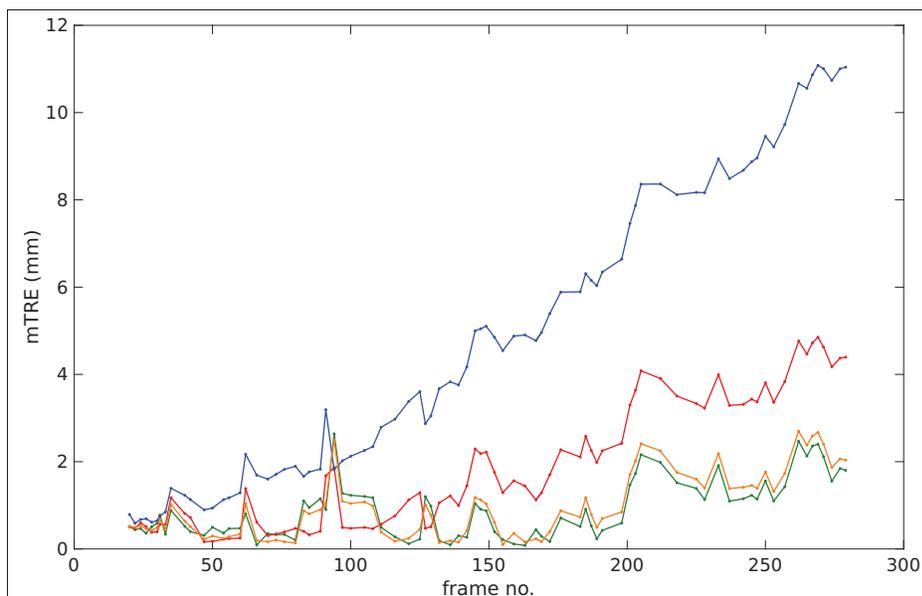


Figure 3.18 (Bleu) Approche PPV ; (rouge) séquence CSq de Housden *et al.* (2007) ; (orange) approche PLV ; (vert foncé) estimation de la trajectoire et de son erreur avec la méthode GEM

3.3.4 Reconstruction volumique des images recalées

Une dernière analyse qualitative montre des résultats préliminaires de reconstruction volumique de la séquence S9, en prenant les résultats de positions générées par les algorithmes GEM et CSq. La reconstruction a été effectuée à l'aide du logiciel 3D Slicer 4.5 créé par Fedorov *et al.* (2012) et d'un script réalisé par Francis Bourdeau utilisant le module de reconstruction de Lasso *et al.* (2014).

On remarque dans la Figure 3.19 que la reconstruction volumique avec les positions de GEM est plus juste que CSq, notamment sur les rotations. Malheureusement, l'approche de ce mémoire a du mal à bien estimer toutes les rotations, ce qui donne un résultat plus "compressé" que la reconstruction par capteur optique.

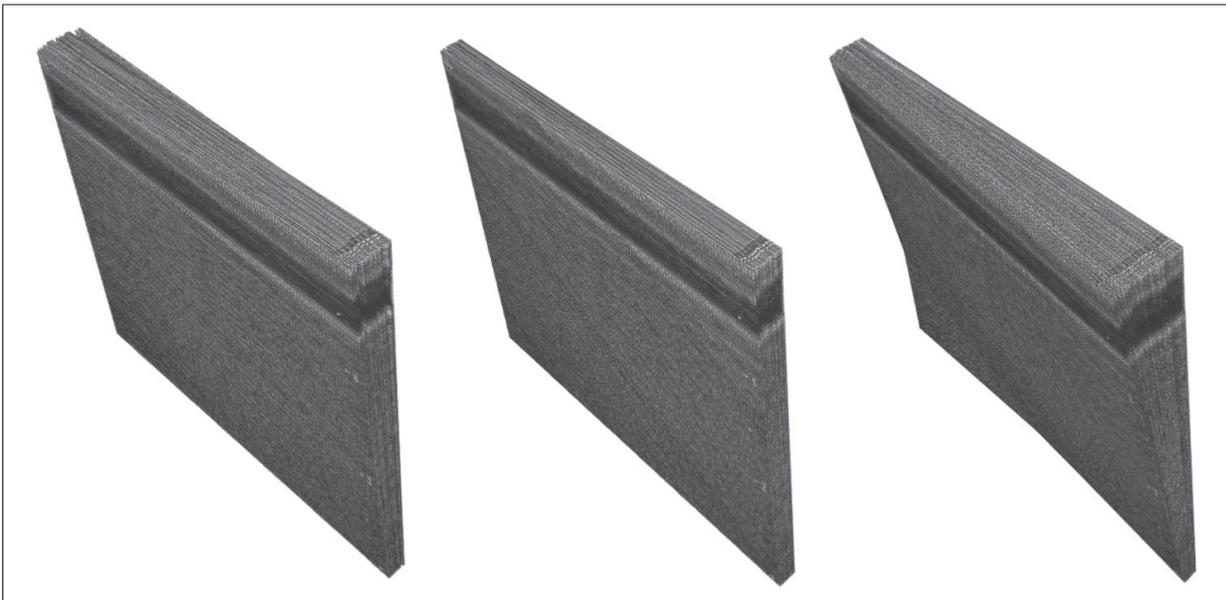


Figure 3.19 (De gauche à droite) Reconstructions volumétriques utilisant les positions du capteur optique, des approches GEM et CSq

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Les travaux présentés dans ce mémoire ont porté sur le problème de l'estimation sans-captteur de la trajectoire d'une sonde échographique pour faire de l'échographie 3D main-libre. La reconstruction volumique nécessite l'estimation précise de toutes les positions de la séquence échographique pour diminuer les erreurs d'interpolation sur le volume et ainsi obtenir des objets 3D conformes à la réalité. Les spécificités du signal échographique et notamment du speckle, présentées au chapitre 1, permettent de recalibrer des images proches dans l'espace. Toutefois, cette estimation est limitée en portée et il est donc nécessaire d'accumuler les mesures pour obtenir les positions et orientations de toutes les images par rapport à la première image.

L'état de l'art présenté au chapitre 1 a permis de mettre en évidence les différents travaux en échographie 3D main-libre sans capteur de position. En recalage dans le plan, nous retiendrons le choix de l'utilisation du critère de corrélation qui est courant dans le domaine. Mais il peut être intéressant de tester l'information mutuelle qui s'avère plus performante que la corrélation pour du recalage 3D (Kaar *et al.*, 2013). Bien que difficilement accessible si l'échographe est destiné au commerce, l'utilisation des signaux RF semble être une voie permettant d'améliorer la précision de l'estimation (Rivaz *et al.*, 2008). Un travail complet traitant de différents aspects du recalage (intersection des images, mouvements non monotones) est proposé par Housden *et al.* (2007). Cependant, il est nécessaire de faire attention aux erreurs de recalage engendrées par le tangage θ_x et le roulis θ_z , qui constituent les plus grosses limitations techniques (Housden *et al.*, 2008). Beaucoup ont étudié la manière de corriger les erreurs de recalage entre les paires d'images d'une séquence échographique (Conrath et Laporte, 2012; Housden *et al.*, 2006; Laporte et Arbel, 2008; Tuthill *et al.*, 1998), mais peu ont travaillé sur la meilleure façon d'estimer la trajectoire (Housden *et al.*, 2007; Laporte et Arbel, 2010). L'objectif du mémoire a donc été de minimiser l'erreur sur l'estimation de la trajectoire.

Les hypothèses posées dans ce mémoire qui ont permis de réduire l'erreur se sont portées sur deux axes : un premier axe est la minimisation du nombre de mesures de recalage prises pour l'estimation des positions et orientations des images (Housden *et al.*, 2007) et l'introduction d'une approche statistique qui permet de raffiner les résultats. Un deuxième axe consiste en une procédure optimale pour choisir les mesures lors de l'estimation de la trajectoire. La méthodologie présentée au chapitre 2 expose ces deux approches :

- a. Pour minimiser le nombre de mesures, l'idée a été de générer un graphe dont les arcs représentent les mesures de mouvements entre paires d'images. Un chemin possible pour l'estimation de la trajectoire peut être ainsi généré en appliquant l'algorithme de plus court chemin de Dijkstra. Pour raffiner les résultats, un moyennage par algèbre de Lie (Govindu, 2004) est effectué sur plusieurs trajectoires générées semi-aléatoirement.
- b. Pour mieux sélectionner les mesures, les poids des arcs représentent les erreurs sur ces mesures, et sont estimées à l'aide d'un processus gaussien.

Le chapitre 3 a permis de valider les différentes hypothèses du mémoire avec une très grande signifiante statistique ($p \ll 0.001$), mais seulement lorsque les méthodes GE et GM sont combinées (algorithme GEM). L'application de la méthodologie du mémoire a ainsi pu améliorer les résultats d'au moins 20% par rapport aux approches utilisées dans l'état de l'art (Afsham *et al.*, 2014a; Housden *et al.*, 2007). Les tests ont été effectués à partir d'images de speckle pleinement développé sur plusieurs séquences de mouvement main-libre en utilisant la mesure d'erreur mTRE préconisée par De Kraats *et al.* (2005) sur toutes les images de la trajectoire.

Un des inconvénients de l'algorithme vient de l'estimation des erreurs de mesure par apprentissage à l'aide d'une base de données. L'étape de l'apprentissage nécessite en effet une base de données précise pour estimer les erreurs de mesures de mouvements. Les mesures de mouvements de l'ordre de $\sim 10^{-4}$ m sont difficilement mesurables avec un capteur de position (précision de l'ordre $\sim 10^{-3}$ m) et il a été nécessaire de créer la base de données en utilisant indirectement les mesures du capteur de position. De par la difficulté de validation de la base

de données, elle ne peut être entièrement fiable. Il faut aussi être conscient que la solution proposée n'améliore pas de façon aussi significative les estimations rotationnelles, qui doivent être améliorées à la source du recalage entre paires d'images (Housden *et al.*, 2008). Enfin, un autre inconvénient est le temps de calcul nécessaire à l'algorithme pour générer un nuage de 1000 positions pour chaque image de la séquence échographique. Bien que la méthode soit traitée après une acquisition et de façon hors-ligne, il est nécessaire d'attendre 30 min en ayant codé l'algorithme sous MATLAB (Ubuntu 14.04, Intel® Xeon(R) CPU E3-1230 v3 @ 3.30GHz x 8). Cependant ce temps peut être largement réduit à quelques minutes pour un nombre réduit de trajectoires sans grandement influencer la précision de l'algorithme. L'utilisation de nuages de 100 positions est préconisée pour une application réelle pour un temps de calcul de 1 minute et 30 secondes malgré une diminution en précision de l'ordre de 5%. Il est possible d'optimiser le temps de calcul en se penchant sur la façon dont est calculé le plus court chemin de Dijkstra (qui constitue la partie la plus gourmande en termes de ressource). De plus, une implémentation en C/C++ intégrant du GPGPU est tout à fait envisageable avec l'approche semi-aléatoire de la méthode proposée.

Une question se pose quant à l'application de la méthode proposée sur les tissus réels, l'approche n'ayant été validée que sur des images de speckle provenant d'un fantôme échographique. L'utilisation du fantôme n'a pas d'impact sur les résultats obtenus, car les travaux du mémoire se sont penchés sur la correction des erreurs d'estimation de la trajectoire et non l'erreur de recalage à la source (recalage entre les paires d'images). En d'autres termes, les présents travaux ont montré l'importance de la manière d'utiliser les mesures et non pas la manière d'obtenir les mesures. La méthodologie proposée semble tout à fait applicable dans le cas de tissus réels et pourrait même y avoir un plus grand impact. En effet, dans le cas du recalage sur tissu réel, beaucoup plus de paramètres peuvent être pris en compte pour avoir une idée de l'erreur sur les mesures (disparité du speckle, nature des tissus, ombres échographiques dues à certaines structures échogènes...).

L'interpolation linéaire sur les composantes du mouvement vu dans le chapitre 3 peut être amélioré, notamment en rendant indépendantes les composantes du mouvement à l'aide de l'algèbre de Lie. Actuellement, l'interpolation n'est effectuée que sur les mesures de mouvements consécutifs ($\{m_{1,2}, m_{2,3}, \dots, m_{N-1,N}\}$), mais il est possible de faire cette interpolation pour les mesures d'ordre supérieur ($\{m_{1,3}, m_{3,5}, \dots, m_{N-2,N}\}$). Ceci augmenterait artificiellement le nombre de mesures permises pour l'estimation de la trajectoire et pourrait peut-être améliorer les résultats.

Enfin, l'estimation des variances sur les positions n'a pas été utilisée dans ce mémoire, mais sont tout à fait compatibles avec l'étape de reconstruction volumique de l'objet. Une méthode d'interpolation par processus Gaussien pour la reconstruction surfacique d'un objet a déjà été utilisée dans la littérature (Morse *et al.*, 2005). Ainsi, les estimations sur l'erreur de l'estimation de la trajectoire s'intègrent très bien dans ce processus en tant qu'erreur de mesure.

L'échographie 3D permet un nouveau paradigme dans l'imagerie médicale, notamment celui de la réalité virtuelle (Palmer *et al.*, 2015) et beaucoup d'applications sont possibles (Fenster et Downey, 1996). Les volumes échographiques sont ainsi beaucoup utilisés pour étudier les maladies cardiaques, et ont notamment permis une meilleure compréhension du mouvement des ventricules ou valves cardiaques (Freed *et al.*, 1999). Des recherches se penchent aussi sur l'utilisation des volumes échographiques pour étudier le développement de la scoliose chez les enfants, plus sensibles aux radiations que les adultes. Une étude récente permet ainsi un suivi de la déformation de la colonne vertébrale avec l'échographie 3D permettant de réduire le nombre d'exams par rayon-X (Cheung *et al.*, 2013). L'utilisation de l'échographie est aussi préconisée pour le guidage des biopsies de la prostate (Hodge *et al.*, 1989). Toutes les applications citées touchent de près ou de loin les travaux de ce mémoire, permettant d'améliorer la précision de positionnement des images dans l'espace impliquant une meilleure reconstruction 3D. L'échographie 3D main-libre permet un champ de vision potentiellement illimité, là où l'in-

novation sans capteur de position rend accessible cette technologie au plus grand nombre dont notamment les pays en voie de développement ne disposant que de sondes 2D traditionnelles. Ceci promet un avenir conséquent pour cette nouvelle méthode d'estimation de la trajectoire d'une sonde échographique pour l'échographie 3D main-libre sans capteur de position.

ANNEXE I

LES STATISTIQUES DE 1^{ER} ORDRE DU SPECKLE

Les statistiques de premier ordre décrivent comment sont répartis les différents diffuseurs dans la cellule de résolution. Lorsque l'on est dans les conditions de Rayleigh, on dit que le speckle est pleinement développé. La fonction de répartition des diffuseurs est alors complètement aléatoire (voir Figure 1.6) et suit une loi uniforme, ce qui a pour conséquence que U (le signal RF) aura une moyenne tendant vers 0. Si de plus le nombre de diffuseurs compris dans la cellule de résolution est élevé, alors d'après le théorème central limite U sera gaussien (et de moyenne nulle)(Goodman, 1975). En considérant l'enveloppe du signal $A(x,y,z)$, sous les conditions de Rayleigh la probabilité de l'amplitude du signal peut être définie par la distribution de Rayleigh (Wagner *et al.*, 1983) :

$$p(A) = \frac{A}{\psi^2} e^{-\frac{A^2}{2\psi^2}}, \quad A \geq 0. \quad (\text{A I-1})$$

On remarque que la distribution de A ne dépend que de ψ qui est lui-même dépendant de l'énergie moyenne du signal. Ceci implique que les statistiques de premier ordre du signal, après normalisation, sont constantes. Concrètement cela permet de détecter les zones de speckle pleinement développées en analysant le rapport signal à bruit (SNR pour *Signal to Noise Ratio*) (Burckhardt, 1978) :

$$\begin{aligned} \text{SNR} &= \frac{E[A]}{\sqrt{\text{Var}[A]}} \\ &= \sqrt{\frac{\pi}{4 - \pi}} \simeq 1.91. \end{aligned}$$

En pratique, une image échographique ne contient pas de Speckle pleinement développé (i.e. on n'est pas dans les conditions de Rayleigh) et la distribution de l'enveloppe change. Moins une zone contient du speckle, moins la densité de probabilité $p(A)$ ressemblera à une distribution de Rayleigh. Pour modéliser de la façon la plus générale possible la distribution de l'échogénicité des diffuseurs, il a été proposé d'utiliser la distribution de K généralisée (ou homodyne)

(Jakeman et Tough, 1987). Elle permet de modéliser la diminution du nombre de diffuseurs, et leur tendance à ne plus être complètement aléatoire (voir Figure I-1).

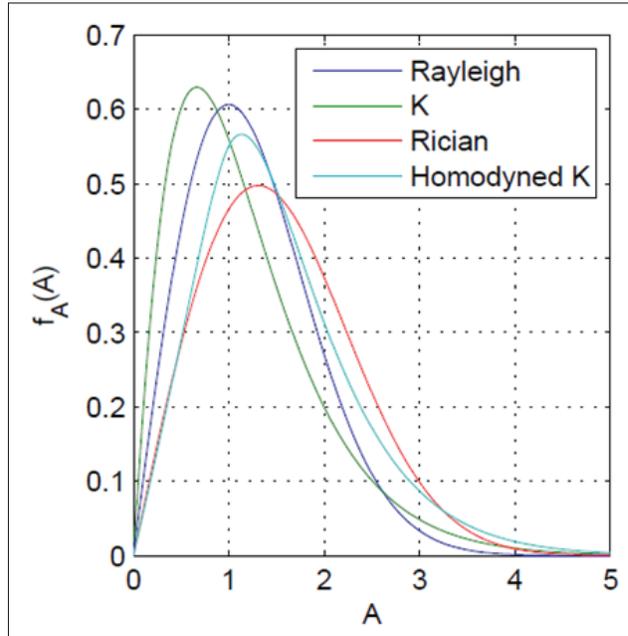


Figure-A I-1 Différents modèles de distribution des échos : la distribution de K généralisée correspond à la fusion du modèle de Rician et K
Tirée de Laporte (2009)

ANNEXE II

ESTIMATION DES TRAJECTOIRES POUR DES SÉQUENCES ÉCHOGRAPHIQUES MAIN-LIBRE

Cette annexe comprend les résultats de l'estimation des trajectoires introduites dans la section 3.3.3 pour les 6 degrés de liberté du mouvement. Les résultats des mTRE sont aussi présentés pour chacune des séquences, en rappelant que la séquence 4 n'a pas été testée, car elle a été utilisée pour l'apprentissage et la séquence 9 est montrée dans le chapitre 3.3.3. Pour toutes les figures : (Noir) Trajectoire de la sonde avec capteur optique ; (rouge) séquence CSq de Housden *et al.* (2007) ; (orange) approche PLV ; (vert clair) les différentes positions générées à l'aide de GM ; (vert foncé) estimation de la trajectoire et de son erreur avec la méthode GEM.

1. Séquence 1

Cette première séquence se caractérise par une trajectoire assez chaotique proche d'un mouvement réel du clinicien. La vitesse d'acquisition est rapide ce qui explique 16 trous de mesures aux alentours de la 30^{ème} image lors du changement soudain de direction (indiqués par des flèches).

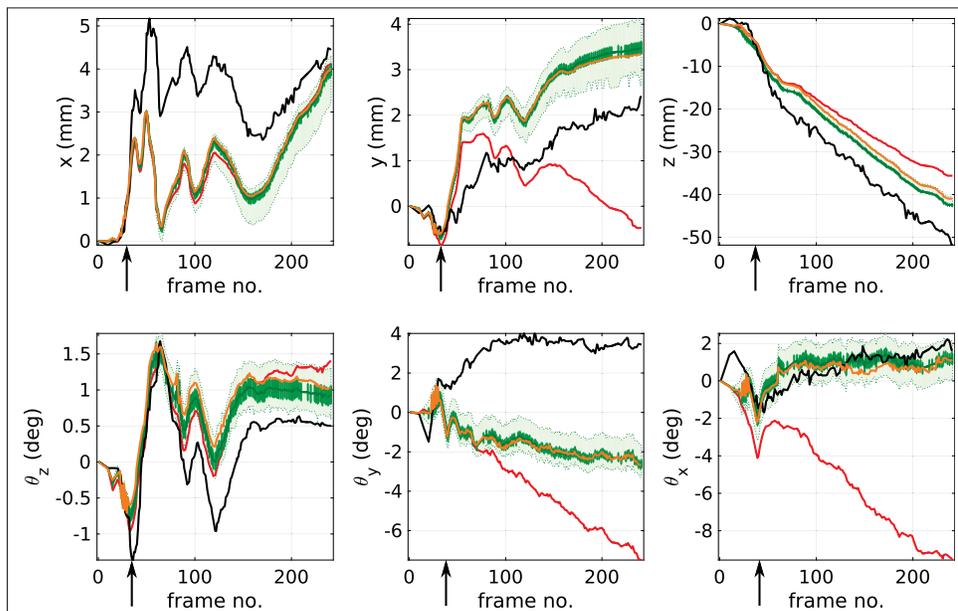


Figure-A II-1

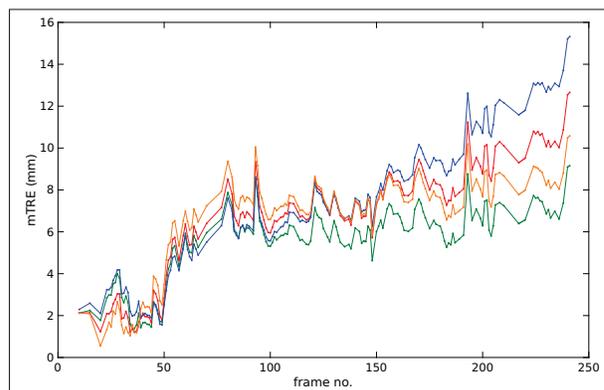


Figure-A II-2

2. Séquence 2

La deuxième séquence est aussi rapide que la première avec 14 trous de mesures, mais les mouvements dans le plan sont plus contrôlés. Par contre les rotations ont tendance à être plus grandes notamment θ_y .

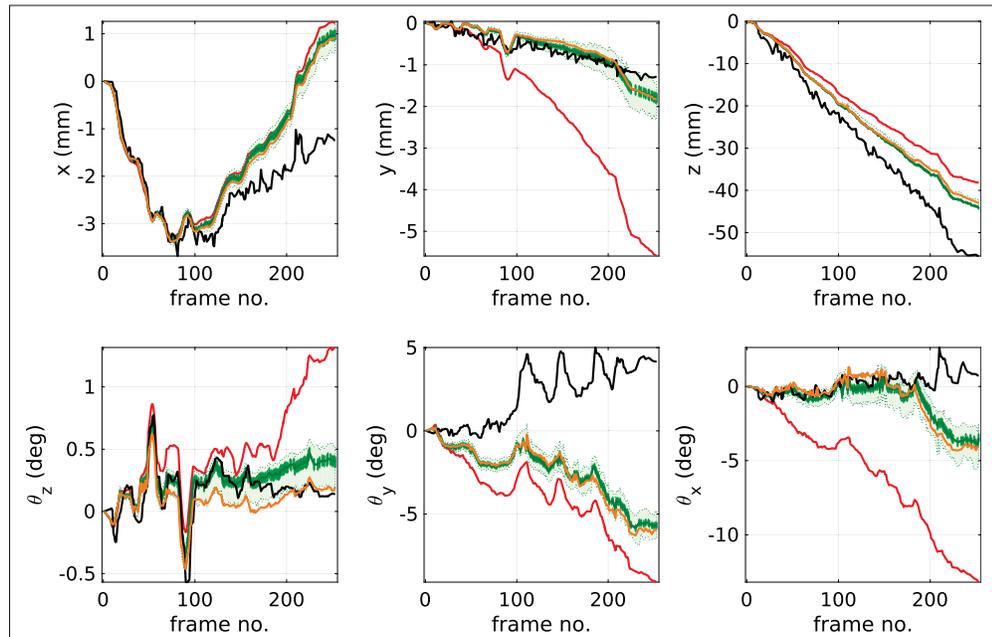


Figure-A II-3

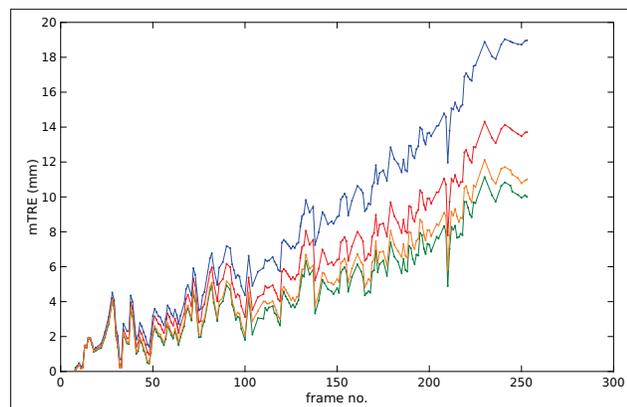


Figure-A II-4

3. Séquence 3

Cette séquence n'est pas contrôlée au début ce qui explique le grand saut observé en x et les 22 trous de mesure. Il s'ensuit une augmentation constante des translations, avec une rotation θ_z perturbée.

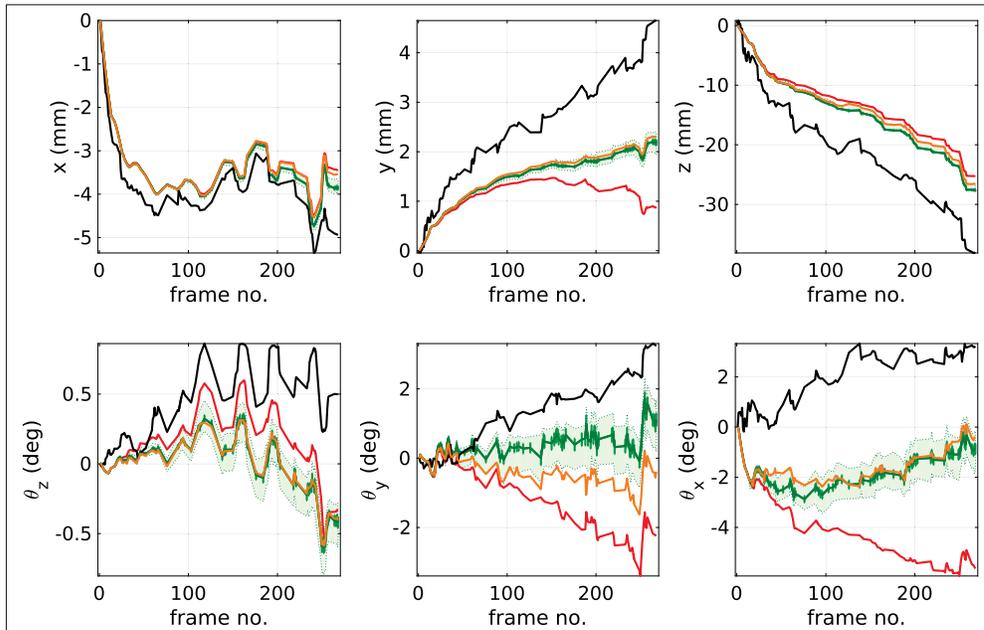


Figure-A II-5

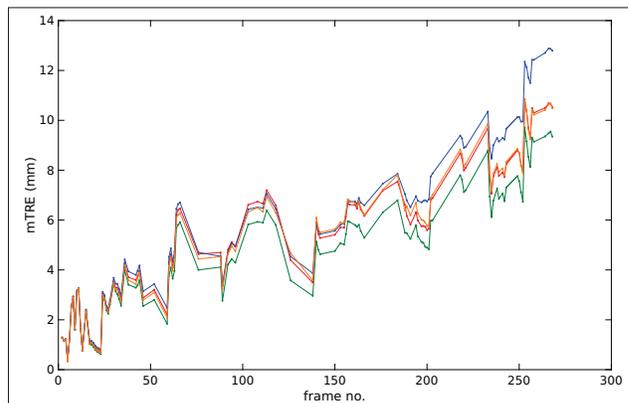


Figure-A II-6

4. Séquence 5

La cinquième séquence est celle qui varie le plus en x , mais n'a aucun trou de mesure. On observe une perturbation en z à la 250^{ème} image qui explique la variabilité de la mTRE à cet endroit.

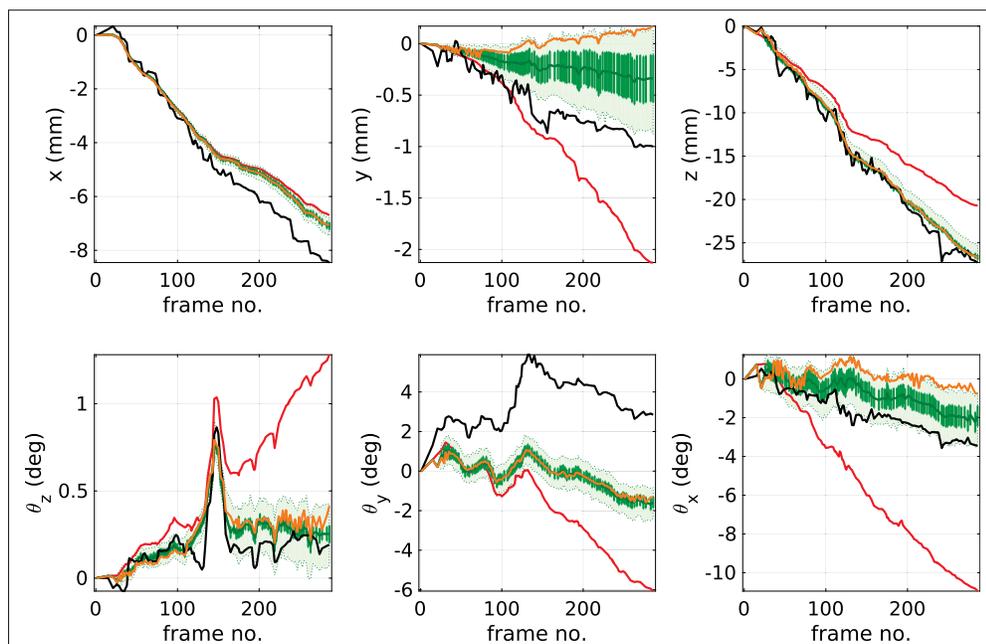


Figure-A II-7

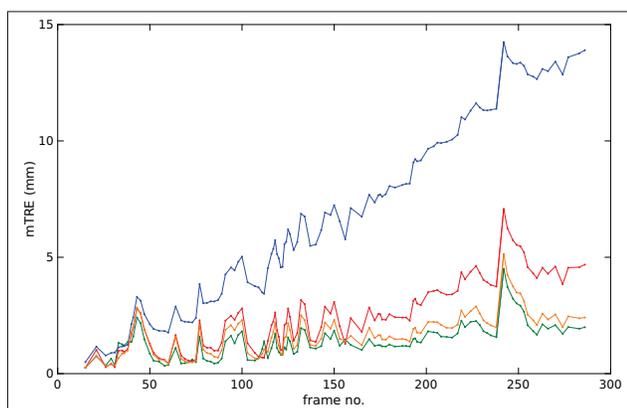


Figure-A II-8

5. Séquence 6

La séquence 6 est la première séquence qui est assez contrôlée et une des plus longues. À partir de la 330^{ème} image, il y a une variation brutale de toutes les composantes qui se répercute sur la mTRE et induit six trous de mesures.

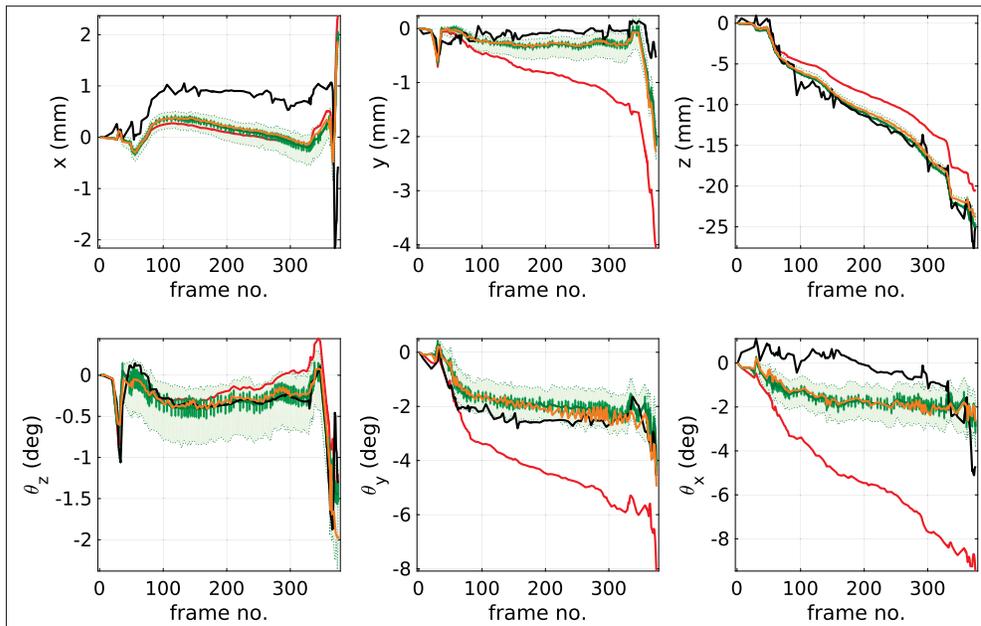


Figure-A II-9

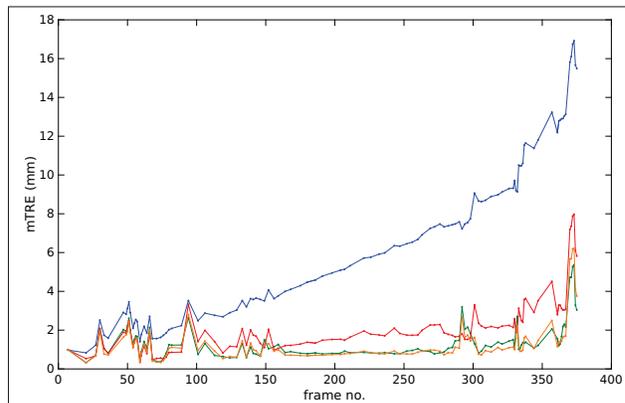


Figure-A II-10

6. Séquence 7

La septième séquence est une des rares séquences sans trous de mesures. La trajectoire est bien contrôlée et c'est la plus lente, la mTRE augmente donc graduellement à cause de l'accumulation du biais de l'estimation de la trajectoire.

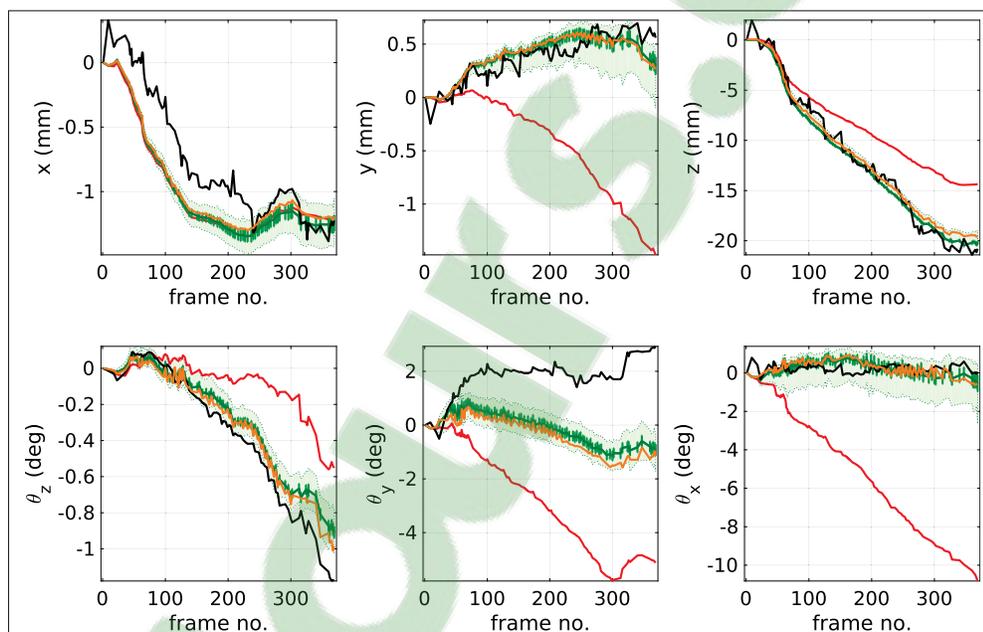


Figure-A II-11

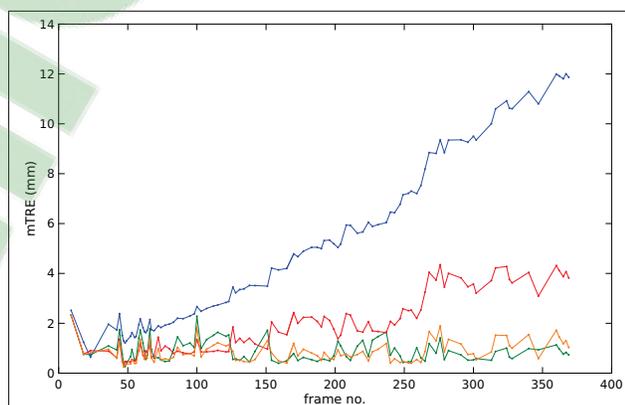


Figure-A II-12

7. Séquence 8

La dernière séquence a quatre trous de mesures parce qu'elle est beaucoup moins contrôlée que la précédente. L'augmentation et la diminution de x impacte les résultats sur l'estimation des positions des images.

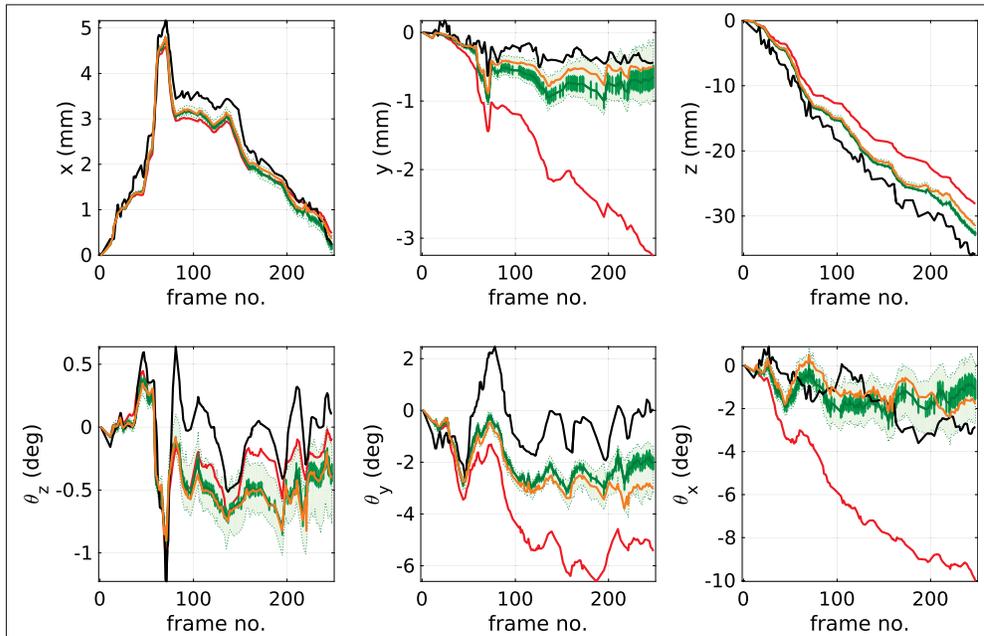


Figure-A II-13

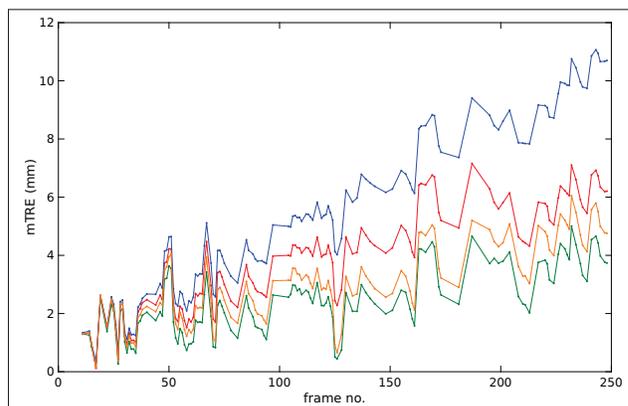


Figure-A II-14

BIBLIOGRAPHIE

- Afsham, N., S. Khallaghi, M. Najafi, L. Machan, S. D. Chang, L. Goldenberg, P. Black, R. Rohling, et P. Abolmaesumi. 2014a. Filter-based speckle tracking for freehand prostate biopsy : Theory, ex vivo and in vivo results. *Information Processing in Computer-Assisted Interventions*, p. 256–265. Springer.
- Afsham, N., M. Najafi, P. Abolmaesumi, et R. Rohling. 2014b. « A generalized correlation-based model for out-of-plane motion estimation in freehand ultrasound ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 33, n° 1, p. 186–199.
- Afsham, N. et al. 2015. « Nonlocal means filter-based speckle tracking ». *IEEE T Ultrason Ferr*, vol. 62, n° 8, p. 1501–1515.
- Anderson, M. E. et G. E. Trahey. 2000. « A seminar on k-space applied to medical ultrasound ». *Department of Biomedical Engineering, Duke University*.
- Banerjee, J., C. Klink, E. D. Peters, W. J. Niessen, A. Moelker, et T. van Walsum. 2015. « Fast and robust 3D ultrasound registration—Block and game theoretic matching ». *Medical image analysis*, vol. 20, n° 1, p. 173–183.
- Bellman, R. et R. E. Kalaba, 1965. *Dynamic programming and modern control theory*.
- Bohs, L. N. et G. E. Trahey. 1991. « A novel method for angle independent ultrasonic imaging of blood flow and tissue motion ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 38, n° 3, p. 280–286.
- Bohs, L., B. Geiman, M. Anderson, S. Gebhart, et G. Trahey. 2000. « Speckle tracking for multi-dimensional flow estimation ». *Ultrasonics*, vol. 38, n° 1, p. 369–375.
- Burckhardt, C. B. 1978. « Speckle in ultrasound B-mode scans ». *Sonics and Ultrasonics, IEEE Transactions on*, vol. 25, n° 1, p. 1–6.
- Byram, B., G. E. Trahey, et M. Palmeri. 2013. « Bayesian speckle tracking. Part II : biased ultrasound displacement estimation ». *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 60, n° 1.
- Chang, R.-F., W.-J. Wu, D.-R. Chen, W.-M. Chen, W. Shu, J.-H. Lee, et L.-B. Jeng. 2003. « 3-D US frame positioning using speckle decorrelation and image registration ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 29, n° 6, p. 801–812.
- Chebrek, H. 2011. « Calibrage temporel et spatial d’un capteur de position optique passif pour l’échographie 3D main libre ». project report, École de technologie supérieure.
- Chen, J.-F., J. B. Fowlkes, P. L. Carson, et J. M. Rubin. 1997. « Determination of scan-plane motion using speckle decorrelation : theoretical considerations and initial test ». *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 8, n° 1, p. 38–44.

- Chen, X., X. Liu, D. Sahn, K. Kim, H. Xie, et M. O'Donnell. 2003. « Temporal and spatial registration for cardiac strain rate imaging ». In *Ultrasonics, 2003 IEEE Symposium on*, p. 2134–2137. IEEE.
- Chen, X., T. Wen, X. Li, W. Qin, D. Lan, W. Pan, J. Gu, et al. 2014. « Reconstruction of freehand 3D ultrasound based on kernel regression ». *Biomedical engineering online*, vol. 13, n° 1, p. 124.
- Cheung, C.-W. J., S.-Y. Law, et Y.-P. Zheng. 2013. « Development of 3-D ultrasound system for assessment of adolescent idiopathic scoliosis (AIS) : and system validation ». In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*, p. 6474–6477. IEEE.
- Conrath, J. 2012. « Recalage d'images échographiques par apprentissage pour l'échographie 3D main libre sans capteur de position ». Master's thesis, École de technologie supérieure.
- Conrath, J. et C. Laporte. 2012. Towards improving the accuracy of sensorless freehand 3d ultrasound by learning. *Machine Learning in Medical Imaging*, p. 78–85. Springer.
- Cormen, T. H., C. E. Leiserson, R. L. Rivest, et al. 2001. « Dijkstra's algorithm ».
- Coupé, P., P. Hellier, C. Kervrann, et C. Barillot. 2009. « Nonlocal means-based speckle filtering for ultrasound images ». *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 18, n° 10, p. 2221–2229.
- De Kraats, E. B., G. P. Penney, D. Tomažević, T. Van Walsum, et W. J. Niessen. 2005. « Standardized evaluation methodology for 2-D-3-D registration ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 24, n° 9, p. 1177–1189.
- Dennis, Jr, J. E. et J. J. Moré. 1977. « Quasi-Newton methods, motivation and theory ». *SIAM review*, vol. 19, n° 1, p. 46–89.
- Dijkstra, E. W. 1959. « A note on two problems in connexion with graphs ». *Numerische mathematik*, vol. 1, n° 1, p. 269–271.
- Fedorov, A., R. Beichel, J. Kalpathy-Cramer, J. Finet, J.-C. Fillion-Robin, S. Pujol, C. Bauer, D. Jennings, F. Fennessy, M. Sonka, et al. 2012. « 3D Slicer as an image computing platform for the Quantitative Imaging Network ». *Magnetic resonance imaging*, vol. 30, n° 9, p. 1323–1341.
- Fenster, A. et D. B. Downey. 1996. « 3-D ultrasound imaging : A review ». *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 15, n° 6, p. 41–51.
- Fitzpatrick, J. M., D. L. Hill, et C. R. Maurer Jr. 2000. Image registration. volume 2, p. 447–513.

- Freed, L. A., D. Levy, R. A. Levine, M. G. Larson, J. C. Evans, D. L. Fuller, B. Lehman, et E. J. Benjamin. 1999. « Prevalence and clinical outcome of mitral-valve prolapse ». *New England Journal of Medicine*, vol. 341, n° 1, p. 1–7.
- Friedman, M. 1937. « The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance ». *Journal of the american statistical association*, vol. 32, n° 200, p. 675–701.
- Gee, A., R. Prager, G. Treece, et L. Berman. 2003. « Engineering a freehand 3D ultrasound system ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, n° 4, p. 757–777.
- Gee, A. H., R. J. Housden, P. Hassenpflug, G. M. Treece, et R. W. Prager. 2006. « Sensorless freehand 3D ultrasound in real tissue : speckle decorrelation without fully developed speckle ». *Medical image analysis*, vol. 10, n° 2, p. 137–149.
- Glossop, N. D. 2009. « Advantages of optical compared with electromagnetic tracking ». *The Journal of Bone & Joint Surgery*, vol. 91, n° Supplement 1, p. 23–28.
- Goodman, J. W. 1975. Statistical properties of laser speckle patterns. *Laser speckle and related phenomena*, p. 9–75. Springer.
- Govindu, V. M. 2004. « Lie-algebraic averaging for globally consistent motion estimation ». In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on*. p. I–684. IEEE.
- Hassenpflug, P., R. Prager, G. Treece, et A. Gee. 2004. Distance measurement for sensorless 3d us. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2004*, p. 1087–1088. Springer.
- Hassenpflug, P., R. W. Prager, G. M. Treece, et A. H. Gee. 2005. « Speckle classification for sensorless freehand 3-D ultrasound ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 31, n° 11, p. 1499–1508.
- Hodge, K., J. McNeal, M. K. Terris, et T. Stamey. 1989. « Random systematic versus directed ultrasound guided transrectal core biopsies of the prostate. ». *The Journal of urology*, vol. 142, n° 1, p. 71–4.
- Housden, R. J., A. H. Gee, G. M. Treece, et R. W. Prager. 2006. « Subsample interpolation strategies for sensorless freehand 3D ultrasound ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 32, n° 12, p. 1897–1904.
- Housden, R. J., A. H. Gee, G. M. Treece, et R. W. Prager. 2007. « Sensorless reconstruction of unconstrained freehand 3D ultrasound data ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 33, n° 3, p. 408–419.
- Housden, R., A. H. Gee, R. W. Prager, et G. M. Treece. 2008. « Rotational motion in sensorless freehand three-dimensional ultrasound ». *Ultrasonics*, vol. 48, n° 5, p. 412–422.

- Huang, Q., B. Xie, P. Ye, et Z. Chen. 2015. « Correspondence-3-D ultrasonic strain imaging based on a linear scanning system ». *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 62, n° 2, p. 392–400.
- April 2014. *The OpenCV Reference Manual*. Itseez, éd 2.4.9.0.
- Jakeman, E. et R. Tough. 1987. « Generalized K distribution : a statistical model for weak scattering ». *JOSA A*, vol. 4, n° 9, p. 1764–1772.
- Janvier, M.-A., L.-G. Durand, M.-H. R. Cardinal, I. Renaud, B. Chayer, P. Bigras, J. de Guise, G. Soulez, et G. Cloutier. 2008. « Performance evaluation of a medical robotic 3D-ultrasound imaging system ». *Medical image analysis*, vol. 12, n° 3, p. 275–290.
- Kaar, M., M. Figl, R. Hoffmann, W. Birkfellner, J. Hummel, M. Stock, D. Georg, et G. Goldner. 2013. « Automatic patient alignment system using 3D ultrasound ». *Medical physics*, vol. 40, n° 4, p. 041714.
- Kallel, F., M. Bertrand, et J. Meunier. 1994. « Speckle motion artifact under tissue rotation ». *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 41, n° 1, p. 105–122.
- Kanatani, K., 2012. *Group-theoretical methods in image understanding*, volume 20.
- Konofagou, E. et J. Ophir. 1998. « A new elastographic method for estimation and imaging of lateral displacements, lateral strains, corrected axial strains and Poisson's ratios in tissues ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 24, n° 8, p. 1183–1199.
- Krige, D., 1951. *A statistical approach to some mine valuation and allied problems on the Witwatersrand*.
- Kullback, S. et R. A. Leibler. 1951. « On information and sufficiency ». *The annals of mathematical statistics*, vol. 22, n° 1, p. 79–86.
- Lanczos, C. 1938. « Trigonometric interpolation of empirical and analytical functions ». *Journal of Mathematics and Physics*, vol. 17, n° 1, p. 123–199.
- Laporte, C. 2009. « Statistical methods for out-of-plane ultrasound transducer motion estimation ». PhD thesis, McGill University.
- Laporte, C. et T. Arbel. 2008. « Combinatorial and probabilistic fusion of noisy correlation measurements for untracked freehand 3-D ultrasound ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 27, n° 7, p. 984–994.
- Laporte, C. et T. Arbel. 2010. Measurement selection in untracked freehand 3d ultrasound. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2010*, p. 127–134. Springer.

- Laporte, C. et T. Arbel. 2011. « Learning to estimate out-of-plane motion in ultrasound imagery of real tissue ». *Medical image analysis*, vol. 15, n° 2, p. 202–213.
- Lasso, A., T. Heffter, A. Rankin, C. Pinter, T. Ungi, et G. Fichtinger. 2014. « PLUS : open-source toolkit for ultrasound-guided intervention systems ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 61, n° 10, p. 2527–2537.
- Lehmann, T. M., C. Gönner, et K. Spitzer. 1999. « Survey : Interpolation methods in medical image processing ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 18, n° 11, p. 1049–1075.
- Lewis, J. P. 1995. « Fast template matching ». In *Vision interface*. p. 15–19.
- Li, P.-C., C.-Y. Li, et W.-C. Yeh. 2002. « Tissue motion and elevational speckle decorrelation in freehand 3D ultrasound ». *Ultrasonic imaging*, vol. 24, n° 1, p. 1–12.
- Li, Z., J. Zhu, K. Lan, C. Li, et C. Fang. 2014. « Improved techniques for multi-view registration with motion averaging ». In *3D Vision (3DV), 2014 2nd International Conference on*. p. 713–719. IEEE.
- Markelj, P., D. Tomaževič, B. Likar, et F. Pernuš. 2012. « A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions ». *Medical image analysis*, vol. 16, n° 3, p. 642–661.
- Massey Jr, F. J. 1951. « The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit ». *Journal of the American statistical Association*, vol. 46, n° 253, p. 68–78.
- Maurel, A., 2002. *Optique géométrique*.
- Merz, E. et C. Welter. 2005. « 2D and 3D Ultrasound in the evaluation of normal and abnormal fetal anatomy in the second and third trimesters in a level III center. ». *Ultraschall in der Medizin (Stuttgart, Germany : 1980)*, vol. 26, n° 1, p. 9–16.
- Michailovich, O. V. et A. Tannenbaum. 2006. « Despeckling of medical ultrasound images ». *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 53, n° 1, p. 64–78.
- Morse, B. S., T. S. Yoo, P. Rheingans, D. T. Chen, et K. R. Subramanian. 2005. « Interpolating implicit surfaces from scattered surface data using compactly supported radial basis functions ». In *ACM SIGGRAPH 2005 Courses*. p. 78. ACM.
- Obst, S. J., R. Newsham-West, et R. S. Barrett. 2014. « In vivo measurement of human achilles tendon morphology using freehand 3-D ultrasound ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 40, n° 1, p. 62–70.
- O'Donnell, M., A. R. Skovoroda, B. M. Shapo, S. Y. Emelianov, et al. 1994. « Internal displacement and strain imaging using ultrasonic speckle tracking ». *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, vol. 41, n° 3, p. 314–325.

- Palmer, C. L., B. O. Haugen, E. Tegnander, S. H. Eik-Nes, H. Torp, et G. Kiss. 2015. « Mobile 3D augmented-reality system for ultrasound applications ». In *Ultrasonics Symposium (IUS), 2015 IEEE International*. p. 1–4. IEEE.
- Perreault, C. et M.-F. Auclair-Fortier. 2007. « Speckle simulation based on B-mode echographic image acquisition model ». In *Computer and Robot Vision, 2007. CRV'07. Fourth Canadian Conference on*. p. 379–386. IEEE.
- Pesavento, A., C. Perrey, M. Krueger, et H. Ermert. 1999. « A time-efficient and accurate strain estimation concept for ultrasonic elastography using iterative phase zero estimation ». *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 46, n° 5, p. 1057–1067.
- Prager, R. W., R. N. Rohling, A. Gee, et L. Berman. 1998. « Rapid calibration for 3-D freehand ultrasound ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 24, n° 6, p. 855–869.
- Prager, R. W., A. H. Gee, G. M. Treece, C. J. Cash, et L. H. Berman. 2003. « Sensorless freehand 3-D ultrasound using regression of the echo intensity ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 29, n° 3, p. 437–446.
- Prager, R. W., U. Z. Ijaz, A. Gee, et G. M. Treece. 2010. « Three-dimensional ultrasound imaging ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H : Journal of Engineering in Medicine*, vol. 224, n° 2, p. 193–223.
- Prince, J. L. et J. M. Links, 2006. *Medical imaging signals and systems*.
- Rangayyan, R. M., 2004. *Biomedical image analysis*.
- Rasmussen, C. E. 2006. « Gaussian processes for machine learning ».
- Rivaz, H., E. Boctor, P. Foroughi, R. Zellars, G. Fichtinger, et G. Hager. 2008. « Ultrasound elastography : a dynamic programming approach ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 27, n° 10, p. 1373–1377.
- Rousseau, F., P. Hellier, et C. Barillot. 2005. « Confhustus : A robust and fully automatic calibration method for 3D freehand ultrasound ». *Medical image analysis*, vol. 9, n° 1, p. 25–38.
- Rousseau, F., P. Hellier, et C. Barillot. 2006. « A novel temporal calibration method for 3-d ultrasound ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 25, n° 8, p. 1108–1112.
- Sato, Y., M. Nakamoto, Y. Tamaki, T. Sasama, I. Sakita, Y. Nakajima, M. Monden, et S. Tamura. 1998. « Image guidance of breast cancer surgery using 3-D ultrasound images and augmented reality visualization ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 17, n° 5, p. 681–693.
- Shi, H. et T. Varghese. 2007. « Two-dimensional multi-level strain estimation for discontinuous tissue ». *Physics in medicine and biology*, vol. 52, n° 2, p. 389.

- Støylen, A. 2006. « Basic ultrasound, echocardiography and Doppler for clinicians ». <<http://folk.ntnu.no/stoylen/strainrate/Ultrasound/>>.
- Szabo, T. L., 2004. *Diagnostic ultrasound imaging : inside out*.
- Thévenaz, P., T. Blu, et M. Unser. 2000. « Image interpolation and resampling ». *Handbook of medical imaging, processing and analysis*, p. 393–420.
- Thijssen, J. M. 2003. « Ultrasonic speckle formation, analysis and processing applied to tissue characterization ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, n° 4, p. 659–675.
- Treece, G. M., R. W. Prager, A. H. Gee, et L. Berman. 2002. « Correction of probe pressure artifacts in freehand 3D ultrasound ». *Medical Image Analysis*, vol. 6, n° 3, p. 199–214.
- Tukey, J. W. 1949. « Comparing individual means in the analysis of variance ». *Biometrics*, p. 99–114.
- Tuthill, T. A., J. Krücker, J. B. Fowlkes, et P. L. Carson. 1998. « Automated three-dimensional US frame positioning computed from elevational speckle decorrelation. ». *Radiology*, vol. 209, n° 2, p. 575–582.
- Umeyama, S. 1991. « Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, , p. 376–380.
- Wagner, R. F., S. W. Smith, J. M. Sandrik, et H. Lopez. 1983. « Statistics of speckle in ultrasound B-scans ». *Sonics and Ultrasonics, IEEE Transactions on*, vol. 30, n° 3, p. 156–163.
- Yeung, F., S. F. Levinson, et K. J. Parker. 1998. « Multilevel and motion model-based ultrasonic speckle tracking algorithms ». *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 24, n° 3, p. 427–441.
- Yip, M. C., T. K. Adebar, R. N. Rohling, S. E. Salcudean, et C. Y. Nguan. 2010. 3d ultrasound to stereoscopic camera registration through an air-tissue boundary. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2010*, p. 626–634. Springer.
- Zhu, J., L. Zhu, Z. Li, C. Li, et J. Cui. 2016. « Automatic multi-view registration of unordered range scans without feature extraction ». *Neurocomputing*, vol. 171, p. 1444–1453.
- Zitova, B. et J. Flusser. 2003. « Image registration methods : a survey ». *Image and vision computing*, vol. 21, n° 11, p. 977–1000.