



HAL
open science

Segmentation et recalage d'images échographiques par utilisation de connaissances physiologiques et morphologiques

Gelu Ionescu

► **To cite this version:**

Gelu Ionescu. Segmentation et recalage d'images échographiques par utilisation de connaissances physiologiques et morphologiques. Ingénierie biomédicale. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 1998. Français. NNT: . tel-00005189

HAL Id: tel-00005189

<https://theses.hal.science/tel-00005189>

Submitted on 2 Mar 2004

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

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

THESE

Présentée et soutenue publiquement
par

Gelu IONESCU

pour obtenir le titre de

Docteur de l'Université Joseph Fourier - Grenoble I

Spécialité : Modèles et Instruments en Médecine et Biologie

Segmentation et recalage d'images échographiques par utilisation de connaissances physiologiques et morphologiques

Date de soutenance 4 Décembre 1998

Devant le jury composé de	Prénom Nom	Président
	Isabelle Bloch	Rapporteur
	Jean Meunier	Rapporteur
	Jacques Demongeot	Directeur
	Stéphane Lavallée	Co-directeur
	Christian Roux	Examineur
	Alain Herment	Examineur
	Philippe Merloz	Invité

Thèse préparée au laboratoire **TIMC-IMAG**

Remerciements

Cette thèse a été accomplie au sein de l'équipe GMCAO du laboratoire TIMC.

Je tiens tout d'abord à remercier :

- Madame Isabelle Bloch, Enseignant-chercheur à l'ENST-Paris, rapporteur,
 - Monsieur Jean Meunier, Professeur à l'Université de Montréal, rapporteur,
 - Monsieur Christian Roux, Professeur à l'ENST-Brest, examinateur,
 - Monsieur Alain Herment, Directeur de recherche à l'INSERM, examinateur,
 - Monsieur Philippe Merloz, Professeur à l'UJF, invité,
- de m'avoir fait l'honneur de participer au jury de cette thèse.

Je remercie tout particulièrement Monsieur Jacques Demongeot, directeur du laboratoire TIMC, de m'avoir accueilli au sein de son laboratoire, d'avoir accepté de diriger cette thèse et de m'avoir fait profiter de ses conseils pertinents.

Je remercie chaleureusement Monsieur Stéphane Lavallée, Chargé de recherche au CNRS, d'avoir co-dirigé ce travail et de m'avoir donné le "goût du recalage".

Je remercie également Jocelyne Troccaz, Philippe Cinquin et toute l'équipe GMCAO d'avoir créé un cadre chaleureux, propice à la recherche scientifique.

Je remercie encore Sofamor/SNT pour le prêt de matériel et le soutien à ce projet.

Je remercie enfin, Traian et Geneviève pour le soutien moral pendant ces trois dernières années.

Résumé

L'échographie est un outil qui s'impose de plus en plus dans le domaine des Gestes Médico-Chirurgicaux Assistés par Ordinateur (GMCAO). Les médecins et les chirurgiens disposent en conséquence d'un excellent outil de travail qui les aide à planifier et surtout à réaliser des interventions chirurgicales. Pour cela, ils ont besoin également de logiciels automatiques et faciles à utiliser fondés sur d'algorithmes robustes, précis et rapides. L'objectif majeur de cette thèse est d'exploiter la dualité *segmentation-recalage* pour extraire de l'information pertinente des images échographiques. Cette information permettra ensuite le recalage automatique et précis des structures anatomiques contenues dans le modèle pré-opératoire issu de l'imagerie TDM/IRM et des données per-opératoires contenues dans les images échographique. Le résultat du recalage sera utilisé ultérieurement pour prêter assistance à un outil guidé par ordinateur.

Dans une **première partie**, nous proposons des méthodes de filtrage, segmentation et calibrage des images échographiques. Un intérêt majeur a été accordé au développement des algorithmes de traitement robustes, précis et rapides.

Une **deuxième partie** a été dédiée à la dualité *segmentation-recalage* et à la compensation des déformations élastiques des tissus mous. Des algorithmes de segmentation de haut niveau des images échographiques ont été développés. Ils se fondent sur la fusion des résultats fournis par la segmentation de bas niveau, des connaissances anatomiques a priori et de l'information apportée par le modèle pré-opératoire.

La **troisième partie** est réservée à la description détaillée des applications et à l'interprétation des résultats. Les applications traitées sont : l'orthopédie du rachis - visée pédiculaire, l'orthopédie du bassin - visée sacro-iliaque, la radiothérapie de la prostate et la ponction d'un épanchement péricardique.

Finalement, les développements futurs de cette approche sont discutés.

Mots clés : GMCAO, échographie, segmentation, calibrage, cardiologie, orthopédie, radiothérapie, recalage d'images, déformations élastiques, correction des images échographiques

Abstract

Echographical imaging could potentially play a major role in the field of Computer Assisted Surgery (CAS). For doctors and surgeons to make full use of this tool in planning and executing surgical operations, they also need user-friendly automatic software based on fast, precise and reliable algorithms. The main goal of this thesis is to take advantage of the segmentation/registration duality to extract the relevant information from echographical images. This information will allow the precise and automatic registration both of anatomical structures contained in the pre-operative model and of per-operative data contained in echographical images. The result of registration will be further used to guide a computer-assisted tool.

In the first part we propose different methods for filtering, segmentation and calibration of echographical images. The development of fast, precise and reliable algorithms is emphasized.

The second part concerns the segmentation-registration duality and the corrections of elastic deformations of soft tissues. High-level segmentation algorithms for echographical images were developed. They are based on results of low-level segmentation, a priori anatomical knowledge as well as on information provided by the pre-operative model.

The third part deals with detailed descriptions of applications and interpretation of results. The cases studied include : screwing inside the vertebral pedicles, iliosacral screwing, prostatic radiotherapy and puncture of pericardial effusion.

Future developments for this approach are discussed.

Keywords : Computer Assisted Surgery, ultrasound images, segmentation, calibration, cardiology, orthopedics, radiotherapy, image registration, elastic deformations, ultrasound images correction

Glossaire

BL	Bande limitée
4 – <i>connexe</i>	connexion avec les 4 voisins les plus proches en deux dimensions
8 – <i>connexe</i>	connexion avec les 8 voisins les plus proches en deux dimensions
<i>dB</i>	décibel
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
lpe	Ligne de Partage des Eaux
RSB	Rapport Signal sur Bruit
SIL	Solide Indéformable de Localisation
spel	élément d'espace support d'un volume de gris en nD
TDM	Tomodensitométrie
V_4	Voisinage de taille 4 en deux dimensions
V_8	Voisinage de taille 8 en deux dimensions
RoI	Zone d'Intérêt (Tefion of Interest)
pixel	élément d'espace, support d'un volume de gris en $2D$
voxel	élément d'espace, support d'un volume de gris en $3D$
spel	élément d'espace, support d'un volume de gris en nD

Table des matières

Remerciements	iii
Résumé	v
Abstract	vii
Glossaire	ix
1 Introduction	1
2 Principes physiques, segmentation et repérage spatial des échographies	7
2.1 Nature de l'information échographique	7
2.1.1 Principes physiques et propriétés	8
2.1.2 Artefacts	12
2.1.3 Granularité échographique : <i>speckle</i>	15
2.2 Filtrage	16
2.2.1 Filtres linéaires	16
2.2.2 Filtres adaptatifs	17
2.3 Segmentation des images échographiques <i>2D</i>	21
2.3.1 Segmentation par filtrage local	23
2.3.2 Morphologie mathématique	27
2.3.3 Contours actifs	28
2.3.4 Raisonnement flou	30
2.3.5 Méthodes statistiques	31
2.4 Segmentation de séquences d'images échographiques	35
2.4.1 <i>Flot optique</i>	36
2.4.2 Analyse et caractérisation des textures	37
2.4.3 Notre contribution : modèle proposé pour la ponction péricardique	39
2.4.4 Notre contribution : méthode préconisée pour la segmentation <i>2D</i>	49
2.5 Calibrage échographique	49

2.5.1	Principes de localisation	49
2.5.2	Considérations générales	53
2.5.3	Modèle géométrique de l'image échographique	53
2.5.4	Méthode géométrique	54
2.5.5	Méthode des fils	55
2.5.6	Calibrage automatique	61
2.6	Conclusions	61
3	Dualité segmentation/recalage	63
3.1	Problématique	63
3.1.1	Approche par niveaux de gris	64
3.1.2	Approche par contours	65
3.2	Techniques à interpolation	67
3.2.1	Choix de la méthode d'interpolation	67
3.2.2	Méthodes d'évaluation	76
3.3	Correction partielle des déformations $2D$ en utilisant des modèles physiques déformables	82
3.3.1	Problématique	82
3.3.2	Elasticité	83
3.3.3	Hypothèses simplificatrices	84
3.3.4	Modèle élastique	85
3.3.5	Méthodes de traitement et résultats expérimentaux	89
3.4	Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$ en utilisant des modèles mathématiques déformables	96
3.4.1	Méthodologie générale du recalage modèle échographies	97
3.4.2	Algorithme de minimisation élastique $2D/2D$	102
3.4.3	Critères de convergence	106
3.4.4	Quelques commentaires	106
3.5	Conclusions	107
4	Applications et résultats	109
4.1	Application au calibrage	110
4.1.1	Mire de calibrage simple	110
4.1.2	Précisions sur la mire de calibrage plane	116
4.1.3	Pré-traitement et segmentation	118
4.1.4	Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$	120
4.1.5	Choix du segment	120
4.1.6	Discussions des résultats	121
4.2	Orthopédie du rachis - visée pédiculaire	122
4.2.1	Pré-traitement et segmentation	124
4.2.2	Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$	124

4.2.3	Choix des segments	125
4.3	Orthopédie du bassin - visée sacro-iliaque percutanée	125
4.3.1	Choix de la méthode de segmentation de bas-niveau	127
4.3.2	Pré-traitement et segmentation	130
4.3.3	Choix des segments	131
4.3.4	Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$	135
4.4	Radiothérapie de la prostate	136
4.4.1	Rappels de médecine et de radiothérapie	136
4.4.2	Repositionnement $3D$	139
4.4.3	Correction de la vitesse des ultrasons	140
4.4.4	Pré-traitement et segmentation	142
4.4.5	Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$	146
4.4.6	Choix des segments	148
4.4.7	Recalage rigide $3D/3D$ - résultat final	151
4.5	Ponction péricardique	152
4.5.1	Anatomie du coeur	152
4.5.2	Geste de ponction péricardique	153
4.6	Conclusions	155
5	Conclusion	157
5.1	Résumé de l'approche	157
5.2	Applications et résultats : synthèse et perspectives	158
5.3	Perspectives générales	162
A	Transformations	165
A.1	Généralités	165
B	Cartes de distance	167
B.1	Cartes de distance nD	167
B.2	Cartes des labels 2-D	170
C	Optimisation non-linéaire	173
C.1	Algorithme de Levenberg-Marquardt traditionnel	173
C.2	Calibrage dans le référentiel Ref_{mire}	174
C.3	Calibrage dans le référentiel Ref_{US}	175
C.4	Calibrage dans le référentiel Ref_{im}	176
D	Recalage élastique $2D/2D$	179
D.1	Généralités	179
D.2	Interpolation de la carte de distance et de ses dérivées	179
D.3	Dérivées	180

D.3.1	Dérivées reliées à la transformation rigide	180
D.3.2	Dérivées reliées à la transformation élastique	180
D.4	Calcul du gradient	181
D.5	Calcul de $diag(H)$	183
E	Mesures utilisées en échographie	185
E.1	Décibel - Db	185
E.2	Neper - Np	185
F	Organisation de l'image	187
F.1	Exploration rapide de l'image	187
F.2	Arbre de confinement	188
F.3	Ligne de partage des eaux	190
F.4	Ligne de partage des eaux avec marqueurs	191
F.5	Croissance de régions	191
G	Fonctions objectives de discrimination	195
G.1	Vraisemblance et moindre carrés	195
G.2	Le test t de Student	196
H	Bibliographie	197

Table des figures

1.1	Schéma synoptique de traitement des applications	5
2.1	Différents types d'artefacts présents dans les images échographiques . . .	13
2.2	Représentation du signal échographique en mode B	18
2.3	Filtrage adaptatif des images écho	22
2.4	Filtrage laplacien - exemple de délocalisation	25
2.5	Représentation graphique de la délocalisation	26
2.6	Ligne de partage des eaux appliquée à la région péri-prostatique	29
2.7	Segmentation par croissance de régions et <i>lpe</i> avec marqueurs	33
2.8	Paramètres dynamiques du coeur - contraste, entropie	42
2.9	Paramètres dynamiques du coeur - type fréquentiels	43
2.10	Paramètres harmoniques du coeur - patient	44
2.11	Paramètres harmoniques du coeur - cochon	45
2.12	Utilisation de l'arbre de confinement	48
2.13	Système de localisation Optotrak	51
2.14	Différents types de SILs	52
2.15	Calibrage de la sonde écho - référentiels	53
2.16	Calibrage de, la sonde écho - méthode des fils	56
2.17	Correction de la vitesse des ultrasons	58
2.18	Segmentation automatique par la transformée de Hough	59
3.1	Principales fonctions d'interpolation	72
3.2	Détérioration des performances de l'interpolation	74
3.3	Reconstruction par interpolation des niveaux de gris - coupe scanner . . .	79
3.4	Reconstruction par interpolation des niveaux de gris - image de synthèse	80
3.5	Reconstruction par interpolation fondé sur les formes - image de synthèse	80
3.6	Vue tridimensionnelle d'un nuage de points dense	81
3.7	Nuages de points dense - projection sur une coupe écho	82
3.8	Modèle de déformation élastique des tissus biologiques	86
3.9	Modèle élastique - système d'acquisition de données	90
3.10	Compensation de la déformation élastique des tissus - résultats	95
3.11	Définition de 6 plans écho autour d'une position centrale	100

3.12	Déformation élastique d'une maille rectangulaire	103
3.13	Interpolation continue de la carte de distances	105
4.1	Surfaces simples proposées pour le calibrage	111
4.2	Mire de calibrage plane - vue générale	113
4.3	Mire de calibrage plane - principe	114
4.4	Mire de calibrage plane - vérification	118
4.5	Mire de calibrage plane - segmentation	119
4.6	Mire de calibrage plane - résultat	122
4.7	Recalage en orthopédie - référentiels	123
4.8	Segmentation et recalage élastique 2D/2D - visée pédiculaire	126
4.9	Résultat du recalage rigide 3D/3D - visée pédiculaire	127
4.10	Anatomie du bassin	128
4.11	Segmentation et recalage élastique 2D/2D - visée sacro-iliaque	132
4.12	Anatomie de la prostate	136
4.13	Radiothérapie de la prostate - référentiels	141
4.14	Coupes échographiques de la prostate	143
4.15	Segmentation de la vessie	147
4.16	Recalage élastique 2D/2D - prostate 1	149
4.17	Recalage élastique 2D/2D - prostate 2	150
4.18	Recalage rigide 3D/3D - prostate	151
4.19	Anatomie du coeur	153
4.20	Ponction péricardique - segmentation automatique	154

Liste des tableaux

2.1	Précision de la localisation $3D$ des SILs	61
2.2	Précision des résultats du calibrage	61
3.1	Paramètres des principales fonctions d'interpolation	71
3.2	Evaluation quantitative de l'interpolation des niveaux de gris	78
3.3	Résultats de la compensation des déformations élastiques	96
3.4	Comparaison des compensations des déformations élastiques	96
4.1	Résultats du calibrage par la mire plane	121
4.2	Vitesse de convergence du calibrage	122
4.3	Précision de la segmentation par la <i>lpe</i>	129
4.4	Résultats des tests de similarité pour le recalage élastique $2D/2D$	135

Chapitre 1

Introduction

L'intérêt clinique que l'échographie suscite dans le domaine des Gestes Médico-Chirurgicaux Assistés par Ordinateur (GMCAO) est grandissant. Elle s'impose par la quasi non-invasivité, le coût réduit et la maniabilité. Les médecins et les chirurgiens disposent en conséquence d'un excellent outil de travail qui les aide à planifier et surtout à réaliser des interventions chirurgicales. Pour cela, ils ont besoin également de logiciels automatiques et faciles à utiliser fondés sur des algorithmes robustes, précis et rapides.

De nombreuses applications GMCAO utilisant l'échographie 2.5D (échographie localisée dans l'espace) sont en développement parmi lesquelles on peut citer les suivantes :

1. Vissage pédiculaire assisté par ordinateur : [Barbe93], [Lavallee96b].
2. Visée sacro-iliaque assistée par ordinateur : [Tonetti97], [Carrat98].
3. Radiothérapie de la prostate : [Troccaz93], [Vassal98].
4. Ponction péricardique assistée par ordinateur : [Barbe97], [Bzostek98].
5. Chirurgie ORL assistée par ordinateur : [Schmerber97].

Dans ces projets, l'échographie permet de localiser des structures échographiques dans un espace 3D, afin de recalcr ces structures avec le modèle pré-opératoire ou bien, afin de prendre la structure repérée comme cible. Actuellement, aucune méthode ne permet de localiser ces structures anatomiques de façon automatique, on a donc recours à des étapes de segmentation manuelles qui pénalisent fortement le traitement.

En connexion directe avec ces techniques d'aide à l'intervention, plusieurs systèmes nécessitant le repérage spatial de structures anatomiques dans des images échographiques sont en cours de développement, parmi lesquelles on peut citer :

1. Reconstruction 3D et repérage de l'artère carotidienne à partir de coupes échographiques : [Dombre96], [Moreau98].
2. Recalage d'images échographiques (morphologiques) du coeur, du rein, etc. avec des images scintigraphiques (fonctionnelles) : [Peria96].

3. Recalage d'images TDM et SPECT de l'abdomen par l'intermédiaire de l'échographie : [Peria96].
4. Simulation d'images échographiques : [Henry97].

Là encore, les applications font aujourd'hui appel à des techniques de segmentation manuelle qu'il serait intéressant d'automatiser. *L'automatisation de la segmentation des images échographiques constitue l'objectif principal de cette thèse.* Dans la littérature, des nombreuses méthodes de segmentation des images échographiques, par détection de contours ou par caractérisations tissulaires de régions, à des fins diagnostiques ont été décrites : [Klingler88], [Muzzolini93], [Thery95], [Overhoff97], [Lefebvre98], [Cady83], [Wu92], [Bleck96], [Momenan94], [Lizzi86]. Dans de telles applications, on recherche à caractériser une pathologie, ce qui rend le problème très difficile. Dans le cas de la GMCAO, on s'intéresse en fait à la forme globale des organes et des erreurs locales de segmentation sont souvent admissibles. L'hypothèse de cette thèse est que la forme des organes que l'on traite pour les applications GMCAO est à peu près stable par rapport à un modèle de référence. Ce modèle de référence pourra être la forme des organes segmentés sur une autre modalité d'imagerie (TDM, IRM, etc.), une forme générique de type Atlas ou encore la forme de l'organe étudié à l'instant t_0 . La segmentation des images sera ainsi vue comme équivalente au recalage du modèle avec les images données.

Dans cette thèse nous distinguons en fait deux situations :

- la première, concerne les organes statiques (ex : le bassin, la prostate) qui permettent la création d'un modèle morphologique pré-opératoire 3D du patient. Dans ce cas, l'intervention chirurgicale sera précédée d'une étape de recalage entre le modèle pré-opératoire TDM ou IRM et le référentiel pré-opératoire du patient en utilisant l'échographie comme intermédiaire.
- la deuxième, concerne les organes qui ont un comportement dynamique (ex : le coeur). Dans ce cas, l'échographie sera utilisée pour créer le modèle pré-opératoire de l'organe et éventuellement pour assister l'intervention chirurgicale.

En dépit des avantages que cela représente, l'utilisation de l'échographie en tant que modalité d'imagerie pré-opératoire ne va pas sans rencontrer des difficultés souvent importantes. Les caractéristiques intrinsèques de l'échographie impriment à l'image échographique son caractère diffus, bruité et non quantitatif. En effet, l'image échographique étant une carte de réflectivité, elle n'est pas reliée à une propriété intrinsèque de la matière. Cette propriété rend difficile un recalage direct avec des images quantitatives (ex : TDM). Dans cette situation, nous sommes obligés d'extraire des deux modalités de l'information compatible ce qui rend indispensable une étape de segmentation souvent laborieuse.

Le schéma synoptique ci-dessous (figure 1.1.b) illustre de manière générale la méthodologie de travail que nous avons abordée dans cette thèse :

- Les images échographiques calibrées et corrigées (déformations élastiques induites par la sonde, vitesse des ultrasons) sont placées dans le référentiel per-opératoire

grâce à un localisateur optique. Pour les images étudiant des organes dynamiques (ex : le coeur), la fréquence d'acquisition des images est d'une grande importance. On verra dans le paragraphe §2.4.3 que la méthode de segmentation que nous proposons se fonde principalement sur l'évaluation des paramètres fréquentiels du mouvement cardiaque. Cela est possible uniquement si la fréquence d'acquisition des images respecte le critère de Nyquist par rapport aux fréquences les plus élevées contenues dans le mouvement cardiaque.

- S'il y a lieu, un modèle de référence pré-opératoire est construit à partir d'un examen TDM ou IRM. Généralement, cette situation est propre aux organes statiques (ex : applications orthopédiques, radiothérapie de la prostate). Dans ces cas, les déformations élastiques produites sous l'impact de la sonde échographique seront corrigées par le modèle proposé dans le paragraphe §3.3.4 et les modifications anatomiques survenues entre la construction du modèle pré-opératoire et l'examen per-opératoire seront corrigées par la composante élastique du recalage.
- Tous les algorithmes de recalage butent contre un problème fondamental : le manque de complexité de certaines structures et les différentes symétries de l'objet à recalier. En effet, l'os iliaque avec sa forme plate ou la vessie avec ses multiples symétries sont peu propices à un recalage correct. Plusieurs méthodes restent à la disposition de l'utilisateur pour améliorer le recalage parmi lesquelles on cite : acquérir par échographie des structures complexes (ex : la crête iliaque) et distantes dans l'espace, acquérir des séquences d'images qui explore de façon exhaustive l'organe examiné, traiter des ensembles d'organes à la fois (ex : l'os iliaque, la vessie, la prostate et éventuellement le colon) et fournir à l'algorithme de recalage une position initiale raisonnable.
- La segmentation des coupes échos est une étape qui habituellement est faite de façon manuelle. On mentionne également que les différentes étapes de traitements préliminaires à la segmentation finale sont sujets à des multiples paramètres qui sont ajustés le plus souvent de façon empirique. Nous nous proposons dans cette thèse d'automatiser le plus possible le processus de segmentation. Nous utiliserons pour cela des méthodes classiques (ex : filtres laplaciens, ligne de partage des eaux) et quand le modèle pré-opératoire sera disponible, l'information qu'il nous fournit sera utilisée pour assister la segmentation (cf. section 3.4).
- Quand le modèle pré-opératoire existe, une étape de recalage $3D/3D$ sera nécessaire. En effet, l'ensemble des contours extraits à l'étape précédente est facilement positionné dans l'espace $3D$ mais le référentiel per-opératoire n'est pas encore superposé au référentiel pré-opératoire. La transformation rigide entre les deux référentiels est habituellement appelée *attitude finale*.
- Schématiquement, nous résumons cette étape par le positionnement d'une cible et le calcul d'une trajectoire. Quand le modèle pré-opératoire n'est pas disponible, la position de la cible et la trajectoire sont calculées uniquement à partir des résultats obtenus suite à la segmentation. C'est le cas dans la ponction d'un

épanchement péricardique. Quand le modèle pré-opératoire existe, la position de la cible et la trajectoire sont calculées en fonction de l'*attitude finale* obtenue à l'étape précédente. On rencontrera cette situation dans les applications orthopédiques et dans la radiothérapie de la prostate.

- La dernière étape concerne la réalisation de l'intervention chirurgicale qui sera effectuée avec l'assistance d'un robot ou manuellement avec l'assistance d'un ordinateur.

Organisation du mémoire :

Dans une première partie (cf. chapitre 2), nous nous intéressons aux particularités des images échographiques. Après avoir résumé la nature des images échos, nous insisterons sur les caractéristiques de la granularité échographique (le *speckle*). Différents types de filtres linéaires (segmentation) ou adaptatifs (suppression du *speckle*) seront présentés. Une attention particulière sera accordée à la segmentation d'images individuelles ou de séquences d'images. Nous proposerons ensuite des modèles morphologiques (os, vertèbre, région péri-prostatique) ou physiologiques (coeur). Ces modèles seront construits en fonction de leur interaction avec le faisceau ultrasonore et la méthode de segmentation qui nous semble la plus raisonnable leur sera attribuée. Les résultats de la segmentation doivent ensuite être placés correctement dans un espace $3D$. Dans ce sens, un intérêt majeur a été accordé au développement de méthodes de calibrage robustes, précises et rapides.

Une deuxième partie (cf. chapitre 3) a été dédiée à la dualité segmentation-recalage. Des algorithmes de supervision de la segmentation de haut niveau des images échographiques ont été développés. Ils se fondent sur la fusion des résultats fournis par la segmentation de bas-niveau, des connaissances physiologiques et morphologiques a priori et de l'information apportée par le modèle placé dans une attitude initiale raisonnable.

La troisième partie (cf. chapitre 4) sera réservée à la description détaillée des applications et à l'interprétation des résultats. Les applications que nous avons traitées sont : l'introduction d'une vis dans le pédicule d'une vertèbre lombaire, la fixation par vissage d'un bassin fracturé, la radiothérapie de la prostate et la ponction d'un épanchement péricardique.

La quatrième partie sera consacrée aux conclusions. Un résumé commenté de l'approche et des résultats sera présenté. Nous insisterons plus particulièrement sur la généralité de la méthode que nous proposons et des critiques seront formulées. Nous finirons par esquisser les perspectives.

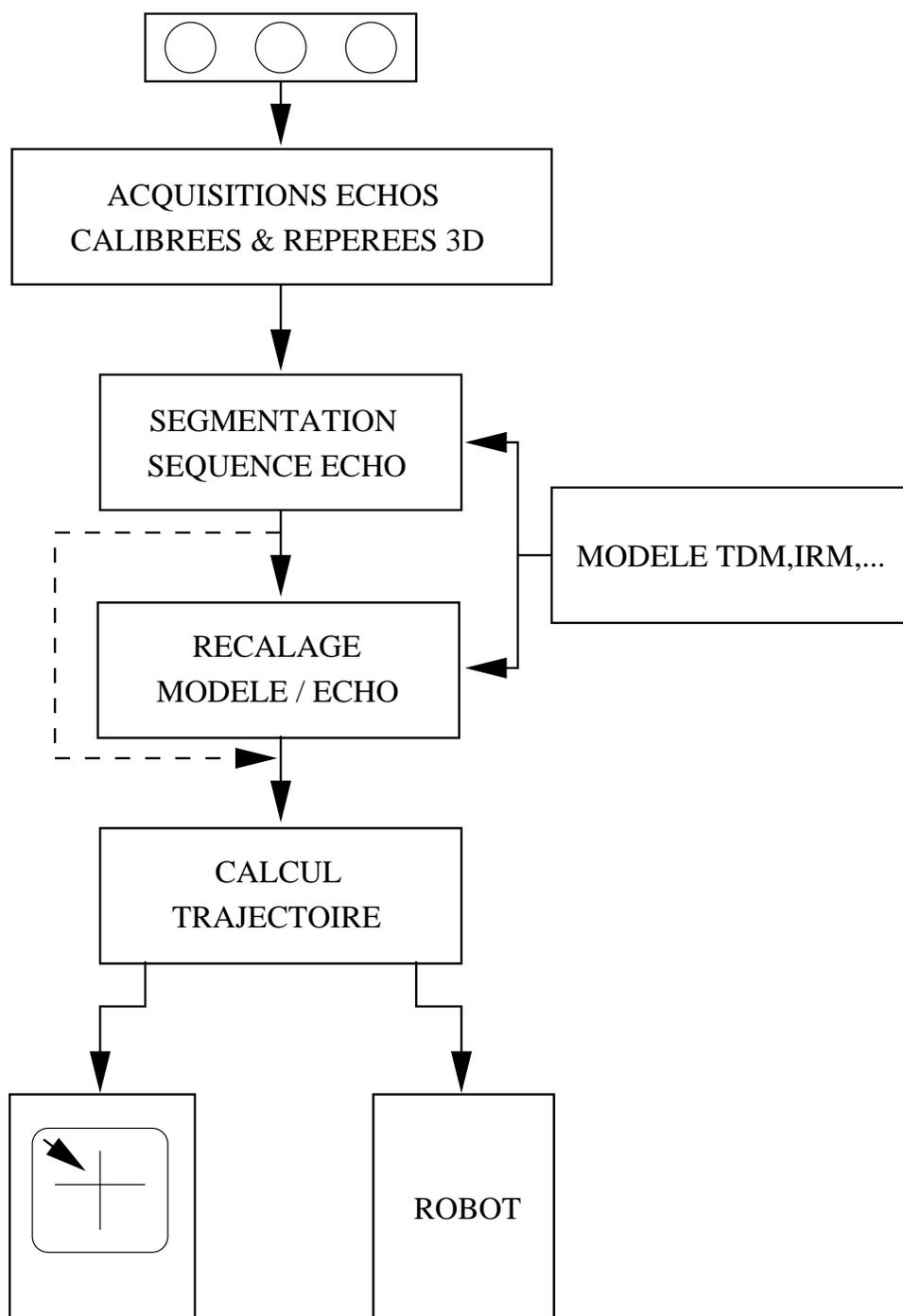


FIG. 1.1 – Schéma synoptique de la méthodologie générale de traitement des applications.

Chapitre 2

Principes physiques, segmentation et repérage spatial des échographies

Les applications GMCAO visées dans cette thèse nécessitent une localisation précise, automatique et robuste des structures anatomiques contenues dans des séquences d'images échographiques 2.5D. Cette localisation repose sur trois étapes :

1. Calibrage spatial de la sonde échographique.
2. Segmentation *bas-niveau* des structures potentiellement intéressantes. On entend par segmentation *bas-niveau* la détection des contours en utilisant les propriétés physiologiques et morphologiques des structures. Aucune distinction entre les contours représentant différents organes ne sera faite à la fin de cette étape.
3. Segmentation *haut-niveau* par utilisation des modèles. On entend par segmentation *haut-niveau* l'utilisation du modèle pour guider l'étiquetage des contours générés par la segmentation de *bas-niveau* suivie d'une étape de confirmation.

Ce chapitre présente nos travaux concernant les deux premiers points alors que le problème de la segmentation de *haut-niveau* sera abordé dans le chapitre 3 dans le contexte de la dualité recalage-segmentation.

La section 2.1 présente un rappel des principes généraux de l'échographie et la section 2.2 présente les méthodes de filtrage des images échographiques recensées dans la littérature. Puis nous étudierons les méthodes de segmentation des images statiques (cf. section 2.3) et des images dynamiques (cf. section 2.4). Enfin, la section 2.5 décrira nos travaux dans le domaine du calibrage de l'échographie 2.5D.

2.1 Nature de l'information échographique

Depuis son apparition dans les années 50, l'échographie n'a cessé d'accroître son rôle en médecine. Appliquée initialement en obstétrique et cardiologie, l'échographie

connaît maintenant un vaste domaine d'utilisation. En ce sens, elle est de plus en plus répandue dans l'investigation de la cavité abdominale et du système circulatoire, en ophtalmologie, encéphalographie, etc. La durée limitée des examens, associée au caractère non-invasif, la maniabilité, le faible coût et plus récemment la qualité des images, font de l'échographie un outil clinique indispensable. Ces qualités qui ont, jusqu'à présent, confirmé l'utilisation de l'échographie dans le diagnostic, lui ont ouvert récemment un nouveau domaine : le recalage par fusion d'images multi-modales. Cette problématique technique, exigeante du point de vue précision, demande une connaissance complète des ultrasons.

2.1.1 Principes physiques et propriétés

L'onde ultrasonore est transmise dans le tissu humain à un niveau de faible intensité par l'intermédiaire d'un transducteur piézo-électrique. Le transducteur doit être en contact intime avec l'organisme humain. Excité électriquement, il émet une impulsion ultrasonore dans une gamme de fréquences allant de 2 à 10 MHz. Après l'application de l'impulsion, le transducteur se transforme en récepteur. L'énergie de l'onde retournée par les obstacles de grande taille (réflexion) ou par les inhomogénéités des tissus (rétrodiffusion) est reconvertie en signal électrique, appelé signal de radio-fréquence. Ce signal brut peut être visualisé sur un écran cathodique de plusieurs manières. La modalité qui a un intérêt particulier dans les techniques de traitement d'images et de recalage est le mode B en temps réel.

Pour extraire une image échographique bidimensionnelle du signal brut de radio-fréquence, plusieurs étapes intermédiaires de filtrage, compression, compensation et démodulation sont nécessaires. En dépit de leur utilisation médicale, ces images ne sont pas réellement des images quantitatives, et ce, pour deux raisons. Premièrement, elles dépendent du choix du transducteur. Deuxièmement, l'image résultante étant une carte de réflectivité, elle n'est pas reliée à une propriété intrinsèque de la matière [Jones84]. Cette remarque anticipe sur notre travail et montre combien il serait difficile de fusionner des images échographiques et TDM directement.

C'est la grande vitesse des ultrasons qui rend possible l'acquisition d'images d'une bonne résolution à une fréquence d'acquisition allant jusqu'à 50 images/s dans les échographes modernes. Plusieurs avantages en découlent et nous mentionnons ceux qui touchent plus particulièrement à l'observation du mouvement des tissus, la taille du pixel versus la précision, l'élimination des artefacts dus au mouvement du patient.

Vitesse de l'onde ultrasonore

L'onde ultrasonore est en réalité une onde mécanique qui se propage sans transfert de matière et qui engendre la vibration des particules qui composent le milieu récepteur. Cette caractéristique de base rend impossible la propagation des ondes ultrasonores dans

le vide. Quand la vibration des particules se produit dans la direction de propagation de l'onde, on parle de vibration *longitudinale*. Ce type d'onde, capable de traverser aussi bien les milieux solides que les fluides, est utilisé dans l'échographie médicale.

La vitesse de propagation de l'onde, qui coïncide avec la vitesse de transmission de l'énergie, dépend des propriétés élastiques du milieu. Pour les tissus mous, la vitesse v est calculée en utilisant l'expression valable pour les fluides et son expression est :

$$v = \sqrt{\frac{k}{\rho_0}} \quad (2.1)$$

où k est la constante d'élasticité du milieu et ρ_0 est la densité moyenne du tissu.

Une autre grandeur de base, qui a une grande répercussion sur la taille des particules vues par l'impulsion ultrasonore, est la longueur d'onde λ donnée par l'expression :

$$\lambda = \frac{v}{f} \quad (2.2)$$

où f est la fréquence de vibration.

En général, on considère que cette vitesse est constante dans l'intervalle de fréquences utilisé dans l'échographie médicale. En réalité, la vitesse des ultrasons varie légèrement d'un tissu à l'autre (cf. [Chivers78], [Goss78], [Goss80], [Selfridge85]) et elle est fonction de la température (cf. [Jones84], [Kuo90], [Straube94]). Nous reviendrons sur ce point dans la section 2.5 consacrée au calibrage dans l'eau et dans la section 4.4 qui traite le positionnement de la prostate derrière la vessie.

Intensité

L'intensité est définie comme étant le flux d'énergie reçu par un élément de surface unitaire orienté perpendiculairement à la direction de propagation de l'onde ultrasonore par unité de temps. Elle a un très grand rôle dans la qualité des images obtenues mais elle doit être rigoureusement contrôlée pour ne pas dépasser le seuil qui la rend dangereuse pour le patient et pour le personnel soignant.

Pour la définition de l'intensité, il faut distinguer entre la vitesse v de propagation de l'onde ultrasonore et la vitesse u de vibration d'une particule en un point donné. La valeur de l'intensité I est donnée par l'expression :

$$I = \frac{1}{2}pu = \frac{1}{2} \left(\frac{p^2}{\rho_0 v} \right) \quad (2.3)$$

où p est la pression acoustique.

L'intensité se mesure en $Watt/cm^2$. En pratique, on utilise plutôt le décibel dB (cf. annexe E).

Transformation de l'énergie de l'onde

Pendant sa propagation dans la matière, l'onde subit une série de transformations. En conséquence, uniquement une infime quantité de l'énergie transmise parviendra au récepteur. De plus, certains phénomènes les plus marquants énumérés ci-dessous, produisent des artefacts ou introduisent des ambiguïtés dans l'interprétation de l'image.

Absorption et atténuation. Dans les tissus biologiques, l'intensité I de l'onde diminue avec la distance parcourue suivant une loi exponentielle (cf. [Chivers78], [Goss78], [Goss80], [Selfridge85]) :

$$I = I_0 \exp(-2\mu x) = I_0 \exp(-\alpha x) \quad (2.4)$$

où x est la distance parcourue, $\alpha = 2\mu$ est le coefficient d'atténuation et I_0 , exprimée en *Neper*, est l'intensité initiale ($x = 0$).

L'atténuation des ultrasons dans les tissus biologiques a plusieurs causes, dont : la divergence du faisceau, la diffusion, les multiples réflexions et l'absorption. L'absorption est très forte dans les tissus mous. Elle est due principalement à la transformation de l'énergie en chaleur. Elle est approximée par la relation :

$$\alpha(f) = kf \quad (2.5)$$

où k est un coefficient et f est la fréquence des ultrasons. En pratique, le coefficient k est évalué entre 1 et 2 $dB/cm \times MHz$. A titre indicatif, $k_{sang} = 2$; $k_{muscle} = 1$; $k_{foie} = 1.8$.

Il est très important de noter que : *l'absorption est très faible dans les milieux liquides, mais elle est très forte dans l'air et dans l'os.*

La faible absorption dans les liquides sera exploitée dans la radiothérapie de la prostate pour détecter la vessie et l'ombre acoustique produite par les os du bassin.

Propagation à travers les interfaces : réflexion et réfraction. Quand l'onde rencontre une interface de séparation entre deux milieux qui ont des impédances acoustiques différentes, de fortes réflexions et réfractions sont produites. En incidence normale, la fraction R d'énergie contenue dans la réflexion est donnée par la relation :

$$R = \frac{(z_2 - z_1)^2}{(z_2 + z_1)^2} \quad (2.6)$$

où z_1, z_2 sont les impédances acoustiques des deux milieux.

La réflexion est responsable, entre autres, d'un fort signal produit par la surface osseuse. Ce phénomène associé à la forte absorption des ultrasons dans la structure osseuse sera à la base de notre modèle de l'os utilisé dans les applications orthopédiques traitées dans les sections 4.2 et 4.3 (cf. [Masotti80]).

La réflexion peut générer également des effets nuisibles. Une fausse image de la prostate peut apparaître à l'intérieur de la vessie [McDicken91] (cf. section 4.4). En

outre, dans la segmentation automatique d'une mire de calibrage les multiples pièges dus au phénomène de réflexions multiples devront être évitées (cf. section 4.1).

En incidence oblique, la réflexion produite parvient au récepteur par ricochet. Elle est donc responsable d'inévitables artefacts.

Un autre phénomène qui apparaît est la réfraction. Elle est gouvernée par la loi de Snell :

$$\frac{\sin \theta_i}{\sin \theta_t} = \frac{v_1}{v_2} \quad (2.7)$$

où θ_i est l'angle de l'onde incidente, θ_t est l'angle de l'onde transmise, et v_1, v_2 représentent les vitesses de l'onde dans les deux milieux.

La paroi postérieure de la vessie est responsable de fortes réfractions, qui génèrent une fausse position (voir une disparition) de la prostate [McDicken91].

Diffusion. Quand l'interface de séparation entre deux milieux est lisse et suffisamment grande par rapport à la longueur d'onde, la réflexion est appelée spéculaire et elle est accompagnée d'un effet d'ombre acoustique qui dépend de la nature et la grandeur du tissu distal.

Quand la taille des obstacles est comparable à la longueur d'onde, le faisceau incident enveloppe l'obstacle par diffraction.

Quand la taille des obstacles est plus petite que la longueur d'onde, l'obstacle se comporte comme un oscillateur qui diffusera l'énergie incidente dans toutes les directions. Seulement une infime quantité de cette énergie parviendra au récepteur par rétrodiffusion ce qui contribue d'avantage à la diminution de l'énergie récupérée. L'énergie de diffusion nous permettra de différencier de petits détails à l'intérieur même de l'organe visualisé et de caractériser les tissus. En contrepartie, elle est la principale responsable du bruit caractéristique des images échographiques, le *speckle*.

Pour conclure, nous présentons un tableau résumant les affirmations faites antérieurement en matière de caractérisation de tissus. L'intensité et l'atténuation des échos sont représentées sur une échelle de 0 à 5. Dans ce tableau, par intensité on entend le niveau de réflexion spéculaire produit à l'interface entre deux milieux et par atténuation on entend la diminution de l'énergie de rétrodiffusion au fur et à mesure qu'on pénètre dans un milieu. Généralement, les deux indices vont s'associer et se compléteront réciproquement. Ainsi, l'os produit un fort signal spéculaire secondé d'une atténuation rapide.

12 Principes physiques, segmentation et repérage spatial des échographies

Tissu	Intensité	Atténuation	Caractéristiques
Os et calcifications	5	5	Opacité. L'ombre acoustique cache les autres tissus.
Tissu fibreux	3	3	Pénétration réduite.
Muscle et organes	2	2	Présence du <i>speckle</i> .
Matière grasse	1	1	Intensification légère des échos sur les parois postérieures.
Fluides	0	$\simeq 0$	Intensification forte des échos sur les parois postérieures. Ombre acoustique possible due à la réfraction

2.1.2 Artefacts

Malgré le fait que certains des artefacts présentés dans ce paragraphe seront repris au moment opportun dans différentes parties de cette thèse, nous considérons utile de dédier un paragraphe à ce sujet qui ne manque pas d'importance, sans pour autant être incontournable. L'essentiel de ce paragraphe a été puisé dans [McDicken91]

Un artefact est un faux signal qui ne représente pas les conditions physiques réelles existant dans le tissu examiné. Les principaux types d'artefacts sont reliés à la propagation, à la forme du faisceau, au traitement électronique et au mode d'affichage. Les plus visibles de ces artefacts seront illustrés dans la figure 2.1.

Les **réflexions multiples** (réverbération) sont produites par des échos qui reviennent au transducteur par des chemins détournés (figure 2.1.a). Généralement le signal résultant est de faible intensité, ce qui le rend difficilement identifiable. Par contre, dans certaines situations, le signal parasite résultant est particulièrement fort. Les situations nous concernant, où ce genre d'artefacts affectent le plus la qualité de l'image, sont : toutes les expériences faites dans l'eau (calibrage - section 4.1, recalage de vertèbre - section 4.2, recalage du bassin - section 4.3), la détection de la vessie (cf. section 4.4), la détection des cavités cardiaques et la détection de l'épanchement péricardique (cf. section 4.5).

L'**ombre acoustique** est produite par des couches, soit très absorbantes, soit très réfléchissantes (figure 2.1.b). Cet artefact est particulièrement utile quand il s'agit de détecter des surfaces osseuses. Dans le cas des sondes sectorielles, cette propriété n'a pas un caractère absolu (de l'information persiste derrière la surface de l'os). Une autre cause de l'ombre acoustique peut être la réfraction. Dans ce cas les effets produits sont nuisibles (ex : la prostate n'apparaît plus dans l'image).

La **réfraction** peut être également la cause d'un faux positionnement d'un organe (ex : la prostate derrière la vessie).

La **réflexion spéculaire** disparaît quand le faisceau d'ultrasons n'est pas perpen-

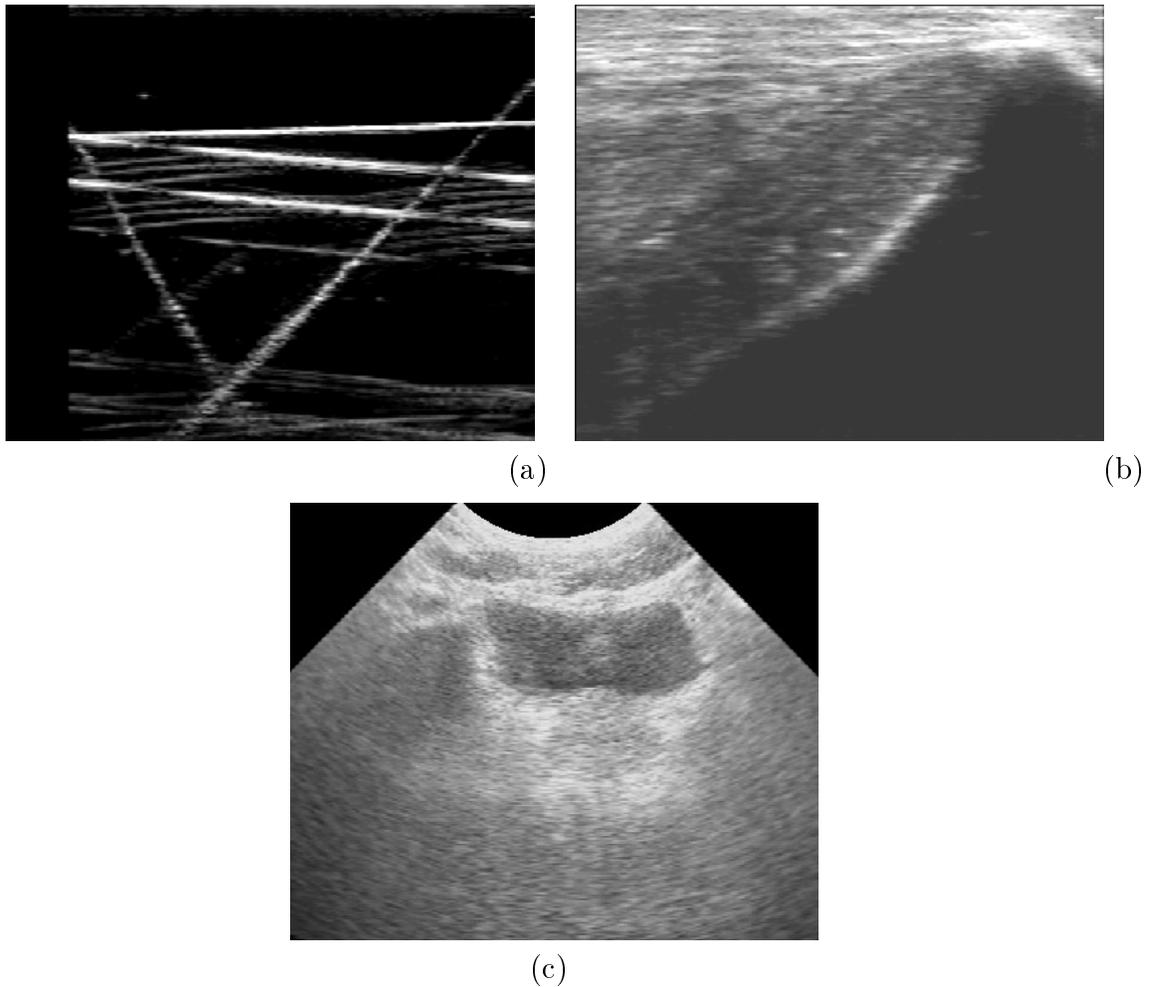


FIG. 2.1 – Différents types d'artefacts présents dans les images échographiques. (a) Réflexions multiples et l'effet de la résolution axiale sur les traits obliques ; (b) Réflexion spéculaire et ombre acoustique produites par l'os iliaque ; (c) Effet miroir - image secondaire de la prostate à l'intérieur de la vessie.

14 Principes physiques, segmentation et repérage spatial des échographies

diculaire à la surface (figure 2.1.b). Généralement, cet artefact est corrigé en changeant l'angle d'acquisition.

L'**effet de miroir** produit une seconde image d'intensité plus faible. C'est le cas de l'image secondaire de la prostate qui apparaît dans la vessie (figure 2.1.c). Cet artefact est particulièrement nuisible pour la segmentation de la vessie. En effet, la réflexion parasite altère l'homogénéité interne de la vessie et des faux contours apparaissent. Enlever ces faux contours augmente la complexité du mécanisme de segmentation.

La **résolution axiale** est la capacité de la sonde écho de distinguer entre deux objets situés dans l'axe de la sonde (figure 2.1.a). Elle dépend de la dimension de l'impulsion ultrasonore et implicitement de la longueur d'onde du faisceau ultrasonore (le nombre d'oscillations par impulsion est constant). Par des calculs très simples on convient que la distance minimale entre deux objets permettant d'obtenir deux échos distincts est $L/2$, où L est la longueur de l'impulsion ultrasonore calculée à mi-intensité, soit à -6 dB.

Rappel théorique. Ce problème a un intérêt particulier dans le calibrage de la sonde. Dans des conditions idéales, l'objet observé a une taille infiniment petite et le milieu est dépourvu d'atténuation. Par le principe de la convolution, le signal émis revient à la sonde sans distorsion et, après démodulation, l'objet ponctuel est représenté à l'écran sous forme d'une tache *gaussienne* de diamètre L . Si on prend pour acquis que le système physique est causal, l'origine temporelle est l'instant où le premier cycle de l'impulsion ultrasonore quitte la surface de la sonde. Dans ce contexte, la position exacte du point examiné correspond au front proximal de la tache qui le représente. Malheureusement, la détection précise du front distal n'est pas une tâche facile. C'est pour cela que nous avons orienté le positionnement des surfaces hautement réfléchissantes dans la ligne de maximum d'intensité. En réalité, l'image des surfaces explorées par le faisceau ultrasonore a une courbe d'atténuation en profondeur continue, ce qui génère des images asymétriques. Cette asymétrie est due en partie à l'asymétrie de l'impulsion ultrasonore. Malgré cela, l'intensité maximale reste un repère stable et plus facile à segmenter. Cette démarche nécessiterait une correction de la position des objets à condition qu'on sache la forme exacte de l'impulsion ultrasonore.

Remarque : Pour les applications concernant la détection de surfaces osseuses, on peut considérer que le comportement de l'os est similaire au comportement de la mire. En conclusion, *si la segmentation de l'os est faite dans les mêmes conditions que la segmentation de la mire, les erreurs de positionnement seront réduites.* On peut imaginer également des fantômes de calibrage qui miment le plus fidèlement possible les conditions de l'application.

Les **lobes secondaires** concernent plutôt l'os et les poches d'air. Ils sont responsables de l'apparition d'échos parasites placés dans l'axe des lobes secondaires.

La **saturation** est l'effet produit par la compression logarithmique qui réduit une large gamme d'information à une bande étroite de niveaux de gris très intenses.

2.1.3 Granularité échographique : *speckle*

La texture granulaire caractéristique des images obtenues en échographie mode B est un domaine de recherche particulièrement étudié par les chercheurs. On distingue principalement deux courants : ceux qui traitent le *speckle* comme un bruit indésirable et ceux qui le voient comme un moyen utile pour caractériser les tissus, pour retracer leur déplacement et même pour faire du diagnostic.

La multitude de particules excitées par l'onde ultrasonore devient autant de petits émetteurs qui re-dissipent une partie de l'énergie reçue dans toutes les directions. Ainsi, un élément infinitésimal du transducteur fonctionnant en régime de récepteur doit intégrer, à un moment donné, de l'information provenant d'une petite région spatiale. Cette information est en réalité une interférence complexe d'ondes de faible intensité reproduisant avec un certain déphasage l'onde émise. La sommation de ces ondes de phases différentes produit un effet tantôt constructif, tantôt destructif.

Lorsque le nombre de diffuseurs est suffisamment grand et que le déphasage des diffuseurs est uniformément distribué dans l'espace $[0, 2\pi]$, la distribution des amplitudes r de l'image échographique en mode B peut être exprimée par :

$$p(r) = \frac{r}{\alpha^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.8)$$

Cette fonction, découverte en étudiant le bruit produit par les radars, porte le nom de Rayleigh [Wagner83]. On peut démontrer que le rapport entre la moyenne et l'écart type de ce type de distribution est constant :

$$k_R = \frac{\bar{r}}{\sigma} = 1.91. \quad (2.9)$$

Cette valeur a été confirmée par tous ceux qui ont étudié le *speckle*. Dans [Burckhardt78] des tests ont été effectués sur des zones homogènes de différentes images. Les valeurs obtenues ont couvert la gamme de 1.5 à 2.5, avec une prépondérance pour la valeur 2.0.

Pour modéliser le *speckle* bidimensionnel du tissu mou, dans [Bamber93] on utilise un modèle théorique d'interaction entre l'onde acoustique et les cellules exprimée par la triple convolution :

$$g(x, y) = h_1(x) * h_2(x) * f(x, y) \quad (2.10)$$

où $h_1(x)$ est la réponse impulsionnelle axiale du système, $h_2(x)$ est la réponse impulsionnelle transversale du système, $f(x, y)$ est la réponse impulsionnelle du tissu et $g(x, y)$ est le signal de radio-fréquence avant démodulation. Les deux fonctions $h_1(x)$ et $h_2(x)$ caractérisent la *fonction d'étalement de point* du système.

Ce modèle, perfectionné par Jean Meunier dans [Meunier89], [Meunier95a], est utilisé pour générer du *speckle* synthétique nécessaire à l'analyse dynamique des tissus dans l'échographie bidimensionnelle. Ultérieurement, il a été repris et appliqué à l'étude de la corrélation entre le niveau moyen de gris et la contraction du coeur [Meunier95b].

La modélisation statistique de type Rayleigh ou non-Rayleigh a été souvent utilisée pour différencier les différentes régions des images échographiques. Dans ce sens, certains auteurs se proposent de trouver d'autres indicateurs plus discriminants que le rapport signal sur bruit k_R . En utilisant un modèle statistique de type *K-distribution* (non-Rayleigh), les auteurs de [Shankar93] ont prouvé que l'indice M (en relation de proportionnalité avec le nombre effectif de diffuseurs par unité de volume et calculé à partir des moments de la distribution) est un meilleur discriminant que k_R . Ils utilisent ces conclusions pour caractériser et localiser les tumeurs du sein. Dans le même temps, ils trouvent très peu de régions possédant un facteur k_R plus grand que 1.91. En général, le tissu sain répond au critère $k_R = 1.91$ et, dans les régions attaquées par le cancer, le facteur k_R est plus petit que 1.91. Ces résultats ont été confirmés dans [Molthen95] où, en utilisant des fantômes, les auteurs ont montré que pour un nombre de diffuseurs assez grand, l'indicateur k_R tend également vers la valeur 1.91.

2.2 Filtrage

Conventionnellement, le filtrage extrait de l'information utile d'un signal bruité par l'élimination de certaines caractéristiques fréquentielles. Malgré les connaissances statistiques précises concernant le signal échographique original, les traitements numériques inconnus qui lui sont appliqués avant l'affichage en mode B nous aiguillent vers l'utilisation des filtres linéaires. En effet, dans le cas où on ne dispose pas de connaissances a priori sur l'image, ce type de filtrage fournit des algorithmes peu complexes dont les résultats sont généralement satisfaisants. Le filtrage linéaire d'une image s'exprime mathématiquement par la convolution de l'image bruitée $i(x, y)$ par une fonction $f(x, y)$ appelée fonction de transfert du filtre.

$$\widehat{I}(x, y) = f(x, y) * i(x, y) \quad (2.11)$$

où $\widehat{I}(x, y)$ est l'image filtrée représentant un estimé de l'image non-bruitée $I(x, y)$. En pratique, le niveau de gris de chaque pixel $i(x, y)$ de l'image sera remplacé par une combinaison linéaire des niveaux de gris des pixels voisins. Cette combinaison linéaire, qu'on appellera *noyau*, est définie par la fonction de transfert du filtre $f(x, y)$.

En pratique, il existe différents types de filtres. Ceux que nous avons utilisés et qui appartiennent à la classe des filtres linéaires ou adaptatifs, sont décrits dans ce qui suit.

2.2.1 Filtres linéaires

Une image numérique est le résultat de l'échantillonnage d'une intensité analogique $2D$. Le théorème d'échantillonnage demande que la valeur de la fréquence d'échantillonnage f_e soit au moins le double de la plus grande fréquence f_c présente dans l'image analogique

(critère de Nyquist : $f_e \geq 2f_c$). Le résultat de l'échantillonnage est un signal numérique à bande limitée.

Le filtrage passe-bas idéal d'une image numérique est facilement réalisable dans le domaine des fréquences par une fonction rectangulaire à support borné. Malheureusement, le dual de cette fonction dans le domaine spatial est une fonction à support infini. Un filtre pratique, qui possède des supports bornés dans les deux domaines, est le filtre passe-bas gaussien. Il a été démontré, dans [Papoulis77], que ce type de filtre minimise le produit largeur spatiale par largeur fréquentielle. En somme, ce critère *optimise le rapport signal sur bruit en minimisant la largeur fréquentielle et améliore la localisation en minimisant la largeur spatiale*.

Dans cette thèse, nous avons utilisé exclusivement le filtrage gaussien qui a fait ses preuves dans l'imagerie médicale pour réduire le bruit ou pour calculer le gradient et le laplacien. L'implémentation récursive du filtre passe-bas et de ses dérivées de premier et deuxième ordre est connu sous le nom générique de filtres de *Canny-Deriche*. Les détails sur leur implémentation en 2D et 3D et des exemples d'applications cliniques en TDM et en échographie peuvent être trouvés dans : [Monga89], [Deriche90], [Monga92] et [Deriche93].

Nous reviendrons sur les propriétés de certains de ces filtres dans la section 2.3 dédiée à la segmentation d'images échographiques 2D.

2.2.2 Filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs font partie d'une catégorie spéciale de filtres linéaires. Leur particularité consiste en la manière dont ils résolvent le problème du *noyau* pour lisser l'image $i(x, y)$. La technique se fonde sur le changement des valeurs du *noyau* et éventuellement de sa taille, en fonction des caractéristiques statistiques locales de l'image bruitée $i(x, y)$.

La nature de la granularité spécifique aux images échographiques a déjà été traitée dans le paragraphe §2.1.3. Dans la littérature, le *speckle* est assimilé à un bruit multiplicatif corrélé au signal [Kuan87]. La taille d'un granule, importante dans le calcul de la taille du *noyau*, est approximativement égale à l'étendue de la *fonction d'étalement de point* du système. Mathématiquement, le modèle du bruit dépendant du signal et corrélé au signal s'exprime par :

$$i(x, y) = I(x, y) + \sqrt{I(x, y)}n(x, y) \quad (2.12)$$

où $i(x, y)$ est le signal observé après la détection de l'enveloppe, $I(x, y)$ est le signal non-bruité et $n(x, y)$ est le bruit qui affecte l'image. La relation (2.12) est utilisée également dans [Loupas89], [Kotropoulos94] et [Karaman95].

Le filtrage de ce genre de bruit conduit à un opérateur de lissage pour les zones de l'image où les paramètres statistiques locaux montrent une grande homogénéité. Quand

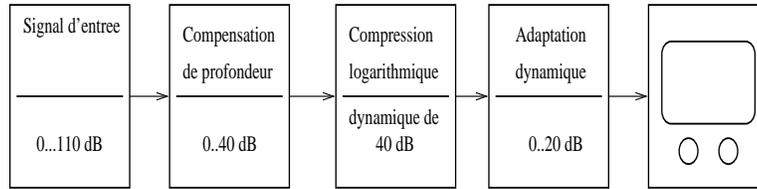


FIG. 2.2 – Transformation et représentation du signal échographique à l’aide de niveau de gris en mode B

les critères d’homogénéité ne sont pas satisfaits, aux environs des frontières, l’image sera conservée inchangée. Mathématiquement, cette assertion s’exprime par :

$$\hat{I}(x, y) = \overline{i(x, y)} + (1 - k_a) \times (i(x, y) - \overline{i(x, y)}) \quad (2.13)$$

où $\hat{I}(x, y)$ est le signal de sortie, $i(x, y)$ est le signal d’entrée, $\overline{i(x, y)}$ est la moyenne locale du signal $i(x, y)$ et $k_a \in [0, 1]$ est un paramètre qui reflète l’homogénéité locale. Quand l’homogénéité locale est grande ($k_a = 1$), le signal de sortie est égal à la moyenne locale du signal ($\hat{I}(x, y) = \overline{i(x, y)}$). Aux environs d’une frontière, l’homogénéité locale est faible ($k_a \rightarrow 0$) et le signal d’entrée sera conservé ($\hat{I}(x, y) = i(x, y)$). On remarquera que l’image 2D du paramètre k_a peut être utilisée pour la segmentation des images originales. Pour les images possédant un *speckle* pleinement développé, le paramètre d’homogénéité du filtre, k_a , peut être remplacé par l’indice de Rayleigh k_R .

Sous différentes formes, les filtres adaptatifs ont été utilisés et comparés avec d’autres méthodes de restauration d’images affectées par le *speckle*. Pour l’étude des filtres adaptatifs en général nous mentionnons : l’utilisation de différents modèles de bruit [Lee80], [Kuan85], [Bernstein87] et [Hadhoud88], filtrage adaptatif et segmentation [Sun88], filtrage adaptatif en échographie [Karaman95] et [Evans96].

Adaptation du signal échographique à la visualisation

Pour visualiser le signal échographique de radio-fréquence après démodulation, trois opérations sont nécessaires, à savoir compenser l’atténuation en profondeur, faire ressortir les faibles échos par rapport aux forts échos et adapter la dynamique du signal à la dynamique perçue par l’oeil humain (figure 2.2) :

1. l’onde ultrasonore reçue par la sonde échographique fonctionnant en régime de récepteur possède une dynamique d’environ 110 dB [Karrer83]. L’énergie reçue à un instant t donné est produite soit par les réflexions spéculaires soit par la rétrodiffusion des objets situés à la même profondeur. Dans ces conditions, deux objets identiques, placés différemment dans l’espace, produisent des échos différents, gouvernés uniquement par la loi de l’atténuation. Pour compenser l’atténuation en profondeur, le signal reçu sera transformé par un amplificateur linéaire, dont

- le gain varie linéairement avec la profondeur. Cette opération étant linéaire, elle n'affecte pas la fonction de distribution statistique du signal reçu.
2. il est évident que l'amplitude des échos produits par la rétrodiffusion est plus faible que celle des échos produits par la réflexion spéculaire (ex : parois des organes). Cette situation défavoriserait les échos faibles qui, du point de vue clinique, ont une importance aussi grande que les échos forts. Pour rehausser les faibles échos au niveau des plus forts, on utilise une compression logarithmique. Cette opération affecte la fonction de distribution statistique du signal reçu. L'effet produit sur les images échographiques en mode B est la génération d'un signal qui n'est pas de type Rayleigh et en conséquence le paramètre k_a du filtre ne pourra plus être remplacé par l'indice de Rayleigh k_R .
 3. la dernière étape est résolue par une compression linéaire et sert à adapter la dynamique du signal aux 20 dB qui constituent la dynamique de détection des signaux lumineux par la rétine. Etant linéaire, cette opération n'affecte pas la fonction de distribution statistique du signal reçu.

Les principaux travaux théoriques menés pour étudier le *speckle* ont été effectués sur fantôme. Dans la littérature, on trouve plusieurs modèles de fantômes qui décrivent les matériaux et leurs proportions utilisés pour obtenir des images qui reproduisent fidèlement le comportement des tissus biologiques [Madsen78]. Dans [Frayne93], on trouve les détails de construction d'un fantôme géométrique du sinus carotidien permettant des études comparatives entre TDM, IRM et échographie. Un autre fantôme qui reproduit les caractéristiques des vaisseaux sanguins et du sang a été développé dans [Rickey95]. En ce qui concerne la reproduction des tissus biologiques, un fantôme très utilisé est décrit dans [Smith85]. Son corps est constitué d'un bloc d'un matériau d'échogénéicité moyenne en forme de parallélépipède. Le bloc contient huit insertions coniques de tailles identiques possédant des échogénéicités différentes. Les dimensions géométriques et la position des insertions coniques sont connues avec une grande précision. Le contraste dû aux différentes échogénéicités a une dynamique de 20 dB par rapport au fond du bloc. On obtient ainsi un fantôme propice au calibrage géométrique et au calibrage du contraste des niveaux de gris. Dans la littérature, on atteste plusieurs utilisations de ce fantôme : dans [Smith83], pour simuler la détection de lésions à partir du contraste des niveaux de gris et dans [Crawford90] et [Crawford93], pour la réduction adaptative du *speckle* dans les images non-compressées par une fonction logarithmique. Du même article, on retient une méthode de calcul de la courbe de traitement non-linéaire des différents appareils échographiques.

Pour l'analyse statistique d'une image échographique comprimée par une fonction logarithmique, nous utiliserons le traitement proposé dans [Dutt96]. Une fonction densité de probabilité X (distribution de Rayleigh) est transformée par une fonction de

compression arbitraire en Y ,

$$p_Y(Y) = \frac{p_X(Y^{-1})}{\left| \frac{dY}{dX} \right|}. \quad (2.14)$$

Pour la distribution en Y ainsi obtenue, le nouvel indice d'évaluation du *speckle* est la variance locale $V_W(Y)$. Cette conclusion est confirmée par [Karaman95] qui utilise le même indice pour filtrer des images échographiques du foie par croissance de régions. La valeur de référence de $V_W(Y)$ (cf. [Dutt96]) est :

$$V_R = \frac{\pi^2}{24} D^2 \quad (2.15)$$

où D relie la dynamique d'entrée à la dynamique de sortie par la relation :

$$D = \frac{Y_{\max} - Y_{\min}}{\ln(X_{\max}/X_{\min})} \quad (2.16)$$

La relation (2.13) devient ainsi :

$$\hat{I}(x, y) = \overline{i(x, y)} + (1 - k_V) \times (i(x, y) - \overline{i(x, y)}) \quad (2.17)$$

où le nouveau paramètre de réglage du filtre est $k_V = V_R/V_W(Y)$

Le modèle du filtre adaptatif que nous avons présenté concerne les images qui respectent les critères de développement du *speckle* dans toute leur étendue. Les images que nous devons traiter font plutôt exception à cette règle. Les images du coeur contiennent des régions obscures représentant du liquide (l'épanchement péricardique et les chambres du coeur) ou bien des régions de signal saturé (les poumons). Les images du bassin contiennent de vastes régions obscures représentant l'ombre acoustique. Les images de la région péri-prostatique, contiennent des régions obscures représentant la vessie et l'ombre acoustique générée par les os du bassin. Dans toutes ces situations, l'hypothèse de développement du *speckle* n'est plus valable. Dans le même temps, le critère d'homogénéité locale est amplement respecté. En conséquence, nous proposons de modifier la relation (2.17) comme suit :

$$\hat{I}(x, y) = \overline{i(x, y)} + \delta \times (1 - k_V) \times (i(x, y) - \overline{i(x, y)}) \quad (2.18)$$

où $\delta = 0$ pour les régions obscures ou saturées et $\delta = 1$ en dehors de ces régions. Pour déterminer les seuils qui délimitent ces régions, nous utilisons l'histogramme des niveaux de gris de l'image originale.

Un dernier paramètre à établir est la taille et la forme de la fenêtre d'analyse statistique locale. Dans [Zhu96], en étudiant une méthode de segmentation d'images par croissance de régions, les auteurs concluent que la forme idéale de la fenêtre est une ellipse dont l'axe principal est orienté le long des frontières. Cette forme est difficilement

applicable en pratique. Nous avons choisi une forme rectangulaire, ce qui permet le calcul récursif des paramètres statistiques locaux. En ce qui concerne la taille de la fenêtre, elle doit couvrir le granule du *speckle*. La taille du granule du *speckle* est approximativement égale à l'étendue spatiale de la *fonction d'étalement de point* du système et dépend du facteur d'échelle [*mm/pixels*] de l'image échographique.

Dans la figure 2.3, nous présentons deux exemples typiques d'images échographiques utilisées dans cet ouvrage : un épanchement péricardique présentant de vastes régions obscures et éventuellement une région saturée (les poumons) et une coupe péri-prostatique présentant des vastes régions obscures dues à la vessie et à l'ombre acoustique générée par l'anneau pelvien. Les figures 2.3.a, b et c présentent : l'image originale, l'image filtrée et l'évolution du paramètre $\delta \times (1 - k_V)$ d'un épanchement péricardique interrogé avec une sonde sectorielle de 3.5 MHz travaillant à une profondeur de 140 mm. Après l'analyse de l'histogramme des niveaux de gris, le paramètre δ a été ajusté sur l'intervalle [85, 170] pour une dynamique de 256 niveaux de gris. La taille de la fenêtre a été fixée à 9×9 *pixels*². Les figures 2.3.d, e et f regroupent les images de traitement d'une coupe écho péri-prostatique fait dans les mêmes conditions.

2.3 Segmentation des images échographiques 2D

La segmentation d'images est un problème crucial pour la vision par ordinateur et en particulier pour le recalage. Dans l'échographie en particulier, le processus de segmentation automatique se heurte à la faible qualité des images, due principalement aux raisons suivantes :

- **Les lobes secondaires.** La grande dynamique (~ 115 dB) du signal de radio-fréquence capté par la sonde échographique peut engendrer des échos parasites si les lobes secondaires de sa fonction de transfert ne sont pas à un niveau acceptable. Les lobes secondaires des appareils modernes sont à un niveau assez bas (-60 dB), mais, même dans ces conditions, les forts échos peuvent couvrir les faibles échos des régions limitrophes.
- **L'effet de brouillard.** La focalisation du faisceau d'ultrasons se fait typiquement au milieu de l'image. En conséquence, les régions qui sont en dehors de cette zone médiane souffrent de l'effet de brouillard.
- **L'effet sectoriel.** Pour les sondes sectorielles, l'échantillonnage spatial reste uniforme seulement dans un système de coordonnées polaires. L'interpolation, nécessaire pour reconstruire une image en coordonnées cartésiennes, a un impact négatif sur la qualité des images.
- **Le faible contraste.** Deux régions voisines, anatomiquement différentes, possédant des échogénéités similaires (ex : le myocarde, le sang et l'épanchement) sont difficilement distinguées.
- **Les artefacts.** Les causes des artefacts sont innombrables, mentionnons simple-

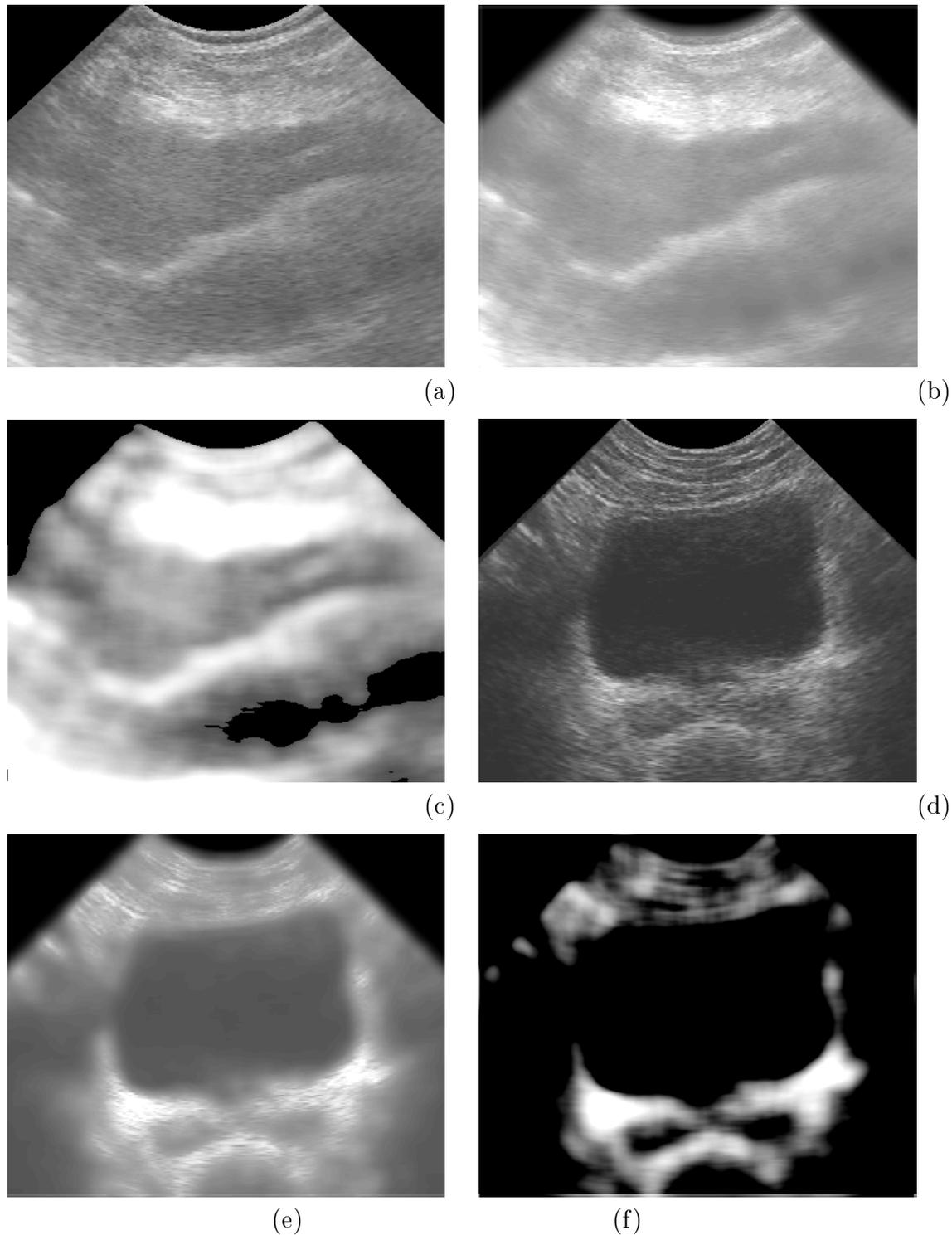


FIG. 2.3 – Filtrage adaptatif des images écho. Exemple d'épanchement péricardique : (a) Image originale. (b) Résultat du filtrage. (c) Evaluation du paramètre $\delta \times (1 - k_V)$; Coupe péri-prostatique : (d) Image originale. (e) Résultat du filtrage. (f) Evaluation du paramètre $\delta \times (1 - k_V)$;

ment quelques exemples : l'interférence des échos produits par les muscles papillaires et la paroi interne du coeur ; la réflexion de la prostate dans la vessie ; les différents échos qui apparaissent dans les zones d'ombre acoustique derrière l'os.

- **Le speckle.** Le rapport signal sur bruit ($RSB = 1.91$) des images affectées par le *speckle* est faible.

Généralement, pour segmenter une image échographique et isoler les contours des structures d'intérêt, plusieurs étapes seront nécessaires. Dans ce contexte, chaque étape peut être vue comme une technique de segmentation à part entière. Sans prétendre être exhaustifs, nous allons faire dans cette section, un résumé des méthodes de base appliquées en segmentation dite de *bas-niveau* des images échographiques. Les méthodes seront sommairement commentées et s'il y a lieu, nous expliquerons comment la méthode a été utilisée dans nos applications.

2.3.1 Segmentation par filtrage local

L'approche par filtrage utilise uniquement l'information locale contenue dans une fenêtre dont la taille est à déterminer. La précision de localisation des frontières dépend de la taille de cette fenêtre. Habituellement, le choix de la taille de la fenêtre est un compromis entre deux objectifs opposés : maximiser le rapport signal sur bruit (augmenter la qualité des images) et maximiser la précision de localisation des frontières.

Filtres de Canny-Deriche

Pour les profils de contours connus en imagerie (marche, rampe raide, pic), on admet que leur position correspond aux discontinuités d'ordre 0 de l'image $I(x, y)$. Deux méthodes de filtrage en découlent :

1. **L'approche gradient** implique l'extraction des extrema locaux de la norme du gradient dans la direction du gradient. Cette méthode est équivalente à l'extraction des zéros de la dérivée seconde dans la direction du gradient. Les principaux inconvénients de cette méthode sont : le temps de calcul et le fait que les contours ne soient pas fermés. Elle sera plutôt utilisée pour la segmentation de scènes contenant des objets géométriques. Les expressions mathématiques qui concernent le calcul du gradient sont :

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}; \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y}; \quad I_g = \frac{\partial I}{\partial g}; \quad (2.19)$$

$$|grad(I)| = |I_g| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}; \quad (2.20)$$

où I_x, I_y sont les dérivées premières de l'image I dans la direction x et y , et g est la direction locale du gradient

2. **L'approche laplacien** implique l'extraction des passages par zéro du laplacien de l'image. Le principal inconvénient de cette méthode est la sensibilité au bruit. En contrepartie, cette méthode génère des contours fermés et elle est très précise dans la localisation de contours à faible variation de courbure. L'expression mathématique concernant le calcul du laplacien est :

$$I_{xx} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}; \quad I_{yy} = \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}; \quad (2.21)$$

$$L = I_{xx} + I_{yy}; \quad (2.22)$$

où I_{xx}, I_{yy} sont les dérivées secondes de l'image I dans la direction x et y .

La nature des scènes qu'on doit traiter en échographie clinique et les avantages rattachés à **l'approche laplacien** nous ont déterminés à choisir plutôt cette méthode comme moyen de segmentation de bas niveau des images. Etant donné que la précision du recalage est étroitement liée à la précision de la segmentation, le prochain paragraphe sera consacré à la localisation des contours et à la précision de la localisation. John Canny [Canny86] a prouvé que la dérivée d'une gaussienne est une bonne approximation pour un détecteur de contour de type marche 1D affecté par un bruit gaussien. Les trois critères qu'il a associés au détecteur sont :

1. bonne détection ou faible probabilité de générer des faux négatifs et des faux positifs. Ce critère revient à la maximisation du rapport signal sur bruit.
2. bonne localisation ou minimisation de la distance entre le vrai contour et le contour détecté.
3. réponse unique pour contour unique.

Il a été démontré qu'à l'égard des trois critères exposés, le filtre optimal est équivalent à la seconde dérivée d'une gaussienne [VanVliet93]. Cette affirmation n'est plus vérifiée pour une fréquence de coupure déraisonnable. Les erreurs de localisation des contours sont étudiées dans [Koplowitz94] où les auteurs proposent des corrections à la solution trouvée par Canny. En suivant la théorie de Canny, un filtre optimal capable de détecter les contours des artères coronaires ajustés sur des contours *toit* asymétriques a été développé dans [Zwet98].

En utilisant des filtres 2D purement analogiques, VanVliet propose dans [VanVliet93] une méthodologie d'évaluation de la délocalisation des contours pour deux types de filtres fondés sur la dérivée seconde : le laplacien et la dérivée seconde dans la direction du gradient (DSDG). En utilisant un objet elliptique, il démontre que le laplacien déplace les frontières vers l'extérieur de l'objet, tandis que la DSDG les déplace vers l'intérieur. Cette propriété des laplaciens sera exploitée dans la segmentation de l'épanchement péricardique comme une mesure de protection du coeur pendant la ponction. L'ampleur de la délocalisation dépend de l'ouverture du filtre et de la courbure locale des contours.

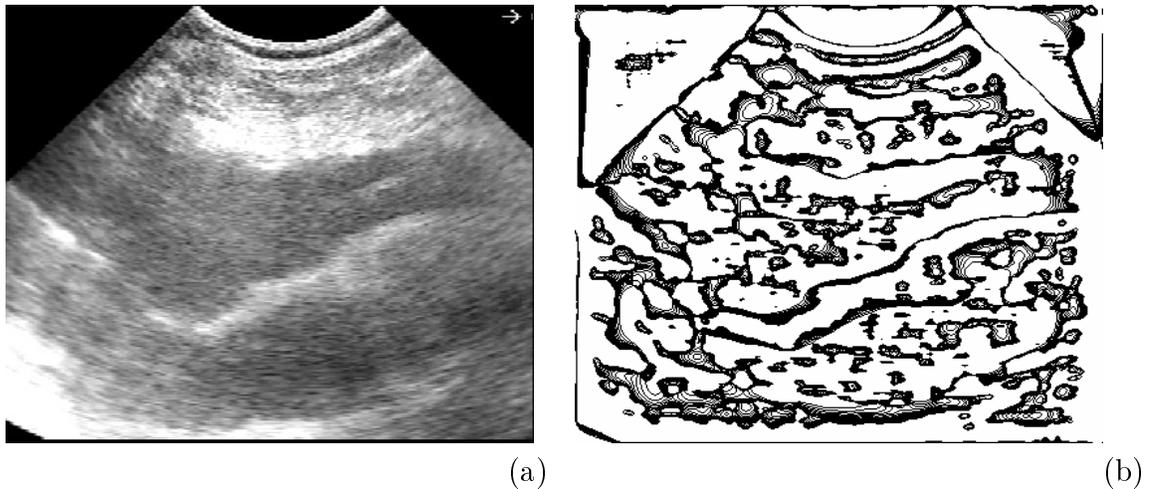


FIG. 2.4 – Filtrage laplacien d’une image échographique du coeur : (a) Image originale. (b) Superposition des contours obtenus à partir d’un filtre laplacien de Deriche (α varie dans l’intervalle $[0.01, 0.2]$ avec un incrément $\Delta\alpha = 1$).

Pour les deux types de filtres, la délocalisation augmente avec la courbure locale des contours. A titre d’exemple, nous présentons dans la figure 2.4.b le résultat de la segmentation de l’image écho du coeur (figure 2.4.a) par un laplacien implémenté dans la version récursive de Deriche. Nous avons fait varier le paramètre du filtre α dans une plage allant de 0.01 à 0.2. L’image montre que la détection des sections de faible courbure des contours ne dépend que peu de la valeur du paramètre α .

Pour évaluer numériquement la valeur de la délocalisation, nous avons créé un fantôme synthétique. Il s’agit d’un objet binaire de forme circulaire. La frontière de passage entre le fond noir (niveau de gris = 0) et l’objet blanc (niveau de gris = 200) est modélisée par une rampe gaussienne étendue sur 8 pixels (cf. [Kakarala92]). L’image obtenue n’est affectée par aucun bruit. On connaît en conséquence, avec une précision d’un pixel près, la position du contour d’inflexion. L’image est ensuite segmentée par des filtres laplaciens de Deriche de différentes ouvertures ($\sigma = 1, \dots, 20; \Delta\sigma = 1$). Le résultat de la segmentation est reporté dans une carte de distance du contour idéal et on retient l’erreur de localisation ε en fonction de la taille relative σ/R du filtre (σ - ouverture du filtre ; R - rayon de l’objet détecté). L’erreur de localisation $\varepsilon = \varepsilon(\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon, m_\varepsilon, M_\varepsilon)$ est un vecteur statistique où : μ_ε est la délocalisation moyenne, σ_ε est l’écart type de la délocalisation, m_ε est la délocalisation minimale et M_ε est la délocalisation maximale. L’évolution du vecteur de délocalisation ε exprimée en pixels est présentée dans la figure 2.5. La différence entre les valeurs m_ε et M_ε montre que le filtre a un comportement anisotrope en défavorisant les frontières qui ne sont pas parallèles aux axes de l’image.

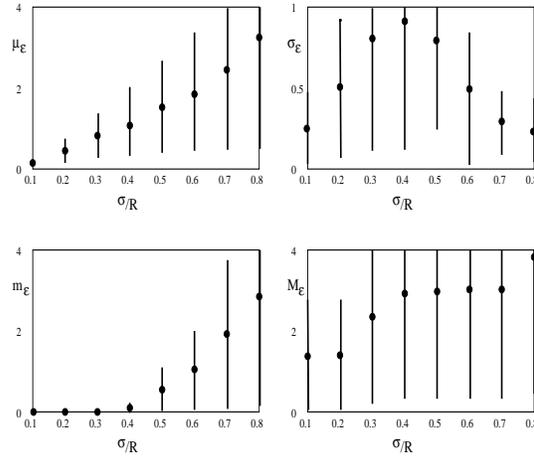


FIG. 2.5 – Représentation graphique de la délocalisation : μ_ϵ - délocalisation moyenne, σ_ϵ - écart type de la délocalisation, m_ϵ - délocalisation minimale et M_ϵ - délocalisation maximale; σ/R - taille relative du filtre (σ - ouverture du filtre, R - rayon de l'objet détecté). Tous les résultats sont représentés en pixels (les barres verticales représentent les écarts types par rapport à la valeur moyenne).

Les filtres gaussiens sont utilisés de façon extensive dans la littérature relative à la segmentation des images échographiques. S'ils ne mènent pas à une segmentation finale, ils constituent souvent de très utiles étapes intermédiaires. Dans ce sens, nous prenons comme exemple la référence [Coppini95] qui traite de la reconstruction 3D du ventricule du coeur. L'ensemble des images échographiques est segmenté par un filtre laplacien. On obtient ainsi un ensemble de contours fermés dont les éléments sont caractérisés par le vecteur de paramètres suivant : la position, la direction, la superficie, la longueur et un code associé à la position du plan écho pendant l'acquisition. Tous les vecteurs de paramètres sont ensuite traités par un réseau de neurones. La sortie binaire du réseau décide si un contour fait ou non partie du ventricule. La reconstruction 3D se fait en utilisant tous les contours retenus selon un modèle géométrique.

Nous finissons ce paragraphe en formulant quelques critiques à l'adresse des méthodes de segmentation fondées sur le gradient :

- Le calcul de la normale au contour est fait à partir du gradient ($n = \nabla I$). En conséquence, les formes complexes et les jonctions multiples sont mal gérées par un gradient de direction unique.
- Pour traiter des jonctions multiples et des coins et pour obtenir des contours fermés, des algorithmes supplémentaires d'une grande complexité seront nécessaires.

2.3.2 Morphologie mathématique

Pour isoler le ventricule gauche d'une séquence d'échocardiographies, dans [Klingler88] on fait appel à un pré-traitement par filtrage morphologique en niveau de gris. Le filtrage est composé de plusieurs étapes. On débute par une ouverture morphologique. Pour mieux reproduire un disque, l'élément structurant a la forme hexagonale. Sa taille a été déterminée de façon empirique. Le résultat de l'ouverture est ensuite soustrait à l'image originale. Le filtrage est finalisé par une opération de fermeture et une binarisation par seuillage. La valeur du seuil est établie de façon expérimentale. Pour obtenir le contour fermé de l'endocarde, les auteurs ont recours à des opérations de morphologie mathématique binaire. Une séquence de dilatations unitaires crée une image binaire formée d'un seul élément connexe. L'objet représentant le ventricule gauche est finalement obtenu de façon interactive et ses paramètres spécifiques (l'aire et le rayon) sont extraits. Les résultats obtenus par la méthode automatique, comparés à la méthode manuelle, montrent une aussi bonne précision.

Dans le diagnostic de la displasie de la hanche, la forme et la position de la tête fémorale sont des paramètres majeurs. Dans [Overhoff97] les auteurs ont mis en place une méthode automatique de segmentation d'une séquence d'images échographiques pour reconstituer en 3D la tête fémorale. La première opération est une binarisation par seuillage réalisée à partir d'un histogramme des niveaux de gris. Ce seuil a été fixé à 0.95, ce qui correspond au complément de la superficie couverte par l'os iliaque dans l'image. Le squelette est ensuite extrait. Les étapes suivantes utilisent des connaissances a priori concernant la forme et les dimensions de l'os. *On remarquera que les auteurs placent la position exacte de l'os sur la médiane morphologique de l'os. Dans nos procédures de segmentation de l'os, cette ligne sera remplacée par la ligne d'intensité maximale du signal.*

Dans le paragraphe précédent, on a vu que la partition des images en régions primitives à partir de la détection des contours était très sensible au bruit et au contraste de l'image. Un problème typique qui survient après le filtrage est lié à la fermeture des contours. Un traitement supplémentaire pour détecter les jonctions et chaîner les segments de contours sera nécessaire. Dans ce contexte, l'extraction de la ligne de partage des eaux (*lpe*) constitue une alternative raisonnable à la partition de l'image par un opérateur morphologique classique. L'avantage de cette méthode peut être résumée dans l'affirmation suivante : *la lpe calculée sur l'image brute (souvent une image de gradients) produit une sur-segmentation, mais elle contient toujours des contours qui sont corrects.* Dans les situations où l'image est affectée par du bruit puissant (niveau du bruit similaire au niveau du signal), le filtrage préalable de l'image par une technique classique est recommandée. Les avantages majeurs de la segmentation par *lpe* rapportés aux méthodes fondées sur le filtrage (cf. [Najman96]) sont les suivants :

- les contours obtenus sont fermés,
- les points multiples sont détectés correctement (la détection de leur position est

très peu sensible au bruit)

- l’algorithme de calcul se fonde sur le module du gradient $\|\nabla I\|$ (la direction du gradient est ignorée).

Le principe de la transformation par la *lpe* est de traiter l’image comme une surface topographique et d’extraire les *lignes de crête* par un processus d’immersion itérative de l’image. Dans la littérature, on fait état de plusieurs modalités de calcul de la *lpe*. L’algorithme que nous avons utilisé se fonde sur une technique d’érosions successives de l’image en fonction des niveaux de gris (cf. annexe F). Il a été conçu par Mathieu Richard à TIMC. Une version similaire, ainsi que le support mathématique afférent, se trouve dans [Schmitt94] et [Najman96]. Dans certaines conditions, quand les positions de certains objets de la scène sont connues, la version de la *lpe* avec marqueurs s’avère un moyen de segmentation très efficace. On obtient ainsi une partition complète de l’image en plusieurs classes distinctes (les bassins versants), ainsi que la *lpe*. Le calcul de la *lpe* peut s’appliquer soit à l’image originale, soit à l’image des gradients de l’image originale (cf. [Maes98] pour des applications impliquant des images TDM, IRM et angiographiques).

Dans le premier cas, la *lpe* traversera les organes et isolera les zones obscures. Évidemment, la *lpe* obtenue ne peut pas être vue comme une segmentation, mais plutôt comme une détection de régions. Ces régions, après identification, seront segmentées par d’autres techniques. L’application de la *lpe* à l’image brute génère une structure riche, difficilement utilisable. Pour palier cela, on peut filtrer l’image originale ou appliquer une technique de regroupement de régions.

Quant à la deuxième modalité, les lignes de fort gradient deviennent les arêtes de l’image secondaire. Dans ce cas, la *lpe* constitue une vraie segmentation, qui coïncide avec les vrais contours. On remarquera que le filtrage étant intrinsèque à l’opération de calcul du gradient (si le filtre de Deriche est utilisé), le résultat obtenu sera immédiatement plus réaliste.

Dans le présent travail nous exploiterons souvent la complémentarité des deux modalités : la première modalité sera appliquée à la segmentation de l’os ou à la séparation vessie/prostate et la deuxième, à la segmentation de la vessie). À titre d’exemple, nous présentons, dans la figure 2.6, la partition de l’abdomen péri-prostatique par les deux méthodes. Dans les deux cas, le paramètre du filtre de Deriche a la valeur $\alpha = 0.15$.

2.3.3 Contours actifs

Le modèle des *snakes-splines* de type Kass et Terzopoulos construit un contour déformable composé d’une séquence de segments de spline connectés (cf. [Kass88]). Après une initialisation grossière (voir manuelle) le contour évoluera vers la forme souhaitée, jusqu’à la minimisation d’une fonction d’énergie. La composante *interne* de cette énergie est représentée par l’énergie de déformation d’une spline, tandis que la composante *externe* est reliée aux caractéristiques intrinsèques de l’image (contours d’un

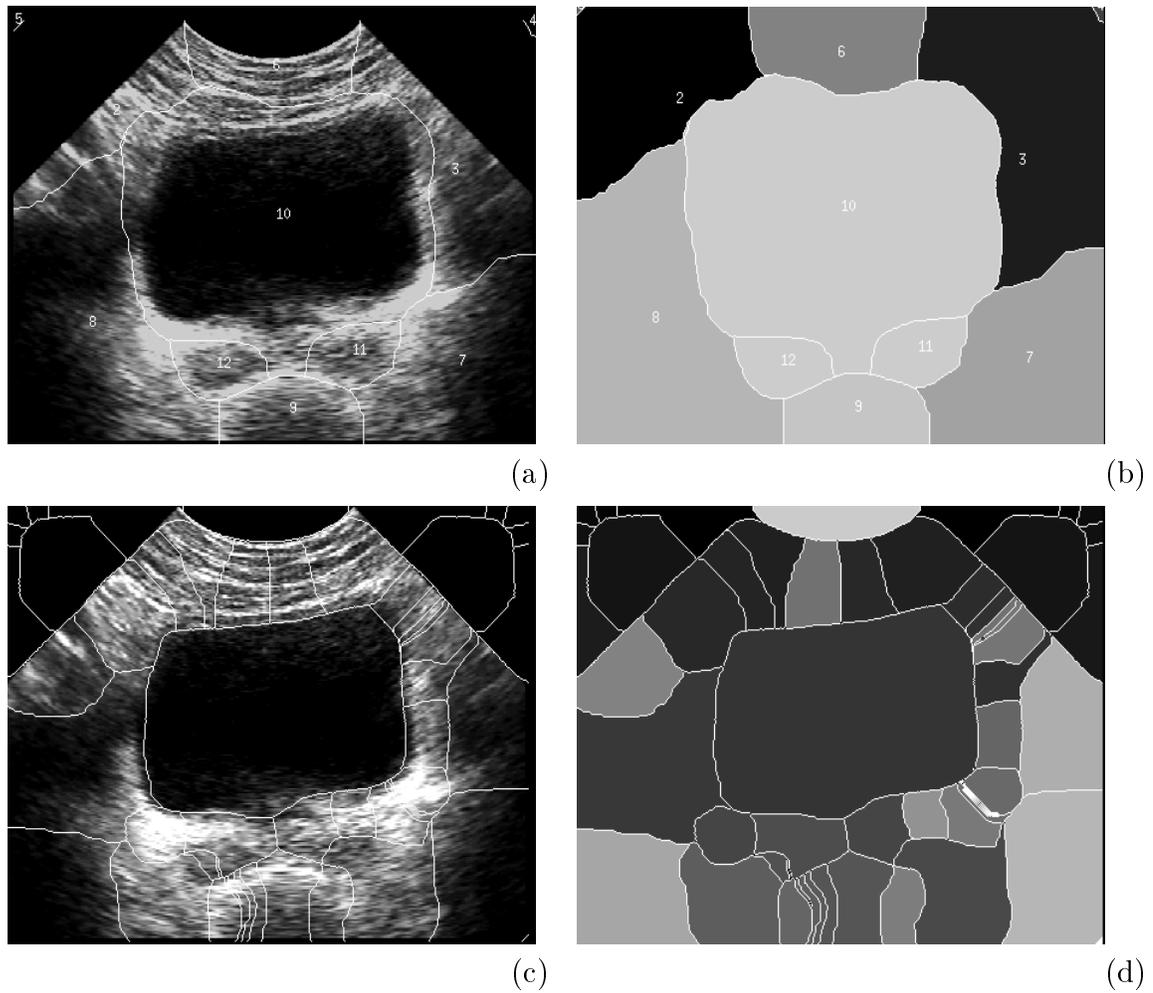


FIG. 2.6 – Ligne de partage des eaux appliquée à la région péri-prostatique : (a-b) Partition de l'image originale filtrée ($\alpha = 0.15$) ; (c-d) Partition de l'image du gradient ($\alpha = 0.15$). On observe que pour la même ouverture du filtre ($\alpha = 0.15$), l'image du gradient génère une segmentation plus riche. Cela est dû principalement à la grande sensibilité du gradient au bruit.

objet, lignes de maximum gradient, surface ou volume d'un objet etc.). Une composante *d'atténuation* optionnelle peut être rajoutée, pour augmenter la stabilité du processus de déformation. L'algorithme de minimisation du DDCM (discret dynamic contour model) est décrit dans [Lobregt95]. Le contour est formé d'une séquence de segments de droites. Chaque sommet de la séquence est soumis à une force, engendrant ainsi une accélération. Le changement de vitesse dû à l'accélération implique également un changement de position du sommet dans le plan de l'image. La force exercée sur le sommet est une combinaison linéaire des trois composantes mentionnées antérieurement :

$$f = w_{int}f_{int} + w_{ext}f_{ext} + w_{att}f_{att}. \quad (2.23)$$

Pour éviter l'agglomération des sommets dans les puits de potentiels le long du contour, uniquement la composante radiale de la force f sera prise en considération. Dans [Lobregt95] la méthode a été utilisée pour segmenter le contour extérieur de l'os du genou dans des images TDM et isoler la paroi interne des vaisseaux sanguins en échographie.

La technique des contours dynamiques discrets a été reprise dans [Lefebvre98] et appliquée à la détection automatique du calcanéum dans les images échographiques. Le traitement commence par la détermination manuelle d'une zone d'intérêt optimale. La composante *externe* de l'énergie est calculée à partir d'une fonction de contraste locale. L'initialisation du contour fermé du calcanéum se fait à partir d'une image auxiliaire représentant la variance locale des niveaux de gris (à l'intérieur de l'os, la variance est petite).

Une méthode similaire est développée dans [Zhu96], dans une tentative d'unification des approches fondées sur les contours actifs, la croissance de régions et les techniques de Bayes/MDL (Minimum Description Length). Les principales particularités de ce contexte sont les suivants :

1. Les contours constituent un ensemble complexe contenant des bifurcations.
2. La composante *externe* de l'énergie englobe des forces statistiques caractéristiques de la compétition des régions.

Cette méthode a été étudiée principalement sur des images de synthèse mais elle paraît très prometteuse.

2.3.4 Raisonnement flou

L'utilisation du raisonnement flou dans la segmentation est fondée sur la description linguistique de l'image en général et des contours des objets à isoler en particulier. La stratégie de la segmentation est d'établir des règles floues à partir d'un modèle qu'on appelle base de connaissances. Ainsi, tous les points qui sont en conflit avec ces règles seront éliminés des images tests. Le raisonnement flou, adapté aux traitements de l'information imprécise, est particulièrement efficace pour traiter des images bruitées.

Cette technique a été appliquée pour segmenter le ventricule gauche dans [Thery95]. Pour établir la base de connaissances, les auteurs utilisent comme modèle une image représentant la même phase du cycle cardiaque que dans les images tests. En prenant le barycentre comme origine, des *lancers de rayon* dans 32 directions uniformément distribuées ont été effectués. Sur chaque rayon, un nombre de points, en l'occurrence 45, sur lesquels s'appliquent les règles floues, a été considéré. Tous les points sont soumis à une procédure de validation par niveau de gris (cette valeur est déterminée de façon empirique). Les points retenus deviennent candidats pour la validation par le modèle. Les règles qui régissent cette étape de validation tiennent compte de la conformité spatiale et de la compacité des points, ce qui diminue considérablement la sensibilité au bruit. Pour mesurer la précision des résultats par rapport à la segmentation manuelle, deux indices ont été calculés : la différence relative de surface et la différence relative de longueur. Le premier indice est la somme de toutes les surfaces comprises entre les deux contours, rapportée à la surface du contour manuel. Le deuxième indice est la moyenne de toutes les différences entre les contours prises le long des rayons.

Une procédure similaire est appliquée dans [Feng91] pour détecter l'épicaarde. Essentiellement, la méthode de segmentation proposée est fondée sur la manière dont l'oeil humain détecte les frontières du coeur. Concrètement :1) *la plupart des images échocardiographiques montrent une région obscure au centre du coeur*; 2) *le contraste varie suivant une direction radiale par rapport à la chambre cardiaque*. Avant le traitement par raisonnement flou, l'image est soumise à un pré-traitement assez complexe. En premier lieu, on extrait l'ensemble de contours par un filtre laplacien, puis le centre du coeur est placé au milieu du plus long segment qui traverse les régions obscures de l'image. Finalement, on effectue la détection de l'endocarde par une recherche radiale à partir du centre de l'image. La détection de l'épicaarde est faite par raisonnement flou en utilisant comme base de connaissances le contour de l'endocarde et les connaissances a priori concernant le changement de contraste le long d'une direction radiale. Le pré-traitement ressemble à l'approche utilisée dans [Adam87] pour détecter les contours dans l'échocardiographie ou dans [Detmer90] et [Han91] pour segmenter le ventricule gauche à partir d'images échographiques trans-oesophagiennes.

2.3.5 Méthodes statistiques

Cette catégorie, très vaste, inclut principalement les techniques de croissance, de regroupement de régions et de Bayes. En principe, toutes ces méthodes utilisent l'information statistique contenue dans l'image et dans les régions qui la composent et généralement, contrairement aux méthodes précédentes, elles ne dépendent pas de certains paramètres (ex : différents seuils, ouvertures de filtres, etc.). En revanche, elles passent souvent par une étape d'initialisation nécessitant, soit une pré-segmentation, soit la présence de marqueurs à des positions raisonnables. Un autre inconvénient, non négligeable, est le temps de calcul.

32 Principes physiques, segmentation et repérage spatial des échographies

Pour segmenter des images échographiques qui répondent au modèle statistique détaillé dans la section 2.2, nous avons développé un algorithme de croissance de régions à partir d'un certain nombre de marqueurs. La décision d'inclusion d'un pixel dans une région voisine se fait en minimisant la fonction de coût :

$$\delta(x) = \left| \frac{g(x) - \mu_i}{\sigma_i} \right| \quad (2.24)$$

où $g(x)$ est l'intensité du pixel à la position x , et (μ_i, σ_i) est le vecteur des paramètres statistiques de la région i . On notera quelques raisons qui peuvent rendre cette méthode fragile.

1. Les hypothèses faites sur le modèle statistique des régions ne sont pas réalistes. Les divers traitements appliqués à l'image échographique peuvent changer la fonction de distribution (ex : compression logarithmique des images échographiques).
2. La taille des régions à segmenter n'est pas significative.
3. La taille initiale des marqueurs est importante, pour s'assurer que le vecteur statistique (μ_i, σ_i) démarre avec des valeurs représentatives. Généralement, ce problème est résolu facilement, soit de façon empirique, soit par des études simples.
4. La position initiale des marqueurs est principalement responsable de la fragilité de la segmentation. Des marqueurs placés dans des sections statistiquement représentatives des régions à segmenter donnent en général des bons résultats. Au contraire, des positions placées vers les frontières auront tendance à créer des petites régions insignifiantes, au détriment des régions voisines. Généralement, ces remarques sont valables pour toutes les méthodes de segmentation à partir de marqueurs. A titre d'exemple, nous présentons dans la figure 2.7 des bons et des mauvais exemples de segmentation par croissance de régions et par *lpe* avec marqueurs. Nous avons tenté de segmenter le petit bassin (la région péri-prostatique) et d'extraire la vessie, les vésicules séminales et les deux os iliaques qui les encadrent. Nous avons pris soin de placer les marqueurs aux mêmes positions. On remarquera immédiatement qu'un petit déplacement du marqueur correspondant à l'os iliaque droit affecte beaucoup la taille (segmentation par *lpe*) et la forme (segmentation par croissance de régions) de sa région.

Une méthode similaire a été développée dans [Adams94] pour segmenter des images TDM ou radio. Dans cet article, les auteurs considèrent que toutes les régions de l'image sont affectées par un bruit gaussien indépendant (même variance sur toute l'image).

Une approche différente est abordée dans [Lee98] où les images sont affectées par un bruit corrélé. La méthode de segmentation proposée fait partie de la catégorie MDL (Maximum Description Length). Au départ, l'image est sur-segmentée par une méthode quelconque (la *lpe* de l'image brute constituerait un bon exemple) et un modèle statistique, fondé sur les connaissances a priori, lui est attribué. Un indice objectif global

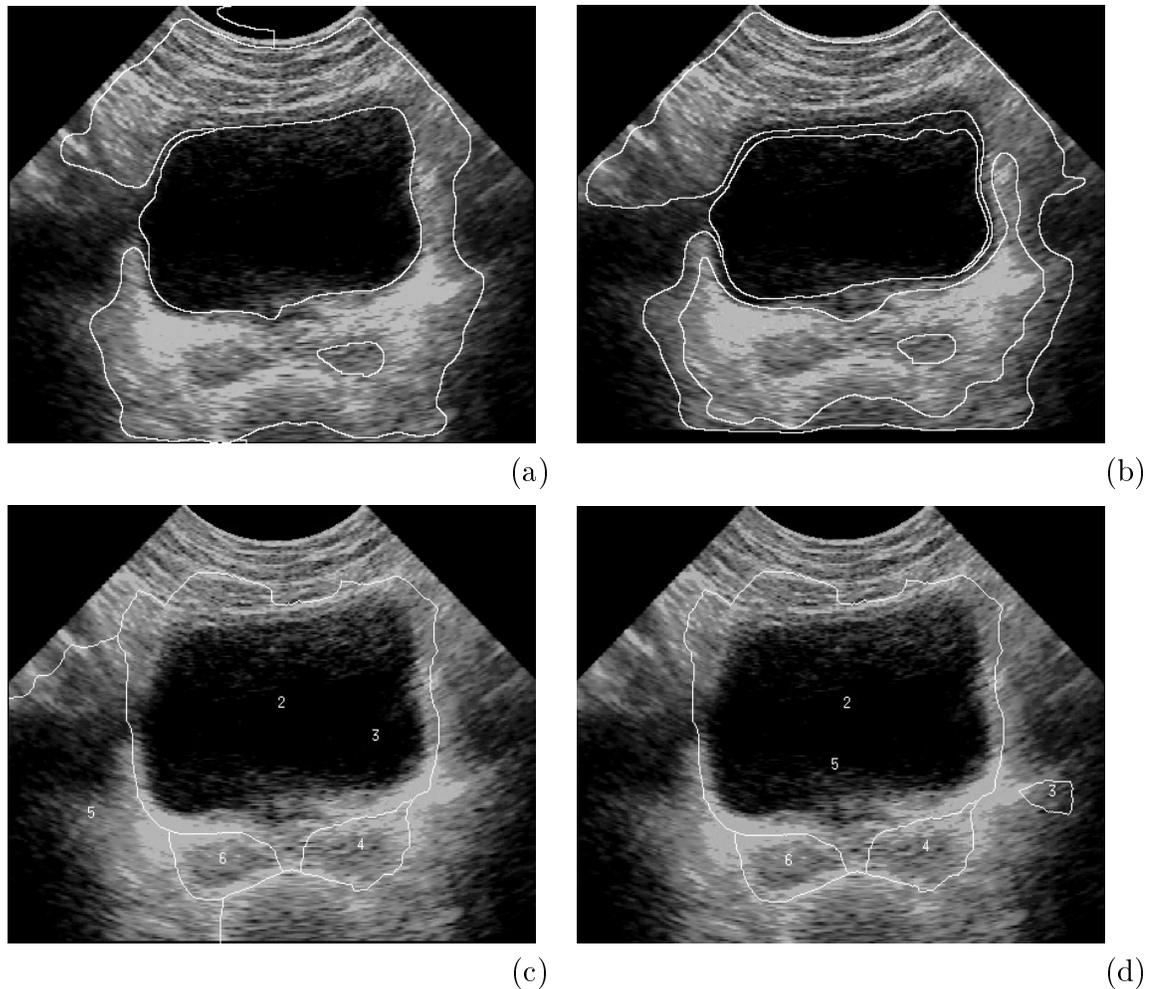


FIG. 2.7 – Segmentation de la région péri-prostatique par croissance de régions et *lpe* avec marqueurs. Détection de la vessie, des vésicules séminales et des os iliaques qui encadrent le petit bassin (a) Bonne segmentation par croissance de régions ; (b) Mauvaise segmentation par croissance de régions (l'os iliaque gauche s'empare de la zone d'influence de l'os iliaque droit) ; (c) Bonne segmentation par *lpe* ; (d) Mauvaise segmentation par *lpe* (l'os iliaque droit est réduit à une région peu significative).

MDL_{ind} , fondé sur le critère MDL, est calculé en fonction de la taille de l'image, du nombre de régions de l'image, de leur aire et de leur périmètre, ainsi que des paramètres statistiques. Cet indice caractérise l'état de la segmentation à l'instant t_i qui suit un regroupement de régions. A chaque instant t_i , une région prise au hasard est regroupée avec ses voisines et on retient la combinaison qui génère le plus petit MDL_{ind} (stratégie *greedy*). Le processus de regroupement se termine lorsque l'image est entièrement couverte par une seule région. De l'ensemble des segmentations générées, on retient celle qui correspond au plus petit MDL_{ind} . Les auteurs ont testé cette méthode, ceci uniquement sur des images de synthèse, dont certaines corrompues par du bruit de type Rayleigh.

Le groupe de Leitão place le problème de la segmentation des contours du coeur dans un cadre bayésien. Le problème est formulé dans [Figueiredo92] et appliqué à l'estimation du contour du ventricule gauche dans des images angiographiques. Ce formalisme est repris ultérieurement dans [Dias96] et appliqué à la segmentation de l'endocarde et de l'épicarde. Le modèle utilisé combine les dimensions géométriques du coeur et les caractéristiques statistiques des trois régions séparées par l'endocarde et l'épicarde : la région intra-cardiaque (le sang), le myocarde et la région extra-cardiaque. Le niveau de gris des pixels des trois régions répond au critère statistique de Rayleigh ($RSB = 1.91$) et on considère que le myocarde est plus échogène (signal plus intense) que le sang et les différents tissus entourant le coeur. Après avoir marqué manuellement le barycentre du coeur, un ensemble de rayons uniformément distribués seront tracés. Les contours du coeur étant continus, l'intersection avec le rayon r_i doit être conforme aux intersections avec r_{i-1} et r_{i+1} . Cette propriété fait qu'elle se comporte comme une chaîne markovienne 1D du premier ordre. Pour chaque rayon, on évalue la fonction *logarithme du maximum de vraisemblance*, en tenant compte du fait que le rayon traverse trois régions statistiquement différentes. La position initiale des contours est évaluée par un filtre de Canny 1D appliqué à chaque rayon. La convergence de l'algorithme est résolue par une technique de programmation dynamique. Les tests faits sur des images de synthèse et des images échographiques montrent le grand potentiel de cette méthode. On notera que, pour les images de synthèse, les régions respectent le critère statistique de Rayleigh sans essayer de reproduire la granularité spécifique du *speckle*.

L'approche bayésienne est adoptée également dans [Storvik94], pour segmenter le ventricule dans des images échographiques et les différentes régions du coeur dans des images TDM. Le contour initial de la segmentation est converti en *contour actif* exprimé par un nombre fini de sommets. Habituellement, le contour évolue pour minimiser son énergie formée d'une composante interne reliée à son élasticité et d'une composante externe reliée à l'image. Cette énergie est utilisée comme variable dans une fonction de probabilité *a priori* gouvernée par une distribution de Gibbs et sera transformée en fonction de probabilité *a posteriori* par les caractéristiques de l'image. L'algorithme de minimisation utilisé est le recuit simulé [Geman84].

2.4 Segmentation de séquences d'images échographiques

Les techniques de base utilisées dans la segmentation d'images individuelles resteront très utilisées dans la segmentation de séquences d'images. Par contre, l'apparition d'une dimension supplémentaire et la nouvelle information qui en découle, permettent l'émergence de nouvelles techniques de traitement. Un cas typique qui apparaît dans ces circonstances est l'analyse du cycle cardiaque. Par analogie, on peut imaginer l'analyse d'une séquence d'images très peu décalées dans l'espace, prises sur un organe statique (ex : la prostate). Dans le premier exemple, la qualité de l'analyse est fortement liée à la fréquence temporelle des images acquises et implicitement à une technologie plus coûteuse que la technologie conventionnelle. Dans le deuxième cas, ce sera la fréquence spatiale qui compte et une technologie appropriée à cette méthode sera requise (ex : robot respectant un protocole de déplacement - cf. [Dombre96]).

Pour bien situer le sujet, nous présentons la méthode semi-automatique utilisée dans [Friedland89] pour segmenter les cavités ventriculaires dans une séquence d'images échographiques. Le modèle 2D d'une cavité ventriculaire est défini en fonction des connaissances *a priori* suivantes :

- Le ventricule est estimé initialement par une ellipse.
- Le contour de la cavité est représenté par une chaîne markovienne du premier ordre.
- L'information perdue par un filtrage passe-bas des images n'est pas importante.
- *Les contours de deux images successives ne montrent pas de changements importants.*

L'algorithme démarre par le choix interactif d'une cavité dans une des images. La cavité elliptique entourant ce point est ensuite détectée par la transformé de Hough. Le contour grossier ainsi obtenu, transformé en chaîne cyclique de points ordonnés, constitue la base d'un champ markovien aléatoire MRF (Markov Random Field) composé de N variables aléatoires (N étant le nombre de points de la chaîne). La minimisation globale est de type recuit simulé. Elle est composée des étapes suivantes : établir une fonction d'énergie (conforme à une distribution de Gibbs), définir la stratégie de refroidissement/réchauffement et optimiser les étapes de transition de façon itérative. Quand la convergence est atteinte, le résultat est retenu et utilisé comme initialisation pour la prochaine image de la séquence.

On retient de cette méthode surtout : *l'utilisation de la segmentation précédente comme point de départ pour la nouvelle segmentation*. De manière générale, toutes les méthodes de segmentation de séquences utilisent cette propagation d'information le long de la série d'images.

Dans les paragraphes qui suivent, deux méthodes fondées sur le *flot optique* (optical flow) et sur l'analyse et la caractérisation des textures seront traitées plus en détail.

Les deux méthodes ont eu une contribution particulière dans la méthode de segmentation que nous proposons. Le *flot optique* est à l'origine de l'idée suivante : découvrir *le moteur* (en l'occurrence le coeur) qui engendre le comportement dynamique d'une séquence d'images. L'analyse et la caractérisation des textures représentent le formalisme mathématique nécessaire pour atteindre notre but.

2.4.1 Flot optique

Le *flot optique* est une manière très courante pour extraire de l'information d'une séquence d'images. Les différents points qui composent *le moteur* (le coeur en échographie ; les marées en océanographie ; le centre d'un anticyclone en météorologie) se distinguent par rapport au fond par des déplacements. Traduits en vitesse par une loi de proportionnalité, ces déplacements constituent un champ vectoriel bidimensionnel (le *flot optique*) qui peut être utilisé dans la segmentation. Parmi les différentes méthodes pour calculer le *flot optique*, on en retient deux.

La méthode du gradient (cf. [Schunk89]), mesure les modifications spatio-temporelles des intensités locales en utilisant l'équation différentielle :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad (2.25)$$

soit :

$$\nabla I \cdot v = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad (2.26)$$

où I est l'intensité au point spatio-temporel (x, y, t) , $\nabla I = (\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y})^T$ est le gradient au point spatial (x, y) et $v = (\frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t})^T$ est le vecteur vitesse au point spatial (x, y) . La signification physique de l'équation (2.26) est : la variation dans le temps de l'intensité mesurée en un point fixe est conservée et est égale à la variation spatiale mesurée à un moment donné.

Dans la deuxième méthode (cf. [Meunier89]), le champ de vitesses est décrit par la transformation linéaire :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

pour laquelle il s'agit d'estimer les paramètres $(a, b, c, d; t_x, t_y)$.

A notre connaissance, le *flot optique* en échographie est consacré en exclusivité à l'étude du coeur. En microscopie optique, il est utilisé, dans l'étude de déplacements de cellules sur leur matrice extra-cellulaire. Dans ce contexte, une approche novatrice a récemment été proposée dans notre laboratoire en considérant une paramétrisation affine du mouvement et des déformations des cellules [Germain99].

Pour évaluer quantitativement certains paramètres essentiels du coeur (l'épaisseur de la paroi cardiaque, le volume d'éjection sanguine, les contours du coeur) dans [Chu88]

on utilise une séquence de 36 échocardiogrammes couvrant trois cycles cardiaques. Le pré-traitement d'une image prévoit : l'extraction des contours par un filtre laplacien, l'exploration radiale pour détecter l'endocarde, le traitement spécial des faux points (faux positifs et négatifs). Le *flot optique* appliqué aux contours de l'image précédente et des connaissances a priori concernant le coeur (volume ventriculaire, taux de déplacement de la paroi cardiaque) seront ensuite utilisés pour une analyse globale de l'évolution du coeur.

Dans une série de deux articles, [Mailloux87] et [Mailloux89], Mailloux étudie le mouvement cardiaque à travers le *flot optique*. La séquence d'échocardiogrammes (30 images/s) sert à identifier les mouvements du coeur et en particulier ceux du ventricule gauche. De cette façon, les algorithmes de suivi de contours sont éliminés et le comportement dynamique de chaque point du coeur est identifié.

Pour étudier le déplacement des structures internes du muscle cardiaque, Meunier propose d'étudier les déplacements du *speckle* en utilisant le *flot optique* comme outil. Dans [Meunier89], des échantillons de *speckle* sont générés de manière synthétique par la convolution d'une fonction qui tient compte des caractéristiques réelles d'une impulsion ultrasonore (fréquence, étendue spatiale, vitesse) et d'une fonction qui tient compte des paramètres tissulaires du coeur (dimensions des cellules, densité). Il démontre que, pour de petits déplacements, le mouvement de la granularité échographique est identique au mouvement du tissu sous-jacent.

2.4.2 Analyse et caractérisation des textures

Dans certaines modalités d'imagerie médicale (échographie, radiologie, TDM), l'utilisation visuelle des textures constitue une source riche d'informations nécessaires au diagnostic. Malheureusement, le système oeil/cerveau de l'être humain n'est capable d'apercevoir que des structures de complexité limitée. De cette limitation découle la faible dynamique (~ 23 dB) des périphériques de visualisation d'images. En même temps, l'information originale est beaucoup plus riche en information (ex : le signal échographique, après compensation linéaire de la profondeur, possède encore une dynamique de $50 - 60$ dB ; les acquisitions scanner sur 12 bits ont une dynamique de 72 dB). L'ordinateur est capable de traiter ce niveau de complexité et les premières méthodes numériques d'analyse de texture ont été développées initialement dans la caractérisation des images satellite, la surveillance géologique, etc. Appliquées dans le domaine médical, ces méthodes fourniront, nous l'espérons, des indicateurs objectifs pour discriminer les tissus ou leur état pathologique.

Les premières méthodes d'évaluation quantitative dans la psychologie de la perception sont traitées dans [Julesz62]. Pour une liste exhaustive des classes d'algorithmes utilisées dans ce domaine, nous recommandons deux références : [Connors80] pour une étude comparative théorique et [Mir95] pour les applications cliniques. De ces articles, nous retenons les quatre groupes principaux d'algorithmes ci-dessous :

1. La dépendance spatiale des niveaux de gris (*spatial grey level dependence* - SGLD) est reliée à la distribution spatiale locale des niveaux de gris. Cette méthode est fondée sur l'évaluation de la fonction densité de probabilité conditionnelle jointe de deuxième ordre :

$$\phi(d, \theta) = [f(i, j|d, \theta)] \quad (2.28)$$

où $f(i, j)$ est la probabilité de passer du niveau de gris i au niveau de gris j pour tout couple de pixels séparés d'une distance d dans la direction θ . Plusieurs paramètres, dont l'énergie, l'entropie, la corrélation, l'homogénéité locale et l'inertie peuvent être extraits de la matrice de co-occurrence $\phi(d, \theta)$.

2. La stabilité du niveau de gris (*grey level run length* - GLRL) exprime la distribution de la longueur des segments de direction θ et de niveau de gris constant g . La matrice qu'on obtient :

$$R(\theta) = [r'(i, j|\theta)] \quad (2.29)$$

compte le nombre de segments de longueur j et de niveau de gris i dans la direction θ . Les principaux indices extraits sont : le taux de présence des segments courts, le taux de présence des segments longs et la distribution des niveaux de gris.

3. La différence des niveaux de gris (*grey level difference* - GLD) est reliée à la différence des niveaux de gris $g_\delta(m, n)$ de couples de pixels séparés par la distance $\delta(m, n)$ où m et n sont des couples d'entiers. La fonction qui en résulte :

$$f'(i|\delta) = P(g_\delta(m, n) = i) \quad (2.30)$$

calcule la probabilité pour que la différence des niveaux de gris $g_\delta(m, n)$ soit égale à i . Les paramètres habituels calculés pour ce vecteur sont : le contraste, l'entropie et la moyenne.

4. Le spectre de puissance (*power spectrum* - PS) permet de calculer quelques indicateurs intéressants à partir de la transformée de Fourier I de l'image originale i . De ce groupe, nous retenons la distribution radiale de $|I|^2$. Ce paramètre, sensible à la granularité de la texture (grande granularité $\equiv |I|^2$ concentrée près de l'origine) est utilisé généralement de la façon suivante (cf. [Weszka76]) :
 - Créer la partition du plan spectral $|I|$ en un ensemble d'anneaux concentriques.
 - Retenir l'énergie $|I|^2$ contenue dans chaque anneau comme moyen de caractérisation.

Nous utiliserons cette solution dans le développement du modèle physiologique du coeur, en essayant de séparer les fréquences caractéristiques du cycle cardiaque.

5. L'analyse de l'orientation des textures abordée dans [Rao90]. Un champ de vecteurs, similaire au *flot optique*, est dressé pour analyser des images statiques (ex : étude de la direction des fibres dans des tranches de bois) ou l'écoulement des fluides. Le champ de vecteurs est ensuite classifié suivant l'aspect local du mouvement. Les cas les plus intéressants sont : translation uniforme, divergence positive

(expansion), divergence négative (contraction), combinaison expansion/contraction, dilatation linéaire, compression linéaire et rotation. Nous intégrerons ces notions dans le développement d'un modèle physiologique du coeur. Ce muscle présente une combinaison très complexe des mouvements mentionnés ci-dessus.

Pour montrer l'utilité de la classification des textures en médecine nous citons succinctement quelques exemples : en utilisant des paramètres de type PS, une méthode automatique pour détecter les régions malades dans des images radio des poumons est développée dans [Sutton72] ; le diagnostic de la pneumoconiose est effectué en utilisant les paramètres SGLG [Kruger74] ; les quatre classes de paramètres sont utilisées dans [Wu92] pour classifier des images échographiques du foie ; dans [Mir95] on tente de dépister les foyers du cancer du foie dans des images TDM, en utilisant des paramètres de type SGLG et GLRL ; enfin, une étude théorique de type SGLD est effectuée sur des échantillons (différents diagnostics) échographiques dans [Bleck96].

2.4.3 Notre contribution : modèle proposé pour la ponction péricardique

Introduction

Les méthodes de segmentation de séquences d'images présentées antérieurement suivent le schéma suivant :

- Traiter une image de la série (automatiquement ou avec l'intervention minimale de l'utilisateur).
- Utiliser le résultat pour initialiser le traitement de la prochaine image.
- Traiter la nouvelle image.

Cette méthode de travail a certains avantages, mais nous noterons plutôt quelques inconvénients : le temps de traitement et, surtout le fait que le résultat obtenu ne donne pas une information globale facilement utilisable. Ces remarques nous ont conduits vers le développement d'un type de segmentation qui va s'avérer très pratique dans le cas de la ponction cardiaque, où l'intérêt est de délimiter une zone cible qui respecterait deux critères :

1. Être placé dans la région la plus accessible de l'épanchement péricardique.
2. Garantir l'élimination de tout risque potentiel de blessure du myocarde pendant la ponction.

En principe, nous devons délimiter à l'intérieur de l'épanchement péricardique une zone stable qui ne sera jamais touchée par le coeur pendant le cycle cardiaque. Nous verrons dans la section 4.5, dédiée à la ponction d'un épanchement péricardique, comment cette région sera utilisée pour établir la cible et la trajectoire de l'outil chirurgical.

L'utilisation du *flot optique* nous a appris que le champ de vitesses traduit le déplacement des micro-structures existant dans l'image. Si nous prenons l'exemple du coeur, le champ

de vitesses montre de grandes valeurs dans la masse du muscle cardiaque et des valeurs presque nulles à l'intérieur des cavités. Quant aux frontières, elle seront éventuellement extraites par un processus supplémentaire de traitement du champ de vitesses [Lai98]. On retient aussi une certaine fragilité de cette méthode, liée à la fréquence des images et à la stabilité du plan d'acquisition. Enfin, de la relation (2.26) qui définit le *flot optique*, on retient que le pixel (x, y) est vu comme un témoin dont la position reste fixe pendant l'acquisition de toute la séquence d'images.

Des méthodes d'analyse des textures, nous apprenons l'existence d'une immense quantité d'indices qui, potentiellement, peuvent être utilisés pour caractériser ces textures, la possibilité d'utiliser des méthodes fréquentielles spécifiques au mouvement et la possibilité de détecter et de caractériser des régions actives de l'image (ex : expansion, contraction, rotation).

Calcul d'une image caractérisant l'évolution temporelle

Pour segmenter une séquence d'images, nous nous sommes fixés comme objectif de ramener l'information existante dans toutes les images en un tableau de la taille de l'image. En ce sens, nous avons considéré qu'un pixel est un témoin fixe et nous nous sommes proposés d'extraire les paramètres les plus pertinents, pour caractériser l'activité dynamique le long de la séquence à chaque point fixe (le même principe est utilisé dans le calcul du *flot optique*). Ces paramètres peuvent être classés en deux groupes : ceux qui mettent en évidence l'activité de l'ensemble (ex : valeur moyenne, énergie moyenne - fig.2.8.b) et ceux qui mettent en évidence les changements. Le premier groupe présente moins d'intérêt dans la segmentation du coeur pour la raison suivante : l'intensité du signal moyen obtenu est plus faible dans la région des parois cardiaques. Le deuxième groupe nous semble plus intéressant, parce qu'il mettra l'accent sur les frontières et nous aidera à établir des barrières protectrices pour le coeur.

Dans ce qui suit, nous ferons la liste des paramètres les plus intéressants que nous avons testés et nous établirons notre choix. Pour chaque pixel (x, y) de l'image, nous appliquons la procédure suivante :

- on extrait un signal $s(t; x, y)$ monodimensionnel qui représente l'activité enregistrée par le pixel témoin pendant l'examen échographique,
- des paramètres utilisés dans les techniques d'analyse de texture seront extraits de ce signal monodimensionnel. Les paramètres qui mettent le mieux en évidence les frontières sont : l'entropie (Grey Level Difference - GLD), le contraste (GLD) et ceux calculés par les techniques de type power spectrum (PS).
- une image représentant chaque paramètre sera générée.

La figure 2.8 illustre un échogardiogramme témoin et les images secondaires de l'énergie moyenne, du contraste et de l'entropie. L'image de l'énergie est présentée pour mieux mettre en évidence les caractéristiques du contraste et de l'entropie. Ces deux paramètres font partie de la catégorie GLD. Ils sont calculés à partir de la fonction

(2.30), où le vecteur déplacement bidimensionnel $\delta(m, n)$ a été remplacé par le vecteur déplacement monodimensionnel $\delta(m)$. On observe tout de suite que, en variant le paramètre m , une multitude d'images peuvent être calculées. On s'attendait à ce que, compte tenu de la périodicité du cycle cardiaque, on trouve une valeur m_{RR} optimale correspondant au rythme cardiaque. Malheureusement, la fréquence des images de notre système d'acquisition (~ 5 Hz) ne nous a pas permis de confirmer cette hypothèse. Les formules de calcul du contraste et de l'entropie sont :

$$\widehat{CON} = \sum_{i=0}^{N_G-1} i^2 f'(i|\delta) \quad (2.31)$$

$$\widehat{ENT} = \sum_{i=0}^{N_G-1} f'(i|\delta) \log f'(i|\delta) \quad (2.32)$$

où i est le niveau de gris (N_G , le nombre total de niveaux de gris) et $f'(i|\delta)$ est la fonction définie dans (2.30). Au vu de nos expériences, le vecteur spatial $\delta(m, n)$ de la relation (2.30) devient un vecteur temporel $\delta(T)$. Tous les paramètres que nous nous proposons d'étudier sont obtenus avec $T = 1$. On observe, à partir de ces images, que le contraste localise bien le coeur grâce au facteur de contraste, mais ne donne que peu d'information ailleurs, tandis que l'entropie met en évidence toutes les structures de forte dynamique (coeur, poumons, péricarde).

Analyse fréquentielle

Les objets dynamiques dans une séquence d'images du coeur sont : le coeur dont la fréquence est supérieure à 0.8 Hz (notons que les malades ont généralement des fréquences plus élevées), les poumons dont la fréquence est d'environ 0.2 Hz et les éventuels artefacts. Si nous ignorons les artefacts et si nous faisons l'acquisition pendant que le patient est en apnée ou sous ventilation artificielle, le *moteur* de l'image sera uniquement le coeur. En conséquence, on s'attend à ce que la fréquence dominante dans l'image suive le rythme cardiaque. On notera également que le mouvement complexe du coeur favorise l'apparition d'harmoniques plus élevées sur la surface du coeur. Par contre, les tissus entourant le coeur ont un comportement de filtre passe-bas et les hautes fréquences seront plus estompées au fur et à mesure qu'on s'éloigne du coeur.

Nous proposons donc une analyse spectrale. A partir de la fonction monodimensionnelle $s(t; x, y)$ correspondant au signal échographique au pixel (x, y) à l'instant t , nous calculons la transformée de Fourier $S = S(\omega_t; x, y)$. De ce nouveau signal, nous voulons extraire l'harmonique correspondant à la fréquence cardiaque. Malgré la faible fréquence d'échantillonnage des images (~ 5 Hz), conformément au critère de Nyquist, nous pouvons isoler de la transformée de Fourier S des harmoniques allant jusqu'à 2.5 Hz. En mettant un seuil à 0.8 Hz, nous isolons l'harmonique possédant la plus grande énergie

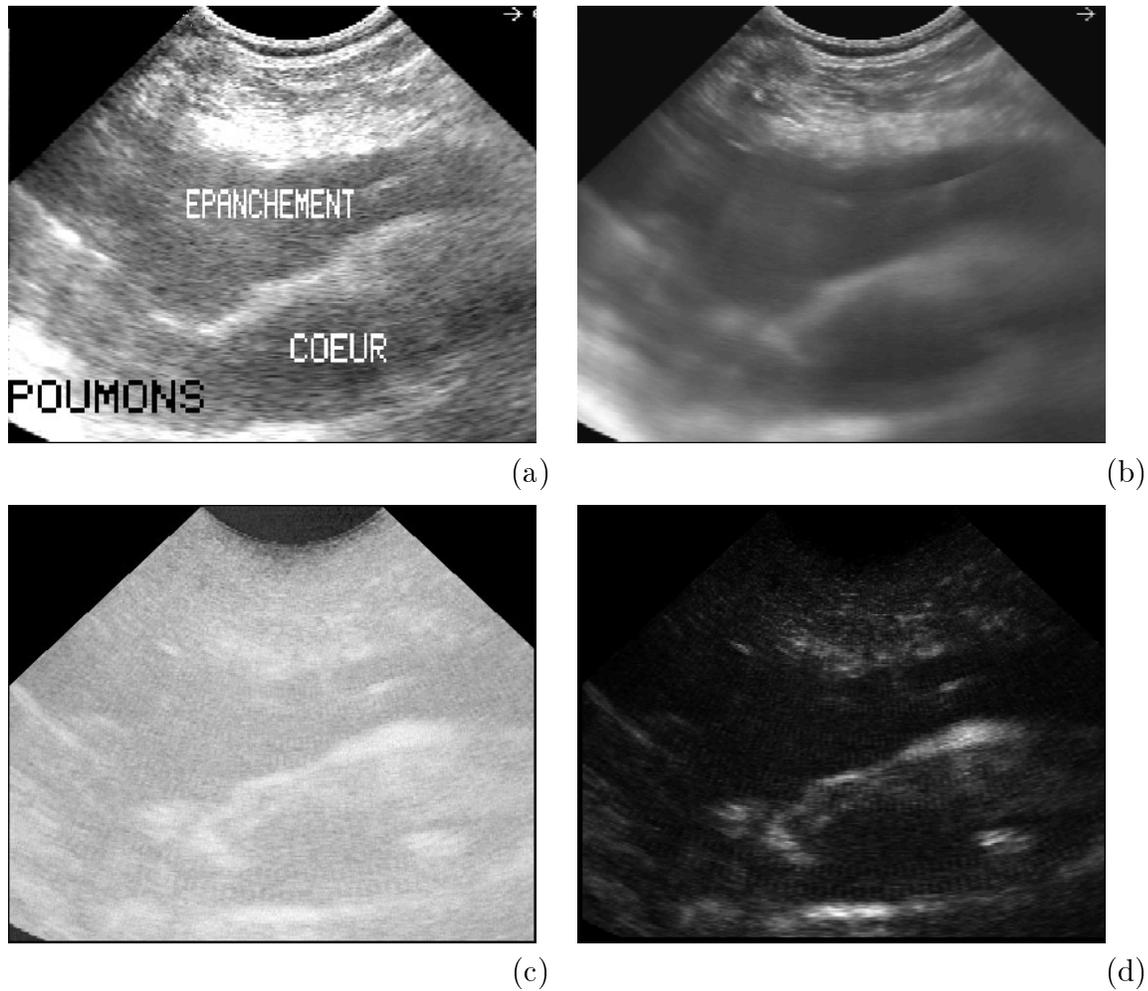


FIG. 2.8 – Paramètres généraux mettant en évidence la dynamique du coeur. (a) Echocardiogramme témoin; (b) Image de l'énergie mettant en évidence les structures de forte dynamique (coeur, poumons, péricarde); (c) Image de l'entropie (GLD) mettant en évidence les structures de forte dynamique (coeur, poumons, péricarde); (d) Image du contraste (GLD) mettant en évidence les zones de séparation entre les organes

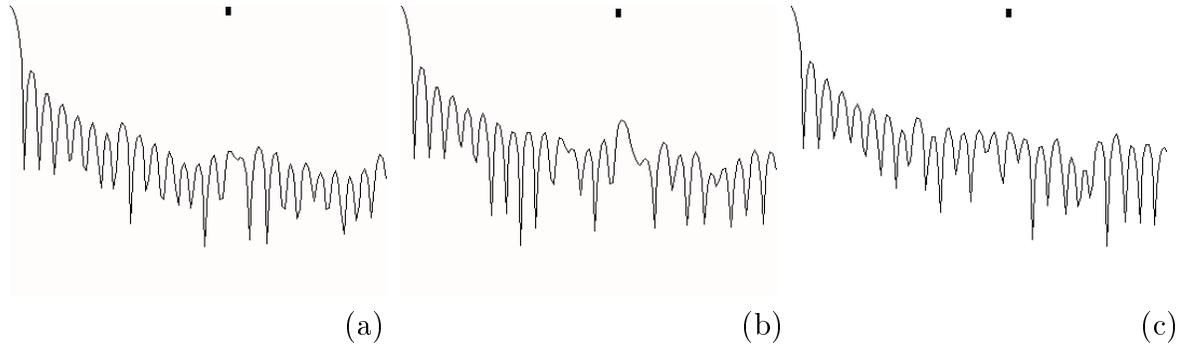


FIG. 2.9 – Transformées de Fourier dans une zone proche de l'épicarde (le point noir au centre de l'image 2.10.a). (a) à l'extérieur du coeur (dans l'épanchement); (b) sur l'épicarde; (c) dans le myocarde. On remarque une harmonique de plus grande amplitude et énergie située sur l'épicarde.

et nous retenons trois paramètres : l'amplitude de l'harmonique, sa position (l'abscisse dans l'espace de Fourier) et le rapport signal sur bruit RSB . Ce rapport est calculé avec la relation :

$$RSB = \frac{E_h}{E_s - E_h} \quad (2.33)$$

où E_h est l'énergie de l'harmonique et E_s est l'énergie au dessus du seuil $s = 0.8$ Hz. Pour illustrer le comportement dynamique à l'intérieur d'une zone située à proximité de l'épicarde (le point noir au centre de l'image 2.10.a), nous avons choisi trois points (respectivement dans l'épanchement, sur l'épicarde et dans le myocarde - ils sont se confondent dans la figure 2.10.a) et nous avons calculé les transformées de Fourier respectives. Le résultat est rapporté dans la figure 2.9 et montre que le point situé sur l'épicarde présente une harmonique mieux individualisée.

Pour conclure, nous présentons la façon dont nous entendons interpréter les trois paramètres harmoniques (amplitude, position et RSB) présentés dans les figures 2.10 (patient avec un épanchement réel) et 2.11 (cochon avec un épanchement provoqué).

L'amplitude de l'harmonique (figure 2.10.b) nous semble constituer un paramètre qui individualise bien le coeur. Le maximum de ce paramètre est toujours distribué sur l'épicarde et il couvre une surface assez importante. Nous avons noté que des valeurs isolées d'une amplitude comparable, mais couvrant de plus petites surfaces, sont présents ailleurs dans l'image. On attribue ce comportement, soit au bruit, soit à l'incompressibilité de la matière visqueuse qui entoure le coeur. En effet, l'onde de choc induite par le coeur est transmise sans beaucoup d'atténuation et par ricochet, d'autres structures, tels que les poumons, sont ainsi mises en évidence. Par contre, dans les acquisitions faites sur des cochons (figure 2.11.b), ce paramètre n'arrive pas à différencier le coeur. La taille du coeur étant trop petite, les surfaces de grande amplitude sont moins significatives que celles produites par d'autres structures.

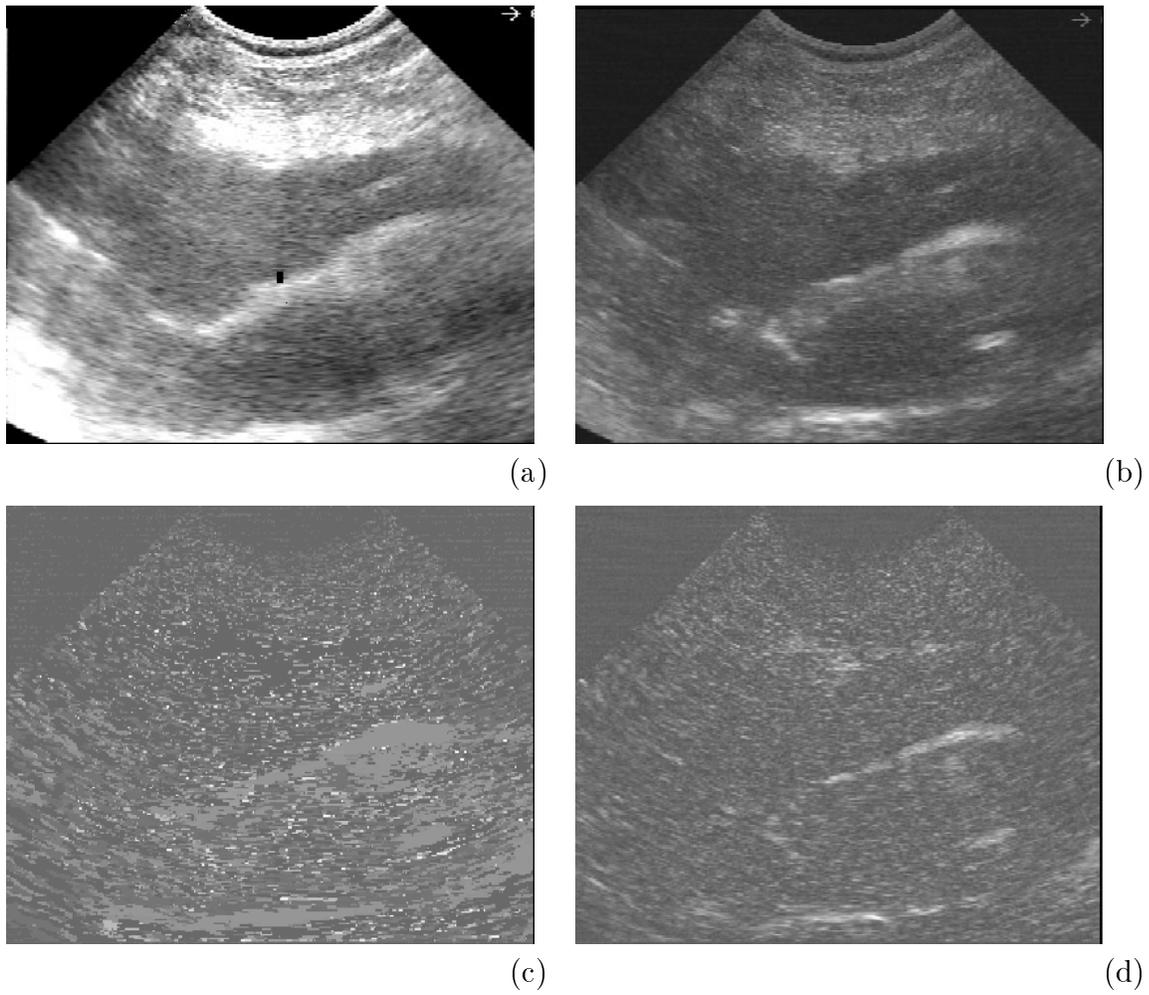


FIG. 2.10 – Paramètres fréquentiels mettant en évidence le dynamisme du coeur chez le patient. (a) Echocardiogramme témoin ; (b) Amplitude de l'harmonique dominante ; (c) Position de l'harmonique dominante ; (d) Rapport signal sur bruit

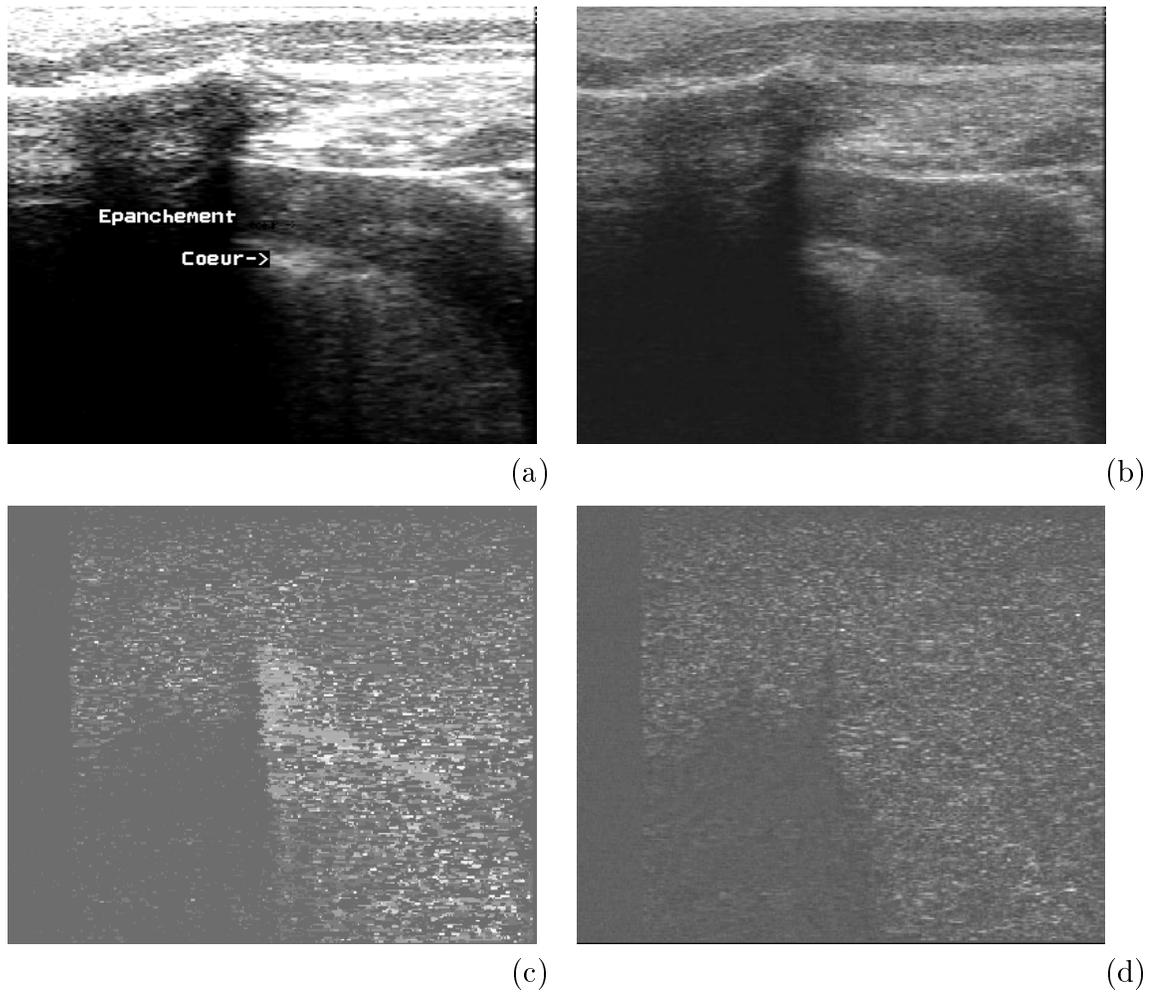


FIG. 2.11 – Paramètres fréquentiels mettant en évidence le dynamisme du coeur chez le cochon. (a) Echocardiogramme témoin ; (b) Amplitude de l'harmonique dominante ; (c) Position de l'harmonique dominante ; (d) Rapport signal sur bruit

La position de l'harmonique (figures 2.10.c et 2.11.c) doit être corrélée à la fréquence cardiaque. En effet, si on éliminait les valeurs extrêmes, ce paramètre devrait être concentré autour du coeur, ce qui est confirmé par les figures 2.10.c et 2.11.c). En faisant une analyse statistique simple (extraction de la moyenne et de l'écart type), le rythme cardiaque est évalué à 64.8 ± 8.8 cycles/sec chez le patient et à 86.8 ± 10.8 cycles/sec chez le cochon. Ces valeurs, aussi peu précises qu'elles soient en raison de la fréquence d'acquisition, nous semblent raisonnables et elles correspondent grossièrement à la réalité.

Le rapport signal sur bruit est très bien localisé chez le patient (figures 2.10.d) mais très peu distinct chez le cochon (figures 2.11.d). Nous n'avons pas d'explication valable de ce comportement. Nous pensons toutefois, que, le rythme cardiaque du cochon étant plus élevé, la fréquence d'acquisition des images peut être responsable.

Segmentation de l'image de paramètres par classificateur hiérarchiques

Pour l'instant, l'information contenue dans la séquence d'images a été seulement transférée de façon convenable dans des images de paramètres. Pour être utilisables, ces nouvelles images seront traitées par des techniques de segmentation conventionnelle. Dans ce sens, nous avons matérialisé l'idée de J. Demongeot d'organiser l'image par classificateurs hiérarchiques fondés sur les niveaux de gris, en exploitant les propriétés fondamentales des courbes de niveau.

Dans le domaine du continu, une image peut être vue comme une surface topographique I dépourvue de surplombs. Elle sera décrite par la fonction $I : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^+$. On note :

1. $h_{\min} = \min(I)$ et $h_{\max} = \max(I)$,
2. $[I]^h$ est le seuil supérieur du niveau $h : [I]^h := \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid I(x, y) \leq h\}$,
3. Nous considérons un ensemble ordonné Π de plans horizontaux d'altitudes $h \in [h_{\min}, h_{\max}]$,
4. $\pi^h \in \Pi$ est le plan d'altitude h .

L'intersection entre la surface I et l'ensemble des plans horizontaux Π génère un ensemble de courbes horizontales fermées qu'on appelle *courbes de niveaux*. En projetant les *courbes de niveaux* sur un plan horizontal π^h (ex : π^0 - le plan d'ordonnée nulle), on obtient un ensemble de courbes fermées Θ qui englobent des composantes connexes, appelés confineurs. L'ensemble des composantes connexes est noté Ω de cardinal $C = \text{Card}(\Omega)$. Les propriétés des composantes connexes qui nous aideront à organiser l'information sont :

- (P1) tout couple de composantes connexes non-disjointes $(\omega_i, \omega_j) := \{\omega_i, \omega_j \in \Omega \mid i, j \in C \mid \omega_i \cap \omega_j \neq \phi\}$ respecte la relation $\omega_i \subseteq \omega_j$ si ω_i a été générée par une courbe de niveau située à un plus haut niveau que ω_j .

- (P2) pour tout couple de composantes connexes non-disjointes (ω_i, ω_j) qui respecte la relation antérieure $\omega_i \subseteq \omega_j$, la projection des éléments ω_i, ω_j sur une droite quelconque du plan π^h génère deux segments s_i, s_j qui respectent la relation $s_i \subseteq s_j$.
- (P3) Soit l'ensemble des composantes connexes $\{\omega_i\}_{i \in J_h \subset C}$ correspondant à une coupe par π^h de la surface I : si A est la somme des aires des $\omega_i, i \in J_h$, alors $\bigcup_{i \in J_h} \omega_i$ et le sous-ensemble d'aire A minimum parmi ceux qui ont une intégrale du niveau de gris égale à la sienne.

La propriété (P1) nous dit que toute image peut être représentée sous forme d'un graphe qu'on appellera *arbre de confinement* T_I de l'image I et la propriété (P2) nous aide à accélérer le processus de filiation. La propriété (P3) définit les composantes connexes comme solution d'un problème variationnel. L'algorithme qui résulte de (P1, P2, P3), décrit dans l'annexe F, exploite les propriétés des listes chaînées et se distingue par une grande vitesse de calcul (chaque pixel est visité une seule fois). L'arbre de confinement jouit d'une propriété d'invariance intéressante démontrée dans [Mattes98] : *l'arbre de confinement de la transformée de I par une fonction ϕ , respectant les propriétés physiques attachées à chaque pixel et à son transformé, est conservé ($T_I \equiv T_{\phi(I)}$) et les confineurs de l'arbre T_I sont transformés dans les confineurs de l'arbre $T_{\phi(I)}$* . Les auteurs appliquent cette propriété dans un contexte recalage/segmentation en considérant que deux images proches dans le temps (ex : le cycle cardiaque) ou dans l'espace, ont le même arbre de confinement. Les résultats qu'ils obtiennent montrent une grande sensibilité au bruit. Nous faisons la remarque que, dans un contexte de recalage pur, tous les niveaux de gris ne portent pas une information intéressante. En conséquence, en choisissant bien les niveaux de gris de l'ensemble Π , on arriverait à détecter un *arbre de confinement* essentiel, représentant plus fidèlement les objets de la scène, qui serait sans doute moins sensible au bruit.

Si on se place dans un contexte de segmentation pure, l'*arbre de confinement* est un outil idéal pour segmenter l'image par seuillage. Ces propos sont illustrés dans la figure 2.12 où des zones sécuritaires sont délimitées pour guider la segmentation de lépanchement péricardique chez l'humain (figure 2.12.a et b) et chez le cochon (figure 2.12.c et d). Les composantes binaires obtenues après seuillage pourront être plus facilement regroupées par affinités régionales. Egalement, leurs paramètres géométriques : surface, périmètre, matrice d'inertie, distance d'Hausdorff entre différents éléments, sont rapidement calculés.

En conclusion, aucun des paramètres harmoniques que nous avons proposés (amplitude, position, *RSB*), n'est assez fiable pour lui confier la tâche de détection automatique du coeur. Tout dépendant des circonstances, chacun des paramètres peut-être plus discriminant que les autres. De plus, le choix d'une combinaison de paramètres nous semble très judicieux. Nous verrons plus tard, dans le cadre de la section 4.5 dédiée à la ponction péricardique, comment nous envisageons de combiner et utiliser ces paramètres.

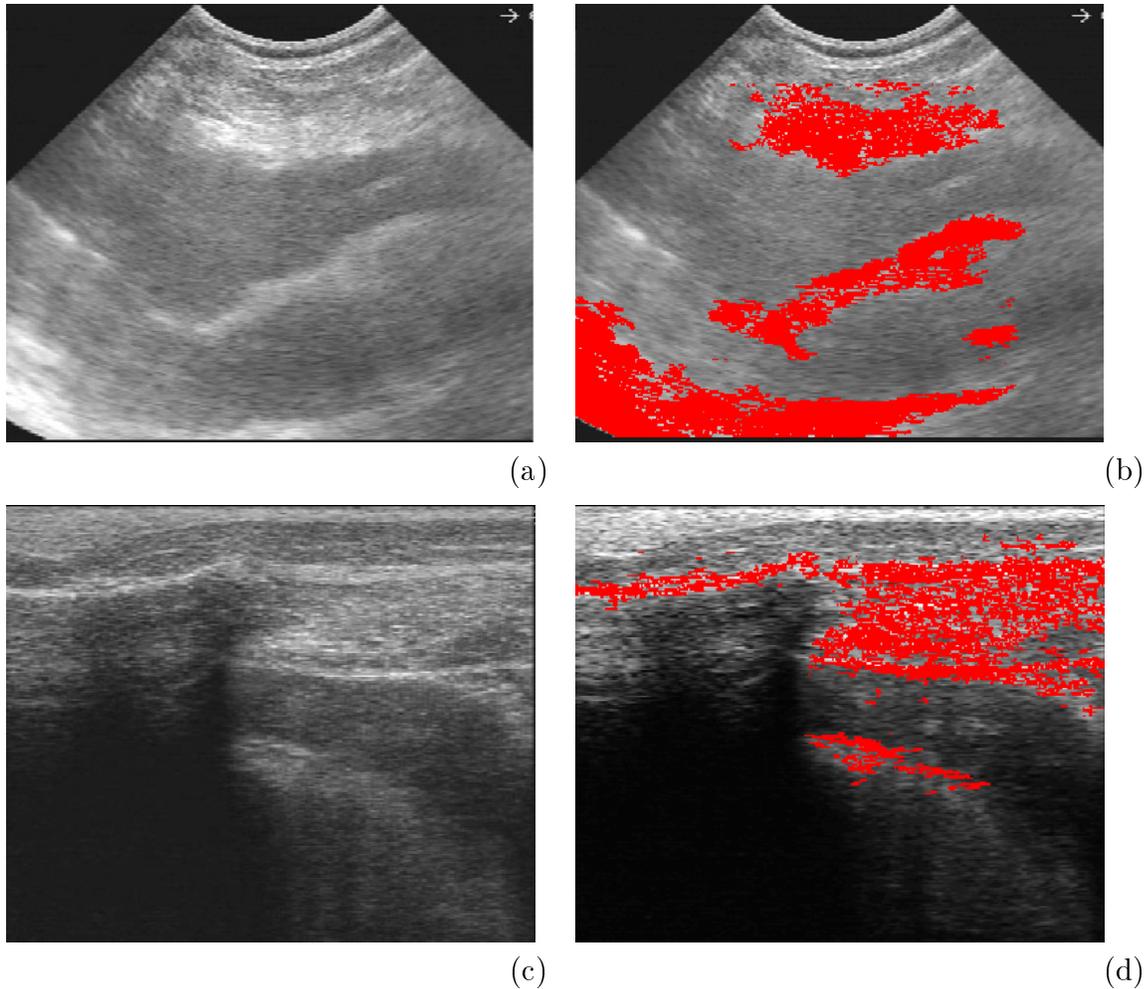


FIG. 2.12 – Exemple d'utilisation de l'arbre de confinement pour délimiter des zones sécuritaires autour du coeur. Notations : p_1 - amplitude de l'harmonique, p_2 - position de l'harmonique, p_3 - rapport signal sur bruit (RSB). (a) Echocardiogramme témoin - épanchement réel chez l'humain ; (b) Zone de sécurité obtenu avec $0.75p_1$; (c) Echocardiogramme témoin - épanchement induit chez le cochon ; (d) Zone de sécurité obtenu avec $0.85p_1p_2p_3$;

2.4.4 Notre contribution : méthode préconisée pour la segmentation 2D

Nous avons vu dans le paragraphe §2.3.2 les avantages que la segmentation par *lpe* représente, en l'occurrence :

1. la *lpe* contient toujours certains segments placés correctement sur les contours,
2. la *lpe* traite de façon adéquate les jonctions multiples.

Dans le paragraphe §2.4.3, nous avons fait connaissance avec la méthode des arbres de confinement utilisée pour le recalage de deux images peu différentes (ex : deux phases successives du cycle cardiaque, étude des migrations des cellules, etc.). Les deux méthodes ont en commun des algorithmes fondés sur l'érosion progressive des niveaux de gris de l'image. Dans le paragraphe §2.4.3, nous avons fait la remarque qu'un arbre de confinement trop riche (calculé à partir de tous les niveaux de gris) ne serait d'aucune utilité dans les applications qui visent l'extraction de contours de grandes tailles.

Ce que nous proposons est de réduire l'arbre de confinement primitif à un squelette essentiel représentant uniquement les principaux organes qui constituent l'image échographique. Pour cela, nous envisageons d'utiliser des techniques de regroupement de régions appliquées aux bassins versants de la *lpe*. Dans ce contexte, en utilisant les propriétés topologiques de l'arbre de confinement réduit, il nous semble qu'il serait facile d'accentuer la contribution du modèle à la segmentation.

2.5 Calibrage échographique

Le résultat du recalage TDM/écho repose, entre autres, sur la précision du calibrage des images échographiques 2D. Dans cette section, nous allons présenter une approche globale du calibrage des sondes échographiques à balayage linéaire et sectoriel.

2.5.1 Principes de localisation

Présentation générale

Si un solide indéformable S est identifié à son propre référentiel Ref_{loc} , la position de tout point P_i^S appartenant au solide S est parfaitement déterminé dans référentiel absolu Ref_{abs} de l'espace 3D si on est capable de mesurer la transformation T qui lie les deux référentiels. De façon générale la transformation T est composée d'une matrice de rotation R et d'un vecteur de translation t . Ainsi, le changement de coordonnées d'un référentiel à l'autre s'exprime par les relations suivantes :

$$P_{abs} = \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \times P_{loc} = R \times P_{loc} + t \quad (2.34)$$

$$P_{loc} = \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \times P_{abs} = R^{-1} \times P_{abs} - R^{-1} \times t \quad (2.35)$$

où P_{abs} représente les coordonnées d'un point dans le référentiel Ref_{abs} et P_{loc} représente les coordonnées d'un point dans le référentiel Ref_{loc} .

La mesure de la transformation T est possible grâce à un capteur de position indéformable, communément appelé SIL (Solide Indéformable de Localisation), solidaire au solide S . Différents types de capteurs de position existent aujourd'hui et ils se classifient en fonction du phénomène physique qu'ils utilisent pour être détectés. On rappelle principalement :

- les capteurs mécaniques (ex : bras de robot à six degrés de liberté),
- les capteurs électromagnétiques composés d'un émetteur de champ électromagnétique et d'un récepteur capable de mesure le flux magnétique,
- les capteurs acoustiques fonctionnant à base d'ultrasons,
- les capteurs optiques avec des marqueurs actifs ou passifs.

Les applications que nous avons traitées utilisent exclusivement des capteurs optiques avec des marqueurs actifs (figure 2.14). Il s'agit d'un SIL équipé d'un ensemble de N_M ($N_M \geq 3$) diodes infrarouge activées séquentiellement. Les marqueurs actifs sont détectés par un ensemble de deux ou trois caméras à une dimension.

La figure 2.13 présente un système de localisation équipé de l'unité optique de type *Optotrak*. Les trois caméras d'une unité optique sont chargées de repérer dans l'espace $3D$ l'unique marqueur actif à l'instant t . Le principe de repérage de ce type de capteur repose sur l'intersection de trois plans. Chaque plan est associé à une des trois caméras et il est le résultat de la transformation optique produite par les lentilles cylindriques placées devant les barrettes CCD à 2048 éléments. Une lentille cylindrique transforme l'image d'un point en une ligne étroite qui se projette de façon orthogonale sur la barrette CCD. Cette ligne et le point à détecter déterminent un plan perpendiculaire à la barrette CCD. Ainsi, l'intersection des trois plans correspondant aux trois caméras, permet de reconstruire les coordonnées $3D$ du point détecté.

Calibrage des SILs

Le calibrage intrinsèque d'un SIL consiste à lui associer un référentiel Ref_{SIL} à partir de la position des N_M marqueurs qu'ils équipent. En principe, il s'agit de détecter la position $3D$ des N_M marqueurs. On se fixe ensuite une origine qui coïncide avec la position du premier marqueur détecté. De plus, les deux prochains marqueurs détectés deviennent les extrémités de deux vecteurs. A partir de l'origine et de ces deux vecteurs coplanaires, on peut, dès maintenant, calculer les paramètres du référentiel Ref_{SIL} .

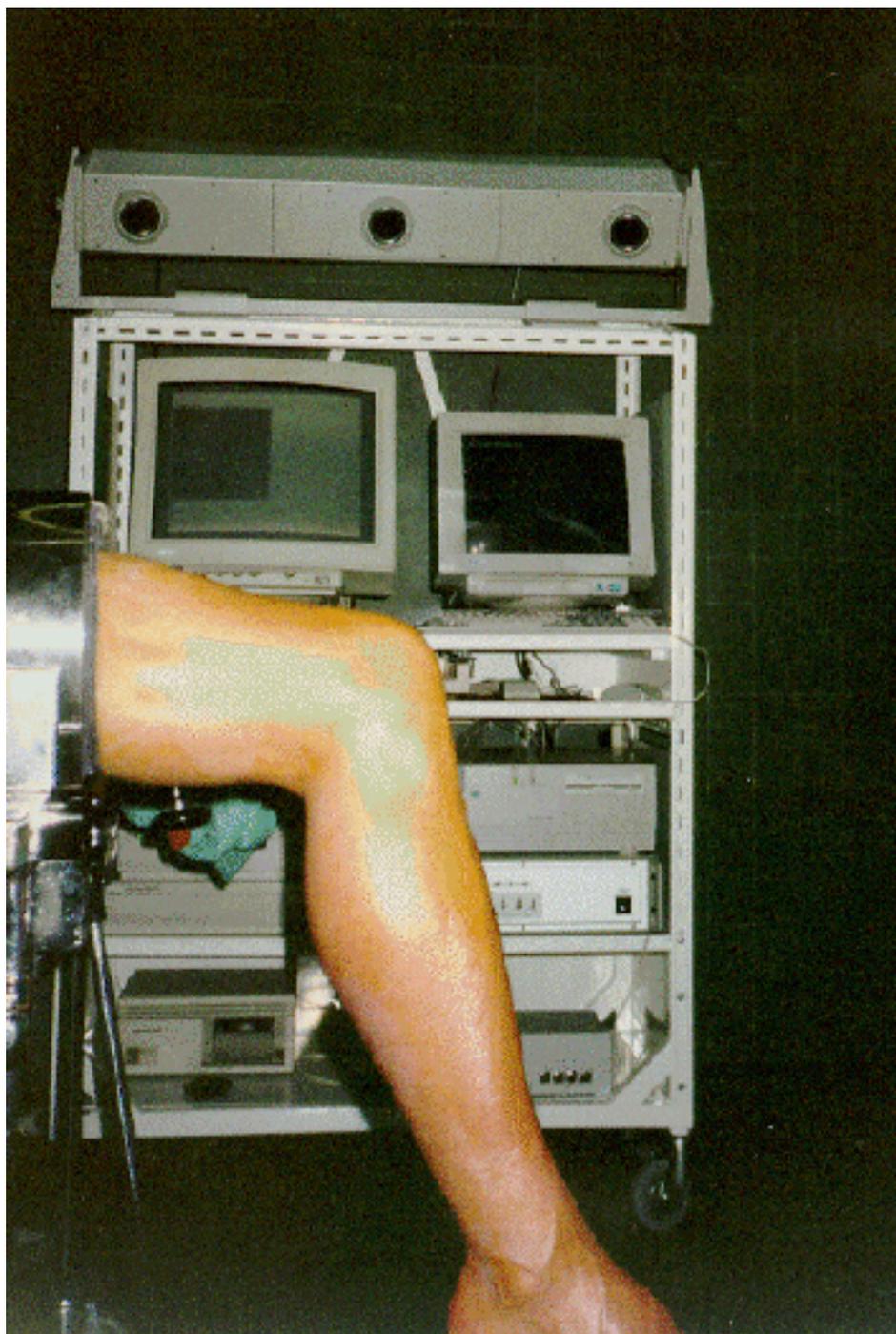


FIG. 2.13 – Système de localisation Optotrak permettant le repérage 3D de marqueurs optiques actifs (diodes infrarouge).

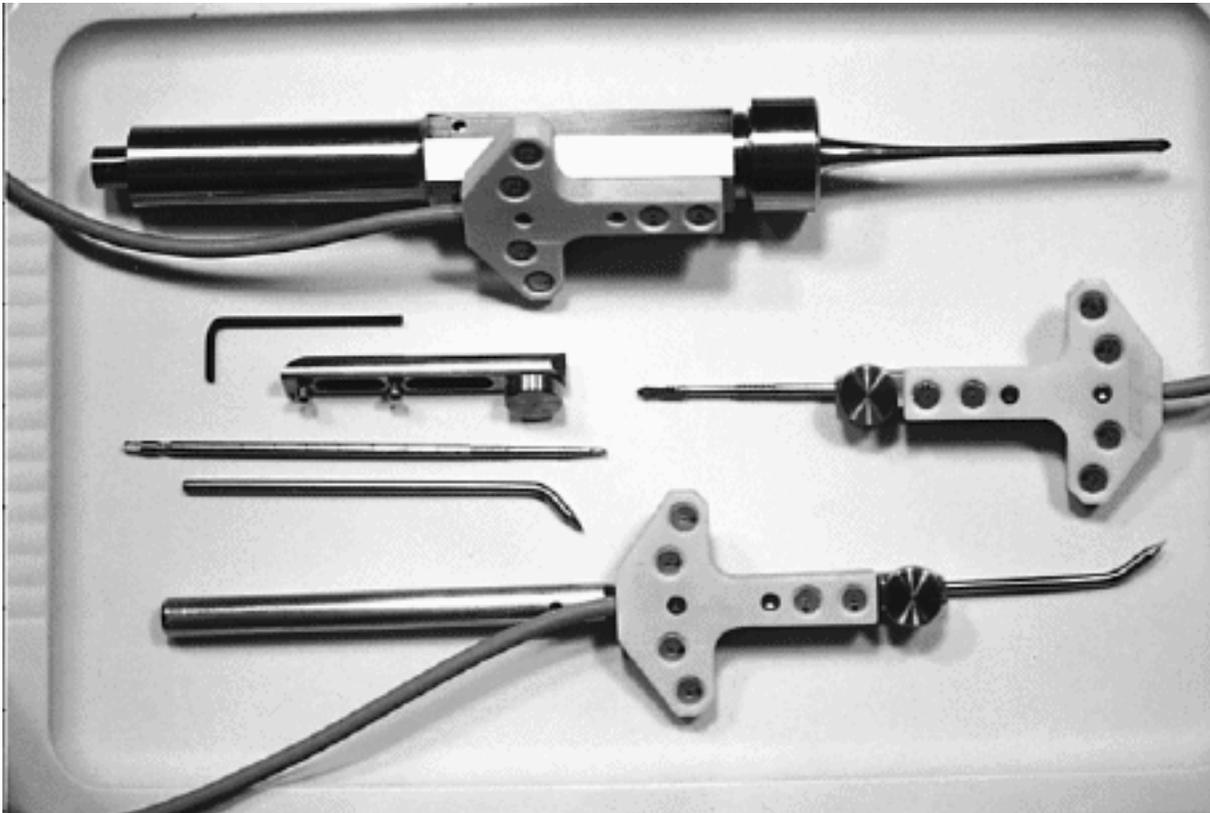


FIG. 2.14 – Différents types de SILs équipés de diodes infrarouge.

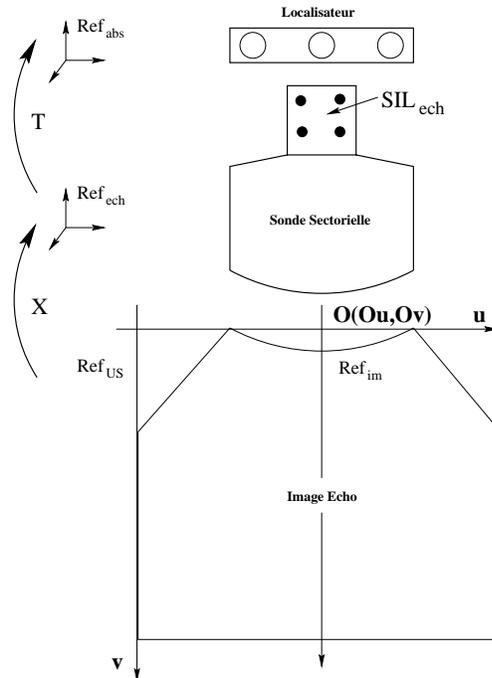


FIG. 2.15 – Différents référentiels impliqués dans le calibrage des images échographique.

2.5.2 Considérations générales

Dans un système d'échographie dite $2.5D$, le repérage spatial de la sonde échographique se fait par l'intermédiaire d'un SIL dont la précision est généralement sub millimétrique. Un localisateur optique, magnétique, mécanique ou ultrasonore évalue la transformation T entre son propre référentiel Ref_{abs} et le référentiel de la sonde associé au SIL Ref_{ech} (figure 2.15). Dans ce projet nous avons utilisé plusieurs types de localisateurs capables de détecter des capteurs optiques actifs : Optotrak, Flashpoint et Polaris. Le problème du calibrage consiste à calculer une transformation rigide X entre le référentiel de la sonde Ref_{ech} et le référentiel de l'image ultrasonore Ref_{US} . Pour des raisons pratiques nous avons choisi de placer l'origine du référentiel Ref_{US} au milieu de la première ligne de l'image. Ainsi, indépendamment du type de sonde utilisé et de la profondeur à laquelle elle travaille, la transformation X restera inchangée. De plus, les erreurs associées à l'inexactitude des calculs seront diminuées.

2.5.3 Modèle géométrique de l'image échographique

L'image échographique est obtenue par interpolation bi-linéaire entre les faisceaux d'ultrasons émis par la sonde. Le résultat est une image isotrope exprimée en coordonnées cartésiennes $2D$ formant un plan virtuel. Ce plan, situé dans le plan médian

de balayage ultrasonore, a pour niveau échographique, à chaque pixel, l'intégrale de l'information située sur l'épaisseur du champ ultrasonore. On peut assimiler ainsi la transformation des points de l'espace 3D en points image 2D à la projection orthogonale d'une tranche de volume sur son plan médian. Une transformation affine équivalente à un changement d'échelle $K(k_x, k_y)$ (exprimés en *mm/pixels*) permettra le passage des pixels du référentiel image Ref_{im} d'origine $O(O_u, O_v)$, vers l'espace 2D millimétrique du référentiel Ref_{US} .

Les paramètres de cette transformation, appelés paramètres intrinsèques, respectent la relation suivante exprimée en coordonnées homogènes :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \left(\begin{pmatrix} u \\ v \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} O_u \\ O_v \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right) \quad (2.36)$$

Ainsi, au pixel $P(u, v)$ de l'image, on associe les coordonnées millimétriques $P(x, y, 0)$ par une transformation affine représentant une translation, une réflexion et un changement d'échelle dans l'ordre de leur application.

Afin de connaître les paramètres extrinsèques de la sonde échographique nous avons testé plusieurs méthodes qui seront exposées dans les paragraphes qui suivent.

2.5.4 Méthode géométrique

Cette méthode, extrêmement simple, ne fait pas appel à des calculs complexes et ne se fonde même pas sur l'interprétation d'images échographiques. Nous partons de l'idée que le manufacturier a déjà calibré la sonde et que les échelles affichées à l'écran représentant la taille de l'image en *mm* sont correctes. Affichée sur un écran aux pixels carrés, cette image linéaire est parfaitement isotrope. En conséquence, nous considérons que les paramètres intrinsèques $k(k_x, k_y)$ sont connus, de plus, $k_x = k_y$. Nous faisons coïncider maintenant le plus exactement possible une surface rigide plane avec le plan virtuel de l'image. Sur cette surface nous avons repéré trois points caractéristiques dont les coordonnées dans le référentiel Ref_{abs} sont obtenues par palpation. Deux des points caractéristiques sont les extrémités des éléments piézo-électriques. Implicitement, ils coïncident aux bornes de la première ligne de l'image. Le troisième point aide à identifier le plan et nous l'avons choisi le plus loin possible dans l'axe médian de l'image.

La transformation rigide optimale est obtenue par une mise en correspondance de points [Horaud93], [Arun87]. La minimisation correspondant à cette situation se fait conformément à l'équation suivante :

$$\varepsilon^2 = \min_{X=[R,t]} \left(\sum_{i=1}^3 \|Q_i - P_i\|^2 \right) \quad (2.37)$$

où $[R, t]$ correspondent aux composantes rotations et translations de la transformation X recherchée et Q_i et P_i représentent respectivement les points caractéristiques de la surface plane dans le référentiel de travail Ref_{abs} et les points de l'image après leur transformation dans le même référentiel par la relation matricielle qui suit :

$$P_{i[mm]} = T \cdot X \cdot K \cdot (p_{i[pix]} - O_{[pix]}) \quad (2.38)$$

où $p_{i[pix]}$ désigne les points de l'image exprimés en pixels dans le référentiel de l'image, $O_{[pix]}$ est l'origine exprimée en pixels dans le référentiel de l'image, K est le vecteur des paramètres intrinsèques, $X = [R, t]$ est la matrice de calibrage recherchée et T est la transformation entre le SIL de la sonde et le référentiel absolu Ref_{abs} mesuré par le localisateur optique. Les résultats de cette méthode appliquée aux sondes linéaires sont comparables aux méthodes plus élaborées que nous verrons plus tard. La transformation X ainsi obtenue constitue une bonne attitude de départ pour la minimisation non-linéaire qui sera détaillée dans la section 4.1.

L'intérêt suscité par l'échographie dans les problèmes de recalage pourrait déterminer les manufacturiers à livrer les sondes avec des dispositifs mécaniques semblables facilitant ainsi la tâche des utilisateurs.

2.5.5 Méthode des fils

Cette méthode est une amélioration de la méthode précédente. Afin de déterminer l'ensemble des paramètres de la sonde échographique qui permettront un repérage unique d'un pixel de l'image dans l'espace $3D$ du référentiel Ref_{abs} , nous allons acquérir des images d'une mire de calibrage. Un cadre en Plexiglas usiné à une précision de $0.01mm$, constitue le support d'un triangle à géométrie variable réalisé en fil de Nylon échogène. Le triangle (figure 2.16.a) s'adapte facilement aux différentes dimensions d'images échographiques. A partir d'un nombre suffisant de points de repère qui encadrent la mire, nous pouvons interpoler les coordonnées du triangle dans le référentiel Ref_{mire} . Un SIL lie le référentiel Ref_{mire} au référentiel Ref_{abs} par la transformation T , ce qui nous permet de connaître avec une grande précision les équations des droites constituant le triangle ainsi que les coordonnées de leur intersection.

Les images sont acquises après l'immersion de la mire dans l'eau. L'eau est pour les ultrasons un milieu peu échogène. La suspension d'impuretés et de bulles d'air génère des échos parasites qui affectent la qualité des images et qui rendent difficile la segmentation automatique. A cela s'ajoute la faible atténuation des ultrasons dans l'eau. L'onde écho voyage ainsi longuement avant son extinction et cela favorise l'apparition de reflets puissants produits par la cuve et la mire [Wehn97]. Pour palier cela, nous prenons N images à la même position, ce qui améliore le rapport signal sur bruit (la variance du signal à σ^2/N sera diminuée d'un facteur $1/N$). La qualité des résultats dépend également de la dimension du triangle. Idéalement, le triangle doit couvrir le maximum

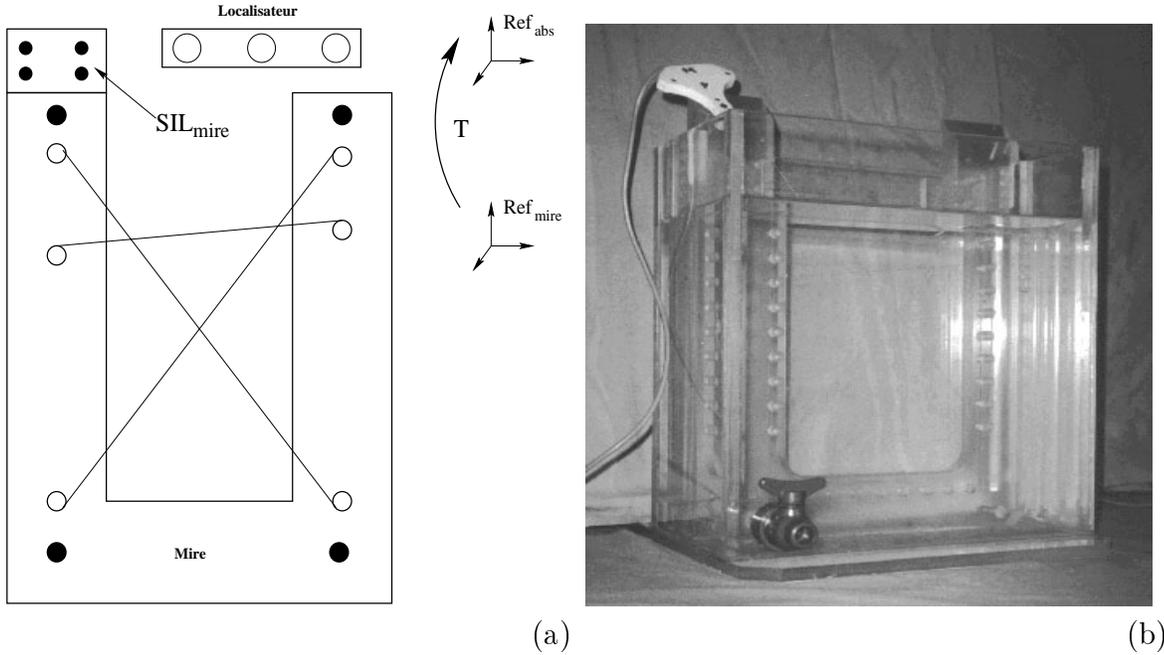


FIG. 2.16 – Mire de calibration utilisée dans la méthode des fils. (a) Modèle géométrique de la mire ; (b) Vue d'ensemble de la mire de calibration.

de l'image. En outre, l'image échographique du triangle est la projection de celui-ci sur le plan de l'image. L'épaisseur du champ ultrasonore (3 mm) augmente l'incertitude d'alignement des deux plans. Acquérir plusieurs images prises à différents angles tout en essayant de rester dans le même plan sera bénéfique. Le calibration sera fait ensuite en deux étapes. La première sert à déterminer les paramètres intrinsèques $K(k_x, k_y)$ de l'image. Elle se fonde sur l'invariance de la longueur de segments transformés par des rotations et translations exprimée par la relation suivante :

$$k_x^2 \Delta u^2 + k_y^2 \Delta v^2 = \Delta x^2 + \Delta y^2 \tag{2.39}$$

On obtient ainsi un système sur-déterminé de $3N$ équations linéaires à deux inconnues (k_x, k_y) , où N est le nombre d'images incluses dans le calcul.

La deuxième étape suit la méthodologie et utilise les relations mathématiques du paragraphe précédent. Cette fois, les points mis en correspondance sont les sommets du triangle.

Correction de la vitesse des ultrasons

Le calibration n'est pas fait dans les conditions habituelles d'utilisation de la sonde échographique. La vitesse moyenne des ultrasons dans l'eau est de 1480 m/sec tandis que les échographes sont conçus pour analyser du tissu mou dans lequel la vitesse

moyenne de propagation des ultrasons est de 1540 m/sec. Cette différence engendre des distorsions indésirables dans les images échographiques. Notons k_{US} le rapport correctif ($k_{US} = c_{tissu}/c_{eau} = 1540/1480 \cong 1.04$) permettant de faire le passage entre les points équivalents eau et les points équivalents tissu moyen.

Dans le cas des sondes à balayage linéaire (figure 2.17.a), uniquement les ordonnées des points seront affectées. Ainsi, l'image d'un objet rectiligne reste un objet rectiligne. Pour ramener une image échographique prise dans l'eau aux conditions d'investigation du tissu mou, nous appliquons la transformation suivante : $P_{eau}(u, v) \rightarrow P_{tissu}(u, v/k_{US})$. En réalité, nous générons par interpolation bi-linéaire une nouvelle image échographique corrigée qui sera la source de nos traitements ultérieurs. Nous prenons également soin que la correction s'applique uniquement à partir de la surface de la sonde échographique. Le cas des sondes à balayage sectoriel est plus compliqué (figure 2.17.b). Pour évaluer la distorsion d'une droite, nous faisons l'observation que le problème admet comme axe de symétrie la perpendiculaire sur la droite étudiée passant par l'origine virtuelle \mathbf{V} des ultrasons. L'équation paramétrique de la courbe dans le système de coordonnées cartésien xOy est la suivante :

$$\begin{aligned} x &= k_{US} \cdot F \cdot \tan \alpha + (1 - k_{US}) \cdot R \cdot \sin \alpha \\ y &= (k_{US} - 1) \cdot F + (1 - k_{US}) \cdot R \cdot \cos \alpha \end{aligned} \quad (2.40)$$

où R est le rayon de la sonde, $F = \|\overrightarrow{OV}\|$ et α est l'angle $\widehat{OVP}_{eau} = \widehat{OVP}_{tissu}$. Cette courbe, dont les bornes supérieures de l'ordonnée sont $y = (1 - k_{US}) \cdot F$ pour $\alpha = \pm\pi/2$, peut être approchée par une parabole. Comme dans le cas de la sonde à balayage linéaire, nous générons par interpolation bi-linéaire une image de travail corrigée. La correction de l'image a toujours comme origine la surface de la sonde représentée par le cercle de rayon R et de centre V .

Segmentation des structures filaires dans les images échographiques

Malgré la simplicité des images échographiques traitées au cours du calibrage, toute procédure de segmentation manuelle ou automatique doit tenir compte de la spécificité des objets contenus dans l'image. En l'occurrence, nous devons répondre à la question suivante : comment identifier un point matériel de l'espace $3D$ à un objet de l'image ? La réponse à cette question a été donnée dans le paragraphe §2.1.1 (voir artefacts - résolution axiale). En conclusion, la segmentation des fils se fera dans l'axe des traces, en prenant comme référence le maximum du signal échographique. A partir de cette observation, nous avons développé une procédure de segmentation automatique. La littérature concernant la reconnaissance et la reconstruction de formes, l'estimation de la position et la segmentation d'images et de courbes propose plusieurs méthodes d'extraction de primitives géométriques d'une image. Dans [Veelaert97], les points de l'image sont regroupés progressivement en fonction de leur appartenance à un ensemble de primitives

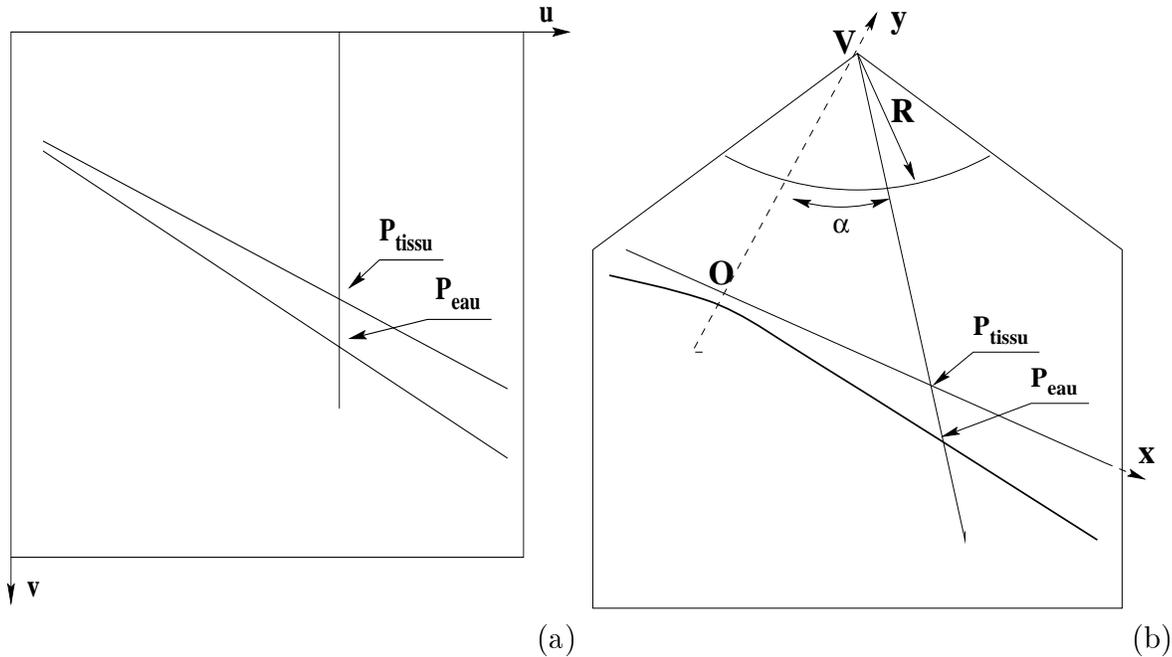


FIG. 2.17 – Correction de la vitesse des ultrasons (a) Distorsions générées par une sonde linéaire ; (b) Distorsions générées par une sonde sectorielle.

(lignes, cercles, ellipses). Une fonction de coût est évaluée pour chaque groupe de points. Uniquement les groupes dont la fonction de coût reste en-dessous d'un seuil sont retenus et classifiés. La transformée de Hough est largement utilisée dans la détection de droites [Gonzales93], de coniques [Ser95] ou d'objets spécifiques à l'imagerie médicale [Philip94]. Des algorithmes accélérés, axés sur l'optimisation du temps de calcul par Monte Carlo [Xu90] ou par une approche multi-résolution [Illingworth87], ont été développés. Une méthode intéressante et performante, qui résout le problème des formes épaisses, est mise en oeuvre dans [Duquenoy97] pour la détection de formes ellipsoïdales. Elle correspond en quelque sorte à notre situation où les traces sont épaisses, mais elle ne répond pas à une exigence majeure : segmenter le signal sur sa ligne de crête.

Habituellement on utilise une image préalablement segmentée, pour extraire les primitives par l'intermédiaire de la transformée de Hough. Tout en gardant cette option, nous avons choisi d'utiliser l'espace de Hough comme aide à la segmentation.

Dans l'espace cartésien $2D$, une droite peut être exprimée par deux paramètres :

$$(D) : x \cdot \sin \alpha + y \cdot \cos \alpha - d = 0 \quad (2.41)$$

où d est la distance de l'origine à la droite et $\tan \alpha$ est la pente de la droite (figure 2.18.a). Le domaine discret de l'image $I(N_l, N_c)$ (N_l = nombre de lignes, N_c = nombre de colonnes) est transformé dans le domaine continu $(\alpha, d) = [0, \pi] \times [0, d_{max}]$. Ce domaine

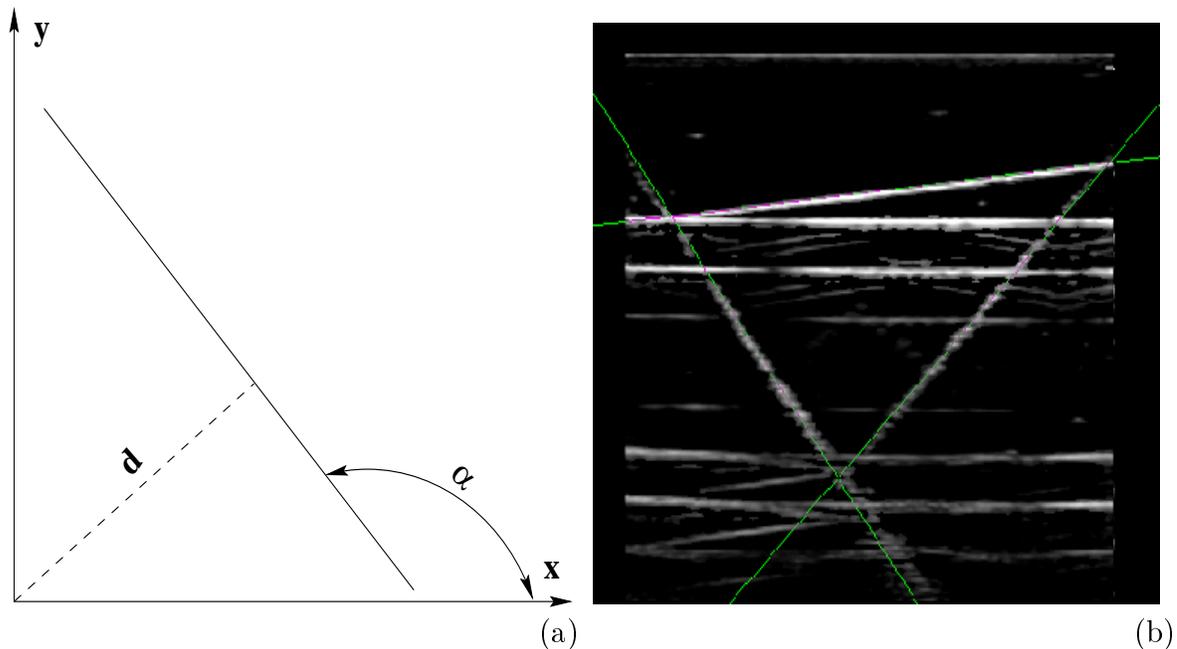


FIG. 2.18 – Utilisation de la transformée de Hough dans le calibrage automatique par la méthode des fils (a) Principe général de la transformée de Hough ; (b) Exemple de segmentation automatique des fils .

continu est discrétisé, de sorte que deux pixels aléatoires de l'image puissent être reliés par une droite du domaine (α, d) . Remarquons que cette méthode de travail nous assure que les paramètres de la droite restent dans le domaine positif, ce qui facilite l'implantation informatique de l'algorithme. Normalement, on traite de cette façon des images binaires. Les cellules d'accumulation de l'espace de Hough enregistrent toute occurrence d'un pixel non nul par incrémentation. Dans notre cas, la transformée de Hough est appliquée à l'image brute. L'image n'étant pas binaire, les cellules de l'espace Hough accumuleront la valeur même du pixel. On favorise ainsi les pixels situés sur la crête du signal. Notre espace de travail devient ainsi l'espace de Hough. Il contient beaucoup d'information excédentaire, qu'on élimine par le mécanisme suivant :

- Tous les pixels qui sont en-dessous d'un certain seuil sont mis à zéro. La valeur du seuil est fixé légèrement au-dessus du mode de l'histogramme. L'expérience nous a montré que 1.25 fois le mode est un choix judicieux.
- Un filtre laplacien de Deriche, est appliqué à l'image brute. La largeur du filtre est fixée à une valeur $\alpha = 0.5$. Toutefois, cette valeur n'est pas critique. Choisie dans la gamme de 0.2 à 1.0, les résultats sont sensiblement les mêmes. La sortie du filtre binarisée représente un masque qui nous permet d'élaguer les nombreux petits objets indésirables.
- Nous pouvons maintenant calculer la transformée de Hough. Le niveau de discrétisation

de l'espace de Hough est fixé à $(\Delta\alpha, \Delta d) = [1^0, 1pixel]$.

- En considérant que les facteurs d'échelle $K(k_x, k_y)$ sont connus, l'espace de Hough est exploré, de manière à trouver trois droites dont les intersections 2 à 2 forment un triangle homothétique à celui de la mire. Un score est attribué à l'occurrence d'un tel triangle exprimé par la relation suivante :

$$C = \frac{S_{\Delta}}{S_{\Delta mire}}(d_0 + d_1 + d_2) \quad (2.42)$$

où S_{Δ} est l'aire du triangle, $S_{\Delta mire}$ est l'aire du triangle de la mire et d_0, d_1 et d_2 sont les valeurs numériques des cellules-accumulateur correspondant aux trois droites qui forment le triangle. On notera que le triangle optimal maximise le coût C . On remarquera que dans la somme $(d_0 + d_1 + d_2)$ les trois droites contribuent entièrement, n'étant pas réduites aux trois segments qui forment le triangle. On note également que l'exploration de l'espace de Hough est exhaustive, ce qui requiert un temps de calcul considérable. Quelques astuces nous permettront d'accélérer l'algorithme au point où le traitement d'une image se fera en quelques secondes. A ce sujet nous mentionnons :

- Ordonner de manière décroissante le contenu de l'espace de Hough.
- Outrepasser les combinaisons qui ne sont pas éligibles à cause de la forme du triangle.
- Eliminer les combinaisons dont une des droites ne contient pas une information significative.
- Nous prenons tout spécialement en compte le fait que le triangle segmenté est en réalité une projection du triangle de la mire. Cela se traduit par un degré de liberté que nous accordons au traitement des angles du triangle (pour une épaisseur du champ ultrasonore de 2.5 mm nous avons obtenu 2^0).
- La combinaison qui réalise le meilleur score est retenue et l'utilisateur peut ensuite l'affiner manuellement.

Nous pouvons maintenant conclure sur cette méthode. Le résultat des tests que nous avons faits est contenu dans les tableaux 2.1 et 2.2. Le tableau 2.1 nous montre la précision de tous les *SILs* impliqués dans cette procédure. On remarquera que, généralement, la localisation se fait avec une précision sous-millimétrique.

Le tableau 2.2 nous présente la précision des calculs effectués pour calibrer une sonde linéaire et une sonde sectorielle Hitachi. La rubrique $K(k_x, k_y)$ démontre que l'hypothèse d'isotropie que nous avons faite au début de ce chapitre est parfaitement réaliste. En effet, pour la sonde linéaire, ce rapport tourne autour de 1.04, ce qui coïncide au k_{US} . Pour la sonde sectorielle, qui couvre généralement un arc de cercle de 90^0 , la valeur du rapport est moindre (le k_{US} est réparti entre les deux axes de l'image). Comme nous l'avons déjà expliqué dans le paragraphe §2.5.3 la mise en correspond du nuage de points segmentés dans toutes les images et les trois coins du triangle de la mire est réalisée par un critère de moindre carrés. Dans les deux tableaux, rms_{moy} et rms_{max} représentent

TAB. 2.1 – Précision de la localisation 3D des différents SILs impliqués dans le calibrage.

<i>SIL</i>	rms_{moy} ; [mm]	rms_{max} ; [mm]	N_{diodes}
<i>Sonde ; écho</i>	0.170	1.090	24
<i>Mire – Pointeur</i>	0.005	0.024	4
<i>Pointe ; pointeur</i>	0.206	0.745	
<i>Repère ; mire ; (6 ; points)</i>	0.470	0.613	

TAB. 2.2 – Précision des résultats du calibrage (lin = sonde linéaire ; sect = sonde sectorielle ; Y = profondeur ; F = fréquence des US ; rms_{moy} = erreur moyenne ; rms_{max} = erreur maximale).

<i>Sonde</i>	N_{images}	Y ; [mm]	F ; [MHz]	k_x/k_y	rms_{moy} ; [mm]	rms_{max} ; [mm]
<i>lin</i>	4	50	7.5	1.040	0.71	1.41
<i>lin</i>	6	65	7.5	1.048	0.94	1.67
<i>lin</i>	6	85	7.5	1.046	0.53	0.98
<i>lin</i>	5	110	7.5	1.039	0.84	1.87
<i>sect</i>	5	110	3.5	1.043	0.86	1.51
<i>sect</i>	5	140	3.5	1.028	0.72	1.32
<i>sect</i>	5	170	3.5	1.013	1.04	1.89
<i>sect</i>	4	210	3.5	1.018	1.14	1.96

l'erreur moyenne respectivement l'erreur maximale de localisation exprimées en *mm*.

2.5.6 Calibrage automatique

Nous avons vu précédemment que les images échographiques prises dans l'eau sont affectées d'un bruit qui est d'autant plus important que la mire est complexe et formée de surfaces et d'arêtes génératrices d'un fort signal spéculaire. On se rappelle aussi que, placé dans un contexte de recalage 3D/3D, le calibrage peut-être vu comme un excellent outil de vérification du formalisme de la mise en correspondance et de sa précision. Dans ce contexte, nous avons développé une méthode de calibrage robuste, précise et entièrement automatique, qui sera présentée en détail dans la section 4.1.

2.6 Conclusions

Utiliser l'échographie comme modalité d'imagerie per-opératoire est indéniablement une solution qui sera de plus en plus utilisée en GMCAO. Malgré le grand potentiel qu'elles représentent, les images échos ne bénéficient pas d'une grande qualité.

Deux grandes voies restent en permanence ouvertes pour augmenter l'utilité des images échographiques : développer des scanners à ultrasons de plus en plus précis et performants et développer des techniques de post-traitement fiables, rapides et automatiques, capables de rendre opérationnelle l'échographie en GMCAO. Cette thèse s'inscrit entièrement dans la deuxième voie.

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter les caractéristiques de base des images échos. Une liste des principaux artefacts a été dressée et nous avons vu de quelle façon les contourner ou les utiliser à notre avantage (ex : l'ombre acoustique). Les principaux filtres linéaires utilisés pour l'amélioration ou la segmentation de l'image ont été décrits. La granularité spécifique des images échographiques, le *speckle*, a été traité plus en détail. Pour la réduction du *speckle*, nous avons abordé les filtres adaptatifs et nous avons souligné la dualité filtrage adaptatif/segmentation. Une grande partie de ce chapitre a été consacrée à la segmentation dite de *bas-niveau*. Nous avons comparé les différents types de segmentation existants dans la littérature et nous avons exprimé nos préférences. Pour aller dans ce sens, nous croyons que la *lpe* associée à des techniques de regroupement de régions présente un grand potentiel. En s'inspirant des différentes techniques de segmentation de séquences d'images, nous avons développé une méthode originale fondée principalement sur la composition spectrale de la séquence d'images. Elle n'est pas automatique, mais il faut rester conscient qu'une tâche aussi délicate que la ponction du péricarde restera pour longtemps sous le contrôle du chirurgien. Cette méthode sera détaillée dans la section 4.5.

Toute intervention de type GMCAO veut dire précision. En conséquence, nous avons accordé une grande attention au calibrage. Les différentes méthodes étudiées nous ont conduit vers une méthode précise et entièrement automatique, qui sera présentée dans la section 4.1.

Notre contribution majeure dans ce chapitre aura été l'analyse approfondie des méthodes existantes, leur implémentation et le choix justifié de deux méthodes globales construites à partir d'une succession d'étapes connues dans la littérature : l'une s'appliquant aux images *2D* statiques en utilisant des outils d'analyse statistique et de morphologie mathématique, l'autre s'appliquant aux séquences d'images en utilisant des outils dérivés du *flot optique* et de l'analyse de textures.

Chapitre 3

Dualité segmentation/recalage

Ce chapitre présente nos travaux sur la segmentation de *haut-niveau*. On entend par segmentation de *haut-niveau*, l'utilisation du modèle pour l'étiquetage des contours générés par la segmentation de *bas-niveau* suivie d'une étape de confirmation. La section 3.1 présente un rappel de la problématique concernant la dualité segmentation/recalage. Nous étudierons ensuite les différents types d'interpolation utilisés pour la reconstruction d'images puis nous proposerons un modèle physique pour la correction des déformations élastiques des tissus mous (cf. section 3.3). Enfin, la section 3.4 décrira notre méthodologie pour l'étiquetage par recalage élastique $2D/2D$ en utilisant des modèles déformables.

3.1 Problématique

Ce chapitre traite du recalage entre un ensemble de N coupes échographiques E_1, \dots, E_N et un modèle $3D$. Nous convions le lecteur à se reporter aux références suivantes pour un état de l'art du recalage dans le domaine médical [Lavallee96a], [Lavallee97a], [Maintz98]. Nous considérons ici que le modèle $3D$ est un ensemble de coupes TDM et IRM du patient dont on réalise l'examen échographique $2, 5D$. Une hypothèse forte de ce travail est que l'on suppose connaître une position initiale T_0 (matrice de passage) entre le référentiel pré-opératoire R_{pre-op} associé aux images TDM/IRM et le référentiel per-opératoire R_{per-op} associé aux images échographiques.

Ce problème a déjà été abordé dans la littérature pour de multiples applications [Barbe93], [Peria96], [Lavallee96c], [Carrat98]. La méthode actuellement connue consiste à segmenter la surface S d'une structure anatomique sur les images TDM/IRM, puis à segmenter des portions de contours correspondant à cette même structure sur les images échographiques. Chaque coupe échographique étant localisée dans le référentiel R_{per-op} , on obtient en fait une image de points $3D$, $P_i; i = 1 \dots N$ appartenant à la surface de la structure de référence. Le recalage rigide de ces points $3D$ avec la surface de référence S en partant d'une position initiale a été largement décrit dans la littérature. La première

méthode est sans doute celle de Pelizzari proposée dans [Pelizzari89] et la première méthode efficace utilisant une carte de distance 3D est décrite dans [Lavallee91]. Pour un recensement des multiples variantes dans ce domaine nous recommandons une fois de plus [Maintz98].

Malheureusement, aucune procédure de segmentation des images échographiques n'est aujourd'hui automatique, précise et robuste. L'objet de cette thèse est de concevoir une méthode ayant de telles caractéristiques. En réalité, l'objectif est réellement le recalage des référentiels. Lorsque la transformation cherchée est rigide, l'inconnu de notre problème est le vecteur de 6 paramètres décrivant une matrice de passage (ex : 3 angles d'Euler, 3 translations). Il paraît donc inadapté de découpler la segmentation (qui recherche les milliers de paramètres décrivant une surface) et le recalage. Il est évident de constater que si le recalage est effectué, alors la segmentation l'est aussi et réciproquement [Brunie88]. On parle alors de la dualité segmentation/recalage. L'idée maîtresse est en fait d'utiliser le modèle 3D dans sa position de recalage initiale T_0 pour guider le processus de segmentation des échographies. Le modèle 3D peut être supposé segmenté ou non, d'où on peut tirer deux approches possibles.

3.1.1 Approche par niveaux de gris

Une première idée consiste à essayer de recalculer directement les images TDM/IRM avec les images échographiques sans passer par l'intermédiaire d'une segmentation de caractéristiques. Une telle approche est classique dans le recalage. Dans le cas des images de même modalité, on peut utiliser des méthodes très répandues de maximisation de la corrélation, ou encore des méthodes plus récentes utilisant des arbres de confinement [Mattes98]. Dans notre cas, nous sommes tentés d'utiliser l'approche très à la mode de maximisation de l'information mutuelle entre deux images de natures différentes [Wells95], [Wells97], [Collignon95], [Vandermeulen95]. Pour chaque coupe échographique E_i dans une attitude T_k (à une itération k), on peut calculer la coupe correspondant au plan de coupe dans le volume d'images TDM ou IRM. Pour cela il est toutefois nécessaire de pouvoir interpoler correctement entre les images TDM/IRM initiales afin de calculer des coupes reformattées assez réalistes. Le problème de l'interpolation des niveaux de gris sera largement décrit en section 3.2.

On obtient ainsi une coupe reformattée $I_i^{TDM}(T_k)$. Il est alors facile d'exprimer l'information mutuelle IM du couple d'images considérées $IM(E_i, I_i^{TDM}(T_k))$ et de calculer cette information mutuelle pour l'ensemble des coupes $IM(T_k) = \sum_{i=1}^N IM(E_i, I_i^{TDM}(T_k))$. On peut alors maximiser $IM(T_k)$ par des techniques de type recuit simulé, descente de gradient ou combinaison des deux. Pour l'instant, cette piste n'a pas été retenue en raisons des commentaires suivants :

- Le calcul des coupes TDM/IRM reformattée est très lourd et il doit être fait pour chaque coupe, à chaque itération de l'algorithme d'optimisation. Le temps de calcul devient prohibitif.

- Pour être plus efficace et rendre le profil de la fonction à minimiser a priori plus convexe avec un minimum plus net, il conviendrait de transformer les coupes reformattées $I_i^{TDM}(T_k)$ de façon à les rendre plus ressemblantes aux images échographiques. Nous proposons donc de générer des pseudo-échographies. Trois approches de génération des pseudo-échographies ont été envisagées :
 1. Renforcement des contours. Etant donné que des signaux écho forts apparaissent en général aux transitions entre structures, on peut renforcer les contours de l'image I_i^{TDM} . On peut par exemple multiplier l'image I_i^{TDM} par le résultat d'un filtrage Canny-Deriche donnant le module du gradient de cette même image.
 2. Synthèse d'une échographie réaliste. L'idéal serait bien sûr de générer l'image la plus proche possible d'une échographie en prenant en compte l'ensemble des phénomènes modélisables (réflexion spéculaire, réfraction, speckle, etc.). Mais une telle approche est aujourd'hui irréaliste en termes de temps de calcul.
 3. Synthèse par interpolation. Henry a proposé dans sa thèse de synthétiser des coupes échographiques par interpolation de coupes échos données [Henry97]. On peut alors penser appliquer cette méthode selon 2 scénarios :
 - Il est envisageable de générer quelques coupes réalistes à partir du modèle pré-opérateur (en temps de calcul différé), puis d'interpoler ces coupes de références selon la méthode d'Henry au cours du recalage.
 - Il est aussi envisageable de considérer une base de données d'examen écho 2, 5D, et d'utiliser l'examen le plus ressemblant au cas traité. Bien entendu, dans un tel cas, un recalage rigide ne suffirait pas, mais nous verrons qu'en fait un recalage élastique est tout à fait réaliste.

Aucune de ces approches n'a été validée, car il semblait plus raisonnable d'utiliser une approche par contours pour des problèmes de temps de calcul.

3.1.2 Approche par contours

Nous supposons ici que le modèle 3D est segmenté et étiqueté. Pour ce faire, on peut bien entendu utiliser des procédures semi-interactives car le modèle est en général construit en temps différé avant l'intervention. On segmente en général les contours sur des coupes 2D et on interpole ces contours pour créer une surface 3D homogène à l'aide de l'algorithme du *Shape Based Interpolation (SBI)* décrit plus loin. De multiples procédures de segmentation/étiquetage 3D sont décrites dans la littérature, et les procédures utilisant un recalage élastique d'un modèle de type Atlas nous paraissent les plus prometteuses [Bittar98], [Lavallee97a]. Pour une synthèse de ces méthodes nous recommandons au lecteur [McInerney96].

- Dans ce contexte, la dualité segmentation/recalage a déjà été abordée dans la littérature
- Hamadeh et al [*Brunie88*], [*Hamadeh97*] proposent de recalcr le modèle 3D d'une vertèbre segmentée sur des images TDM avec 2 radios pré-opératoires de cette vertèbre. Le modèle pris dans son attitude initiale est projeté sur les images radios et des *indices de crédibilité* sont ainsi affectés aux différents contours des radios réelles en fonction de leur proximité au modèle.
 - Mangin dans [*Mangin95*] a proposé de recalcr des images TEP et IRM du cerveau en 2 étapes. Premièrement, les contours de la surface cutanée sont facilement extraits sur les IRM et sur les TEP de transmission. Le recalcr de ces surfaces cutanées donne une attitude T_0 . Le contour du cerveau est facile à segmenter sur les images TEP. On peut alors recalcr le cerveau TEP avec les multiples contours IRM en partant de T_0 . Le résultat est une transformation T_1 plus précise que T_0 , et implicitement les contours du cerveau pourraient être extraits sur les IRM.
 - Récemment, Géraud [*Geraud98*] a proposé une approche progressive utilisant un modèle de type Atlas pour segmenter des images IRM du cerveau. Les contours externes du cerveau sont extraits et recalés sur l'Atlas et l'IRM. On obtient une transformation élastique initiale T_0 . Ensuite, T_0 est appliqué à un ventricule de l'Atlas d'où il en résulte la position approchée du ventricule sur l'IRM. Ce contour approché est utilisé pour guider la segmentation dans un mécanisme de type flou. Le résultat est un contour précis du ventricule et on itère ainsi sur l'ensemble des structures anatomiques segmentables. Cette approche a donné d'excellents résultats.

Notre proposition va dans le sens de ces trois travaux précités, en se particularisant à l'échographie d'une part et en proposant un mécanisme original de segmentation guidée par le modèle d'autre part.

Comme dans l'approche par niveaux de gris, nous proposons de générer des pseudo-coups échographiques mais en nous limitant strictement aux contours des structures segmentées dans le modèle, ce qui équivaut à ne considérer que la réflexion spéculaire et à négliger les autres phénomènes. Cette approche est détaillée dans la suite de ce chapitre.

L'interpolation des images est surtout utile dans l'approche niveaux de gris, mais sa restriction aux surfaces par la méthode *SBI* est utile pour constituer notre modèle 3D. Nos travaux sur l'interpolation sont reportés dans la section suivante en guise de préambule. Dans la suite nous détaillons les étapes nécessaires au recalcr. L'objectif de cette thèse est de ne pas se restreindre à une application donnée. Nous avons donc choisi d'aborder le problème dans toute sa généralité en considérant le recalcr avec déformation inhérent aux tissus mous, ce qui correspond en fait à l'application la plus exigeante : la radiothérapie de la prostate.

Nous décrivons l'approche progressive que nous avons retenue pour le recalcr dans le cas des tissus élastiques (cf. section 3.4) en se focalisant sur l'application radiothérapie de la prostate (cf. section 4.4). Parmi toutes ces étapes, nous avons choisi d'en détailler

deux dans ce chapitre : la méthode de correction des déformations élastiques est décrite en section 3.3 et la méthode de segmentation de haut-niveau (ou étiquetage) des contours échographiques par recalage élastique $2D/2D$ avec les contours de synthèse est reportée en section 3.4. Cette dernière section est l'une des plus importantes de cette thèse.

3.2 Techniques à interpolation

L'interpolation est nécessaire en imagerie, lorsque l'image acquise n'est pas au niveau de discrétisation voulu. Ces situations sont engendrées principalement par :

1. des raisons liées aux limitations des systèmes d'acquisition. La fréquence d'échantillonnage adéquate peut être inconnue lors de l'acquisition de données ou bien le système d'acquisition est limité en termes de fréquence d'échantillonnage, de rapidité de traitement ou d'espace mémoire disponible.
2. des raisons médicales. Cette catégorie concerne surtout les systèmes d'imagerie médicale fondés sur l'émission de rayons X. En augmentant la distance entre deux coupes adjacentes, on diminue la dose de radiations reçue par le patient jusqu'à une limite acceptable.
3. des raisons de traitement de données. Dans cette catégorie, on distingue le traitement des données anisotropiques et la fusion d'images provenant de systèmes d'imagerie différents.

Dans le cadre de cet ouvrage, nous sommes confrontés principalement à la deuxième et à la troisième catégorie. Malgré le fait que les pixels soient généralement carrés, la distance entre les coupes coïncide rarement avec la dimension des pixels, ce qui imprime aux voxels un caractère anisotrope. Pour reconstituer des voxels cubiques, nous sommes obligés de générer des coupes intermédiaires, ce qui restitue aux données $3D$ l'aspect isotropique. Une situation plus particulière intervient dans le cas de la mise en correspondance d'un modèle pré-opératoire TDM/IRM avec des images per-opératoires de type échographique. Dans ce cas, les plans de coupe des images échographiques coupent le volume du modèle d'une façon aléatoire. De plus, les pixels échographiques n'ont pas la même dimension que les pixels du modèle.

3.2.1 Choix de la méthode d'interpolation

Dans la littérature traitant ce sujet, on distingue deux courants : l'interpolation des niveaux de gris (cf. [Yao66], [Parker83], [Machiraju96]), caractérisée essentiellement par la rapidité de calcul, et l'interpolation fondée sur les formes (cf. [Raya90], [Grevera96]) dont l'avantage est la fidélité du résultat. Cette qualité est essentielle dans de nombreuses applications.

Dans le choix de la méthode d'interpolation, nous devons prendre en compte plusieurs paramètres : le temps de calcul, la qualité visuelle de l'image obtenue et la précision de cette image, si elle est utilisée dans des traitements numériques ultérieurs où la similarité mathématique est souhaitable. Pour interpoler les images scanner constituant le modèle anatomique du patient, les difficultés engendrées par le temps de calcul sont facilement contournées. En effet, l'examen scanner est effectué quelques jours avant l'opération chirurgicale. Dans la perception visuelle des images interpolées, nous devons nous assurer que les distorsions produites soient réduites. Généralement, l'interpolation est utilisée pour augmenter la résolution $3D$ des données, ce qui entraîne le changement de la composition spectrale de l'image. On rappelle également que l'œil se comporte plutôt comme un intégrateur en-dessous de sept cycles/degré et comme un différentiateur au-dessus de cette limite [Schreiber85]. Pour quantifier la notion de précision, nous allons proposer plusieurs méthodes d'évaluation quantitative et qualitative des résultats obtenus par interpolation.

Interpolation des niveaux de gris

Cette méthode a été abondamment utilisée pour résoudre différents problèmes relatifs à l'imagerie. La reconstruction d'images abordée dans [Herman79] se propose d'évaluer la valeur d'une fonction de densité de la matière, à partir d'un nombre limité de projections. Ce genre de traitement fait en sorte que la majorité des images que nous traitons sont le résultat d'une interpolation. Recouvrir l'isotropie $3D$ d'un examen scanner est réalisé automatiquement par interpolation dans [Goshtasby92]. La même méthode est utilisée dans [Bentum96] pour calculer le gradient à une position arbitraire, en utilisant la dérivée de la fonction d'interpolation. Appliquer une transformation rigide à une image est chose courante dans la fusion d'images multi-modales. Dans [Wallis97], on trouve l'implémentation d'un opérateur de rotation optimal dont les principales qualités sont : la préservation des caractéristiques globales et locales de l'image, la précision du positionnement de l'image et sa capacité de générer un effet de brouillard uniforme et prédictible. Le même problème est étudié et mis dans la perspective du calcul parallèle dans [Fleury97] .

Dans les systèmes d'imagerie, les images naturelles sont représentées par une matrice discrète. Généralement cette opération est effectuée en deux étapes : un filtrage passe-bas du signal original, suivi de l'échantillonnage. Nous considérons que nous n'avons pas de contrôle sur ces deux étapes et que le filtrage produit un signal à bande limitée, suivi d'un échantillonnage qui respecte le critère de Nyquist : *la fréquence d'échantillonnage est au moins le double de la largeur de bande du signal d'entrée.*

Dans le processus d'interpolation, on distingue deux opérations : la reconstruction du signal continu à partir de la matrice discrète et le ré-échantillonnage à une fréquence généralement plus élevée. A ce point, il faut mentionner que toute opération mathématique détruit une partie de l'information contenue dans le signal source. En

conséquence, le ré-échantillonnage sera responsable de l'apparition de distorsions plus ou moins tolérées par l'observateur.

Un signal continu $f(t)$ à énergie finie et à bande limitée (BL) respecte la condition suivante exprimée dans le domaine de la fréquence :

$$F(\omega) = 0; |\omega| > \sigma. \quad (3.1)$$

Il est possible de reconstituer exactement ce signal à partir du signal discret, si l'échantillonnage a été fait à une fréquence $f_{ech} > 2\sigma$. L'échantillonnage crée un spectre de fréquences illimité qui consiste en une réplique périodique du spectre continu contenu dans la période 2σ , où $\sigma = \pi f_{ech}$. Pour recouvrir le spectre BL, on multiplie le spectre infini $F_\infty(\omega)$ par une fenêtre rectangulaire $p_\sigma(\omega)$:

$$\begin{aligned} p_\sigma(\omega) &= 1; |\omega| < \sigma \\ &= 0; |\omega| \geq \sigma \end{aligned} \quad (3.2)$$

On obtient ainsi :

$$F(\omega) = F_\infty(\omega)p_\sigma(\omega); \forall \omega. \quad (3.3)$$

La multiplication dans le domaine de la fréquence étant une convolution dans le domaine du temps et en tenant compte de la dualité :

$$\frac{\sin \sigma t}{\pi t} \leftrightarrow p_\sigma(\omega) \quad (3.4)$$

on en déduit que le signal continu $f(t)$ peut être recouvert entièrement par la convolution du signal échantillonné $f(nT)$ par la transformée inverse de l'impulsion $p_\sigma(\omega)$:

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(nT) \frac{\sin \sigma(t - nT)}{\sigma(t - nT)}; T = \frac{\pi}{\sigma}. \quad (3.5)$$

En conclusion, l'approximation optimale du signal $f(t)$ est la sortie d'un filtre passe-bas idéal dont l'entrée est $f(nT)$. Cette méthode d'interpolation qui utilise des fonctions illimitées dans le domaine du temps reste au stade de modèle théorique et ce, pour deux raisons :

- la dimension finie des images à traiter,
- la durée des calculs effectués pour obtenir chaque échantillon.

En effet, la distribution de l'énergie est assez uniforme sur une grande étendue spatiale de la fonction $\sin x/x$. Une troncature trop radicale de cette fonction génère des distorsions connues sous le nom de phénomène de Gibbs. Ces effets indésirables peuvent être réduits en multipliant la fonction par une fenêtre moins sévère que la fenêtre rectangulaire, par exemple la fenêtre de Hamming.

Néanmoins, cette méthode peut nous servir de modèle pour développer des fonctions de formes similaires, dont le comportement dans le domaine fréquentiel ressemble à celui d'un filtre passe-bas.

Critères spatio-temporels de développement des fonctions d'interpolation

Pour diminuer le temps de calcul, nous nous proposons d'étudier des fonctions d'interpolation qui se limitent à un voisinage de deux périodes autour du point considéré. D'autres techniques, qui nous semblent moins performantes, ont déjà été utilisées. Dans [Sudhakar82], la valeur interpolée est exprimée en termes de série de Taylor autour du voisin le plus proche. Pour diminuer le temps de calcul et pour obtenir une approximation souhaitable, le développement de Taylor est limité aux termes allant jusqu'à la deuxième dérivée. Une autre approche possible, abordée dans [Appledorn96], est de recouvrir la fonction continue $f(t)$ à partir du signal échantillonné $f(nT)$, en utilisant des noyaux de reconstruction. Ces noyaux sont constitués d'une somme linéaire de fonctions gaussiennes et de leur dérivées.

Pour des raisons de temps de calcul, nous avons choisi d'utiliser des fonctions interpolantes simples. L'étude théorique de différentes fonctions a été entreprise dans [Parker83]. Essentiellement, la fonction interpolante qui approche la forme spatiale d'un filtre idéal passe-bas doit satisfaire plusieurs contraintes :

- Tout comme la fonction $\sin x/x$, les fonctions seront symétriques par rapport à l'origine. Cette propriété nous permet de limiter la fonction à son domaine positif et d'exploiter le fait que $f(-\varepsilon) = f(\varepsilon)$.
- Si le ré-échantillonnage est effectué aux mêmes points que la matrice d'origine, le résultat obtenu doit être identique à la matrice de départ. Cette propriété est respectée si la fonction d'interpolation satisfait les conditions suivantes :

$$\begin{aligned} f(0) &= 1 \\ f(nT) &= 0; \forall n \in \mathbb{N} - \{0\}. \end{aligned} \quad (3.6)$$

- L'amplification de la fonction interpolante doit être unitaire. Cela se traduit par :

$$f(-1 - \varepsilon) + f(-\varepsilon) + f(1 - \varepsilon) + f(2 - \varepsilon) = 1; \forall \varepsilon \in [0, 1). \quad (3.7)$$

Critères fréquentiels de développement des fonctions d'interpolation

Ces critères permettent de comparer, dans le domaine de Fourier, le comportement de différentes fonctions d'interpolation par rapport au filtre idéal passe-bas. Les principaux paramètres qu'on doit suivre (cf. tableau 3.1) sont :

- La valeur de la fréquence de coupure f_c . A cette valeur, l'énergie de passage du filtre est à 50% du maximum soit, -3 dB. Pour un filtre idéal passe-bas, cette valeur est $\sigma = \pi f_{ech}$.

TAB. 3.1 – Paramètres des principales fonctions d’interpolation. VP : Voisin le plus Proche; LIN : Linéaire; SB : Spline B-cubique; $SG_{-0.5}$: Spline généralisée $a = -0.5$; $SG_{-1.0}$: Spline généralisée $a = -1.0$

<i>Type</i>	f_c	$R_2 ; [dB]$	$E_1 ; [%]$	$E_2 ; [%]$	$E_{11} ; [%]$
<i>VP</i>	4.94	-15.5	90.28	4.74	85.68
<i>LIN</i>	3.79	-31	99.6	0.02	95.0
<i>SB</i>	2.78	-62	99.9	0	99.39
$SG_{-0.5}$	3.84	-51.02	100	0	95.33
$SG_{-1.0}$	3.6	-51.02	100	0	96.23

- Le rapport R_2 entre l’amplitude maximale du lobe secondaire et l’amplitude maximale du lobe principal, exprimées en dB .
- Le contenu énergétique E_1 du lobe principal est exprimé en pourcentage par rapport à l’énergie de passage totale.
- Le contenu énergétique E_2 du lobe secondaire est exprimé en pourcentage par rapport à l’énergie de passage totale.
- Le contenu énergétique E_{11} du lobe principal est situé en dessous de la fréquence de coupure σ du filtre idéal passe-bas. Cette valeur est exprimée en pourcentage par rapport à l’énergie totale E_1 du lobe principal.

Les résultats rapportés dans le tableau 3.1 montrent que les meilleures fonctions d’interpolation sont : SB - Spline B-cubique, $SG_{-0.5}$ - Spline généralisée ($a = -0.5$) et $SG_{-1.0}$ - Spline généralisée ($a = -1.0$) dû au contenu énergétique du premier lobe ($E_1 = 100\%$) et au rapport entre l’amplitude du lobe principale et du lobe secondaire ($R_2 < -50dB$). Dans le paragraphe qui suit, les fonctions d’interpolation mentionnées seront discutées plus en détail.

Fonctions d’interpolation habituelles

La figure 3.1 présente graphiquement les fonctions d’interpolation présentées dans cette section. Les performances de la zone de passage des filtres équivalents sont mieux mises en évidence sur les graphiques linéaires de la transformée de Fourier, tandis que, pour la zone d’arrêt des filtres, la représentation logarithmique est préférable. Les résultats quantitatifs concernant les mêmes fonctions sont rapportés dans le tableau 3.1.

1. La fonction $\sin x/x$ a seulement un rôle théorique dans cette étude. On note que la distribution de l’énergie dans le domaine de l’espace est assez uniforme. Se contenter de deux périodes autour du point d’intérêt implique une très faible approximation de l’allure d’un filtre passe-bas idéal. L’évaluation de l’erreur engendrée par la troncature présentée dans [Yao66], constitue le support théorique d’un algorithme adaptatif traité dans [Machiraju96]. Ainsi, la longueur d’un filtre $\sin x/x$

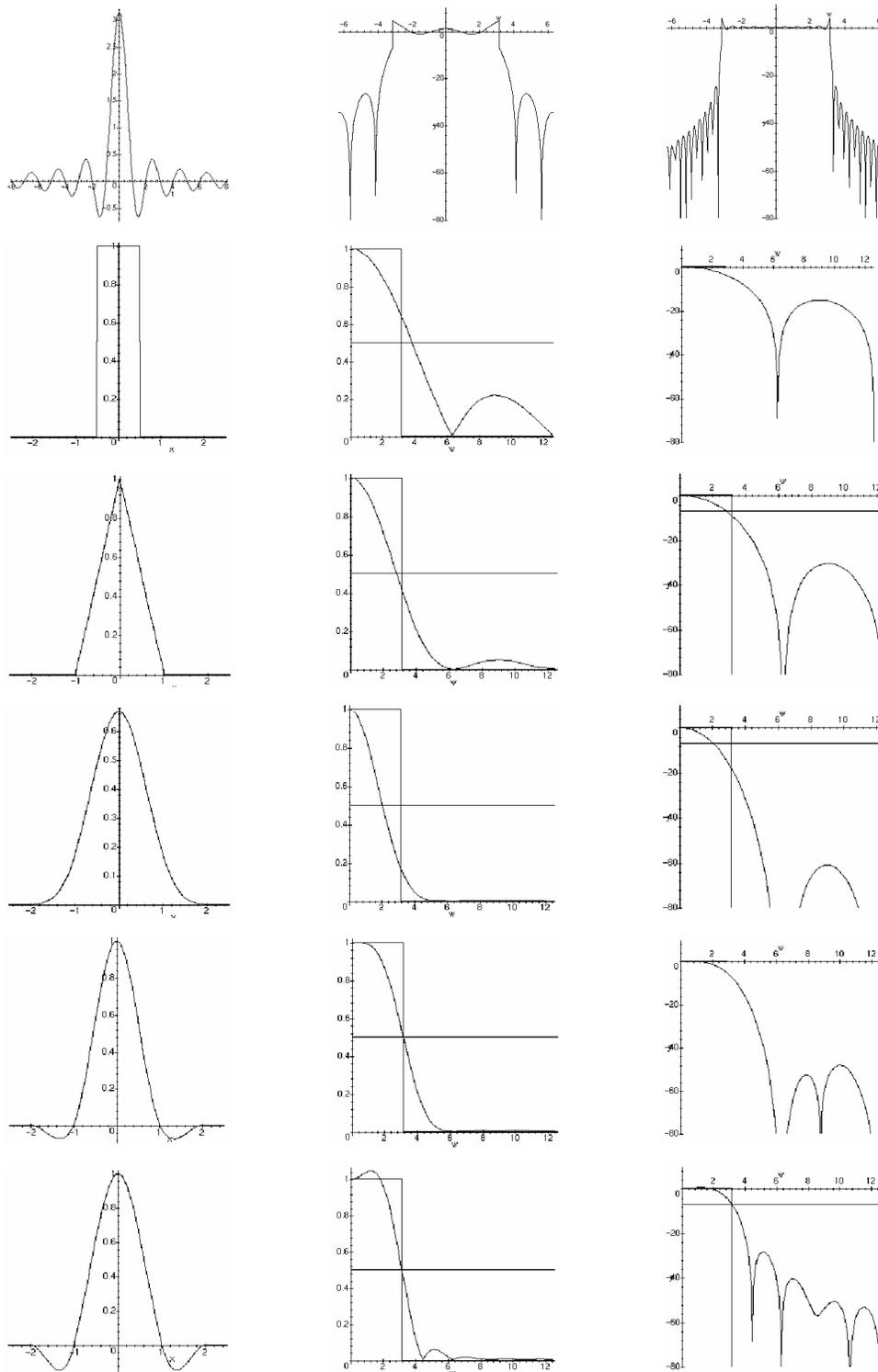


FIG. 3.1 – Graphique et fonction de transfert des principales fonctions d'interpolation. De haut en bas : *Sinc* ; VP : Voisin le plus Proche ; LIN : Linéaire ; SB : Spline B-cubique ; $SG_{-0.5}$: Spline généralisée ($a = -0.5$) ; $SG_{-1.0}$: Spline généralisée ($a = -1.0$).

tronqué est déterminé par la complexité locale du signal $2D$ ou $3D$ à reconstruire. Dans la figure 3.1 on remarquera l'allure du spectre des fréquences obtenu avec respectivement 4 et 10 périodes du signal continu. Les oscillations visibles autour de la fréquence de coupure sont responsables de distorsions connues sous le nom de *phénomène de Gibbs*.

2. Le voisin le plus proche est le dual du filtre présenté précédemment. Les lobes secondaires de la transformée de Fourier sont porteurs de beaucoup d'énergie, ce qui lui confère une réponse dans le domaine des fréquences de faible qualité. On notera, quand même, qu'un ré-échantillonnage fait à la fréquence d'échantillonnage du signal original génère un signal identique au signal original, à une translation près.
3. L'interpolation linéaire équivaut à la convolution du signal discret par une fonction triangulaire ou à une double convolution par une fenêtre rectangulaire. Cette méthode est largement utilisée en pratique. Ses principaux inconvénients sont : l'atténuation trop prononcée du spectre autour de la fréquence de coupure et le contenu énergétique significatif de la zone d'arrêt.
4. La spline B-cubique est le résultat de quatre convolutions successives d'une fenêtre rectangulaire. Mathématiquement, elle s'écrit :

$$\begin{aligned} f(x) &= \frac{x^3}{2} - x^2 + \frac{5}{6}; x \in [0, 1] \\ f(x) &= -\frac{x^3}{6} + x^2 - 2x + \frac{8}{6}; x \in [1, 2]. \end{aligned} \quad (3.8)$$

Cette fonction a un comportement raisonnable en tant que filtre passe-bas. Le fait qu'elle soit partout positive ($f(x) \geq 0; \forall x \in [0, 2]$), génère parfois des images trop filtrées.

5. Les splines cubiques générales font partie de la famille des fonctions de troisième ordre continues par morceaux. Mathématiquement, elles s'expriment sous la forme générale :

$$\begin{aligned} f(x) &= a_{30}x^3 + a_{20}x^2 + a_{10}x + a_{00}; \forall x \in [0, 1] \\ f(x) &= a_{31}x^3 + a_{21}x^2 + a_{11}x + a_{01}; \forall x \in [1, 2]. \end{aligned} \quad (3.9)$$

Les critères spatio-temporels exposés antérieurement, ainsi que les conditions de continuité de la fonction et de ses dérivées, réduisent à sept les huit paramètres. L'expression qui en résulte est :

$$\begin{aligned} f(x) &= (a + 2)x^3 - (a + 3)x^2 + 1; x \in [0, 1] \\ f(x) &= ax^3 - 5ax^2 + 8ax - 4a; x \in [1, 2]. \end{aligned} \quad (3.10)$$

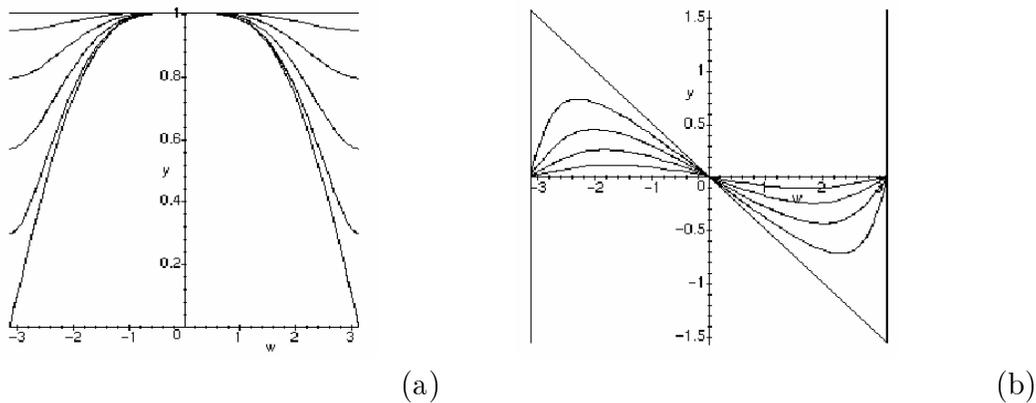


FIG. 3.2 – Détérioration des performances de l'interpolation d'une spline cubique généralisée ($a = -0.5$) en fonction de la position ϵ de l'échantillon. (a) Dégradation du spectre de fréquence; (b) Dégradation de la phase.

Le paramètre a a été sujet de maintes investigations. Une valeur $a = -0.5$ produit un signal interpolé dont le développement en série de Taylor s'approche au maximum du signal original. Une valeur $a = -1$ reproduit la pente de la fonction $\sin x/x$ au point $x = 1$. Ce choix produit une amplification du spectre situé juste en-dessous de la fréquence de coupure.

Le choix d'une bonne fonction d'interpolation ne garantit pas l'élimination de toute distorsion. Le ré-échantillonnage peut avoir des effets drastiques sur la réponse de la fonction d'interpolation. La figure 3.2.a montre l'effet produit par la position du nouvel échantillon ($\epsilon \in [0, 0.5]$) sur la transformée de Fourier d'une spline cubique généralisée ($a = -0.5$). Au fur et à mesure qu'on s'éloigne du décalage nul ($\epsilon = 0$) la dégradation de l'amplitude du spectre des fréquences est plus prononcée. Dans la figure 3.2.b on peut voir que la phase du spectre des fréquences a un comportement similaire.

Interpolation fondée sur les formes

L'idée de base des méthodes regroupées dans cette catégorie est d'interpoler les structures anatomiques existant dans les images. Souvent, l'étape d'interpolation est précédée d'une étape de segmentation. Les contours obtenus par segmentation seront interpolés pour générer de l'information supplémentaire dans l'espace inter-coupes. Ultérieurement, pour donner aux images interpolées un aspect plus réaliste, on incorpore l'information relative des niveaux de gris. Cette méthode a été appliquée dans [Higgins93] pour traiter des structures arborescentes tridimensionnelles, en utilisant une méthode combinée : segmentation, mise en correspondance locale et interpolation. Dans [McEachen97], on traite des images échographiques ou IRM pour tracer le mouvement effectué par le ven-

tricule gauche. Le principal inconvénient de toutes ces méthodes est le pré-traitement nécessaire avant de passer à l'étape d'interpolation. Ces inconvénients sont éliminés dans la méthode développée dans [Raya90] et [Grevera96] : *interpolation orientée sur les formes, dans les scènes à niveaux de gris*. Les étapes de l'algorithme de cette méthode sont présentées succinctement dans ce qui suit :

1. Dans l'introduction de ce paragraphe, on a vu que les formes présentes dans les images médicales sont extraites sous forme d'objets binaires. Pour binariser une scène n -dimensionnelle à niveaux de gris $S : \mathbb{N}^n \rightarrow \mathbb{N}$, on utilise une procédure nommée *lifting*. Le résultat de cette étape est une scène binaire $(n+1)$ -dimensionnelle $S_B : \mathbb{N}^{n+1} \rightarrow B; B = \{0, 1\}$ contenant un seul objet formé de spels 1 connexes. A titre d'exemple, une image 2D transformée en surface topographique 3D définit deux ensembles de voxels complémentaires : les voxels situés en-dessous de la surface et les voxels situés au-dessus de la surface.
2. De la scène binaire S_B , on extrait la carte de distance (cf. l'annexe B). Le résultat est une nouvelle scène à niveaux de gris $S_D : \mathbb{N}^{n+1} \rightarrow \mathbb{N}$, contenant à chaque spel la distance euclidienne minimale entre le centre du spel et la frontière de la scène S_B .
3. Cette étape est identique à une interpolation conventionnelle de niveaux de gris appliquée à la scène S_D . Il en résulte une scène à niveaux de gris $S_I : \mathbb{N}^{n+1} \rightarrow \mathbb{N}$ similaire à la scène S_D , mais d'un niveau de discrétisation différent.
4. Dès maintenant, les étapes précédentes sont parcourues dans le sens contraire. La scène S_I est tout d'abord binarisée. Tous les spels dont la distance à la frontière est positive recevront la valeur 1 et les autres recevront la valeur 0. On obtient une nouvelle scène binaire $S'_B : \mathbb{N}^{n+1} \rightarrow B; B = \{0, 1\}$.
5. Par un processus complémentaire au *lifting*, nommé *collapsus*, la scène binaire S'_B redevient une scène à niveaux de gris $S_f : \mathbb{N}^n \rightarrow \mathbb{N}$. La scène S_f est similaire à la scène originale S , mais d'un niveau de discrétisation différent.

Malgré la longueur des calculs nous utilisons cette méthode pour générer des coupes intermédiaires pour un examen TDM/IRM. Effectuer cette opération en 4D serait réellement prohibitif et du point de vue temps de calcul et du point de vue mémoire/espace disque. En conséquence, nous appliquons la méthode de la façon suivante :

1. Pour chaque coupe de l'examen scanner on exécute l'étape de *lifting* et de calcul de la carte de distance. Les résultats sont ensuite sauves sur disque.
2. Pour chaque nouvelle coupe qu'on veut reconstruire, on applique les méthodes d'interpolations des niveaux de gris classiques à partir de l'information sauvee sur disque.
3. Après l'étape de *collapsus*, une nouvelle coupe intermédiaire sera obtenue.

Cette méthode est séduisante par sa généralité. Néanmoins, elle reste très gourmande pour ce qui est du temps de calcul, de la mémoire utilisée et de l'espace disque employé. En éliminant l'étape *lifting* et l'étape *collapsus*, nous l'utiliserons pour générer des nuages de points denses à partir d'objets binaires segmentés dans une séquence de coupes TDM ou IRM.

3.2.2 Méthodes d'évaluation

Généralement, pour évaluer l'efficacité d'une méthode d'interpolation, on compare une coupe originale issue d'un ensemble de coupes avec le résultat produit par l'interpolation. Les méthodes objectives de comparaison sont fondées sur certaines mesures de similarité des images. Dans tous les cas, l'image interpolée a le même degré de discrétisation que l'image test.

Dans [Grevera96], plusieurs paramètres ont été utilisés pour comparer objectivement différentes sous-scènes d'une image 2D. En prenant $f(i, j)$ - l'image originale, $f_I(i, j)$ - l'image interpolée et N le nombre total de pixels de la sous-scène, l'expression mathématique des paramètres extraits est la suivante :

1. La moyenne du carré de la différence :

$$msd = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j (f(i, j) - f_I(i, j))^2. \quad (3.11)$$

est une mesure de dissemblance globale entre les deux sous-scènes.

2. Nombre de sites dissemblables. Cette mesure indique le nombre de sites où les intensités des niveaux de gris diffèrent à une petite quantité ε .

$$nsd = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j \delta(|f(i, j) - f_I(i, j)|) \quad (3.12)$$

où

$$\delta(x) = \begin{cases} 1; & x > \varepsilon \\ 0; & x \leq \varepsilon \end{cases} \quad (3.13)$$

3. La plus large différence. Cette mesure indique la plus grande déviation de la scène interpolée par rapport à la scène originale.

$$ldiff = \max_{i,j} (|f(i, j) - f_I(i, j)|). \quad (3.14)$$

4. La différence signée totale :

$$sdiff = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j (f(i, j) - f_I(i, j)). \quad (3.15)$$

5. La différence non-signée totale :

$$udiff = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j |f(i, j) - f_I(i, j)|. \quad (3.16)$$

Un autre ensemble de mesures objectives a été utilisé dans [Buzug97] pour estimer le déplacement entre différentes images obtenues par angiographie digitale. La mesure est effectuée en trois étapes :

1. Soustraction des images :

$$IM_{diff}(x, y) = |f(i, j) - f_I(i, j)|. \quad (3.17)$$

2. Calculer et normaliser l'histogramme de l'image $IM_{diff}(i, j)$. On obtient ainsi une fonction de densité de probabilité :

$$\sum_{k=0}^N p_k = 1 \quad (3.18)$$

où $N = \max_{i,j}(IM_{diff}(i, j))$ et p_k est la fraction de pixels situés sur le niveau $k (k \in [0, N])$.

3. Évaluation :

$$M = \sum_{k=0}^N f(p_k). \quad (3.19)$$

où M est une valeur scalaire représentant la mesure et f est une fonction d'évaluation dont la liste est donnée dans le paragraphe qui suit.

On constatera que tous les paramètres énoncés sont calculés à partir de l'histogramme $IM_{diff}(x, y) = |f(i, j) - f_I(i, j)|$.

L'ensemble de fonctions convexes $f : \mathfrak{R}_{\geq 0} \rightarrow \mathfrak{R}$ utilisables en tant que mesures de similarité est :

$$f_1(p_k) = p_k \log(p_k), \quad (3.20)$$

$$f_2(p_k) = p_k^2, \quad (3.21)$$

$$f_3(p_k) = -\sqrt{p_k}, \quad (3.22)$$

$$f_4(p_k) = p_k \exp p_k, \quad (3.23)$$

$$f_5(p_k) = p_k(p_k - 1). \quad (3.24)$$

où f_1 est l'information, f_2 est l'énergie (elle donne une mesure de similarité équivalente à f_5 et équivalente à f_4 pour des petits p_i). Dans [Buzug97], il a été démontré que toutes ces fonctions donnent des meilleurs résultats qu'en utilisant la corrélation comme

TAB. 3.2 – Evaluation quantitative de l’interpolation des niveaux de gris ; VP : voisin le plus proche ; LIN : linéaire ; SB : Spline B-cubique ; $SG_{-0.5}$: spline généralisée ($a = -0.5$) ; $SG_{-1.0}$: spline généralisée ($a = -1.0$). Le deuxième chiffre dans les cases représente la valeur normalisée par rapport au nombre de pixels N (dans notre évaluation, $N = nsd$)

<i>Type</i>	<i>N</i>	<i>msd</i>	<i>ldiff</i>	<i>sdiff</i>	<i>udiff</i>	<i>inform.</i>	<i>energ.</i>
<i>VP</i>	193529	6065	3065	404463/2.08	9057619/46.8	5.49	56×10^{-4}
<i>LIN</i>	196514	3529	3033	200672/1.02	74864540/38.09	5.2	67×10^{-4}
<i>SINC</i>	195475	4390	3075	3597877/18.40	8617359/44.08	5.4	59×10^{-4}
<i>BS</i>	197327	3514	3033	247768/1.25	7444624/37.72	5.28	68×10^{-4}
$SG_{-0.5}$	195863	3649	3036	224755/1.25	7698965/39.30	5.33	64×10^{-4}
$SG_{-1.0}$	195308	3924	3039	182472/.93	8039636/41.16	5.38	61×10^{-4}

mesure de similarité. De plus, l’énergie - f_2 possède le pic le plus étroit, quand $p \rightarrow 0$, et son calcul est le plus performant.

Pour évaluer les performances des méthodes d’interpolation des niveaux de gris, nous allons reconstituer une coupe traversant la prostate. Elle provient d’une séquence de coupes séparée d’un espace de $2mm$ et la dynamique des niveaux de gris couvre 4096 niveaux. Les images reconstituées par l’interpolation des niveaux des gris sont présentées dans la figure 3.3.b, c et d. En comparant les figures 3.3.c et d, on observe la tendance de l’interpolation linéaire à filtrer l’image, tandis que l’interpolation par spline généralisée ($a = -0.5$) est mieux adaptée pour préserver les frontières. Les résultats numériques des tests d’évaluation sont rapportés dans le tableau 3.2. Ils démontrent que, pour des images aussi complexes que celles qu’on a choisies, il est parfois difficile de déterminer la meilleure fonction interpolante en se basant uniquement sur des critères quantitatifs. Des critères qualitatifs, dans le cas échéant la simple inspection visuelle des résultats, peuvent nous aider à choisir la fonction interpolante la plus appropriée. Cette affirmation peut être mieux vérifiée en analysant les images présentées dans les figures 3.4 et 3.5. Dans chaque groupe de sept images, la première représente la coupe de référence prise d’un ensemble d’images de synthèse. Les six autres correspondent aux six fonctions interpolantes analysées auparavant. L’ensemble de coupes mentionné représente un cylindre circulaire binaire traversant le volume de données, de sorte que l’image médiane de la séquence soit une ellipse. Dans la figure 3.4, on peut constater que l’interpolation des niveaux de gris donne des mauvais résultats, à l’exception du voisin le plus proche. Dans la figure 3.5 par contre, la fonction linéaire et la spline B-cubique utilisées dans l’étape d’interpolation de la carte de distance (cf. paragraphe §3.2.1) donnent des résultats notables.

En guise de conclusion, nous présentons à la figure 3.6.a et b le résultat de l’interpo-

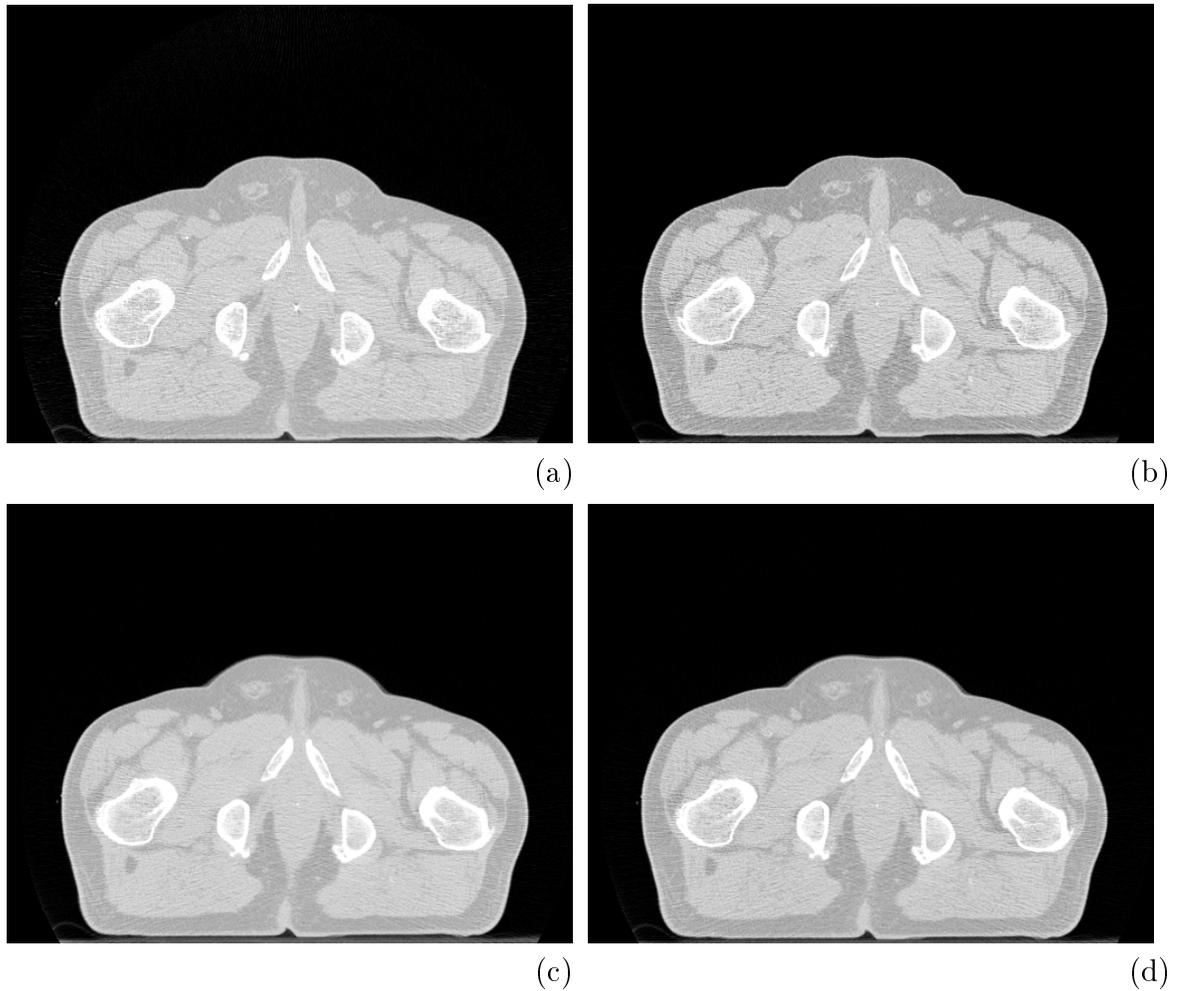


FIG. 3.3 – Reconstruction d'une coupe scanner I_k par interpolation des niveaux de gris. Les coupes participant aux interpolations sont : I_{k-3} , I_{k-1} , I_{k+1} et I_{k+3} , (a) Image originale. (b) Résultat de l'interpolation par le voisin le plus proche (en réalité cette coupe est identique à la coupe précédente, soit I_{k-1}). (c) Résultat de l'interpolation linéaire. (d) Résultat de l'interpolation par la spline généralisée ($a = -0.5$).

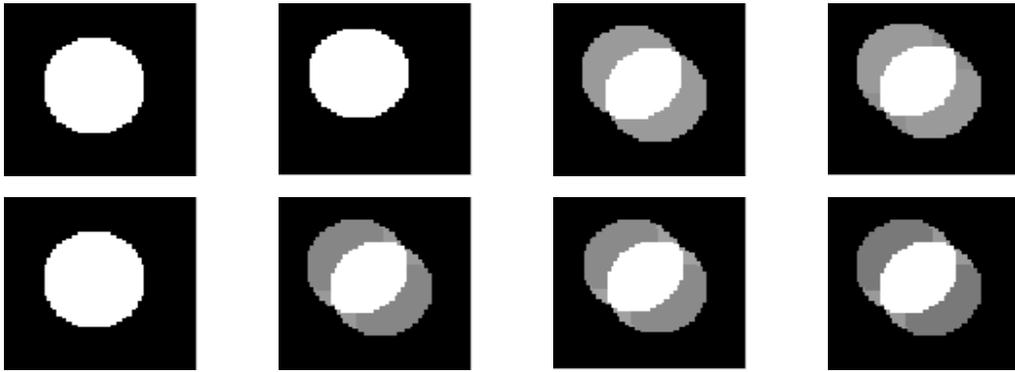


FIG. 3.4 – Reconstruction par interpolation des niveaux de gris d'un objet de synthèse (cylindre oblique). Si l'image à reconstruire correspond à la coupe I_k , les coupes participant aux interpolations sont : I_{k-3} , I_{k-1} , I_{k+1} et I_{k+3} . L'image de gauche est l'image de référence. Résultats d'interpolations obtenus par les fonctions présentées dans la figure 3.1

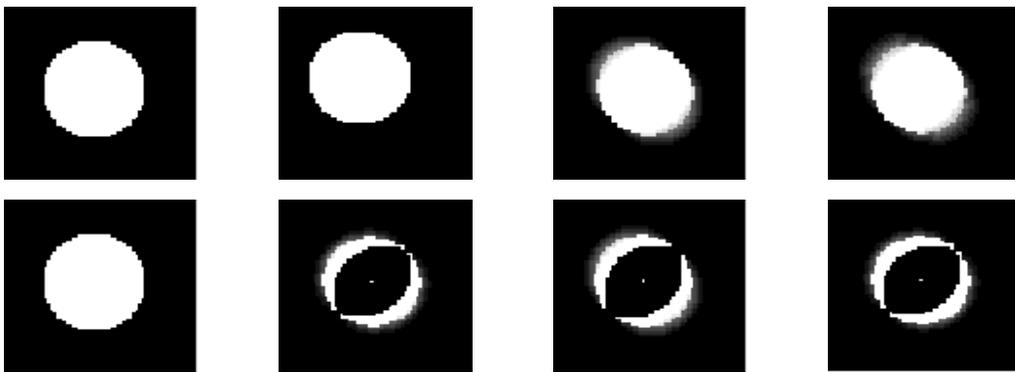


FIG. 3.5 – Reconstruction par interpolation fondé sur les formes d'un objet de synthèse (cylindre oblique). Si l'image à reconstruire correspond à la coupe I_k , les coupes participant aux interpolations sont : I_{k-3} , I_{k-1} , I_{k+1} et I_{k+3} . L'image de gauche est l'image de référence. Résultats d'interpolations obtenus par les fonctions présentées dans la figure 3.1

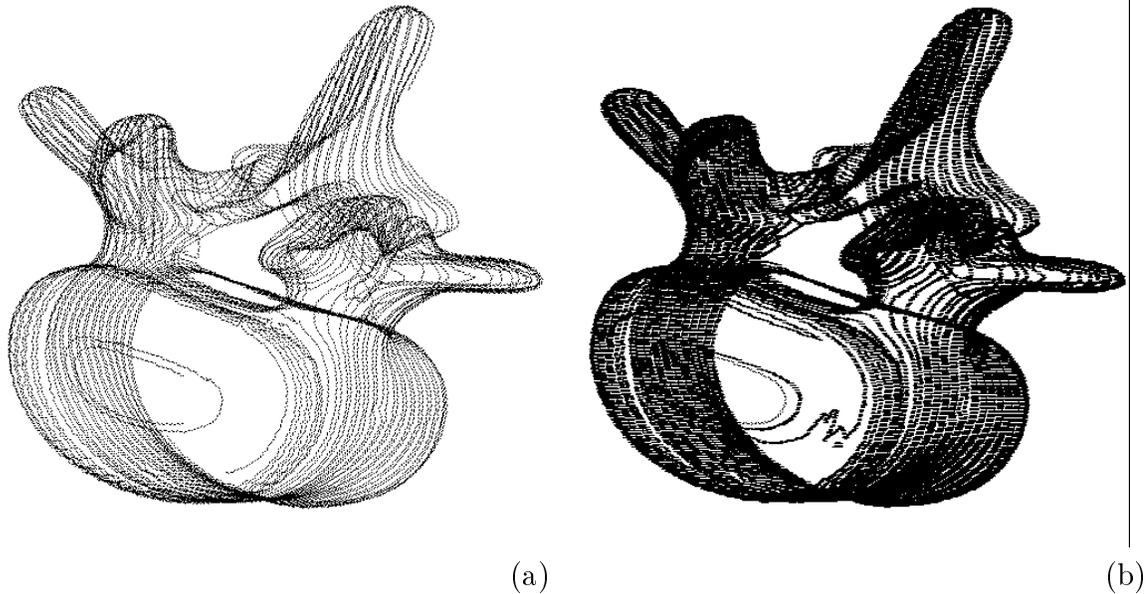


FIG. 3.6 – Vue tridimensionnelle d'un nuage de points dense créé par l'interpolation fondée sur les formes. (a) Image des contours segmentés par seuillage (distance entre les coupes = $1mm$); (b) Nuage de points dense (la taille du voxel est de $0.25 \times 0.25 \times 0.25mm^3$).

lation fondée sur les formes, appliquée à un ensemble de 50 coupes scanner effectuées sur une vertèbre en plastique. Les images sont prises à une distance inter-coupes de $1mm$ et la taille du pixel scanner est de $0.2542 \times 0.2542 mm^2$. Elle ont été segmentées par seuillage et nous nous proposons de construire un nuage de points dense représentant la surface externe de la vertèbre. La taille du voxel est de $0.25 \times 0.25 \times 0.25 mm^3$. La figure 3.6.a est une vue tridimensionnelle avant l'interpolation et la figure 3.6.b représente le nuage de points dense vu dans la même position spatiale.

Nous utiliserons ces nuages de points denses pour générer des projections sur les coupes écho. Seuls les points situés à l'intérieur de l'épaisseur de la coupe écho seront retenus. En regardant les images de la figure 3.7, on peut constater la différence qualitative entre la projection des points provenant de différents contours (os iliaque, vessie, prostate) segmentés dans les coupes scanner (figure 3.7.a) et la projection des nuages de points denses produits par les mêmes contours (figure 3.7.b).

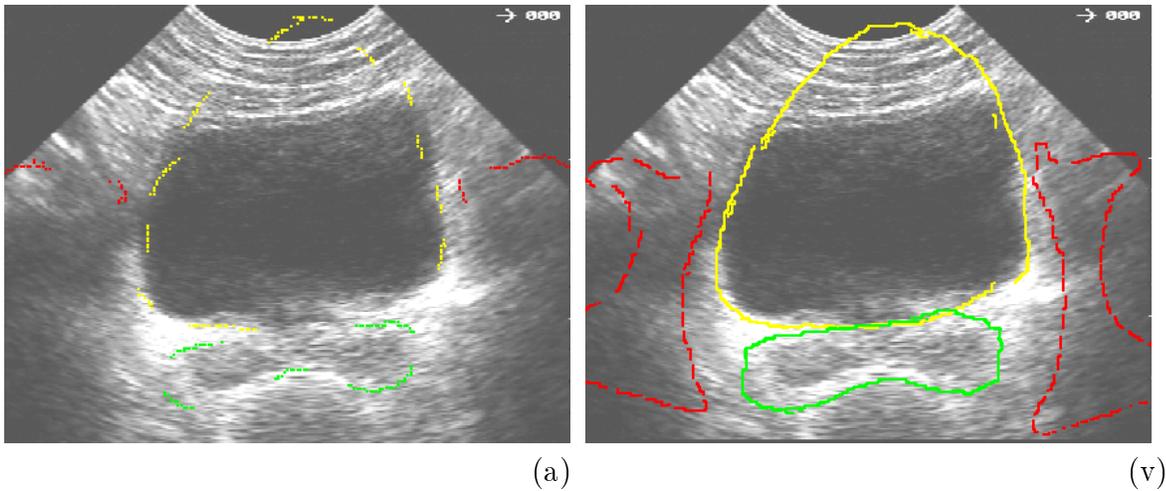


FIG. 3.7 – Projection de plusieurs nuages de points (l’os en rouge ; la vessie en jaune ; la prostate en vert) sur une coupe écho (l’épaisseur du plan des ultrasons est de $0.5 ; mm$). Les pixels originaux de la coupe scanner avaient la taille $0.94 \times 0.94 ; mm^2$ et la distance entre les coupes était de $2 ; mm$ (a) Projection des contours segmentés dans chaque coupe scanner ; (b) Nuage de points dense (la taille du voxel est de $0.6 \times 0.6 \times 0.6 mm^3$ pour l’os et de $0.25 \times 0.25 \times 0.25 mm^3$ pour la vessie et la prostate).

3.3 Correction partielle des déformations $2D$ en utilisant des modèles physiques déformables

3.3.1 Problématique

La radiothérapie de la prostate est une application très exigeante, car les structures anatomiques de la région pelvienne (vessie, rectum,...) sont fortement déformables. Nous considérons toutefois que la prostate, considérée seule, a une structure très peu déformable. L’acquisition d’images de la prostate par échographie nécessite d’exercer une forte pression sur la sonde écho, ce qui entraîne des déplacements et des déformations visiblement importantes. D’autre part, les structures osseuses adjacentes, auxquelles la prostate est reliée (cf. paragraphe §4.4.1 et figure 4.12 - *ligaments prostatiques*), restent immobiles par rapport à un référentiel externe attaché au patient.

Dans ce chapitre, nous nous proposons de modéliser ce phénomène indépendamment du recalage, afin de corriger *grossièrement* les déformations élastiques des tissus mous entraînés par la sonde. Nous cherchons principalement à trouver des réponses à trois questions :

1. Quelle est la profondeur de déformation induite par la sonde ?
2. Peut-on parler d’un déplacement de la prostate ?

3. Peut-on suggérer une limitation de la pression à l'utilisateur, pour supprimer les déplacements éventuels de la prostate.

3.3.2 Elasticité

Dans les traités classiques d'élasticité (cf. [Timoshenko61, Solomon68, Johnson85]), le problème du contact mécanique des corps élastiques occupe une place importante. Malheureusement, les cas étudiés concernent plutôt des objets et des situations (ex : barrages, problèmes de poinçonnage, contact roue-rail,...) qui sont difficilement adaptables à notre application. Récemment, plusieurs groupes de chercheurs ont concentré leurs efforts pour répondre à différents problèmes liés aux tissus mous. Certains utilisent même des sondes à ultrasons pour générer la compression des tissus. On obtient ainsi une estimation quantitative des propriétés mécaniques et élastiques des tissus en profondeur, en mesurant leur différence de comportement au repos et sous pression. Plusieurs méthodes de travail ont attiré notre attention. L'elastographie a été proposée dans [Ophir91] pour mesurer les déplacements des tissus mous et évaluer la distribution du module de Young, en utilisant l'ultrasonographie mode B. Des algorithmes qui tracent le mouvement tissulaire à partir du mouvement de la granularité échographique (speckle) ont été initialement proposés dans [Bohs91] et perfectionnés dans [Sumi95]. Dans [Kallel96], nous découvrons une méthode de reconstruction du module d'élasticité des tissus mous, sous une charge de compression statique externe. Nous mentionnons également la thèse de Jouve qui réalise un modèle viscoélastique de l'oeil [Jouve92], la thèse de Bainville pour étudier l'interaction tissus mous/corps durs [Bainville96] et la thèse de Promayon pour la modélisation de la respiration [Promayon97].

Entre différentes possibilités de contact, nous avons choisi le cas du contact entre un poinçon axisymétrique parfaitement rigide [Sneddon77] et un demi-espace ($z \geq 0$) élastique. Ces hypothèses nous permettent de simplifier le problème et de le formuler en 2D par des coordonnées polaires. Dans l'analyse des problèmes de ce genre, on dispose principalement de quatre méthodes : les variables complexes, les transformations intégrales, l'intégration d'équations différentielles et les méthodes numériques (notamment les éléments finis). La méthode d'analyse que nous avons choisie est fondée sur l'intégration d'équations différentielles.

Les images échographiques 2D, la forme géométrique de la sonde et la position de la peau au repos représentent les seules informations que nous possédons pour analyser une déformation 3D d'une grande complexité. La position de la peau au repos peut être acquise en utilisant un capteur optique ou un palpeur ultra-léger, muni d'une bille de rayon R connu. Cette opération n'alourdit pas le recalage. Au contraire, l'information ainsi obtenue peut être utilisée pour réaliser un pré recalage 3D/3D sur la peau segmentée dans les coupes TDM.

L'utilisation des équations différentielles dans l'étude du tissu mou implique la connaissance de certaines constantes. Le module d'élasticité longitudinale E représente le rap-

port entre la contrainte normale appliquée à un corps élastique et la déformation produite le long de l'axe de la force. Le coefficient de Poisson ν des matériaux linéairement élastiques représente le rapport entre la déformation latérale induite par une contrainte normale et leur déformation longitudinale. L'abdomen est considéré de commun accord par les spécialistes comme un milieu incompressible [Sumi95]. En l'occurrence, le coefficient de Poisson ν est à sa limite supérieure 0.5 (0.495 dans [Kallel96]). Dans la littérature spécialisée concernant l'ultrasonographie, nous n'avons pas trouvé directement l'information concernant le module d'élasticité E des tissus mous. Nous pouvons obtenir indirectement sa valeur en partant des relations qui expriment la vitesse moyenne c_0 du son dans le milieu et de son impédance acoustique Z_0 [Meunier89] :

$$c_0 = \frac{1}{\sqrt{\beta_0 \rho_0}} \quad (3.25)$$

$$Z_0 = \sqrt{\frac{\rho_0}{\beta_0}} \quad (3.26)$$

où β_0 [$\frac{m \cdot s^2}{Kg}$] et ρ_0 [$\frac{Kg}{m^3}$] sont respectivement la compressibilité moyenne et la densité moyenne du milieu ; le module d'élasticité E est l'inverse de la compressibilité ($E = 1/\beta_0$). En tenant compte des données compilées dans [Selfridge85] pour la catégorie caoutchouc-néoprène et dans [Chivers78, Goss78, Goss80] pour les tissus mous spécifiques à l'abdomen (peau, paroi abdominale, graisse, muscle), nous en déduisons que l'ensemble de tissus déformés par la sonde écho ont les caractéristiques et le comportement des caoutchoucs très souples. En résumé, nous donnons la liste de quelques valeurs que nous considérons comme étant raisonnables :

$$E = 0.02 - 0.002[Pa] \text{ où } 1Pa = 1N \cdot m^{-2} \text{ (cf. [Chivers78]).}$$

$$\nu \cong 0.5 \text{ (tissus mous incompressibles - cf. [Sumi95]).}$$

$$\rho = 10^3[Kg/m^3] \text{ (densité moyenne des tissus mous).}$$

$$e = 100 - 800\% \text{ (capacité d'élongation pour la catégorie caoutchouc-néoprène).}$$

3.3.3 Hypothèses simplificatrices

Malgré le fait que la déformation provoquée par la sonde est en $3D$, nous avons choisi de réduire le problème à un cas $2D$. En effet, la sonde écho est symétrique et l'image restituée représente une coupe virtuelle d'épaisseur nulle coïncidant avec son plan médian. On considère donc que les tensions normales au plan de l'image sont mineures et que toute déformation induite dans le tissu mou reste dans le plan de l'image. Cette tranche mince de tissu peut être vue comme un film de savon qui reste en équilibre, en dépit des déformations appliquées à son support. Nous justifions cette approche en rappelant que l'on s'intéresse ici à simplement corriger grossièrement la déformation.

L'abdomen est de toute évidence un milieu anisotrope et non homogène. Certaines structures (ex : les poches d'air ou la vessie) augmentent la non-homogénéité de cet ensemble. Dans le domaine des basses fréquences, le modèle le plus approprié devrait intégrer le comportement d'un continuum viscoélastique non compressible. Au contraire, nous considérons que le tissu observé est homogène, isotrope et dépourvu de viscosité et de masse propre et qu'il respecte les lois de l'élasticité linéaire et le principe de Saint-Venant. Essentiellement, le principe énoncé par Saint-Venant (1855) dit : *Deux distributions différentes de forces qui s'exercent dans la même région d'un corps, ont des effets similaires sur des portions situées dans le champ lointain.* Cette dernière observation nous permettra de porter des jugements sur les déplacements possibles de la prostate.

Généralement, le milieu qui subit l'action du poinçon est assimilé à un demi-espace infini $z \geq 0$, indépendamment de l'intensité de la force qui le déforme. L'abdomen prostatique n'a pas cette caractéristique. De plus, il est entouré d'un cadre rigide formé par les os du bassin, ce qui diminue sa capacité d'expansion uniforme dans toutes les directions.

3.3.4 Modèle élastique

Les contraintes et les déformations d'un élément infinitésimal P exprimées en coordonnées polaires 2D peuvent être vues dans la figure 3.8.a. Les symboles σ, τ expriment les contraintes normales et de cisaillement et ε, γ expriment les déformations normales et angulaires. Pour étudier les déplacements, nous désignons par u et v les composantes de déplacement dans la direction radiale et tangente. Les composantes de la déformation, d'après [Timoshenko61], sont :

$$\varepsilon_r = \frac{\partial u}{\partial r} \quad (3.27)$$

$$\varepsilon_\theta = \frac{u}{r} + \frac{\partial v}{r \partial \theta} \quad (3.28)$$

$$\gamma_{r\theta} = \frac{\partial u}{r \partial \theta} + \frac{\partial v}{\partial r} - \frac{v}{r}. \quad (3.29)$$

En portant les expressions des composantes de la déformation de l'élément P (3.27), (3.28) et (3.29) dans les équations qui expriment la loi de Hooke, nous obtenons :

$$\varepsilon_r = \frac{1}{E} (\sigma_r - \nu \cdot \sigma_\theta) \quad (3.30)$$

$$\varepsilon_\theta = \frac{1}{E} (\sigma_\theta - \nu \cdot \sigma_r) \quad (3.31)$$

$$\gamma_{r\theta} = \frac{1}{G} \tau_{r\theta} \quad (3.32)$$

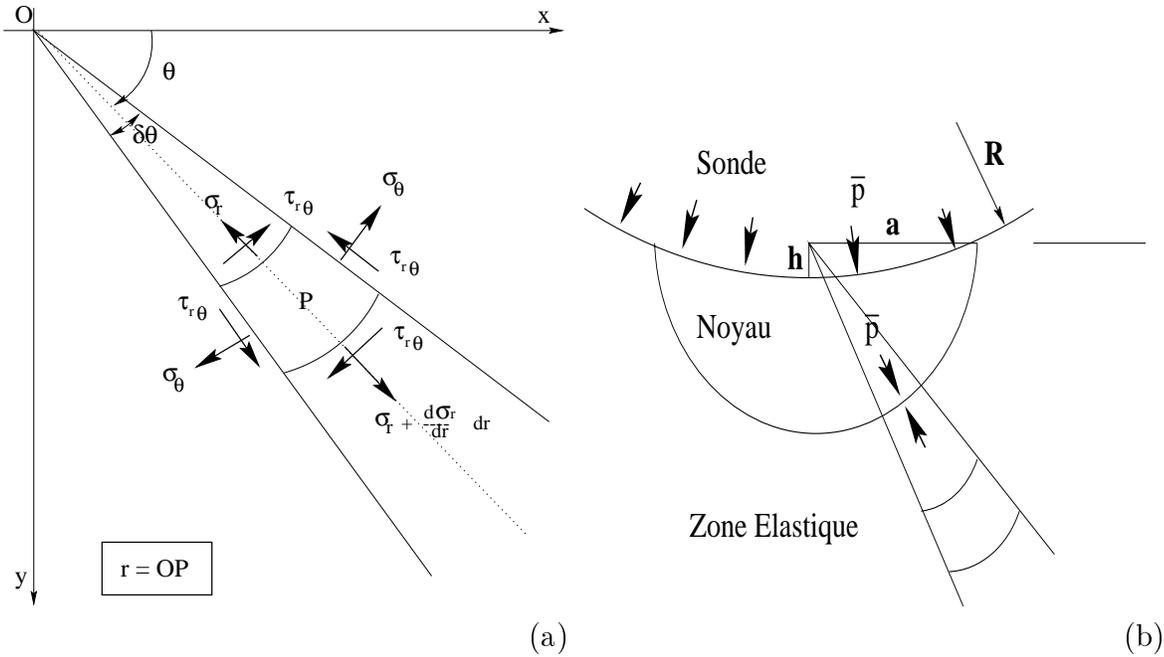


FIG. 3.8 – Modèle de déformation élastique des tissus biologiques. (a) Contraintes et déformations d'un élément infinitésimal P ; (b) Modèle simplifié des déformations.

où σ_r est la composante de la contrainte normale suivant le rayon et σ_θ est la composante tangente de la contrainte normale, $\tau_{r\theta}$ est la contrainte de cisaillement et $G = \frac{E}{2(1+\nu)}$ est le module d'élasticité au cisaillement.

Si la distribution des contraintes est symétrique par rapport à l'axe de la sonde, les composantes normales de la contrainte σ_r et σ_θ ne dépendent plus de θ , mais uniquement de r et la contrainte de cisaillement disparaît ($\gamma_{r\theta} = 0$).

Notre modèle est une adaptation de la méthode utilisée dans [Johnson85] pour étudier les déformations élastiques et leur transformation en déformations plastiques sous l'effet d'une pression exercée par un poinçon sphérique. Un modèle similaire a déjà été élaboré par [Timoshenko61] pour étudier l'effet de la pression sur les parois des réservoirs sphériques sous pression. Les deux modèles sont fondés sur les observations de Mulhearn (1959), qui affirme : *les déplacements produits par un poinçon rigide (ex : sphérique, conique, pyramidal) se poursuivent d'après une trajectoire approximativement radiale à partir du point de premier contact; les contours de tensions égales sont situés sur des surfaces quasiment sphériques.*

Dans ce modèle simplifié, nous considérons la surface en contact inscrite dans une demi-sphère de rayon a (figure 3.8.b). Cette région, dénommée *noyau*, est sous l'action d'une pression hydrostatique \bar{p} . En dehors du noyau, on considère que les tensions et les déplacements ont une symétrie radiale et sont les mêmes que celles produites par une cavité sphérique sous pression \bar{p} entourée d'un milieu élastique infini. Dans le modèle

mentionné, le noyau est entouré d'une région de rayon $c > a$, à l'intérieur de laquelle les déformations sont plastiques. Cette région est englobée dans une région sphérique de rayon $d > c$, considérée comme zone de déformation purement élastique. La zone plastique n'a pas d'application dans notre étude, où les déformations sont évidemment élastiques ($c = a$) (pour cette raison, les zones de rayon c et d n'apparaissent pas dans la figure 3.8.b). Toutefois, par souci de compréhension, nous reprenons les équations des contraintes dans les deux régions d'après [Johnson85].

Dans la zone plastique ($a \leq r \leq c$) :

$$\frac{\sigma_r}{Y} = -2 \ln \frac{c}{r} - \frac{2}{3} \quad (3.33)$$

$$\frac{\sigma_\theta}{Y} = -2 \ln \frac{c}{r} + \frac{1}{3}. \quad (3.34)$$

Dans la zone élastique ($r > c$) :

$$\frac{\sigma_r}{Y} = -\frac{2}{3} \left(\frac{c}{r}\right)^3 \quad (3.35)$$

$$\frac{\sigma_\theta}{Y} = \frac{1}{3} \left(\frac{c}{r}\right)^3 \quad (3.36)$$

où Y représente la valeur de la contrainte complexe qui engendre la transformation d'une déformation purement élastique en déformation plastique. Pour un poinçon sphérique, la relation entre la pression moyenne p_m sous le poinçon et Y est $p_m = \bar{p} \cong 1.1Y$ (voir : [Johnson85, figure 6.14]). La déformation des tissus mous se produisant dans la zone élastique, la zone de plasticité est inexistante ($c = a$) et la relation précédente devient $p_m = \bar{p} \cong Y$. En conséquence, les équations (3.35) et (3.36) s'écrivent :

$$\sigma_r = -\frac{2}{3} \left(\frac{a}{r}\right)^3 \bar{p} \quad (3.37)$$

$$\sigma_\theta = \frac{1}{3} \left(\frac{a}{r}\right)^3 \bar{p} \quad (3.38)$$

où les contraintes normales σ_r et σ_θ dépendent uniquement de la distance au centre de compression et de la force de compression exercée sur la sonde. Dans [Timoshenko61], la contrainte normale σ_r agissant sur la surface de la sphère a une expression semblable :

$$\sigma_r = -\frac{4(1-2\nu)}{r^3} A. \quad (3.39)$$

où A est une constante proportionnelle à la force de déformation appliquée, en l'occurrence, à la pression hydrostatique \bar{p} , elle-même proportionnelle au déplacement Δh de la sonde écho.

Les conditions aux limites de ce problème sont :

- La suppression de la zone de plasticité est vérifiée par l'équivalence des équations (3.33), (3.35) et (3.34), (3.36), quand $r = a = c$.
- A l'interface entre le noyau et la zone élastique : 1. la tension hydrostatique dans le noyau est égale à la tension radiale de la zone élastique et, 2. le déplacement radial des points matériels situés sur la frontière de rayon $r = a$ doit respecter la conservation du volume disloqué par un déplacement incrémental Δh du poinçon.
- Dans le champ lointain, les déplacements et les tensions sont nuls.

En portant les relations (3.37) et (3.38), dans (3.30) et (3.31) et en tenant compte du fait que le tissu mou pratiquement incompressible travaille en compression ($\nu \cong +0.5$), nous obtenons l'expression des déformations radiales et tangentés :

$$\varepsilon_r = -\frac{5}{6E} \left(\frac{a}{r}\right)^3 \bar{p} \quad (3.40)$$

$$\varepsilon_\theta = \frac{2}{3E} \left(\frac{a}{r}\right)^3 \bar{p}. \quad (3.41)$$

En intégrant les relations (3.40) et (3.27) nous obtenons l'expression du déplacement d'un point Q dans la direction radiale :

$$u(r) = \frac{5a^3 \bar{p}}{12E} \frac{1}{r^2} + C. \quad (3.42)$$

Les déplacements dans le champ lointain étant nuls ($u(r) |_{r \rightarrow \infty} = 0$), la constante d'intégration C s'annule et la relation (3.42) devient :

$$u(r) = \frac{5a^3 \bar{p}}{12E} \frac{1}{r^2}. \quad (3.43)$$

La conservation du volume du noyau $\pi a^2 \Delta h = \frac{4}{3} \pi ((a + \Delta a)^3 - a^3)$, requiert :

$$\Delta a = \frac{\Delta h}{2} \quad (3.44)$$

où Δa est la variation du rayon a de la sphère représentant le noyau, sous l'impact d'un déplacement vertical Δh du poinçon. Le déplacement de la frontière du noyau étant maintenant connue ($u(r) |_{r=a} = \Delta a$), on déduit la valeur de la pression hydrostatique ($\bar{p} = \frac{12\Delta a}{5a} E$). En conséquence, la relation (3.43) devient :

$$u(r) = \left(\frac{a}{r}\right)^2 \Delta a = \left(\frac{a}{r}\right)^2 \frac{\Delta h}{2}. \quad (3.45)$$

En intégrant les relations (3.41), (3.28) et en se servant des calculs antérieurs, nous obtenons l'expression du déplacement d'un point Q dans la direction tangente :

$$v(r, \theta) = \frac{3}{5} u(r) \theta. \quad (3.46)$$

Ces derniers résultats ne dépendent pas des propriétés du matériau déformé, ce qui nous autorise à émettre le commentaire suivant : *sous l'action d'un poinçon sphérique rigide, tous les matériaux élastiques se comportent d'une façon identique. Les déformations du matériau dépendent uniquement des dimensions du poinçon et de la profondeur de pénétration.*

En conséquence, nous sommes dans la situation de prédire le champ des déplacements, en connaissant les conditions aux limites et en supposant que le module d'élasticité est constant dans l'ensemble du tissu étudié. Dans ces conditions, le champ des déplacements résultant existe et il est unique et continu [Kalle196].

3.3.5 Méthodes de traitement et résultats expérimentaux

Les données que nous traitons pour appuyer les affirmations antérieures sont issues de l'expérience suivante. La surface de la peau de la région abdominale au repos a été acquise à l'aide d'un pointeur repéré dans un référentiel Ref_{pat} solidaire au sujet. De ce nuage de points, on extrait le barycentre et les vecteurs propres. Ces résultats constituent les paramètres (origine et vecteurs directeurs) du référentiel de travail Ref_{tr} . Toutes les manipulations subséquentes des données sont exprimées dans ce référentiel. La sonde écho est placée perpendiculairement à la peau et se déplace le long de son axe de symétrie à l'aide d'une table micro-métrique dont le pas est fixé à 1mm (figure 3.9). Une série de quarante images est acquise dans la région de la vessie à partir du moment où la sonde écho touche la peau. On obtient ainsi un déplacement final de 40mm, ce qui correspond aux déplacements maximaux que nous avons remarqués au cours de l'observation de la prostate. Pour illustrer ces propos, nous avons choisi la 27-ème image de la série (déplacement $h \cong 27mm$), représentée en 2D et 3D (figure 3.10.a et b). La peau est représentée en fil de fer à l'aide d'une B-spline 2D écrite sous forme de produit tensoriel de deux variables [Champleboux97] :

$$f(x, y) = \sum_{i=-3}^{N_x-1} \sum_{j=-3}^{N_y-1} \alpha_{ij} B_i(x) B_j(y). \quad (3.47)$$

où B_i et B_j sont des composantes de la base, sachant que les variables x et y appartiennent au rectangle $D = [a, b] \times [c, d]$, subdivisé en $N_x \times N_y$ intervalles. L'acquisition de la surface de la peau génère n_d points de coordonnées $(x_l, y_l, z_l)_{l \in [1, n_d]}$ et nous nous proposons de trouver la fonction $f(x, y)$ qui minimise l'énergie suivante :

$$\varepsilon = \sum_{l=1}^{n_d} (f(x_l, y_l) - z_l)^2 + \rho \int_D \left(\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 \right) \cdot dx \cdot dy \quad (3.48)$$



FIG. 3.9 – Modèle élastique. La sonde échographique est déplacée pas à pas à l'aide d'une table micro-métrique ($1pas = 1mm$).

où le deuxième terme représente l'énergie de flexion des plaques minces de Duchon.

Pour étudier la déformation des tissus mous nous avons appliqué trois méthodes.

Intégration des équations différentielles d'un milieu élastique

Cette méthode est fondée sur le modèle proposé précédemment. Pour accélérer les calculs, on superpose sur l'image originelle un maillage rectangulaire régulier de résolution raisonnable (ex : 25 pixels par maille ; figure 3.10.d). Dans [Kallel96], les éléments finis du maillage ont une forme triangulaire. Les déplacements sont calculés seulement aux noeuds du maillage et l'image corrigée (figure 3.10.g) est obtenue par interpolation bi-linéaire. L'hypothèse que les déformations des tissus se propagent uniquement de manière radiale nous interdit de calculer de façon globale le résultat d'un déplacement aussi important que 27mm. En effet, au fur et à mesure que la sonde écho avance, la direction radiale doit être réévaluée. Il faut également tenir compte du fait que les particules situées dans le noyau, soumises à une pression hydrostatique, se comportent différemment des particules de la zone élastiques et que le rapport des deux zones change continuellement. La solution que nous avons adoptée est de diviser le déplacement total en petits incréments (ex : 0.5mm). L'évolution du système au cours du temps devient une succession d'états stables : à chaque étape, toutes les composantes de l'ensemble sont en équilibre statique. La même approche est abordée dans le traitement numérique de l'élasticité fondé sur les éléments finis [Zienkiewicz93] ou dans la modélisation du comportement des solides déformables [Bainville96]. La déformation du maillage (figure 3.10.e) et la reconstruction de l'image (figure 3.10.h) démontrent que la région prostatique située au fond de la vessie est peu affectée par un déplacement de quelques centimètres imposés à la sonde écho. Par contre, le noyau est représenté d'une manière assez peu réaliste.

Réseaux actifs

Cette méthode est une implémentation discrète de l'élasticité d'un objet 2D. Elle a été proposée par le chercheur japonais Tsumiyama (cf. [Tsumiyama89]) et peut être considérée comme une extension d'une famille de modèles actifs ayant comme origine les *snakes* utilisés pour segmenter des images [McInerney96, Leitner97], pour modéliser des surfaces déformables [Delingette91, Leitner93] ou pour modéliser et simuler des opérations chirurgicales [Bro-Nielsen94a, Bro-Nielsen94b], [Cotin95a, Cotin95b, Cotin95c] et [Delingette94]. Généralement les réseaux actifs se déforment sous l'action des forces internes et externes. Les forces internes sont reliées aux propriétés du matériau notamment la contraction et la stabilité du système. Les forces externes, reliées à l'image, dirigent le réseau vers les régions de l'image possédant des propriétés intéressantes notamment les intensités où les gradients sont forts. Dans notre étude nous nous sommes intéressés uniquement aux forces internes. Notre approche se base sur les raisonnements

suivants : tous les matériaux élastiques se comporteront d'une façon identique sous l'action d'un objet rigide de forme connue (principe déjà énoncé dans le paragraphe §3.3.4) et l'image ne doit pas influencer le comportement du réseau. Par la suite, l'image servira de témoin pour illustrer et évaluer les déformations des différentes parties du tissu élastique.

En général, les modèles actifs paramétrisent l'espace R^n de la manière suivante :

$$\begin{aligned} [0, 1]^m &\mapsto R^n \\ p(r, s, \dots) &\mapsto v(p) = (x(r, s, \dots), y(r, s, \dots), \dots). \end{aligned} \quad (3.49)$$

Appliqués en $2D$, les réseaux actifs en particulier transforment un espace réel R^2 en un espace des paramètres $[0, 1]^2$ décrit par un ensemble de noeuds $v(r, s) = (x(r, s), y(r, s))$, où $(r, s) \in ([0, 1] \times [0, 1])$. Le contrôle du réseau actif est une fonction d'énergie qui a l'expression suivante :

$$\begin{aligned} E(v) &= \int_o^1 \int_o^1 E_{int}(v(r, s)) \\ &= \alpha \int_o^1 \int_o^1 (|v_r(r, s)|^2 + |v_s(r, s)|^2) + \\ &\quad \beta \int_o^1 \int_o^1 (|v_{rr}(r, s)|^2 + 2|v_{rs}(r, s)|^2 + |v_{ss}(r, s)|^2) \end{aligned} \quad (3.50)$$

où les indices signifient des dérivées partielles et où α et β sont des coefficients de contrôle. Le premier terme de l'énergie, proportionnel à l'énergie de déformation d'une membrane, est responsable de la contraction du réseau. Le deuxième, proportionnel à l'énergie de flexion d'une plaque mince, contrôle la continuité et la rigidité du réseau.

La minimisation de l'énergie est faite localement par l'algorithme Greedy décrit dans [Bro-Nielsen94a]. Chaque noeud est déplacé successivement sur les pixels de son voisinage V_8 . La position qui apporte la contribution minimale à l'énergie totale $E(v)$ sera retenue pour la nouvelle position du noeud. Ce schéma de minimisation s'est avéré raisonnablement robuste. Comme aspects négatifs, on souligne le temps d'exécution important quand le nombre de noeuds est grand (environ 2 sec/mm) et la sensibilité aux minima locaux.

Le schéma synoptique de cet algorithme est le suivant :

1. Considérations générales :

- L'image est couverte par un réseau de résolution raisonnable (ex : 25 pixels par maille) qui dépasse largement l'image à ses côtés latéraux et bas (ex : 5 intervalles). L'intersection des N_l lignes et des N_c colonnes du réseau constitue un ensemble $(v_{i,j} | i \in [0, N_l], j \in [0, N_c])$ de noeuds.

- Les noeuds sont classifiés en trois catégories :
 - Fixes.** Situés sur les cotés latéraux et bas du réseau, ils représentent le tissu des régions lointaines.
 - Demi-fixes.** Situés sur le côté haut du réseau, ils sont sensés être intimement attachés à la peau, ce qui leur confèrent un degré de liberté moindre. Ils pourront visiter uniquement la partie de leur voisinage V_8 située en surface de la peau. Cette liberté reflète en réalité le faible coefficient de friction μ entre la surface de contact parfaitement lisse de la sonde et la peau.
 - Mobiles.** Les noeuds internes qui n'entrent pas dans les catégories précédentes.
 - La surface de la peau est modélisée par une spline 1D. Suite à la pénétration h de la sonde, on constate que le contact entre la sonde écho et les tissus mous ne s'établit pas sur toute cette profondeur. Par conséquent, nous introduisons deux paramètres empiriques (figure 3.10.c) : la variable ε_a représente l'extension de la déformation en surface de la peau exprimée en termes de nombre d'unités a (figure 3.10.c); la variable ε_h représente la partie de la pénétration h couverte par le contact entre la sonde et le tissu. Nous avons vérifié expérimentalement que les valeurs raisonnables de ces paramètres sont $\varepsilon_a \in [2.0, 3.0]$ et $\varepsilon_h \cong 0.5$. La spline 1D représentant la peau est obtenue à partir des points situés sur l'arc de cercle α_h correspondant au contact réel entre la sonde et la peau et à partir d'un ensemble de points situés dans la région de la peau considérée comme stable (à l'extérieur de l'intervalle $[-\varepsilon_a \cdot a, \varepsilon_a \cdot a]$);
2. Étape de minimisation :
- Tout comme dans la méthode précédente, le déplacement total h est divisé en petits incréments, pour s'assurer que la topologie du réseau n'est pas violée. Typiquement, nous avons choisi $1mm$. On peut ainsi déplacer les noeuds demi-fixes représentant la surface de la peau. Leur nouvelle position sera située à l'intersection de la nouvelle spline 1D et de l'axe vertical du réseau.
 - Il a été démontré, dans [Bro-Nielsen94a], qu'une convergence raisonnable du système est obtenue si on visite les noeuds suivant une spirale dirigée d'un coin extérieur du réseau vers son centre. Pour imprimer un caractère asynchrone à la visite des noeuds (exigence fondamentale dans les algorithmes fondés sur *Iterated Conditional Modes* - ICM), nous décidons de façon aléatoire le noeud initial du chemin, ainsi que le sens de parcours de la spirale.
 - Pour éviter les pièges des minima locaux, après un parcours complet du chemin, tous les noeuds qui conservent leur position seront déplacés aléatoirement dans leur voisinage V_8 avec la probabilité p (typiquement $p = 0.05$).
 - Les déplacements des noeuds sont faits uniquement si la topologie du réseau est conservée : chaque quadrilatère élémentaire du réseau reste convexe.
 - Le nombre d'itérations n'étant pas préétabli, la convergence d'une étape de minimisation est considérée atteinte, quand tous les noeuds restent parfaitement

stables.

3. L'étape précédente est reprise jusqu'à ce que le déplacement total h soit atteint.

Nous avons analysé la même image par la nouvelle méthode. On peut facilement constater, dans la figure 3.10.h, que la région proximale de l'image est mieux modélisée. La discontinuité due à la différence des deux zones présente dans la méthode précédente a complètement disparu et la vessie a récupéré sa forme ovale.

Réseaux actifs accélérés

La méthode des réseaux actifs, en dépit de son réalisme, a une limitation majeure : le temps de calcul est prohibitif pour une application en temps réel. Nous proposons donc, dans ce paragraphe, une amélioration de la méthode précédente. L'innovation touche la manière dont les noeuds du réseau sont déplacés. A partir de l'expression (3.45), nous déterminons la position des noeuds $v_{i,m}$ situés sur la ligne médiane verticale du réseau. On génère ensuite une famille de splines 1D ($S_i | i \in [0, N_l]$), qui remplace la famille des lignes horizontales ($l_i | i \in [0, N_l]$) du réseau. La méthode de création des splines est similaire à celle utilisée dans la méthode précédente (figure 3.10.f). Ainsi, la spline S_i a, comme points de contrôles, les points de l'arc de cercle sous-jacent à l'angle α_h passant par la nouvelle position du noeud $v_{i,m}$ et les points fixes appartenant à la ligne l_i , mais situés en dehors de l'intervalle $[-\varepsilon_a \cdot a, \varepsilon_a \cdot a]$. Les noeuds $v_{i,j}$ du réseau seront situés à l'intersection de la famille de splines (S_i) et de la famille des lignes verticales ($l_j | j \in [0, N_c]$) du réseau. Cette opération, qui déplace instantanément tous les noeuds $v_{i,j}$ du réseau, est suivie d'une seule étape de minimisation réalisée suivant la méthodologie utilisée dans les réseaux actifs. La figure 3.10.i montre des résultats comparables à ceux obtenus par la méthode des réseaux actifs.

En examinant les figures 3.10, on constate que les trois méthodes génèrent des images reconstituées similaires dans la zone distale. La région prostatique située au-delà de la vessie est peu affectée par les déformations imposées par la sonde. Les deux dernières méthodes sont plus réalistes en ce qui concerne la reconstitution de la zone proximale, tandis que le temps de calcul inférieur à 1.5 *sec/image* (sur DEC Alpha 3000) recommande définitivement la troisième méthode.

Pour évaluer les résultats obtenus, nous faisons les mesures suivantes :

- Pour les trois méthodes de correction, nous avons segmenté manuellement le pixel situé à l'intersection entre le fond de la vessie et l'axe médian de l'image (cet axe coïncide avec l'axe médian de la sonde écho et passe forcément par l'apex de la sonde). Cette opération a été effectuée sur toutes les coupes de la série. Pour l'instant, nous mesurons sur la première image la position du fond de la vessie. Elle est de 101.2mm.
- Pour évaluer la précision du parcours rectiligne de la sonde écho pendant toute l'expérience, l'axe médian de la première image devient la droite directrice de

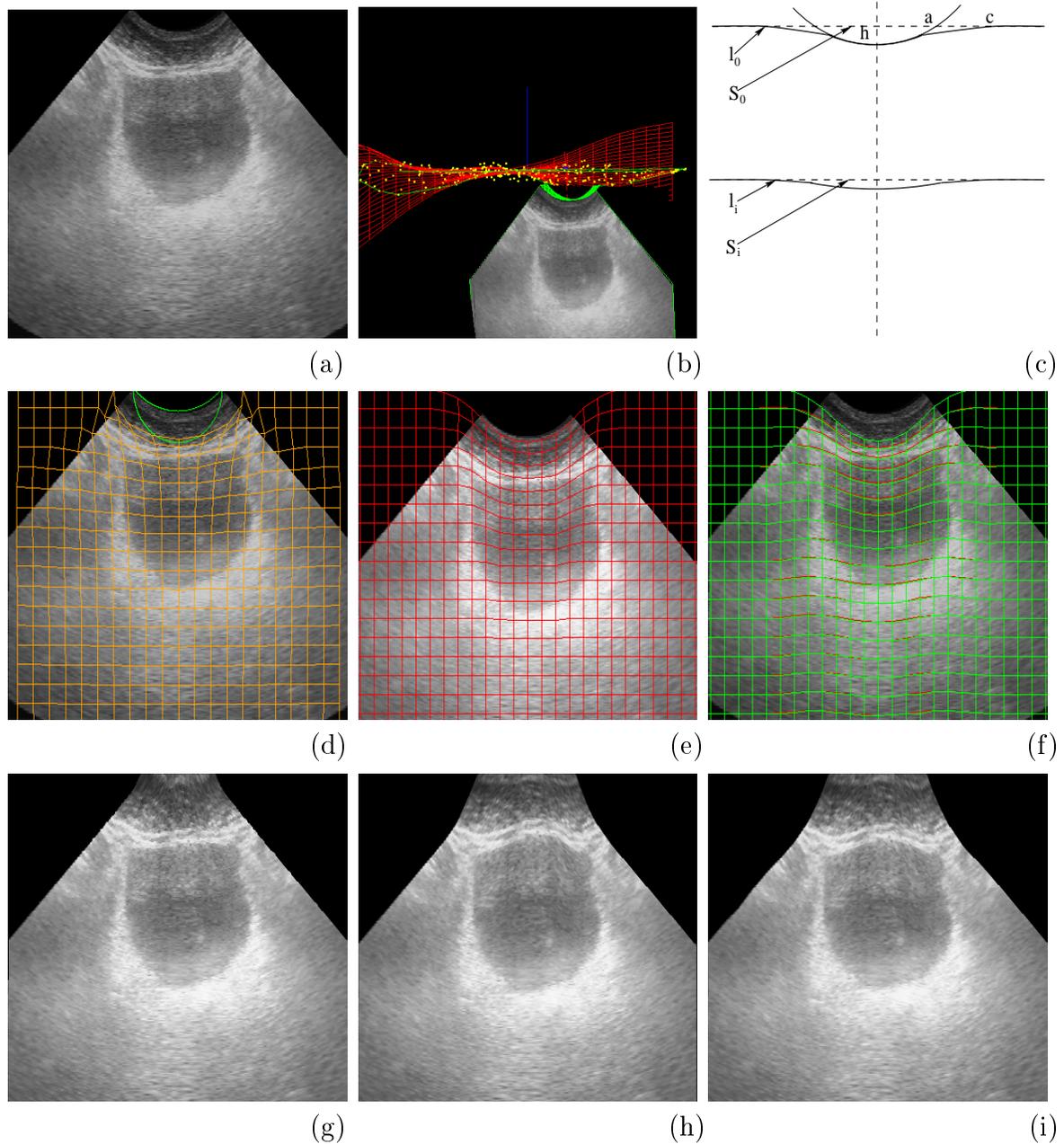


FIG. 3.10 – Compensation de la déformation élastique des tissus - résultats. (a) Image déformée par un déplacement de $27mm$; (b) Vue 3D de la surface de la peau au repos et de l'image précédente; (c) Déformations en profondeur induites par la sonde écho; (d,g) Correction des déformations par intégration des équations différentielles (modèle et résultat); (e,h) Correction des déformations par réseaux actifs (modèle et résultat); (f,i) Correction des déformations par réseaux actifs accélérés (modèle et résultat).

TAB. 3.3 – Résultats de la compensation des déformations élastiques : D_{apex} - déplacement total de l'apex de la sonde, D_0 - déplacement mesuré du fond de la vessie, D_{1-3} - compensation de D_0 par : intégration des équations différentielles, réseaux actifs, réseaux actifs accélérés.

$D_{apex}[mm]$	$D_0[mm]$	$D_1[mm]$	$D_2[mm]$	$D_3[mm]$
47.24	21.01	17.28	17.87	16.57

TAB. 3.4 – Comparaison des compensations des déformations élastiques. Les symboles sont décrits dans le tableau précédent

$D_1 - D_2[mm]$	$D_1 - D_3[mm]$	$D_2 - D_3[mm]$
2.13 ± 0.92	0.55 ± 0.56	1.97 ± 1.19

référence. Sur un parcours total $D_{apex} = 47.2mm$ (50 images), la position de l'apex de la sonde dévie en moyenne de $0.21mm$ avec un écart type de $0.07mm$.

- Nous avons mesuré également la déviation du fond de la vessie par rapport à la même droite directrice. Cette déviation a une valeur moyenne de $0.24mm$ avec un écart type de $0.1mm$.
- En consultant le tableau 3.3, nous constatons, à la rubrique D_0 , que, sur l'ensemble des images, le point correspondant au fond de la vessie se déplace de $21mm$.
- Les résultats contenus dans les colonnes D_1 , D_2 et D_3 du même tableau montrent que les trois méthodes sous-estiment le déplacement du fond de la vessie, générant ainsi une erreur d'environ $2,5mm$.
- Dans le tableau 3.4 on peut voir le résultat comparatif des trois méthodes. Ils montrent que la dernière méthode donne de meilleurs résultats par rapport aux deux autres. Cette conclusion corrobore les résultats antérieurs concernant la vitesse de calcul et le réalisme de l'image corrigée.

3.4 Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$ en utilisant des modèles mathématiques déformables

Dans ce paragraphe, nous allons exposer une méthode d'appariement de $R \in [1, N]$ points P_R d'une image modèle avec $D \in [1, M]$ points P_D d'une image test qu'on désire caractériser. Les points P_R de l'image de référence ont été segmentés et regroupés suivant leur appartenance à différentes classes. Dans le cas le plus complexe de l'application à la *radiothérapie de la prostate*, les points proviennent d'images TDM segmentées et ils

sont séparés en quatre classes : peau, os, vessie et prostate. L'image test peut provenir d'une autre modalité, en l'occurrence, elle est de type échographie mode B. Après segmentation, l'ensemble P_D de points retenus contient des points d'intérêt (ex : vessie, prostate, os) et des points appartenant à d'autres structures anatomiques ou bien aux artefacts souvent fréquents dans les images échographiques (figure 3.7). Le but est de déplacer les points de l'image de référence, pour les apparier aux structures des images échographiques qui leur ressemblent le plus. On réalise ainsi trois objectifs :

- **Recalage** - comme dans tout problème de recalage, on obtient une transformation T entre les deux images. La transformation T a forcément une composante rigide et une composante élastique. Habituellement, le processus de recalage est divisé en deux étapes distinctes. La première étape consiste à faire un recalage purement rigide (uniquement la composante rigide de la transformation T sera affecté). Cela permet le recalage grossier des barycentres des deux images et d'obtenir la meilleure ressemblance possible. Evidemment, cette étape est décisive pour le résultat final du recalage et elle dépend de l'attitude initiale, de la complexité des images à recaler et de la fréquence des minima locaux. La deuxième étape concerne les deux composantes de la transformation T . Son principal rôle est de réaliser le recalage local.
- **Etiquetage** - les points des images échographiques seront caractérisés en empruntant les étiquettes du modèle. A ce sujet, deux stratégies sont possibles. La première stratégie consiste à retenir de l'ensemble de données per-opératoires les points qui ont été *touchés* par les points du modèle. Nous verrons comment cette stratégie fonctionne surtout dans les applications orthopédiques (cf. sections 4.2 et 4.3). La deuxième stratégie consiste à conserver les nouvelles coordonnées des points du modèle. Cette stratégie est utilisée dans la radiothérapie de la prostate (cf. section 4.4).
- **Elimination des points aberrants** - seuls les points des structures anatomiques d'intérêt seront conservés pour des analyses ultérieures. En effet, l'intersection du plan ultrasonore avec le volume du modèle contient plus d'information que la région restreinte concernant l'image échographiques. De plus, dans certaines applications nous délimitons des zones d'intérêt qui réduisent davantage le volume de l'information. Nous verrons plus tard dans chaque application comment le mécanisme de suppression des points aberrants (*outliers*) fonctionne.

3.4.1 Méthodologie générale du recalage modèle échographies

Dans le cadre du projet de positionnement du patient pendant la radiothérapie de la prostate (projet dirigé par Mr le Pr. Bolla sur le plan médical et par J. Troccaz sur le plan scientifique), nous nous intéressons à automatiser et rendre le plus précis possible

le recalage entre images TDM et images cho 2, 5D. Nous développons actuellement une méthodologie de type fusion/segmentation conforme au formalisme nonc précédemment. Nous verrons dans le chapitre consacré aux applications la généralité de la méthodologie présentée ici.

On dispose d'un volume V3D d'images TDM ou IRM et un jeu de N coupes chographiques localises dans l'espace. On note $(R_i, T_i), i = 1..N$ la position du repre image chographique dans le repre de mesures R0. On s'intresse l'application particulire de la radiothrapie de la prostate car c'est l'une des plus exigeantes : les structures anatomiques de la rgion pelvienne sont fortement dformables (vessie, rectum), les chographies sont acquises avec des orientations peu orthogonales la surface cutane, les temps de calcul doivent tre trs courts, etc. Sans perte de gnralit, nous tiendrons compte toutefois du fait que la prostate considre seule est une structure non dformable. Nous souhaitons dvelopper une mthode entirement automatique et la plus robuste possible. Nous proposons pour cela une srie de traitements permettant d'aboutir au rsultat final : l'attitude du modle de la prostate dfinie sur les images TDM ou IRM dans le rfrentiel de travail R0.

1. Segmentation 3D pr-opratoire

Bien qu'on puisse penser que la segmentation 3D pourrait tre supprime dans une mthode de recalage rigide, nous pensons qu'au contraire il est intressant de conserver cette tape explicitement. Dans un premier temps, nous supposons que les surfaces des structures pertinentes telles que la vessie, la peau, la prostate, les os du bassin sont segmentes et identifies semi-manuellement. Dans l'avenir, une mthode de recalage lastique 3D/3D devrait permettre d'arriver au mme rsultat automatiquement. L'avantage de cette dernire approche est que dans de nombreux cas la prostate est peu visible sur les coupes TDM et qu'elle se dduit en ralité par infrence des bords des structures adjacentes. Le recalage lastique volumique est justement une mthode permettant une telle infrence, comme nous l'avons vu.

2. Correction partielle de la dformation exerce par la pression de la sonde cho

L'acquisition des chographies de la prostate ncessite d'appuyer assez fortement sur la peau afin par exemple de raliser des coupes quasi-frontales. On peut toutefois supposer que la prostate elle-mme et les structures osseuses adjacentes restent immobiles par rapport une rfrence externe appose un systme de contention du patient. La peau se dforme et infre une dformation des structures les plus superficielles. Nous avons proposé de modliser ce phnomne indpendamment du recalage 3D afin de corriger approximativement la dformation due la pression exerce par la sonde. On peut utiliser la surface de la peau comme rfrence car il est facile d'en faire l'acquisition pralable sans pression. Pour cela, on peut utiliser un capteur optique de surface 3D, mais le plus robuste reste un simple palpeur 3D manuel repr par un localisateur 6D, ncessaire de toute faon l'acquisition des coupes cho 2, 5D. En numrisant la surface de la peau avec un palpeur ultra-lger muni d'une bille de rayon R, on obtient un nuage de points $P_i, i = 1..N$ que l'on peut approcher par

une surface spline $z=f(x,y)$. On peut alors calculer un nuage de points $P'_i, i = 1..N$ situs une distance $-R$ le long des normales orientes positivement vers le sens de la palpation et on peut alors approximer de nouveau ce nuage par une spline $z=f'(x,y)$. On obtient ainsi la surface cutane au repos. On note alors E_1, E_2, \dots, E_n un ensemble de points situs sur la face avant de la sonde cho et connus dans le repre image par calibrage. Pour chaque position (R_i, T_i) de la sonde, on connaît la position $R_i E_j + T_i$ de chaque point-sonde. On doit alors dformer la peau au repos pour l'amener sur les points $R_i E_j + T_i$. On peut supposer qu'un sous-ensemble de points P'_k situs une distance suprieure un seuil R restent fixes, ce qui stabilise la dformation. De mme un sous-ensemble de points placés une certaine profondeur D des images peut tre suppos fixe. En ralit, on peut calculer la transformation inverse et ainsi dformer les points $R_i E_j + T_i$ pour les amener sur la surface cutane au repos. On peut calculer une transformation 2D directement ou bien estimer une transformation 3D et projeter le rsultat dans le plan image. On utilise ici l'algorithme de recalage lastique 3D/3D. En final, on obtient pour tout point M_k de l'image cho d'origine un vecteur de dplacement 3D que l'on projette dans le plan image afin d'obtenir un point corrigé $M'_k = COR(M_k)$. Bien entendu, cette mthode ne peut pas corriger parfaitement la dformation car de toute faon les structures se dforment en 3D et non en 2D et nous ne disposons pas de l'information 3D pour chaque position de la sonde cho. Cependant, ce pr-traitement a le mrite de corriger partiellement une dformation importante, atteignant plusieurs centimtres, et de ramener les donnees dans un espace o la surface cutane est cohrente pour l'ensemble des coupes cho.

3. Attitude initiale lastique

Pour obtenir une attitude initiale, de multiples stratgies sont possibles. Nous proposons ici de calculer une attitude initiale lastique par recalage de surfaces cutanes TDM et palpés. A priori, la peau est facilement segmente sur la TDM et on peut en obtenir une reprsentation dans R0 par palpation comme nous l'avons vu. La table TDM et la table de radiothrapie doivent galement tre acquises et segmentes. On peut alors effectuer un recalage lastique 3D sur ces surfaces en dformant les donnees du localisateur vers le volume TDM. Dans un premier temps, on effectue un recalage rigide puis un recalage lastique. En prenant bien le haut des cuisses, on peut espérer un recalage stable correspondant à une position initiale raisonnable. En sortie, on recupre deux lments :

- la composante rigide CR0 de la transformation initiale
- les images TDM transformes par la transformation lastique inverse. Ce sont ces images TDM dformes que l'on considrera, en remplacement du volume V3D dans l'tape de segmentation par recalage lastique 2D/2D. Par contre, dans l'tape finale de recalage dit semi-lastique on reviendra bien entendu aux images TDM d'origine, car on oprera de toute faon un nouveau recalage 3D. On pourra

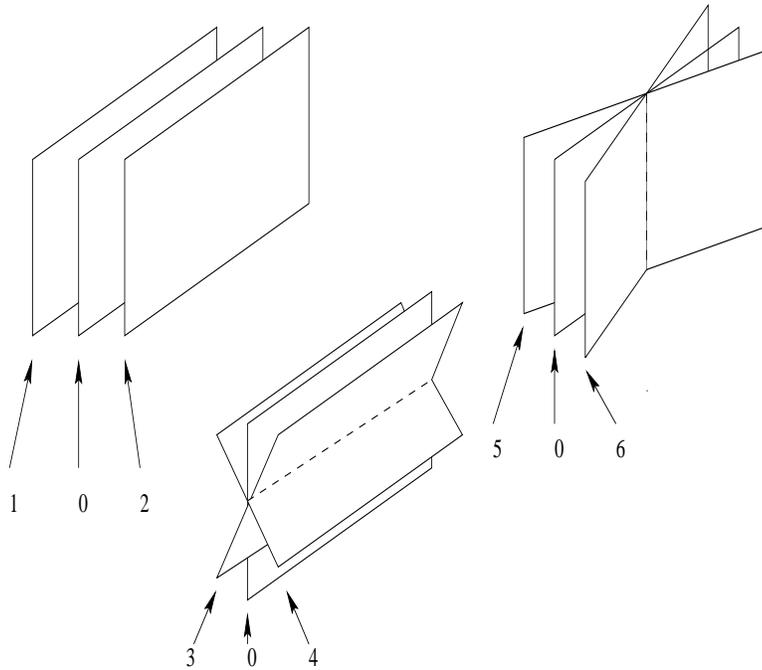


FIG. 3.11 – Définition de 6 plans écho autour d'une position centrale

utiliser la transformation lastique obtenue ici comme transformation initiale.

4. Pr-segmentation des images cho.

On applique des filtres de type Canny-Deriche, des lignes de partage des eaux ou sparation de rgon pour extraire des points de contraste avec gradients. On les transforme par la correction COR pralablement tablie.

5. Segmentation des images cho par recalage lastique $2D/2D$.

Nous supposons dans cette tape que nous disposons d'une attitude initiale $(T_{init}, \sigma_{init})$ entre V3D et R0. On applique T_{init} aux positions des repes de la sonde cho, on obtient des positions dans V3D notes $(R_{init}(i) = T_{init}R_i, t_{init}(i) = T_{init}t_i)$. A chaque couple $(R_{init}(i), t_{init}(i))$, on associe un jeu de 6 transformations supplémentaires $\Delta T_l, l = 1..6$ qui dplacent le plan de coupe cho lgrement d'une valeur $\delta_T = f(\sigma_{init})$ et $\delta_R = g(\sigma_{init})$ (figure 3.11).

Pour chacune des 7 positions du plan de coupe dfinies ainsi, on calcule une *pseudo-coupe cho simplifie* partir des donnees TDM segmentes. Diffrents modles doivent tre tudis mais on doit obtenir des images simules en des temps trs rapides, on doit donc se contenter de modles simples. A priori, on va gnrer moins de points de contraste cho qu'il n'y en a en ralt et le rsltat sera ainsi sous-segment par rapport aux chos pr-segmentes. Pour commencer, on calcule l'intersection du plan cho avec les points des surfaces scanners, en tenant compte de l'paisseur du plan cho. On

obtient des points flanqués de leur tiquette (vessie, prostate, ...) et de leur normale n . On gère alors des tirs cho en parcourant la liste de ces points et on crée ainsi des contrastes cho qui dépendent de l'angle entre la normale n et la direction du tir cho correspondant, ainsi que de l'tiquette du point. Les points osseux génèrent des ombres totales. On peut aussi raffiner le modèle en prenant des diffractions et réflexions multiples en compte. Dans cette tape, il n'est pas nécessaire de tenir compte des variations de vitesses avec les tissus.

On effectue alors un recalage 2D/2D élastique entre la coupe cho ainsi simulée et la coupe cho réelle corrigée. On minimise par exemple une expression du type :

$$E = \sum_{i=1}^N dist_{2D}(Q_j, j = 1..M, T(p)P_i)^2 \quad (3.51)$$

où P_i est l'ensemble des points cho réels, Q_j est l'ensemble des points cho simulés, T est la transformation élastique recherchée.

Lors de ce recalage, on peut aussi utiliser les gradients des données si nécessaire. Il faut alors minimiser une distance 4D en (x, y, n_x, n_y) , ce qui peut se faire avec des Kd-trees. De plus une recherche de minimum global peut être obtenue par perturbations successives. Au cours de ce recalage, on autorise l'élimination des données aberrantes et la transformation est régularisée. L'erreur résiduelle rms est donc un indicateur pertinent de la qualité du recalage obtenu. Pour les 7 recalages ainsi réalisés, on ne conserve que celui qui correspond au plus petit rms. Il est possible (et même souhaitable) que plusieurs des 7 transformations arrivent au même résultat en termes de segmentation.

Une variante de cette approche est également possible. Au lieu de considérer simplement 7 images, on peut considérer les plans définis par 3 paramètres $(\Delta\alpha, \Delta\beta, \delta L)$ autour de la position initiale et, pour chaque image cho, on minimise alors un score de type rms en fonction de $(\Delta\alpha, \Delta\beta, \delta L)$. Cette optimisation 3D peut se faire par la procédure du simplexe (amoeba). Cependant, comme on ne recherche pas vraiment la position de la coupe finale avec précision, cette recherche peut s'avérer inutile en comparaison de la simple recherche du minimum en 7 points.

À l'issue du recalage 2D/2D élastique, on connaît une transformation entre les régions TDM tiquettes et la coupe cho traitée. Cette transformation n'est pas nécessairement réaliste, elle n'a pour mission que de contraindre la segmentation. Chaque point de la coupe pseudo-écho peut alors être transformé par T dans le repère de l'image cho et être ainsi affecté d'une tiquette.

À l'issue de cette tape, on dispose de N coupes cho sur lesquelles sont représentés des points des surfaces TDM tiquettes : peau, vessie, os, prostate. On rappelle que ces coupes avaient été au préalable corrigées pour compenser la déformation due à la sonde.

6. Correction des variations de vitesses des ultrasons

Pour chaque coupe cho, on transforme les tiquettes dans les images cho d'origine (comprenant la dformation due la pression de la sonde). On affecte alors les clits correspondantes en chaque point de l'image et les points de contraste sont affectés de coordonnées en millimtres.

On applique alors la correction de dformation COR aux structures superficielles mais cette fois-ci on travaille en millimtres. Les structures profondes restent stables.

7. Recalage semi-lastique entre le volume TDM et les coupes cho.

On peut dsormais effectuer un recalage rigide $3D/3D$ sur la prostate seule mais la rotation sera estime de faon instable. Il est donc prferable de raliser un recalage semi-rigide sur la peau, l'os, la vessie et la prostate.

A l'issue de la segmentation $3D$ (tape 1), on peut constituer un maillage de l'ensemble V3D qui soit affect de coefficients locaux de rgularisation : trs levs dans les rgions rigides, faibles dans les rgions lastiques. On ralise alors un recalage $3D/3D$ lastique o le modle TDM se dforme et se dplace pour pousser les donnes cho tiquets. L'algorithme actuel ne convient pas pour cela, il reste l'adapter. On peut ici itrer et remplacer T0 par le rsultat rigide obtenu sur la prostate seule mais on doit vrifier que cette mthode reste stable.

A l'issue de cette tape, tout point de la prostate TDM (en particulier son centre) est connu dans R0. On peut ainsi dplacer le patient pour le positionnement de faon n'irradier que la prostate (balistique optimale). Eventuellement, on peut envisager de corriger la balistique optimale.

3.4.2 Algorithme de minimisation élastique $2D/2D$

Habituellement, dans le recalage des points, la matrice T recherchée sera l'expression d'une transformation rigide. Une telle *rigidité* est insuffisante pour résoudre notre problème. Pour conférer au recalage l'élasticité dont il a besoin pour mettre en correspondance des structures qui se ressemblent sans jamais être identiques, nous ajoutons un maillage régulier dont les noeuds peuvent s'ajuster individuellement (figure 3.12). A chaque noeud, on attache un vecteur déplacement $V_{i,j}; (i, j) \in [0, I_x] \times [0, I_y]$, où $I_x(I_y)$ est le nombre d'intervalles dans la direction horizontale (verticale). Cette nouvelle organisation fait en sorte que chaque point P_R subit un déplacement local obtenu par l'interpolation bi-linéaire des quatre déplacements du maillon auquel il appartient $(V_{i,j}, V_{i+1,j}, V_{i,j+1}, V_{i+1,j+1})$, suivi d'un déplacement global contrôlé par une transformation rigide $T(\alpha; t_x, t_y)$ représentée par une rotation d'angle α et une translation (t_x, t_y) .

Pour une image de dimensions (D_x, D_y) , la dimension d'un maillon est de $(M_x, M_y) = (D_x/I_x, D_y/I_y)$. Les coordonnées du point (x, y) dans la maille deviennent $(m_x, m_y) = (x/M_x, y/M_y)$. On obtient ainsi : $(i, j) = (int(m_x), int(m_y))$ les indices du maillon et $(r, s) = (m_x - i, m_y - j); (r, s) \in [0, 1) \times [0, 1)$ les coordonnées du point dans son maillon de résidence.

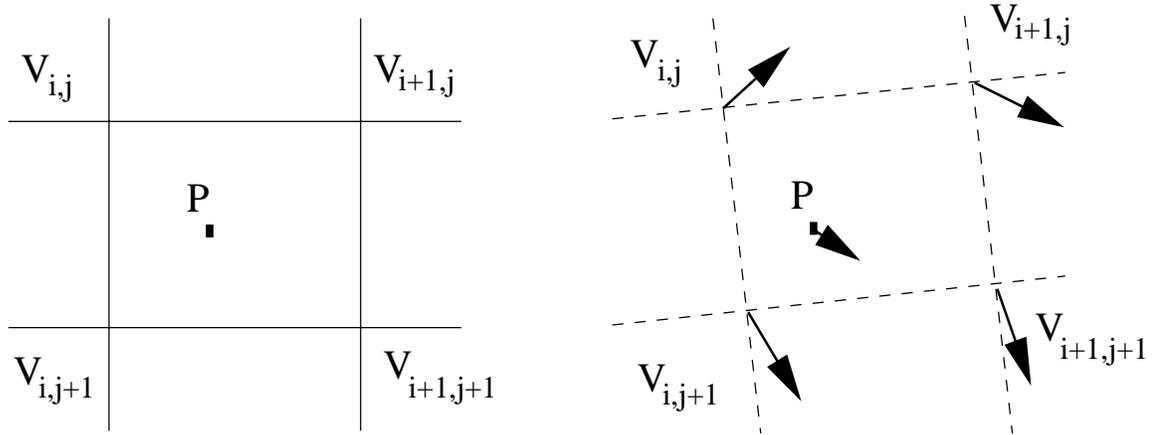


FIG. 3.12 – Déformation d'une maille rectangulaire. La composante rigide est représentée par le déplacement du cadre de la maille. La composante élastique est représentée par les vecteurs associés aux noeuds de la maille.

Les relations mathématiques qui reflètent les deux transformations successives sont :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + (1-r)(1-s) \begin{pmatrix} V_x \\ V_y \end{pmatrix}_{i,j} + r(1-s) \begin{pmatrix} V_x \\ V_y \end{pmatrix}_{i+1,j} \\ + (1-r)s \begin{pmatrix} V_x \\ V_y \end{pmatrix}_{i,j+1} + rs \begin{pmatrix} V_x \\ V_y \end{pmatrix}_{i+1,j+1}. \quad (3.52)$$

$$\begin{pmatrix} x'' \\ y'' \end{pmatrix} = T \cdot \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}. \quad (3.53)$$

La transformation globale Q_p des points P_R dans l'espace des points P_D est paramétrée par le vecteur des paramètres

$$p = \left(\alpha, t_x, t_y; (V_x, V_y)_{0,0}^T, \dots, (V_x, V_y)_{i,j}^T, \dots, (V_x, V_y)_{I_x, I_y}^T \right)^T. \quad (3.54)$$

Pour déterminer le vecteur des paramètres p , nous avons développé un algorithme itératif d'optimisation non-linéaire fondé sur la fonction objective suivante :

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{R=1}^N \min_{D=1}^M \|Q_p(P_R) - P_T\|^2 + \rho_1 \frac{1}{I_x \times I_y} \sum_{(i,j)=[0,0]}^{[I_x, I_y]} \|V_{i,j}\|^2 +$$

$$\rho_2 \frac{1}{I_x \times I_y} \left(\sum_{(i,j)=[0,0]}^{(I_x, I_y)} \|V_{i+1,j} - V_{i,j}\|^2 + \sum_{(i,j)=[0,0]}^{(I_x, I_y)} \|V_{i,j+1} - V_{i,j}\|^2 \right) \quad (3.55)$$

où le premier terme représente la somme des distances des points P_R au point P_D le plus proche, le deuxième terme régularise la dimension des vecteurs $V_{i,j}$ affectés aux noeuds (i, j) et le troisième terme régularise la similarité des noeuds voisins. Pour simplifier les relations, les coefficients de moyennage de chaque terme seront englobés dans les paramètres de régularisation. Pour homogénéiser l'expression, on définit le coefficient $\rho_0 = \frac{1}{N}$ pour le premier terme et pour les deux autres, $\rho_1 \frac{1}{I_x \times I_y} \rightarrow \rho_1$ et $\rho_2 \frac{1}{I_x \times I_y} \rightarrow \rho_2$ et on obtient

$$\varepsilon = \rho_0 \varepsilon_0 + \rho_1 \varepsilon_1 + \rho_2 \varepsilon_2 \quad (3.56)$$

où les ε_i ont remplacé les sommations dans (3.55). Pour accélérer le calcul des distances, nous construisons une carte de distance $2D$ des points P_D (cf. annexe B). Le premier terme devient :

$$\varepsilon_1 = \sum_{R=1}^N \|CD_T(Q_p(P_R))\|^2. \quad (3.57)$$

où $CD_T(P)$ est le nom générique de la fonction carte de distance.

La carte de distance obtenue est évidemment discrète. En contrepartie, la position des points du modèle projetés sur la carte de distance est continue. Prenons maintenant le cas idéal quand uniquement deux points aléatoires du modèle sont présents. Leurs déplacements dans une carte de distance discrète produiraient des effets imprévisibles sur l'évolution de la fonction ε_1 . Ce bruit serait responsable de l'apparition de maints minima locaux qui nuiraient à la convergence du recalage. Cette situation peut être corrigée, au risque d'augmenter le temps de calcul, en calculant la distance continue correspondant aux points P_R par interpolation bi-linéaire. De cette façon, on imprime à la fonction ε_1 une continuité d'ordre C^1 . Cette situation est illustrée dans la figure 3.13. La fonction ε_1 (trait gras) montre une évolution douce dans la figure 3.13.a. La version discrète de cette évolution est présentée dans la figure 3.13.b. Pour plus de véracité, la version discrète avec un décalage est reprise dans la figure 3.13.c.

Nous avons choisi une méthode de minimisation fondée sur le calcul du gradient. Les calculs afférents sont présentés en détail dans l'annexe D. Etant donné que l'introduction des paramètres du maillage augmente considérablement la taille du vecteur des paramètres p , nous avons évité d'utiliser une méthode fondée sur le calcul de la matrice hessienne. En effet, cette méthode présente deux types de difficultés en termes de temps de calcul, d'une part, la construction de la matrice hessienne et, d'autre part, la résolution d'un système d'équations linéaires de grande taille. On remarquera aussi que la matrice hessienne est extrêmement creuse. Nous proposons donc un mécanisme d'actualisation du vecteur des paramètres p d'une itération à l'autre, qui repose schématiquement sur la relation suivante :

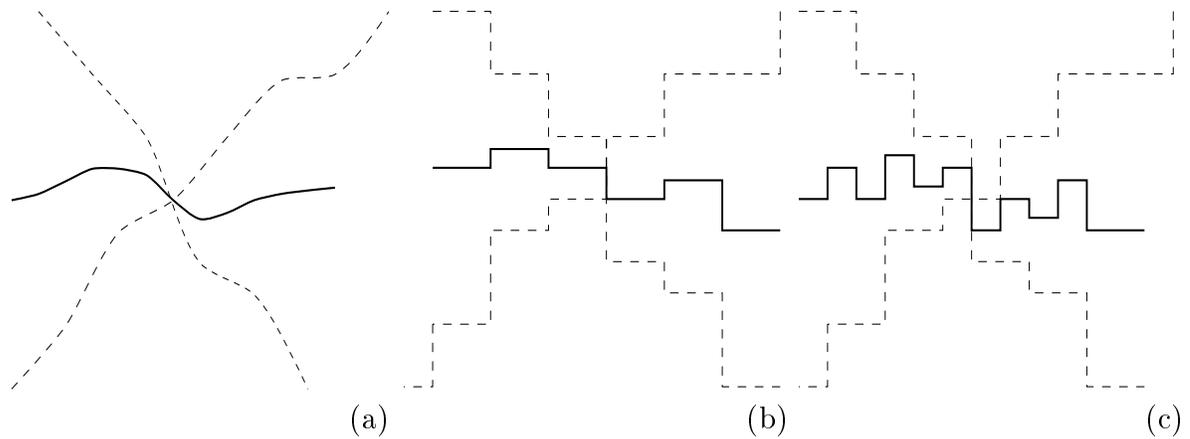


FIG. 3.13 – Interpolation continue de la carte de distances. Situation idéalisée pour montrer l'évolution du terme ϵ_1 dans la relation (3.57) - trait continu, à partir de deux points - traits pointillés. (a) Situation idéale; (b) Carte de distances échantillonnée; (c) Carte de distances échantillonnée et décalée (situation réelle).

$$\begin{aligned} p_k^{t+1} &= p_k^t - \lambda \nabla \epsilon_k \\ \delta p_k &= -\lambda \nabla \epsilon_k. \end{aligned} \quad (3.58)$$

où λ est un facteur d'échelle sans dimension et où $\nabla \epsilon_k$ est le gradient de la fonction objective ϵ par rapport à la composante k du vecteur p .

La relation (3.58) n'est pas correcte du point de vue des unités de mesure. La quantité ϵ est sans dimension. Un terme σ_i^2 représentant l'erreur de mesure doit figurer au dénominateur de l'expression (3.56). Quand l'erreur de mesure est inconnue, ce terme prend la valeur constante $\sigma_i^2 = 1$ [Press86]. Il en résulte un gradient $\nabla \epsilon_k$ qui a une dimension (ex : cm^{-1} pour les distances ; rad^{-1} pour les angles). Pour rendre la relation (3.58) cohérente, une constante de proportionnalité d'ordre $(\nabla \epsilon_k)^2$ doit être introduite. On note que ces coefficients représentent les unités de mesure de la diagonale de la matrice hessienne. En notation matricielle, la relation (3.58) devient :

$$diag(H) \cdot \delta p = -\lambda \nabla \epsilon \quad (3.59)$$

où $H_{k,k} = \sum (\nabla \epsilon_k)^2$ est l'élément d'ordre k de la matrice hessienne.

Synthétiquement, l'algorithme de minimisation suit les étapes suivantes :

1. Calculer l'erreur ϵ .
2. Evaluer pour chaque point P_R :
 - Les nouvelles coordonnées à l'aide des relations (3.52) et (3.53).

- La distance et ses dérivées. Les points les plus excentriques, *outliers*, sont éliminés du processus de minimisations. Pour trouver les *outliers* nous avons le choix entre deux possibilités : écartier tous les points dont l'écart par rapport à la moyenne dépasse un certain nombre de fois l'écart type (ex : $d \notin [-3.5\sigma, 3.5\sigma]$) ou éliminer, dans une certaine proportion, tous les points les plus éloignés. Dans cette étude, nous avons opté pour la première solution. La dynamique des *outliers* a un effet immédiat sur le paramètre ρ_0 .
 - Sa contribution à la transformation rigide $\delta\alpha, \delta t_x$ et δt_y .
 - Sa contribution à la transformation locale élastique. Seuls les vecteurs représentant le voisinage des points sont affectés : $(V_x, V_y)_{i,j}^T, (V_x, V_y)_{i,j+1}^T, (V_x, V_y)_{i+1,j}^T$ et $(V_x, V_y)_{i+1,j+1}^T$.
3. Evaluer pour chaque noeud $(V_x, V_y)_{i,j}^T$ du maillage :
 - La contribution de chacune des composantes V_x et V_y à la transformation locale élastique. Chaque vecteur $(V_x, V_y)_{i,j}^T$ influence uniquement son voisinage direct formé des noeuds $(V_x, V_y)_{i,j}^T, (V_x, V_y)_{i,j+1}^T$ et $(V_x, V_y)_{i+1,j}^T$.
 - Considérer que la contribution de chacune des composantes V_x et V_y à la transformation rigide est nulle ($\delta\alpha = 0, \delta t_x = 0$ et $\delta t_y = 0$).
 4. Calculer le gradient $\nabla\varepsilon$ et le vecteur $diag(H)$. En déduire δp_k et p_k^{t+1} .
 5. Recalculer l'erreur ε en p_k^{t+1} . Si $\varepsilon_{t+1} > \varepsilon_t$, remplacer λ par $\lambda/10$ et reprendre l'étape 5. Au cas contraire, remplacer λ par $10 * \lambda$ et reprendre l'étape 2.

3.4.3 Critères de convergence

Les critères d'arrêt du processus itératif sont axés sur l'énergie et sur le gradient.

- $\frac{\varepsilon_i^2 - \varepsilon_{i+1}^2}{\varepsilon_i^2} \leq T_1$; le gain relatif d'énergie entre deux itérations réussies est inférieur à un seuil T_1 considéré comme raisonnable.
- $N_{iterations}$; dans une série d'itérations qui ne minimise pas l'énergie, l'évolution de λ ($\lambda \rightarrow \lambda/10$) imprime au gradient une allure décroissante asymptotique. $N_{iterations}$ sera la borne supérieure acceptée.

Après convergence, la résolution du maillage peut être augmentée et la minimisation peut reprendre. Lors de la division du maillage, l'énergie élastique représentée par les deux derniers termes de l'expression (3.56) augmente forcément. Cette possibilité est éliminée en recalculant les paramètres ρ_1 et ρ_2 , de sorte que la nouvelle étape de minimisation démarre au même niveau énergétique.

3.4.4 Quelques commentaires

Une carte de distance a de fortes discontinuités à la jonction des zones d'influence des différents objets qui composent la scène. Ainsi, des points proches du modèle pourront

suivre dans leur déplacement des directions les écartant de façon drastique. On distingue alors deux situations : soit la discontinuité sépare deux objets différents et on peut s'interroger sur le résultat du recalage et de l'étiquetage, soit elle est générée par la topologie de l'objet (type fer à cheval) et les doutes persistent pour le recalage, mais l'étiquetage est bon. Notre suggestion est d'introduire dans l'évaluation de l'erreur ε un nouveau terme chargé de conserver l'homothétie du modèle.

3.5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter la problématique du recalage entre un ensemble de N coupes échographiques et un modèle $3D$ de type TDM ou IRM. Après avoir étudié les deux grandes voies à suivre, l'approche niveau de gris et l'approche contours, nous avons exposé les arguments déterminants pour choisir la deuxième voie. Comparer l'information contenue dans le modèle avec l'information contenue dans une coupe échographique qui intersecte de façon aléatoire le volume du modèle implique automatiquement une étape d'interpolation. En conséquence, la section 3.2 a été consacrée aux différentes méthodes d'interpolation. Une attention particulière a été accordée à l'interaction mécanique entre la sonde écho et les tissus mous. De cette interaction deux types d'effets en résultent : les déformations élastiques et les déplacements (ex : la prostate peut être considérée comme étant indéformable, mais, si la pression de la sonde est importante, un déplacement risque de se produire). Pour corriger partiellement ces déformations nous avons proposé un modèle simple, applicable en temps réel. La dernière section a été dédiée à l'étiquetage par recalage élastique $2D/2D$.

Notre contribution majeure dans ce chapitre aura été l'analyse approfondie des méthodes d'interpolation existante, la création du modèle de correction partielle des déformations élastiques des tissus mous et surtout la conception d'une approche originale de segmentation de *haut-niveau*. Cette dernière méthode est fondée sur l'étiquetage par recalage élastique $2D/2D$ en utilisant des modèles mathématiques déformables. Dans le chapitre 4, dédié aux applications, nous allons prouver la généralité de cette méthode, en utilisant le recalage de modèles TDM aussi divers que la vertèbre, l'os sacro-iliaque, la vessie et la prostate, avec des séquences échographiques $2, 5D$.

Chapitre 4

Applications et résultats

Si on se place dans la perspective du recalage de deux nuages de points 3D, le processus de recalage passe nécessairement par une étape de segmentation. Dans cet ouvrage, nous considérons que la segmentation de la séquence d'images TDM/IRM est déjà réalisée. L'ensemble de segments obtenus est utilisé pour générer, par interpolation fondée sur les formes (cf. paragraphe §3.2.1), un nuage de points dense représentant le modèle. La taille du voxel est approximativement égale à la taille du pixel échographique.

Le deuxième nuage de points provient de la segmentation d'une séquence d'images échographiques. Nous essayons de rendre automatique cette étape fastidieuse et souvent imprécise. Dans un premier temps, nous serons concernés par la robustesse de la méthode, sans négliger pour autant la précision et le temps de calcul.

La méthodologie de segmentation/étiquetage par recalage élastique $2D/2D$ se base sur le formalisme présenté dans le paragraphe §3.4.1. En résumé, nous considérons que nous disposons d'un ensemble d'attitudes initiales $M_0^i(\alpha_0^i, t_0^i)$ raisonnables entre le modèle et la sonde écho, qui fait en sorte que le volume couvert par la totalité des coupes échos soit approximativement superposé au volume du modèle. Par souci de simplicité, cet ensemble est réduit à un seul élément qu'on notera $M_0(\alpha_0, t_0)$. On associe à l'attitude M_0 un jeu de L transformations supplémentaires $\Delta M_l; l \in [1, L]$, voir figure 3.11, qui déplaceront légèrement le plan de coupe écho. L'intersection du plan de la coupe écho avec le volume du modèle étant différente, la configuration des points du modèle situés dans la proximité de la coupe écho est différente. On obtient ainsi un jeu de L ensembles de points utilisés dans L procédures de minimisation élastiques (cf. section 3.4). Il s'agit finalement de trouver un critère pour déterminer la configuration $l_{opt} \in [1, L]$ qui donne les meilleurs résultats et d'isoler de chaque coupe écho, les points étiquetés par les points du modèle.

Dans la figure 3.11, on peut voir la configuration que nous avons utilisée régulièrement. Il s'agit d'un jeu de 7 postures disposées symétriquement autour de la position centrale M_0 ($L = 6 + 1$). La position des points du modèle dans le référentiel de l'image revient à calculer la projection des points 3D sur le plan écho. Seuls les points situés à

l'intérieur de l'épaisseur réelle du plan ultrasonore (habituellement $h \simeq 1mm$) sont pris en considération.

Nous avons utilisé cette procédure dans quatre applications différentes. Toutes seront présentées dans les paragraphes suivants. Pour chaque application nous allons donner les spécificités des traitements concernant : les objectifs cliniques, le pré-traitement, l'utilisation du recalage élastique pour l'étiquetage, le choix des segments, les tests et résultats ainsi que les perspectives envisagées.

4.1 Application au calibrage

4.1.1 Mire de calibrage simple

Dans le paragraphe §2.5.5, nous avons présenté une mire. Son principal atout était la précision, mais elle manquait de simplicité. La principale source d'erreurs était la difficulté de superposer le plan du triangle et le plan de l'image. En outre, les surfaces génératrices d'un fort écho spéculaire créent des images simples et faciles à segmenter. La trace d'un tel signal représente l'intersection de la surface et du plan échographique. On peut facilement imaginer une telle surface parfaitement connue analytiquement ou par palpation. Malheureusement, plus la surface est complexe, plus elle induit du bruit dans l'image, ce qui augmente l'ambiguïté de la segmentation.

Dans la figure 4.1 nous présentons les images échographiques de quelques surfaces simples que nous avons envisagées d'utiliser. La figure 4.1.a représente l'image échographique d'une balle de Ping-Pong vide. Un tel objet présente l'avantage d'un contour antérieur très net dû à la forte absorption des ultrasons par l'air interne. En contrepartie, l'absence du contour postérieur augmente l'ambiguïté de la segmentation quant à la forme réelle de l'objet. La figure 4.1.b représente l'image échographiques d'une balle de Ping-Pong remplie d'eau. Dans ce cas, l'objet est complet, mais, les multiples réflexions interfèrent avec son contour. La figure 4.1.c représente l'image de la surface plane d'un objet fortement absorbant pour les ultrasons. Malgré les multiples réflexions, la simplicité de l'objet à segmenter (un segment de droite représentant l'intersection entre la surface plane de l'objet et le plan des ultrasons) nous a encouragés à poursuivre dans cette direction.

Remarque. Une image dénaturée d'un objet simple n'est pas toujours à éviter. Maîtriser les phénomènes physiques qui génèrent ces "artefacts" peut apporter de l'information additionnelle intéressante. Un exemple serait d'utiliser le halo présent dans les images 4.1.a et b comme aide à la segmentation de la balle.

Dans ce qui suit nous nous proposons de montrer qu'une surface plane répond parfaitement à nos besoins. Le but du recalage rigide $3D/3D$ est de déterminer un vecteur de six paramètres (3 translations et 3 angles, si nous avons choisi de travailler avec les angles d'Euler). Segmenter l'image échographique d'un plan-mire équivaut alors à isoler

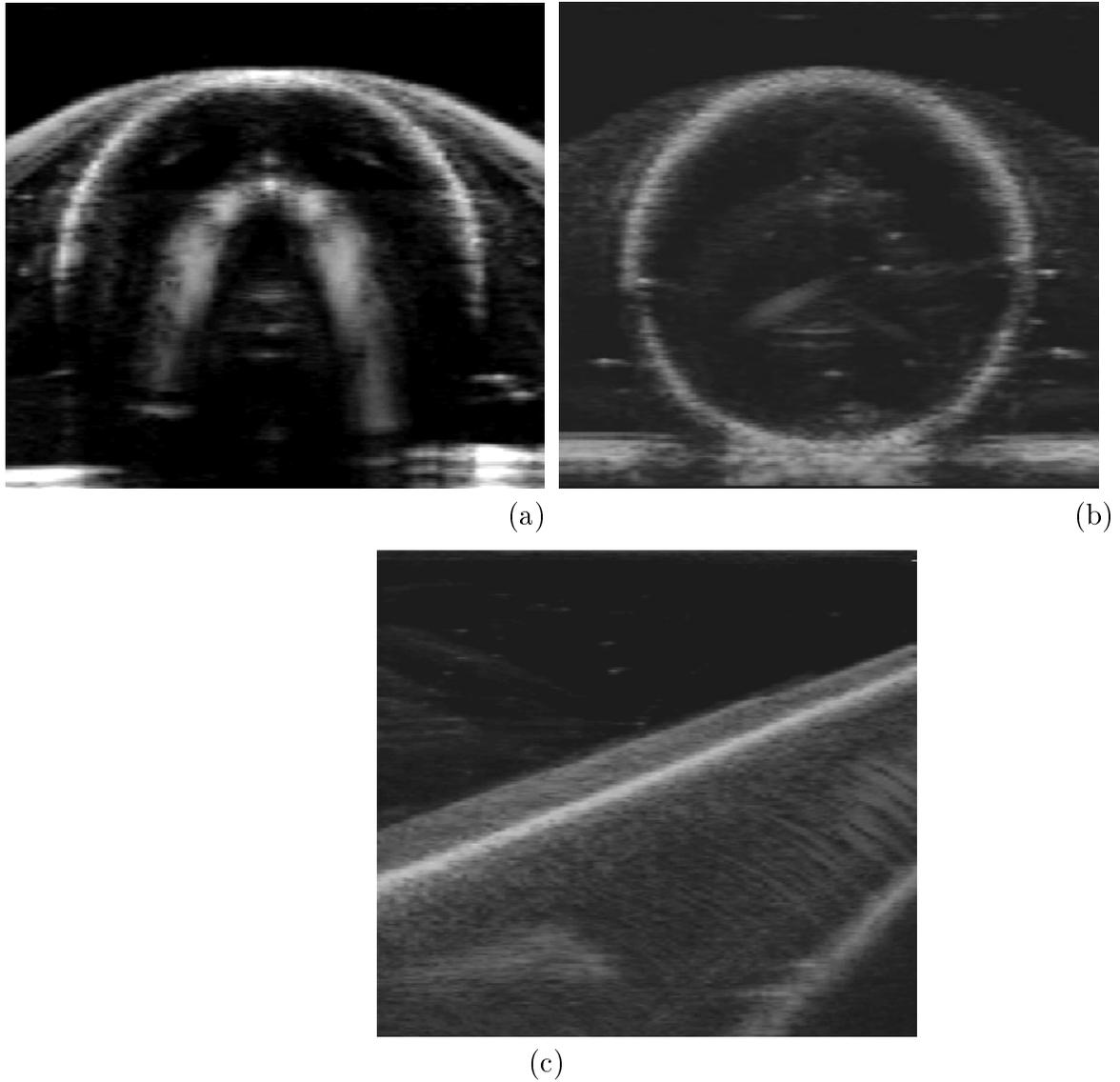


FIG. 4.1 – Surfaces simples proposées pour le calibrage. (a) Balle de Ping-Pong. (b) Balle de Ping-Pong remplie d'eau. (c) Image échographique d'une surface plane.

un ensemble de points qui se trouvent sur la droite d'intersection des deux plans (mire et image). Cette mire est présentée dans la figure 4.2.

Méthode de minimisation

Tout comme dans les paragraphes §2.5.4 et §2.5.5, nous devons déterminer une transformation rigide X qui ramènera le mieux tous les points segmentés de toutes les images dans le plan de la mire. La figure 4.3 schématise une situation où seulement trois images sont prises en compte. Dans cette méthode de calibrage, nous connaissons : les coordonnées de tous les points segmentés dans le référentiel Ref_{mire} , les facteurs d'échelle $k(k_x, k_y)$, les transformations M_i permettant le passage entre le référentiel Ref_{ech} des N positions de la sonde et le référentiel Ref_{mire} et les coordonnées du plan dans le référentiel Ref_{mire} . La transformation inconnue X est décrite par une rotation exprimée en fonction des trois angles d'Euler $R(\varphi, \theta, \psi)$, précédée d'une translation $t(t_x, t_y, t_z)$. Malgré les défauts majeurs des trois angles d'Euler, notamment l'anisotropie et le phénomène de blocage du cardan (gimbal lock) dû à la non-unicité de la solution qui se produit heureusement loin de l'origine $(\varphi, \theta, \psi) = (0, 0, 0)$, nous les avons choisis pour la simplicité de l'implémentation et la vitesse de calcul. Les détails concernant les expressions mathématiques et les calculs utilisés dans ces paragraphes peuvent être suivis dans les annexes A et C. On est donc dans la situation de mise en correspondance d'un modèle dépendant d'une façon non-linéaire d'un ensemble de six paramètres $X = [R, t]$. Pour résoudre le problème, nous avons développé un algorithme fondé sur la méthode de Levenberg-Marquardt traitée dans [Press86]. Il s'agit en conséquence de minimiser une fonction d'erreur représentée par la distance entre un nuage de points et le plan de la mire. Dans l'espace cartésien homogène, le point et le vecteur sont représentés par des vecteurs colonnes $P(x, y, z, 1)^T$ et $v(x, y, z, 0)^T$ et le plan par un vecteur ligne $\pi(a, b, c, d)$, où $n(a, b, c, 0)^T$ est le vecteur normal du plan et d est la distance signée du plan à l'origine, quand $\|\vec{n}\| = 1$. La distance d'un point à un plan est facilement calculable par l'opération

$$D_i = \langle \pi, P_i \rangle. \quad (4.1)$$

où l'opérateur \langle, \rangle signifie produit scalaire.

Dans ces conditions, la fonction d'erreur que nous devons minimiser prend la forme suivante :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NP_i} \langle \pi, M_i \cdot X \cdot P_{ij} \rangle^2. \quad (4.2)$$

où : N est le nombre d'images, NP_i est le nombre de points segmentés dans l'image i , π est l'expression vectorielle du plan, M_i est la transformation qui fait le passage entre le référentiel Ref_{ech} et le référentiel Ref_{mire} , X est la transformation recherchée et P_{ij} est

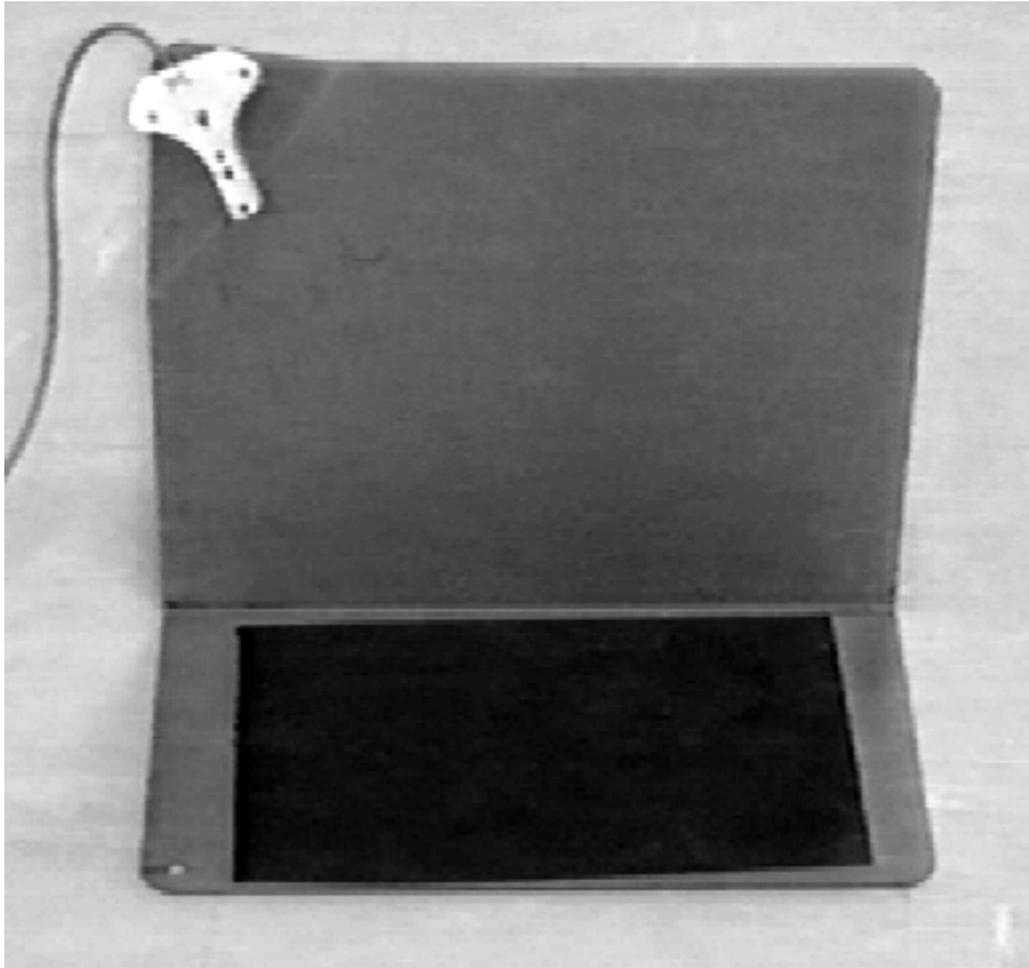


FIG. 4.2 – Mire de calibrage plane. Pour une meilleure réflexion des ultrasons, la surface de la mire a été couverte de papier de verre très fin

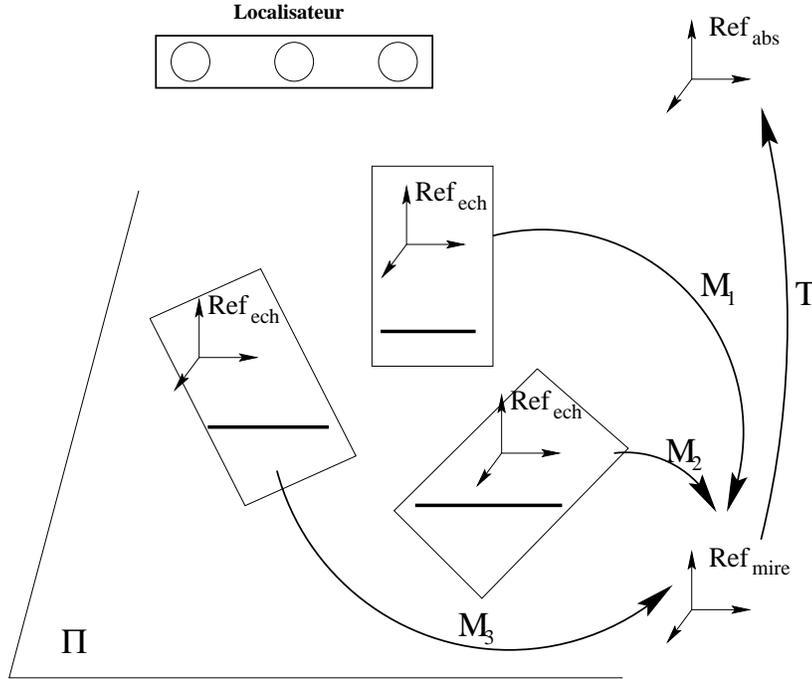


FIG. 4.3 – Principe général du calibrage par mire de calibrage plane.

le j -ème point de la i -ème image. Cette expression analytique, facilement dérivable, est valable pour le référentiel R_{mire} .

La vitesse de calcul de chaque itération peut être améliorée en se plaçant dans le référentiel Ref_{US} (cf. annexe C). Dans l'expression (4.2), le plan π sera remplacé par son équivalent π_i , ce dernier étant le plan transformé du référentiel Ref_{mire} dans le référentiel Ref_{US} par la transformation M_i^{-1} [Blinn92a, Blinn92b]. La nouvelle fonction d'erreur devient :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NP_i} \langle \pi_i, X \cdot P_{ij} \rangle^2. \quad (4.3)$$

Dans les deux cas, l'algorithme de Levenberg-Marquardt résout un système de six équations à six inconnues de la forme :

$$\sum_{l=1}^M \alpha_{kl} \delta p_l = \beta_k. \quad (4.4)$$

Si le test de convergence est réussi, δp sera retenu par addition au vecteur des paramètres précédent p_t :

$$p_{t+1} = p_t + \delta p_t. \quad (4.5)$$

Même si on utilise la notion de vecteur des paramètres (qui, au moment $t + 1$, est obtenu par la somme des deux vecteurs p_t et δp_t), cette méthode peut-être qualifiée plutôt de méthode algébrique. En effet, la transformation X_{t+1} est faite d'une rotation $R(\varphi + \delta\varphi, \theta + \delta\theta, \psi + \delta\psi)$ et d'une translation $t(t_x + \delta t_x, t_y + \delta t_y, t_z + \delta t_z)$, en respectant la loi de composition suivante :

$$P = R \cdot p + t. \quad (4.6)$$

On a vu comment le critère (4.3) a été obtenu à partir du critère (4.2). Remarquons aussi que la transformation X pourra être traitée de la même manière pour obtenir une nouvelle fonction objective valable dans le référentiel Ref_{im} . Son expression est :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NP_i} \langle \pi_i^x, P_{ij} \rangle^2 \quad (4.7)$$

où π_i^x est la transformée du plan π du référentiel Ref_{mire} dans le référentiel Ref_{im} par la transformation $(M_i X)^{-1}$. En suivant la suggestion proposée par Thevenaz dans [Thevenaz97, Thevenaz98], on peut appliquer aux points P_{ij} une transformation arbitraire ΔX . Ainsi, la relation (4.7) devient :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NP_i} \langle \pi_i^x, \Delta X \cdot p_{ij} \rangle^2. \quad (4.8)$$

Après la résolution de (4.4) où δp_l a été remplacé par $\delta \Delta p_l$ et après un test de convergence réussi, la transformation ΔX se composera avec la valeur précédente X_t pour obtenir la nouvelle transformation $X_{t+1} = (X \cdot \Delta X)^{-1}$.

On obtient ainsi une nouvelle méthode qu'on qualifiera de méthode géométrique et qui se rapproche de l'algorithme ICP (Iteratif Closest Point) de Besl&McKey [Besl92]. Elle nous donne la possibilité de pré-calculer certains paramètres, ce qui améliore davantage les performances de calcul par rapport aux méthodes précédentes.

En résumé, la méthode classique cherche à déterminer le vecteur des paramètres p_{t+1} de sorte que $\langle \pi, X(p_{t+1}) \cdot P \rangle^2 < \langle \pi, X(p_t) \cdot P \rangle^2$ (cf. expressions (4.2) et (4.3)), tandis que la nouvelle méthode cherche à déterminer un vecteur Δp qui respecte l'inégalité $\langle X(p_t) \cdot \pi, X(\Delta p) \cdot P \rangle^2 < \langle X(p_t) \cdot \pi, P \rangle^2$ (cf. expressions (4.8)).

Critères de convergence

Dans les conditions du calibrage, le temps de calcul n'est pas critique. Pour démarrer la minimisation, nous avons choisi $\lambda = 0.01$, en suivant la recommandation de [Press86]. Les critères d'arrêt du processus itératif sont axés sur l'énergie et sur le gradient.

- $e_{moy} = \sqrt{\varepsilon^2/N} \leq T_1$; où e_{moy} est l'erreur moyenne, ε^2 est l'énergie de minimisation et T_1 un seuil préétabli.
- $\frac{\varepsilon_i^2 - \varepsilon_{i+1}^2}{\varepsilon_i^2} \leq T_2$; le gain relatif d'énergie entre deux itérations réussies est inférieur à un seuil T_2 considéré raisonnable.
- $\left| \frac{\delta p_k}{p_k} \right| \leq T_{3,k}$; le gain relatif, exprimé en valeur absolue, du gradient est inférieur à un seuil T_3 . Chacun des six paramètres est analysé séparément. Les angles partagent un seuil $T_{3(\varphi, \theta, \psi)}$ commun, différent de son correspondant pour les translations $T_{3(t_x, t_y, t_z)}$. Un paramètre p_k , qui approche la valeur nulle, sera éliminé du processus de test.
- $N_{iterations}$; dans une série d'itérations qui ne minimisent pas l'énergie, l'évolution de λ ($\lambda \rightarrow 10 * \lambda$) imprime au gradient une allure décroissante asymptotique. $N_{iterations}$ sera la borne supérieure acceptée.

4.1.2 Précisions sur la mire de calibrage plane

Surface simple

Si on se limitait à une seule image, l'algorithme de minimisation trouverait une solution parmi une infinité possible. On remarquera toutefois que les six degrés de liberté de départ ont été réduits à quatre : une rotation autour de la droite d'intersection, une rotation suivant la normale au plan de la mire et deux translations suivant une base $2D$ orthonormée du plan de la mire.

Tout en gardant la première image comme image de référence, prenons maintenant d'autres images (on notera aussitôt la réciprocité du choix des images). Les quatre degrés de libertés restants seront réduits en suivant le raisonnement suivant :

1. **Rotation autour de la droite d'intersection.** Solution : *image prise dans le même plan à des profondeurs différentes.* Composons maintenant la matrice de calibrage X avec une matrice ΔX ($X_{tot} = \Delta X \cdot X$), qui favorise la rotation autour de la droite d'intersection de l'image de référence. Les points appartenant à l'image test auront tendance à s'éloigner du plan de la mire.
2. **Rotation suivant la normale au plan de la mire.** Solution : *toute image dont la normale diffère de la première.* On observe immédiatement qu'un ΔX , qui favorise les points de l'image de référence, pénalise les points de l'image test.
3. **Translations suivant un axe de la base orthonormée du plan de la mire.** Solution : *image intersectant le plan de la mire le long de la même droite ; les normales aux deux plans d'images sont différentes.* Une matrice ΔX qui favoriserait la translation dans le plan de la mire, mais perpendiculaire à la droite d'intersection, éloignera les points de l'image test du plan de la mire.
4. **Translations suivant le second axe de la base orthonormée du plan de la mire.** Solution : *On conserve les deux images précédentes et on prend deux autres*

images dans les mêmes conditions avec la droite d'intersection perpendiculaire à la précédente. La deuxième composante de translation dans le plan de la mire perd sa qualité de degré de liberté.

Ainsi, à partir d'un plan et en changeant la position de la sonde, on crée l'équivalent d'une surface polyédrique $3D$, sans symétries et de la complexité désirée.

Si on considère qu'un référentiel attaché à la sonde a l'axe Oy dirigé suivant l'axe médian, l'axe Ox situé dans le plan de coupe et perpendiculaire à l'axe Oy , l'axe Oz perpendiculaire au plan de coupe et en se basant sur le raisonnement précédent, nous avons créé le protocole d'acquisition d'images suivant :

1. Prendre une image perpendiculaire au plan de la mire. Cette position reste la référence des prochaines quatre étapes.
2. Tourner la sonde de 45^0 autour de l'axe Ox .
3. Revenir à la position de référence et tourner la sonde de -45^0 autour de l'axe Ox .
4. Revenir à la position de référence et tourner la sonde de 45^0 autour de l'axe Oz .
5. Revenir à la position de référence et tourner la sonde de -45^0 autour de l'axe Oz .
6. Faire varier la profondeur et répéter les premières 5 étapes.
7. Tourner la sonde 4 fois de 90^0 autour de l'axe Oy et répéter les premières 6 étapes.

Dans le protocole précédent,

Vérification

Les affirmations précédentes peuvent être vérifiées en respectant le protocole suivant. Nous lançons l'algorithme de minimisation pour une seule image prise au hasard qu'on appelle image de référence. Un référentiel lui est attaché : l'axe Ox suit la direction de la droite segmentée (située approximativement dans le plan de la mire), l'axe Oy suit la normale du plan de la mire et l'axe Oz a comme vecteur directeur le résultat du produit vectoriel des deux premiers vecteurs. L'origine de ce référentiel est fixée au barycentre des points segmentés. Les courbes de la figure 4.4.a montrent les plateaux parfaits obtenus dans la direction des quatre degrés de liberté. Par contre, pour la rotation autour de l'axe Oz et pour la translation le long du même axe, les courbes sont creuses, mettant en évidence des minima bien définis. Ces courbes, échantillonnées tous les 0.1^0 pour les angles et 0.1 mm pour les distances, passent par le minimum obtenu après la minimisation. La minimisation de l'ensemble d'images donne les courbes de la figure 4.4.b. Elles démontrent que leur point d'intersection constitue un minimum local bien défini.

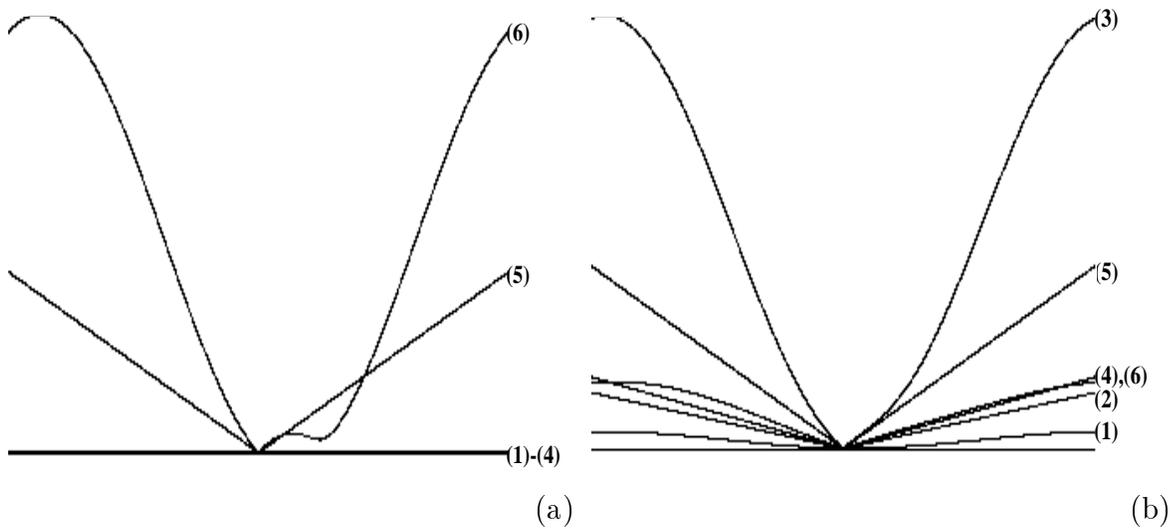


FIG. 4.4 – Vérification de la mire de calibration plane. (a) Mire réduite à quatre degrés de liberté; (b) Mire sans aucun degré de liberté.

4.1.3 Pré-traitement et segmentation

Cette application, la plus simple de toutes, a pour but de sélectionner, à partir des images échos du plan de calibration (§4.1.1), les segments de droite les plus plausibles. Généralement, les images du plan de calibration sont simples. Un trait visible traversant toute l'image marque la position du plan de calibration dans l'image écho. Quand la position de la sonde est inclinée à environ 45^0 par rapport au plan de la mire, des traits parasites presque aussi puissants que celui de la cible peuvent apparaître (figure 4.5.a).

La partie de l'image que nous visons correspond aux zones d'intensité maximale du signal. Pour isoler ces régions, l'image originale est soumise d'abord à un filtre laplacien de Deriche. Le paramètre de ce filtre a la valeur $\alpha = 0.3$ (la largeur à la mi-hauteur de la gaussienne est égale à $2.37\sigma = 9.8$ pixels). Cette valeur n'étant pas critique, le résultat final est le même pour une plage de $\alpha \in [0.1, 0.5]$. En seuillant le résultat du filtre à 0, on obtient un masque binaire contenant les principaux objets de l'image (figure 4.5.b). Cette nouvelle image sera réduite davantage en appliquant un seuil sur les niveaux de gris. Cette opération nous semble justifiée pour ce genre d'images, qui doivent représenter une réalité binaire (un objet de grande intensité entouré d'un fond obscur et uniforme). La valeur du seuil est calculée en fonction de l'intensité maximale détectée dans l'image originale et la figure 4.5.c nous montre l'effet produit par un seuillage à 65%.

Après les étapes précédentes, l'image résultante est composée d'une multitude d'îles (composantes 4-connexes), qui, par la suite, seront traitées individuellement. Pour chaque île, après le calcul de la matrice d'inertie, on extrait : le centre d'inertie $C_i(x_i, y_i)$, les vecteurs propres $v_{1,i}$ et $v_{2,i}$ et les valeurs propres ($\lambda_{1,i}$ et $\lambda_{2,i}$; $\lambda_{1,i} > \lambda_{2,i}$) des $N(i \in [1, N])$

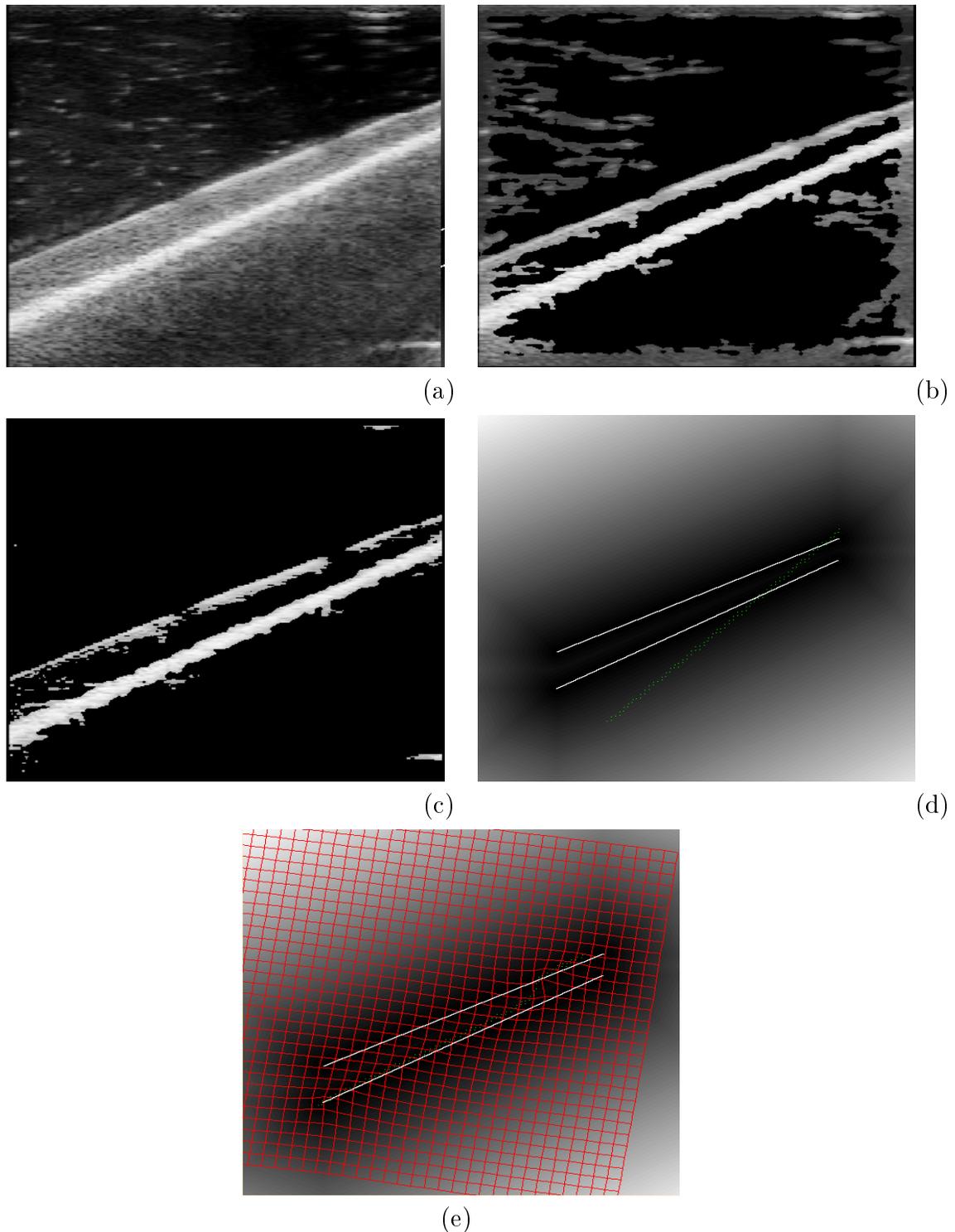


FIG. 4.5 – Segmentation et application du recalage élastique 2D/2D au calibrage. Image d'un plan de calibrage (a) Image originale montrant de fortes réflexions parasites devant le plan de la mire de calibrage. (b) Zone d'intérêt obtenue après l'application du filtre détecteur de gradient maximal de Deriche ($\alpha = 0.3$) (c) Diminution de la zone d'intérêt par seuillage des niveaux de gris à 65% (d) Résultat final de la segmentation - la ligne du bas correspond au vrai contour. (e) Résultat du recalage élastique 2D/2D entre le modèle (points verts) et le résultat de la segmentation présenté dans l'image précédente.

îles. Notre but maintenant est de détecter des objets qui ont une forme très allongée. Pour ce faire, on prend comme référence le rapport des valeurs propres le plus élevé :

$$r = \max_{i=1,N} r_i = \max_{i=1,n} \left(\frac{\lambda_{1,i}}{\lambda_{2,i}} \right). \quad (4.9)$$

Sur cette valeur, on fixe un seuil raisonnable (ex : $k = 0.6$) et on élimine toutes les îles dont le rapport r_i est inférieur à $k \cdot r$. On obtient ainsi un nombre réduit d'îles et on sait que le centre d'inertie $C_i(x_i, y_i)$ est très proche de la ligne d'intensité maximale du signal et que le vecteur propre $v_{1,i}$ constitue la direction principale de l'île. On peut maintenant tracer un segment de droite qui traverse l'île le long de son axe principal. Une dernière étape permet de regrouper tous les segments de droite qui ont le même support. Le résultat final est présenté à la figure 4.5.d. Il sera utilisé comme base de calcul pour l'étape suivante.

4.1.4 Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$

Pour obtenir l'attitude initiale, nous avons utilisé la matrice de calibrage obtenue par la méthode des fils et nous l'avons affectée d'un bruit uniforme assez important ($\pm 20\%$ de la valeur individuelle des 6 paramètres de la transformation rigide). L'intersection entre le modèle et le plan écho est matérialisée par un nuage de points représenté en vert dans la figure 4.5.d. Pour tester la robustesse de la méthode, nous avons utilisé un volume de recherche assez large ($\pm 35mm$) par rapport à la position de la coupe initiale (figure 3.11). Généralement, après une étape de minimisation, les points du modèle s'alignent sur le segment le plus important de la scène (cf. section 3.4). Dans la figure 4.5.e, nous présentons une des situations défavorables, quand le nuage des points du modèle est partagé entre plusieurs segments.

4.1.5 Choix du segment

Après chacune des sept étapes de minimisation, certains segments de la scène seront *pointés* par les points du modèle. Dans le cadre de cette application, on sait que les objets d'intérêt sont des segments de droite entiers. On sait également que l'intersection entre le plan de calibrage et les 7 positions du plan écho génère un nombre équivalent de points du modèle. Pour ces raisons, nous avons axé le mécanisme de décision vers l'établissement d'un score par segment. On choisira, pour la procédure finale de minimisation du calibrage, (cf. paragraphe §2.5) le segment qui a réuni, après les sept recalages élastiques $2D/2D$, le plus grand nombre de points du modèle. Pour ce faire, une carte des labels (cf. annexe B) a été construite avec la carte de distance.

TAB. 4.1 – Résultats du calibrage par la mire plane. X_0 - Matrice de calibrage initiale ; X_t - Matrice de calibrage finale.

<i>Mode</i>	<i>Bruit</i> [%]	φ [rad]	θ [rad]	ψ [rad]	t_x [mm]	t_y [mm]	t_z [mm]	D_m [mm]
X_0		1.53	-1.22	-0.040	77.2	-23.9	-164.6	
$X_t(Ref_{mire})$	0 – 50	1.08	-1.22	-0.46	83.2	-21.8	-162.6	0.43
$X_t(Ref_{US})$	0 – 50	1.08	-1.22	-0.46	83.2	-21.8	-162.6	0.43
$X_t(Ref_{mire})$	55 – 100	-3.11	0.20	-2.16	116.7	7.5	-201.7	7.50
$X_t(Ref_{US})$	55 – 100	-3.11	0.20	-2.16	116.7	7.5	-201.7	7.50
$X_t(Ref_{im})$	0 – 100	1.08	-1.22	-0.46	83.2	-21.8	-162.6	0.43

4.1.6 Discussions des résultats

Pour comparer les trois méthodes de minimisation, nous avons procédé de la manière suivante :

- On utilise comme matrice de calibrage initiale X_0 le résultat obtenu après l'application de la méthode des fils.
- On génère séquentiellement une matrice bruitée ΔX . Le bruit utilisé est uniformément distribué autour des valeurs centrales $(\varphi, \theta, \psi; t_x, t_y, t_z)$ extraites de la matrice X_0 de départ. Il couvre la gamme de 0% à 100% à raison de 5%.
- On génère la matrice de départ $X = \Delta X \circ X_0$. Après une étape de minimisation, on note les paramètres de la matrice finale de calibrage X_t , le nombre d'itérations qui réussit une minimisation de l'énergie I_{OK} et le nombre d'itérations totales I_{tot} .

Les résultats, rapportés dans le tableau 4.1 et illustrés dans la figure 4.6, montrent que, entre 0% et 50% de bruit, toutes les méthodes (Ref_{mire} , Ref_{US} et Ref_{im}) ramènent les points au même minimum local jusqu'à la 5-ème décimale près (pour des raisons pratiques, uniquement les deux premières décimales sont rapportées dans le tableau 4.1). La distance moyenne des points par rapport au plan de la mire $D_m = 0.433mm$ prouve la qualité du résultat. Entre 50% et 100% de bruit, les deux premières méthodes (Ref_{mire} et Ref_{US}) choisiront un autre minimum local situé à $D_m = 7.5mm$, tandis que la troisième méthode (Ref_{im}) continue d'opter pour le premier minimum local avec le même niveau des performances. La bonne séparation des deux minima locaux prouve aussi que le protocole d'acquisition d'images a été choisi judicieusement.

Le tableau 4.2 reflète les résultats de l'analyse statistique globale effectuée sur le nombre d'itérations qui ont réussi une minimisation de l'énergie I_{OK} et le nombre d'itérations totales I_{tot} . On remarque tout de suite que la méthode (Ref_{im}) donne de meilleurs résultats en termes de nombre moyen d'itérations exécutées ($\mu_{OK} = 15.66$ et $\mu_{tot} = 36.90$). Les bonnes performances du point de vue de l'écart type ($\sigma_{OK} = 2.8$ et $\sigma_{tot} = 7.00$) montrent que la minimisation se produit toujours plus doucement. Fina-

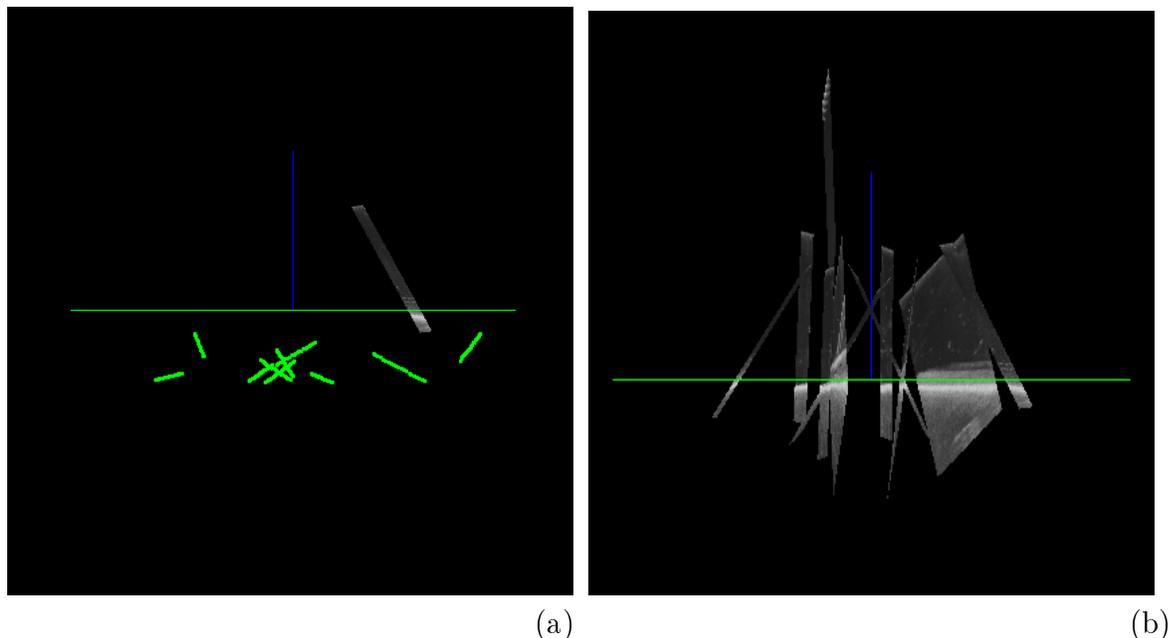


FIG. 4.6 – Résultat du calibrage par mire plane. Le segment horizontal représente le plan de la mire. (a) Position de départ des images écho ; (b) Résultat montrant le bon alignement des traits.

TAB. 4.2 – Vitesse de convergence du calibrage par mire de calibrage plane

<i>Mode</i>	μ_{OK}	σ_{OK}	RSB_{OK}	μ_{tot}	σ_{tot}	RSB_{tot}
<i>Ref_{mire}</i>	36.19	16.21	2.23	67.33	33.81	1.99
<i>Ref_{US}</i>	42.47	26.29	1.61	77.38	49.43	1.56
<i>Ref_{im}</i>	15.66	2.8	5.56	36.90	7.00	5.26

lement, le rapport signal sur bruit ($RSB_{OK} = 5.56$ et $RSB_{tot} = 5.26$) est nettement favorable à la méthode (*Ref_{im}*).

4.2 Orthopédie du rachis - visée pédiculaire

L'insertion de vis pédiculaire guidée par un modèle pré-opératoire TDM constitue une application majeure de la chirurgie assistée par ordinateur. Pour diminuer l'effet invasif de l'opération, l'extension à une méthode percutanée utilisant un recalage par ultrasons est envisageable. L'application *in vivo* d'une méthode qui a comme objet une zone si sensible de l'organisme humain doit passer nécessairement par des étapes de validation intermédiaires. Dans un premier temps, nous avons utilisé une vertèbre

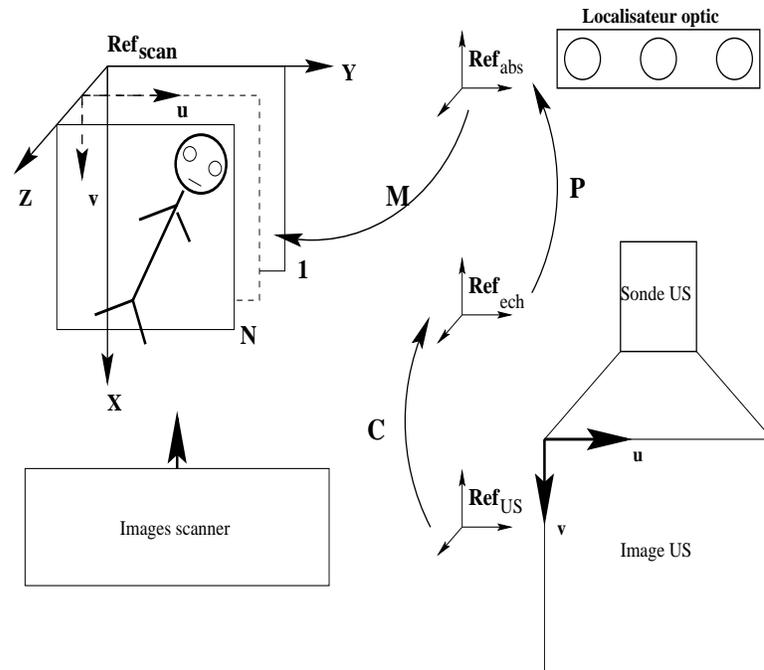


FIG. 4.7 – Recalage en orthopédie - définition des référentiels

immergée dans l'eau. Cette approche a deux avantages majeurs : primo, le recalage entre le nuage des points du modèle scanner et un nuage de points obtenu par palpation avec une pointe fine nous permet de calculer avec une grande précision la transformation rigide ; secundo, après la procédure de mise en correspondance que nous proposons, on peut vérifier facilement l'exactitude des résultats en guidant un outil calibré.

L'examen scanner de la vertèbre nous fournit une séquence de $N = 52$ coupes séparées d'un espace de $1mm$. La taille du pixel scanner est de $0.25 \times 0.25mm^2$. La figure 4.7 montre les différentes transformations appliquées aux pixels scanner ou écho, pour les ramener dans un espace absolu commun. A partir de la taille des pixels scanner et des paramètres (origine, directions des axes) du référentiel scanner Ref_{scan} , le nuage de points du modèle est placé dans un référentiel millimétrique absolu propre. Réciproquement (cf. paragraphe §2.5), à partir de la taille du pixel écho et en connaissant la matrice de calibrage C de l'image écho et la matrice de passage T entre la sonde écho et le localisateur optique, le nuage de points provenant de la segmentation des images échos sera placé dans son propre référentiel millimétrique absolu. La fusion des deux référentiels millimétriques indépendants est possible uniquement si la transformation rigide M est connue. Cette information est obtenue après un recalage rigide $3D/3D$, en utilisant la méthode proposée dans [Lavallee95] et [Szeliski96].

4.2.1 Pré-traitement et segmentation

L'image écho créée par une vertèbre immergée dans l'eau ne diffère pas essentiellement de l'image décrite dans la section 4.1. En effet, la surface de la vertèbre est génératrice d'un fort signal spéculaire et, ses qualités fortement absorbantes font en sorte que l'onde ultrasonore la pénètre peu. En outre, sa forme complexe et ses structures seront de dimensions souvent comparables à l'épaisseur du plan ultrasonore ce qui favorise la création de réflexions parasites. On s'attend en conséquence à une image de type binaire : des régions disjointes de forte intensité représentant les différentes structures de la vertèbre ou du récipient, entourées d'un milieu obscur représentant l'eau (figure 4.8.a). Pour isoler les régions de forte intensité, le pré-traitement que nous avons appliqué est identique à celui déjà détaillé dans le paragraphe précédent.

Le masque calculé dans l'étape précédente sera utilisé pour valider certains segments de la ligne de partage des eaux (*lpe*) (ensemble des traits fins de l'image 4.8.b). Sur les raisons qui nous ont déterminés à choisir la *lpe* comme moyen de segmentation des images de la vertèbre, nous serons plus précis dans la section 4.3. L'extraction des segments intéressants de la *lpe* se fait en plusieurs étapes :

- Après avoir appliqué le masque obtenu antérieurement à l'ensemble de la *lpe*, le résultat sera traité par un opérateur d'élagage. La *lpe* étant une composante 8-connexe, il est facile de détecter les sommets, ainsi que les jonctions du réseau. En explorant dans le sens trigonométrique le voisinage V_8 de chaque pixel, on note tous les passages $0 \rightarrow 1$. Si le nombre de passages est supérieur à 2, le pixel reçoit l'attribut de *jonction*. Si le nombre de passages est égal à 1, le pixel reçoit l'attribut de *sommet*. Il est facile maintenant d'éliminer tous les segments (les traits verts dans l'image) qui réunissent chaque sommet à la jonction voisine.
- En simulant l'effet de l'ombre acoustique, tous les pixels situés derrière un pixel valide sont éliminés. Les pixels valides sont déterminés en utilisant une procédure de *lancer de rayon* à partir de la source d'ultrasons vers les régions distales de l'image. Pour les sondes linéaires, les *rayons* partent du haut de l'image et descendent verticalement, tandis que, pour les sondes sectorielles, les *rayons* ont comme origine le centre virtuel de l'image écho et une direction radiale. Cette procédure supprime tous les segments bleus.

Les segments restants de la *lpe* (les traits rouges) sont évidemment contenus soit dans la vertèbre, soit dans des structures parasites qui n'ont pas été éliminées par le traitement précédent. Il revient maintenant au recalage élastique $2D/2D$ la tâche de sélectionner les meilleurs candidats pour le recalage final $3D/3D$.

4.2.2 Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$

L'attitude initiale que nous avons utilisée est le résultat quasi-parfait du recalage $3D/3D$ de deux nuages de points : le nuage de points dense du modèle (cf. §3.2.1 et

figure 3.6.b) et un nuage de points obtenus par la palpation. L'image écho de l'épineuse et la projection (points rouges) du modèle sur le plan écho sont présentées dans la figure 4.8.c. Les points du modèle ont subi la même procédure de validation par *lancer de rayon* que les segments provenant de la segmentation écho. N'étant pas nécessairement connexe, l'ensemble des points de la projection est soumis à une dilatation morphologique par une balle. La taille de l'élément structurant que nous avons choisi est légèrement supérieure à la taille des voxels du modèle.

Pour prouver l'efficacité de la procédure d'étiquetage par recalage élastique $2D/2D$, la matrice de l'attitude initiale est altérée par un bruit aléatoire. Dans la figure 4.8.d on voit l'effet produit par un bruit équivalent à $\Delta M = (\Delta\alpha, \Delta t) = ((-15^0, 11^0, -8^0), (-8mm, 7mm, -10mm))$ que nous estimons assez important.

4.2.3 Choix des segments

Après l'exploration des sept postures autour de la position centrale (figure 3.11), le meilleur et le pire recalage sont illustrés dans les figures 4.8.e et f. Dans cet exemple, l'épaisseur du plan ultrasonore est de $0.5mm$ et l'espace de recherche autour de la position centrale est de $9mm$, ce qui équivaut à la valeur du bruit qui affecte les translations. Tout en étant conscient que la notion *meilleur résultat* n'a pas été encore établie, nous nous permettons de reporter ce débat dans le cadre de l'application suivante. Nous illustrons uniquement (figure 4.9.a et b) le résultat du recalage rigide $3D/3D$ dont le résidu maximum est de : $\varepsilon_{\max} = (\varepsilon_{\max}^{\alpha}, \varepsilon_{\max}^t) = ((-2.93^0, 1.13^0, -1.83^0), (-0.39mm, 0.12mm, -1.02mm))$. Réduits à la représentation de Rodriguez (cf. annexe A expression (A.8)), ces erreurs représentent en moyenne une rotation de 1.23^0 et une translation de $1.70mm$.

4.3 Orthopédie du bassin - visée sacro-iliaque percutanée

Dans cette application, il s'agit de la fixation par vissage des fractures de l'anneau pelvien [Carrat98]. La trajectoire de pénétration de l'outil chirurgical devant respecter les rapports dangereux de la région, nous avons abordé le problème de la même manière qu'à la section 4.2. Cette fois, le fantôme immergé dans l'eau est remplacé par la région sacrale d'un cadavre. Cette technique permet la vérification a posteriori de la qualité de l'intervention chirurgicale assistée par ordinateur. De plus, après dissection, nous pouvons construire un nuage de points dense par palpation, ce qui nous fournira un recalage quasi parfait entre le modèle scanner et la structure osseuse du bassin servant d'étalon à nos tests.

L'examen TDM est composé de $N = 67$ coupes séparées d'un espace de $3mm$. La taille du pixel scanner est de $0.82 \times 0.82mm^2$. La figure 4.10.a montre une coupe

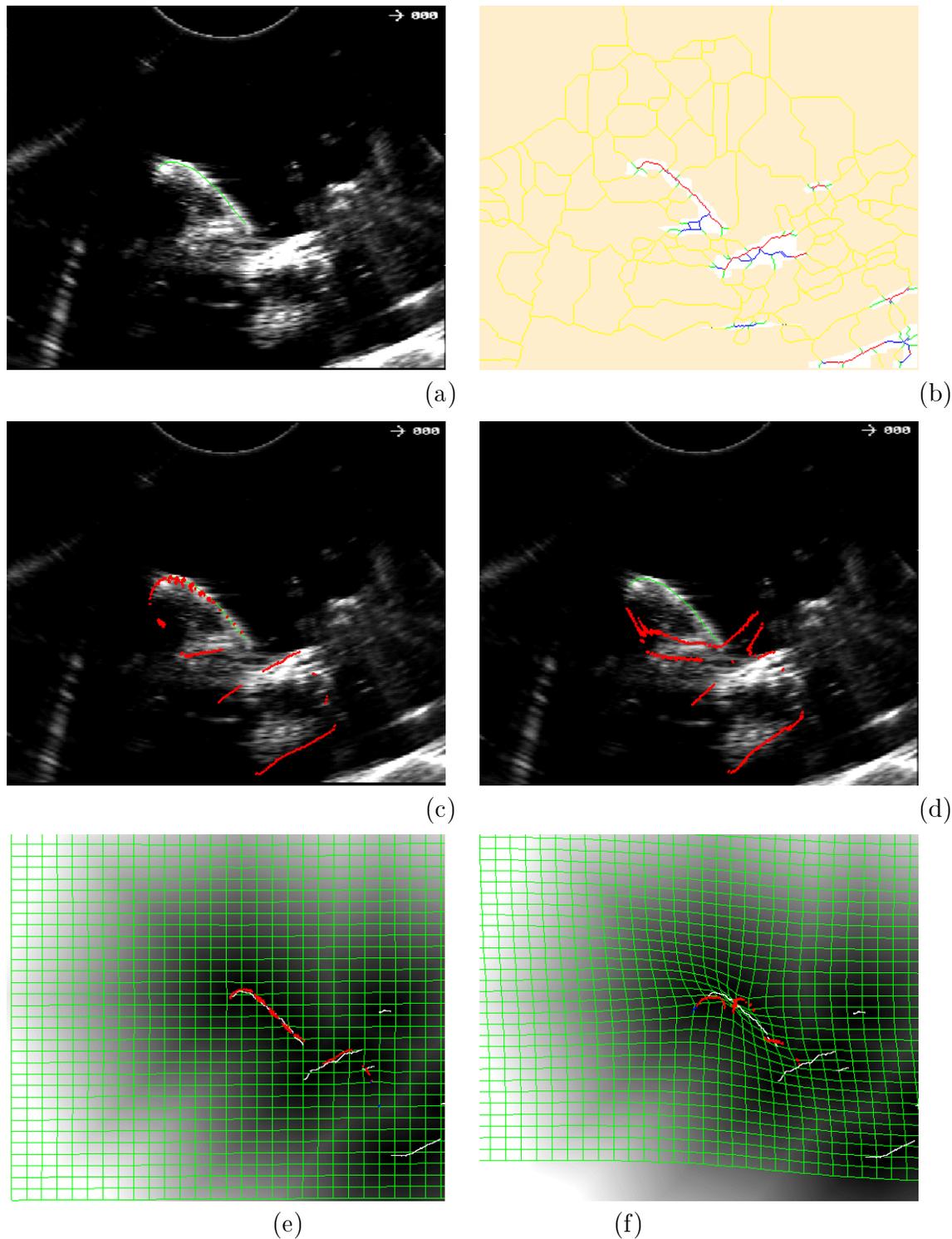


FIG. 4.8 – Segmentation et recalage élastique 2D/2D - visée pédiculaire. (a) Image échographique de l'épineuse - le trait vert représente la segmentation manuelle de l'épineuse. (b) Résultat de la segmentation : blanc - zone d'intérêt, jaune - lpe supprimée par la zone d'intérêt, vert - segments élagués, bleu - suppression due à l'effet d'ombre, rouge - segments valides. (c) Modèle scanner (points rouges) - attitude quasi-parfaite. (d) Modèle scanner - attitude bruitée $\Delta M = ((-15^{\circ}, 11^{\circ}, -8^{\circ}), (-8\text{mm}, 7\text{mm}, -10\text{mm}))$. (e) Meilleure posture du recalage élastique. (f) Pire posture du recalage élastique.

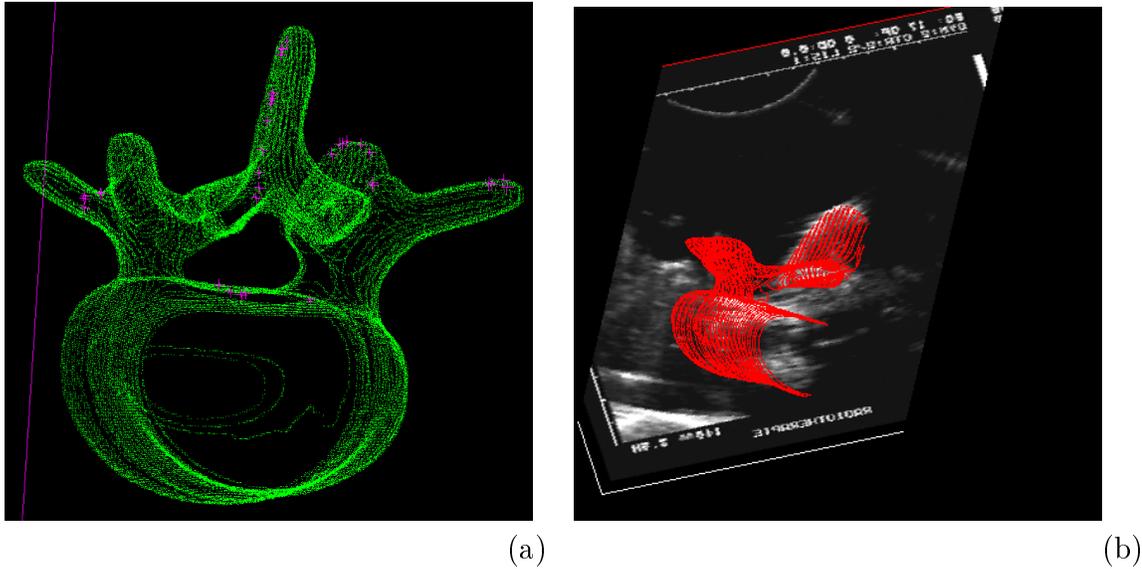


FIG. 4.9 – Résultat final du recalage rigide $3D/3D$ - visée pédiculaire. (a) Superposition des nuages de points (vert - modèle ; rouge - écho) (b) Superposition de l'image écho de l'épineuse et du modèle scanner.

scanner et la segmentation manuelle de l'os. Pour comprendre la problématique du recalage dans cette application, on doit se référer à la figure 4.7 et à la section 4.2. L'examen écho comporte 60 images prises essentiellement dans la région de la crête iliaque, de la tubérosité ischiatique et du sacrum (figure 4.10.b). Cette configuration donne de meilleures images écho contenant des structures osseuses qui permettent au recalage d'être plus stable et plus précis. Les images prises dans la zone du sacrum ont un intérêt particulier pour la sécurité du patient.

4.3.1 Choix de la méthode de segmentation de bas-niveau

L'interaction entre l'onde ultrasonore et la région externe de l'os iliaque produit un signal intense, qui correspond parfaitement au modèle acoustique de l'os traité dans le paragraphe §2.1.1. Dans l'image échographique, on obtient un trait lumineux qui se détache, entre une région proximale noyée dans le *speckle* échographique et une zone distale représentant l'ombre acoustique produite par l'os. La ligne de plus forte intensité de ce trait est toujours prise comme référence par tous les spécialistes qui segmentent manuellement les images échographiques. De plus, en faisant une parallèle avec la mire de calibration plane qui produit le même genre d'images écho, on peut émettre l'hypothèse suivante : *segmenter les images destinées au calibrage et celles provenant de l'os en respectant les mêmes critères est bénéfique pour la précision*. Ces deux raisons nous ont conduit vers la ligne de partage des eaux (*lpe*) comme moyen de segmentation de bas

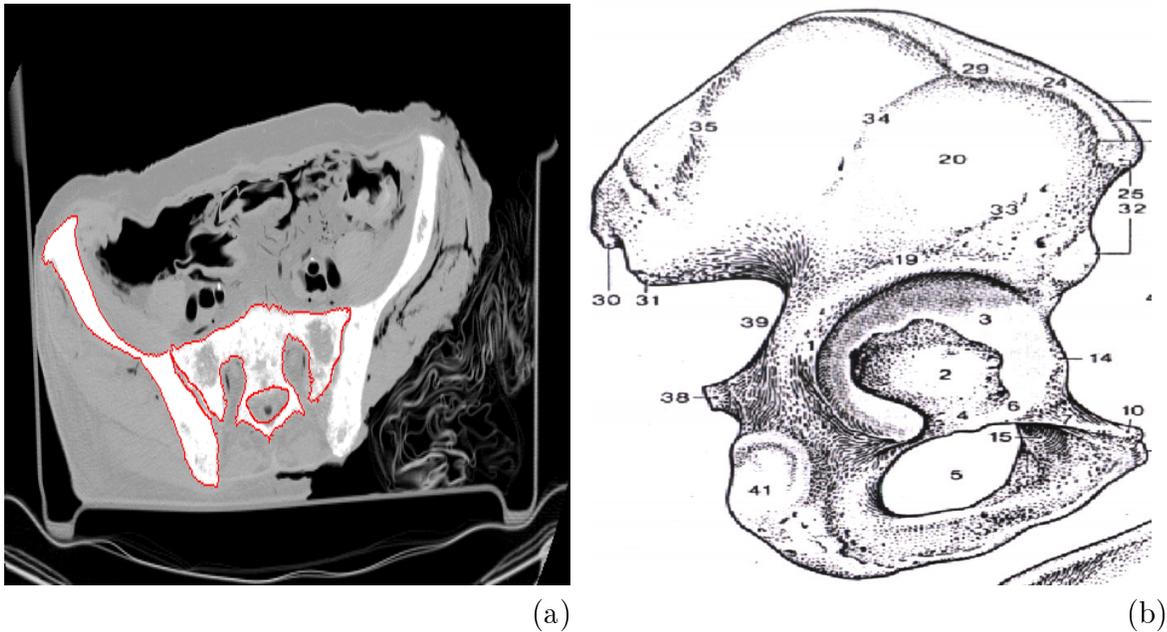


FIG. 4.10 – Anatomie du bassin. (a) Image scanner (b) Vue extérieure de l'os iliaque (24 - crête iliaque ; 41 - tubérosité ischiatique ; 39 - sacrum).

niveau.

Pour démontrer que nous avons fait un bon choix, nous avons élaboré la méthode de vérification suivante. Les données qui constituent l'entrée du test sont classées par image en trois catégories :

1. La totalité des points P_S segmentés à la main par un spécialiste.
2. La totalité des points P_M du modèle situés dans la proximité de la coupe écho. Dans cette étude, l'épaisseur du plan ultrasonore est de $0.6mm$. Evidemment, pour cette opération, nous avons utilisé l'attitude quasi parfaite fournie par le recalage rigide $3D/3D$ des données obtenues par la palpation.
3. Les points de la lpe séparés en trois groupes : la totalité des points P_L , la partie $lpe1$ de la lpe traversant toutes les sections présumées comme étant dans l'os, qu'on note P'_L , et la partie $lpe2$ de la $lpe1$ validée par un masque généré par un filtre de type LoG de l'image originale, qu'on note P''_L .

Pour évaluer les erreurs entre les différents groupes de points, pour chaque image, nous avons construit les cartes de distance des groupes de points P_L, P'_L, P''_L et P_M , qu'on note CD_L, CD'_L, CD''_L et CD_M respectivement. Finalement, nous avons calculé les distances des points P_S vues par CD_M , les distances des points P_S vues par CD_L, CD'_L et CD''_L et les distances des points P_M vues par CD_L, CD'_L et CD''_L . La valeur moyenne,

TAB. 4.3 – Résultats attestant la bonne précision obtenue en segmentant par la *lpe*

Mode		$\varepsilon_{moy}[mm]$	$\sigma[mm]$	$\varepsilon_{max}[mm]$
1	$P_S \rightarrow CD_M$	0.91	0.85	6.93
2	$P_S \rightarrow CD_L$	0.23	0.56	6.39
3	$P_S \rightarrow CD'_L$	0.54	1.47	15.75
4	$P_S \rightarrow CD''_L$	0.56	1.49	11.75
5	$P_M \rightarrow CD_L$	1.44	2.61	26.73
6	$P_M \rightarrow CD'_L$	2.75	4.07	33.0
7	$P_M \rightarrow CD''_L$	2.79	4.09	33.0

l'écart type et l'erreur maximale des distances prises sur l'ensemble des images sont rapportés dans le tableau 4.3.

La première rubrique montre que la segmentation manuelle se situe en moyenne à une distance de $0.91 \pm 0.85mm$ des points du modèle ce qui nous donne raison de croire que le spécialiste a procédé correctement dans ses choix. Les trois prochaines rubriques montrent que la segmentation manuelle est en général très proche de la segmentation obtenue par la *lpe*. Plus exactement on peut affirmer que les points segmentés manuellement se trouvent très proche ($0.23 \pm 0.56mm$) d'un des segments de la *lpe*, ils se situent à une distance convenable ($0.54 \pm 1.47mm$) de la *lpe1*. De plus, l'opération de transformation de la *lpe1* en *lpe2* n'altère que peu ($0.56 \pm 1.49mm$) les performances de la segmentation. On peut affirmer ainsi que la segmentation par la *lpe* est semblable à celle faite par un opérateur humain.

En raisonnant de la même manière à propos des trois dernières rubriques du tableau 4.3 on peut affirmer que les trois types de données (*lpe*, *lpe1* et *lpe2*) se situent très proches du modèle. Les moins bons résultats sont dus nécessairement au fait que certains segments de la *lpe* sont attribués à tort au modèle. Les valeurs de la dernière colonne exprimant l'erreur maximale détectée montrent que dans tous les cas certains points sont loin de la réalité.

La qualité des images échos

Il est évident que la qualité de la segmentation dépend en grande mesure de la qualité des images. Pour avoir un aperçu de la stabilité de notre méthode de segmentation, nous avons fait une série de 10 acquisitions de la crête iliaque dans les conditions suivantes : la sonde a été maintenue aussi fixe que possible et, pour chaque image, nous avons varié le gain. On a couvert ainsi la plage de $[0, 60]dB$ permise par l'échographe *Hitachi* utilisé. Les segmentations par *lpe* ont été réalisées avec les mêmes paramètres et montrent une bonne stabilité pour une gamme de $[30, 40]dB$. Pour une gamme de $[25, 50]dB$ ils ne sont que partiellement corrects : la segmentation se comporte bien au centre de l'image

mais des effets de bord apparaissent. En dehors de ces valeurs, la segmentation est, soit complètement erronée, soit impossible.

4.3.2 Pré-traitement et segmentation

Tout comme dans les applications précédentes, avant l'étape de segmentation, l'image est traitée pour enlever une grande partie de l'information inutile qui pourrait perturber les étapes ultérieures. Les étapes suivantes montrent comment l'image originale présentée dans la figure 4.11.a est transformée. Les résultats sont illustrés dans la figure 4.11.b.

- Dans un premier temps, on détecte dans l'image la région correspondant à l'ombre acoustique produite par l'os du bassin. Cette opération est réalisée par seuillage. Pour éviter que la valeur du seuil devienne un paramètre, on construit l'histogramme des niveaux de gris de toutes les images écho et on retient la valeur la plus basse. Généralement, cette valeur correspond au mode de l'histogramme. En augmentant légèrement cette valeur, nous avons noté que les répercussions produites sur la segmentation sont positives. Suite à cette opération, l'image est divisée en deux composantes 4-connexes. La composante proximale Z_1 (trait rouge) constitue une première zone d'intérêt. On peut conclure que l'os est situé à l'intérieur de cette zone et dans la proximité de la ligne de séparation des deux composantes connexes.
- Cette opération a pour but de réduire davantage la zone d'intérêt déterminée au point précédent. Le passage os-ombre acoustique nous suggère de chercher des lignes de très fort gradient de l'image. En détectant ces lignes, on protège les lignes de crêtes du signal qui resteront dans la zone d'intérêt. Cette opération est réalisée par convolution de l'image originale par un filtre de dérivation, en l'occurrence un filtre récursif de *Canny-Deriche*. Le problème qui se pose est d'établir la largeur du filtre. Une approche multi-résolution nous montre que les premiers objets qui se détachent en calculant le filtre de dérivation correspondent au passage os-ombre acoustique. De façon expérimentale nous avons établi que la valeur optimale du paramètre de filtrage est $\alpha_1 = 0.1$ (largeur à la mi-hauteur $2.37\sigma \simeq 14$ pixels). Le résultat obtenu est utilisé pour simuler l'effet de l'ombre acoustique par la méthode expliquée dans la section 4.2. La zone d'intérêt diminuée obtenue, Z_2 (trait jaune), précise davantage la position de l'os.

Les motivations du choix de la *lpe* comme moyen de segmentation de bas-niveau étant déjà expliquées auparavant, dans ce qui suit nous insisterons plutôt sur son utilisation.

- La présence du *speckle* dans l'échographie rend inutilisable la *lpe* de l'image écho brute. Tout en étant conscients que les caractéristiques statistiques du *speckle* ne répondent pas aux critères d'une distribution gaussienne, nous utiliserons un filtre gaussien (implantation récursive de *Canny-Deriche*). Expérimentalement, nous avons établi que la valeur optimale du paramètre de filtrage est $\alpha_2 = 0.4$ (largeur à la mi-hauteur $2.37\sigma \simeq 3.5$ pixels). Le calcul de la *lpe* (trait vert) sera

- appliqué à l'image filtrée.
- Pour valider les segments, de la *lpe*, nous utiliserons les règles suivantes :
 - tous les bassins versants situés entièrement à l'intérieur de la zone Z_2 sont conservés ;
 - tous les bassins versants qui touchent à l'extérieur de la zone Z_1 sont supprimés ;
 - les bassins versants qui ne respectent pas les critères précédents seront conservés ou éliminés selon la proportion p_S de leur surface située à l'intérieur de la zone Z_2 .
 - La réunion de tous les bassins versants validés dans l'étape précédente représente une composante 4-connecte, qui forme une nouvelle zone d'intérêt Z_3 . La ligne de démarcation entre Z_3 et son complémentaire *lpe1* (trait blanc + rouge) représente l'objet qui nous intéresse dans la scène. En guise de conclusion à cette étape, nous ferons le commentaire suivant : généralement, une valeur neutre pour le paramètre p_S ($p_S = 0.5$) donne de bons résultats. Nous avons remarqué également que des valeurs très restrictives (ex : $p_S = 0$) seront sans conséquences sur les résultats finaux. Par contre, pour des valeurs très permissives (ex : $p_S > 0.75$), les résultats finaux seront affectés négativement.
 - Dans une dernière étape, la ligne *lpe1* est transformée en *lpe2* (trait rouge) par un masque obtenu d'un filtre laplacien de Deriche de paramètre $\alpha_2 = 0.4$.

4.3.3 Choix des segments

Au début de cette section quelques notions nécessaires seront définies. Une *coupe* désigne une des images échos de l'examen. Une *posture* est une des 7 positions de la *coupe* (cf. section 3.4 et figure 3.11). Un *segment* est la section de la *lpe* comprise entre deux jonctions adjacentes. Un *point* est l'élément de base d'un ensemble quelconque. Dans le contexte du modèle, un *point* représente la projection d'un point du modèle sur la *coupe* écho. Malgré le fait que la surface de l'os ait été ré-échantillonnée pour obtenir un nuage de points dense, on ne peut lui contester la fonction de représentant d'une minuscule région. Dans le contexte de la *coupe*, un *point* est un élément constituant d'un *segment*.

Concernant le calibrage, nous avons orienté la décision finale des 7 minimisations élastiques $2D/2D$ vers le choix d'un segment unique. Les images que nous traitons présentement sont beaucoup plus complexes et, pour choisir les *segments* valides nous avons le choix entre deux stratégies : 1. Choisir les segments qui ont réuni le plus de votes après les 7 minimisations. Cette méthode implique le choix/calcul d'un seuil qui déciderait quand le *segment* serait validé ou supprimé. 2. Choisir, suivant certains critères, la meilleure *posture* et valider tous les segments qui ont été votés par les points du modèle.

Nous avons opté pour la deuxième variante, en partant des prémisses suivantes : malgré le fait que nous utilisons une procédure élastique pour l'étiquetage, nous espérons

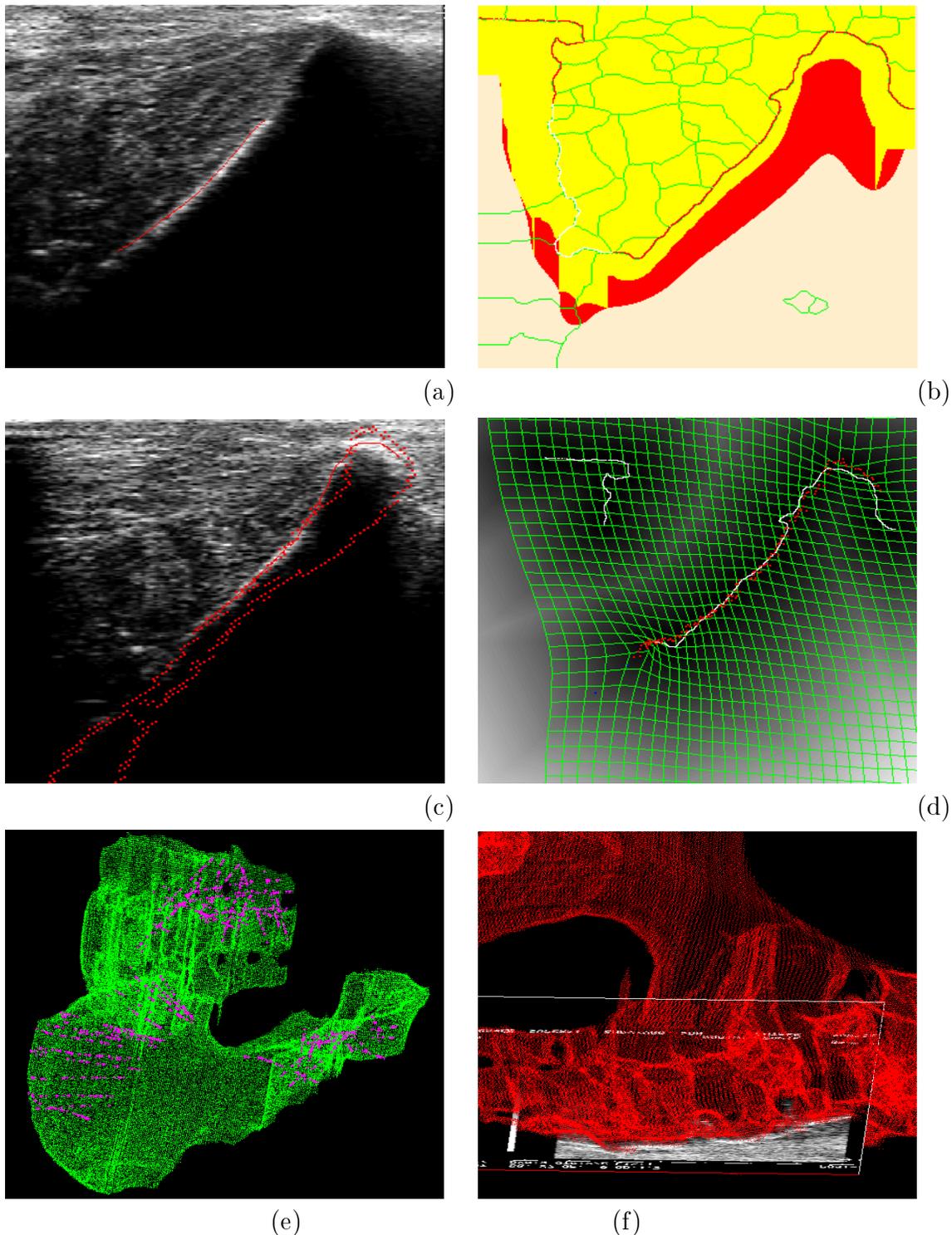


FIG. 4.11 – Segmentation et recalage élastique 2D/2D - visée sacro-iliaque. (a) Image écho de la tubérosité ischiatique - le trait rouge représente la segmentation manuelle de l'os. (b) Résultat de la segmentation : rouge - zone d'intérêt Z_1 , jaune - zone d'intérêt Z_2 , vert - lpe , blanc - $lpe1$, rouge - $lpe2$. (c) Modèle scanner (points rouges) - attitude quasi-parfaite. (d) Meilleure posture du recalage (bruit = $\Delta M = ((-15^\circ, 11^\circ, -8^\circ), (-8mm, 7mm, -10mm))$). (e) Superposition des nuages de points (vert - modèle; rouge - écho). (f) Superposition de l'image écho de la zone sacrale et du modèle scanner segmenté.

trouver, parmi les 7 *postures*, celle qui ressemble le plus au modèle. Si on se réfère à l'expression (3.56), on remarque que le premier terme ($e_1 = \rho_0 \varepsilon_0$) est une mesure objective de la similarité entre le modèle et les données et la somme des deux autres termes ($e_2 = \rho_1 \varepsilon_1 + \rho_2 \varepsilon_2$) est une mesure objective de l'effort de déformation élastique du modèle. Cette quantité dépend de deux paramètres de régularisation ρ_1 et ρ_2 . Construire une fonction objective de discrimination fondée sur les deux quantités e_1 et e_2 est très tentant, mais, physiquement, elles expriment des phénomènes qui ne sont pas comparables. Si on prenait uniquement la quantité e_2 comme fonction objective de discrimination, on aurait l'avantage de traiter des valeurs parfaitement comparables. En effet, e_2 est moyennée sur le nombre de noeuds du réseau élastique, le nombre de noeuds à la fin d'une étape de minimisation étant le même pour toutes les postures. Cette quantité présente l'inconvénient majeur qu'elle ne tient pas compte du nombre de *points* du modèle qui diffèrent d'une posture à l'autre. Prendre directement le terme de similarité e_1 comme fonction objective de discrimination a le même inconvénient : le nombre des *points* du modèle n'est pas utilisé (il est très facile d'avoir un e_1 petit quand le nombre de points est petit).

Notre stratégie pour construire la fonction de discrimination se base sur l'hypothèse suivante : *les structures complexes ont plus de difficultés à se recalculer, mais, étant plus riches en information elles sont les plus intéressantes*. En conséquence, on a décidé de régulariser davantage la minimisation (de grandes valeurs pour ρ_1 et ρ_2) et de construire une fonction objective de discrimination fondée sur e_1 et sur le nombre de *points* n_p du modèle qui participent à la minimisation d'une posture p , notée $f(e_{1,p}, n_p)$. Nous proposons plusieurs solutions qui seront analysées dans ce qui suit. Pour la solution mathématique complète, se référer à l'annexe G.

1. Empiriquement nous avons divisé l'énergie e_1 par le nombre de points n_p :

$$f_e(e_{1,p}, n_p) = \frac{e_{1,p}}{n_p}. \quad (4.10)$$

En examinant les résultats, on constate que cette solution se trompe peu.

2. Vraisemblance et moindres carrés. A partir de la relation, (G.6) on calcule, pour chaque *posture*, une fonction de vraisemblance :

$$f_V(e_{1,p}, n_p) = n_p \left(\frac{e_{1,p}}{2\sigma_p} + \sum_{i=1}^{n_p} \ln(\sigma_p \sqrt{2\pi}) \right) \quad (4.11)$$

où σ_p est l'écart type.

3. Le test t de Student est utilisé pour comparer les moyennes ou les variances de deux échantillons de paramètres : $n_{1,2}$ - tailles, $\bar{x}_{1,2}$ - moyennes, $s_{1,2}$ - variances et s - variance globale. Nous avons appliqué le test t pour comparer des variances. La valeur $t_{i,j}$ obtenue à partir de l'expression (G.7) est utilisée comme mesure de la

dissemblance pour le couples de *postures* (i, j) . Une matrice $T = [t_{i,j}] ; i, j \in [1, 7]$ a été construite. La fonction objective est obtenue en faisant la somme sur les colonnes de la matrice T :

$$f_t(e_{1,p}, n_p) = \sum_{j=1}^7 t_{p,j} \quad (4.12)$$

4. Test de stabilité du recalage élastique. Ce type de test est différent de ceux proposés précédemment. Le principe est de perturber le vecteur des paramètres p ($p_i = p + \delta p_i$) exprimé dans la relation (3.54) après la convergence de la minimisation et de redémarrer le processus. On note ensuite la nouvelle position de chaque *point* et une distance $d_{i,p}$ entre l'ancienne et la nouvelle position en résulte. La valeur moyenne sera calculée pour l'ensemble de *points* $\bar{d}_p = (\sum d_{i,p})/n_p$. Si cette valeur dépasse un seuil raisonnable, on considère que le système est stabilisé dans un minimum local voisin et la valeur de la perturbation δp_i est retenue comme fonction objective discriminante :

$$f_s = \delta p_i \quad (4.13)$$

Le nombre de dimensions du vecteur p rend impossible l'utilisation de cette méthode en temps raisonnable. Pour cette raison, nous avons réduit le vecteur p à sa composante rigide $p = (\alpha, t_x, t_y)$. Ce point est l'origine d'un espace à 3 dimensions qu'on explore sur des surfaces sphériques concentriques. La résolution Δp du rayon de la sphère est fixée à une valeur raisonnable (ex : 1mm) et l'équivalent millimétrique de l'angle est relatif à la distance entre l'origine du référentiel de recalage et le barycentre des *points* du modèle. L'exploration exhaustive de la surface sphérique étant impossible, un nombre réduit de points est tiré de façon aléatoire. La valeur de la perturbation à l'itération i est $\delta p_i = i \times \Delta p$. Cette méthode donne de bons résultats mais elle compte deux limitations majeures : le temps de calcul et le fait que pour des structures de recalage simples (ex : la crête iliaque) contenant un nombre réduit de *points* du modèle, le recalage est partout possible et donc, la solution ne peut être stable.

Pour toutes les fonctions objectives proposées, le mécanisme de décision se fonde sur le choix du minimum. En conséquence, la *posture* optimale p_{opt} revient au calcul de la valeur :

$$f_{x,p_{opt}} = \min_{i=1,7} f_{x,i} \quad (4.14)$$

où f_x est la fonction objective générique.

Durant le processus de recalage, nous avons calculé systématiquement les valeurs correspondant aux trois premières fonctions objectives, mais en général nous avons utilisé la fonction f_t en tant que critère de discrimination. Nous avons constaté également une

TAB. 4.4 – Résultats des tests de similarité pour le recalage élastique $2D/2D$

<i>Test</i>	p_{opt}	p_0	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6
t_e	2	0.23	0.29	0.17	0.20	0.22	0.21	0.28
t_t	2	-0.80	10.62	-10.96	-0.26	-4.83	-0.62	6.87
t_V	4	427	463	490	615	403	438	506

bonne concordance entre le test f_e et f_t . Quant au test f_V , les résultats sont souvent différents. Par inspection visuelle, nous avons établi que les décisions prises par f_e et f_t sont en très grande partie correctes, tandis que le test f_V donne souvent des indications erronées. Le tableau 4.4 contient les résultats correspondant à la situation présentée dans la figure 4.11.

4.3.4 Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$

L'attitude initiale que nous avons utilisée est le résultat quasi-parfait du recalage $3D/3D$ du nuage de points dense obtenu par palpation. L'image écho de la tubérosité ischiatique et la projection (points rouges) du modèle sur le plan écho est présentée dans la figure 4.11.c. Les points du modèle ont subi la même procédure de validation par *lancer de rayon* que les segments provenant de la segmentation écho.

Pour prouver l'efficacité de la procédure d'étiquetage par recalage élastique $2D/2D$, la matrice de l'attitude initiale est altérée par un bruit aléatoire. Dans cet exemple, le bruit a la valeur $\Delta M = (\Delta\alpha, \Delta t) = ((-15^0, 11^0, -8^0), (-8mm, 7mm, -10mm))$, l'épaisseur du plan ultrasonore est de $0.6mm$ et l'espace de recherche autour de la position centrale est de $9mm$.

Après l'exploration des sept postures autour de la position centrale (figure 3.11), le meilleur recalage est illustré dans la figure 4.11.d. Le résultat du recalage rigide $3D/3D$ (montré dans la figure 4.11.e) présente un résidu maximum de $\varepsilon_{\max} = (\varepsilon_{\max}^\alpha, \varepsilon_{\max}^t) = ((-2.93^0, 1.13^0, -1.83^0), (-0.39mm, 0.12mm, -1.02mm))$. Dans la figure 4.11.f, on peut voir le repositionnement de l'image écho prise sans la région sacrale. Réduits à la représentation de Rodriguez (cf. annexe A expression (A.8)), ces erreurs représentent en moyenne une rotation de 1.14^0 et une translation de $3.53 mm$. La valeur assez grande de l'erreur de translation peut être améliorée en choisissant plus judicieusement la position des zones d'acquisition échos. Ainsi, un obtient une surface de l'os iliaque d'une plus grande complexité ce qui rend le minimum local plus creux et plus étroit.

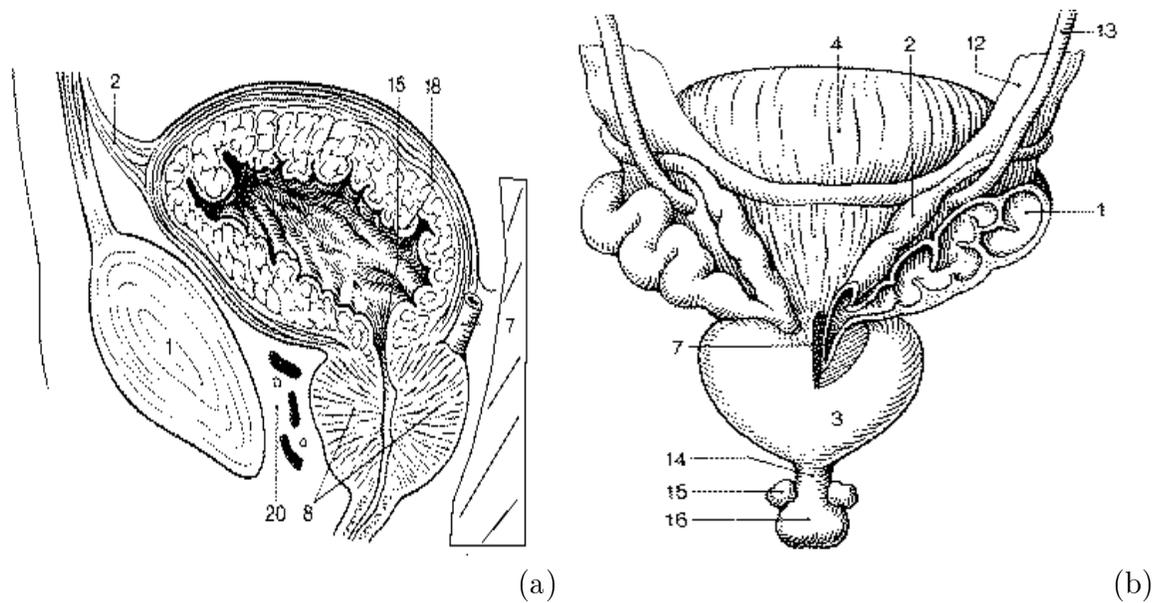


FIG. 4.12 – Anatomie de la prostate. (a) Vue sagittale de la prostate ; (b) Vue frontale de la prostate.

4.4 Radiothérapie de la prostate

4.4.1 Rappels de médecine et de radiothérapie

Anatomie de la région prostatique

Chez l'adulte (figure 4.12.a et b), la *vessie* (a18, b4) est située dans le petit bassin, en-dessous du péritoine, en arrière de la *symphise pubienne* (a1) [Cabrol78]. Quand la vessie est vide, l'apex et la face supérieure sont déprimés ; lors du remplissage, ils s'élèvent pour prendre la forme d'un coussin ovale et aplati qui peut dépasser le bord supérieur de la symphise pubienne. Normalement, le volume urinaire est de 350ml, mais on peut volontairement retenir 700ml d'urine ou plus. Sur l'arrière de la vessie sont placées deux glandes, les *vésicules séminales* (b1). La *prostate* (a8, b3) de l'adulte est une glande grossièrement conique enveloppée dans une capsule fibreuse. Elle pèse environ 20 grammes et elle a la taille d'une châtaigne [Kahle78]. On lui distingue une base qui adhère à la base de la vessie au niveau du *col vésical* (a15) et un apex fixé au *diaphragme uro-génital* (b14). Elle est traversée par l'*urètre prostatique* (a15, b16). Les vésicules séminales touchent le haut et l'arrière de la base de la prostate. En avant, la capsule fibreuse de la prostate adhère à un tissu conjonctif de soutien, formant les *ligaments prostatiques* (a20) ; ils attachent la prostate à la symphise pubienne [Jouve93].

En résumé, l'ensemble : vessie, vésicules séminales et prostate se situent en arrière

de la symphyse pubienne qui relie les deux *os iliaques* et en avant du *rectum* (a7).

Le diagnostic du cancer de la prostate

Dans les pays industrialisés, le cancer de la prostate est la tumeur maligne la plus fréquente chez l'homme âgé, après le cancer du poumon [Scherrer88, Bolla94]. La fréquence de cette maladie explique les recherches faites pour améliorer le dépistage, le bilan d'extension carcinologique et les traitements. Le diagnostic du cancer de la prostate repose actuellement sur des éléments clinico-biologiques et échographiques inséparables

La prostate est divisée en une zone périphérique et une zone centrale. C'est la zone périphérique qui est généralement le lit du cancer naissant. 60% des cancers de la prostate se développent dans la région périphérique, 2% touchent la zone centrale et 38% s'installent dans la zone de transition [Jouve93]. Ainsi, le cancer peut évoluer longtemps sans comprimer l'urètre, ce qui explique le caractère tardif des signes urinaires. Lors du diagnostic, 85% des cancers sont multifocaux. L'extension de la tumeur prostatique se fait d'abord dans la graisse prostatique. Ensuite, elle touche les vésicules séminales et la base de la vessie.

Plusieurs méthodes d'exploration de la prostate sont actuellement mises à la disposition du médecin. Avant de les énumérer, nous faisons la remarque suivante : elles sous-estiment toutes l'extension de la lésion [Scherrer88].

Le toucher rectal. - Il a pour but d'apprécier, à travers la paroi rectale, la consistance de la glande, sa dureté, sa mobilité. En pratique, un nodule induré a une chance sur deux d'être un cancer de la prostate. Contrairement à certaines affirmations, ce procédé n'est pas infallible : 38% des cancers se développent dans une zone qui n'est pas accessible au toucher rectal.

L'antigène prostatique spécifique (APS). - Si le taux de cette molécule, présente dans le liquide séminal et dans le sang, dépasse 10ng/ml , on soupçonne fortement un cancer prostatique. Au-delà de cette valeur, ce taux est très utile pour évaluer l'évolution de la maladie.

La biopsie trans-rectale. - Ce procédé, effectué grâce à une aiguille guidée par échographie, permet de récolter des échantillons histologiques et de classer le cancer dans ses différents stades.

L'échographie. - Plusieurs voies ont été utilisées en échographie prostatique :

- *La voie trans-rectale* donne une excellente visibilité de la prostate postérieure et des vésicules séminales. Le cancer apparaît sous la forme d'un foyer anéchogène ou hypo-échogène. Cette méthode donne les meilleurs résultats concernant l'évaluation du volume prostatique. D'après certains chercheurs, l'exploration échographique de la prostate par d'autres voies, bien que très utiles comme examens complémentaires, doit être complétée par une échographie trans-rectale.

- *La voie sus-pubienne* se pratique avec une sonde sectorielle conventionnelle. Elle atteint la prostate à travers la *fenêtre vésicale* en inclinant la sonde de 30° environ vers le bas. Cette voie, facilement réalisable, donne une visualisation incomplète de la prostate, en particulier de l'apex prostatique. L'évaluation du volume prostatique est encore possible. Malgré la faible qualité des images de la structure prostatique, cette voie doit précéder, comme première approche, tout examen de la prostate. D'un point de vue *morphologique*, sur les coupes transversales, la prostate apparaît ovalaire à grand axe transversal. Sur les coupes situées au niveau de l'apex prostatique, elle a la tendance à apparaître plus ou moins arrondie, tandis que, sur les coupes hautes, on distingue les formes d'aspect allongé des vésicules séminales. Sur les coupes longitudinales, la prostate apparaît dans le sens vertical, s'effilant de la base vers l'apex (du haut vers le bas). Du point de vue de la *structure échographique*, la tumeur apparaît comme une région obscure hypo-échogène, marquant la zone centrale de la prostate, entourée d'une fine raie hyper-échogène.
- *La voie périnéale* se pratique en plaçant la sonde en contact du périnée. Malgré la qualité médiocre des images obtenues, cette modalité peut compléter la voie sus-pubienne.

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) - Généralement, la discrimination des différentes zones de la prostate entre le tissu sain et le tissu attaqué par la tumeur est possible à des fortes intensités du champ magnétique (1 Tesla ou plus). La présence d'une tumeur maligne ou bénigne entraîne une hétérogénéité du signal de la glande. La possibilité de reconstruction de coupes longitudinales, pour une étude rapide de l'extension de la tumeur, représente le principal avantage de cette modalité.

La Tomodensitométrie (TDM) - L'examen TDM doit s'effectuer la vessie à moitié pleine, opacifiée par un produit de contraste à base d'iode. Il convient de différencier l'examen TDM demandé pour le bilan d'extension carcinologique et l'examen TDM effectué pour le centrage radiothérapique. Ce dernier nécessite un nombre de coupes plus limité. Pour limiter l'effet nocif d'un examen TDM, on utilisera des coupes de 5mm jointives dans la région prostatique et des coupes de 10mm jointives passant par la vessie, le bassin et la région lombo-aortique [Buthiau92]. En complément à l'échographie, cette modalité est une méthode utile pour l'étude du volume prostatique et pour l'évaluation de l'efficacité du traitement radiothérapique. Quand le cancer est limité à la glande prostatique, la TDM est incapable de faire la distinction entre une prostate normale et une prostate cancéreuse. Les principaux signes du cancer de la prostate sont les suivants :

- asymétrie de la graisse prostatique ;
- asymétrie des vésicules séminales ;
- présence d'une masse localisée distincte de la prostate et des vésicules séminales ;

- effacement de la couche de graisse située entre les vésicules séminales et la base de la prostate ;
- atteinte des organes voisins, tels que la vessie ou plus rarement le rectum ;

Pour un aperçu plus détaillé de l'anatomie pelvienne, nous recommandons l'atlas TDM [Scherrer88] et l'atlas des corrélations anatomique en TDM et IRM [Gerhardt88].

Le traitement

De manière générale, le cancer de la prostate, dépisté au stade initial, n'est pas nécessairement traité, restant plutôt sous surveillance. Quand le cancer est suffisamment développé et localisé, pour les sujets dont l'espérance de vie est importante [Bolla94], une thérapie plus radicale est envisageable. Dans ces cas, on pratique essentiellement deux types de traitements :

- *La prostatectomie radicale* est une technique chirurgicale qui mène à l'ablation de la prostate et des vésicules séminales. Elle sera accompagnée d'un examen histologique pour évaluer le stade de la maladie.
- *La radiothérapie externe* emploie les propriétés des rayons X pour détruire les tissus vivants. En conséquence, la localisation précise de la tumeur pour éviter la destruction des cellules saines des tissus environnants est d'extrême importance. Durant le traitement, le patient reste immobile en décubitus dorsal. Dans *la technique isocentrique*, le centre de la tumeur doit correspondre au centre de rotation de l'appareil. Habituellement, le volume de traitement peut couvrir : la prostate et le tissu péri-prostatique, les vésicules séminales, le fond de la vessie et exceptionnellement les ganglions lymphatiques pelviens.

Pour plus de détails concernant la technique isocentrique en radiothérapie externe, nous recommandons [Bolla94] et tout particulièrement [Vassal98]. Cette méthode est étroitement liée à la méthode de mise en correspondance que nous allons détailler au cours de ce chapitre.

4.4.2 Repositionnement 3D

Dans le contexte de la technique isocentrique appliquée en radiothérapie, un problème qui se pose est le repositionnement du patient lors du traitement. La procédure de repositionnement a été décrite en détails dans [Vassal98]. Nous considérons pourtant nécessaire de faire un bref rappel des principaux référentiels impliqués dans cette procédure (figure 4.13).

- Le référentiel initial des données pré-opératoires Ref_{scan} . La convention d'orientation des axes de ce repère est établie par rapport à un patient dans la position habituelle lors d'un examen scanner. Dans ce sens, l'origine du repère est placée au coin supérieur gauche de la première coupe, l'axe Ox suit la direction verticale

- de la coupe, l'axe Oy suit la direction horizontale de la coupe et l'axe Oz est placé dans la direction tête-pieds qui coïncide avec la direction de l'acquisition d'images.
- Pour des raisons pratiques, les données pré-opératoires seront transformées en un repère millimétrique $Ref_{iso-scan}$ qui a le centre de la prostate comme origine et les axes orientés dans les mêmes directions que le référentiel associé à l'environnement de travail donné par la balistique d'irradiation. Dans ce repère attaché au patient, on suit la convention suivante : l'axe Ox suit la direction droite-gauche, l'axe Oy suit la direction pieds-tête et l'axe Oz pointe vers le haut. En conclusion à ce point, le modèle anatomique est exprimé dans le référentiel $Ref_{iso-scan}$.
 - Lors du traitement, le patient est placé *grosso modo* dans le référentiel $Ref_{iso-scan}$. Ce nouveau référentiel, appelé $Ref_{iso-echo}$, est le référentiel final des transformations appliquées aux structures anatomiques per-opératoires.
 - La transformation M est le résultat du recalage entre le modèle anatomique pré-opératoire exprimé dans le référentiel $Ref_{iso-scan}$ et le nuage de points extraits de la segmentation des données per-opératoire exprimé dans le référentiel $Ref_{iso-echo}$. Après la segmentation des données pré-opératoires et le recalage, la transformation M sera utilisée pour corriger la position de la table de traitement de sorte que le centre d'irradiation coïncide au centre de la tumeur.

4.4.3 Correction de la vitesse des ultrasons

Dans le paragraphe §2.5.5 nous avons vu comment nous entendons corriger la vitesse des ultrasons pour créer des images de calibrage compatibles avec les images réelles. Toutefois, cette correction reste une correction d'ensemble et elle ne tient pas compte des particularités locales des tissus traversés par les ultrasons avant de toucher l'organe cible, en l'occurrence la prostate. Dans la littérature, nous trouvons plusieurs tentatives de compilations de données qui nous fournissent une assez riche information concernant la vitesse des ultrasons dans différents tissus biologiques (cf. [Chivers78], [Goss78], [Goss80], [Selfridge85]). Les principaux travaux qui ont étudié la dépendance de la vitesse des ultrasons en fonction de la température du milieu sont [Jones84], [Kuo90] et [Straube94]. En mettant la radiothérapie de la prostate dans ce contexte, nous constatons qu'une correction de l'image en fonction de la température n'est pas nécessaire. En effet, les faibles variations de température d'un patient à l'autre ne justifient pas une telle correction. En contrepartie, la diversité de milieux traversés par l'onde ultrasonore avant la prostate justifierait une telle correction. Une analyse fait sur sept candidats montre que la vitesse des ultrasons dans l'urine est de 1442 ± 5.68 m/sec. Ainsi, un objet situé derrière une vessie remplie de 5 cm d'urine, sera placé à environ 0.4 mm plus loin.

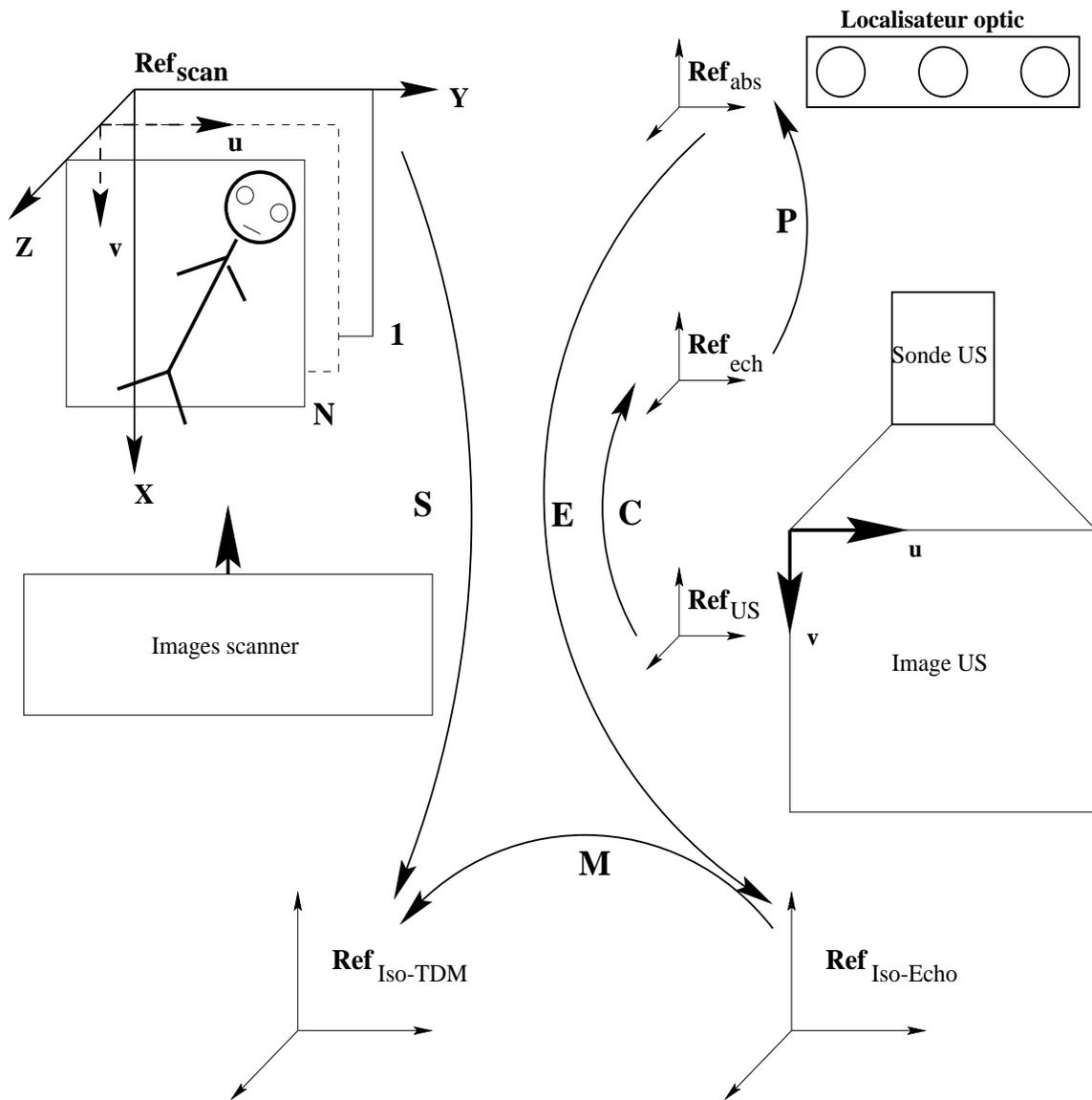


FIG. 4.13 – Référentiels impliqués dans la radiothérapie de la prostate.

4.4.4 Pré-traitement et segmentation

Dans la radiothérapie actuelle de la prostate, les images échographiques de la prostate sont acquises uniquement par la *voie sus-pubienne* (cf. paragraphe §4.4.1). Nous notons que du point de vue de la *structure échographique*, la prostate apparaît comme une zone centrale hypo-échogène entourée d'une fine raie hyper-échogène. Du point de vue *morphologique*, dans les coupes transversales la prostate se présente sous forme ronde ou ovale (figure 4.14.a) et dans les coupes longitudinales elle a un aspect de sac s'éffilant de la base vers l'apex (du haut vers le bas - figure 4.14.b). Dans les coupes transversales traversant les vésicules séminales, deux structures plus petites, possédant des empreintes échographiques similaires à la prostate apparaissent (figure 4.14.c). Elles seront disposées de façon symétrique par rapport au plan médian de l'organisme. On note également que par la *voie sus-pubienne* il est impossible de voir la prostate sans passer par la vessie.

Cette dernière observation est d'une grande importance pour l'échographe. Pour mieux mettre en évidence les structures anatomiques situées derrière la vessie, une quantité modérée d'eau ($\approx 250\text{ ml}$) est administrée au patient une vingtaine de minutes avant le traitement. Du point de vue de la *structure échographique*, la vessie apparaît comme une structure obscure et distincte par rapport aux tissus mous antérieurs (peau, matière grasse) et par rapport aux tissus mous postérieurs (prostate, paroi du colon, viscères). Malheureusement, les parois latérales de la vessie touchent l'os iliaque dans les coupes transversales et la *symphyse pubienne* dans les coupes longitudinales. Ces structures osseuses, génératrices d'ombre acoustique, font souvent front commun avec le fond obscur de la vessie. Ainsi, les filtres fondés sur l'approche gradient ou sur l'approche laplacienne sont confondus par le manque de séparation nette entre les structures mentionnées. Par contre, la ligne de partage des eaux (*lpe*) est capable de détecter la moindre crête et de dissocier ainsi les structures osseuses de la vessie. Cet avantage, tourne en inconvénient quand des réflexions parasites apparaissent à l'intérieur de la vessie (ex : une image parasite de la prostate). Cela produit des segments de *lpe* situés à l'intérieur de la vessie et des algorithmes supplémentaires fondés sur le regroupement de régions seront nécessaires pour les éliminer. De façon similaire, les sondes sectorielles génèrent une ombre acoustique qui n'est pas tout à fait nette. Des structures parasites, de plus forte intensité, apparaissent dans ces régions ce qui crée des fausses lignes de crêtes. Ces effets parasites sont présentés dans la figure 4.15.a. En effet, la *lpe* extraite d'une coupe transversale de la prostate détecte deux faux segments à l'intérieur de la vessie et un faux segment qui sépare l'os iliaque droit. Dans cet exemple, l'algorithme de calcul de la *lpe* a été appliqué à l'image originale filtrée par un filtre Deriche de paramètre $\alpha = 0.2$.

Suite aux remarques que nous avons faites, nous avons développé un algorithme fondé sur l'extraction de la *lpe* et orienté pour l'instant vers la détection de la région qui contient la vessie. On a vu dans le paragraphe §2.3.2 que la *lpe* appliquée à l'image des gradients est propice à l'extraction des contours des objets, tandis que la *lpe* appliquée à l'image originale favorise la création de régions qui englobent les objets. Dans certains

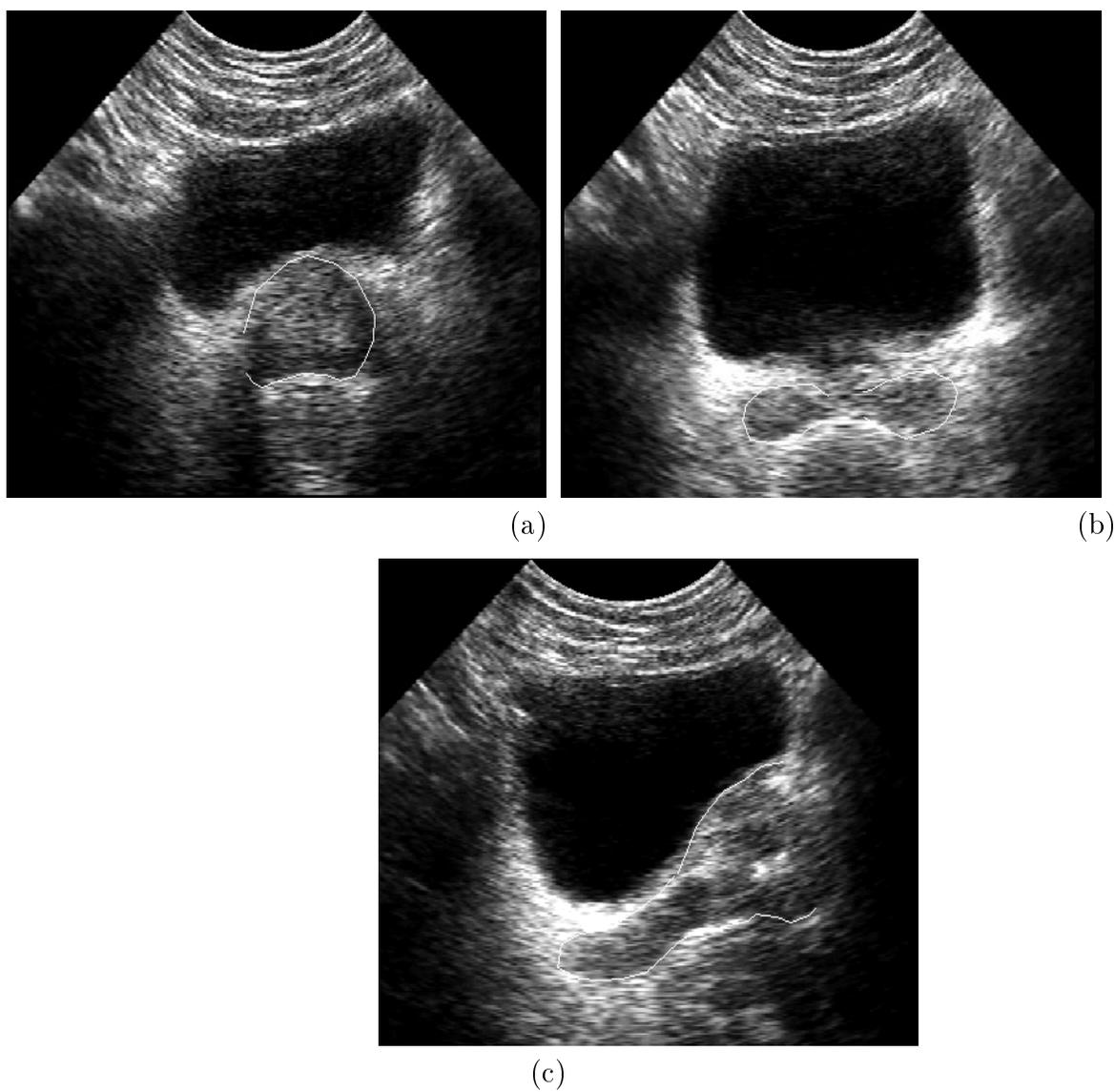


FIG. 4.14 – Coupes échographique de la prostate. (a) Coupe transversale dans la région médiane. (b) Coupe transversale à travers les vésicules séminales. (c) Coupe longitudinale.

cas, quand la zone de séparation entre deux objets est très étroite (ex : la séparation entre la vessie et la prostate), la ligne de séparation générée par la *lpe* fondée sur la dernière méthode peut être assimilée aux frontières des deux objets à la fois.

Détection de la vessie

Dans ce qui suit nous décrivons les étapes parcourues pour la segmentation de la vessie.

- Pour éliminer les effets nuisibles que le *speckle* produit sur la complexité de la *lpe*, l'image originale est filtrée par un filtre récursif de Deriche. L'ouverture de ce filtre est choisie de façon empirique mais nous faisons la remarque qu'il restera inchangé pour le traitement de toute la séquence d'images. De plus, nous avons observé que l'ouverture de ce filtre ne change pas considérablement d'un patient à l'autre. Pour le patient test que nous utilisons, le paramètre du filtre a la valeur $\alpha = 0.2$. Le résultat de cette étape est présenté dans la figure 4.15.a et nous montre que deux faux segments de la *lpe* traversent la vessie et l'os iliaque droit. On remarque immédiatement que la prostate est bien individualisée et que l'hypothèse concernant la ligne de séparation générée par la *lpe* entre la vessie et la prostate est tout à fait réaliste.
- Dans la section 2.3 nous avons entrepris une étude pour évaluer la délocalisation produite par un filtre laplacien (voir les figures 2.4 et 2.5). La conclusion était que les filtres de grande ouverture délocalisent beaucoup les contours et uniquement les grands objets seront mis en évidence. En contrepartie, les filtres de petite ouverture détectent les détails et la localisation des contours sera meilleure. L'étude des images concernant la région péri-prostatique montre que les objets de plus grande taille qui les composent sont : la vessie, les os du bassin et un ensemble de structures qui sont localisée autour de la prostate. A partir de ces observations nous avons mis au point un algorithme de pré-segmentation de la vessie par une approche multi-résolution un utilisant un filtre laplacien. Cet algorithme, illustré dans la figure 4.15.b, est composé des étapes suivantes :
 - Le filtre démarre à une très grande ouverture ($\alpha = 0.01$) et la résolution des niveaux est de $\Delta\alpha = 0.01$. La boucle de recherche est stoppée quand le premier objet est détecté. Nous notons que plusieurs objets peuvent apparaître simultanément au même niveau de résolution. En général, le premier objet retenu est la vessie et il se réduit à un contour fermé de taille plus petite que la vessie. Cette étape est achevée en attribuant une étiquette à chacun des contours.
 - Cette étape vise à améliorer la localisation des contours obtenus antérieurement et elle s'arrête dès l'apparition d'un nouveau contour. La fin de cette étape apparaît dans la figure 4.15.b. Les étiquettes attribuées au niveau de résolution t_{n-1} sont transmise au niveau t_n par un processus de suivi de contours.
 - Cette dernière étape de l'algorithme a un rôle de décision. Pour mieux observer

la prostate, le praticien s'organise pour la placer dans l'axe médian de l'image. En conséquence, toujours interposée entre la sonde et la prostate, la vessie sera située elle aussi dans l'axe médian de l'image. De plus, l'eau consommée par le patient avant le traitement soulève la vessie et la place au-dessus de l'anneau pelvien. Ces considérations anatomiques constituent les conditions de décision de l'algorithme. On retient comme étant la vessie, le plus haut contour qui intersecte l'axe médian de l'image.

- L'exemple présenté dans la figure 4.15.b montre que le résultat de l'étape précédente n'est pas encore satisfaisant et qu'il ne se conforme pas aux contours détectés par la *lpe*. Pour recalculer le contour retenu à l'étape précédente sur les segments les plus proches de la *lpe* nous avons utilisé les *contours actifs* présentés dans le paragraphe §2.3.3 et utilisés dans [Lobregt95] pour segmenter le contour extérieur de l'os du genou dans des coupes TDM et dans [Lefebvre98] pour la détection automatique du calcaneum dans des images échographiques. Les principales particularités qui distinguent la façon dont nous avons utilisé ce type de *contour actif* par rapport aux références mentionnées sont les suivantes :
 - La force externe f_{ext} qui intervient dans la relation (2.23) est calculé à partir de la fonction *carte de distance* de la *lpe*. Cette fonction a l'avantage d'être dépourvue de bruit et de posséder des minima bien individualisés sur les contours. En contrepartie, elle crée artificiellement des discontinuités sur les lignes de séparation des zones d'influence de deux objets voisins. Cela implique l'apparition de faux attracteurs pour le *contour actif*. Au point suivant nous verrons comment nous avons éliminé ces faux attracteurs.
 - Il est évident que, hormis toutes ses qualités, la *lpe* crée une structure qui manque de continuité dans les points de jonctions multiples. L'utilisation des *contours actifs* peut compenser partiellement ce manque de continuité. Pour déplacer les sommets des *contours actifs* on utilise le gradient de la force externe f_{ext} et la méthode de calcul du gradient influencera sur la continuité locale du *contour actif*. Nous avons testé deux méthodes : le filtre récursif de Deriche et les masques de Sobel exprimés par :

$$I_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}; I_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}; \quad (4.15)$$

Les conclusions immédiates sont : les masques de Sobel conservent le caractère discontinu de la *lpe* mais ne dépendent d'aucun paramètre, sont plus rapides à calculer et mènent à une convergence plus rapide du *contour actif* ; le gradient de Deriche favorise la continuité locale mais dépend de l'ouverture du filtre et le *contour actif* converge plus lentement. On notera également que la détection de la vessie n'est qu'une étape intermédiaire permettant une orientation générale

vers l'identification de la prostate. Dans cette optique, nous avons choisi les masques de Sobel comme moyen pour calculer le gradient.

Au point précédent nous avons noté la présence de faux attracteurs qui engendrent des faibles valeurs du gradient. Pour palier cela, une procédure de détection des faibles valeurs du gradient a été mise en place. Sa stratégie est de conserver les valeurs du gradient dans les régions proches de la *lpe* et de les remplacer par de grandes valeurs dans les zones correspondant aux faux attracteurs.

Le résultat de l'algorithme de recherche de la vessie est présenté dans la figure 4.15.c. La position finale du *contour actif* obtenu précédemment sera utilisé pour superviser le processus de recalage élastique $2D/2D$. Nous faisons la remarque que pour l'instant le modèle pré-opératoire n'a pas été utilisé.

4.4.5 Etiquetage par recalage élastique $2D/2D$

Le contour fermé obtenu à l'étape précédente sera utilisé dans notre algorithme habituel de recalage élastique $2D/2D$. Pour cela nous utiliserons le modèle pré-opératoire de la vessie représenté par un nuage de points dense.

Dans application concernant l'orthopédie nous avons orienté le processus de sélection de la meilleure des sept postures vers un principe de vraisemblance. Cela était dû aux structures indéformables que nous avons à traiter. Les fonctions objectives de discrimination que nous avons définies au paragraphe §4.3.3 ne donnent pas des résultats satisfaisants dans le cas des tissus mous. En effet, il est très facile de recalculer de façon élastique deux coupes transversales proches de la vessie et en conséquence l'utilisation de la vraisemblance comme fonction objective de discrimination n'est pas défendable. On a observé également que parmi les sept postures analysées autour de la position centrale, certaines représentent des plans tangents au modèle. Dans ces cas, l'intersection entre la coupe échographique et le nuage de points dense représentant le modèle ne respecte pas une topologie circulaire (voir la figure 4.17.a). Dans ces situations, le processus de recalage élastique $2D/2D$ produit des agglomérations de points excentriques. D'après ces observations nous proposons une nouvelle solution pour faire la discrimination entre les sept postures qui sera plus adaptée aux traitements des tissus mous. Cette solution a deux volets :

1. Etablir une mesure qui traduit la préférence des points du modèle envers les données per-opératoires. Pour réaliser cela, après le recalage élastique $2D/2D$ d'une posture, nous calculons une carte de distances à partir des nouvelles coordonnées des points du modèle. Pour chaque point des données per-opératoires nous retenons sa distance par rapport au modèle et la valeur moyenne de toutes ces distances $d_{moy,p}$ représente la mesure objective caractérisant la posture p . La meilleure posture étant celle qui distribue plus uniformément les points du modèle

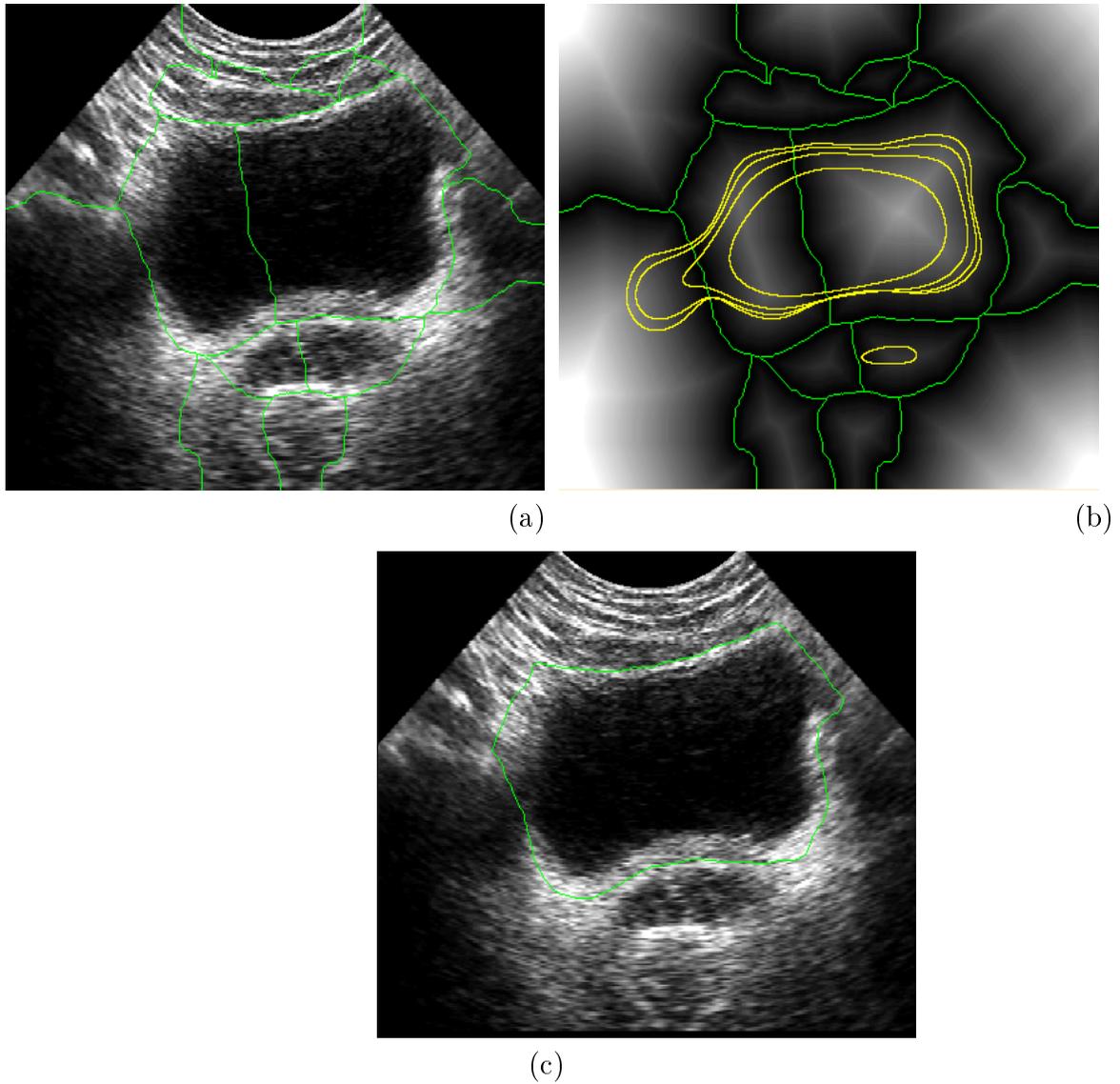


FIG. 4.15 – Segmentation de la vessie dans une image échographique transversale. (a) Résultat de la lpe. (b) Résultat de la détection par filtre laplacien. (c) Vessie segmentée - résultat final.

déformable sur les données per-opératoires, on procède par minimisation et on retient la posture qui correspond à $\min_{p=1,7} (d_{moy,p})$. Le tableau ci-après montre les valeurs des sept $d_{moy,p}$ calculées pour la situation présentée dans la figure 4.15. On peut constater que la meilleure posture est la 5ème et la pire est la 6ème.

	54.76		54.87		4.60		82.20		4.16		95.01		11.06	
--	-------	--	-------	--	------	--	-------	--	------	--	-------	--	-------	--

2. Dans les situations d'urgence, quand aucune des sept postures ne représente une solution réaliste (les points du modèle ne sont pas distribués raisonnablement autour de la vessie) l'image courante sera marquée et éliminée du processus final de recalage $3D/3D$. Cette décision est prise sur les considérations suivantes :
 - Les points du modèle doivent couvrir une certaine proportion de la périphérie de la vessie (ex : 50 %).
 - Cette région doit couvrir nécessairement le fond de la vessie.

Les résultats concernant la coupe échographique présentée dans la figure 4.15 sont rapportés dans les figures 4.16 et 4.17. De l'ensemble de sept postures nous présentons la meilleure et la pire (voir le tableau précédent). Ainsi, dans 4.16.a et b nous avons l'attitude de départ pour la meilleure posture et respectivement le résultat du recalage élastique $2D/2D$. Les mêmes choses sont représentées dans les figures 4.17.a et b pour la posture la pire. Dans toutes ces images, le fond gris représente la carte de distances, le contour blanc représente les données per-opératoires et les points jaunes correspondent au modèle pré-opératoire de la vessie.

Après le choix de la meilleure posture, une autre étape de recalage élastique $2D/2D$ sera nécessaire. Cette fois, les données per-opératoires sont représentées par la *lpe* et le modèle pré-opératoire est représenté par l'ensemble des structures anatomiques du petit bassin (l'os en rouge, la vessie en jaune et la prostate en vert).

Les résultats de cette étape de minimisation sont rapportés dans les mêmes figures, 4.16 et 4.17. Dans 4.16.c et d nous avons représenté l'attitude de départ pour la meilleure posture et respectivement le résultat de la dernière étape de recalage élastique $2D/2D$. Les mêmes choses sont représentées dans les figures 4.17.c et d pour la posture la pire.

4.4.6 Choix des segments

Pour la dernière étape de recalage rigide $3D/3D$ nous avons le choix entre deux possibilités : isoler certains segments de la *lpe* comme nous l'avons déjà fait dans les applications orthopédiques ou retenir les nouvelles coordonnées des points du modèle. Dans cette application nous avons opté pour la dernière possibilité sans pour autant que ce choix soit définitif.

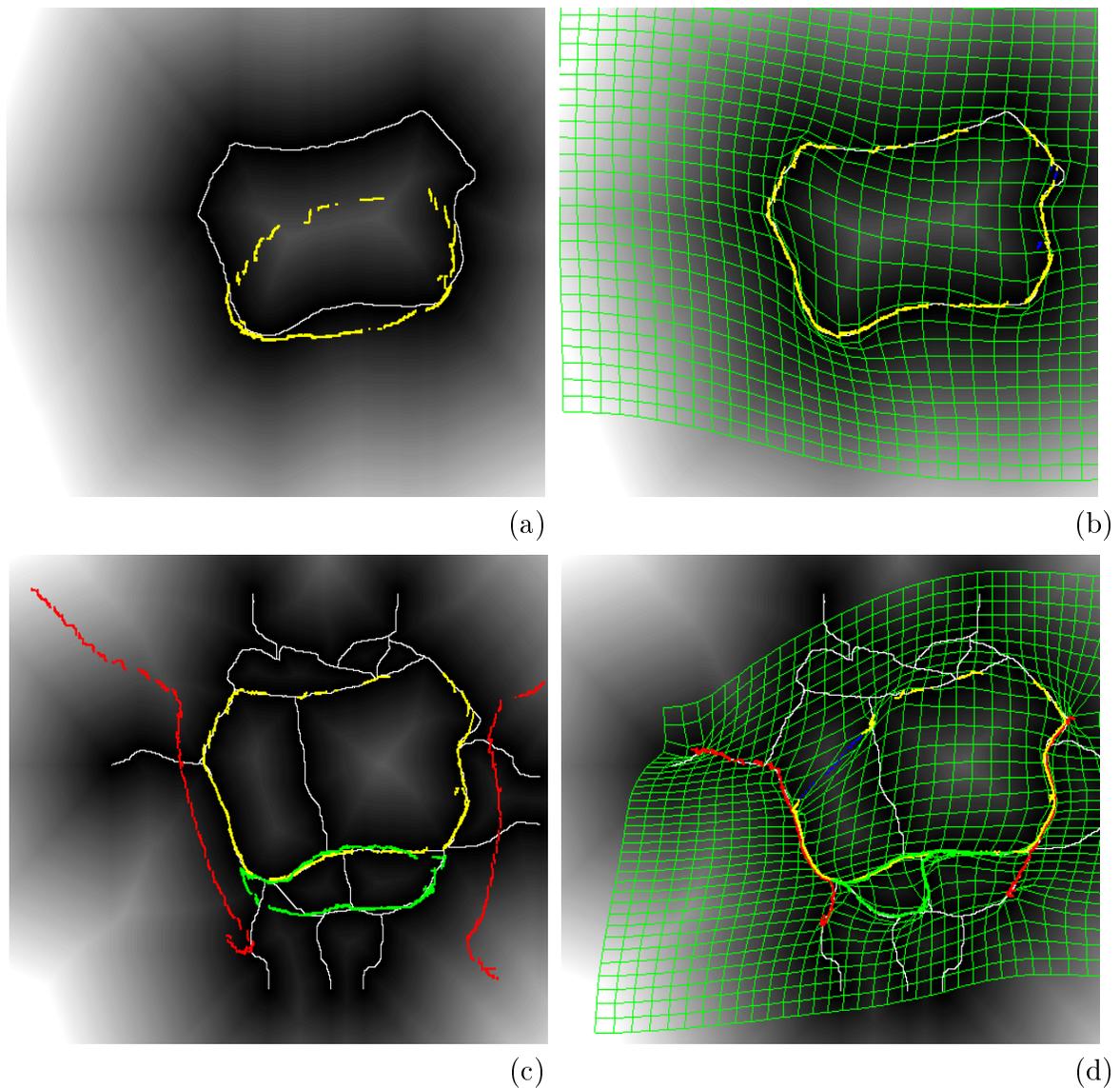


FIG. 4.16 – Recalage élastique $2D/2D$ appliqué à la région péri-prostatique - meilleure posture. (a) Attitude initiale pour la détection de la vessie. (b) Vessie détectée. (c) Attitude initiale pour la détection de : l'os - rouge, la vessie - jaune et la prostate - vert. (d) Structures anatomiques mentionnées détectées.

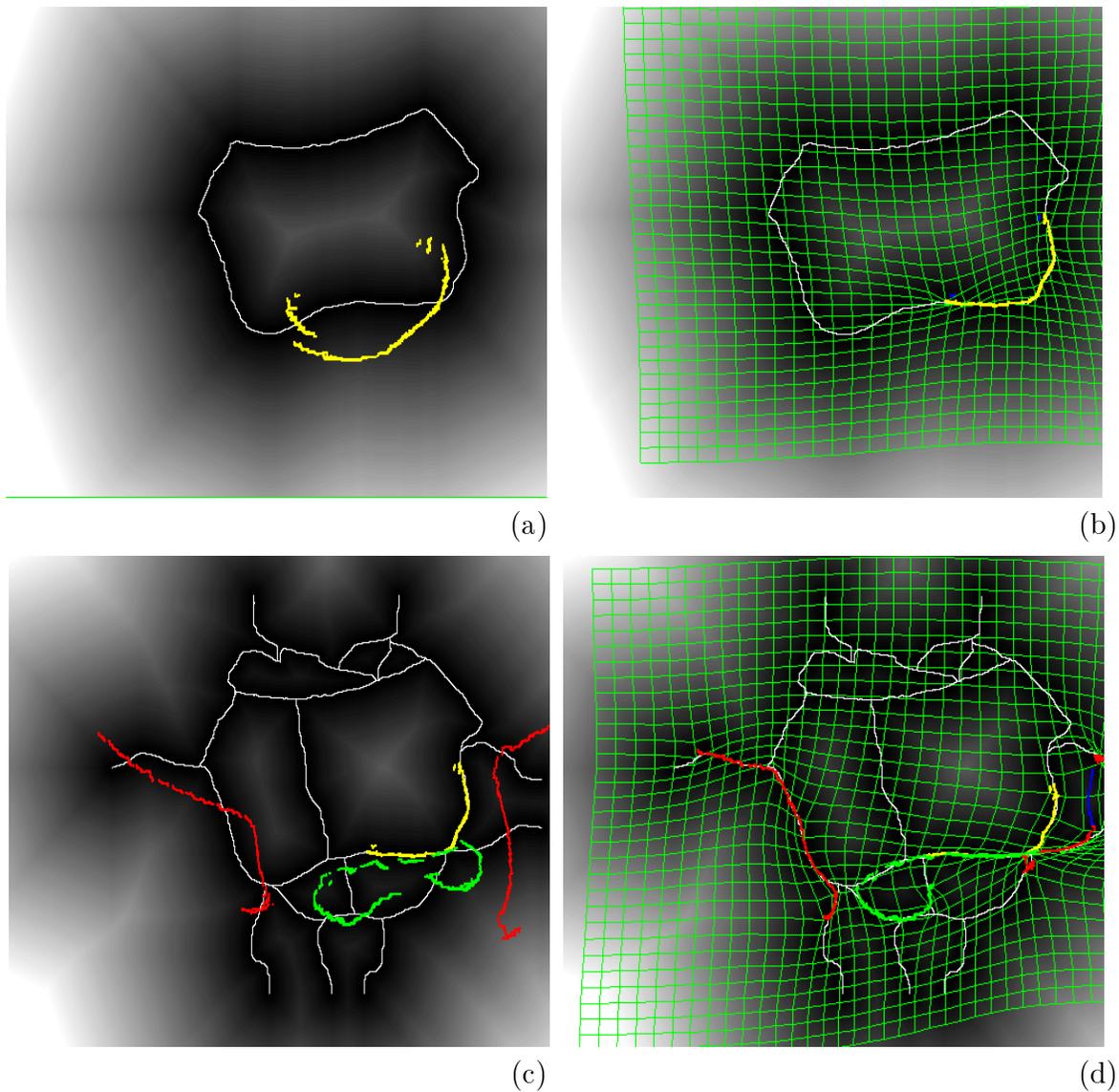


FIG. 4.17 – Recalage élastique $2D/2D$ appliqué à la région péri-prostatique - pire posture. (a) Attitude initiale pour la détection de la vessie. (b) Vessie détectée. (c) Attitude initiale pour la détection de : l'os - rouge, la vessie - jaune et la prostate - vert. (d) Structures anatomiques mentionnées détectées.

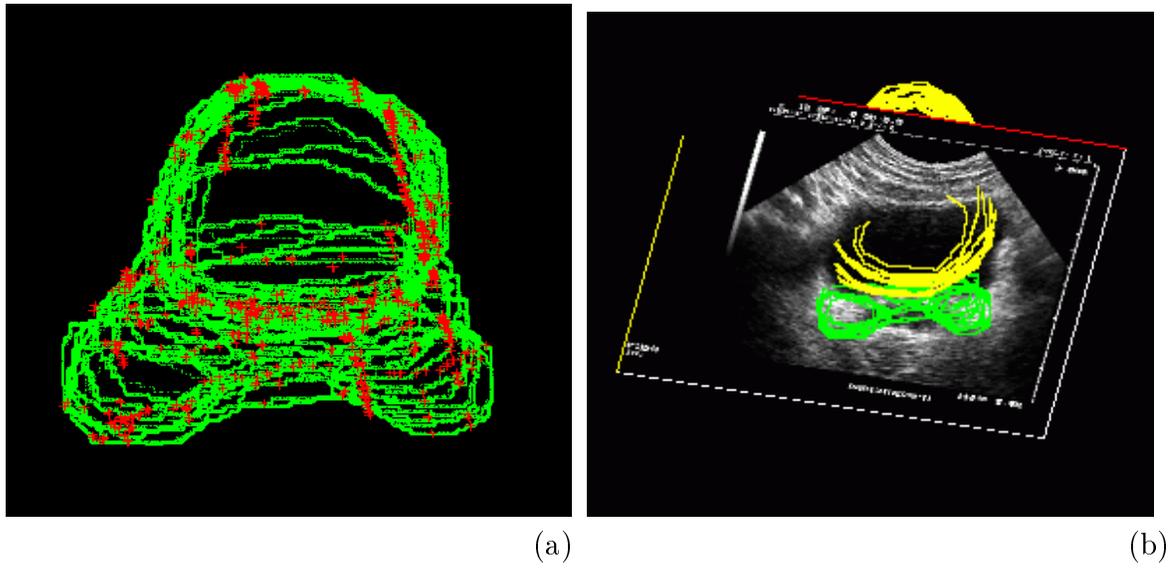


FIG. 4.18 – Recalage rigide $3D/3D$ de la prostate. (a) Superposition des deux nuages de points : modèle pré-opératoire en vert et données per-opératoires en rouge. (b) Repositionnement d'une coupe échographique représentée en $3D$ - prostate en vert et vessie en jaune

4.4.7 Recalage rigide $3D/3D$ - résultat final

Pour évaluer le résultat final de notre méthode nous avons procédé comme dans les applications précédentes. En connaissant l'attitude finale de la méthode fondée sur la segmentation manuelle de la prostate, nous avons rajouté du bruit. Donc, L'attitude finale M sera composée avec une transformation aléatoire ΔM . Dans notre exemple, la valeur du bruit s'élève à $\Delta M = (\Delta\alpha, \Delta t) = ((-15^0, 11^0, -8^0), (-8mm, 7mm, -10mm))$. Dans cet exemple, l'épaisseur du plan ultrasonore a été fixé à $0.6mm$ et l'espace de recherche autour de la position centrale étant de $9mm$ il est conforme à l'ampleur du bruit.

Le résultat du recalage rigide $3D/3D$ est montré dans la figure 4.18.a. et il présente un résidu maximum de $\varepsilon_{\max} = (\varepsilon_{\max}^{\alpha}, \varepsilon_{\max}^t) = ((-1.23^0, 1.3^0, 0.75^0), (0.19mm, -0.67mm, -5.58mm))$. Réduits à la représentation de Rodriguez (cf. annexe A expression (A.8)), ces erreurs représentent en moyenne une rotation de 2.67^0 et une translation de $1.91mm$. Dans la figure 4.18.b on peut constater le repositionnement de la coupe échographique test dans l'espace $3D$ du modèle.

4.5 Ponction péricardique

La ponction du péricarde est un geste délicat et difficile à réaliser. Pendant l'étape pré-opératoire, le chirurgien examine le patient par échographie et se constitue un modèle mental 3D des structures anatomiques locales. Il devra tenir compte également du comportement dynamique du modèle. L'opération consiste à introduire une aiguille dans l'épanchement péricardique, sans ponctionner le coeur et sans perforer des organes vitaux situés entre le point de pénétration et la cible.

Grâce aux possibilités offertes par l'échographie et grâce aux méthodes spécifiques à la GMCAO, la ponction pourra devenir une technique courante chez les cas difficiles (ex : épanchement peu accessible ou peu développé).

4.5.1 Anatomie du coeur

Le péricarde est un sac fibreux qui enveloppe le coeur (figure 4.19). Il a pour fonction de protéger le coeur et de lui faciliter les mouvements et les glissements. Il est composé de deux feuillets : le feuillet viscéral recouvrant le myocarde qu'on appelle également l'épicarde et le feuillet pariétal ou le péricarde proprement dit. La cavité péricardique est l'espace normalement virtuel délimité par les deux feuillets. Dans certaines circonstances, la cavité péricardique peut être le siège d'épanchements. La faible distensibilité qui caractérise le péricarde est en conséquence responsable d'une augmentation de la pression de remplissage des cavités du coeur.

Les plus fréquentes causes de l'épanchement sont : l'étiologie néoplasique et l'épanchement post-opératoire après chirurgie cardiaque. La tolérance à l'épanchement dépend de son volume et de sa vitesse de constitution. Souvent, un épanchement d'un litre accumulé lentement est mieux supporté qu'un épanchement de 200 ml qui se constitue rapidement.

L'échocardiographie, de préférence par incidence sous-costale, est la technique idéale pour observer un épanchement péricardique. Elle permet d'établir sa localisation, son ampleur, sa répartition et enfin sa tolérance. Elle permet également le repérage des structures. Actuellement, les praticiens effectuent la ponction péricardique à l'aveugle, après avoir reconstitué mentalement les structures anatomiques sous-costales. La ponction est donc peu précise, avec un taux d'échec important (20%) et un risque de ponction accidentelle du coeur de 4.5%. Dans le cas d'épanchements post-opératoires, des accolements produits dans des zones peu accessibles contribuent à l'augmentation du taux d'échec. Dans ce contexte, une amélioration de la méthode de ponction permettrait d'élargir le nombre d'interventions, de réaliser des évacuations d'épanchement à titre thérapeutique ou diagnostique et de développer des techniques peu ou non invasives (percutanées, endoscopiques).

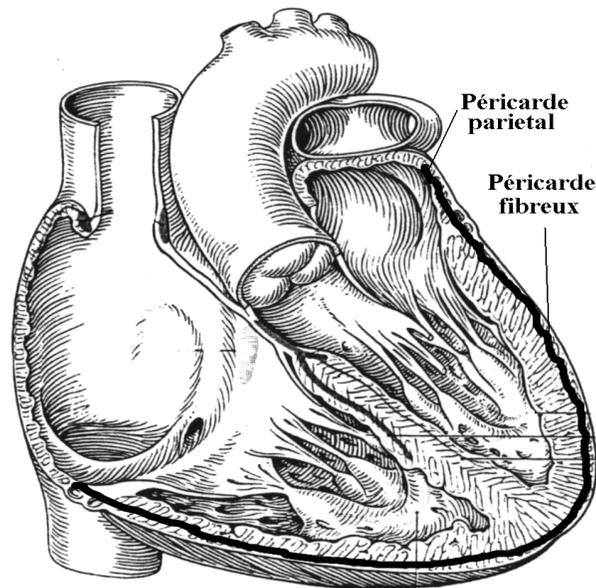


FIG. 4.19 – Anatomie du coeur. Le trait foncé marque l'emplacement possible de l'épanchement péricardique.

4.5.2 Geste de ponction péricardique

Cette application répond au plan général d'une intervention chirurgicale de type GMCAO : l'information échocardiographique et localisatrice est acquise, un traitement spécifique délimite une *zone de sécurité* à l'intérieur de l'épanchement et calcule une trajectoire, en évitant les structures anatomiques sensibles et finalement le geste chirurgical est réalisé par un outil de ponction, en suivant la trajectoire pré-définie. Le problème lié à la mobilité des structures anatomiques est résolu de diverses façons : le travail en apnée ou sous ventilation pour le mouvement respiratoire et le calcul d'une *zone de sécurité* en fonction des battements cardiaques. Si on considère que la cible à atteindre est le centre de la *zone de sécurité*, en connaissant la trajectoire, le point de ponction cutané est facilement déterminé. Dans ces conditions, la ponction permettra la mise en place d'un mandrin souple, qui sera utilisé ultérieurement pour l'introduction de drain ou de tout autre instrument.

Zone de sécurité

Pour délimiter la *zone de sécurité*, nous avons utilisé la technique de segmentation proposée dans le paragraphe §2.4.3. Comme nous l'avons déjà exprimé, notre objectif n'était pas de développer une segmentation automatique. Nous voulions obtenir une segmentation souple avec très peu d'intervention de la part de l'utilisateur. La contrainte

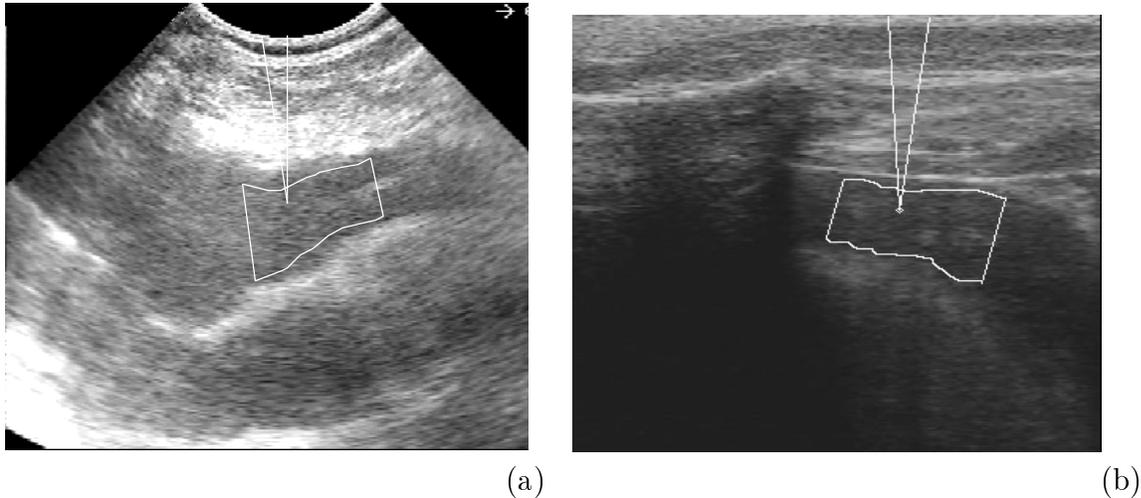


FIG. 4.20 – Ponction péricardique. Résultat de la segmentation automatique. (a) Chez le patient (épanchement = 16 mm ; pénétration = 4 mm ; sécurité = 12 mm) ; (b) Chez le cochon (épanchement = 9 mm ; pénétration = 3 mm ; sécurité = 6 mm)

majeure était le temps de traitement, car il ne faut pas oublier que l'ensemble des étapes se déroule en temps réel et qu'il faut limiter au maximum les contraintes infligées au patient.

Après l'acquisition d'environ 50 images (~ 12 cycles cardiaques), les images dont le plan est trop loin du plan moyen sont éliminées. De l'analyse harmonique (cf. §2.4.3), nous avons retenu les arbres de confinement de trois paramètres : l'amplitude de l'harmonique dominante T_a , sa position dans le domaine de la fréquence T_p et le rapport signal sur bruit T_r . Ce pré-traitement dure environ deux minutes.

A ce stade, le projet a été repris par A. Bzostek, étudiant à Johns Hopkins University. L'algorithme de segmentation semi-automatique créé utilise : le paramètre conjoint $T = T_a * T_p * T_r$ pour délimiter les zones à risque et des extracteurs de contours par filtrage laplacien (cf. [Bzostek98]). Le résultat est un ensemble de régions disjointes, potentiellement appropriées pour la ponction. Le praticien aura la simple tâche de choisir celle qui deviendra la vraie cible. Actuellement, ce système est en période de validation clinique.

La figure 4.20 montre une *zone de sécurité* segmentée à l'intérieur d'un épanchement de 16 mm chez un patient normal et à l'intérieur d'un épanchement de 9 mm provoqué chez un cochon.

Geste de ponction

La prochaine étape consiste à définir la trajectoire de ponction. Le chirurgien aura à choisir manuellement : un point à l'intérieur de l'épanchement représentant la cible et

un point situé sur l'extrémité de la sonde représentant le point de pénétration cutané. Le choix des deux points tiendra compte de deux objectifs majeurs : la position de la cible doit limiter davantage les risques de ponction accidentelle du coeur et la trajectoire ne doit pas traverser des organes à risque.

La ponction se déroule sans contrôle échographique, grâce au système de localisation optique et à un repérage informatique dessiné à l'écran (cf. [Barbe97]).

4.6 Conclusions

Toutes les applications abordées utilisent l'échographie comme modalité d'acquisition de l'information per-opératoire. Dans ce chapitre, nous avons tenté de développer des algorithmes automatiques et robustes nécessaires au recalage entre un modèle 3D TDM ou IRM et une séquence d'images échographiques 2.5D. Essentiellement, ces algorithmes utilisent les méthodes de segmentation de *bas-niveau* décrites dans le chapitre 2 et la méthode de segmentation de *haut-niveau* par étiquetage décrite dans le chapitre 3.

Pour souligner la généralité de l'approche proposée, chaque application a été analysée dans le contexte suivant : description des objectifs cliniques, présentation des pré-traitements spécifiques, étiquetage par recalage élastique 2D/2D, choix des segments et finalement, présentation des résultats.

Notre contribution dans ce chapitre a été le développement d'un cadre de travail général, automatique et robuste, capable de s'adapter à des applications aussi différentes que :

- Le calibrage automatique des images échographiques en utilisant des mires de calibrage planes.
- L'orthopédie du rachis - visée pédiculaire.
- L'orthopédie du bassin - visée sacro-iliaque percutanée.
- La radiothérapie de la prostate.

Une autre contribution majeure a été la création d'une méthode originale de segmentation d'une séquence d'échocardiographies. Cette méthode est appliquée dans la ponction d'un épanchement péricardique.

Chapitre 5

Conclusion

5.1 Résumé de l'approche

Dans cette thèse, notre principale contribution a été le développement d'une approche de segmentation par étiquetage. Cette approche est fondée sur le recalage élastique $2D/2D$ en utilisant des modèles déformables. L'heure du bilan arrivée, nous croyons utile de souligner ses principales caractéristiques.

1. Utilisation de connaissances *a priori*. La multitude de méthodes de segmentation présentes dans la littérature témoigne du fait que la segmentation est un processus compliqué et fragile. Il n'y a pas de solution miracle applicable automatiquement à toutes les situations. De plus, l'aspect particulièrement bruité de l'échographie et son caractère non-quantitatif rendent plus complexe la tâche de segmentation et d'identification des organes. Dans ce sens, nous avons utilisé les connaissances *a priori* de natures physiologiques, morphologiques et échographiques pour créer des modèles simples spécifiques à chaque application. On cite le modèle morphologique de l'os utilisé dans les applications orthopédiques, les modèles de la vessie et de la prostate utilisés en radiothérapie conformationnelle et le modèle physiologique du coeur utilisé dans la ponction péricardique.
2. Orientation *contours* de l'approche. L'idée de recalcr directement les images TDM ou IRM avec les images échographiques sans passer par l'intermédiaire d'une segmentation spécifique est très séduisante par sa généralité. Malheureusement, en GMCAO on se propose de toucher des cibles en respectant strictement une trajectoire. Cela implique, bien évidemment, une étape de segmentation. Les autres raisons qui ont motivé notre choix de l'approche contour sont : la nature différente des modalités d'imagerie utilisées et la limitation du temps de calcul, paramètre essentiel dans le déroulement de l'intervention chirurgicale.
3. Dualité segmentation/recalage et étiquetage. Le résultat de la segmentation *bas niveau* n'est pas directement utilisable car trop riche et dépourvue d'une identifica-

tion explicite des contours. C'est à ce point que l'information fournie par le modèle sera injectée. Il est évident de constater que si les parties constitutives du modèle sont identifiées et si le recalage est effectué, alors la segmentation/identification des contours l'est aussi et réciproquement. Cette complémentarité a déjà été exploitée dans la littérature et dans notre laboratoire. Notre démarche a été d'aller dans ce sens, en se particularisant à l'échographie d'une part et en proposant un mécanisme original de segmentation guidée par le modèle d'autre part. Après le recalage, deux stratégies ont été utilisées : séparer les segments per-opératoires étiquetés par le modèle ou conserver les points du modèle mais avec leurs nouvelles coordonnées.

4. Optimisation de l'espace de recherche. Le résultat du recalage dépend intrinsèquement de la précision de l'attitude initiale dont nous disposons. En effet, la complexité de l'information à recalcer se traduit dans l'espace des paramètres par une surface comblée de minima locaux. En outre, la limitation du temps de calcul ne nous permet pas l'application de méthodes gourmandes pour explorer même un espace de recherche restreint. Pour ces raisons nous avons appliqué la technique des sept postures couvrant un espace de recherche approximativement égal à l'incertitude sur l'attitude initiale.
5. Elasticité et structures rigides. Au premier abord, l'utilisation de l'élasticité dans le recalage des structures dures ne paraît pas justifiée. A ce sujet, nous pensons que comparer deux structures rigides qui se ressemblent sans jamais être identiques peut être assimilée à la déformation élastique de l'une dans l'autre.

La force de l'approche que nous venons de résumer consiste en sa généralité. Dans les prochaines sections nous essayons de souligner cette caractéristique et de dégager certaines perspectives qui lui sont offertes.

5.2 Applications et résultats : synthèse et perspectives

Dans cette thèse, nous avons utilisé la nouvelle technique résumée dans la section 5.1 qui se propose d'utiliser l'échographie $2.5D$ pour assister les chirurgiens dans des applications de type GMCAO.

Dans toutes les applications la GMCAO utilise principalement deux outils. Le premier est le localisateur optique qui permet le suivi dans l'espace $3D$ des instruments impliqués dans le calibrage de la sonde échographique, des outils utilisés pendant l'intervention chirurgicale et des images échographiques per-opératoires. Le deuxième outil est un système d'acquisition d'images échographiques repérées dans l'espace $3D$, communément appelé échographie $2.5D$. Nous soulignons ici, une fois de plus, les avantages

que cela représente l'utilisation de l'échographie comme moyen d'acquisition d'information per-opératoires : faible coût, innocuité et disponibilité.

Le calibrage automatique

Les résultats de toutes les applications de type GMCAO sont directement reliés à la qualité du calibrage de la sonde écho. Au cours de cette application, nous avons analysé les différents aspects du calibrage, notamment ceux qui sont reliés à la conception de la mire, à la segmentation des images échographiques spécifiques et surtout au positionnement dans l'espace $3D$ d'un objet contenu dans l'image échographique. Nos principaux objectifs étaient : la robustesse, l'automatisation et évidemment la précision des résultats.

Nous considérons que ces objectifs ont été atteints et nous concluons par quelques suggestions pour améliorer la précision. Nous avons vu dans le paragraphe §4.1.2 (voir aussi la figure 4.4) que les six paramètres du calibrage (trois translations et trois angles d'Euler) présentent des minima locaux communs. On remarque dans le même temps que pour certains paramètres, ces minima ne sont pas assez bien individualisés. En effet, les pentes autour de ces minima ne sont pas assez prononcées. Nous pensons que cette situation peut être améliorée en utilisant des mires de calibrage plus complexes (ex : plusieurs surfaces sphériques de différents diamètres). La deuxième suggestion concerne le positionnement d'un point image dans l'espace $3D$. A ce sujet, nous pensons que l'utilisation de fantômes spécifiques va améliorer la précision. Ainsi, on peut imaginer l'utilisation de fantômes d'os enrobé de matériaux qui miment les caractéristiques échographiques des tissus mous pour les applications orthopédiques et l'utilisation des fantômes employés dans [Smith85] pour les applications spécifiques aux tissus mous.

Orthopédie du rachis - visée pédiculaire

Dans la section 4.2 nous avons vu que l'insertion de vis pédiculaire guidée par un modèle pré-opératoire TDM constitue une application majeure de la chirurgie orthopédique assistée par ordinateur. L'utilisation du modèle permet au chirurgien de réaliser un planning complet de l'intervention et grâce à l'échographie $2.5D$, nous espérons diminuer l'effet invasif de l'opération en utilisant une technique percutanée.

Compte tenu des risques reliés à une intervention directe sur la colonne vertébrale, nous avons testé *in vitro* la faisabilité de cette application. Les résultats du recalage ont été ensuite comparés avec ceux obtenus par la méthode de segmentation manuelle et ceux obtenus par la palpation directe. Par inspection visuelle, nous avons pu constater que le choix des segments par la méthode que nous proposons est correct, mais nous devons expliquer les erreurs qui dépassent la borne de 1 mm que nous nous sommes proposés. En moyenne nous avons obtenu 1.23° pour les rotations et 1.70 mm pour les translations comparativement aux résultats fournis par palpation. Ces résultats sont ex-

cellents car comparables à des précisions obtenues par les méthodes invasives. Toutefois, nous expliquons ces erreurs par les causes suivantes :

- L’acquisition de la surface de la vertèbre par palpation. Généralement, ces erreurs sont sub-millimétriques.
- Le traitement numérique. Nous avons extrait la ligne de partage des eaux sur les images filtrées et nous savons que le filtrage est responsable de la délocalisation des contours. Cette délocalisation dépend de la courbure locale de l’objet à détecter. Dans le cas de la vertèbre, les courbures locales étant importantes, nous soupçonnons que l’erreur de translation est reliée à cette délocalisation.
- Le calibrage. Nous avons vu dans l’application précédente comment nous entendons réduire ces erreurs.

Pour améliorer les performances de notre approche, en dehors des propositions que nous avons faites pour améliorer le calibrage, il nous reste à orienter l’algorithme de segmentation de *bas-niveau* vers des techniques qui ne sont pas dépendentes de la délocalisation. En conséquence, nous pensons que le modèle de segmentation 2D proposé dans le paragraphe §2.4.4, fondé sur le traitement de l’image brute et géré par une technique de regroupement de régions, ne peut être que bénéfique.

Orthopédie du bassin - visée sacro-iliaque

Dans la section 4.3, nous nous sommes intéressés à cette nouvelle application orthopédique dont les objectifs sont identiques à l’application précédente. Une fois de plus, pour des raisons de sécurité (ex : risque de pénétration dans le canal médullaire, risque de sectionner des nerfs importants), nous avons choisi de travailler sur des cadavres. De cette façon, nous pouvons comparer les résultats obtenus par la méthode automatique avec ceux obtenus par segmentation manuelle et avec ceux obtenus par palpation du bassin après dissection.

Les résultats que nous avons obtenus, comparativement aux résultats fournis par palpation, montrent des erreurs moyennes de 1.14^0 pour les rotations et de 3.53 mm pour les translations.

Nous n’insisterons pas sur les erreurs de rotation qui nous semblent tout à fait raisonnables. Par contre, la valeur assez importante de l’erreur de translation mérite une attention particulière. La similarité de cette application avec l’application précédente ainsi que la similarité des traitements numériques appliqués nous donnent raison de penser que toutes les améliorations proposées antérieurement restent encore actuelles pour l’orthopédie sacro-iliaque. A cette liste, nous rajoutons un nouvel élément : le positionnement de la sonde écho pendant l’acquisition. Même si on vise trois régions différentes de l’os iliaque, en l’occurrence : la crête iliaque, la tubérosité ischiatique et le sacrum, cela ne paraît pas suffisant pour stabiliser davantage le recalage. Ce que nous proposons est de compléter la séquence d’images par des images prises sur l’autre côté du bassin et sur la surface interne de l’os iliaque.

Radiothérapie conformationnelle de la prostate

Dans la section 4.4, nous avons vu comment on entend repositionner le patient lors du traitement, en utilisant l'échographie $2.5D$. Cette procédure, détaillée dans [Vassal98], ne nécessite pas de système de contention invasif, ni d'implantation de marqueurs. Elle se fonde principalement sur la complémentarité de trois systèmes d'acquisition/contrôle différents : les capteurs de surfaces, le modèle pré-opératoire TDM et l'échographie comme modalité d'imagerie per-opératoire. Les inconvénients majeurs de la procédure actuelle sont : 1. l'utilisation de la segmentation manuelle comme moyen d'extraction de l'information per-opératoire et 2. le positionnement manuel des données par rapport au modèle lors du recalage $3D/3D$.

Dans cet environnement, nous avons défini comme objectif principal d'automatiser l'étape de segmentation en utilisant l'approche *haut-niveau* par recalage élastique $2D/2D$. Secondairement, automatiser le calcul de l'attitude initiale aura des effets positifs sur les performances de la segmentation automatique.

Les résultats préliminaires, obtenus en automatisant la segmentation, sont très encourageants. Comparés aux résultats obtenus par la méthode manuelle, nous obtenons une erreur moyenne de 2.67° pour les angles et de 1.91 mm pour les translations.

Dans la procédure développée nous avons intégré uniquement la segmentation automatique. La correction des déformations des tissus mous et de la vitesse des ultrasons sera intégrée prochainement. Pour l'instant, nous avons utilisé comme attitude initiale le résultat du recalage obtenu par la méthode manuelle. Dans ce qui suit, nous esquissons la nouvelle procédure qui met le plus en valeur les résultats de nos recherches.

1. Pour améliorer la précision, il faut commencer par améliorer le calibrage. Dans ce sens, nous proposons d'utiliser un fantôme plus approprié pour les tissus mous.
2. Un autre moyen que nous voulons utiliser est d'acquérir, par capteur optique ou par palpation, la surface de l'abdomen et la partie supérieure des cuisses. Cette information a deux buts :
 - Par recalage élastique $3D/3D$ avec la surface de la peau du modèle on aurait accès à une attitude initiale réaliste. Le recalage $3D/3D$ élastique serait nécessaire pour mieux intégrer les changements anatomiques produits chez le patient entre la date de l'examen scanner et la date du traitement.
 - La surface de la peau ainsi acquise sera la référence pour la correction des déformations élastiques des tissus mous.
3. Nous avons proposé dans le paragraphe §3.3.5 une méthode accélérée pour la correction des déformations élastiques et de la mobilité des tissus mous. Le temps de traitement d'environ 1.5 sec/image (sur DEC Alpha 3000) permettrait la correction des images échographiques en temps réel. L'alternative serait de corriger uniquement la position des contours ce qui diminuerait davantage le temps de calcul.

4. L'effet de la variation de la vitesse des ultrasons se fait ressentir surtout pour la région de la vessie (cf. paragraphe §4.4.3). Pour simplifier le traitement, cette correction sera appliquée uniquement aux contours de la prostate après détection.

Ponction péricardique

Dans la section 4.5, nous avons vu combien la ponction du péricarde est un geste délicat et difficile à réaliser. Pendant l'étape pré-opératoire, le chirurgien doit examiner le patient par échographie et se constitue un modèle mental $3D$ des structures anatomiques locales. Il devra tenir compte également du comportement dynamique du modèle. L'opération consiste à introduire une aiguille dans l'épanchement péricardique, sans ponctionner le coeur et sans perforer des organes vitaux situés entre le point de pénétration et la cible.

Dans cette application nous nous sommes intéressés principalement à la segmentation. L'approche que nous proposons présente l'avantage de concentrer toute l'information utile contenue dans la séquence d'images dans une seule image, nommée image des paramètres. Cette nouvelle image sera ensuite traitée par des opérateurs de segmentation avec l'intervention minimale de la part de l'utilisateur.

L'originalité de la méthode consiste en la manière dont nous utilisons deux principes déjà mentionnés dans la littérature de spécialité, en l'occurrence : utilisation de paramètres dérivés de l'analyse spectrale de la séquence d'images et utilisation de l'arbre de confinement comme outil d'organisation et de segmentation de l'image des paramètres.

Cette méthode répond entièrement aux objectifs que nous nous sommes fixés : non-invasivité, haut degré d'automatisation, précision et temps de traitement raisonnable (environ 10 *min* pour une séquence de 50 images). Intégrée dans l'environnement logiciel décrit dans [Barbe97], cette méthode est actuellement en cours de validation clinique au CHU de Grenoble.

5.3 Perspectives générales

Une courte incursion parmi les applications que nous avons abordées dans cette thèse montre qu'une préoccupation majeure que nous avons eue a été de créer un cadre général pour le traitement des structures immobiles ou à mobilité réduite, telles que l'os ou la prostate, et des structures hautement déformables, telles que les tissus mous ou la vessie.

Dans ce contexte et dans la perspective qui s'ouvre actuellement aux technologies de type GMCAO, nous pensons que l'approche que nous avons développée peut s'intégrer rapidement dans toutes les applications qui utilisent l'échographie $2.5D$ comme fournisseur d'informations per-opératoires.

Parmi les applications concernant les structures anatomiques rigides, nous citons ci-dessous les domaines importants qui pourraient être les bénéficiaires :

1. Neurochirurgie : recalage sur le modèle IRM du cerveau.
2. Chirurgie ORL : utilisation de modèles scanner ou endoscopiques.
3. Chirurgie orthopédique et traumatologique : utilisation de modèles scanner de toute partie du squelette humain (ex : poignet, mise en place de la prothèse de la hanche, prothèse du genou, ligamentoplastie, etc.).
4. Domaine dentaire : utilisation de modèles scanner pour la mise en place de différents implants.

Dans le groupe des applications concernant les structures anatomiques molles, nous citons : l'ophtalmologie, la laparoscopie, chirurgie cardiaque et vasculaire, néphrologie, etc.

A plus long terme...

Pour accomplir cette thèse, nous sommes partis de deux conditions pré-requises : la segmentation du modèle scanner est déjà réalisée et, compte tenu de la nature différente des deux modalités d'imagerie (TDM et l'échographie), le recalage est orienté vers une approche par contours pour des raisons de temps de calcul.

Dans la perspective d'un système de recalage général et entièrement automatique, nous proposons l'utilisation de deux atlas. Le premier permettrait l'identification automatique des organes du modèle par recalage élastique $3D/3D$. Nous pensons qu'à l'heure actuelle, ce type d'opération ne pose pas des difficultés majeures surtout si le modèle et l'atlas sont acquis avec la même modalité d'imagerie. Le deuxième, serait un atlas échographique qui aurait deux fonctions. D'une part, superviser l'identification des organes dans les images per-opératoires par recalage élastique $3D/3D$, d'autre part, réaliser l'appariement des deux atlas en temps différé. De cette manière, la majorité des traitements numériques seraient exécutés en temps différé. Le seul traitement à effectuer en temps réel serait le recalage élastique $3D/3D$ entre l'atlas échographique et les données per-opératoires, en somme, entre deux informations provenant de la même modalité d'imagerie.

Jusqu'à présent nous avons limité intentionnellement les perspectives à l'utilisation de l'échographie $2.5D$ comme modalité d'imagerie per-opératoire. En revanche, nous pensons que d'autres technologies plus modernes (ex : l'échographie $3D$, l'IRM interventionnelle légère, l'utilisation des robots pour réaliser des acquisitions planifiées) feront leur apparition dans le domaine de la GMCAO. Le perfectionnement technologique est accompagné de près de développements dans les domaines des mathématiques, de l'informatique, de la biomécanique, etc. Les nouvelles techniques de modélisation, la réalité augmentée ou virtuelle, la simulation, seront autant de nouveaux outils offerts à la médecine.

Enfin, nous espérons que notre modeste contribution sera améliorée et que pour un court laps de temps elle sera d'une réelle utilité pour les médecins et les chirurgiens.

Annexe A

Transformations

A.1 Généralités

Une des représentations possibles des angles d'Euler utilise la composition de trois rotations élémentaires d'angles (φ, θ, ψ) autour des trois axes Ox , Oy et Oz . L'ordre d'application des rotations est : $R_z(\varphi)$, $R_y(\theta)$ et $R_x(\psi)$. Ainsi, la rotation totale R aura l'expression suivante :

$$\begin{aligned} R &= R_x(\varphi) * R_y(\theta) * R_z(\psi) \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.1}) \\ &= \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \psi & -\cos \theta \sin \psi & \sin \theta \\ \cos \varphi \sin \psi + \sin \varphi \sin \theta \cos \psi & \cos \varphi \cos \psi - \sin \varphi \sin \theta \sin \psi & -\sin \varphi \cos \theta \\ \sin \varphi \sin \psi - \cos \varphi \sin \theta \cos \psi & \sin \varphi \cos \psi + \cos \varphi \sin \theta \sin \psi & \cos \varphi \cos \theta \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

En dérivant l'expression (A.2) par rapport aux trois paramètres (φ, θ, ψ) on obtient l'expression des trois matrices de rotation dérivées :

$$\frac{\partial R}{\partial \varphi} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -\sin \varphi \sin \psi + \cos \varphi \sin \theta \cos \psi & -\sin \varphi \cos \psi - \cos \varphi \sin \theta \sin \psi & -\cos \varphi \cos \theta \\ \cos \varphi \sin \psi + \sin \varphi \sin \theta \cos \psi & \cos \varphi \cos \psi - \sin \varphi \sin \theta \sin \psi & -\sin \varphi \cos \theta \end{pmatrix}. \quad (\text{A.2})$$

$$\frac{\partial R}{\partial \theta} = \begin{pmatrix} -\sin \theta \cos \psi & \sin \theta \sin \psi & \cos \theta \\ \sin \varphi \cos \theta \cos \psi & -\sin \varphi \cos \theta \sin \psi & \sin \varphi \sin \theta \\ -\cos \varphi \cos \theta \cos \psi & \cos \varphi \cos \theta \sin \psi & -\cos \varphi \sin \theta \end{pmatrix}. \quad (\text{A.3})$$

$$\frac{\partial R}{\partial \psi} = \begin{pmatrix} -\cos \theta \sin \psi & -\cos \theta \cos \psi & 0 \\ \cos \varphi \cos \psi - \sin \varphi \sin \theta \sin \psi & -\cos \varphi \sin \psi - \sin \varphi \sin \theta \cos \psi & 0 \\ \sin \varphi \cos \psi + \cos \varphi \sin \theta \sin \psi & -\sin \varphi \sin \psi + \cos \varphi \sin \theta \cos \psi & 0 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.4})$$

Une translation t exprimée par le vecteur colonne $(t_x, t_y, t_z)^T$ a les dérivées suivantes :

$$\frac{\partial t}{\partial t_x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial t}{\partial t_y} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial t}{\partial t_z} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}; \quad (\text{A.5})$$

Une transformation rigide T composée d'une rotation $R(\varphi, \theta, \psi)$ suivie d'une translation $t(t_x, t_y, t_z)$ a l'expression matricielle suivante :

$$T(\varphi, \theta, \psi; t_x, t_y, t_z) = \begin{pmatrix} R(\varphi, \theta, \psi) & t(t_x, t_y, t_z) \\ 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.6})$$

Les équations suivantes représentent les dérivées de l'équation (A.6) par rapport aux six paramètres $(\varphi, \theta, \psi; t_x, t_y, t_z)$ dont la transformation T dépend :

$$\begin{aligned} \frac{\partial T}{\partial \varphi} &= \begin{pmatrix} \frac{\partial R}{\partial \varphi} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial T}{\partial \theta} = \begin{pmatrix} \frac{\partial R}{\partial \theta} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial T}{\partial \psi} = \begin{pmatrix} \frac{\partial R}{\partial \psi} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \\ \frac{\partial T}{\partial t_x} &= \begin{pmatrix} 0 & \frac{\partial T}{\partial t_x} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial T}{\partial t_y} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{\partial T}{\partial t_y} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \quad \frac{\partial T}{\partial t_z} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{\partial T}{\partial t_z} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

On doit à Rodriguez (1840) le théorème fondamental qui montre que tout déplacement fini peut-être obtenu par la composition d'une rotation autour d'un axe et d'une translation le long de cet axe. Si le vecteur directeur de l'axe \vec{n} est normalisé ($\|\vec{n}\| = 1$), l'expression de la matrice de rotation est la suivante [Heraud93] :

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta + (1 - \cos \theta)n_x^2 & -n_z \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_y & n_y \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_z \\ n_z \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_y & \cos \theta + (1 - \cos \theta)n_y^2 & -n_x \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_y n_z \\ -n_y \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_z & n_x \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_y n_z & \cos \theta + (1 - \cos \theta)n_z^2 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.8})$$

où (n_x, n_y, n_z) sont les composantes du vecteur \vec{n} le long des axes Ox, Oy et Oz et θ est l'angle de rotation.

Pour un vecteur \vec{n} attaché à un point d'application P , la transformation T a la forme :

$$T = \begin{pmatrix} R & R(-P) \\ 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.9})$$

Annexe B

Cartes de distance

B.1 Cartes de distance nD

Les *distances de chanfrein* font partie des familles de distances discrètes qui remplacent la distance euclidienne $\sqrt{\sum_{i=1}^N \Delta x_i^2}$ de l'espace continu, en utilisant des masques de pondération à éléments entiers. L'application locale de ces masques permet le calcul de l'image des distances ou carte de distances. Les fondements théoriques sont traités dans [Thiel94] et des algorithmes très performants ont été développés dans [Herman92, Jiang92, Grevera96].

Pour caractériser une scène S composée d'objets binaires couvrant un volume V fini ($V \subset \mathfrak{R}^n$), nous faisons appel à une fonction de distance. Dans l'espace discret nD , un point $P \in V$ s'identifie à un élément d'un **maillage hyper-cubique**. Le support associé à ce type de maillage est le réseau fondamental de Z^n et son élément sera nommé *spel* en nD (*pixel* en $2D$, *voxel* en $3D$). Par convention, nous considérons que les *spels* représentent l'espace nD de façon isotrope et que la frontière d'un objet est une hypersurface située à l'interface entre le monde interne et le monde externe.

La notion de distance est très utile pour quantifier les objets et les relations entre les objets présents dans une image. Ceci explique son fréquent emploi dans la mise en correspondance, la morphométrie ou l'extraction de caractéristiques géométriques et topologiques. De [Thiel94] on tire deux notions utiles :

Distance discrète On appelle distance discrète sur un espace E^n une application $d : E^n \rightarrow N$ vérifiant les hypothèses : définition positive de d , symétrie et inégalité triangulaire pour $\forall A, B, C \in E$:

1. $d(A, B) \geq 0; d(A, A) = 0; d(A, B) = 0 \Rightarrow A = B$
2. $d(A, B) = d(B, A)$
3. $d(A, B) \leq d(A, C) + d(C, B)$

Pour deux points $A(x_1, x_2, \dots, x_n)$ et $B(y_1, y_2, \dots, y_n)$, les distances usuelles dans \mathfrak{R}^n sont :

- $d_4(A, B) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$ *city block* (ou distance l_1)
- $d_8(A, B) = \max_{i=1, n} (|x_i - y_i|)$ *carré* (ou distance l_∞)
- $d_E(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$ *distance euclidienne* (ou distance quadratique ou distance l_2)

Les disques unité 2D pour ces distances sont :

$$\begin{array}{ccccccc}
 \cdot & 1 & \cdot & & 1 & 1 & 1 & & \sqrt{2} & 1 & \sqrt{2} \\
 d_{4=} & 1 & 0 & 1 & ; d_8 = & 1 & 0 & 1 & ; d_{E=} & 1 & 0 & 1 & ; \\
 \cdot & 1 & \cdot & & 1 & 1 & 1 & & \sqrt{2} & 1 & \sqrt{2}
 \end{array}$$

Carte de distances On appelle carte de distances d'une partie X de l'espace métrique (E^n, d) , la carte CD_X telle que, en tout point $p \in X$, on attribue une valeur égale à la distance du point p à l'ensemble \bar{X} (complément de X) :

$$d(p, X) = \inf \{d(p, q), q \in X\}$$

En conséquence, les cartes de distances réalisées avec les normes d_4 , d_8 ou d_E représentent des courbes de niveaux caractéristiques qui diffèrent suivant la norme qu'on utilise. Cette idée dégage un objectif central de toute carte de distances discrète : *approcher le plus possible la précision de la carte de distances générée par d_E en utilisant une propagation de distances locales pour augmenter l'efficacité de calcul.*

Le principe de la distance de chanfrein d_C est de pondérer les déplacements dans un voisinage donné V_p du point p avec des entiers qui autoriseraient comme distance entre tout couple de points, le chemin à coût minimal les rejoignant. L'ensemble des pondérations forme un *masque* organisé sous forme d'une *boule* nD .

Contrairement aux boules classiques (en $2D$: un polygone (tendant vers un cercle) pour d_E , un losange pour d_4 et un carré pour d_8), les distances de chanfrein peuvent avoir des boules d'aspect varié. Un masque de chanfrein est un voisinage centré en O , de taille m^n dans lequel on pondère *certain*s déplacements. Grâce aux symétries du maillage carré (*8-symétrie* en $2D$), une seule partie du masque qu'on appelle *générateur*, en occurrence le premier octant, est nécessaire pour calculer tous les autres poids. Dans ce qui suit, plusieurs générateurs et masques fréquemment utilisés dans les distances de chanfrein sont présentés :

$$g_4 = \begin{array}{ccc} 0 & 1 & \\ & & 1 \end{array} ; g_8 = \begin{array}{ccc} & & 1 \\ & 1 & \\ 0 & 1 & \end{array} ; g_{3,4} = \begin{array}{ccc} & & 4 \\ & & 3 \\ 0 & 3 & \end{array} ; g_{5,7,11} = \begin{array}{ccc} & & 7 & 11 \\ & & & \\ 0 & 5 & & \end{array}$$

$$\begin{array}{rcccccc}
& & & 22 & 14 & 22 & 14 & 10 & 14 \\
d_{5,7,11}(\textit{arri\`ere}) = & & 14 & 10 & 14 & 10 & 0 & & \\
& & & 22 & 14 & 22 & & & \\
& & & & & & & 22 & 14 & 22 \\
d_{5,7,11}(\textit{avant}) = & & 0 & 10 & 14 & 10 & 14 & & \\
& & 14 & 10 & 14 & 22 & 14 & 22 & &
\end{array}$$

- Pour les balayages direct et inverse, la procédure de calcul d'un élément de la carte de distances à un spel donné $S(i_1, i_2, \dots, i_n)$ est la même. Après la superposition de l'élément 0 du demi-masque concerné sur le spel en question, on remplace la valeur du spel S par :

$$S(i_1, i_2, \dots, i_n) = \min \{S(i_1 + j_1, i_2 + j_2, \dots, i_n + j_n) + m(j_1, j_2, \dots, j_n)\}$$

si le spel S a une valeur positive (le spel est à l'intérieur d'un objet), ou bien par

$$S(i_1, i_2, \dots, i_n) = \max \{S(i_1 + j_1, i_2 + j_2, \dots, i_n + j_n) - m(j_1, j_2, \dots, j_n)\}$$

si le spel S a une valeur négative (le spel est à l'extérieur d'un objet). Dans ces relations $m(j_1, j_2, \dots, j_n)$ est la valeur du masque à la position (j_1, j_2, \dots, j_n) . Dans les expressions précédentes, l'ensemble d'indices (j_1, j_2, \dots, j_n) est référencé par rapport au centre du masque et sera utilisé pour balayer exclusivement l'espace couvert par les éléments non-vides de celui-ci. Si on exclut le point central, ces indices auront des valeurs strictement négatives pendant le parcours direct et des valeurs strictement positives pendant le parcours inverse.

Pour éviter les débordements, les spels connexes à leur frontière (étiquetés de 5 ou -5 pendant l'initialisation) sont exclus des calculs.

L'efficacité de cet algorithme est évaluée à $O(N^2)$. En effet, chaque spel de l'image, indépendamment de la taille des objets à traiter, est visité seulement deux fois et ce sur un voisinage restreint du spel.

B.2 Cartes des labels 2-D

On appelle carte des labels un ensemble de composante 4-connexes $\Omega_i, i \in \mathbb{N}$ qui partitionnent l'espace de l'image $I[n, m] \in \mathbb{N}^2$ de manière que tous les pixels $p_{kl} \in I[n, m]$ appartiennent à une classe Ω_i et une seule. Mathématiquement, cet énoncé s'écrit :

$$\bigcap_{i \neq j} (\Omega_i, \Omega_j) \equiv \emptyset. \quad (\text{B.1})$$

$$\bigcup_{i=1..N} \Omega_i \equiv I[n, m]. \quad (\text{B.2})$$

$$p_{kl} \in \Omega_i \Rightarrow p_{kl} \notin \bigcup_{j=1..N, j \neq i} \Omega_j \quad (\text{B.3})$$

où N est le nombre total de classes, et $n \times m$ est la taille de l'image.

En calculant la carte de distance $2D$, il est très facile de construire une table de labels représentant les zones d'influence des objets binaires qui composent une scène. Cette table est souvent utile pour déterminer la proximité d'un objet par rapport à un ensemble d'objets.

Les étapes subséquentement nécessaires pour calculer la carte des labels, seront incluses dans les étapes correspondantes qui conduisent au calcul de la carte de distance.

1. *Initialisation.* Le premier label disponible (LL) est initialisé à 1.
 - Séparer chaque composante 4-connexe de la scène.
 - Attribuer à toutes les cases de la carte des labels correspondant aux pixels de l'objet séparé la valeur LL .
 - Créer un nouveau label ($LL \rightarrow LL + 1$).
2. *Calcul de la carte des labels.* Uniquement pour les pixels de distances négatives, propager les labels en utilisant la même méthode que pour la propagation de la carte de distance. il faut toutefois prendre soin de traiter les pixels de distance $-d_5/2$ de la carte de distance. Normalement, dans une carte de distance, tous les pixels se trouvent à une distance d_5 par rapport à tous les éléments de son voisinage V_4 et à une distance d_7 par rapport aux éléments les plus éloignés de son voisinage V_8 . Sur une ligne de discontinuité de la carte de distance, ces conditions ne sont plus respectées. Ces conditions seront testées pour propager les labels des voisins vers le pixel courant.
 - Pour le balayage direct, le voisinage du pixel courant est exploré dans l'ordre : Ouest, Nord, Nord-Ouest et Nord-Est. La première condition qui sera respectée imposera le label du pixel courant.
 - Pour le balayage inverse, le voisinage du pixel courant est exploré dans l'ordre : Est, Sud, Sud-Est et Sud-Ouest. La première condition qui sera respectée imposera le label du pixel courant.

Annexe C

Optimisation non-linéaire

C.1 Algorithme de Levenberg-Marquardt traditionnel

Chaque itération de l'algorithme de minimisation suppose le calcul d'une composante additive δp_t par rapport au vecteur des paramètres p_t de l'itération précédente [Press86]. Ainsi

$$p_{t+1} = p_t + \delta p_t. \quad (\text{C.1})$$

avec

$$\sum_{l=1}^M \alpha_{kl} \delta p_l = \beta_k. \quad (\text{C.2})$$

$[\alpha_{kl}]_{M \times M}$ est obtenue à travers la matrice hessienne et le vecteur $[\beta_k]_{M \times 1}$ est proportionnel au gradient du résidu.

Le critère de minimisation a la forme générale :

$$\varepsilon^2 \cong \chi^2(p) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_i^2 \quad (\text{C.3})$$

où N est le nombre de points qui participent à la minimisation et D_i est une distance généralisée entre le point P_i et le modèle. On obtient ainsi

$$\begin{aligned} \beta_k &= -\frac{1}{2} \frac{\partial \chi^2(p)}{\partial p_k} \\ &= -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_i \frac{\partial D_i}{\partial p_k}. \end{aligned} \quad (\text{C.4})$$

et

$$\begin{aligned}
 a_{kl} &= \frac{1}{2} \frac{\partial^2 \chi^2(p)}{\partial p_k \partial p_l} \\
 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial D_i}{\partial p_k} \frac{\partial D_i}{\partial p_l} + \frac{\partial^2 D_i}{\partial p_k \partial p_l} \right). \tag{C.5}
 \end{aligned}$$

Pour des raisons expliquées dans [Press86], le terme $\frac{\partial^2 D_i}{\partial p_k \partial p_l}$ de l'équation précédente est ignoré, ce qui nous conduit aux équations matricielles de Levenberg-Marquardt :

$$\begin{aligned}
 b_{kl} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\partial D_i}{\partial p_k} \frac{\partial D_i}{\partial p_l} \\
 \alpha_{kl} &= b_{kl}(1 + \lambda); k = l \\
 \alpha_{kl} &= b_{kl}(1 + \lambda); k \neq l \tag{C.6}
 \end{aligned}$$

où le scalaire $\lambda \geq 0$ favorise la méthode de Newton ou la descente fondée sur le gradient.

C.2 Calibrage dans le référentiel Ref_{mire}

Dans ce cas, la fonction objective exprimée par la relation (C.3) prend la forme suivante

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} \langle \pi, M_i \cdot X \cdot p_{ij} \rangle. \tag{C.7}$$

équivalente à (4.2).

Conformément à (4.1), nous pouvons calculer la distance signée entre un point P_{ij} du référentiel Ref_{mire} et le plan π exprimé dans le même référentiel. La relation est :

$$\begin{aligned}
 D_{ij} &= \langle \pi, P_{ij} \rangle \\
 &= aX_{ij} + bY_{ij} + cZ_{ij} + d. \tag{C.8}
 \end{aligned}$$

où $(X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij}, 1)^T$ sont les coordonnées du point P_{ij} et (a, b, c, d) sont les paramètres du plan π .

La relation (C.4) est la transformation du point p_{ij} du référentiel Ref_{US} dans le point P_{ij} du référentiel Ref_{mire} par la relation :

$$P_{ij} = M_i \cdot X \cdot p_{ij} \tag{C.9}$$

nous permettant d'obtenir l'expression analytique du vecteur gradient $\beta(\varphi, \theta, \psi; t_x, t_y, t_z)$:

$$\begin{aligned}
\beta_k &= \frac{\partial \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} D_{ij}^2}{\partial p_k} \\
&= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} D_{ij} \frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k} \\
&= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} D_{ij} \left(\frac{\partial D_{ij}}{\partial X_{ij}} \frac{\partial X_{ij}}{\partial p_k} + \frac{\partial D_{ij}}{\partial Y_{ij}} \frac{\partial Y_{ij}}{\partial p_k} + \frac{\partial D_{ij}}{\partial Z_{ij}} \frac{\partial Z_{ij}}{\partial p_k} \right) \tag{C.10}
\end{aligned}$$

où $\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k}$ a la forme d'un produit scalaire :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k} &= \left\langle \left(\frac{\partial D_{ij}}{\partial X_{ij}}, \frac{\partial D_{ij}}{\partial Y_{ij}}, \frac{\partial D_{ij}}{\partial Z_{ij}}, 0 \right), \left(\frac{\partial X_{ij}}{\partial p_k} + \frac{\partial Y_{ij}}{\partial p_k} + \frac{\partial Z_{ij}}{\partial p_k}, 0 \right)^T \right\rangle \\
&= \left\langle (a, b, c, 0), \left(\frac{\partial X_{ij}}{\partial p_k} + \frac{\partial Y_{ij}}{\partial p_k} + \frac{\partial Z_{ij}}{\partial p_k}, 0 \right)^T \right\rangle \\
&= \left\langle n_\pi, \left(\frac{\partial P_{ij}}{\partial p_k} \right)^T \right\rangle. \tag{C.11}
\end{aligned}$$

avec n_π comme vecteur normal du plan π .

En utilisant (C.9) et (A.7), nous en déduisons :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_{ij}}{\partial p_k} &= \frac{\partial (M_i \cdot X \cdot p_{ij})}{\partial p_k} \\
&= M_i \cdot X_k \cdot p_{ij} \tag{C.12}
\end{aligned}$$

où X_k est la dérivée de la transformation inconnue X par rapport aux paramètres $(\varphi, \theta, \psi; t_x, t_y, t_z)$.

On obtient en conséquence :

$$\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k} = \left\langle n_\pi, (M_i \cdot X_k \cdot p_{ij})^T \right\rangle \tag{C.13}$$

C.3 Calibrage dans le référentiel Ref_{US}

Dans le cas précédent, les calculs nécessaires pour évaluer à chaque itération la contribution d'un point p_{ij} à l'obtention du gradient impliquent deux transformations,

M_i et X au moment t . Si nous nous plaçons dans le référentiel Ref_{US} , les calculs peuvent se simplifier. On transforme un plan en le multipliant à gauche par la matrice des cofacteurs $T^C = \det(T) \cdot T^{-1}$ dans une transformation T [Blinn92a, Blinn92b]. On peut ainsi réécrire la fonction objective (C.7) :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} \langle \pi_i, X \cdot p_{ij} \rangle. \quad (C.14)$$

où

$$\pi_i = M_i^C \cdot \pi. \quad (C.15)$$

π_i est le plan transformé du référentiel mire Ref_{mire} dans le référentiel Ref_{US} par la transformation $M_i^C = \det(M_i) \cdot M_i^{-1}$.

En suivant le raisonnement du paragraphe précédent, on obtient pour $\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k}$ la relation :

$$\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k} = \left\langle n_{\pi}^i, \left(\frac{\partial P_{ij}}{\partial p_k} \right)^T \right\rangle \quad (C.16)$$

avec n_{π}^i comme vecteur normal du plan π exprimé dans le référentiel Ref_{US} et

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_{ij}}{\partial p_k} &= \frac{\partial (X \cdot p_{ij})}{\partial p_k} \\ &= X_k \cdot p_{ij}. \end{aligned} \quad (C.17)$$

La relation (C.13) devient :

$$\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k} = \left\langle n_{\pi}^i, (X_k \cdot p_{ij})^T \right\rangle \quad (C.18)$$

C.4 Calibrage dans le référentiel Ref_{im}

Le raisonnement précédent peut-être repris, si on considère qu'à chaque itération une transformation X déjà connue doit être appliquée aux points p_{ij} . Par le même mécanisme, on transforme le plan π_i en le multipliant à gauche par la matrice des cofacteurs $X^C = \det(X) \cdot X^{-1}$ de la transformation X . La fonction objective (C.14) devient :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} \langle \pi_i^x, p_{ij} \rangle. \quad (C.19)$$

où

$$\begin{aligned}\pi_i^x &= X^C \cdot \pi_i \\ &= X^C \cdot M_i^C \cdot \pi\end{aligned}\tag{C.20}$$

π_i^x étant le plan transformé du référentiel mire Ref_{mire} dans le référentiel Ref_{im} par la transformation $X^C \cdot M_i^C = \det(X) \cdot X^{-1} \cdot \det(M_i) \cdot M_i^{-1}$.

Conformément aux suggestions proposées par [Thevenaz97], [Thevenaz98] on peut appliquer maintenant une transformation arbitraire ΔX aux points p_{ij} , qui aura le rôle de les ramener plus proche du plan π . Elle est composée d'une translation Δt suivie d'une rotation ΔR . Le calcul du gradient β_k se fait conformément à l'expression (C.4) où ∂p_k sera remplacé par $\partial \Delta p_k$. On se rappelle également que $\Delta p = (\Delta \varphi, \Delta \theta, \Delta \psi; \Delta t_x, \Delta t_y, \Delta t_z) = (0, 0, 0; 0, 0, 0)$ dans l'espace des paramètres. Toutes les équations établies pour la méthode de Levenberg-Marquardt traditionnelle restent valables en remplaçant les paramètres p_k par Δp_k . Pour calculer les dérivées, la fonction objective (C.19) sera réécrite comme suit :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} \langle \pi_i^x, \Delta X \cdot p_{ij} \rangle.\tag{C.21}$$

avec

$$\begin{aligned}\Delta X &= \begin{pmatrix} \Delta R & \Delta R \cdot \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} & r_{00} \cdot \Delta t_x + r_{01} \cdot \Delta t_y + r_{02} \cdot \Delta t_z \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} & r_{10} \cdot \Delta t_x + r_{11} \cdot \Delta t_y + r_{12} \cdot \Delta t_z \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} & r_{20} \cdot \Delta t_x + r_{21} \cdot \Delta t_y + r_{22} \cdot \Delta t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.\end{aligned}\tag{C.22}$$

La relation (C.18) devient dans ce cas :

$$\frac{\partial D_{ij}}{\partial p_k} = \left\langle n_{\pi}^{X_i}, (\Delta X_k \cdot p_{ij})^T \right\rangle.\tag{C.23}$$

avec $n_{\pi}^{X_i}$ comme vecteur normal du plan π exprimé dans le référentiel Ref_{im} .

Après développement autour du point $\Delta p = 0$, les relations (A.7) deviennent :

$$\Delta X_{\varphi} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; \Delta X_{\theta} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix};$$

$$\begin{aligned}
\Delta X_\psi &= \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; \Delta X_{t_x} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; \\
\Delta X_{t_y} &= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; \Delta X_{t_z} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; \tag{C.24}
\end{aligned}$$

Ces relations, pré-calculables pour chaque point p_{ij} , confèrent une vitesse accrue à l'algorithme de minimisation.

Après chaque itération qui diminue la valeur de l'expression (C.21), ΔX est traitée comme M_i et X l'ont été précédemment. Le critère (C.21) devient :

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{P_i} \langle (\pi_i^x)_{t+1}, p_{ij} \rangle \tag{C.25}$$

où

$$\begin{aligned}
(\pi_i^x)_{t+1} &= \Delta X^C \cdot (\pi_i^x)_t \\
&= \Delta X^C \cdot X^C \cdot M_i^C \cdot \pi \tag{C.26}
\end{aligned}$$

est le plan π au moment $t+1$. On remarquera la manière dont la transformation inconnue évolue :

$$(X^C)_{t+1} = \Delta X^C \cdot (X^C)_t. \tag{C.27}$$

Annexe D

Recalage élastique $2D/2D$

D.1 Généralités

Partant de la relation (3.55), la fonction d'erreur peut s'écrire sous la forme générale suivante :

$$\varepsilon = \rho_0 \cdot \varepsilon_0 + \rho_1 \cdot \varepsilon_1 + \rho_2 \cdot \varepsilon_2. \quad (\text{D.1})$$

D.2 Interpolation de la carte de distance et de ses dérivées

La distance d_i en un point P_i encadré par les pixels (i, j) , $(i + 1, j)$, $(i, j + 1)$ et $(i + 1, j + 1)$ de la carte de distance se calcule avec la formule :

$$d_i = (1 - v) \cdot [(1 - u) \cdot CD_{i,j} + u \cdot CD_{i+1,j}] + v \cdot [(1 - u) \cdot CD_{i,j+1} + u \cdot CD_{i+1,j+1}]. \quad (\text{D.2})$$

où $CD_{i,j}$, $CD_{i+1,j}$, $CD_{i,j+1}$, $CD_{i+1,j+1}$ représentent les distances exactes calculées à partir des centres des pixels mentionnés et (u, v) sont des valeurs sous-unitaires qui expriment les coordonnées du point P_i transformé dans un référentiel 2D dont l'origine est le pixel (i, j) .

Les dérivées de la carte des distances au point P_i transformé sont :

$$\begin{aligned} \left(\frac{\partial CD}{\partial x''} \right)_{P_i} &= (1 - v) \cdot [CD_{i+1,j} - CD_{i,j}] + v \cdot [CD_{i+1,j+1} - CD_{i,j+1}]. \\ \left(\frac{\partial CD}{\partial y''} \right)_{P_i} &= (1 - u) \cdot [CD_{i,j+1} - CD_{i,j}] + u \cdot [CD_{i+1,j+1} - CD_{i+1,j}]. \end{aligned} \quad (\text{D.3})$$

D.3 Dérivées

Les dérivées des nouvelles coordonnées du point P_i , exprimées dans les relations (3.52) et (3.53) par rapport aux composantes du vecteur des paramètres (3.54), sont regroupées en deux catégories.

D.3.1 Dérivées reliées à la transformation rigide

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial \alpha} \\ \frac{\partial y''}{\partial \alpha} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\sin \alpha & -\cos \alpha \\ \cos \alpha & -\sin \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix}. \quad (\text{D.4})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial t_x} \\ \frac{\partial y''}{\partial t_x} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (\text{D.5})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial t_y} \\ \frac{\partial y''}{\partial t_y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{D.6})$$

D.3.2 Dérivées reliées à la transformation élastique

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{x[i,j]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{x[i,j]}} \end{pmatrix} = (1-r)(1-s) \begin{pmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.7})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{y[i,j]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{y[i,j]}} \end{pmatrix} = (1-r)(1-s) \begin{pmatrix} -\sin \alpha \\ \cos \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.8})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{x[i+1,j]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{x[i+1,j]}} \end{pmatrix} = r(1-s) \begin{pmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.9})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{y[i+1,j]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{y[i+1,j]}} \end{pmatrix} = r(1-s) \begin{pmatrix} -\sin \alpha \\ \cos \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.10})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{x[i,j+1]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{x[i,j+1]}} \end{pmatrix} = (1-r)s \begin{pmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.11})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{y[i,j+1]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{y[i,j+1]}} \end{pmatrix} = (1-r)s \begin{pmatrix} -\sin \alpha \\ \cos \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.12})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\partial V_{x[i,+1j+1]}} \\ \frac{\partial y''}{\partial V_{x[i,+1j+1]}} \end{pmatrix} = rs \begin{pmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.13})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\frac{\partial V_{y[i,+1j+1]}}{\partial y''}} \end{pmatrix} = r s \begin{pmatrix} -\sin \alpha \\ \cos \alpha \end{pmatrix}. \quad (\text{D.14})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\frac{\partial V_{x[k,l;k \neq i, k \neq i+1, l \neq j, l \neq j+1]}}{\partial y''}} \\ \frac{\partial x''}{\frac{\partial V_{x[k,l;k \neq i, k \neq i+1, l \neq j, l \neq j+1]}}{\partial y''}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (\text{D.15})$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x''}{\frac{\partial V_{y[k,l;k \neq i, k \neq i+1, l \neq j, l \neq j+1]}}{\partial y''}} \\ \frac{\partial x''}{\frac{\partial V_{y[k,l;k \neq i, k \neq i+1, l \neq j, l \neq j+1]}}{\partial y''}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (\text{D.16})$$

D.4 Calcul du gradient

Les points P_R sont déplacés dans l'espace des points P_D par la transformation globale Q_p . Minimiser la fonction d'erreur ε implique le calcul de son gradient dans l'espace des paramètres p . Notons par

$$\beta_k = \frac{1}{2} \frac{\partial \varepsilon}{\partial p_k} = \frac{1}{2} \frac{\partial (\rho_0 \cdot \varepsilon_0 + \rho_1 \cdot \varepsilon_1 + \rho_2 \cdot \varepsilon_2)}{\partial p_k}. \quad (\text{D.17})$$

la dérivée de la fonction d'erreur par rapport au paramètre p_k . Les tableaux symboliques qui suivent chaque formule, montrent la contribution de chaque élément p_k au calcul du gradient dans l'ordre suivant :

$$\begin{pmatrix} \alpha ; ; t_x ; ; t_y ; ; \dots ; ; V_{x[i,j]}; ; V_{y[i,j]}; ; V_{x[i+1,j]}; ; V_{y[i+1,j]}; ; \dots \\ V_{x[i,j+1]}; ; V_{y[i,j+1]}; ; V_{x[i+1,j+1]}; ; V_{y[i+1,j+1]}; ; \dots \end{pmatrix}^T \quad (\text{D.18})$$

$$\frac{\partial \varepsilon_1}{\partial p_k} = \sum_{R=1}^N CD_T(Q_p(P_R)) \frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial p_k}. \quad (\text{D.19})$$

$$\frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial p_k} = \frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial x''} \frac{\partial x''}{\partial p_k} + \frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial y''} \frac{\partial y''}{\partial p_k} \quad (\text{D.20})$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial p_k} = & \begin{pmatrix} -\sin \alpha x' - \cos \alpha y' & \cos \alpha x' - \sin \alpha y' \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ \dots & \dots \\ (1-r)(1-s)\cos \alpha & (1-r)(1-s)\sin \alpha \\ -(1-r)(1-s)\sin \alpha & (1-r)(1-s)\cos \alpha \\ r(1-s)\cos \alpha & r(1-s)\sin \alpha \\ -r(1-s)\sin \alpha & r(1-s)\cos \alpha \\ \dots & \dots \\ (1-r)s\cos \alpha & (1-r)s\sin \alpha \\ -(1-r)s\sin \alpha & (1-r)s\cos \alpha \\ rs\cos \alpha & rs\sin \alpha \\ -rs\sin \alpha & rs\cos \alpha \\ \dots & \dots \end{pmatrix} \times \\
& \begin{pmatrix} \frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial x''} \\ \frac{\partial CD_T(Q_p(P_R))}{\partial y''} \end{pmatrix}. \tag{D.21}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \varepsilon_2}{\partial p_k} = & \sum_{(i,j)=[0,0]}^{[I_x, I_y]} V_{i,j} \frac{\partial V_{i,j}}{\partial p_k} = \sum_{(i,j)=[0,0]}^{[I_x, I_y]} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ V_{x[i,j]} \\ V_{y[i,j]} \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \end{pmatrix} \tag{D.22}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \varepsilon_3}{\partial p_k} = & \sum_{(i,j)=[0,0]}^{(I_x, I_y)} (V_{i+1,j} - V_{i,j}) \frac{\partial (V_{i+1,j} - V_{i,j})}{\partial p_k} \\
& + \sum_{(i,j)=[0,0]}^{[I_x, I_y]} (V_{i,j+1} - V_{i,j}) \frac{\partial (V_{i,j+1} - V_{i,j})}{\partial p_k} \tag{D.23}
\end{aligned}$$

$$= \left(\sum_{(i,j)=[0,0]}^{[I_x, I_y]} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ V_x[i,j] - V_x[i+1,j] \\ V_y[i,j] - V_y[i+1,j] \\ -V_x[i,j] + V_x[i+1,j] \\ -V_y[i,j] + V_y[i+1,j] \\ \dots \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \end{pmatrix} + \sum_{(i,j)=[0,0]}^{[I_x, I_y]} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ V_x[i,j] - V_x[i,j+1] \\ V_y[i,j] - V_y[i,j+1] \\ -V_x[i,j] + V_x[i,j+1] \\ -V_y[i,j] + V_y[i,j+1] \\ \dots \end{pmatrix} \right)$$

D.5 Calcul de $diag(H)$

L'élément général de la matrice hessienne se calcule avec la formule suivante :

$$H_{kl} = \sum \frac{\partial \varepsilon}{\partial p_k} \frac{\partial \varepsilon}{\partial p_l}. \quad (D.24)$$

La diagonale de cette matrice forme un vecteur d'élément général

$$H_{ll} = \sum \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial p_l} \right)^2 \quad (D.25)$$

dont le calcul nécessite un minimum de temps puisque $\frac{\partial \varepsilon}{\partial p_i}$ a déjà été évalué.

Annexe E

Mesures utilisées en échographie

E.1 Décibel - Db

A partir d'une variable x ayant une dimension d'intensité, l'équivalent en décibel est donné par l'expression :

$$X = 10 \log \frac{x}{x_0}. \quad (\text{E.1})$$

où X est le résultat en décibels, x est une valeur naturelle, x_0 est une intensité de référence et \log est le logarithme décimal.

A partir de la relation E.1 et de la relation, bien connue en électricité, qui relie les intensités aux amplitudes :

$$\frac{I_1}{I_2} = \frac{\frac{U_1^2}{Z_1}}{\frac{U_2^2}{Z_2}} = \left(\frac{U_1}{U_2} \right)^2 \frac{Z_2}{Z_1} \quad (\text{E.2})$$

où U_1, U_2 sont des amplitudes et Z_1, Z_2 sont des impédances, on en déduit l'expression en décibel d'une variable x ayant dimension d'amplitude :

$$X = 20 \log \frac{U_1}{U_0} - 10 \log \frac{Z_1}{Z_0}. \quad (\text{E.3})$$

La relation E.3 se simplifie d'avantage si on considère que $Z_1 = Z_0$ ce qui nous donne la relation finale :

$$X = 20 \log \frac{U_1}{U_0}. \quad (\text{E.4})$$

E.2 Neper - Np

Parfois les mêmes calculs sont faits en utilisant comme fonction de base le logarithme naturel et le résultat s'exprime en Nepers. Le lien entre les deux systèmes de mesure est

donné par la relation :

$$1Np = \frac{2}{\ln 10} B = \frac{20}{\ln 10} dB. \quad (E.5)$$

ce qui revient à utiliser les constantes de passage suivantes :

$$1Np = 8.686dB \quad (E.6)$$

$$1Db = 0.115Np. \quad (E.7)$$

Annexe F

Organisation de l'image

F.1 Exploration rapide de l'image

Certains algorithmes (ex : ligne de partage des eaux, croissance de régions, hiérarchisation par courbes de niveaux, etc.) se fondent sur la visite itérative des pixels de l'image. Si le critère de validation est satisfait, le pixel est attribué à une classe, sinon il restera disponible pour l'itération suivante. Ce mécanisme se poursuit jusqu'à l'épuisement des pixels. Sans aucune optimisation, ces algorithmes bénéfiques ne seraient jamais utilisés dans les situations où la rapidité des calculs est importante.

Généralement, et en particulier dans les algorithmes mentionnés précédemment, les pixels seront attribués à un ensemble de régions ou classes $\Omega_i, i \in \mathbb{N}$ qui partitionnent l'espace de l'image $I[n, m] \in \mathbb{R}^2$, de façon à ce que tous les pixels $p_{kl} \in I[n, m]$ appartiennent à une seule classe Ω_i . Mathématiquement, cet énoncé s'écrit :

$$\bigcap_{i \neq j} (\Omega_i, \Omega_j) \equiv \emptyset. \quad (\text{F.1})$$

$$\bigcup_{i=1..N} \Omega_i \equiv I[n, m]. \quad (\text{F.2})$$

$$p_{kl} \in \Omega_i \Rightarrow p_{kl} \notin \bigcup_{j=1..N, j \neq i} \Omega_j \quad (\text{F.3})$$

où N est le nombre total de classes, et $n \times m$ est la taille de l'image.

On suppose également que les classes ne sont gérées par aucune relation d'ordre. En conséquence, tous les pixels appartenant à la même classe sont de priorité égale.

La notion de liste chaînée paraît propice pour contenir les pixels appartenant à la même classe. Une liste chaînée permet une insertion ou une suppression rapide d'un nouvel élément. Evidemment, elle ne permet pas un accès par indice, et la recherche d'un élément spécifique est lente. En contrepartie, les tableaux permettent un accès par

indice mais l'insertion ou la suppression d'un élément ainsi que la recherche d'un élément spécifique sont lentes.

Nous avons développé un modèle de liste simple-chaînée (LS) qui combine les avantages des deux modalités mentionnées. Pour éviter les nombreuses demandes d'allocation de mémoire nécessaires pour la création d'un nouvel élément de la liste, nous avons préfabriqué un tableau de la taille de l'image, capable de retenir les indices (k, l) d'un pixel p_{kl} . Ce tableau servira de substrat pour l'ensemble des classes Ω_i de la partition et sera supervisé par une liste double-chaînée (LD) conventionnelle. La relation entre les entrées de la liste LD et l'ensemble des classes Ω_i est bi-univoque. Pour accélérer le processus d'accès, chaque entrée de la liste connaîtra uniquement le premier et le dernier élément de son contenu. Quand un nouvel élément sera attribué à une classe, il sera rajouté à la suite de l'entrée correspondante de la liste. Le seul élément qu'on puisse suspendre d'une classe est situé en tête de liste.

Nous distinguons également les algorithmes dont le nombre de classes est connu de ceux dont le nombre de classes est inconnu. Dans la première catégorie (ex : ligne de partage des eaux ou croissance de régions avec marqueurs), la taille de la liste LD est établie dès le début, ce qui contribue à la rapidité de calcul. Pour la deuxième catégorie, le temps de traitement dépendra du nombre de classes extraites pendant le processus de classification.

F.2 Arbre de confinement

L'algorithme est composé de deux étapes : la transformation de l'image en un ensemble de composantes 4-connexes et la construction du graphe.

Durant la première étape, l'image originale $I[n, m]$ est partitionnée en ensemble de N classes (N étant inconnu initialement). Si $P = n \times m$ est la taille de l'image, cet algorithme est linéaire en $O(n)$ de degré $n = 3\frac{1}{4}P$ (chaque pixel p_{kl} , ainsi que son voisinage V_4 , est visité une seule fois). Il faut mentionner également que ce n'est pas toujours pratique d'organiser l'image sur ses niveaux de gris d'origine. Le graphe sera trop riche et très sensible au bruit. On préférera transformer l'image de sorte qu'elle contienne un nombre (NG) de niveaux de gris diminués correspondant à des tranches de gris de l'image originale. Cette transformation ne doit pas être nécessairement linéaire.

Les étapes à parcourir, sont les suivantes :

1. Initialisation :
 - le label 0 sera attribué aux pixels situés dans la file d'attente.
 - le premier label disponible (LL) est initialisé à 1.
 - création de la liste LS contenant $n \times m$ éléments (la taille de l'image).
 - création de la liste LD contenant une seule entrée correspondant aux pixels en attente (on se situe dans le cas d'une liste de dimension inconnue).
 - création du tableau des labels (TL) de dimension $n \times m$ initialisé à -1 .

- création du tableau des niveaux de gris (TNG) contenant NG entrées correspondant aux niveaux de gris.
2. Parcourir l'image I .
- si la case $TL(k, l)$ correspondant au pixel courant p_{kl} est déjà labellisée ($TL(k, l) \neq -1$), passer au pixel suivant.
 - dans le cas contraire :
 - retenir le niveau de gris ng qui constituera l'indice du tableau TNG .
 - créer un nouveau label ($LL \rightarrow LL + 1$) et le rajouter à l'entrée ng du tableau TNG ($LL \rightarrow TNG(ng)$).
 - créer une nouvelle entrée dans la liste LD correspondant au nouveau label LL (forcément, cette entrée sera située à la fin de la liste LD).
 - rajouter le pixel courant p_{kl} à l'entrée 0 de la liste LD (l'entrée de la file d'attente) et marquer la case $TL(k, l)$ du label 0.
 - jusqu'à l'épuisement de la file d'attente :
 - extraire le premier élément de la file d'attente et le rajouter à l'entrée LL de la liste LD tout en marquant la case $TL(k, l)$ du label courant ($TL(k, l) = LL$).
 - tous les pixels du voisinage $V_4(p_{kl})$ du pixels p_{kl} qui ne sont pas labellisés ($TL(k, l) = -1$) et qui ont le niveau de gris ng ($I(k, l) = ng$), passent dans la file d'attente et les entrées correspondantes du tableau TNG recevront le label 0 ($TL(u, v) = 0; p_{uv} \in V_4(p_{kl}) | I(u, v) = ng$).

A la fin de cette première étape, pour chaque niveau de gris ng ($ng \in [0, NG]$), on obtient une liste de labels située à l'entrée ng du tableau TNG . Chaque élément de cette liste ($LL \in [1, \dots]$) constitue une entrée de la liste LD . Cette entrée contient le premier pixel et la taille d'une chaîne qu'on peut retracer facilement dans la liste LS .

Le graphe des niveaux de gris se fonde sur les propriétés des courbes de niveaux (§2.4.3). Ce modèle particulier (il est connexe et sans cycles) est appelé *1-graphe* ou plus particulièrement *arbre*. Dans la construction de l'arbre on parcourt les étapes suivantes :

- les NG niveaux de gris sont parcourus en ordre inverse ($NG, \dots, ng, \dots, 1$).
- pour chaque élément $e_{ng,i}$ d'un niveau de gris ng (i - l'indice de l'élément e sur le niveau ng) trouver un parent $e_{ng',j}^p$ (j - l'indice de l'élément parent e^p sur le niveau ng' ; $1 \leq ng' < ng$) en explorant les niveaux de gris en ordre $ng - 1, \dots, ng', \dots, 1$ et en tenant compte du fait que tous les éléments connexes des niveaux $NG, \dots, ng, \dots, 2$ doivent avoir un parent (implicitement ce parent sera unique); rajouter l'élément $e_{ng,i}$ à la liste des branches de l'élément $e_{ng',j}^p$.
- la sous-couche 1 devient la racine de l'arbre; elle contient un élément unique de la taille de l'image, qui sera l'ancêtre de tous les éléments de l'arbre.
- les éléments dont la liste des branches est vide seront considérés automatiquement comme étant des sommets.

F.3 Ligne de partage des eaux

L'algorithme que nous allons présenter dans cette section est fondé sur l'organisation des pixels en bassins versants par niveaux de gris. On attribue ainsi un label (une classe) à chaque nouveau bassin versant détecté. Une classe séparée sera attribuée à la *lpe*. Elle est constituée de tous les pixels qui séparent au moins deux bassins versants voisins. Si $P = n \times m$ est la taille de l'image, cet algorithme est linéaire en $O(n)$ de degré $n = 7\frac{1}{4}P$ (chaque pixel p_{kl} ainsi que son voisinage V_8 est visité une seule fois).

Soit l'image I de taille $n \times m$ contenant des niveaux de gris $g \in [g_{\min}, g_{\max}]$. L'algorithme d'extraction de la *lpe* et des bassins versants parcourt les étapes suivantes :

1. Initialisation :
 - le label de la *lpe* (FL) est initialisé à 1.
 - le premier label disponible (LL) est initialisé à 2.
 - création de la liste LS contenant $n \times m$ éléments (la taille de l'image).
 - création de la liste LD contenant $g_{\max} - g_{\min} + 1$ entrées (on se situe dans le cas d'une liste de dimension connue).
 - création du tableau des labels (TL) de dimension $n \times m$ initialisé à 0.
 - parcourir l'image I et rajouter chaque pixel $(p_{k,l}; k \in [1, n], l \in [1, m])$ à l'entrée de la liste LD correspondant aux niveaux de gris $g = I(k, l)$; ainsi LD contient tous les niveaux de gris par ordre de grandeur et la liste LS contient $n \times m$ pixels organisés eux aussi par ordre de niveau de gris.
 - pour le niveau de gris $g = g_{\min}$:
 - extraire le premier pixel $p_{kl} = (k, l)$ de la liste LS ;
 - attribuer à la case $TL(k, l)$ le label LL ($TL(k, l) = LL$).
 - à partir du pixel $p_{kl} = (k, l)$, créer une composante 4-connexe dont tous les éléments recevront le label LL ; cet ensemble connexe constitue le bourgeon d'un bassin versant;
 - créer un nouveau label ($LL \rightarrow LL + 1$);
 - continuer de cette manière jusqu'à l'épuisement du niveau de gris g_{\min} ;
2. Pour chaque niveau de gris $g \in [g_{\min} + 1, g_{\max}]$:
 - traiter séquentiellement tous les pixels de l'entrée g de la liste LD ; uniquement son voisinage V_4 sera visité :
 - . si tous ses voisins sont non-labellisés, le pixel reste dans la liste;
 - . si tous ses voisins labellisés ont le même label, attribuer le même label au pixel analysé et le rayer de la liste;
 - . si ses voisins labellisés ont des labels différents, attribuer le label 1 au pixel analyse et le rayer de la liste;
 - l'étape précédente sera reprise si au moins un pixel a été labellisé.
 - si l'entrée g de la liste LD n'est pas vide, redémarrer la procédure de création de bourgeons de bassins versants décrite dans l'étape d'initialisation.

- passer au niveau de gris suivant ($g \rightarrow g + 1$);

A ce stade, l'algorithme fournit une *lpe* incomplète. Dans le processus d'immersion, uniquement les pixels atteints en même temps par des bassins versants différents seront classifiés dans la catégorie *lpe*. Pour rendre la *lpe* connexe, tout pixel qui n'a pas le label de la *lpe* et qui, dans son voisinage V_4 , a un voisin de label inférieur au sien, passera dans la classe *lpe*.

Le résultat final est un ensemble de régions 4-connexes (les bassins versants - *BV*) et une région 8-connexe (la *lpe*) :

$$lpe = I - \bigcup_{i=1,N} BV(i). \quad (\text{F.4})$$

où N est le nombre de bassins versants et I est l'ensemble de tous les pixels de l'image.

La *lpe* calculée de cette façon traite correctement les plateaux de niveau de gris. Le résultat, dans de pareils cas, est le squelette créé par la propagation concomitante du front d'onde.

F.4 Ligne de partage des eaux avec marqueurs

L'algorithme est semblable à celui présenté dans la section F.3 à une différence près : le nombre de bassins versants est connu à l'avance. Les points constituant les initiateurs de bassins versants seront artificiellement mis à un niveau de gris inférieur à g_{\min} . Ainsi, dans l'étape d'initialisation, ils seront facilement repérés et recevront chacun un label différent.

Durant le processus d'immersion, on n'attribuera plus de nouveaux labels. Quand un niveau de gris a épuisé toutes ses ressources, les pixels restants seront promus au niveau de gris supérieur. Cette opération est facilement réalisée dans la liste *LS*. Le premier pixel de l'entrée $g + 1$ devient le premier pixel de l'entrée courante g et la tête de la liste *LD* sera gagnée par l'entrée $g + 1$.

Ce type de *lpe* est très sensible au bruit de l'image et peut donner des résultats inattendus. Un voisinage très bruité d'un des marqueurs peut engendrer un bassin versant minuscule. Ces situations peuvent être évitées en filtrant l'image et en remplaçant les marqueurs individuels par des zones connexes.

F.5 Croissance de régions

Les algorithmes fondés sur la croissance de régions conduisent à la segmentation d'une image à partir d'un ensemble de n marqueurs disjoints $M_1, M_2, \dots, M_n; \cap_{i \neq j} (V_4(M_i), M_j) \equiv \emptyset$. Il s'agit, en principe, de rajouter un pixel non-classifié ($p_{k,l}; k \in [1, n], l \in [1, m]$) appartenant à une image $I[n, m]$ à une des classes M_i sous la contrainte que la classe M_i

choisie soit aussi homogène que possible. L'homogénéité est définie principalement en fonction de certains paramètres statistiques (ex : moyenne, rapport signal sur bruit, etc.). Les pixels voisins de deux régions différentes, seront attribués à une classe spéciale M_0 formant une composante 8-connexe disjointe de toute autre région ($\cap_{i \neq 0} (M_i, M_0) \equiv \emptyset$). Conventionnellement, elle sera appelée ligne de partage des régions (*lpr*). A la fin du processus de segmentation, les $n + 1$ régions ($M_i; i \in [0, n]$) forment une partition de l'image $I[n, m]$ ($\cup_{i=0, n} M_i \equiv I[n, m] \mid \cap_{i \neq j} (V_4(M_i), M_j) \equiv \emptyset$).

Généralement, un marqueur M_i contient plus d'un pixel. Il représente en fait une composante 4-connexe. Dans l'algorithme que nous allons présenter, le voisinage d'un pixel est de type V_8 mais il pourrait, dans certaines circonstances, être réduit à un voisinage plus restrictif de type V_4 .

Pour présenter le critère d'homogénéité δ qui gère la classification, nous faisons une hypothèse d'homogénéité fondée sur la moyenne des niveaux de gris des pixels situés dans la région M_i :

$$\delta_i(p_{kl}) = |I(k, l) - moy_{p_{uv} \in M_i}(I(u, v))|. \quad (F.5)$$

où p_{uv} est un pixel déjà classifié appartenant à la classe M_i . Quand le voisinage $V_8(p_{kl})$ du pixel p_{kl} touche 2 ou plusieurs régions, le pixel p_{kl} sera rajouté à la région M_i qui minimise la relation F.5 :

$$\delta = \min_{i=1, L} \delta_i(p_{kl}) \quad (F.6)$$

où L est le nombre de régions M_i voisines au pixel p_{kl} .

Après l'initialisation, l'algorithme se déroule itérativement jusqu'à l'épuisement des pixels en parcourant les étapes suivantes :

1. Initialisation :

- le premier label disponible (LL) est initialisé à 3 (le label 1 est réservé aux pixels en cours de traitement et le label 2 est réservé aux pixels appartenant à la classe M_0).
- création de la liste LD contenant n entrées (on se situe dans le cas de la liste de dimension connue).
- création du tableau des labels (TL) de dimension $n \times m$ initialisé à 0.
- création de la liste LS contenant $n \times m$ éléments (la taille de l'image).
- pour chacun des n marqueurs :
 - explorer tous les pixels $p_{kl} = (k, l)$ appartenant au marqueur courant M_i .
 - . si le pixel est à l'intérieur de la région M_i , attribuer à la case $TL(k, l)$ le label LL ($TL(u, v) = LL$) :

$$M_i \cap V_8(p_{kl}) \equiv V_8(p_{kl}) \quad (F.7)$$

où $V_8(p_{kl})$ est le voisinage 8-connexe du pixel courant p_{kl} .

- . faire participer la valeur $I(k, l)$ au paramètre d'homogénéité δ_i de la classe (ex : la moyenne des niveaux de gris).
- . si le pixel est en bordure de la région M_i , attribuer à la case $TL(k, l)$ le label 1 et rajouter le pixel à l'entrée i de la liste LD :

$$\overline{M}_i \cap V_8(p_{kl}) \neq \emptyset. \quad (\text{F.8})$$

où \overline{M}_i est le complémentaire de l'ensemble M_i .

- passer au marqueur suivant ($i \rightarrow i + 1$; $LL \rightarrow LL + 1$).

2. Les prochaines étapes de l'algorithme impliquent la classification d'un des pixels appartenant à la file d'attente M_0 à une des classes finales (M_i ; $i \in [1, n]$) avec le respect du critère d'homogénéité δ . Si on considère l'état du processus de classification au moment t_i , l'ensemble des pixels M trouvés en attente est donné par la relation :

$$M = \{p_{kl} \notin \cup_{i=1}^N M_i \mid V_8(p_{kl}) \cap \cup_{i=1}^N M_i \neq \emptyset\}. \quad (\text{F.9})$$

où p_{kl} est un élément de l'ensemble M . Les étapes à suivre sont :

- enlever le premier pixel p_{kl} de la liste M_0 .
- tester le voisinage $V_8(p_{kl})$ du pixel p_{kl} :
 - si tous les pixels voisins $p_{uv} \in V_8(p_{kl})$ ont le même label $L \geq 3$ et $L \neq 1$:
 - . attribuer le label L au pixel p_{kl} , ce qui équivaut à $TL(k, l) = L$.
 - . faire participer la valeur $I(k, l)$ au paramètre d'homogénéité δ_L de la classe M_L .
 - . rajouter tous les pixels voisins $p_{uv} \in V_8(p_{kl})$ qui ont le label 0 ($TL(u, v) = 0$) à l'entrée L de la liste LD et attribuer à la case $TL(u, v)$ le label 1 ($TL(u, v) = 1$).
 - sinon, attribuer à la case $TL(k, l)$ le label 2 ($TL(u, v) = 2$), ce qui revient à classer le pixel p_{kl} comme faisant partie de la lpr .

Annexe G

Fonctions objectives de discrimination

G.1 Vraisemblance et moindre carrés

Si le nombre de points est assez grand ($N > 30$), le théorème de la limite centrale affirme que l'erreur de mesure de la distance des *points* au modèle suit une loi gaussienne [Barlow87]. Pour un point particulier la densité de probabilité est :

$$P(p_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp -[p_i - CD(p_i)]^2 / 2\sigma_i^2 \quad (\text{G.1})$$

où p_i est un *point* du modèle, $CD(p_i)$ est son homologue le plus proche dans la carte de distance et σ_i est l'écart type de la distribution associée au point p_i . Par la suite, on considérera que toutes les distributions ont le même écart type ($\sigma_i \rightarrow \sigma$).

Sous hypothèse d'indépendance, la *vraisemblance* pour N points est le produit des densités de probabilités individuelles :

$$V(p_1, \dots, p_N) = \prod_{i=1, N} P(p_i) \quad (\text{G.2})$$

auquel on applique le logarithme naturel et une inversion de signe :

$$VL = -\ln \prod_{i=1, N} P(p_i) \quad (\text{G.3})$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1, N} \left[\frac{p_i - CD(p_i)}{\sigma_i} \right]^2 + \sum_{i=1, N} \ln(\sigma_i \sqrt{2\pi}) \quad (\text{G.4})$$

Dans la méthode développée dans la section 4.3, on accède à la valeur :

$$\varepsilon_1 = \sum_{i=1, N} \frac{[p_i - CD(p_i)]^2}{N} \quad (\text{G.5})$$

et (G.4) devient :

$$VL = N \left(\frac{\varepsilon_1}{\sigma} + \ln(\sigma \sqrt{2\pi}) \right) \quad (\text{G.6})$$

G.2 Le test t de Student

Ce test est utilisé pour comparer les moyennes de deux échantillons de paramètres : $n_{1,2}$ - tailles, $\bar{x}_{1,2}$ - moyennes, $s_{1,2}$ - variances et s - variance globale ([Clement72], [Manly89].)

$$t = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / s \sqrt{\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)} \quad (\text{G.7})$$

$$s = \left\{ (n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2 \right\} / (n_1 + n_2 - 2) \quad (\text{G.8})$$

Pour comparer les variances, nous avons adopté la solution proposé dans [Manly89] : *les données originales sont transformées en la valeur absolue de la déviation de chaque distance par rapport à la valeur moyenne.* Dans ce sens, les variable \bar{x}_i et s_i des expressions (G.7) et (G.8) sont calculées sur la distribution des distances absolues $x_i = |p_j - CD(p_j)|_i$ où l'indice i représente la *posture* et l'indice j se réfère au *point*.

Annexe H

Bibliographie

Bibliographie

- [*Adam87*] Adam D., Hareuveni O. and Sideman S., **Semiautomatic border tracking of cine-echocardiographic ventricular images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. MI-6, no. 3, pp. 266-271, Sept. 1987.
- [*Adams94*] Adams R. and Bischof L., **Seeded region growing**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 6, pp 641-647, 1994.
- [*Appledorn96*] Appledorn C.R., **A new approach to the interpolation of sampled data**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 3, pp. 369-376, June 1996.
- [*Arun87*] Arun K.S., Huang T.S. and Blostein S.D., **Least-squares fitting of two 3D point sets**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-9, no. 5, pp. 698-700, Sept. 1987.
- [*Bainville96*] Bainville E., **Modélisation géométrique et dynamique d'un geste chirurgical**, *TIMC-IMAG - thèse*, 1996.
- [*Bamber93*] Bamber J.C. and Tristram M., **Diagnostic ultrasound**, *Medical Science Series - Steve Webb - Inst. of Phy. Publishing*, 1993.
- [*Barbe93*] Barbe C., Troccaz J., Mazier B. and Lavalle S., **Using 2.5D echography in computer assisted spine surgery**, *IEEE Eng. in Medicine and Biology*, pp 160-161, San Diego, 1993
- [*Barbe97*] Barbe-Zoppis C., **Guidage de gestes mdico-chirurgicaux sur tissus mous : application la ponction cardiaque**, *Thse INPG*, 1997.
- [*Barlow87*] Barlow R., **Statistics - A guide to use of statistical methods in the physical sciences**, *John Wiley & Sons*, 1987.
- [*Bentum96*] Bentum M.J., Lichtenbelt B.A. and Malzbender T., **Frequency analysis of gradient estimators in volume rendering**, *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol. 2, no. 3, pp. 242-253, Sept. 1996.
- [*Bernstein87*] Bernstein R., **Adaptive nonlinear filters for simultaneous removal of different kinds of noise in images**, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. CAS-34, no. 11, pp. 1275-1291, Nov. 1987.
- [*Besl92*] Besl P.J. and McKay N.D., **A method for registration of 3D shapes**, *IEEE Trans. PAMI*, vol. 12, no. 2, pp. 239-256, 1992.

- [Bittar98] Bittar E., **Mise en correspondance**, *TIMC-IMAG - thèse*, 1998.
- [Bleck96] Bleck J.S., Ranft U., Hecker H., Bleck M.W., Thiesemann C., Wagner S. and Manns M., **Random field models in textural analysis on ultrasonic images of the liver**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 6, pp. 796-801, Dec. 1996.
- [Blinn92a] Blinn J.F., **Uppers and Downers : Part 1**, *IEEE Computer Graphics and Applications*, pp. 85-91, Mar. 1992.
- [Blinn92b] Blinn J.F., **Uppers and Downers : Part 2**, *IEEE Computer Graphics and Applications*, pp. 80-85, May 1992.
- [Bolla94] Bolla M., Rambeaud J.J. and Vincent F., **Local prostatic carcinoma**, *KARGER*, 1994.
- [Bohs91] Bohs L.N. and Trahey G.E., **A novel method for angle independent ultrasonic imaging of blood flow and tissue motion**, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 38, pp. 280-286, 1991.
- [Bro-Nielsen94a] Bro-Nielsen M., **Active nets and cubes**, *WWW*, Nov. 1994.
- [Bro-Nielsen94b] Bro-Nielsen M., **Modeling elasticity in solids using active cubes - Application to simulated operations**, *WWW*, Nov. 1994.
- [Brunie88] Brunie L., **Fusion d'images leicales multimodales. Applications l'tude 3D dynamique de la colonne vertbrale**, *Thse IMAG-TIMB*, 1988.
- [Burckhardt78] Burckhardt C.B., **Speckle in ultrasound B-more scans**, *IEEE Trans. Sonics and Ultrasonics*, vol. SU-25, no. 1, pp. 1-6, Jan. 1978.
- [Buthiau92] Buthiau D., Chaumier P. et Piette J.C., **TDM et IRM cliniques**, *Editions Frison-Roche*, 1992.
- [Buzug97] Buzug T.M., Weese J., Fassnacht C. and Lorenz C., **Image Registration : convex weighting functions for Histogram-based similarity measures**, *CVRMed-MARCAS'97*, pp. 203-212, Mar. 1997.
- [Bzostek98] Bzostek A, Ionescu G., Carrat L., Barbe K, Chavanon O. and Troccaz J., **Isolating moving anatomy in ultrasound without anatomical knowledge : CASPER**, *MICCAI'98-Proceedings*, pp. 1041-1048, 1998.
- [Cabrol78] Cabrol C., Leonhardt H. et Platzter W., **Anatomie - Viscères (Tome 2)**, *Flammarion Médecine-Sciences*, 1978.
- [Cady83] Cady E.B., Gardener J.E. and Edwards R.H.T., **Ultrasonic tissue characterization of skeletal muscle**, *European Journal of Clinical Investigation*, vol. 13, pp. 469-473, 1983.
- [Canny86] Canny J., **A computational approach to edge detection**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.

- [Carrat98] Carrat L. et al, **Treatment of pelvic ring fractures : percutaneous computer assisted iliosacral screwing**, *MICCAI'98-Proceedings*, pp. 84-91, 1998.
- [Champleboux97] Champleboux G., **Two dimensions B-splines approximation with least square and regularization criteria**, *Rapport interne TIMC*, 1997.
- [Chivers78] Chivers R.C. and Parry R.J., **Ultrasonic velocity and attenuation in mammalian tissues**, *Journal of Acoustical Society of America*, vol. 63, no. 3, pp. 940-953, Mar. 1978.
- [Chu88] Chu C.H., Delp E.J. and Buda A.J., **Detecting left ventricular endocardial and epicardial boundaries by digital two-dimensional echocardiography**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 7, no. 2, pp. 81-88, June 1988.
- [Clement72] Clement B., **Introduction à la statistique**, *Ecole Polytechnique de Montréal*, 1972.
- [Collignon95] Collignon A. et al, **Automated modality image registration using information theory**, *In Bizais Y. and Barillot C. Information Processing In Med. Im. - Kluwer Academic Publisher*, pp 263-274, 1995.
- [Connors80] Connors R.W. and Harlow C.A., **A theoretical comparison of texture algorithms**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-2, no. 3, pp. 204-222, May 1980.
- [Coppini95] Coppini G., Poli R. and Valli G., **Recovery of the 3D shape of the left ventricle from echocardiographic images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 301-317, June 1995.
- [Cotin95a] Cotin S. et al, **Geometric and physical representation for a simulator of hepatic surgery**, *WWW*, 1995.
- [Cotin95b] Cotin S., Dellingette H. and Ayache N., **Real time volumetric deformable models for surgery simulation**, *WWW*, 1995.
- [Cotin95c] Cotin S. et al, **Volumetric deformable models for simulation of laparoscopic surgery**, *WWW*, 1995.
- [Crawford90] Crawford D.C., Bell D.S. and Bamber J.C., **Implementation of ultrasound speckle filters for clinical trial**, *Ultrasonics Symposium 1990*, pp. 1589-1592, 1990.
- [Crawford93] Crawford D.C., Bell D.S. and Bamber J.C., **Compensation for the signal processing characteristics of ultrasound B-mode scanners in adaptive speckle reduction**, *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 19, no. 6, pp. 469-485, 1993.
- [Delingette91] Delingette H., Hebert M. and Ikeuchi K., **Deformable Surfaces : a free-form shape representation**, *SPIE Geometric Methods in Computer Vision*, vol. 1570, pp. 21-30, 1991.

- [*Delingette94*] Delingette H., Subsol G. Cotin S. and Pignon J., **A craniofacial surgery simulation testbed**, *INRIA - rapport interne No. 2199*, Fév. 1994.
- [*Deriche90*] Deriche R., **Fast algorithms for low-level vision**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 1, pp. 78-87, Jan. 1990.
- [*Deriche93*] Deriche R., **Recursively implementing the Gaussian and its derivatives**, *INRIA - RAPPORT DE RECHERCHE*, no. 1893, 1993.
- [*Detmer90*] Detmer P.R., **Matched filter identification of left-ventricular endocardial borders in transoesophageal echocardiograms**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 396-404, Dec. 1990.
- [*Dias96*] Dias J.M.B. and Leitao J.M.N., **Wall position and thickness estimation from sequences of echocardiographic images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 1, pp. 25-38, Feb. 1996.
- [*Dombre96*] Dombre E. et al, **Robot-assisted detection of atheromatous plaques in arteries**, *IARP Int. Workshop on Medical Robotics - Austria*, Oct. 1996.
- [*Duquenoy97*] Duquenoy E., Taleb-Ahmed A. and Beral Y., **Accélérations de la détection de formes ellipsoïdales épaisses par transformée de Hough**, *Seizième Colloque GRETSI - Grenoble*, pp. 387-390, Sept 1997.
- [*Dutt96*] Dutt V. and Greenleaf J.F., **Adaptive speckle reduction filter for log-compressed B-scan images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 6, pp. 802-813, Dec. 1996.
- [*Evans96*] Evans A.N. and Nixon M.S., **Biased Motion-Adaptive temporal filtering for speckle reduction in echocardiography**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 1, pp. 39-50, Feb. 1996.
- [*Feng91*] Feng J., Lin W.C. and Chen C.T., **Epicardial boundary detection using fuzzy reasoning**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 10, no. 2, pp. 187-199, June 1991.
- [*Figueiredo92*] Figueiredo M.T. and Leitao J.M.N., **Bayesian estimation of ventricular contours in angiographic images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 11, no. 3, pp. 416-429, Sept. 1992.
- [*Fleury97*] Fleury M. and Clark A.F., **Sampling concerns in scanline algorithms**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 16, no. 3, pp. 349-361, June 1997.
- [*Frayne93*] Frayne R., Gowman L.M., Holdsworth D.W., Picot P.A., Drangova M., Chu K.C., Caldwell C.B., Fenster A. and Rutt B.K., **A geometrically accurate vascular phantom for comparative studies of X-ray, ultrasound and magnetic resonance vascular imaging : construction and geometrical verification**, *Am. Assoc. Phys. Med.*, vol. 20, no. 2, pp. 415-424, Apr. 1993.
- [*Friedland89*] Friedland N. and Adam D., **Automatic ventricular cavity boundary detection from sequential ultrasound images using simulated annealing**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 8, no. 4, pp. 344-353, Dec. 1989.

- [*Geman84*] Geman S. and Geman D., **Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and Bayesian restoration of images**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-6, pp. 721-741, 1984.
- [*Geraud98*] Graud T., **Segmentation des structures internes du cerveau en IRM 3D**, *Thse TLCOM Paris*, 1998.
- [*Gerhardt88*] Gerhardt P., **Atlas de Corrélations anatomiques en TDM et IRM**, *Flammarion Médecine-Science*, 1988.
- [*Germain99*] Germain F., Doisy A., Ronot X. and Tracqui P., **Characterization of Cell Deformation and Migration Using a Parametric Estimation of Image Motion**, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 1999.
- [*Gonzales93*] Gonzales R.C., **Digital image processing**, *Addison-Wesley Publishing Company*, 1993.
- [*Goshtasby92*] Goshtasby A., Turner D.A. and Ackerman L.V., **Matching of tomographic slices for interpolation**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 11, no. 4, pp. 507-516, dec. 1992.
- [*Goss78*] Goss S.A., Johnston R.L., Dunn F., **Comprehensive compilation of empirical ultrasonic properties of mammalian tissues ; I**, *Journal of Acoustical Society of America*, vol. 64, no. 2, pp. 423-457, Aug. 1978.
- [*Goss80*] Goss S.A., Johnston R.L., Dunn F., **Compilation of empirical ultrasonic properties of mammalian tissues. II**, *Journal of Acoustical Society of America*, vol. 68, no. 1, pp. 93-108, Jul. 1980.
- [*Grevera96*] Grevera G.J. and Udupa J.K., **Shape-based interpolation of multidimensional grey-level images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 6, pp. 881-891, Dec. 1996.
- [*Hadhoud88*] Hadhoud M.M. and Thomas D.W., **The two-dimensional adaptive LMS (TDLMS) algorithm**, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 35, no. 5, pp. 485-494, May 1988.
- [*Hamadeh97*] Hamadeh A., **Une approche unifie pour la segmentation et la mise en correspondance 3D/2D d'images multi-modales**, *Ths IMAG-TIMC*, 1997.
- [*Han91*] Han C.Y., Lin K.N., Wee W.G., Mintz R.M. and Porembka D.T., **Knowledge based image analysis for automated boundary extraction of transoesophageal echocardiographic left-ventricular images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 10, no. 4, pp. 602-610, Dec. 1991.
- [*Henry97*] Henry D., **Outils pour la modélisation des structures et de la simulation d'examen chographiques**, *Ths TIMC-IMAG*, 1997.
- [*Herman79*] Herman G., Rowland S.W. and Yau M., **A comparative study of the use of linear and modified cubic spline interpolation for image reconstruction**, *IEEE Trans. on Nuclear Science*, vol. NS-26, no. 2, pp. 2879-2894, Apr. 1979.

- [*Herman92*] Herman G.T., Zheng J. and Bucholtz C.A., **Shape-based interpolation**, *IEEE Computer Graphics and Applications*, pp. 69-79, May 1992.
- [*Higgins93*] Higgins W.E., Morice C. and Ritman E.L., **Shape-based interpolation of tree-like structures in 3D images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 12, no. 3, pp. 439-450, Sept. 1993.
- [*Horaud93*] Horaud R. et Monga O., **Vision par ordinateur**, *Editions Hermès*, 1993.
- [*Illingworth87*] Illingworth J. and Kittler J., **The adaptive Hough Transform**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-9, no. 5, pp. 690-698, Sept 1987.
- [*Jiang92*] Jiang H., Robb R.A. and Holton K.S., **A new approach to 3D registration of multimodality medical images by surface matching**, *SPIE Visualisation in Biomedical computing*, vol. 1808, pp. 196-213, 1992.
- [*Johnson85*] Johnson K.L., **Contact Mechanics**, *Cambridge University Press*, 1985.
- [*Jones84*] Jones J.P. et Leeman S., **La caractrisation des tissus par ultrasons**, *Acta Electronica*, vol. 26, no. 1-2, pp. 2-31, 1984.
- [*Jouve92*] Jouve F., **Modélisation de l'oeil en élasticité non linéaire**, *Université Paris VI - thèse*, 1992.
- [*Jouve93*] Jouve P. et al, **Manuel d'ultrasonologie générale de l'adulte**, *Masson*, 1993.
- [*Julesz62*] Julesz B., **Visual pattern discrimination**, *IRE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-8, pp. 84-92, 1962.
- [*Kahle78*] Kahle W., Leonhardt H. et Platzer W., **Anatomie, Tome 2, Viscères**, *Flammarion Médecine-Sciences*, 1978.
- [*Kakarala92*] Kakarala R. and Hero A.O., **An achievable accuracy in edge localization**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 7, pp. 777-781, July 1992.
- [*Kallel96*] Kallel F. and Bertrand M., **Tissue elasticity reconstruction using linear perturbation method**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, no. 3, pp. 299-2313, June 1996.
- [*Karaman95*] Karaman M., Kutay M.A. and Bozdagi G., **An adaptive speckle suppression filter for medical ultrasonic imaging**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 283-292, June 1995.
- [*Karrer83*] Karrer H.E. and Dickey A.M., **Ultrasound imaging : An Overview**, *Hewlett Packard Journal*, pp. 3-6, Oct. 1983.
- [*Kass88*] Kass M., Witkin A. and Terzopoulos D., **Snakes : active contour models**, *Int. Jour. of Computer Vision*, pp. 321-331, 1988.

- [Klingler88] Klingler J.W., Vaughan C.L., Fraker T.D and Andrews L.T., **Segmentation of echocardiographic images using mathematical morphology**, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 35, no. 11, pp. 925-934, Nov. 1988.
- [Koplowitz94] Koplowitz J. and Greco V., **On the edge location error for local maximum and zero-crossing edge detectors**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 12, pp. 1207-1212, Dec. 1994.
- [Kotropoulos94] Kotropoulos C., Magnisalis X., Pitas I. and Strintzis M.G., **Nonlinear ultrasonic image processing based on signal-adaptive filters and self-organizing neural networks**, *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, no. 1, pp. 65-77, Jan. 1994.
- [Kruger74] Kruger R.P., Thompson W.B. and Turner A.F., **Computer diagnosis of pneumoconiosis**, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-4, no. 1, pp. 40-49, Jan. 1974.
- [Kuan85] Kuan D.T., Sawchuk A.A., Strand T.C. and Chavel P., **Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 165-177, Mar. 1985.
- [Kuan87] Kuan D.T., Sawchuk A.A., Strand T.C. and Chavel P., **Adaptive restoration of images with speckle**, *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. ASSP-35, no. 3, pp. 373-383, Mar. 1987.
- [Kuo90] Kuo I.Y., Hete B. and Shung K.K., **A novel method for the measurement of acoustic speed**, *Journal of Acoustical Society of America*, vol. 88, no. 4, pp. 1679-1682, Oct. 1990.
- [Lai98] , Lai S. and Vemuri B.C. **Reliable and efficient computation of optical flow**, *International Journal of Computer Vision*, vol. 29, no. 2, pp. 87-105, 1998.
- [Lavallee91] Lavallée S., Szeliski R. and Brunie L., **Matching 3D smooth surfaces with their 2D projections using 3D distance maps**, *SPIE vol. 1570 Geometric Models in Computer Vision - San Diego*, pp 322-336, 1991.
- [Lavallee95] Lavallée S. and Szeliski R., **Recovering the position and orientation of free-form objects from image contours using 3D distance maps**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 4, pp. 378-390, 1995.
- [Lavallee96a] Lavallée S., **Registration for computer integrated surgery : methodology, state of the art**, *R. Taylor, S. Lavalle, G. Burdea and R. Moesges, editors, Computer Integrated Surgery, ch 32 MIT Press*, 1996.
- [Lavallee96b] Lavallée S., Troccaz J., Sautot P., Mazier B., Cinquin P. Merloz P and Chirossel J.P., **Computer assisted spine surgery usind anatomy-based registration**, *R. Taylor, S. Lavalle, G. Burdea and R. Moesges, editors, Computer Integrated Surgery, ch 32 MIT Press*, ch. 32, 1996.

- [Lavallee96c] Lavallée S., Szeliski R. and Brunie L., **Anatomy based registration of 3D medical images, range images, X-ray projections, 3D models using octree-splines**, *R. Taylor, S. Lavalle, G. Burdea and R. Moesges, editors, Computer Integrated Surgery, ch 32 MIT Press*, pp 115-143, 1996.
- [Lavallee97a] Lavallée S., Cinquin P. and Troccaz J. **Computer integrated surgery and therapy : state of the art**, *C. Roux and J.L. Coatrieux editors, Contemporary Perspectives in 3D Biomedical Imaging IOS Press*, pp. 239-310, 1997.
- [Lavallee97b] Lavallée S., **GMCAO : integration d'informations multimodalités, applications aux structures anatomiques rigides**, *Thèse HDR - TIMC-IMAG*, 1997.
- [Lee80] Lee J.S., **Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-2, no. 2, pp. 165-168, Mar. 1980.
- [Lee98] Lee T.C., **Segmenting images corrupted by correlated noise**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 5, pp. 481-492, May. 1998.
- [Lefebvre98] Lefebvre F, Berger G. and Laugier P., **Automatic detection of the boundary of the calcaneum from ultrasound parametric images using an active contour model ; Clinical Assessment**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 17, no. 1, pp. 45-52, Feb. 1998.
- [Leitner93] Leitner F. and Cinquin P., **From splines and snakes to snake spline**, *Geometric Reasoning of Perception to Action. Lecture Notes Comput. Sci, Springer-Verlag*, pp. 164-281, 1993.
- [Leitner97] Leitner F. et al, **Image segmentation using snake-splines and nonlinear diffusion operators**, *NA*, 1997.
- [Lizzi86] Lizzi F.L., **Relationship of ultrasonic spectral parameters to features of tissue microstructure**, *IEEE Trans. Sonics and Ultrasonics*, vol. UFFC-33, no. 3, pp. 319-329, May 1986.
- [Lobregt95] Lobregt S. and Viergever A., **A discret dynamic contour model**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 14, no. 1, pp. 12-24, Mar. 1995.
- [Loupas89] Loupas T., McDicken W.N. et al P.L., **An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images**, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 36, no. 1, pp. 129-135, Jan. 1989.
- [Machiraju96] Machiraju R. and Yagel R., **Reconstruction error characterization and control : a sampling theory approach**, *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol. 2, no. 4, pp. 364-377, Dec. 1996.
- [Madsen78] Madsen E.L., Zagrebski J.A., Banjavie R.A. and Jutila R.E., **Tissue mimicking materials for ultrasound phantoms**, *Medical Physics*, vol. 5, no. 5, pp. 391-394, Sep./Oct. 1978.

- [*Maes98*] Maes F., **Segmentation and registration of multimodal medical images**, *Thse ISBN 90-5682-135-0 D/1998/7515/37*, 1998.
- [*Mailloux87*] Mailloux G.E., Bleau A., Bertrand M. and Petitclerc R., **Computer analysis of heart motion from two-dimensional echocardiograms**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. BME-34, no. 5, pp. 356-364, May 1987.
- [*Mailloux89*] Mailloux G.E., Langlois F., Simard P.Y. and Bertrand M., **Restoration of the velocity field of the heart from two-dimensional echocardiograms**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 8, no. 2, pp. 143-153, June 1989.
- [*Maintz98*] Maintz A. and Viergever M.A., **A survey of medical image registration**, *Medical Image Analysis*, vol. 2, no. 1, pp. 1-36, 1998.
- [*Mangin95*] Mangin J., **Mise en correspondance d'images mdicales 3D multi-modalits pour la corrlation anatomo-fonctionnelle crbrale**, *Thse ENST Paris*, 1995.
- [*Manly89*] Manly B., **Statistical methods**, *Chapman and Hall*, 1989.
- [*Masotti80*] Masotti L., **Basic principles and advanced technological aspects of ultrasound imaging**, *NA*, pp. 263-317, 1980.
- [*Mattes98*] Mattes J. and Demongeot J., **Dynamic confinement, classification and imaging**, *New techniques of classification, Lecture Notes in Computer Sciences*, Springer Verlag, 1998.
- [*McDicken91*] McDicken W.N., **Diagnostic ultrasonics. Principles and use of instruments**, *Churchill Livingstone*, 1991.
- [*McEachen97*] McEachen J. and Duncan J.S., **Shape-based tracking of left ventricular wall motion**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 16, no. 3, pp. 270-283, June 1997.
- [*McInerney96*] McInerney T. and Terzopoulos D., **Deformable models in medical image analysis : a survey**, *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 2, pp. 91-108, 1996.
- [*Meunier89*] Meunier J., **Analyse dynamique des textures échocardiographiques bidimensionnelles du myocarde**, *Université de Montréal - thèse*, 1989.
- [*Meunier95a*] Meunier J. and Bertrand M., **Ultrasonic texture motion analysis : theory and simulation**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 293-300, June 1995.
- [*Meunier95b*] Meunier J. and Bertrand M., **Echographic image mean gray level changes with tissue dynamics : a system-based model study**, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 4, pp. 403-410, Apr. 1995.
- [*Mir95*] Mir A.H., Hanmandlu M. and Tandon S.N., **Texture analysis of CT images**, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 781-786, Dec. 1995.

- [*Molthen95*] Molthen R.C., Shankar P.M. and Reid J.M., **Characterization of ultrasonic B-scan using non-Rayleigh statistics**, *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 21, no. 2, pp. 161-170, 1995.
- [*Momenan94*] Momenan R., Wagner R.F., Garra B.S., Loew M.H. and Insana M.F., **Image staining and differential diagnosis of ultrasounds based on the Mahalanobis distance**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 13, no. 1, pp. 37-47, Mar. 1994.
- [*Monga89*] Monga O. and Deriche R., **3D edge detection using recursive filtering : Application to scanner images**, *NA*, pp. 28-35, 1989.
- [*Monga92*] Monga O., Benayoun S. and Faugeras O.D., **From partial derivatives of 3D density images to ridge lines**, *NA*, pp. 354-359, 1992.
- [*Moreau98*] Moreau-Gaudry A. et al, **A new branching model : application on carotid ultrasound data**, *MICCAI'98-Proceedings*, pp. 1049-1056, 1998.
- [*Muzzolini93*] Muzzolini R., Yang Y.H. and Pierson R., **Multiresolution texture segmentation with application to diagnostic ultrasound images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 12, no. 1, pp. 108-123, Mar. 1993.
- [*Najman96*] Najman L. and Schmitt M., **Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 12, pp. 1163-1173, Dec. 1996.
- [*Ophir91*] Ophir J., Cespedes I., Ponnekanti H., Yadzi Y. and Li X., **Elastography : A quantitative method for imaging the elasticity of biological tissues**, *Ultrason. Imag.*, vol. 13, pp. 111-134, 1991.
- [*Overhoff97*] Overhoff H.M. et al, **Head from three-dimensional ultrasound image data**, *CVRMed-MARCAS'97*, pp. 547-556, 1997.
- [*Papoulis77*] Papoulis A., **Signal analysis**, *New York, McGraw-Hill*, 1977.
- [*Parker83*] Parker J.A., Kenyon R.V. and Troxel D.E., **Comparison of interpolating methods for image resampling**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. MI-2, no. 1, pp. 31-39, Mar. 1983.
- [*Pelizzari89*] Pelizzari C.A. et al, **Accurate 3D registration of CT, PET and/or MR images of brain**, *L. Comput. Assist. Tomo.*, no. 13, pp. 20-26, 1989.
- [*Peria96*] Pria O., **Fision d'images morphologiques et fonctionnelles par l'utilisation d'un capteur intrmdiaire**, *Thse TIMC-IMAG*, 1996.
- [*Philip94*] Philip K.P., McPherson D.D., Gotteiner N.L., Stanford W. and Chandran K.B., **The fuzzy Hough Transform-feature extraction in medical imaging**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 13, no. 2, pp. 235-240, June 1994.
- [*Press86*] Press W.W., Flannery B.P., Teukolsky S.A. and Vetterling W.T., **Numerical recipes**, *Cambridge University Press*, 1986.

- [Promayon97] Promayon E., **Modlisation et simulation de la respiration**, *These TIMC-IMAG*, 1997.
- [Raya90] Raya S.P. and Udupa J.K., **Shape-based interpolation of multidimensional objects**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 9, no. 1, pp. 3242, Mar. 1990.
- [Rao90] Rao A.R., **A taxonomy for texture description and identification**, *Springer-Verlag*, 1990.
- [Rickey95] Rickey D.W., Picot P.A., Christopher D.A. and Fenster A., **A wall-less vessel phantom for doppler ultrasound studies**, *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 21, no. 9, pp. 1163-1176, 1995.
- [Scherrer88] Scherrer A., **Tomodensitométrie pelvienne**, *Masson*, 1988.
- [Schmerber97] Schmerber S. et al, **Markerless hybrid registration method for computer assisted endoscopic ENT surgery**, *Computer Assisted Radiology and Surgery - Edited by Lemke H., Vannier M.W. and Inamura K. - CAR'97 Excerpta Medica*, pp 799-806, 1997.
- [Schmitt94] Schmitt M., and Mattioli J., **Morphologie Mathématique**, *Masson* 1994.
- [Schreiber85] Schreiber W.F. and Troxel D.E., **Transformation between continuous and discrete representations of images : a perceptual approach**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 178-186, Mar. 1985.
- [Schunk89] Schunk B.G., **Image flow segmentation and estimation by constraint line clustering**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 10, pp. 1010-1027, Oct. 1989.
- [Selfridge85] Selfridge A.R., **Approximate material properties in isotropic materials**, *IEEE Trans. Sonics and Ultrasonics*, vol. SU-32, no. 3, pp. 381-394, May 1985.
- [Ser95] Ser P.K. and Siu W.C., **Novel detection of conics using 2-D Hough planes**, *IEE Proc.-Vis. Image Signal Process.*, vol. 142, no. 5, pp. 262-270, Oct. 1995.
- [Shankar93] Shankar P.M., Reid J.M., Ortega H., Piccoli C.W. and Goldberg B.B., **Use of non-Rayleigh statistics for identification of tumors in ultrasonic B-scans of the breast**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 12, no. 4, pp. 687-692, Dec. 1993.
- [Smith83] Smith S.W., Wagner R.F., Sandrik J.M. and Lopez H., **Low contrast detectibility and contrast/detail analysis in medical ultrasounds**, *IEEE Trans. Sonics and Ultrasonics*, vol. 30, no. 3, pp. 164-173, May 1983.
- [Smith85] Smith S.W., Lopez H. and Bodine W.J., **Frequency independent ultrasound contrast-detail analysis**, *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 11, no. 3, pp. 467-477, 1985.
- [Sneddon77] Sneddon I.N., **Problèmes de fissuration et de poinçonnement en élasticité linéaire**, *Editions du bâtiment et des travaux publics*, Déc. 1977.

- [*Solomon68*] Solomon L., **Elasticité linéaire**, *Masson et Cie Editeurs*, 1968.
- [*Storvik94*] Storvik G., **A bayesian approach to dynamic contours through stochastic sampling and simulated annealing**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 10, pp. 976-986, Oct. 1994.
- [*Straube94*] Straube W.L. and Martin A., **Theoretical estimation of the temperature dependence of backscattered ultrasonic power for noninvasive thermometry**, *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 20, no. 9, pp. 915-922, 1994.
- [*Sudhakar82*] Sudhakar R., Agarwal R.C. and Dutta Roy S.C., **Time domain interpolation using differentiators**, *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. ASSP-30, no. 6, pp. 992-997, Dec. 1982.
- [*Sumi95*] Sumi C., Suzuki A. and Nakayama K., **Estimation of shear modulus distribution in soft tissue from strain distribution**, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 2, pp. 193-202, 1995.
- [*Sun88*] Sun X.Z. and Venetsanopoulos A. N., **Adaptive schemes for noise filtering and edge detection by use of local statistics**, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 35, no. 1, pp. 57-69, Jan. 1988.
- [*Sutton72*] Sutton R. and Hall E.L., **Texture measures for automatic classification of pulmonary diseases**, *IEEE Trans. on Computers*, vol. C-21, no. 7, pp. 667-676, July 1972.
- [*Szeliski96*] Szeliski R. and Lavallée S., **Matching 3-D anatomical surfaces with non-rigid deformations using octree-splines**, *International Journal of Computer Vision*, 18(2), pp. 171-186, 1996.
- [*Thery95*] Thery A., Deguillémont D., Lecroât J.L. and Dubus J.P., **Système de segmentation flou d'images chographiques**, *Innov. Tech. Biol. Md.*, vol. 16, no. 5, pp. 497-515, 1995.
- [*Thevenaz97*] Thevenaz P., Ruttimann U.E. and Unser M., **Iterative multi-scale registration without landmarks**, *WWW*, 1997.
- [*Thevenaz98*] Thevenaz P., Ruttimann U.E. and Unser M., **A pyramid approach to subpixel registration based on intensity**, *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, no. 1, pp. 27-41, Jan. 1998.
- [*Thiel94*] Thiel E., **Les distances de chanfrein en analyse d'images : fondements et application**, *TIMC-IMAG - thèse*, 1994.
- [*Timoshenko61*] Timoshenko S. and Goodier J.N., **Théorie de l'élasticité**, *Librairie Polytechnique Ch. BERANGER*, 1961.
- [*Tonetti97*] Tonetti J. et al, **Ultrasound-based registration for percutaneous ilio-sacral screwing of pelvis ring fractures**, *Proceedings of CAR - Berlin*, 1997.

- [Troccaz93] Troccaz J. et al, **Conformal external radiotherapy of prostatic carcinoma : requirements and experimental results**, *Radioter Oncol*, no. 29, pp. 176-183, 1993.
- [Tsumiyama89] Tsumiyama Y., Sakaue K. and Yamamoto K., **Active net : Active net model for region extraction**, *IPSJ SIG Notes CV 63-2*, vol. 89, no. 96, pp. 1-8, 1989.
- [Vandermeulen95] Vandermeulen D. et al, **Multi-modality image registration within COVIRA**, *In Med. Imaging : Analysis of Multimodality 2D/3D Images IOS Press, Amsterdam*, pp 29-42, 1995.
- [VanVliet93] Van Vliet L.J., **Grey-scale measurement in multi-dimensional digitized images**, *Delft University Press*, 1993.
- [Vassal98] Vassal P., **Fusion d'images multi-modales pour la radiothérapie conformationnelle : application au repositionnement du patient**, *Thèse TIMC-IMAG*, 1998.
- [Veelaert97] Veelaert P, **Constructive fitting and extraction of geometric primitives**, *GRAPHICAL MODELS AND IMAGE PROCESSING*, vol. 59, no. 4, pp. 233-251, July 1997.
- [Wagner83] Wagner R.F., Smith S.W., Sandrik K.M. and Lopez H., **Statistics of speckle in ultrasound B-scans**, *IEEE Trans. Sonics and Ultrasonics*, vol. 30, no. 3, pp. 156-163, May 1983.
- [Wallis97] Wallis J.W. and Miller T.R., **On optimal rotator for iterative reconstruction**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 16, no. 1, pp. 118-123, Feb. 1997.
- [Wehn97] Wehn H.W. and Belanger P., **Ultrasound-based Robot Position Estimation**, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 13, no. 5, pp. 682-692, Oct. 1997.
- [Wells95] Wells W.M. et al, **Multimodal volume registration by minimisation of mutual information**, *Medical Robotics and CAS Wiley New York*, pp 55-62, 1995.
- [Wells97] Wells W.M. et al, **Multimodal volume registration by minimisation of mutual information**, *Medical Im. Anal.*, no. 1, pp 35-51, 1997.
- [Weszka76] Weszka J.S., Dyer C.R. and Rosenfeld A., **A comparative study of texture measures for terrain classification**, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-6, no. 4, pp. 269-285, Apr. 1976.
- [Wu92] Wu C.M. Chen Y.c. and Hsieh K.S., **Texture features for classification of ultrasonic liver images**, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 11, no. 2, pp. 141-152, June 1992.
- [Xu90] Xu L., Oja E. and Kultanen P. **A new detection method : Randomized Hough Transform (RHT)**, *Pattern Recognition Letters II*, vol. 11, no. 5, pp. 331-338, May 1990.

- [Yao66] Yao K. and Thomas J.B., **On truncation error bounds for sampling representation of band-limited signals**, *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-2, no. 6, pp. 640-647, Nov. 1966.
- [Zhu96] Zhu S.C. and Yuille A., **Region competition : unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation**, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 9, pp 884-900, 1996.
- [Zienkiewicz93] Zienkiewicz O.C. and Taylor R.L., **La méthode des éléments finis**, *AFNOR*, 1993.
- [Zwet98] van der Zwet P. et al, **Derivation of optimal filters for detection of coronary arteries**, *IEEE Trans. in Medical Imaging*, vol. 17, no. 1., Feb. 1998.