

N° d'ordre : 3510

## **THESE**

*Présentée à*

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE

*pour l'obtention du grade de*

DOCTEUR

*En Automatique et Informatique Industrielle*

*par*

**Nacim BETROUNI**

### **REPOSITIONNEMENT DU PATIENT EN RADIOTHERAPIE CONFORMATIONNELLE DE LA PROSTATE PAR FUSION D'IMAGES**

Soutenue publiquement le **14 octobre 2004** devant la commission d'examen :

<b>Christian Vasseur</b>	<b>Président</b>	<b>Professeur à l'Université de Lille 1</b>
<b>Jocelyne Troccaz</b>	<b>Rapporteur</b>	<b>Directeur de recherche CNRS – Université Joseph Fourier - Grenoble</b>
<b>Christine Fernandez-Maloigne</b>	<b>Rapporteur</b>	<b>Professeur à l'Université de Poitiers</b>
<b>Bernard Castelain</b>	<b>Examineur</b>	<b>Radiothérapeute au Centre Oscar Lambret de Lille</b>
<b>Marc Steinling</b>	<b>Examineur</b>	<b>Professeur à l'Université de Lille II</b>
<b>Jean Rousseau</b>	<b>Directeur</b>	<b>MCU /PH à l'Université de Lille II</b>
<b>Salah Maouche</b>	<b>Directeur</b>	<b>Professeur à l'Université de Lille 1</b>

*A Ma Famille...*

*Ce travail a été réalisé au sein du Groupement d'Intérêt Scientifique « Thérapie Assistée par l'Image » (GIS ThAI). Ce GIS regroupe le Laboratoire d'Automatique, de Génie Informatique et Signal (LAGIS, anciennement Image, Interaction et Ingénierie de la Décision I3D) CNRS UMR 8146 de l'Université des Sciences et Technologies de Lille, le Laboratoire de Biophysique, Médecine Nucléaire et Technologie Médicale (UPRES EA 1049) de l'Université du Droit et de la Santé de Lille ainsi que le Département de Radiothérapie du Centre Anticancéreux Oscar Lambret (COL) de Lille. L'objectif de ce GIS est d'exploiter les nouvelles technologies de l'information et de la communication, notamment dans le domaine de l'Imagerie Médicale afin de concevoir, réaliser et valider des dispositifs assistés par l'image permettant d'accomplir aujourd'hui des gestes médicaux considérés comme impossible hier.*

*Plus récemment le GIS s'est transformé en une Equipe de Recherche Technologique (ERT-RCIM : Radiothérapie Conformationnelle et Imagerie Multimodalité) à laquelle est associée la société de valorisation technologique AQUILAB SAS. Le laboratoire de Biophysique, quant à lui, vient d'être labellisé UNIT-M INSERM sous le nom « Thérapies Interventionnelles Assistées par l'Image et par la Simulation (THIAIS) ».*

*Cette thèse à été financée par une allocation de recherche MENRT. Des compléments de crédits ont été attribués par les laboratoires LAGIS et Biophysique.*

## **Remerciements**

*J'exprime toute ma gratitude et mes sincères remerciements à Monsieur Salah MAOUCHE, Professeur au Laboratoire LAGIS à l'Université de Lille I, et Monsieur Jean ROUSSEAU, Maître de Conférence des Universités et Praticien Hospitalier à l'Université de Lille II, pour m'avoir proposé cette étude, pour la confiance qu'ils m'ont accordée et pour leurs conseils.*

*Je remercie profondément Madame Jocelyne TROCCAZ Directeur de Recherche CNRS au Laboratoire TIMC (UMR CNRS 5525) – IMAG à l'Université Joseph FOURIER de Grenoble et Madame Christine MALOIGNE-FERNANDEZ, Professeur au Laboratoire Signal, Image, Communications (FRE – CNRS 2731) à l'Université de Poitiers, de m'avoir fait l'honneur d'être les rapporteurs de ce travail.*

*Je remercie également Monsieur Christian VASSEUR, Professeur à l'Université de Lille I, Monsieur Marc STEINLING, Professeur à l'Université de Lille II et Monsieur Bernard CASTELAIN, Radiothérapeute au Centre Oscar Lambret à Lille d'avoir accepté de participer à ce jury.*

*Je tiens également à remercier Monsieur David PASQUIER, Radiothérapeute au Centre Oscar Lambret pour les connaissances dont il m'a fait bénéficier et Madame Annie MISSY surveillante au Département de Radiothérapie pour son aide logistique.*

*Ce travail n'aurait pas pu aboutir sans l'aide et le soutien des membres de l'ITM. Je les remercie pour m'avoir permis d'évoluer dans un environnement agréable. Qu'ils trouvent ici le témoignage de mon amitié : Maximilien Vermandel, Georges Palos, Matthieu Coulanges, Anne-Sophie Dewalle, Polina Ivanova, Romain Viard....*

*Enfin, beaucoup de personnes ont, de près ou de loin, contribué à la réussite de ce travail, je leur témoigne ma très grande reconnaissance et plus particulièrement les membres de l'Institut de Technologie Médicale, de la Société Aquilab, du Laboratoire LAGIS, du Laboratoire de Biophysique spécialement son Directeur Monsieur Xavier MARCHANDISE, Monsieur Patrick DUBOIS MCU-PH et Monsieur Damien HUGLO MCU-PH.*

# Tables des matières

<b>Tables des matières</b>	<b>1</b>
<b>Introduction Générale</b>	<b>3</b>
<b>Chapitre 1 Imagerie et Radiothérapie</b>	<b>5</b>
1.1 Généralités	5
1.2 Evolution et diversité des techniques d'imagerie	6
1.3 Echographie ou imagerie par ultrasons	7
1.3.1 Les ultrasons	7
1.3.2 Interactions des ultrasons et de la matière	7
1.3.3 Formation de l'image	8
1.3.4 Les ultrasons en imagerie médicale	9
1.3.5 Limites des images échographiques	11
1.3.6 Echographie Tridimensionnelle	11
1.4 Imagerie tomodensitométrie (TDM) ou scanner	12
1.4.1 Principes	12
1.4.2 Caractéristiques des images et unités Hounsfield	13
1.5 Imagerie par Résonance Magnétique Nucléaire	14
1.5.1 Principes	14
1.5.2 Aspect tridimensionnel	16
1.6 Radiothérapie Conformationnelle	16
1.6.1 Principes	16
1.6.2 Repositionnement du patient par imagerie	20
1.7 Conclusion	24
<b>Chapitre 2 Repérage échographique dans l'espace</b>	<b>25</b>
2.1 Introduction	25
2.2 Etat de l'art	26
2.2.1 Types de localisation	26
2.2.2 Représentations et Repérage	27
2.2.3 Repérage de l'image échographique dans la salle	36
2.3 Méthode	42
2.3.1 Suivi de la sonde échographique	42
2.3.2 Etalonnage de l'échographe	46
2.3.3 Evaluation et Résultats	48
2.4 Discussion & Conclusion	52

<b>Chapitre 3 Segmentation des images US</b>	<b>54</b>
3.1 Introduction	54
3.2 Etat de l'art	54
3.2.1 Segmentation des images échographiques de prostate	54
3.2.2 Filtrage des images échographiques	57
3.3 Méthode de filtrage et segmentation	60
3.3.1 Modélisation de la prostate : Forme prototype et champs de déformation	60
3.3.2 Filtrage morphologique et adaptatif	67
3.3.3 Recherche du contour	74
3.3.4 Evaluation de l'algorithme de segmentation	76
3.3.5 Evaluation et Résultats	77
3.4 Discussion	80
3.5 Conclusion	81
<b>Chapitre 4 Recalage : De la conception à la validation</b>	<b>82</b>
4.1 Introduction	82
4.2 Classification	82
4.2.1 Espace des caractéristiques	82
4.2.2 Espace de recherche	93
4.2.3 Optimisation	99
4.3 Validation du recalage	101
4.3.1 Critères de validation	101
4.3.2 Les données	102
4.3.3 Les métriques	103
4.4 Conclusion	104
<b>Chapitre 5 Recalage d'images US à des images TDM ou IRM</b>	<b>105</b>
5.1 Introduction	105
5.2 Etat de l'art	105
5.3 Méthode	109
5.3.1 Configuration du système de repérage	109
5.3.2 Pré-traitement des volumes IRM/TDM	111
5.3.3 Mise en correspondance des deux ensembles de points	117
5.3.4 Evaluation du recalage	119
5.3.5 Résultats	120
5.4 Discussion	129
<b>Conclusion Générale</b>	<b>131</b>
<b>Annexe : Plan de traitement en radiothérapie de la prostate</b>	<b>134</b>
<b>Tables des figures</b>	<b>139</b>
<b>Table des tableaux</b>	<b>141</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>142</b>

# Introduction Générale

Depuis plusieurs années, la visualisation et la navigation intra-opératoire ainsi que l'imagerie interventionnelle sont devenues des outils puissants à la disposition du praticien pour guider la réalisation de gestes diagnostiques ou thérapeutiques aussi peu invasifs que possible. Ces techniques reposent sur l'exploitation simultanée de données issues de plusieurs modalités d'imagerie médicale.

En radiothérapie conformationnelle 3D, où il s'agit d'irradier une tumeur tout en se conformant du mieux possible à sa forme, le traitement nécessite une planification pour définir les volumes saisis et à irradier pour préciser les positions relatives du patient par rapport au dispositif d'irradiation et ainsi définir avec exactitude les balistiques et les formes des faisceaux d'irradiation et la durée de chacun d'eux. La modalité la plus utilisée aujourd'hui est la tomodensitométrie ou scanner pour sa bonne résolution géométrique et surtout la mesure automatique des densités électroniques tissulaires caractéristiques de leur capacité d'absorption des rayonnements (unités Hounsfield). Cependant, l'imagerie par résonance magnétique pour ses capacités d'exploration 3D et son excellent contraste aux tissus mous serait souvent plus appropriée.

Quelle que soit la modalité utilisée, la collecte des données patient pour le calcul se fait avant le traitement. L'évolution de l'organe ou de la tumeur est prise en compte lors de la délimitation des volumes en prévoyant des marges d'erreur. Une fois cette planification réalisée, le traitement peut commencer. Il est réparti en plusieurs séances et au début de chacune d'elles, le patient doit être remis dans les mêmes conditions qu'en planification. Plusieurs systèmes ont été imaginés et testés mais les plus aboutis sont ceux utilisant la fusion d'images pour le transfert d'information entre modalités pré et intra-traitement.

Parmi les modalités utilisées pour la visualisation intra-traitement, la plus prometteuse reste l'échographie. Cette dernière contrairement aux autres systèmes comme la radiologie ou la radiologie digitale reconstruite, permet la visualisation des tissus mous comme la prostate ainsi que son évolution en temps réel.

Dans le cadre de cette thèse nous nous sommes intéressés à la problématique du repositionnement en radiothérapie conformationnelle de la prostate à travers un repérage temps réel par échographie et une mise en correspondance avec la modalité de planification. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire de surmonter un certain nombre de contraintes, inhérentes à l'utilisation même de l'échographie. En effet, cette modalité en contre partie de ses avantages présente deux inconvénients. Le premier est l'absence d'information de position de la coupe par rapport à un référentiel externe comme il est le cas pour la tomodensitométrie et l'imagerie par résonance magnétique. Il s'agit donc de mettre en place un système de repérage 3D précis et adapté à une utilisation en routine clinique.

Le second inconvénient est lié à la qualité des images échographiques qui souffrent d'un bas rapport signal sur bruit qui handicape les méthodes traditionnelles de détections de contours. Ainsi, l'extraction de l'information utile de ces images nécessite le développement d'un algorithme de segmentation qui respecte le cahier de charges : fidélité à la segmentation de l'expert et rapidité pour l'utilisation en routine.

Enfin le recalage des informations échographiques à celles de planification, quelles soient issues de tomodensitométrie ou de résonance magnétique, nécessite également des pré-traitements pour permettre une mise en correspondance précise.

Le mémoire est organisé en 5 chapitres :

Le premier chapitre est consacré à un bref tour d'horizon des modalités d'imagerie généralement utilisées dans le cadre de la radiothérapie. Seront présentées succinctement les principes de l'échographie, le scanner et l'imagerie par résonance magnétique. La problématique du repositionnement du patient en radiothérapie sera introduite alors et les différentes solutions qui ont été proposées.

Le chapitre 2 traite de la localisation spatiale et du repérage échographique. Un état de l'art des méthodes de suivi des déplacements d'un objet mobile, en l'occurrence une sonde échographique, ainsi que de la calibration échographique est présenté avant d'introduire la méthode utilisée et ses résultats.

Le chapitre 3 aborde le problème de la segmentation de la prostate à partir d'images échographiques. Il est précédé d'une analyse bibliographique sur les travaux réalisés en terme d'extraction de contours et également sur les méthodes de filtrage et de réduction de bruit pour l'imagerie ultrasonore. Vient ensuite une partie qui détaille la méthode développée et ses résultats.

Dans le chapitre 4, on s'intéresse au recalage d'images. Sans être un énième état de l'art sur le sujet, il constitue juste une introduction qui se veut récapitulative sur les méthodes et les outils mis à la disposition d'un concepteur de programme de recalage. Nous y introduisons également la notion de validation qui s'avère être une problématique dans la problématique.

Le chapitre 5 propose une méthode de recalage d'images préopératoires d'IRM ou de scanner et des images échographiques intra-opératoires pour réaliser un recalage en temps réel de ces données pour utiliser le résultat afin de guider le repositionnement du patient en radiothérapie conformationnelle de la prostate. A l'instar des chapitres 2 et 3, ce chapitre débute également par un état de l'art sur la mise en correspondance des modalités d'imagerie sus-citées.



# Chapitre 1 Imagerie et Radiothérapie

## Avant propos

Ce chapitre est consacré à une présentation succincte des différentes modalités d'imagerie médicale auxquelles nous nous sommes intéressés dans le cadre de cette thèse. Y sont notamment décrites, l'échographie, l'imagerie par résonance magnétique et la tomodensitométrie. Les principes physiques régissant chaque modalité sont introduits pour mieux comprendre l'obtention et la formation des images.

Dans un second volet, nous abordons la radiothérapie de l'élaboration à la réalisation en passant par la planification. Nous finirons en exposant la problématique du repositionnement du patient entre les différentes séances de la thérapie et nous présentons les recherches menées pour l'élaboration de méthodes basées sur l'imagerie et sur la fusion d'informations apportées par différentes modalités pour réaliser un meilleur positionnement.

## 1.1 Généralités

Pendant très longtemps, la seule connaissance du corps humain était son aspect extérieur. C'est seulement à la fin du XVI<sup>e</sup> siècle, lorsque la dissection fut autorisée sur des cadavres, que la véritable anatomie humaine naquit. Cette science décrit les organes et étudie leur disposition à l'intérieur du corps. La physiologie fut abordée en 1600 par un médecin Anglais, William Harvey, qui réussit à expliquer la circulation sanguine et le rôle du cœur en appliquant une démarche scientifique novatrice : il utilisa à la fois l'observation, la dissection et surtout, l'expérimentation.

L'imagerie médicale commence véritablement en 1895, avec la découverte des rayons X par l'Allemand Wilhelm Conrad Röntgen dans son laboratoire de Würzburg. Il utilisa le terme rayons «pour des raisons de brièveté» et les nomma X, pour les distinguer des autres rayons, connus à l'époque. La radiologie, nouvelle manière de «voir» l'intérieur du corps humain, naquit au début du XX<sup>e</sup> siècle et prend son plein essor dans les années 1960.

Elle englobe une vaste gamme de techniques utilisées au dépistage et au diagnostic d'un grand nombre de pathologies. Elle permet aussi un suivi très précis de l'évolution d'une maladie en offrant des comparatifs rationnels. Elle est aussi utilisée pour assister une intervention éventuelle (imagerie interventionnelle), qu'il s'agisse d'un examen complémentaire requis pour le diagnostic, tel une biopsie (ponction) ou d'une intervention nécessaire au traitement, telle une infiltration ou un drainage.

L'imagerie médicale permet, par ailleurs, de tester *in vivo* l'efficacité d'un traitement pharmaceutique. Enfin, l'imagerie a également contribué à faire exploser la connaissance des différentes fonctions sensori-motrices et cognitives chez l'homme comme le langage, le raisonnement, la mémoire, l'apprentissage, la motivation, l'émotion.

Les images médicales obtenues à différentes échelles, analysées et traitées par des ordinateurs de plus en plus performants, sont devenues des éléments indispensables à l'établissement d'un diagnostic précis.

Ces multiples applications rendent la recherche dans ce domaine particulièrement active.

## 1.2 Evolution et diversité des techniques d'imagerie

Les immenses progrès de l'électronique et de l'informatique dans les années 1970 ont impulsé le développement des techniques et appareillages d'imagerie. En effet, si les principes physiques de la résonance magnétique datent de 1946 par Félix Bloch et Edward Mills Purcell qui ont reçu le prix Nobel en 1952, l'application en médecine ne commence qu'en 1971 par Damadian qui étudie des échantillons biologiques tissulaires. Il tente notamment de différencier les tissus normaux des tissus tumoraux. La première image par résonance magnétique, obtenue à partir de matière non vivante, est publiée par Paul Lauterburg en 1973. Trois ans plus tard, cette technologie est appliquée aux tissus vivants humains.

Parallèlement, la maison d'édition musicale E.M.I éditeur du très célèbre groupe Les Beatles, au sommet de leur gloire alors, finance des travaux de recherche dans le domaine médical. Ces travaux ont amené Hounsfield à concevoir la tomodensitométrie et à réaliser un premier appareil de «scanner» pour le crâne. Cet appareil fut commercialisé en 1974. Un examen simple du crâne durait alors plus d'une heure à condition toutefois que le logiciel n'échoue pas en cours du traitement.

Aujourd'hui, l'utilisation d'ordinateurs offre à l'investigation médicale la possibilité d'établir des diagnostics de plus en plus justes : les nouvelles technologies de l'imagerie médicale permettent d'observer les organes et leurs réactions en direct sur un écran, de situer avec une grande précision une anomalie, de suivre étape par étape l'effet d'une thérapeutique et d'agir *in situ*. Radiographie, endoscopie, échographie ou (imagerie par ultrason) et scanner ou tomodensitométrie sont des techniques d'exploration anatomique qui permettent de repérer, délimiter et décrire les éléments de l'organisation interne du corps humain. Néanmoins, la plupart d'entre elles ne renseignent pas directement sur le métabolisme et le fonctionnement de ces organes, ce rôle est dévolu à d'autres techniques, qui leur sont ou non associées, les plus courantes étant l'imagerie par résonance magnétique, la scintigraphie ou gammagraphie.

D'autres techniques voient le jour et prennent déjà le relais, comme la tomographie par émission de positons (TEP), qui est du domaine de la médecine nucléaire. Elle utilise une caméra sensible aux photons et dont la particularité est d'objectiver les phénomènes métaboliques qui s'y déroulent. Elle permet donc de visualiser le métabolisme de tous les organes ou tissus examinés.

## 1.3 Echographie ou imagerie par ultrasons

Les principes régissant l'échographie sont détaillés dans de nombreux ouvrages. Pour exemple, [Perdijon 1981] dans son livre explique les principes physiques des ultrasons et leurs applications au contrôle non destructif de toutes sortes d'objets. Quant à [De Vlioger 1978], il s'intéresse à leurs applications dans le domaine médical.

### 1.3.1 Les ultrasons

Une onde ultrasonore est une onde de pression dont la fréquence est comprise entre 20 KHz et 200 MHz. Elle est imperceptible à l'oreille humaine. Comme toutes les ondes sonores, les ultrasons sont absorbés ou réfléchis par les substances qu'elles rencontrent. Ils peuvent être émis par une sonde en direction d'un objet solide à atteindre. Le temps qu'ils mettent à revenir à la sonde qui les a émis (écho) est fonction de la distance à laquelle se trouve l'objet.

Les ultrasons se propagent dans un milieu parfaitement homogène avec de faibles pertes d'énergies.

### 1.3.2 Interactions des ultrasons et de la matière

Les faisceaux formés d'ondes ultrasonores vont interagir avec la matière qu'elles traversent. Plusieurs phénomènes se produisent alors et conduisent à leur atténuation. Ces phénomènes dépendent du milieu traversé et peuvent être soit :

- Une absorption dans les milieux homogènes.
- Des réflexions, réfractions et diffusions aux changements de milieux.

#### 1.3.2.1 Absorption

La propagation de l'onde ultrasonore entraîne une perte de son énergie au profit du milieu : il y a absorption de l'énergie ultrasonore et l'intensité du faisceau diminue.

La diminution de l'intensité est régie par l'équation :

$$I = I_0 \cdot \exp(-\alpha t) \quad (1.1)$$

où

$I_0$  : est l'intensité initiale

$t$  : le temps

$\alpha$  : coefficient d'absorption ou pouvoir de pénétration et s'exprime en  $m^{-1}$ . Il caractérise la capacité du milieu à absorber l'énergie de l'onde et à la dissiper. Il est proportionnel au carré de la fréquence.

Une onde ultrasonore sera d'autant moins absorbée par les tissus que sa fréquence sera plus faible.

### **1.3.2.2 Interaction**

#### **1.3.2.2.1. Interface**

La frontière de séparation entre deux zones d'impédances acoustiques différentes est appelée interface. Elle ne correspond pas nécessairement à une paroi séparant deux milieux différents, par exemple deux organes, mais peut apparaître dans un même milieu à cause des hétérogénéités et des imperfections.

#### **1.3.2.2.2. Transmission et réflexion**

Lorsqu'une onde ultrasonore atteint perpendiculairement une interface, une partie de son énergie est renvoyée vers la source. Ce phénomène est appelé un écho ultrasonore. L'importance de l'intensité de cet écho par rapport à l'onde incidente dépend de la valeur de l'interface.

$$R = \frac{(Z_2 - Z_1)^2}{(Z_2 + Z_1)^2} \quad (1.2)$$

où : R est le coefficient de réflexion et  $Z_1, Z_2$  : impédances des deux milieux.

#### **1.3.2.2.3. Réflexion et réfraction**

Quand l'interface n'est pas perpendiculaire à l'onde ultrasonore, l'onde réfléchie ne repart pas vers la source et l'onde transmise est déviée par rapport à l'onde incidente. L'angle de réflexion est égal à l'angle d'incidence : les ultrasons obéissent là aux lois optiques et l'on parle de réflexion spéculaire.

#### **1.3.2.2.4. Diffusion et interférences**

A l'interface d'un objet de petite taille par rapport à la longueur d'onde, l'énergie de l'onde ultrasonore est diffusée c'est-à-dire réfléchie dans de multiples directions.

## **1.3.3 Formation de l'image**

### **1.3.3.1 Production d'ultrasons**

Un générateur de courant délivre des impulsions piézo-électriques de hautes fréquences qui sont appliquées à la surface d'une céramique : l'épaisseur de celle-ci varie avec la tension appliquée et vibre à sa fréquence de résonance. Ces vibrations mécaniques se transmettent de proche en proche (production d'ultrasons médicaux à des fréquences comprises entre 2 et 10 MHz). A ces fréquences, les ultrasons sont facilement absorbables par les interfaces air-tissu, d'où la nécessité interposer un liquide (eau, gel,..) entre la sonde ultrasonore et la peau du patient.

L'excitation de la céramique avec ce courant de haute fréquence se fait par courtes impulsions de 1 à 2 msec (trains d'onde ultrasonore) répétées à intervalles réguliers avec un rapport cyclique de l'ordre de 1.

### **1.3.3.2 Recueil des ultrasons**

Les ondes réfléchies dans l'organisme font vibrer la céramique et produisent ainsi des impulsions électriques dont l'amplitude varie avec le coefficient de réflexion qui a donné naissance à l'écho.

### 1.3.3.3 Formation de l'image

Les échos provenant des différentes lignes du balayage qui composent le plan de coupe parviennent à la sonde et subissent une succession d'opérations (amplification, démodulation et redressement, numérisation et des traitements de gain, lissage...) pour fournir une image en échelle de gris, représentative des interfaces et de la diffusion. L'image se forme en temps réel. Le principe de l'échographie est donnée par la figure 1.1.

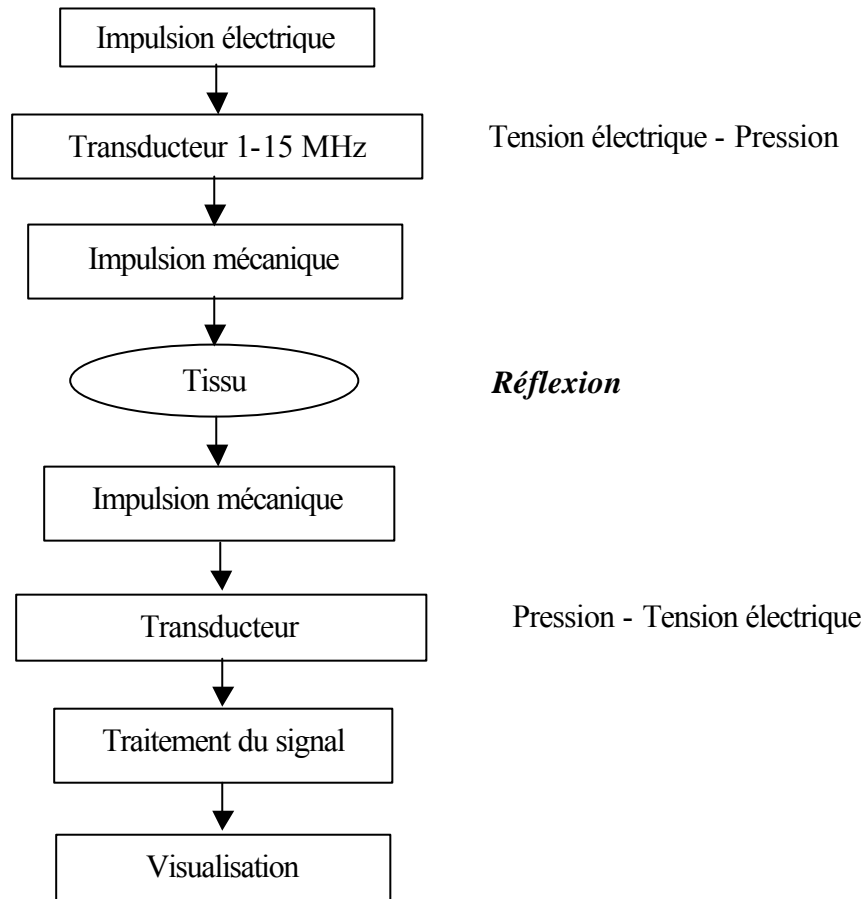


Figure 1. 1 : Principe de l'échographie

### 1.3.4 Les ultrasons en imagerie médicale

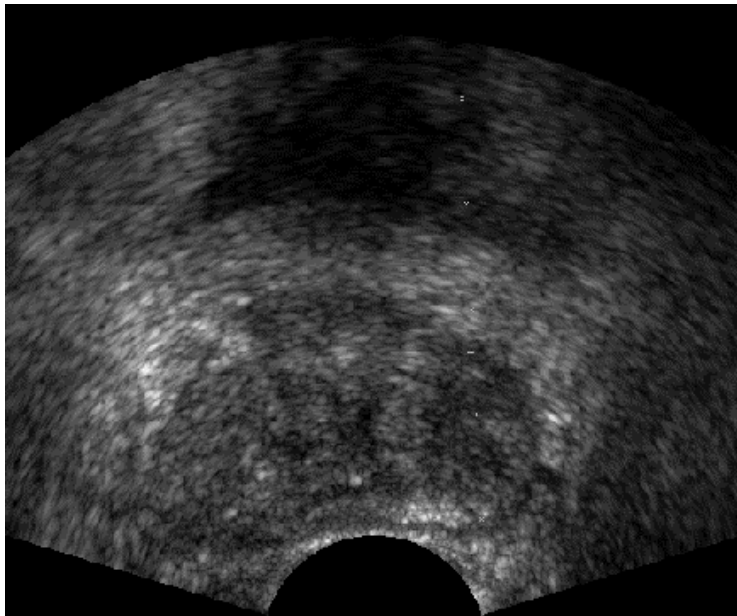
L'utilisation des ultrasons en médecine remonte à 1952 par l'Américain Wild qui utilisa des transducteurs trans-temporaux. Cette méthode sera le prélude à l'échoencéphalographie mise au point par son compatriote Leksell par la suite.

Les premières images réalisées vers la fin des années 1960, étaient obtenues après un balayage manuel de la sonde ultrasonore sur la surface de la région explorée. A partir de 1971, on introduit l'échelle des gris et les sondes en temps réel, les barrettes, ne sont mises au point qu'en 1980 seulement.

L'effet Doppler (variation de la fréquence avec la vitesse de déplacement relative source-détecteur) a été décrit en 1843 par Christian Johann Doppler. Son utilisation pour mesurer la vitesse du flux sanguin commença à peu près au même moment que l'imagerie

ultrasonore, c'est à dire 1969. En fait l'application médicale date de 1965 par le professeur Pourcelot [Lefebvre 1991].

L'exploration peut se faire en utilisant différentes sondes échographiques adaptées à l'organe à visualiser. Si l'on s'intéresse au bassin par exemple, on distingue les sondes abdominales et les sondes endo-rectales ou endo-vaginales. Les images obtenues sont différentes, la figure 1.2 montre une image de prostate obtenue par une sonde endo-rectale et sur la figure 1.3 une image réalisée par une sonde trans-abdominale.



**Figure 1. 2 : Echographie trans-rectale ou endo-recatale de la prostate**



**Figure 1. 3 : Echographie trans-abdominale de la prostate**

### 1.3.5 Limites des images échographiques

Le principal inconvénient des images échographiques est la présence de bruit ou scintillement (speckle en anglais) qui est directement lié au processus de formation de l'image. Il est créé par la diffusion provoquée par l'hétérogénéité des tissus traversés par l'onde.

Les ondes émises subissent également une atténuation car elles perdent de l'énergie à chaque réflexion, transmission ou diffusion. La perte d'énergie est proportionnelle à la fréquence utilisée.

En général, un compromis est recherché entre la fréquence, qui détermine la précision et la profondeur visualisée.

### 1.3.6 Echographie Tridimensionnelle

Les examens conventionnels d'échographie, produits par une sonde 2D, permettent d'obtenir des images 2D qui sont combinées par l'opérateur, de manière subjective, pour créer l'anatomie 3D. Le succès du diagnostic est largement dépendant de la compétence et de l'expérience de l'opérateur. Cette manière de faire n'est pas optimale à cause notamment de :

- La reconstruction mentale des volumes, non seulement consommatrice en temps et inefficace, reste subjective et peut conduire à des erreurs de décision.
- La position et l'orientation de la sonde échographique détermine le plan de coupe de l'image. Or, certaines restrictions sont imposées par l'anatomie du patient ainsi il est impossible d'avoir quelques vues.

Dans l'échographie 3D, les images 2D sont combinées par un ordinateur pour former des volumes objectifs de l'anatomie et de la pathologie. Ainsi, il est possible de recréer des coupes 2D avec des inclinaisons quelconques et de dépasser les limitations précédentes.

Durant les deux dernières décennies, de nombreuses recherches ont été menées pour développer des méthodes et des techniques d'échographie 3D [Brinkley 1982], [Prager 1997], [Carr 1998], [Robert 1999B], [Fenster 2001], [Gee 2003].

D'une manière générale les solutions proposées pour la reconstruction de volumes en échographie peuvent être classées en deux catégories :

#### 1.3.6.1 Systèmes basés sur le repérage de la sonde 2D

Dans cette catégorie, une phase préalable à la reconstruction est nécessaire. Elle consiste à repérer et à définir la position et l'orientation de l'image échographique générée dans le volume à reconstruire ou par rapport à un repère fixe.

Ce repérage peut être effectué de plusieurs façons :

##### 1.3.6.1.1. Repérage mécanique

Dans cette approche, la sonde échographique est guidée par un moteur pas à pas pour effectuer des translations et des rotations. Le protocole de déplacement étant prédéfini et bien contrôlé, la position relative de chaque coupe générée est connue par rapport au

volume. Cette technique a été utilisée, par exemple, par [Klein 2004].

#### **1.3.6.1.2. Systèmes mains libres**

Contrairement à la technique précédente, ici le praticien a toute la latitude de mouvement de la sonde. Il peut ainsi la positionner de manière à avoir les meilleures visualisations.

Le repérage se fait soit par des systèmes électromagnétiques avec des émetteurs montés sur la sonde et des récepteurs dans la salle de traitement [Fenster 1996], [Detmer 1997], [Carr 1998], [Penney 2001], [Pagoulatos 1999] soit avec des systèmes optiques à base de caméras [Trobaugh 1994], [Ballet 1997], [Sato 1998], soit par l'émission d'ondes acoustiques [Brinkley 1982], [King 1991].

Dans les deux premiers cas, des phases de calibration sont nécessaires. Nous reviendrons sur ces procédures dans le chapitre II.

#### **1.3.6.2 Sondes 3D**

Des sondes particulières sont utilisées. Il s'agit de sondes à plusieurs rangées de capteurs [Bureau 1998], [Light 2004] qui orientent électroniquement les faisceaux ultrason à travers un volume pyramidal et permettent d'obtenir des acquisitions tri-dimensionnelles instantanées.

Le principal inconvénient de ces sondes est la limitation de la résolution spatiale, contrainte imposée par la technologie de fabrication actuelle.

## **1.4 Imagerie tomодensitométrique (TDM) ou scanner**

### **1.4.1 Principes**

La tomодensitométrie (Computed Tomography en anglais) est un examen qui permet de différencier les tissus de l'organisme en fonction de leurs différences de densité. Elle dérive directement de la radiologie standard. Comme la radiologie, elle utilise les rayons X, grâce à un tube tournant autour du patient. Le film est ici remplacé par des capteurs, l'information étant ensuite traitée et reconstruite pour donner des images des structures explorées. Il s'agit d'une imagerie tomographique ou de coupes (figure 1.4).

Les appareils de tomодensitométrie (scanners) actuellement utilisés sont des appareils dits « à rotation continue » permettant d'explorer un volume du corps en quelques secondes, la reconstruction et l'analyse de l'image se faisant dans un second temps.

Le scanner explore un volume du corps et permet d'établir des images tridimensionnelles des organes ou des tissus (os, muscles ou vaisseaux) constitutifs des zones scannées.

Pour l'étude de certains organes, il peut être nécessaire d'injecter, par voie intra-veineuse, ou d'ingérer un « produit de contraste » à base d'iode, opaque aux rayons X.

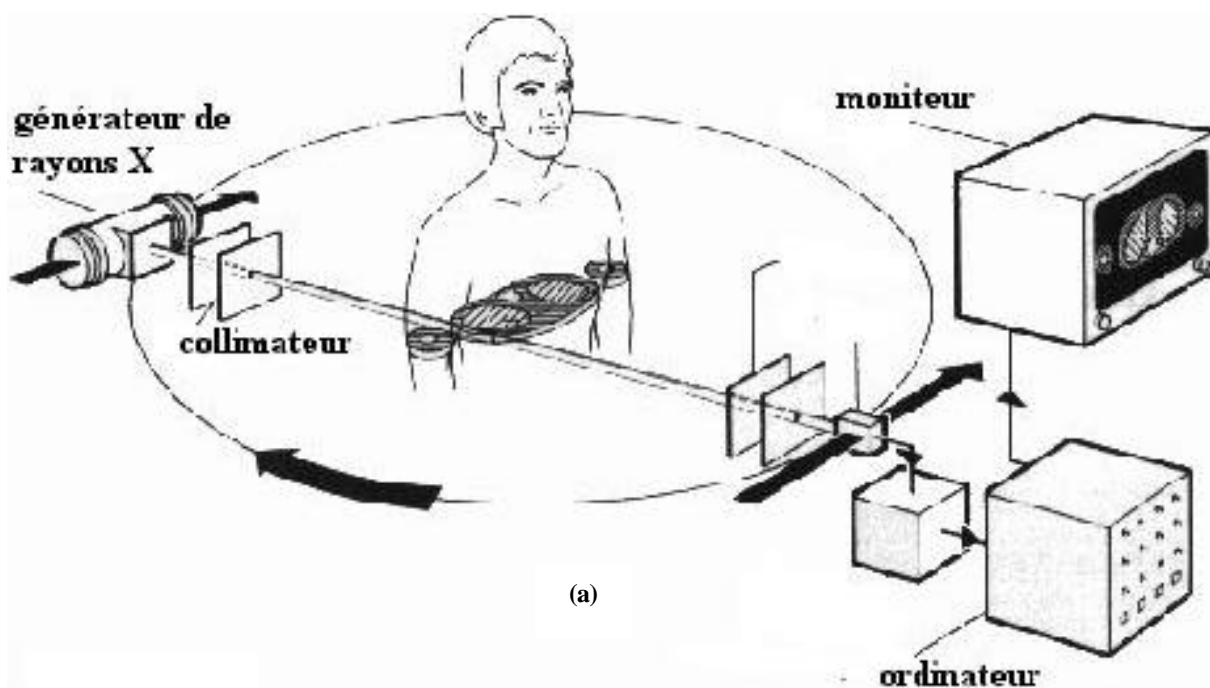
De plus amples détails sur l'imagerie TDM peuvent être consultés dans [Bushberg 1994] et [Roy 1998].

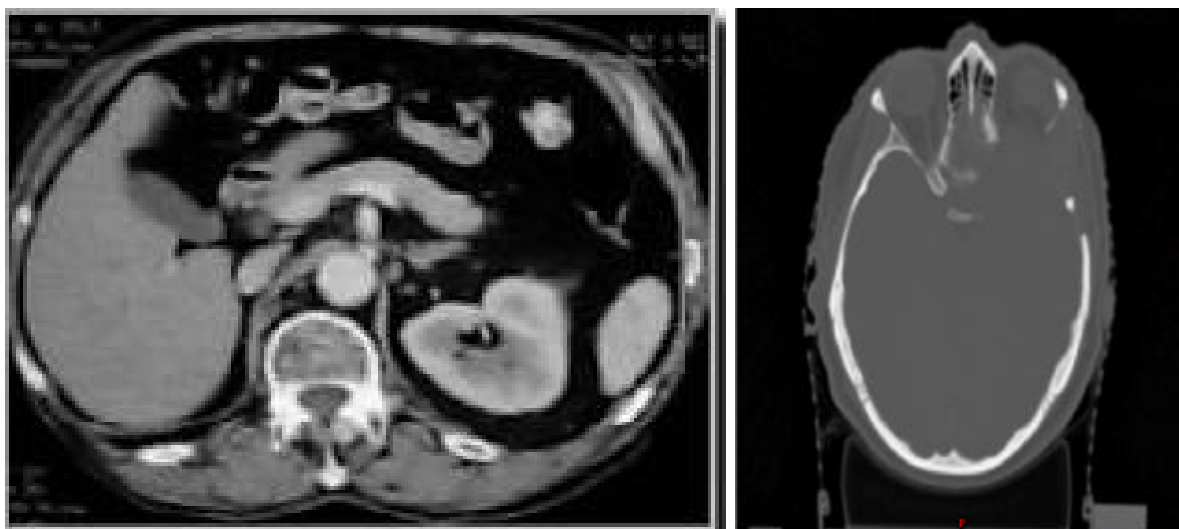


## 1.4.2 Caractéristiques des images et unités Hounsfield

Comme il a été mentionné précédemment, le scanner est basé sur l'utilisation des rayons X et des détecteurs. L'analyse de l'intensité du rayonnement transmis permet de connaître les coefficients d'absorption des tissus traversés. Pour une direction donnée du faisceau des rayons X, l'atténuation dépend de toutes les structures traversées. En intégrant de multiples mesures d'atténuation, il est possible de déterminer les coefficients d'atténuation de chaque point. Hounsfield a rapporté les valeurs mesurées au coefficient d'atténuation de l'eau pour créer l'unité qui porte son nom : Unité Hounsfield (UH). L'échelle Hounsfield attribue 0 à l'atténuation des rayons X par l'eau. L'air ayant un coefficient d'atténuation très faible et sa valeur en unité Hounsfield est  $-1000$ , l'os compact à une valeur proche de  $3000$ .

Les informations recueillies sont placées dans une matrice qui constitue la « carte topographique » de la coupe en question. Les valeurs des pixels peuvent varier de  $-1000$  à  $+3000$  (4096 niveaux différents). Les images tomodynamométriques sont affichées par l'ordinateur en utilisant une fenêtre et un niveau permettant de montrer une partie seulement des informations recueillies. La fenêtre correspond à l'intervalle d'unité Hounsfield qui va être affichée à l'écran : tout pixel ayant une valeur plus grande que la limite supérieure de la fenêtre est affichée blanc et tout pixel ayant une valeur plus petite que la limite inférieure de la fenêtre est affichée noir. Le niveau correspond au milieu de l'intervalle d'unité Hounsfield affiché.





(b)

(c)

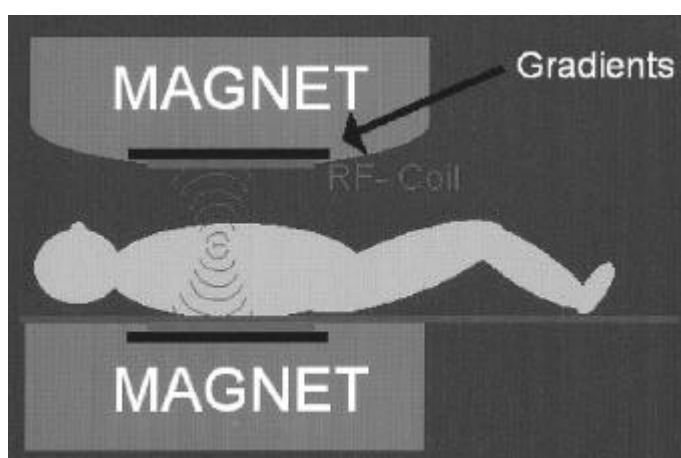
**Figure 1. 4 :** (a) Principe du scanner. (b) coupe abdominale passant par le foie, la vésicule biliaire, le pancréas, le rein gauche et la rate. (c) coupe axiale du crâne.

A cause de la miniaturisation, la résolution spatiale des images TDM (de l'ordre de 0.3 à 1 mm) est moins bonne que des images obtenues par un système analogique écran-film en radiologie.

## 1.5 Imagerie par Résonance Magnétique Nucléaire

### 1.5.1 Principes

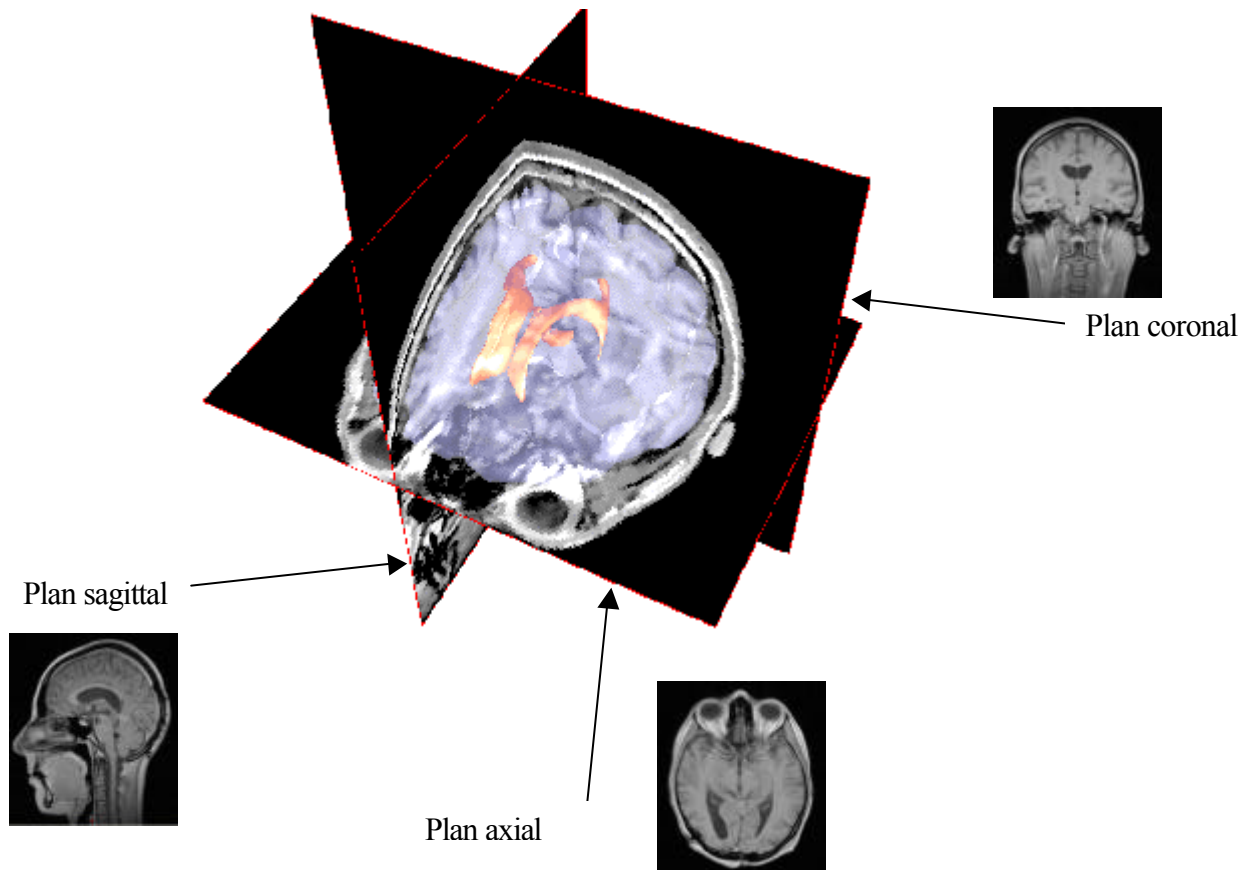
L'imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) est une technique d'imagerie utilisant la résonance des noyaux d'hydrogène lorsque, placés dans un champ magnétique, ils sont excités par une onde radiofréquence appropriée (figure 1.5). Les atomes d'hydrogène peuvent être considérés comme des petits dipôles magnétiques dont l'orientation spatiale est aléatoire en dehors d'un champ magnétique. Placés dans un aimant, ces dipôles s'orientent de façon privilégiée en fonction de la direction du champ magnétique.



**Figure 1. 5 :** Champs magnétiques en Imagerie par Résonance Magnétique

Les informations recueillies, lors du retour à l'équilibre après excitation, sont transmises et analysées par un ordinateur qui reconstruit la topographie du signal RMN dans la structure observée. La localisation du signal est assurée par des gradients du champ magnétique qui modifient spatialement le champ magnétique principal.

Les images ainsi obtenues sont des coupes de la région étudiée reconstruites dans le plan demandé (figure 1.6).



**Figure 1. 6 : Les différentes incidences obtenues en IRM**

Différentes séquences d'excitation peuvent être employées pour faire varier les conditions d'émission du signal. Contrairement à la tomодensitométrie, l'intensité du signal n'est pas toujours la même et l'aspect des structures varie en fonction des séquences utilisées.

L'I.R.M. apporte une nouvelle séméiologie d'imagerie : le signal ou notion d'intensité de signal qu'il a fallu ajouter aux autres composantes traditionnelles de l'imagerie qui sont la densité pour le scanner, directement liée au numéro atomique, et l'échogénéicité pour l'échographie, liée aux interfaces et aux variations de densités des tissus traversés.

De nombreux ouvrages traitent de l'IRM et ses principes physiques, nous renvoyons les auteurs intéressés aux livres de [Bushberg 1994] et celui de [Kastler 2001].

## 1.5.2 Aspect tridimensionnel

L'IRM, grâce à son aspect tridimensionnel, est un puissant outil de localisation. Elle permet une bonne visualisation et une meilleure délimitation des volumes tumoraux que le scanner dans de nombreuses localisations. Sur la figure 1.7, la combinaison des 3 incidences de coupes possibles permet une navigation 3D en temps réel.

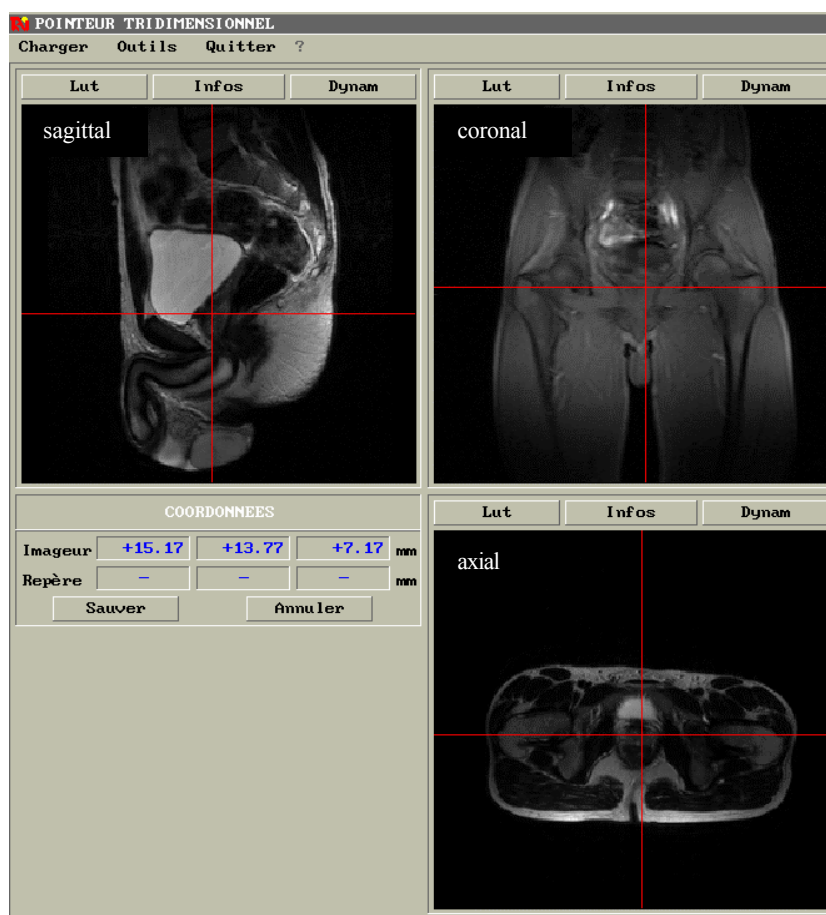


Figure 1.7 : Navigation 3D entre les différentes incidences : Pelvis et Prostate

## 1.6 Radiothérapie Conformationnelle

### 1.6.1 Principes

La radiothérapie est une technique thérapeutique de traitement du cancer, consistant à exposer une partie précise du corps à des radiations. On utilise pour cela des radiations ionisantes, rayons X ou rayons gamma.

En radiothérapie conformationnelle, l'accélérateur linéaire utilisé en radiothérapie classique est muni d'un collimateur multilame qui permet d'adapter et de conformer le faisceau de radiation à la forme de la tumeur. Elle permet ainsi la réalisation d'une balistique plus complexe de l'irradiation, en conformant au mieux les isodoses au volume cible et en épargnant les tissus sains, faisant envisager une amélioration de l'index thérapeutique. En radiothérapie conformationnelle les doses reçues par le volume tumoral et les organes sains sont mieux connues avec l'utilisation des histogrammes dose-volume [Kulik 2000], [Kulik 2002].

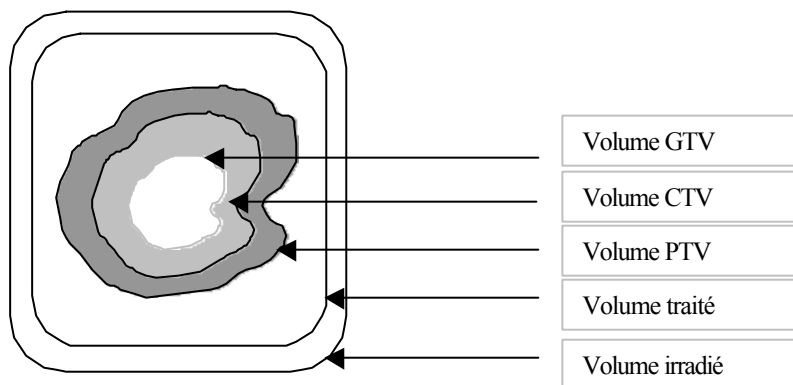
L'élaboration d'un plan de traitement se fait en 3 étapes :

*Acquisition des données*

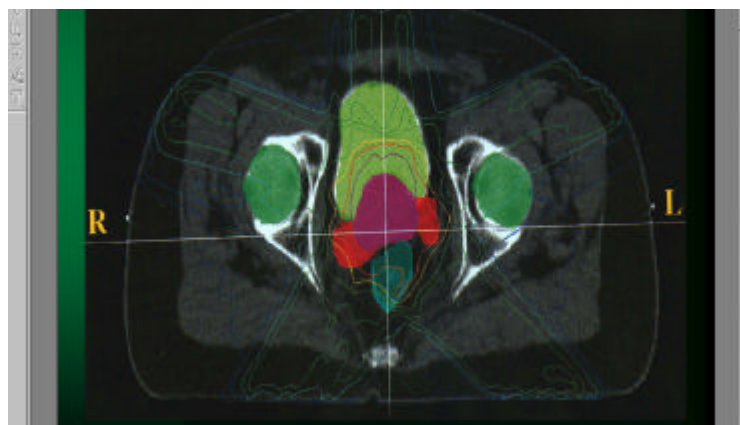
Les données anatomiques du patient selon les 3 dimensions de l'espace sont enregistrées à travers une imagerie tomodensitométrique. La série d'images obtenue est appelée volume de référence ou de planification.

*Elaboration de la planification*

Sur la console de dosimétrie, le physicien et/ou le radiothérapeute établissent la planification des doses en s'aidant d'outils informatiques de visualisation, simulation et optimisation qui permettent une délimitation précise des zones à irradier. La détermination avec exactitude des limites du volume cible est très difficile dans la mesure où beaucoup de paramètres doivent être pris en considération. L'International Commission on Radiation Units and Measurements (ICRU) Report N° 50 [Bethesda 1993] définit trois types de volumes : le volume tumoral macroscopique (Gross Tumor Volume :GTV), le volume cible anatomique (Clinical Target Volume : CTV) et le volume cible prévisionnel (Planning Target Volume : PTV) (figure (1.8)).



(a)



(b)

Figure 1. 8 : Définition des volumes cibles. (a) Les différents volumes . (b) Application à la prostate

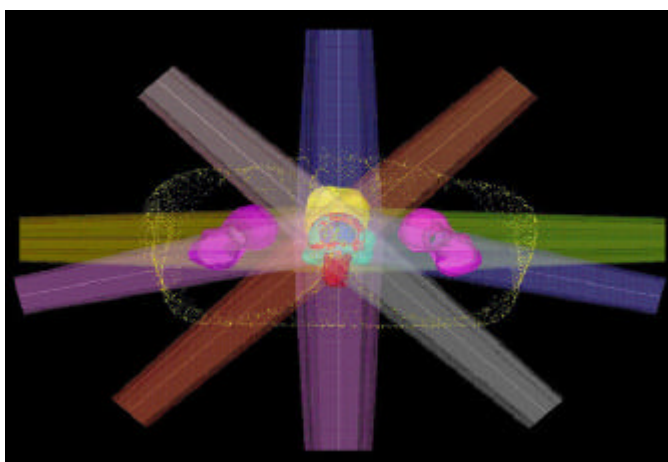
Le Volume Tumoral Macroscopique (GTV) comprend les lésions tumorales palpables, détectables ou mesurables avec les moyens d'imagerie habituellement utilisés.

Le Volume Cible Anatomique (CTV) comprend l'ensemble du volume anatomique dans lequel on veut éradiquer la maladie cancéreuse macroscopique et/ou microscopique. Il implique l'évaluation des risques d'envahissement en fonction des connaissances cliniques et la prise en compte des risques encourus éventuellement par les tissus sains inclus dans ce volume. Il est défini selon les mêmes principes que le volume tumoral macroscopique avec une marge de sécurité définie autour du GTV qui ne dépend que des incertitudes anatomo-cliniques.

Le Volume Cible Prévisionnel (PTV) comprend le volume CTV, entouré d'une marge de sécurité permettant de prendre en compte les incertitudes dues au patient et les incertitudes liées à l'équipement et à la mise en place, tout en considérant la tolérance des organes à risque. Cette marge de sécurité peut varier selon la localisation anatomique et les moyens techniques disponibles.

L'ICRU Report N° 29 [Bethesda 1978] définit deux autres volumes qui sont le Volume traité qui correspond au volume entouré d'une surface isodose spécifiée par le radiothérapeute, correspondant à un niveau de dose minimale permettant d'atteindre le but du traitement. Le second volume est le Volume Irradié qui correspond au volume de tissus recevant une dose spécifiée considérée comme significative vis-à-vis de la tolérance des tissus sains.

Un logiciel de dosimétrie tridimensionnelle permet de définir le nombre de faisceaux d'irradiation à appliquer ainsi que leur orientation et leur forme (figure 1.9).

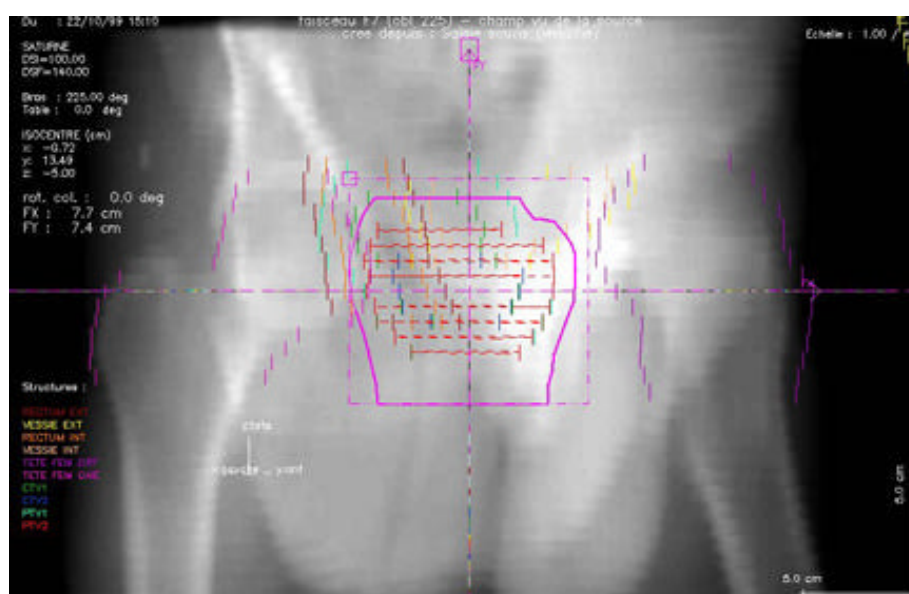


**Figure 1. 9 : Balistiques pour le traitement d'une tumeur prostatique**

### *Déroulement de l'examen*

Au début de chaque séance, le patient est placé selon les conditions qui ont servi au repérage de la tumeur et à la planification du traitement puis la cible est irradiée. Les séances durent plusieurs semaines, 7 environ dans le cas de la prostate, avec une irradiation par jour.

Les images radiologiques digitales reconstruites DRR (Digitally Reconstructed Radiographs) sont des images 2D générées par un algorithme spécifique de rendu volumique (Ray-Tracing) appliqué sur le volume de référence, et utilisées pour simuler la physique des rayons X délivrés par l'accélérateur de façon à reproduire virtuellement, à partir de n'importe quel angle de visée, une radiographie. La DRR a pour objectif de réaliser des projections d'un objet. Il ne s'agit plus de chercher à évaluer la densité d'un l'objet, ici le but est plutôt d'évaluer l'intensité en chaque point de l'image sur laquelle on projette l'objet (figure 1.10).



**Figure 1. 10 : Image reconstruite par projection du volume (DRR) de la prostate**

La réussite d'un traitement par radiothérapie dépend largement de la précision dans le repositionnement du patient ou plus exactement du volume à irradier par rapport à l'isocentre de la machine (figure 1.11). L'isocentre est le point de référence de l'accélérateur, c'est l'intersection entre l'axe du faisceau et de l'axe mécanique. 100 % de la dose maximale sera reçue à cet endroit.

Les praticiens ont recours à des moyens de contention [Rosenthal 1993] et autres techniques pour reproduire le plus fidèlement possible la position initiale du patient, parmi celles-ci il y a le moulage qui consiste à créer des moules thermoformés servant à immobiliser le patient. Mais la méthode la plus utilisée reste les faisceaux lasers qui sont des lasers fixes permettant de définir 3 plans qui sont utilisés par les opérateurs pour tracer des marqueurs cutanés sur lesquels les lasers viennent s'aligner à chaque nouveau repositionnement..

L'inconvénient de ces méthodes est qu'elles garantissent une reproductibilité de la position des structures externes (pelvis, crâne,..) mais ne permettent pas de contrôler les positions des organes comme le foie ou encore la prostate où les possibilités de déplacement sont plus importantes, dues notamment à la respiration et changements morphologiques du patient pendant la durée du traitement [Song 1996].

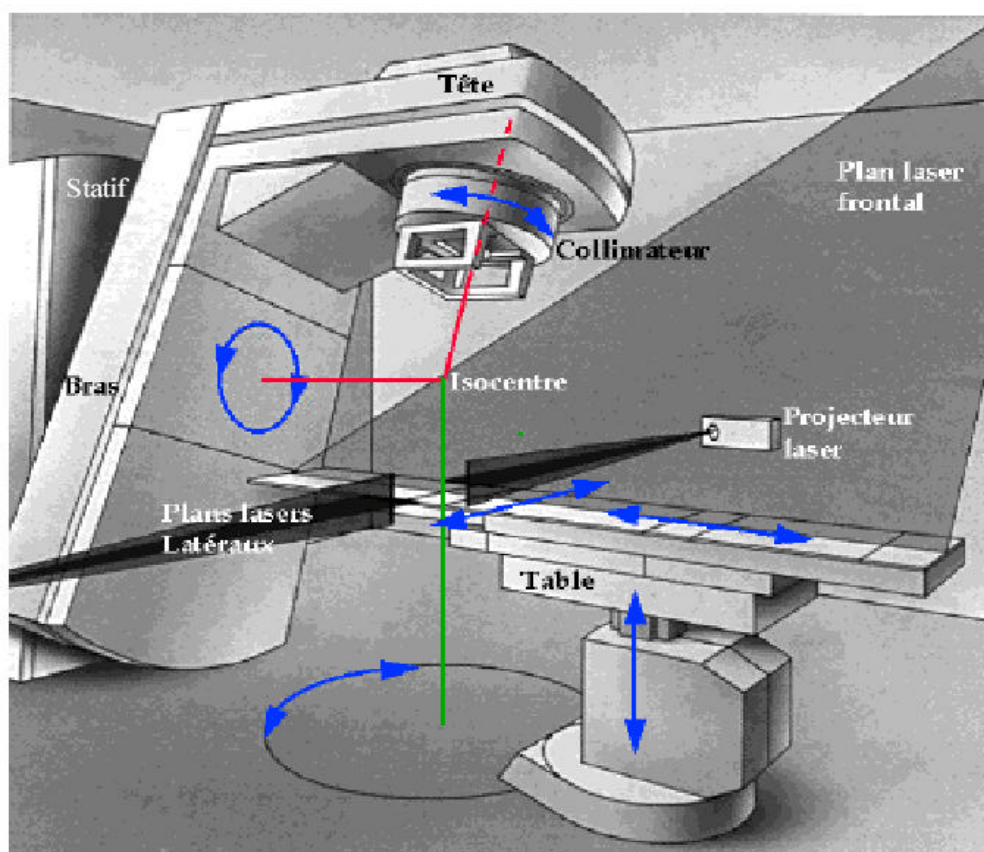


Figure 1. 11 : Accélérateur linéaire avec l'isocentre et les marqueurs lasers. (Documentation Siemens)

Des solutions utilisant l'imagerie de contrôle sont alors apparues, l'image de référence est comparée à une image prise à chaque début de séance pour quantifier le déplacement de l'organe.

## 1.6.2 Repositionnement du patient par imagerie

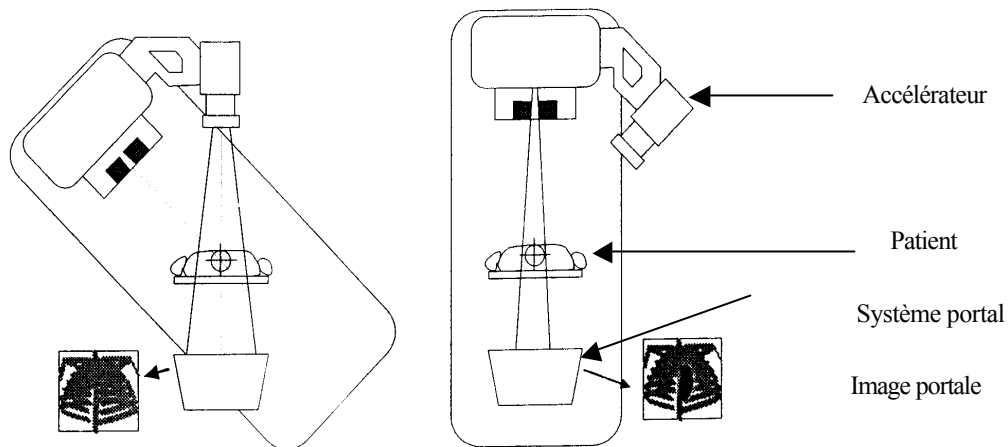
Beaucoup de techniques ont été développées avec l'utilisation de différentes modalités d'imagerie pour contrôler la position du patient.

### 1.6.2.1 Imagerie Portale

Parmi les premières techniques à voir le jour, l'imagerie portale. Cette dernière désigne un ensemble de systèmes d'imagerie permettant d'acquérir des images de contrôle dans la salle de traitement avant ou pendant celui-ci. La technique utilisée étant la projection de rayons, les images obtenues sont des images 2D de projection.

Le système d'imagerie, positionné sous la table de traitement (figure 1.12), donne au moyen du faisceau de rayons X issus de l'accélérateur une image du champ d'irradiation. Il est connu par ces initiales anglaises E.P.I.D. pour « Electronic Portal Imaging Device » ou système d'imagerie portale électronique) [Shalev 1997]. Compte tenu de l'énergie du faisceau, l'image n'est que très faiblement contrastée.





**Figure 1. 12 : Système d'imagerie portale couplé à l'accélérateur**

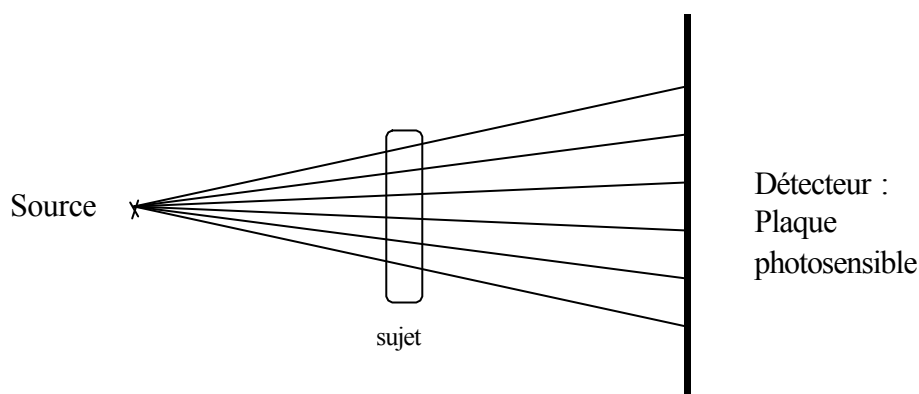
Afin de contrôler le positionnement du patient, une image portale est acquise avant ou pendant le traitement. Cette image est ensuite comparée à une image de référence. Cette image de référence peut-être soit une image portale précédemment validée par le praticien soit une DRR. Les méthodes proposées se différencient dans la façon de comparer les images : intégralité de l'image ou uniquement quelques caractéristiques communes dans les deux images. Dans cette dernière catégorie, des primitives communes, pouvant être anatomiques ou pas, sont extraites des images puis comparées [Vassal 1995], [Vassal 1998]. Les approches se distinguent par les attributs mis en correspondance, [Fritsch 1994], par exemple, utilisent les noyaux (cores) pour une description multi-échelle des objets, cette méthode permet une description des formes. [Brunie 1992] et [Lavallée 1995] se basent sur une modélisation mécanique des surfaces extraites et [Berger 1997] utilisent la superficie de modèles déformables.

Parmi les méthodes de la première catégorie ou les méthodes exploitant l'information entière des images à travers des mesures de similarité (voir chapitre 4) citons les travaux de Feschet [Feschet 1999], Sarrut [Sarrut 2000A], [Sarrut 2000B] et Clippe [Clippe 2003] de l'équipe ERIC de Lyon et ceux de Hanley [Hanley 1997] qui se sont intéressés à la quantification des déplacements de la prostate.

### **1.6.2.2 Imagerie Cone Beam**

L'imagerie « Cone Beam » est basée sur une reconstruction volumique au moyen d'images portales prises à des intervalles angulaires réguliers. Elle permet ainsi un rendu volumique au moyen de deux ou trois images portales.

Le terme Cone Beam vient du système utilisé dont la forme des rayons émis est conique (figure 1.13).



**Figure 1. 13 : Principe de la projection Cone Beam**

Deux types d'images Cone Beam existent : Celles créées par l'utilisation des faisceaux haute énergie MV MCVT (3D Mega-voltage CT), c'est à dire les faisceaux utilisés lors du traitement, et celles créées par des faisceaux de plus faibles énergies (kV) générés par une source de rayons X kV, ajoutée à l'accélérateur.

L'évolution des techniques d'acquisition à permet d'améliorer la qualité des images obtenues et d'augmenter la résolution des constructions 3D [Jaffray 2002], [Ford 2002].

### 1.6.2.3 Imagerie Vidéo

Cette technique est basée sur l'emploi de caméra vidéo dans la salle de traitement. Le positionnement initial du patient est effectué de manière classique par laser ou par imagerie portale puis des images de la scène, obtenues par des caméras, sont sauvegardées et servent de référence. Le repositionnement pour les autres séances se fait en comparant de nouvelles images vidéo à l'image de référence sauvegardée. Cette comparaison permet également de détecter les éventuels déplacements durant le traitement.

Le principe de la comparaison des images est basé sur une soustraction digitale entre les images. Elle permet de percevoir de faible déplacement de l'ordre de 1mm. Mais comme les images sont surfaciques, la méthode ne permet pas de déceler les mouvements des organes internes.

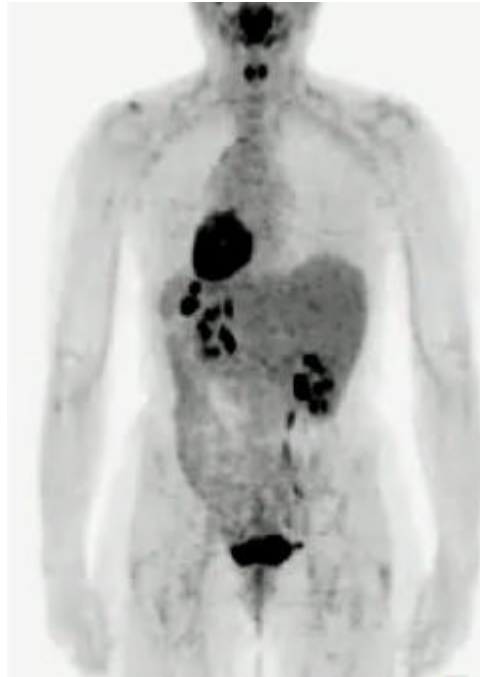
La première utilisation remonte à 1975 par Connor *et al.* [Connor 1975]. Elle reste toujours utilisable notamment pour le crâne [Milliken 1997], [Kuhr 1998].

### 1.6.2.4 Imagerie TEP

L'imagerie Tomographie par Emissions de Positrons (TEP) (figure 1.14) est parmi les modalités récentes, elle permet d'obtenir une cartographie des organes à partir de la mesure de la distribution volumique et temporelle d'un radio-isotope spécifique.

Le principe de la TEP consiste à injecter dans le corps d'un patient une quantité infime d'un produit contenant un atome radioactif. La molécule injectée dans le corps humain va,

grâce à l'isotope introduit, émettre des positrons qui rencontreront des électrons du corps. Ces deux particules vont alors s'annihiler en émettant deux rayons gamma dans deux directions opposées. Ces rayons sont alors détectés par des matériaux scintillateurs capables de convertir l'énergie transmise par le rayonnement en lumière visible. Ce signal lumineux est ensuite converti en signal électrique. L'enregistrement de tous les signaux de ce type permet enfin de construire une « carte » de la zone étudiée.



**Figure 1. 14 : Imagerie par Emission de Positrons**

Pour le repositionnement, son utilisation est faite comme outil de contrôle grâce à sa capacité de calcul de la distribution spatiale et dosimétrique du faisceau primaire. Actuellement, elle est utilisée en hadronthérapie où on utilise des faisceaux d'ions carbone, dont les propriétés physiques et biologiques permettent un dépôt de dose élevé en fin de parcours ainsi qu'une faible diffusion latérale. La technique est en développement dans le cadre du projet européen Etoile à l'université de Lyon 1.

#### **1.6.2.5 Imagerie TDM Combinée à l'Accélérateur**

Le principe est très simple et consiste à mettre une machine de TDM dans la salle de traitement, la même table sert pour le traitement sous l'accélérateur et pour l'examen pour l'obtention des images, l'isocentre est aligné sur l'origine du repère imageur.

La technique, bien que séduisante, reste extrêmement onéreuse. Les premières expériences avec cette méthode sont menées par Court *et al.* [Court 2003].

#### **1.6.2.6 Imagerie échographique**

Toujours dans un cadre de fusion d'images, des méthodes exploitant l'imagerie échographique comme image intra-traitement comparée à l'image de référence sont proposées. Une première approche est donnée dans [Troccaz 1993], les auteurs proposent un système permettant de localiser en temps réel la position de la prostate et une mise en correspondance de cette information avec l'image de pre-traitement pour mettre à jour le plan de traitement en l'adaptant aux nouvelles coordonnées.

D'autres travaux ont suivi, notamment [Serago 2002] qui proposent une étude sur la reproductibilité des résultats et le contrôle qualité. Nous aurons l'occasion de revenir sur les méthodes de combinaison des images échographiques avec les images TDM de référence dans le chapitre 5 avec notamment la méthode que nous avons mis au point dans le cadre de cette thèse.

Notons enfin le système d'échographie BAT (B-mode Acquisition and Targeting) [Lattanzi 1999], [Little 2003] dont les données peuvent être intégrées au système de planification de traitement, pour ainsi prendre en compte les mouvements de l'organe d'intérêt.

## 1.7 Conclusion

Ce premier chapitre nous a permis de passer en revue les modalités d'imagerie utilisées en radiothérapie et de souligner leur complémentarité par la nature des informations qu'elles apportent. En effet, l'examen actuellement utilisé pour la délimitation des volumes cibles est le scanner, en raison de sa précision géométrique et de l'information donnée sur les densités électroniques, nécessaires aux calculs dosimétriques. Cependant, l'imagerie par résonance magnétique permet une meilleure délimitation des volumes tumoraux dans de nombreuses localisations, et pourrait améliorer ainsi la précision de la radiothérapie conformationnelle. Des recherches sont menées pour évaluer la faisabilité de l'utilisation de l'IRM seule pour la délimitation des volumes cibles et la réalisation des calculs dosimétriques [Pasquier 2002], [Pasquier 2004]. De telles recherches impliquent dans leur sillage le développement de méthodes de mise en correspondance entre les deux modalités : scanner, IRM pour tirer avantage de l'information dosimétrique de la première et de la bonne résolution spatiale de la seconde [Palos 2004].

Quant à l'échographie, grâce à ces nombreux avantages : temps réel, non-invasivité et coût réduit, elle s'avère un excellent outil de contrôle et de repositionnement. Mais, le revers de la médaille avec cette modalité est l'absence d'information spatiale des positions des coupes et les très bas rapports signal sur bruit (RSB) et contraste sur bruit (RCB). Ces limites ont motivé le développement de méthodes et de techniques palliant ces contraintes. Les deux chapitres qui suivent traitent, respectivement, de la localisation des images échographiques et de l'amélioration de leur qualité par l'utilisation de techniques de traitement d'images et des solutions que nous apportons dans ces deux domaines.

# Chapitre 2 Repérage échographique dans l'espace

## 2.1 Introduction

La localisation tridimensionnelle et le suivi d'un objet mobile par rapport à un repère fixe joue un rôle très important dans de très nombreux domaines tels la robotique [Abi Ayad 1989], [Lemaire 1999] et l'analyse de scènes [Ballet 1997]. Ce repérage temps réel nécessite l'extraction et la mesure de caractéristiques intrinsèques comme les contours ou les arêtes mais également extrinsèques telles des marqueurs, diodes infrarouges (Light Emitting Diodes : Leds) ou rétro-réflecteur de lumière.

La stéréovision, technique qui s'inspire de la vision humaine, est certainement parmi les méthodes sans contact la plus utilisée tant par sa simplicité de mise en œuvre que par ses avantages de robustesse et de précision. Elle reste également l'unique méthode applicable dans l'environnement hostile de l'IRM interventionnelle où il s'agit d'effectuer des interventions chirurgicales alors que le patient est dans la machine d'IRM [Daanen 2000].

Ce chapitre est organisé en deux parties : la première est consacrée à des rappels des techniques utilisées pour repérer un objet dans l'espace en utilisant des transformations rigides, suivie d'un exposé sur la vision stéréoscopique et un état de l'art sur les méthodes utilisées pour la calibration des sondes échographiques. La seconde partie est consacrée, quant à elle, à la description du système de localisation, que nous avons développé, combinant stéréovision et échographie.

## 2.2 Etat de l'art

### 2.2.1 Types de localisation

La localisation d'un objet implique la mesure de ses positions successives. Les positions sont définies à partir de grandeurs géométriques (longueur, angle). Cette définition sous-entend, d'une part un objet ou partie de cet objet mobile et un repère ou référentiel fixe d'autre part.

On distingue deux types de localisations :

#### 2.2.1.1 Localisation relative

Le déplacement est mesuré par rapport aux positions antérieures de l'objet. A l'instant  $t$  ( $i > 0$ ), on mesure le déplacement par rapport à la position précédente  $t_{i-1}$ . A  $t_0$ , l'objet se trouve à sa position initiale (figure 2.1).

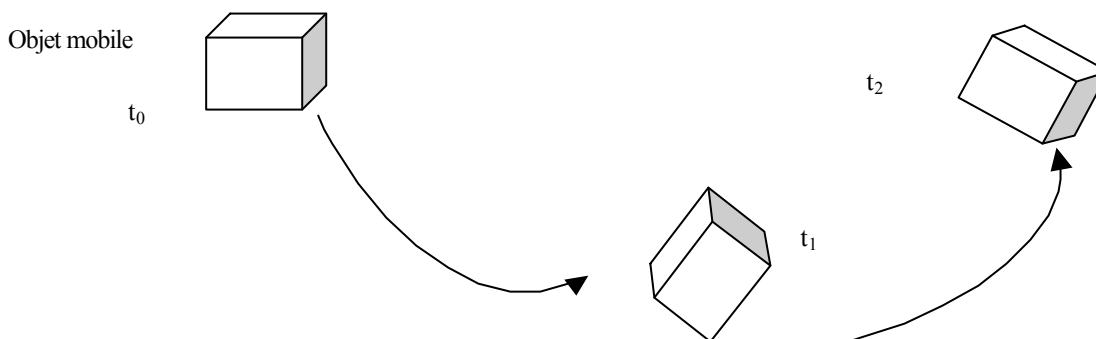


Figure 2. 1 : Localisation relative

La détermination de la position de l'objet se fait alors en combinant les positions relatives et leurs instants de captures mais comme les systèmes de mesures sont le plus souvent entachés d'erreurs, ces dernières s'accumulent et deviennent rapidement conséquentes. Généralement pour donner plus de robustesse à ces systèmes, plusieurs capteurs de position sont combinés.

#### 2.2.1.2 Localisation absolue

Dans ce second cas, le repérage de l'objet se fait par rapport à un repère fixe (figure 2.2). L'intérêt de cette méthode est de pouvoir comparer des déplacements d'un objet ou même de plusieurs objets à chaque instant de la mesure.

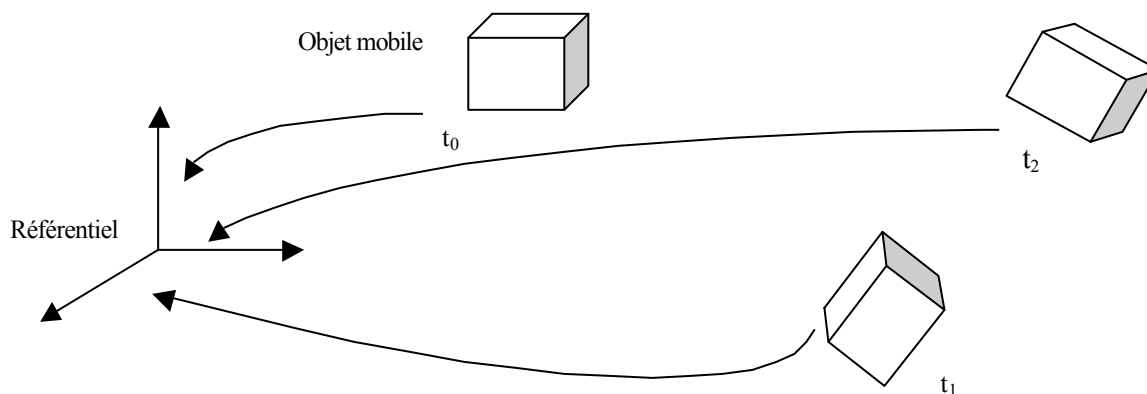


Figure 2. 2 : Localisation absolue

Cette méthode garantit une localisation permanente et surtout, contrairement au cas précédent, ne propage pas l'erreur de mesure au cours du temps. L'erreur de localisation ne dépend que de l'instant  $t$  de la mesure.

## 2.2.2 Représentations et Repérage

### 2.2.2.1 Choix du référentiel

Le repérage d'un objet est équivalent à la connaissance à tout instant de la position et de l'orientation d'un repère  $\text{Ref}_{\text{obj}}$  lié à cet objet, dont l'origine est choisie comme étant son centre de gravité, par rapport à un repère de référence  $\text{Ref}_{\text{com}}$ .

Le mouvement de l'objet peut alors être défini par un ensemble combiné de trois translations et de trois rotations relativement à  $\text{Ref}_{\text{com}}$ .

Soit  $P$  un point appartenant à l'objet. Si on note les coordonnées de  $P$  dans le repère  $\text{Ref}_{\text{obj}}$   $P_{\text{obj}} = (X_{\text{obj}}, Y_{\text{obj}}, Z_{\text{obj}})^T$  alors la relation donnant les coordonnées de  $P$  :  $P_{\text{com}}$  dans  $\text{Ref}_{\text{com}}$  s'écrit :

$$\begin{pmatrix} X_{\text{com}} \\ Y_{\text{com}} \\ Z_{\text{com}} \end{pmatrix} = R \cdot \begin{pmatrix} X_{\text{obj}} \\ Y_{\text{obj}} \\ Z_{\text{obj}} \end{pmatrix} + T \quad (2.1)$$

où  $R$  et  $T$  définissent, respectivement, les rotations et les translations de  $\text{Ref}_{\text{obj}}$  par rapport à  $\text{Ref}_{\text{com}}$ .

### Remarque

Dans un but de commodité et pour pouvoir manipuler un seul opérateur, les coordonnées homogènes sont utilisées. Les paramètres  $R$  et  $T$  sont regroupés dans une seule matrice sous la forme :

$$\begin{pmatrix} X_{\text{com}} \\ Y_{\text{com}} \\ Z_{\text{com}} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_{\text{obj}} \\ Y_{\text{obj}} \\ Z_{\text{obj}} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

La matrice  $R$  peut être caractérisée de nombreuses manières :

- 3 scalaires représentant les angles d'Euler : lacet  $\psi$ , tangage  $\theta$  et roulis  $\phi$  [Cagnac 1967] (figure 2.3).

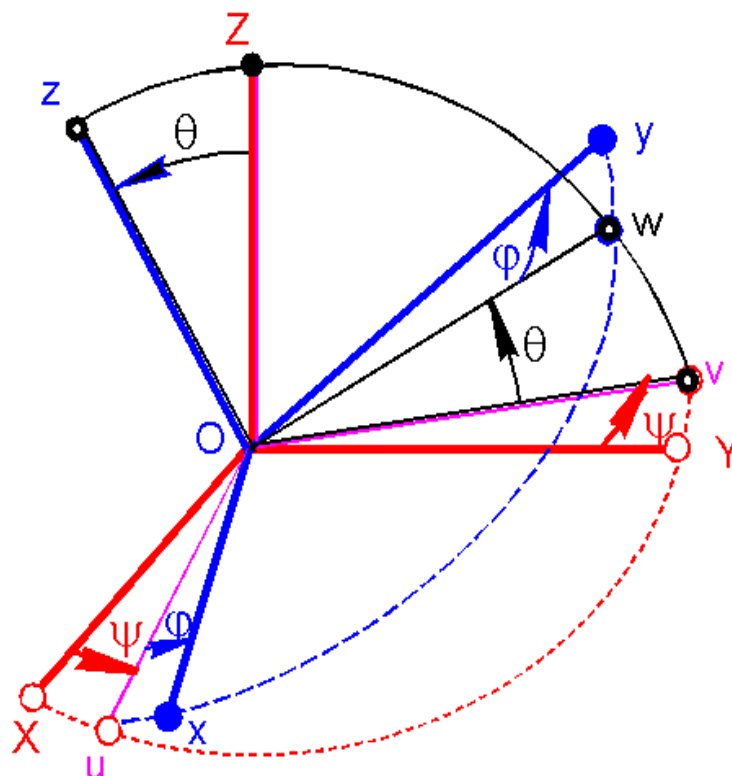


Figure 2. 3 : Angles d'Euler

- Une matrice de passage avec 9 scalaires reliés par les relations :  $R^T=R$  et les 3 vecteurs colonnes unitaires.

$$\begin{pmatrix} \cos\phi \cos\psi - \sin\phi \cos\theta \sin\psi & -\sin\phi \cos\psi - \cos\phi \cos\theta \sin\psi & \sin\theta \sin\psi \\ \cos\phi \sin\psi + \sin\phi \cos\theta \cos\psi & -\sin\phi \sin\psi + \cos\phi \cos\theta \cos\psi & -\sin\theta \cos\psi \\ \sin\phi \sin\theta & \cos\phi \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}$$

- Le Quaternion unitaire : Représentation la plus utilisée. Il est composée de 4 scalaires et une relation imposée. Un quaternion est un vecteur de  $R^4$ .

$$q = \{q_0, q_1, q_2, q_3\}, q_i \in R.$$

Les quaternions sont à l'origine une extension des nombres complexes. De la même manière que les matrices doivent être ortho-normales pour représenter une rotation, les quaternions doivent être unitaires i.e norme de  $q = 1$ .

D'une manière plus formelle, le suivi des déplacements de l'objet revient à trouver une fonctionnelle fonct telle que :

$$P_{com} = \text{fonct} (P_{obj}) \tag{2.3}$$

Cette fonctionnelle représente la relation de passage entre le référentiel objet et le référentiel commun.



L'évaluation de fonct nécessite un nombre restreint de points appartenant à l'objet (trois au minimum). Ces points sont mesurés au moyen de capteurs de mesure 3D.

### **2.2.2.2 Systèmes de mesure**

Les systèmes de mesure de coordonnées 3D se classent en deux catégories : avec contact et sans contact. Dans cette dernière, la plus répandue, on distingue :

- Les systèmes passifs qui collectent l'information intégrale du système surveillé et présentent par conséquent des inconvénients, notamment en terme de lenteur des temps de calcul, dus à l'importance de la quantité d'information à traiter. D'autant plus que l'information n'est pas toujours pertinente.
- Les systèmes actifs qui structurent l'information en créant des points significatifs ou en émettant des signaux spécifiques (ultrasons, faisceau laser,..).

Deux types de mesure sans contact existent : les télémètres et la vision stéréoscopique.

#### **2.2.2.2.1. Télémétrie**

Cette catégorie peut être décomposée en deux sous catégories : télémétrie directe par mesure du temps de vol et la télémétrie par triangulation, un recueil de ces méthodes peut être trouvé dans [Ballet 1995].

#### **2.2.2.2.2. Stéréovision**

Un système de stéréoscopie est un système mettant en œuvre plusieurs caméras qui observent la même scène. Les informations provenant de chacune des caméras sont combinées pour une interprétation en relief de la scène.

Chaque caméra est modélisée et ses paramètres sont estimés.

##### **2.2.2.2.2.1. Modèle d'une caméra**

Le modèle le plus utilisé est celui de la projection centrale ou sténopé [Zhang 1998], [Faugeras 1988], [Tsai 1987]. Ce modèle est caractérisé par deux transformations (figure 2.4) :

- Une projection qui transforme un point de l'espace 3D en un point image 2D.
- Une transformation du repère métrique lié à la caméra à un repère lié à l'image.

Ce modèle est caractérisé par des paramètres intrinsèques (distance focale, centre optique, facteurs d'échelle) inhérents à la caméra et des paramètres extrinsèques liant la caméra à son environnement extérieur.

Le modèle peut être affiné davantage en considérant les distorsions, notamment radiales, dues aux lentilles [Weng 1992], [Brand 1994], [Hany 2001].

Ces paramètres de la caméra sont calculés dans une étape de calibration.

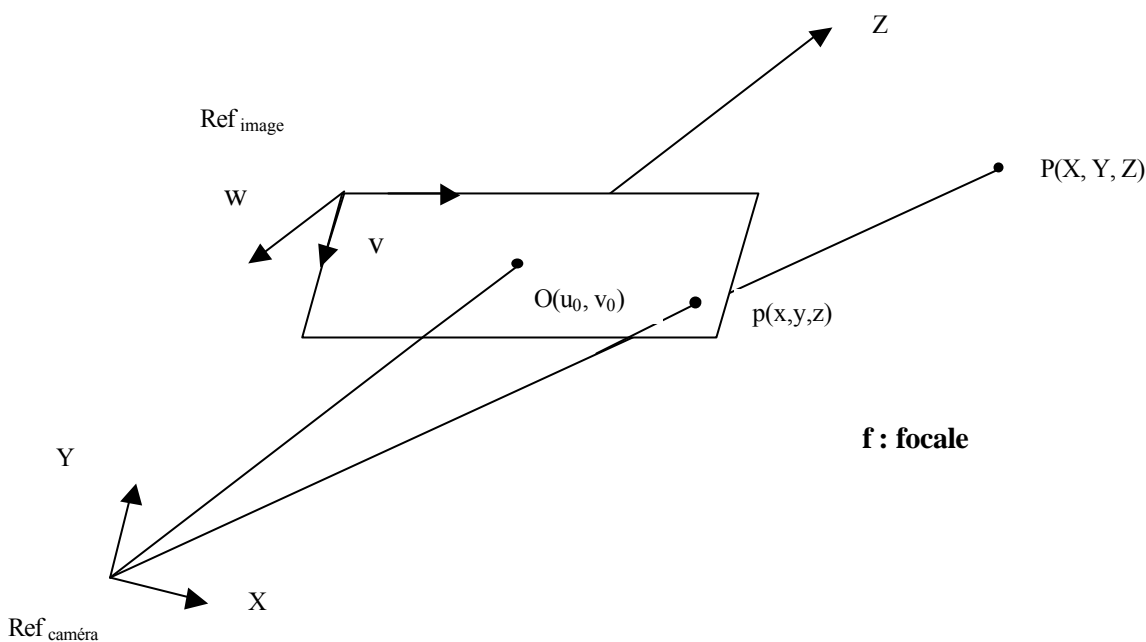


Figure 2. 4 : Modèle d'une caméra et projection

#### 2.2.2.2.2. Calibration

- Paramètres intrinsèques

Tout point  $P(X, Y, Z)$  dans  $\text{Ref}_{\text{caméra}}$ , se projette dans le plan image  $\text{Ref}_{\text{image}}$ . L'application du théorème de Thalès nous permet d'exprimer ses coordonnées par :

$$\begin{aligned} x &= f \cdot \frac{X}{Z} \\ y &= f \cdot \frac{Y}{Z} \\ z &= f \end{aligned} \quad (2.4)$$

Sous forme matricielle, avec les coordonnées homogènes, on aura :

$$\text{s.} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{f} & 0 \end{pmatrix}}_{\mathbf{P}} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

Dans l'image, les coordonnées sont mesurées en pixel dans un repère 2D  $(u, v)$ . La transformation qui associe à tout point projeté sur le plan image ses coordonnées dans le repère lié à la caméra se compose d'un changement d'échelle, d'une rotation et d'une translation [Horaud 1993] :

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_u & 0 & 0 \\ 0 & k_v & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_0 \\ v_0 \\ w_0 \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

En utilisant les coordonnées homogènes, on pose :

$$K = \begin{pmatrix} -k_u & 0 & 0 & u_0 \\ 0 & k_v & 0 & v_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

avec :

$$w = w_0 = 0$$

$K_u$  : facteur échelle axe u

$K_v$  : facteur échelle axe v

$u_0$  : coordonnée sur l'axe u du centre optique

$v_0$  : coordonnée sur l'axe v du centre optique

Les paramètres intrinsèques sont obtenus en multipliant la matrice de projection P et celle de transformation caméra-image K :

$$\begin{cases} u = -k_u \cdot f \cdot \frac{x}{z} + u_0 \\ v = k_v \cdot f \cdot \frac{y}{z} + v_0 \end{cases} \quad (2.8)$$

- Paramètres extrinsèques

Le calcul de ces paramètres est lié à l'étape de calibration. Ils décrivent la relation de passage du repère caméra au repère de la mire de calibration utilisée pour étalonner le système. On distingue deux familles de méthodes de calibration :

- Auto-calibration

Cette méthode se base sur la correspondance de points entre les images, [Faugeras 1992], [Zhang 1996], [Zeller 1996], [Ait Aider 2002]. Une matrice, dite fondamentale, reflétant la géométrie du banc stéréoscopique est calculée. Le résultat est obtenu à partir d'une connaissance *a priori* de la scène dans un repère projectif ou affine dans un espace euclidien.

- Calibration par repère externe

Dans cette catégorie, on utilise les coordonnées 3D d'un ensemble de points définis dans un repère externe et les coordonnées 2D de leurs projections dans les repères images [Tsai 1987], [Zhang 1998].

Les points appartiennent à un objet mire dont le repère est choisi comme repère commun ou repère lié à la salle  $Ref_{com}$ .

La transformation qui associe à tout point  $P(x, y, z)$  de la mire son correspondant dans le repère caméra est rigide, elle se compose d'une rotation et d'une translation.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_A \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

Pour estimer alors  $A$ , on dispose d'un ensemble de points de la mire dont on connaît les coordonnées dans  $Ref_{com}$  et les coordonnées de leurs projections dans  $Ref_{image}$ .

La transformation qui associe à tout point 3D de la mire sa projection 2D dans le plan image se déduit des transformations précédentes :

$$T_{image}^{com} = T_{caméra}^{com} \circ \text{Projection} \circ T_{image}^{caméra} \quad (2.10)$$

Ou sous une forme matricielle :

$$M = K.P.A \quad (2.11)$$

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = M \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

La matrice  $M$  est ensuite estimée aux moindres carrés [Toscani 1989] et les paramètres intrinsèques et extrinsèques sont déterminés à partir de cette matrice [Tsai 1987], [Faugeras 1992].

#### 2.2.2.2.3. Stéréo-localisation

La stéréo-localisation consiste à retrouver les coordonnées 3D d'un objet à partir de ses projections 2D sur deux images ou plus (figure 2.5).

Cette opération nécessite l'appariement entre les projections d'un même point dans les différentes images. Différents critères existent pour limiter l'espace de recherche pour l'appariement de deux points :

- Contrainte épipolaire

Introduite par [Ayache 1989], elle permet de ramener l'espace de recherche d'un plan à une droite (figure 2.6).

Les points  $P$ ,  $C1$  et  $C2$  définissent le plan épipolaire, l'intersection de ce plan avec les plans de chaque image définit les droites épipolaires.

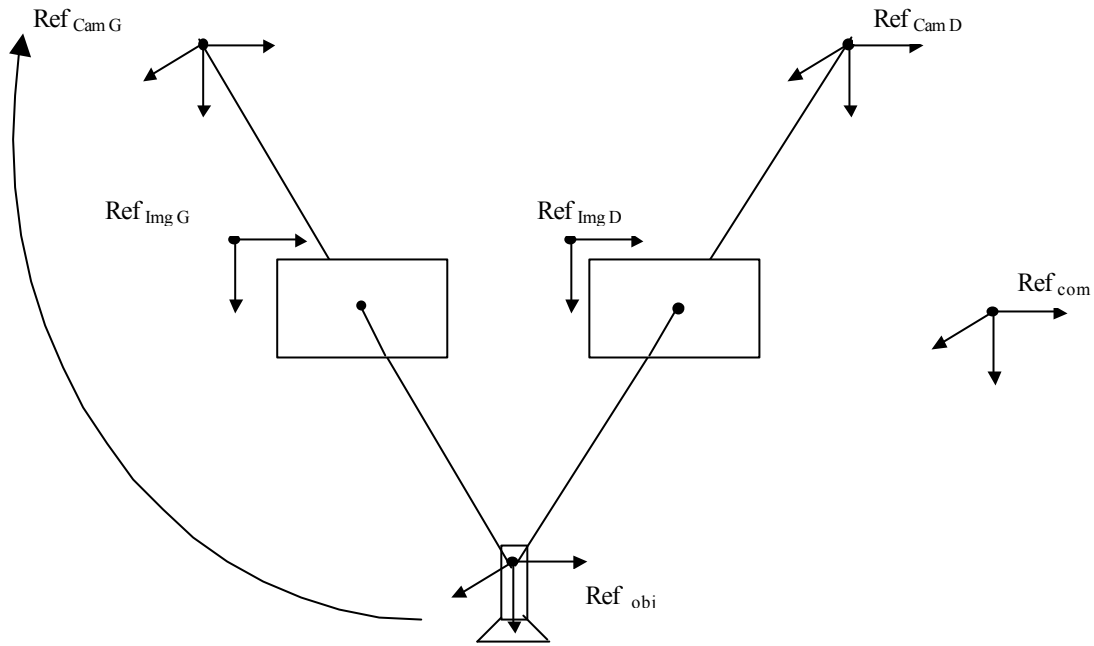


Figure 2. 5 : Suivi d'un objet par deux caméras

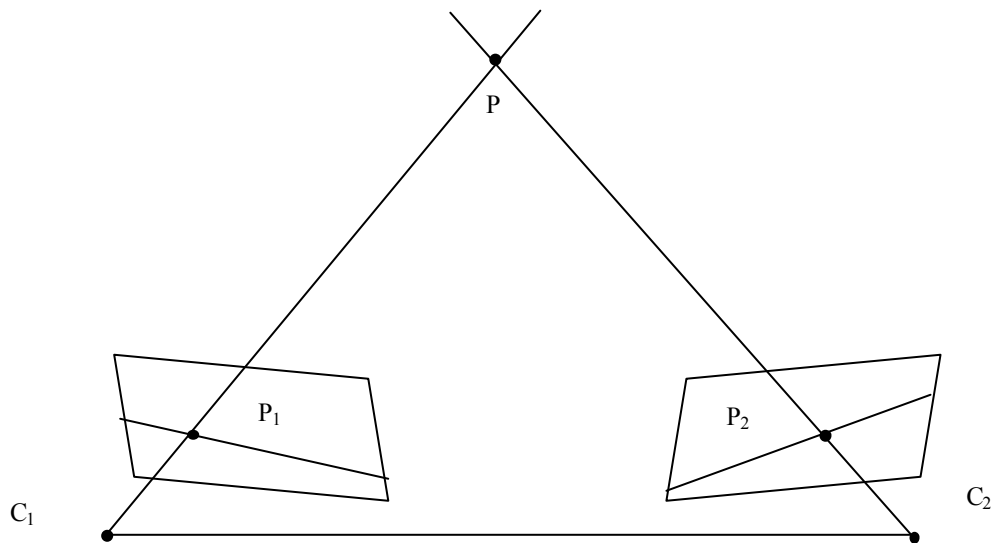


Figure 2. 6 : Géométrie épipolaire

La contrainte épipolaire stipule que la projection d'un point  $P$  sur l'image de gauche, respectivement de droite, sera située sur la ligne épipolaire de l'image gauche, respectivement de droite et, par conséquent, en prenant un point de la ligne épipolaire sur une des images, son correspondant sur l'autre image va appartenir à la ligne épipolaire de cette image.

- Autres contraintes

D'autres types de contraintes (de disparité, d'ordre, hiérarchique) existent et permettent

de réduire le nombre et les erreurs d'appariement. Une revue de ces contraintes peut être trouvée dans [Horaud 1993].

#### 2.2.2.2.4. Calcul des coordonnées 3D

Une fois la calibration réalisée, on dispose pour chaque caméra d'une matrice de paramètres  $M$  qui permet d'associer à chaque point 2D de l'image ses coordonnées 3D :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}$$

L'écriture matricielle précédente se met sous forme de système d'équations :

$$\begin{cases} u = \frac{m_{11}.X + m_{12}.Y + m_{13}.Z + m_{14}}{m_{31}.X + m_{32}.Y + m_{33}.Z + m_{34}} \\ v = \frac{m_{12}.X + m_{22}.Y + m_{23}.Z + m_{24}}{m_{31}.X + m_{32}.Y + m_{33}.Z + m_{34}} \end{cases} \quad (2.13)$$

Dans le cas d'une stéréovision à base de 2 caméras, on dispose de deux matrices (une pour chacune des caméras) :

$$\begin{pmatrix} su_g \\ sv_g \\ s \end{pmatrix} = M_g \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \text{ pour la camera gauche et } \begin{pmatrix} su_d \\ sv_d \\ s \end{pmatrix} = M_d \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \text{ pour la caméra de droite}$$

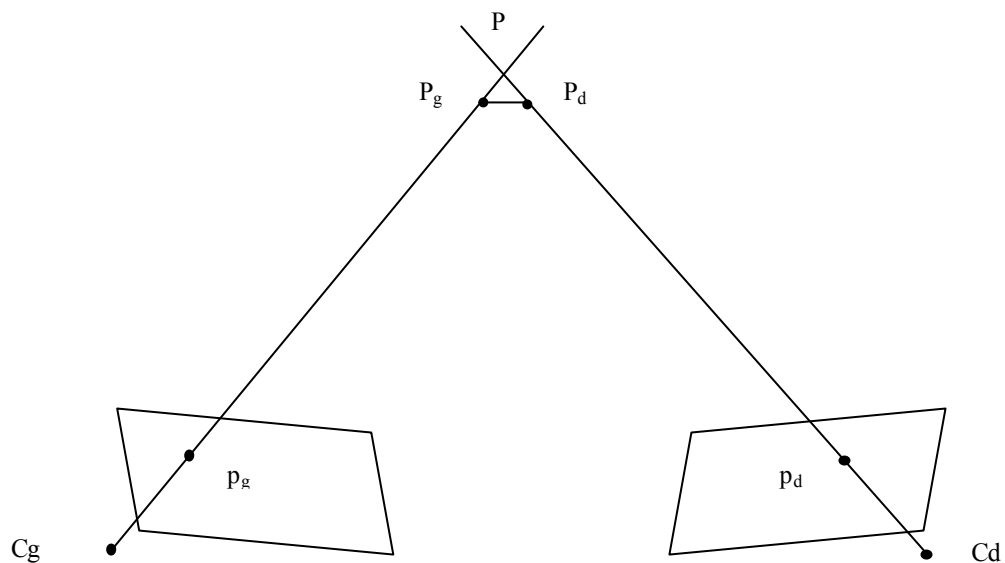
Ce modèle peut être inversé et mis sous la forme :

$$\begin{cases} a_1.X + b_1.Y + c_1.Z + d_1 = 0 \\ a_2.X + b_2.Y + c_2.Z + d_2 = 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

ou encore :

$$\begin{cases} X = \alpha_1.Z + \beta_1 \\ Y = \alpha_2.Z + \beta_2 \end{cases} \quad (2.15)$$

A partir des projections sur l'image de gauche  $p_g$  et celle de droite  $p_d$  d'un point  $P$ , ses coordonnées 3D dans le repère commun peuvent être estimées en calculant le point d'intersection des 2 gerbes  $(C_g p_g)$  et  $(C_d p_d)$ . Cependant, ce point peut ne pas exister à cause des erreurs de mesure. Il doit alors être estimé en prenant le milieu du segment  $(P_g P_d)$  (figure 2.7) [Coste 1997].



**Figure 2.7 : Intersection des gerbes perspectives issues des projections**

Dans la section qui suit, nous introduisons les méthodes de localisation utilisées pour suivre les mouvements d'une sonde échographique.

Pour les lecteurs intéressés une étude plus détaillée et comparative des systèmes de localisations utilisés dans le cadre de la chirurgie assistée par l'ordinateur peut être trouvée dans [Chassat 2001].

### 2.2.3 Repérage de l'image échographique dans la salle

L'échographie est une modalité d'imagerie peu coûteuse, non invasive pour le patient et le praticien et se prête très bien aux conditions intra-opératoires. Cependant, les images produites, contrairement aux autres modalités, ne fournissent pas d'informations sur la position spatiale de la coupe dans la salle de traitement et il n'existe pas de relation entre les coupes. Des systèmes de mesure sont alors utilisés pour évaluer la transformation  $T_{us}^{com}$  qui relie le repère de l'image échographique  $R_{us}$  au repère commun  $R_{com}$  fixé dans la salle de traitement (figure 2.8).

Cette problématique a motivé beaucoup de recherches et de nombreuses solutions ont vu le jour. Les solutions proposées utilisent toutes un système de localisation fixé sur la sonde pour connaître sa position et son orientation. Les systèmes de localisation peuvent être acoustiques, magnétiques, mécaniques ou optiques [Fenster 2001]. L'utilisation de tels systèmes offre l'avantage de ne pas modifier l'utilisation de la sonde échographique.

#### 2.2.3.1 Types de Repérage

Les performances des différents systèmes qui suivent sont évaluées en comparant les mesures effectuées par le système aux mesures réelles connues par construction. Il s'agit donc de précision statique.

##### 2.2.3.1.1. Repérage acoustique

Le principe de ce type de repérage est de mesurer le temps de propagation d'un signal sonore en se basant sur la vitesse de propagation du son dans l'air. Pour cela, des émetteurs sonores et des microphones sont utilisés.

[King 1991] utilise 3 émetteurs et 4 microphones placés dans une configuration fixe. Lorsque l'émetteur produit une impulsion de l'ordre de 60 kHz, les délais entre l'émission et la réception du signal par chacun des microphones sont enregistrés. La position est alors obtenue par triangulation. Plus récemment, le principe est utilisé par [Hata 1997].

Les précisions sont de l'ordre de 1 mm pour les translations quant aux précisions des rotations, elles dépendent des positions relatives des différents émetteurs sur la sonde. Pour des précisions inférieures à 0.5°, il faut une distance entre deux émetteurs de l'ordre de 10 cm, ce qui peut être un inconvénient pour la manipulation de la sonde.

Ces systèmes sont très sensibles à la variation de température qui a une incidence directe sur la vitesse du son. Ils peuvent également être perturbés par les réflexions des sons sur les surfaces planes.

##### 2.2.3.1.2. Repérage magnétique (Electromagnétique)

Les systèmes de repérage électromagnétique utilisent un émetteur et un récepteur. La position et l'orientation du récepteur par rapport à l'émetteur sont calculées par l'analyse du courant électrique induit dans les bobines du récepteur par le champ magnétique créé par l'émetteur.

Deux types de systèmes existent : les systèmes à courant continu (DC) et à courant alternatif (AC). Les systèmes AC offrent une meilleure précision : 0.8 mm pour les translations et 0.15° pour les rotations, quant aux systèmes DC, la précision en translation est de l'ordre de 2.5 mm.



Cependant, ces systèmes sont très sensibles à leur environnement et les objets métalliques qui peuvent s'y trouver. Ainsi, [Birkfellner 1998A] fait une comparaison entre différents systèmes commerciaux et constate des erreurs de 1 à 15 mm et de 1° à 4° lorsque l'émetteur est positionné sur certaines sondes. Dans [Leotta 1996], des erreurs de plusieurs centimètres sont constatées à proximité d'objets métalliques.

Plusieurs autres auteurs ont utilisé ce type de systèmes [Rohling 1996], [Carr 1996], [Prager 1997], [Detmer 1997], [Barry 1997], [Robert 1999B], [Penney 2001], [Pagoulatos 2001] pour leur facilité de mise en œuvre et la grande maniabilité possible de la sonde.

### **2.2.3.1.3. Repérage par bras mécanique**

La sonde est fixée au bout d'un bras mécanique formé de segments reliés par des articulations. Chacune des articulations supporte un ou plusieurs potentiomètres qui mesurent les variations d'angles. La position et l'orientation de la sonde sont estimées à partir de la géométrie des segments et les angles entre deux segments.

L'avantage de cette méthode est de permettre une bonne précision de l'ordre de 0.4 mm à de hautes fréquences de mise à jour. Cependant, la précision est inversement proportionnelle à la maniabilité de la sonde.

La méthode est utilisée par [Troccaz 1993], [Baba 1999] et [Robert 1999A].

### **2.2.3.1.4. Repérage optique**

Cette méthode consiste à utiliser des capteurs optiques (caméras) et des marqueurs installés sur la sonde. Comparée aux autres méthodes, elle offre une meilleure précision (0.1 mm) et une plus grande fréquence de lecture.

Ce type de localisation est très répandu [Henry 1997], [Hadley 1998], [Sato 1998], [Birkfellner 1998B]. Il existe également des solutions commerciales parmi lesquelles OptoTrak [Optotrak 2004] et Polaris [Polaris 2004].

Notons enfin l'approche hybride proposée par [Birkfellner 1998B] qui combine un repérage électromagnétique et un repérage optique pour bénéficier des avantages de chacune des méthodes.

Une comparaison des différents systèmes est donnée dans [Robert 1999A] ainsi que dans [Rousseau 2003A], [Rousseau 2003B] qui propose également une méthode de calibration temporelle et spatiale des sondes échographiques.

## **2.2.3.2 Calibration du repère de l'image**

### **2.2.3.2.1. Principe**

Quel que soit le type de repérage utilisé, le calcul de la position et de l'orientation du repère de l'image échographique par rapport au repère commun nécessite l'évaluation de la transformation  $T_{us}^{sonde}$  reliant le référentiel image à celui de la sonde  $R_{sonde}$ . En effet, la transformation  $T_{us}^{com}$  peut s'écrire sous la forme (figure 2.8) :

$$T_{us}^{com} = T_{sonde}^{com} \circ T_{us}^{sonde} \quad (2.16)$$

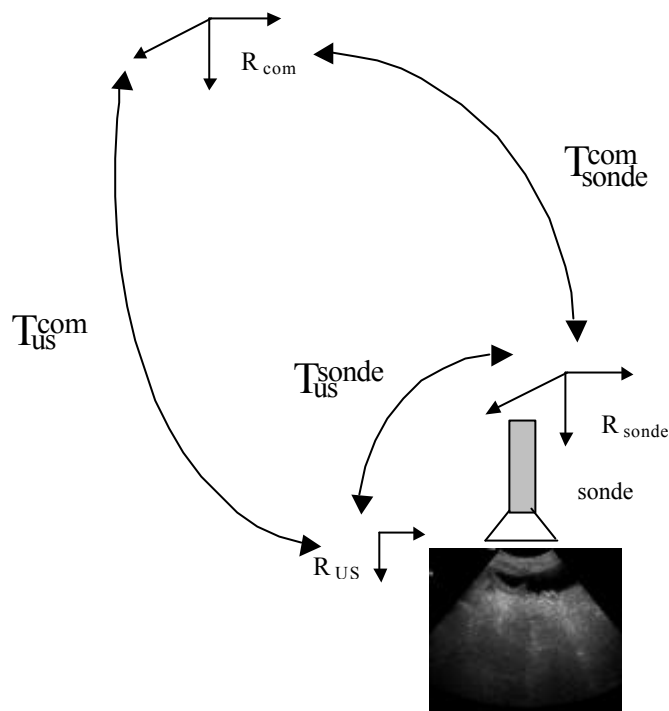


Figure 2. 8 : Repérage de l'image par rapport au référentiel commun

$T_{sonde}^{com}$  est la transformation qui suit les déplacements de la sonde échographique dans la salle de traitement. Elle doit être évaluée à chaque nouvelle position de la sonde.

$T_{US}^{sonde}$  est la transformation d'étalonnage de l'échographe. Elle est constante, son évaluation nécessite de placer le plan de coupe de façon à pouvoir détecter la position et l'orientation du repère image à l'aide de points caractéristiques dans celle-ci.

La création de ces points caractéristiques nécessite l'emploi de fantômes, ou de mires spécifiques avec une géométrie bien connue, pour la calibration. Les mires varient en fonction des attributs géométriques servant de repère : points, droites ou plans.

#### 2.2.3.2.2. Fantômes d'étalonnage

Rohling [Rohling 1997] distingue 4 types de fantômes :

##### 2.2.3.2.2.1. Fantôme avec fils croisés

Deux fils croisés sont placés dans un bassin d'eau [Detmer 1997] (figure 2.9). Le point d'intersection des deux fils est scanné plusieurs fois avec différentes inclinaisons et orientations de la sonde. Les coordonnées du point C, choisi comme origine du repère fantôme, satisfont à l'équation :

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = M_{us}^{fant} \cdot \begin{pmatrix} su \\ sv \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

où  $su$  et  $sv$  sont les coordonnées du point engendré par les fils dans l'image échographique.

Les 3 premières lignes du système donnent 3 équations avec comme inconnues les 6 paramètres (3 paramètres de translation et 3 paramètres de rotation) de  $T_{us}^{fant}$ . Avec  $n$  images, le nombre d'équation du système sera de  $3n$  et peut être résolu par des méthodes itératives comme celle de Levenberg-Marquardt [Press 1988].

Une autre variante de cette technique dite des points est proposée dans [Muratore 2001]. Les auteurs n'utilisent pas un fantôme spécifique pour générer des points spécifiques dans l'image échographique. Ces derniers sont produits en scannant les extrémités d'un pointeur (stylo) optique. Les coordonnées de ce dernier sont calculées par le système de repérage optique OptoTrak.

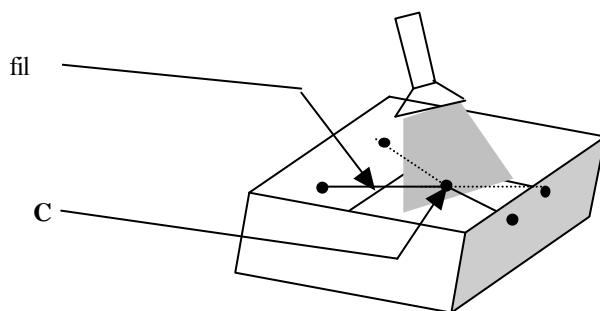


Figure 2. 9 : Fantôme des fils croisés

#### 2.2.3.2.2.2. Fantôme avec 3 fils orthogonaux

Dans un bassin d'eau, 3 fils sont placés dans des directions orthogonales [Carr 1996]. L'origine du repère fantôme est choisie au point C, point d'intersection des fils (figure 2.10) et ses axes sont orientés suivant les fils. Le protocole utilisé se base sur la création de points dans l'image échographique en scannant dans divers endroits et avec plusieurs orientations de la sonde chacun des fils.

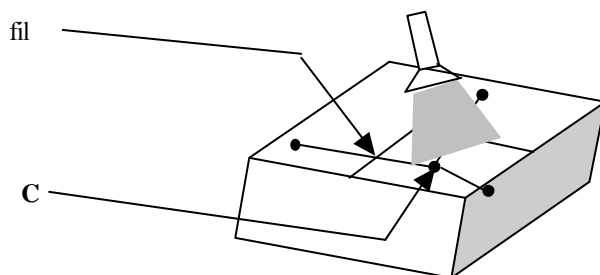


Figure 2. 10 : Fantôme des 3 fils

Suivant l'axe scanné, les coordonnées du point créé par le fil dans l'image vérifient certaines propriétés :

Pour l'axe des X, par exemple, les points vérifient le système :

$$\begin{pmatrix} \alpha \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = M_{\text{us}}^{\text{fant.}} \begin{pmatrix} \text{su} \\ \text{sv} \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

où  $\alpha$  est la coordonnée sur l'axe X du point d'intersection.

Les deux composantes nulles du système nous permettent d'avoir 2 équations avec les 6 inconnues de la transformation  $T_{\text{us}}^{\text{sonde}}$ . Donc 3 images suffiront pour le calcul de tous les paramètres mais, malheureusement il y a des sources d'erreurs possibles, on préfère donc utiliser plus d'images. Le système ainsi obtenu sera optimisé comme précédemment par la méthode de Levenberg-Marquardt.

La précision de la calibration dépend de l'orthogonalité et de la droiture des fils. Comparée à la méthode des fils croisés, celle-ci présente l'avantage de faciliter la prise des coupes qui se font le long des fils et non sur un seul point.

#### 2.2.3.2.2.3. Fond-Fantôme

Lors de l'utilisation des deux méthodes précédentes, le fond du fantôme produisait des lignes claires dans les images échographiques, d'où est née l'idée d'ôter les fils et de scanner juste le fond du bassin (figure 2.11) [Prager 1997].

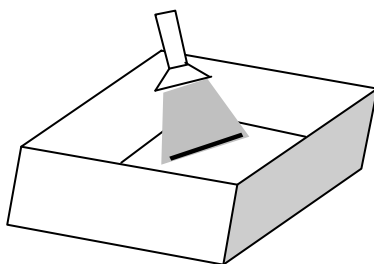


Figure 2. 11 : Fantôme des 3 fils

Si l'origine du repère du fantôme est choisi sur le fond et l'axe Z orthogonal au fond, les pixels des lignes apparues sur l'image satisferont au système :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = M_{\text{us}}^{\text{fant.}} \begin{pmatrix} \text{su} \\ \text{sv} \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées dans le repère du fantôme des points de la ligne et comme cette ligne apparaît sur le fond (plan XY), les coordonnées Z sont nulles.

La composante nulle permet d'avoir une équation mais l'équation peut être écrite sur deux pixels sur la ligne (un droite est définie par deux points), donnant ainsi deux équations par plan de coupe. Avec  $n$  coupes, on a un système avec  $2n$  équations, optimisé par l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

L'inconvénient de la méthode est l'incertitude dans la détection de la ligne lorsque la sonde est inclinée d'un angle important. En effet, l'épaisseur de coupe, par conséquent de la ligne également, est proportionnelle à l'angle.

#### 2.2.3.2.2.4. Fantôme de Cambridge

Une nouvelle méthode est proposée par [Prager 1997] pour pallier les inconvénients du fond-fantôme. Le fantôme est composé d'une bride où est insérée la sonde. Le bride est liée à une barre montée entre deux roues (figure 2.12). Le principe de la méthode est de détecter sur les images échographiques, les lignes produites par la barre. Comme celle-ci est fixée aux centres des roues par ses extrémités hautes, ces dernières restent à une hauteur constante du fond quand les roues tournent. Puis le protocole est le même que pour la méthode du fond fantôme.

L'avantage de cette méthode est de réduire l'épaisseur de la ligne à celle de la barre qui est bien centrée au milieu du faisceau ultrasonore et de garantir ainsi des images plus contrastées.

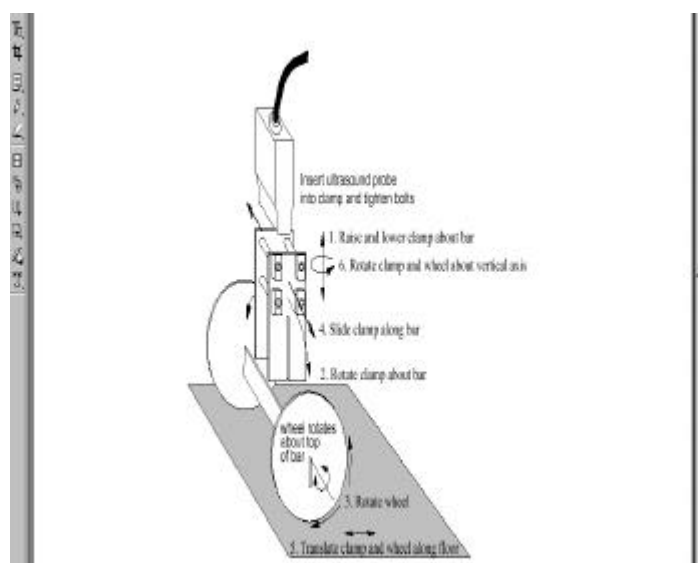


Figure 2. 12 : Fantôme de Cambridge

Une comparaison des différentes méthodes est rapportée par Prager [Prager 1997].

D'autres variantes de fantômes existent : Dans [Sato 1998], les points caractéristiques sont générés par les extrémités du fantôme, dans [Leotta 1996] ils sont générés par une bille de 1.5 mm de diamètre. Enfin [Blackall 2000] calibre des sondes échographiques tridimensionnelles par une méthode de recalage basée sur les voxels.

Parmi les travaux les plus récents [Lango 2000] propose une amélioration de la méthode du fond et reporte de meilleures performances que la méthode classique. [Bouchet 2001] s'intéresse à l'utilisation d'échographie 3D pour le repositionnement du patient en radiothérapie du crâne. Les performances de plusieurs fantômes sont testées notamment dans le cas de présence de bruit. Le fantôme qu'ils utilisent est composé de 39 fils de nylon disposés de sorte à former 13 formes Z placées à 13 profondeurs différentes et à des positions parfaitement connues. Les coordonnées du fantôme sont connues par rapport au repère commun à l'aide de 5 diodes LED repérées par le système Polaris. Les erreurs rapportées sont de l'ordre de 0.2 mm dans le sens de l'épaisseur de la coupe, 0.9 mm dans le sens lateral et 0.6 mm dans le sens axial. [Lange 2002] utilise des sondes 3D pour l'acquisition de volumes. Ces sondes bien que ne nécessitant pas de calibration, sont calibrées pour pouvoir régénérer des coupes 2D pour la navigation et la visualisation intra-opératoire. [Lindseth 2003A] évalue le processus de calibration en s'intéressant aux

types de fantômes, l'influence du modèle de la sonde, l'extraction des points... Dans une autre étude [Lindseth 2003B], il propose une méthode automatique et robuste, prenant en compte notamment la vitesse du son dans les tissus, pour évaluer l'exactitude de la navigation échographique 3D.

## 2.3 Méthode

Dans cette section nous présentons une méthode de localisation basée sur la stéréovision et l'imagerie échographique. Nous commençons par décrire une manière rapide de calibrer des caméras et une autre pour la calibration d'un échographe dans un environnement de localisation optique.

### 2.3.1 Suivi de la sonde échographique

Nous avons opté pour un système de stéréovision à base de 2 caméras CCD (Charge Coupled Devices) de 577 x 581 pixels de résolution, sensibles aux rayonnements infrarouges, équipées d'objectifs de focale 16 mm. L'interfaçage des caméras avec le PC se fait en utilisant le système SYSLAV développé par notre équipe [Coste 1997]. Ce dernier, outre son coût réduit, emploie des caméras standards, contrairement aux systèmes commerciaux, et permet une acquisition vidéo en temps réel dont l'entrée est exploitée par la suite pour acquérir les images produites par un échographe.

L'espace de travail calibré est de 500x500 mm.

#### 2.3.1.1 Calibration des caméras

D'après l'équation 2.12, nous obtenons le système :

$$s \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix}$$

avec la contrainte :

$$s = m_{31} \cdot X + m_{32} \cdot Y + m_{33} \cdot Z + m_{34}$$

Après développement on obtient :

$$\begin{aligned} s \cdot u &= (m_{11} \cdot X + m_{12} \cdot Y + m_{13} \cdot Z + m_{14}) \\ s \cdot v &= (m_{21} \cdot X + m_{22} \cdot Y + m_{23} \cdot Z + m_{24}) \end{aligned} \tag{2.20}$$

Il faut donc calculer 11 paramètres. Pour les déterminer, il faut au moins 6 points dont on connaît les coordonnées 2D et les coordonnées 3D. A cet effet nous utilisons une grille de calibration que nous allons déplacer dans l'espace. Sur cette grille, nous disposons N (Led). Nous connaissons donc N positions 2D et 3D.

Le système 2.20 est équivalent à :

$$m_{11} \cdot X + m_{12} \cdot Y + m_{13} \cdot Z + m_{14} - u \cdot (m_{31} \cdot X + m_{32} \cdot Y + m_{33} \cdot Z + m_{34}) = 0$$

$$m_{21}X + m_{22}Y + m_{23}Z + m_{24} - v \cdot (m_{31}X + m_{32}Y + m_{33}Z + m_{34}) = 0$$

L'utilisation des N données nous donne sous forme matricielle :

$$B \cdot \begin{pmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ \vdots \\ m_{34} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{ou} \quad B \cdot X = (0) \quad \text{avec} \quad X = \begin{pmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ \vdots \\ m_{34} \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad (2.21)$$

Où B, X, (0) sont respectivement de dimensions (2Nx12), (12x1) et (2Nx1).

$$B = \begin{pmatrix} \dots & & & & & & & & & & & \dots \\ \dots & \dots & & & & & & & & & & \dots \\ X_i & Y_i & Z_i & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u_i(X)_i & -u_i(Y)_i & -u_i(Z)_i & -u_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_i & Y_i & Z_i & 1 & -v_i(X)_i & -v_i(Y)_i & -v_i(Z)_i & -v_i \\ \dots & & & & & & & & & & & \dots \\ \dots & & & & & & & & & & & \dots \end{pmatrix}$$

Calibrer la caméra revient donc à rechercher X tel que B.X=0. Nous remarquons que, comme nous travaillons avec des coordonnées homogènes, si X est solution alors  $\tilde{e}X$  est aussi solution.

En pratique, ce système d'équations linéaires n'admet pas de solution exacte à cause de la présence de bruit dû à « l'imprécision ». Le problème est alors la minimisation de  $\|BX\|^2$  avec pour contrainte  $\|X\|=1$ .

Posons

$$C(X) = \|BX\|^2 = X^T \cdot B^T \cdot B \cdot X. \quad (2.22)$$

Le problème est :

Minimiser C(X) avec  $\|X\|=1$

C'est à dire :

En introduisant le multiplicateur de Lagrange, minimiser :

$$C_i(X) = X^T \cdot B^T \cdot B \cdot X + \tilde{e}(1 - X^T X) \quad (2.23)$$

La solution  $\hat{X}$  vérifie

$$\frac{\partial C_i}{\partial X} = 0 \quad (2.24)$$

Comme  $\frac{\partial C_i}{\partial X} = 2B^T \cdot B \cdot X - 2\tilde{e} \cdot X$  alors  $\hat{X}$  vérifie  $B^T \cdot B \cdot \hat{X} = \tilde{e} \cdot \hat{X}$ .

Par conséquent,  $\hat{X}$  est un vecteur propre de norme 1 de  $B^T \cdot B$ .

Pour  $X = \hat{X}$  :

$$C_i(\hat{X}) = \hat{X}^T \cdot B^T \cdot B \cdot \hat{X} + \epsilon(1 - \hat{X}^T \hat{X}) \quad (2.25)$$

$$C_i(\hat{X}) = \epsilon \hat{X}^T \cdot \hat{X} + \epsilon - \epsilon \hat{X}^T \cdot \hat{X} = \epsilon \quad (2.26)$$

Comme on veut minimiser l'équation 2.23,  $\hat{X}$  est le vecteur propre de norme 1 associé à la valeur propre minimale de la matrice  $B^T \cdot B$ .

### 2.3.1.2 Obtention des points et calcul

La mire de calibration utilisée est constituée d'un ensemble de 56 Leds, réparties de façon non uniforme sur une plaque de plexiglas de dimension 36 x 30 cm. La plaque peut être positionnée à quatre niveaux grâce à un support prévu à cet effet (figure 2.13).

Nous obtenons ainsi un ensemble de 224 points de référence indépendants (répartition non uniforme dans l'espace de travail). Les coordonnées 3D des leds sont connues par construction dans le référentiel lié à la mire. Les coordonnées 2D des projections dans le plan image caméra sont extraites directement par la carte d'acquisition SYSLAV [Coste 1997] avec une précision de 0.3 mm.

La résolution du système 2.21 est réalisée alors par la méthode de décomposition en valeurs singulières (Singular Value Decomposition) [Press 1988].

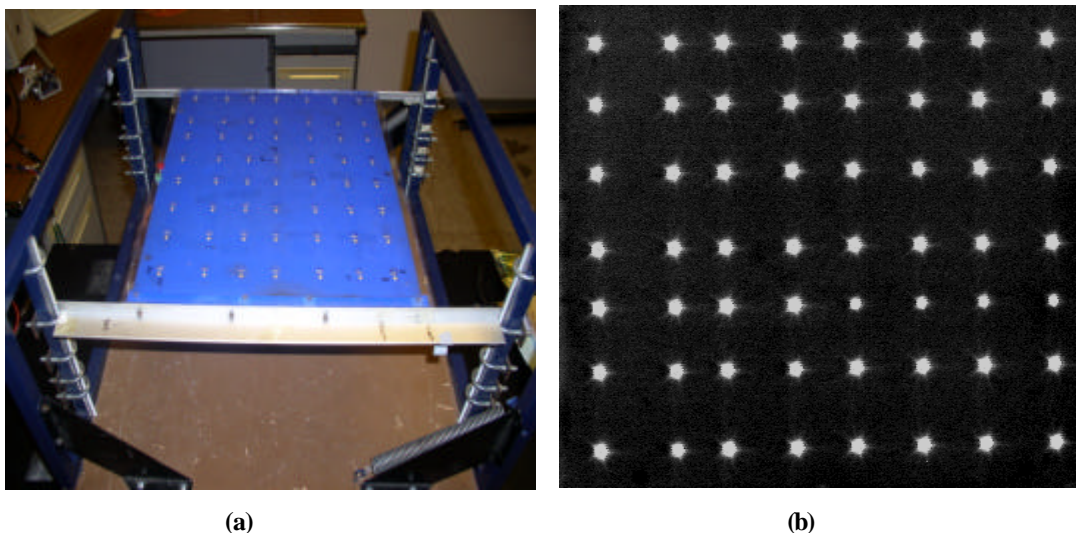


Figure 2. 13 : (a) Mire de calibration de 7x8 led et son support. (b) projection des Leds sur le plan image.

### 2.3.1.3 Repérage de la sonde

Après calibration et obtention de la matrice homogène de chacune des caméras, un



support comportant 3 Leds infrarouges est monté sur la sonde. Les Leds sont positionnées de sorte à avoir des hauteurs (coordonnées Z) différentes pour améliorer l'appariement de leurs projections sur les images caméras et apporter plus de précision lors de la résolution du système d'équations. Les positions 3D des Leds sont connues dans le référentiel sonde (figure 2.14). Le support des leds est un plateau carré de 85 mm de côté. Il est monté à une hauteur de 160 mm de l'extrémité de la sonde, ce qui laisse une liberté de manipulation au praticien et assure une plus grande visibilité pour les caméras.

A partir des images obtenues par les caméras, les Leds sont appariées en se basant sur des contraintes d'épipolarité et leur coordonnées 3D sont calculées dans le repère commun (figure 2.15).

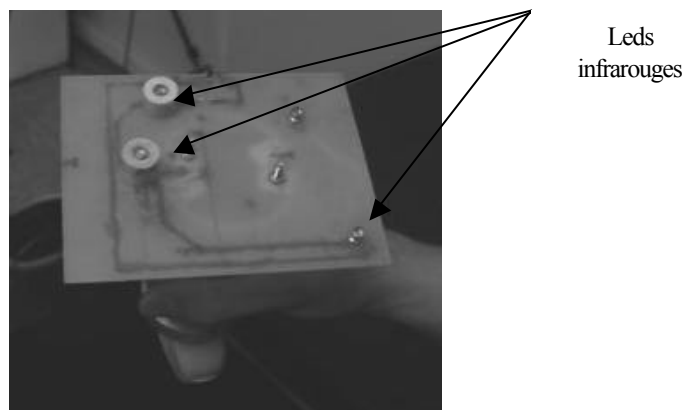


Figure 2. 14 : Support des Leds installées sur la sonde échographique

L'évaluation de la relation liant ce dernier au référentiel sonde se fait en résolvant le système :

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} = M_{sonde}^{com} \begin{pmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.27)$$

où  $(x_c, y_c, z_c)$  coordonnées d'une Led dans  $Ref_{com}$  et  $(x_s, y_s, z_s)$  ses coordonnées dans  $Ref_{sonde}$ .

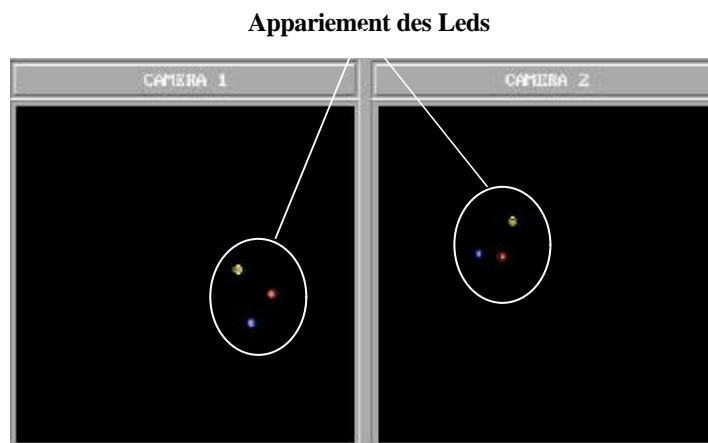


Figure 2. 15 : Détection et appariement des Leds de la sonde échographique

L'évaluation de ce système est faite en utilisant une méthode basée sur les quaternions. Cette méthode est plus efficace que la méthode SVD dans le cas de la 3D [Besl 1992].

### 2.3.2 Etalonnage de l'échographe

Nous avons utilisé un échographe portable Sonosite 180 Plus avec une sonde abdominale C60 de 5 MHz de fréquence et 60 mm d'ouverture (Figure 2.16). Des profondeurs d'exploration allant de 74 à 120 mm sont utilisées. Les paramètres des images acquises sont résumés en table 2.1.



Figure 2. 16 : Echographe portable utilisé pour les tests

Profondeur (mm)	Résolution (mm/pixel)
74	0.553 x 0.452
98	0.654 x 0.522
120	0.745 x 0.606

Table 2.1 : Paramètres des images échographiques utilisées pour la calibration de la sonde

Pour étalonner l'échographe, nous avons choisi d'utiliser le fantôme des 3 fils. Le fantôme est formé d'un récipient en PVC de 300x300x200 mm dans lequel sont plongés 3 fils métalliques de 0.5 mm de diamètre. Les angles formés entre les fils sont estimés à  $89.55^\circ \pm 0.5$ . Cependant, dans un but de repérage du fantôme dans la salle de traitement et par la même occasion de simplification des calculs, nous avons installé sur le fantôme 3 Leds infrarouges et nous avons mesuré leurs coordonnées dans le référentiel du fantôme  $R_{fant}$  dont l'origine, pour rappel, est le point d'intersection des 3 fils et les axes orientés le long des 3 fils (figure 2.17).

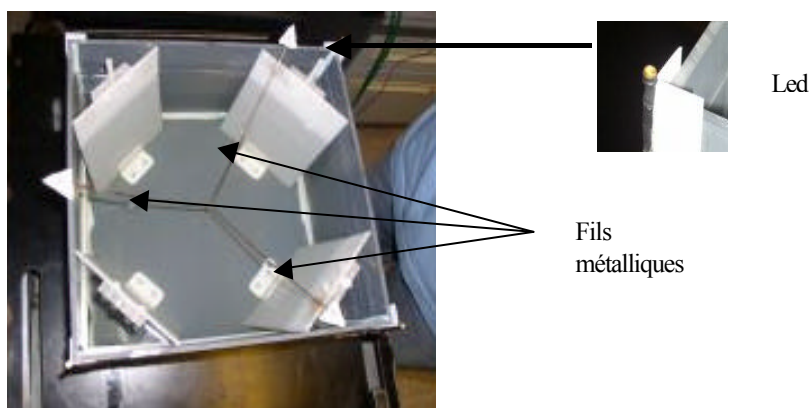
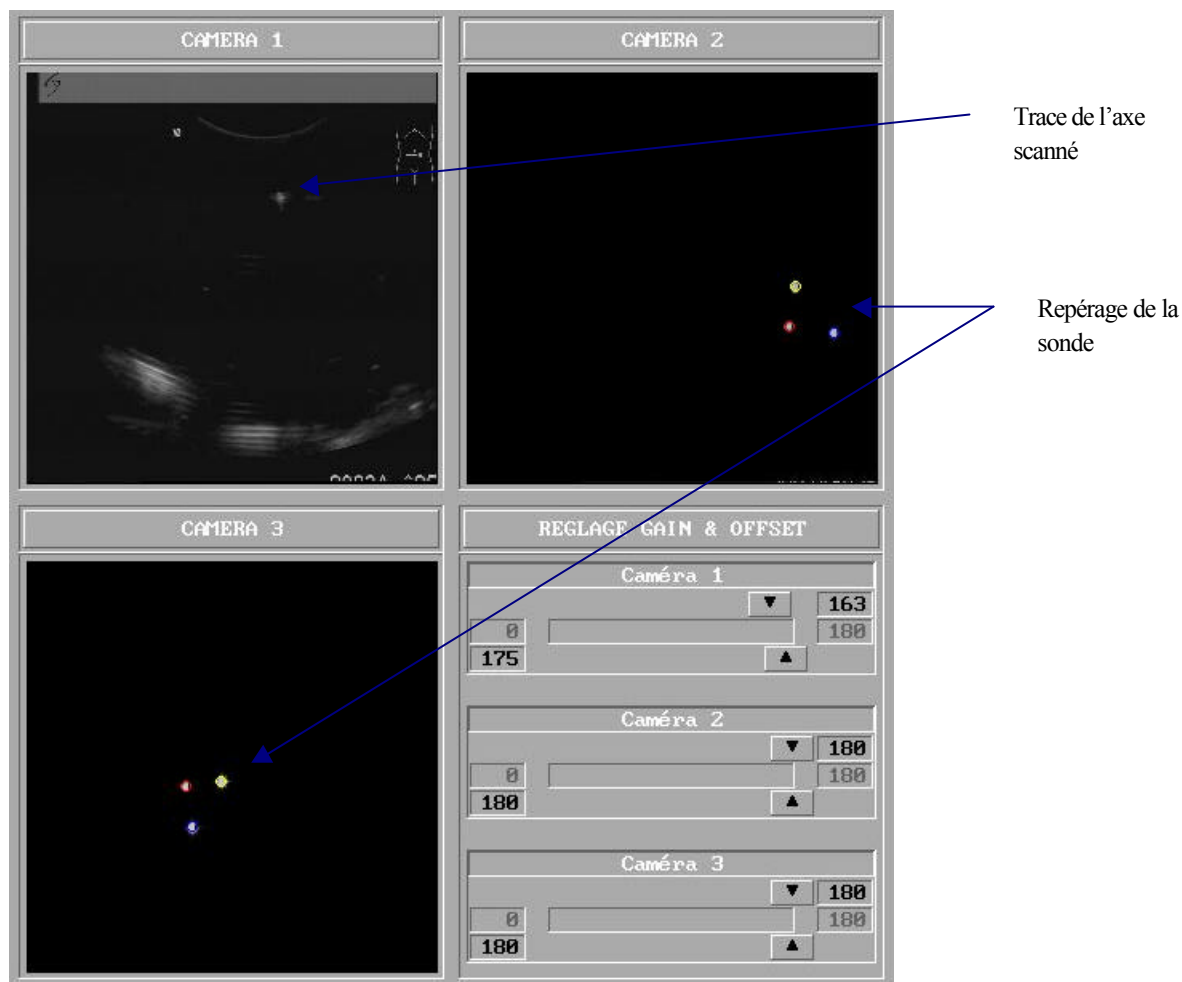


Figure 2. 17 : Fantôme d'étalonnage avec les leds pour le repérer dans la salle de traitement

Nous avons suivi la procédure habituelle utilisée pour ce genre de fantôme tout en suivant les déplacements de la sonde par le système de localisation. Les points caractéristiques dans l'image échographique sont générés en scannant les fils du fantôme (figure 2.18). A chaque nouvelle image échographique générée, la position et l'orientation de la sonde ainsi que l'axe scanné (X, Y ou Z) sont enregistrés.

Chaque axe est scanné 10 fois ce qui donne au total 30 images et donc un système de 60 équations avec 6 inconnues.



**Figure 2. 18 : Création des points caractéristiques dans l'image échographique et suivi des mouvements de la sonde**

Les coordonnées 2D de la trace de l'axe scanné sont extraites automatiquement par un seuillage pour extraire la région d'intérêt puis le centre de gravité de la tâche est estimé par le calcul du barycentre de ses pixels, affectés d'un poids correspondant au rapport :

$$\frac{\text{niveau de gris du pixel}}{\text{niveau de gris maximum de la tâche}}$$

de manière à privilégier les pixels centraux vis à vis de ceux de la circonférence, dont le bruit de quantification est plus pénalisant.

La transformation  $T_{us}^{fant}$  qui permet de passer du plan image échographique au référentiel du fantôme peut se décomposer comme :

$$T_{us}^{fant} = T_{com}^{fant} \circ T_{sonde}^{com} \circ T_{us}^{sonde} \quad (2.28)$$

$T_{com}^{fant}$  est la transformation 3D de changement de repère entre le repère fantôme et le repère commun. Le but de l'étalonnage est de trouver  $T_{us}^{sonde}$ .  $T_{sonde}^{com}$  est donnée par le système de stéréovision.

$T_{com}^{fant}$  est rigide, donc inversible et

$$T_{com}^{fant} = [T_{fant}^{com}]^{-1} \quad (2.29)$$

d'où :

$$T_{us}^{fant} = [T_{fant}^{com}]^{-1} \circ T_{sonde}^{com} \circ T_{us}^{sonde} \quad (2.30)$$

En écriture matricielle :

$$\begin{pmatrix} \alpha \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = [M_{fant}^{com}]^{-1} \cdot M_{sonde}^{com} \cdot M_{us}^{sonde} \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.31)$$

Les 3 premières lignes du système donnent 3 équations avec comme variables connues :  $u$ ,  $v$ ,  $T_{sonde}^{com}$ ,  $T_{fant}^{com}$  et comme inconnues  $T_{us}^{sonde}$ .

L'estimation des 6 paramètres de  $T_{us}^{sonde}$  nécessite 3 images (une image fournissant 2 équations) mais dans un but de précision, davantage d'images sont utilisées et la solution optimale est calculée par l'algorithme de Newton-Raphson [Press 1988].

## 2.3.3 Evaluation et Résultats

Pour effectuer une validation globale du système de repérage, nous avons d'abord procédé à des tests des différentes étapes allant de la calibration des caméras au calcul des coordonnées 3D à partir des images échographiques. Toutes les routines nécessaires au calcul ont été développées en langage C sous l'environnement GNU DJGPP. Les temps de calcul sont très réduits et sont quasi-temps réel pour toutes les phases.

### 2.3.3.1 Validation de la calibration

Sur les 56x4 Leds disponibles pour la calibration, 56x2 sont utilisées pour calibrer les caméras et 56x2 restantes sont utilisées pour une rétro-projection par le protocole suivant :

Connaissant leurs coordonnées 3D dans le référentiel mire et en utilisant la matrice homogène obtenue après calibration, les coordonnées 2D de leurs projections dans le plan image caméras sont calculées et comparées aux coordonnées réelles.

Les résultats obtenus sont regroupés dans le tableau 2.2 :

Position	Caméra 1			Caméra 2		
	Du1	Dv1	Dmoy1	Du2	Dv2	Dmoy2
Erreur moyenne (pixel)	0,145	0,119	0,132	0,171	0,146	0,159
Erreur maximale (pixel)	0,272	0,298	0,261	0,248	0,284	0,255
Ecart-type	0,052	0,071	0,049	0,054	0,078	0,051

Table 2.2 : Résultat du test de la calibration des caméras. Taille du pixel = 0.5 mm.

### 2.3.3.2 Validation du calcul 3D

Cette étape a nécessité l'utilisation d'un banc micrométrique (figure 2.19). Le protocole utilisé est basé sur l'utilisation d'un stylo optique équipé d'une seule Led. La position initiale de la Led est mesurée par le système de stéréo-localisation puis, à l'aide du banc, différentes translations et rotations dans 2 axes de l'espace sont effectuées (le banc permet des déplacements uniquement sur 2 axes). Les coordonnées de la nouvelle position sont mesurées à chaque nouveau déplacement et la mesure est comparée au déplacement réel effectué.



Figure 2. 19 : Banc micrométrique et stylo optique équipé de LED

Pour plusieurs déplacements, les résultats obtenus sont regroupés dans la figure 2.20.

Pour évaluer l'erreur sur l'axe Z, nous avons utilisé un pied à coulisse. L'erreur maximale n'excédait pas 0.569 mm.

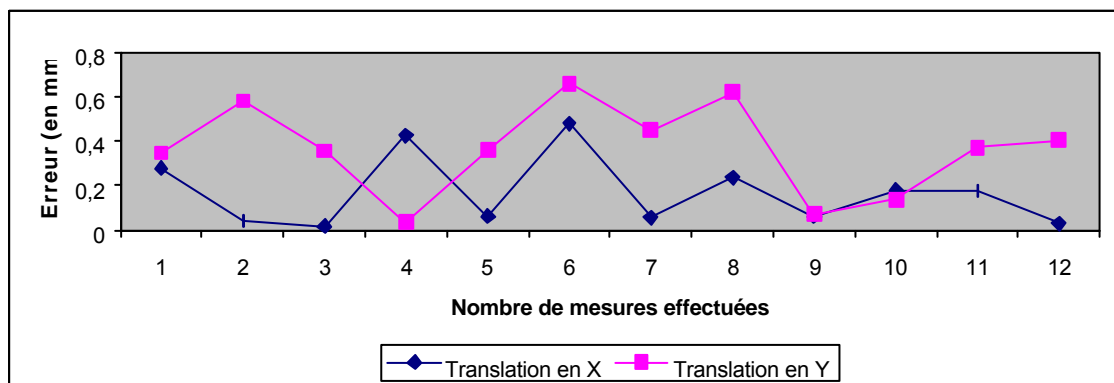


Figure 2. 20 : Erreur entre les déplacements théoriques et les déplacements calculés

### 2.3.3.3 Précision de repérage de la sonde

Les incertitudes sur la position et l'orientation ont été évaluées en comparant les déplacements réels du localisateur, effectués par le banc micrométrique, à ceux déduits des Leds. Sur 250 déplacements en translation, l'erreur absolue de position est indépendante de sa position et de son orientation (0.15 mm en moyenne) et sur 60 mesures en rotation, l'erreur angulaire absolue augmente avec l'inclinaison du masque de Leds. Cette augmentation est due à la grande ellipticité des images des Leds pour des inclinaisons prononcées par rapport à l'axe optique des caméras.

Notons que les angles testés correspondent aux inclinaisons les plus généralement utilisées pour repérer la prostate. Angles qui varient de 20 à 30°.

### 2.3.3.4 Précision de la localisation échographique

Nous avons étalonné l'échographe par la méthode décrite précédemment. Pour vérifier la reproductibilité des résultats, la procédure est répétée 10 fois. De légères modifications de l'ordre de 0.2 mm dans les translations et de 0.1° pour les rotations sont constatées. Ces variations sont directement liées à la précision d'extraction des coordonnées 2D des tâches générées par les fils dans les images échographiques.

Les paramètres finaux gardés sont la moyenne des différents résultats (table 2.3).

Paramètre	Moyenne	Ecart Type
$\alpha$ (degré)	-0.10	0.05
$\beta$ (degré)	-1.25	0.012
$\gamma$ (degré)	-29.62	0.001
X (mm)	-85.50	0.53
Y (mm)	34.54	0.44
Z (mm)	-165.20	0.13

**Table 2.3 : Paramètres de la calibration de l'échographe**

Pour évaluer la localisation à partir des images échographiques, plusieurs tests ont été conduits. L'idée générale pour ces tests est de comparer des mesures réelles ou des grandeurs réelles avec des mesures ou grandeurs calculées en utilisant le système de repérage combinant l'échographe et les caméras.

#### 2.3.3.4.2. Test 1 : Coordonnées d'un point

Dans ce test un fantôme avec deux fils est utilisé (figure 2.21). L'idée est de comparer les coordonnées de ce point d'un côté en les mesurant directement par les caméras et les coordonnées obtenues à partir du système complet d'un autre côté. Le banc micrométrique est utilisé pour effectuer des déplacements connus au point.

Les coordonnées du point d'intersection des deux fils sont mesurées par le système de stéréo-localisation en le pointant par un stylo optique. Après une trentaine de déplacements (figure 2.22), l'erreur ne dépasse pas 0.4 mm.

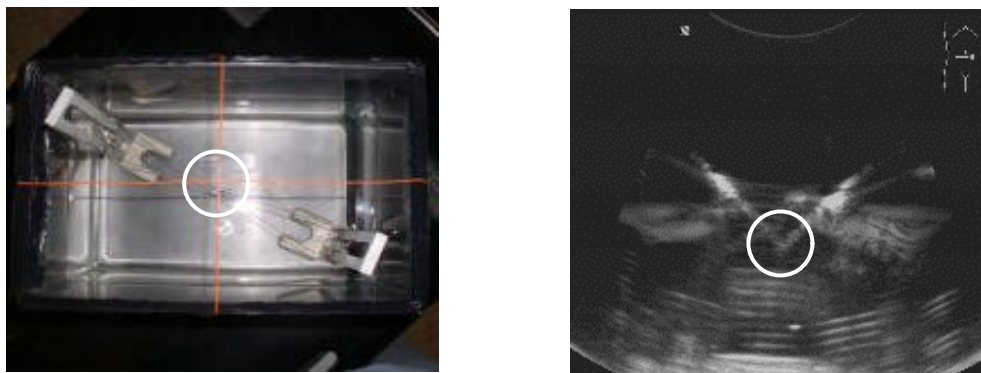


Figure 2. 21 : Fantôme avec 2 fils et la trace générée dans l'image échographique

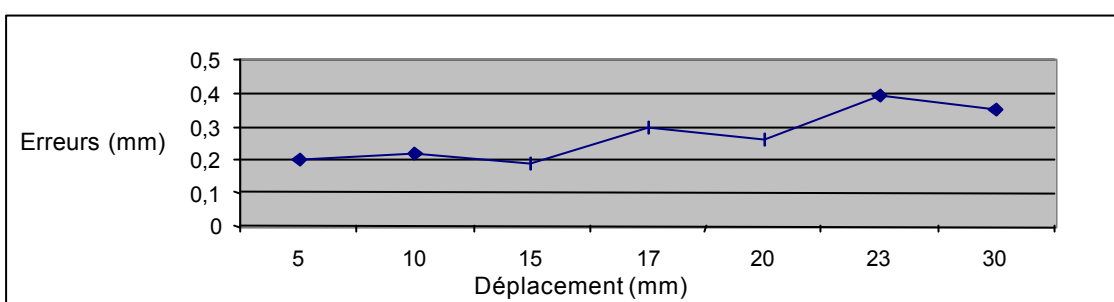


Figure 2. 22 : Erreur entre les coordonnées réelles et les coordonnées mesurées

#### 2.3.3.4.3. Test 2 : Dimensions d'un objet

Le but de ce test est de comparer les dimensions réelles d'un objet et ses dimensions calculées en scannant ses extrémités par l'échographe. A cet effet, nous avons plongé un objet cylindrique métallique de 100 mm de longueur et de 12 mm de diamètre dans un bain d'eau (figure 2.23). Le cylindre est scanné plusieurs fois suivant différentes orientations et inclinaisons de la sonde.

L'erreur moyenne de ces mesures ne dépassent pas 0.75 mm.

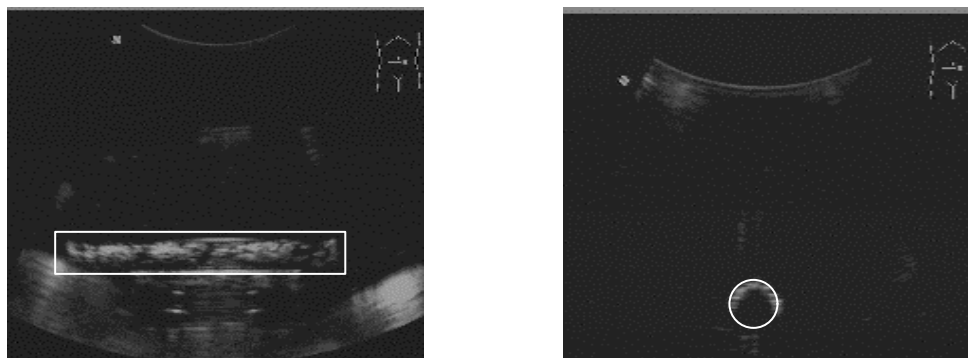


Figure 2. 23 : Traces du cylindre dans les images en coupe axiale et en coupe sagittale

## 2.4 Discussion & Conclusion

La localisation par caméras d'un objet mobile présente l'avantage de la rapidité d'acquisition mais souffre d'une lourdeur dans les traitements. La stéréoscopie active pallie cet inconvénient en facilitant l'extraction et l'appariement. Ces procédés améliorent la précision et la robustesse tout en diminuant le temps de calcul 3D.

Le système de repérage décrit dans ce chapitre est capable de localiser une sonde échographique lors d'utilisation normale. Parmi toutes les méthodes de suivi d'objet, le choix s'est porté sur un repérage optique pour ses qualités de précision et sa compatibilité avec le matériel utilisé dans une salle de radiothérapie. Le matériel utilisé est constitué de simples caméras avec des masques infra-rouges ainsi le recours à cette solution est moins onéreux qu'un système commercial Polaris ou Optotrak pour des performances équivalentes.

Le principe du repérage repose sur la mesure des coordonnées 3D de Leds infrarouges, fixées sur la sonde, par un système de vision stéréoscopique. Le choix du nombre de Leds et de leurs positions a été motivé par des considérations de rapidité et de précision. Le caractère actif du système permet de détecter rapidement et précisément les Leds dans chaque image caméra, et ceci indépendamment du niveau d'éclairage de la scène observée. L'angle d'émission du faisceau infrarouge voisin de  $90^\circ$  assure la visualisation des Leds, même pour de fortes inclinaisons de la sonde.

Pour la calibration des caméras, plusieurs auteurs [Abi Ayad 1989], [Weng 1992], [Hany 2001] choisissent de compléter le modèle de la caméra par l'ajout d'un modèle de distorsion, mais cette amélioration du modèle complique la tâche d'identification des paramètres car leur nombre devient conséquent et le modèle de distorsion est non linéaire. Notons cependant, qu'afin de percevoir les rayons infrarouges dans les images caméras, le diaphragme de l'objectif doit être peu ouvert pour laisser passer le moins de lumière possible. Cette faible ouverture limite les conséquences des aberrations géométriques des lentilles sur la précision des mesures.

La méthode utilisée pour la calibration des caméras est simple à mettre en œuvre et se réduit à la résolution d'un système d'équations linéaires avec la connaissance des coordonnées d'un ensemble de points dans le plan image et dans le repère de travail. La mire utilisée pour obtenir ces points bien que pas optimale (plane) a permis d'obtenir de bons résultats. L'utilisation d'une mire de type pyramidal ne pourrait qu'améliorer les performances.

Quant à l'étalonnage de l'image échographique par rapport à la sonde, le fantôme utilisé a déjà fait ses preuves et a été utilisé à maintes reprises dans la littérature [Carr 1996], [Prager 1997]. Cependant, son utilisation s'est toujours faite avec des systèmes de repérage électromagnétiques. L'utilisation dans nos conditions, nous a amené à l'adapter pour le localiser dans la salle de traitement et par la même occasion de réduire le nombre de paramètres lors de la calibration. Une grande attention est portée à l'acquisition des images échographiques en faisant varier les profondeurs d'exploration et les angles d'inclinaisons reflétant les conditions cliniques.

Un autre phénomène très discuté dans la littérature concerne la variation de la vitesse du son avec la température et le milieu traversé. Cette vitesse est uniforme dans les tissus



mous et elle est proche de celle de l'eau [Berson 2000], [Rousseau 2003A]. Sato *et al.* [Sato 1998], qui utilisent un fantôme à points, ont pris ce facteur en compte et comparent des mesures réalisées dans un fantôme rempli d'eau à 25° puis à 40° et trouvent peu de variations (inférieures au millimètre). Cependant, ce phénomène peut créer des distorsions dans les images et générer des décalages de la lignes lors de l'utilisation du fantôme plan ce qui poussa certaines équipes [Ionescu 1998] à effectuer des corrections dans les images acquises. Dans notre cas, puisqu'il s'agissait d'un fantôme à points, ce paramètre n'est pris en compte.

Le calcul 3D combinant stéréovision et échographie permet une localisation précise avec des erreurs de l'ordre de 0.45 mm et ne dépend pas de la position et de l'orientation de la sonde.

Ce système est utilisé par la suite pour une localisation de la prostate de patients sous l'accélérateur linéaire de la salle de traitement.

# Chapitre 3 Segmentation des images US

## 3.1 Introduction

L'imagerie échographique est très utilisée pour le diagnostic, le traitement et le suivi de l'évolution du cancer de la prostate qui est le plus fréquent des cancers chez l'homme de plus de 50 ans. Il touche un homme sur 8 avec une mortalité de 1 pour 28 [Canadian Cancer Society 2003]. Le choix de cette modalité comme imagerie principale est motivé par ses récents développements ainsi que sa non-invasivité pour le patient et le praticien, son coût réduit et son aspect temps réel. L'échographie est également la modalité de référence pour la visualisation intra-opératoire.

Ce chapitre a pour but de décrire une méthode de segmentation des contours de la prostate à partir d'images échographiques trans-abdominales. La méthode est entièrement automatique. Elle combine un filtrage morphologique et adaptatif et une information *a priori* sur la prostate pour guider une recherche heuristique du contour.

Le chapitre est organisé en deux parties : une partie état de l'art qui regroupe de manière non exhaustive les travaux sur l'extraction des contours de la prostate à partir des images échographiques ainsi que les travaux sur le filtrage et la réduction de bruit dans ces images. La seconde partie décrit la méthode développée.

## 3.2 Etat de l'art

### 3.2.1 Segmentation des images échographiques de prostate

Dans la plupart des applications médicales, la prostate est segmentée manuellement, mais cette méthode est très consommatrice en temps et les résultats sont peu reproductibles. Ces dernières années, de nombreux travaux ont été menés pour établir des méthodes semi-automatiques ou automatiques d'extraction des contours de la prostate en échographie. Ces méthodes exploitent une large gamme de techniques de traitement d'images comme les réseaux de neurones [Prater 1992], le filtrage [Aarnink 1994], [Aarnink 1998] l'analyse de texture [Richard 1996], l'approche gradient [Chen 1996], [Liu 1997], [Kwoh 1998], les ondelettes [Knoll 1999], les contours et les modèles actifs semi-automatiques ou automatiques [Pathak 2000], [Ladak 2000], [Wu 2000], [Ghanei 2001], [Hu 2002], [Shen 2003].

D'une manière générale Shao *et al.* [Shao 2003], qui font un excellent état de l'art sur toutes ces techniques ainsi que sur la validation de la segmentation, classent ces méthodes en 3 catégories : les méthodes basées sur les contours, les méthodes basées sur les textures et les méthodes basées sur les modèles.

### 3.2.1.1 Méthodes basées sur la détection de contours

Ces méthodes exploitent les techniques de détection de contours notamment par l'intensité et la direction du gradient pour identifier des fragments de contour puis de les assembler pour former la forme finale, en l'occurrence celle de la prostate. Cependant, à cause du faible rapport signal sur bruit (RSB) des images échographiques, ces méthodes se sont avérées partiellement inefficaces et insuffisantes.

Dans leurs travaux, Aarnink *et al.* [Aarnink 1994] utilisent la dérivée seconde dans la direction du gradient avec l'introduction de filtres minimum et maximum locaux combinés avec les niveaux de gris pour vérifier la direction locale du gradient du minimum vers le maximum. L'algorithme permet ainsi de détecter les contours contenus dans l'image puis une connaissance sur la forme et l'apparence de la prostate et une interpolation adéquate permet de connecter les segments détectés. L'inconvénient de cette méthode est sa sensibilité aux différents artefacts qui peuvent produire de faux contours.

Dans une seconde approche, les auteurs [Aarnink 1998] améliorent la localisation par l'adaptation des paramètres de la détection de contours à l'information du signal. L'influence des tailles des filtres de lissage minimum/maximum est d'abord évaluée puis l'apparence locale du niveau de gris est utilisée pour former des régions homogènes qui sont filtrées à une basse résolution. Les régions avec une grande déviation indiquent qu'une transition du niveau de gris a eu lieu et elle doit être préservée par l'utilisation d'un filtre de plus petite taille. Ces améliorations conduisent au recours à une interpolation plus complexes et une information *a priori* plus importante pour former le contour final.

Dans [Lee 1995] et [Chen 1996], les auteurs utilisent d'abord un filtre passe-bas pour lisser l'image puis le centre de la prostate est estimé. A partir de ce point une recherche sur les rayons est faite en se basant sur la dérivée directionnelle de l'image. Les contours détectés sont ensuite liés. La méthode conduit souvent à inclure les contours d'autres organes comme le rectum.

D'autres auteurs utilisent une technique inspirée de la photographie (bas-relief) Radial Bas Relief (RBR). La méthode est basée sur 3 étapes : 1) Inversion des niveaux de gris de l'image 2) Déplacement en translation des pixels à partir du centre de l'image d'une distance constante D 3) Addition de l'image duale (Superposition de l'image positive et négative). L'image résultat est binarisée par seuillage puis une dilatation et une érosion sont utilisées pour lisser les contours. L'image produite est encore inversée pour mettre les contours au premier plan puis les zones contenant des contours d'une longueur supérieure à un nombre fixé de pixels sont considérées appartenant à la prostate. Pour les amincir, une squelettisation est réalisée. Le contour final est estimé par une interpolation polynomiale [Liu 1997] ou par harmoniques [Kwoh 1998]. La méthode RBR donne de bons résultats à condition que le centre de la RBR soit proche du centre du contour recherché ce qui n'est pas toujours le cas.

Une autre technique est proposée par Ionescu *et al.* [Ionescu 1998], [Ionescu 1999] pour la segmentation des images échographiques dont notamment celles de prostate sub-pubienne. La méthode fait collaborer segmentation par étiquetage bas-niveau et recalage élastique 2D/2D. La segmentation bas-niveau est réalisée par une succession de pré-traitements de filtrage puis de l'information *a priori* est injectée pour former le contour.

Pathak *et al.* [Pathak 2000] proposent un algorithme de segmentation semi-automatique qui permet de détecter les contours et de les présenter à l'utilisateur pour les lier et former le contour final. L'algorithme de détection est basé sur un lissage de l'image par un filtre de diffusion anisotrope pour rehausser les contours et une information *a priori* sur la forme du contour.

### 3.2.1.2 Méthodes basées sur l'analyse de texture

Une autre alternative à la détection de contours est l'analyse de texture pour classer les régions en zones prostate et zones non-prostate.

Richard et Keen [Richard 1996] utilisent cette technique par une méthode de classification des pixels basée sur l'association de 4 mesures d'énergie. Une procédure de clusterisation est utilisée pour labelliser chaque pixel et l'associer à sa classe la plus probable. Comme il a été mentionné précédemment, les caractéristiques des images échographiques font que cette classe de méthodes ne donnent pas de très bons résultats.

### 3.2.1.3 Méthodes basées modèles

Une autre catégorie de méthodes qui se sont avérées très puissantes pour la segmentation des images médicales [Cootes 1994], [McInerney 1996] est apparue. L'extraction des contours de la prostate à partir des images échographiques a eu sa part de recherches pour l'application de ces méthodes. Elles peuvent être classées en deux catégories : méthodes basées sur les contours déformables ou snakes et méthodes basées sur la modélisation statistique.

#### 3.2.1.3.1. Méthodes par contours déformables

Le modèle des contours actifs a été introduit initialement par Terzopoulos, Witkin et Kass [Terzopoulos 1987], [Kass 1988]. Le contour est défini comme un ensemble de points formant une courbe fermée qui a la propriété de pouvoir se déformer avec la minimisation d'une énergie vers le contour de l'objet à extraire.

Généralement, l'initialisation se fait manuellement par le choix d'un ensemble de points appartenant au contour ou proches de celui-ci.

Knoll *et al.* [Knoll 1999] utilisent un modèle déformable et une transformation en ondelettes 1D pour paramétrer le contour en multi-échelle et multi-résolution de façon à restreindre les déformations du modèle ce qui permet d'éviter les éventuelles divergences.

Pathak *et al.* [Pathak 1998] utilisent l'algorithme des Sticks proposé par [Czerwinski 1993] pour rehausser le contraste autour des contours. Un premier contour est initialisé par l'utilisateur puis la minimisation de l'énergie conduit le contour à s'approcher et à recouvrir les lignes de forts gradients. La méthode est très sensible à l'initialisation.

Ladak *et al.* [Ladak 2000] utilisent un contour dynamique discret (Discret Dynamic Contour DDC) initialisé manuellement par 4 points et une interpolation bi-linéaire pour obtenir le contour initial. En étape intermédiaire, une intervention manuelle est possible pour corriger les éventuels erreurs dues à une mauvaise initialisation.

Ghanei *et al.* [Ghanei 2001] s'intéressent à la segmentation de la prostate à partir d'images 3D. Sur un ensemble de coupes, les contours 2D de la prostate sont initialisés

manuellement par l'utilisateur comme pour la méthode de Ladak *et al.* et déformés par minimisation de l'énergie puis l'algorithme crée le volume le plus proche regroupant les différents contours 2D. Pour augmenter la robustesse de la méthode, le processus est réalisé en multi-resolution.

Shao *et al.* [Shao 2002] améliorent la méthode précédente et réduisent l'interaction avec l'utilisateur en utilisant la technique des hyper-surfaces. Cette méthode permet une initialisation quelconque de la forme initiale. Ils utilisent également l'information des régions plutôt que le gradient pour déformer le volume.

### **3.2.1.3.2. Méthodes par modélisation statistique**

L'idée exploitée par cette catégorie de méthodes est basée sur le fait que la forme recherchée est plus ou moins connue d'avance. Ainsi la création, par une phase d'apprentissage, d'un modèle paramétrique apportera un avantage indéniable notamment en réduisant la sensibilité aux données manquantes ou aux occlusions pouvant survenir dans l'image. L'information *a priori* de la forme de l'objet permet alors d'adapter le modèle à l'objet d'intérêt en recherchant le vecteur de paramètres décrivant la forme.

Les premières recherches ont été conduites par [Amit 1991] et plus particulièrement [Cootes 1994] pour les images médicales.

Prater *et al.* [Prater 1992] réalisent l'apprentissage par un réseau de neurones avec rétro-propagation. Ils proposent 3 architectures de réseaux. Chaque réseau est entraîné par une partie de l'image segmentée par un expert. La méthode est efficace mais comme c'est souvent le cas avec les réseaux de neurones, l'apprentissage est lourd.

Lorenz *et al.* [Lorenz 1997] utilisent les champs de Markov aléatoires. Ils considèrent que la séquence formant le contour de la prostate est un processus markovien du premier ordre. Une information *a priori* sur la forme de la prostate est utilisée pour estimer itérativement la forme finale. Cette méthode est très consommatrice en temps de calcul.

Wu *et al.* [Wu 2000] modélisent la prostate en intégrant la forme, la taille et la position relative de la sonde par rapport à la prostate. Les auteurs proposent une méthode automatique pour labelliser des contours, basée sur la détection des traces produites par la sonde échographique utilisée pour créer l'image. Le contour final est recherché par un algorithme d'optimisation génétique. L'inconvénient de cette méthode est son manque de souplesse par rapport à des formes de prostate plus complexes et non prévues dans la phase d'apprentissage.

Shen *et al.* [Shen 2003] utilisent les bancs de filtre de Gabor pour définir une base de connaissance des contours de la prostate en multi-résolution suivant différentes orientations. Le contour réel est ensuite recherché selon une stratégie hiérarchique.

## **3.2.2 Filtrage des images échographiques**

Baucoup des méthodes précédemment citées procèdent à des phases de pré-traitement pour améliorer la qualité des images. En effet, les images échographiques souffrent d'un niveau élevé de bruit ou scintillement (appelé speckle) causé par les échos produits par les microstructures des tissus biologiques. Ce bruit rend difficile l'identification exacte des contours des structures anatomiques car il peut produire des artefacts générant à certains endroits de faux contours et à d'autres une absence des vrais contours.

De nombreux auteurs ont proposé des méthodes de suppression de bruit que l'on peut classer en deux catégories : celles basées sur la composition et la formation de l'image, et celles basées sur le filtrage de l'image. Ainsi, dans la première catégorie, Evans *et al.* [Evans 1993] proposent une composition spatiale par l'acquisition et le moyennage de plusieurs images pour produire une image avec un meilleur rapport signal sur bruit. Une autre forme de composition est aussi utilisée, c'est la composition fréquentielle qui est basée sur l'hypothèse que les bruits produits à des différentes fréquences ne sont pas corrélés [Forsberg 1991]. D'autres travaux se sont également intéressés à la formation du bruit. Dutt *et al.* [Dutt 1996], par exemple, montrent l'effet de la compression logarithmique dans la création du bruit et proposent la variance normalisée comme estimation statistique du bruit. Ces statistiques peuvent être utilisées avec un filtre de lissage pour éliminer le bruit de manière adaptative.

Dans la seconde catégorie, appelée également post-formation, des méthodes de traitement d'images et de statistiques sont appliquées. Le filtre médian, très souvent mis en oeuvre, utilise la valeur médiane dans une fenêtre réglable en taille et en forme autour du pixel d'intérêt  $p(i, j)$ . Cependant ce filtre est inefficace lorsque la taille de l'artéfact est supérieure à la moitié de la taille de la fenêtre. Pour améliorer l'algorithme, Loupas *et al.* [Loupas 1989] proposent un filtre médian pondéré adaptatif (Adaptive Weighted Median Filter : AWMF) dans lequel la médiane est calculée sur une séquence de pixels pondérés par leur distance avec le pixel de référence  $p(i, j)$  et par l'homogénéité locale  $h_{ij}$ .

Une autre technique (Homogeneous Region Growing Mean Filter HRGMF), proposée par Koo *et al.* [Koo 1991], nécessite la définition d'un seuil d'homogénéité initial  $h_0$  dépendant de l'image. L'homogénéité locale  $h_{ij}$  dans le voisinage  $W_{ij}$  autour du pixel  $p(i, j)$  est estimée par le rapport de la variance des pixels de  $W_{ij}$  sur le pixel moyen. Si  $h_{ij} < h_0$ , la région est considérée homogène et elle est étendue. Elle est contractée dans le cas contraire. La procédure est répétée jusqu'à obtention d'une région homogène de taille maximale et les niveaux de gris de ses pixels sont mis à la valeur moyenne.

Karaman *et al.* [Karaman 1995] ont modifié la méthode HRGMF pour utiliser des fenêtres adaptables en taille et en forme. L'homogénéité est estimée dans un voisinage  $W_{ij}$   $11 \times 11$  autour du pixel  $p(i, j)$ . La sortie du filtre est la médiane des pixels de  $W_{ij}$ .

Kofidis *et al.* [Kofidis 1996] proposent une méthode combinant la segmentation et un filtrage supervisé optimal. L'image est segmentée en régions homogènes grâce à un vecteur d'apprentissage approprié (Learning Vector Quantizer (LVQ), qui est un réseau de neurones auto-organisant). Puis pour chaque région, le filtre d'apprentissage (L-filter) avec la meilleure erreur en moindres carrés (MMSE) lui est associé. Cette association se fait en utilisant l'histogramme des niveaux de gris comme estimateur de la distribution des observations bruitées et l'estimateur approprié pour le signal original dans la région. Une base de filtres est ainsi obtenue. Chaque filtre agit sur la région qui lui est associée.

Hao *et al.* [Hao 1999] proposent une technique pour les images conventionnelles (B-scan). L'image est décomposée en deux composantes, haute fréquence et basse fréquence, par l'application du filtre de Karaman. Chaque composante est transformée par l'application d'une transformation en ondelettes dont les coefficients sont seuillés de façon adaptative. Le résultat final est obtenu par application de la transformation en ondelettes inverse sur les deux images et la sommation des deux composantes.

Chen *et al.* [Chen 2003] proposent une amélioration, appelée Aggressive Region Growing Filter : ARGF, du filtre adaptatif. Un seuil d'homogénéité  $h_{0,ij}$  pour chaque fenêtre  $W_{ij}$  adaptable est utilisé à la place du seuil constant  $h_0$  du filtre HRGMF. Ce seuil d'homogénéité est estimé à partir des statistiques locales de l'image.

Cependant, ces méthodes restent généralistes et aucune d'entre elles ne prend en considération les propriétés morphologiques du bruit. En effet, les zones de bruit apparaissent sur les images échographiques de prostate comme des taches blanchâtres (figure 3.1) ayant approximativement toujours la même forme autour des parois de la prostate. Elles sont localisées de la même manière pour des images acquises à la même fréquence et avec le même échographe.

Un autre problème avec les travaux précédents, est le type d'images de prostate sur lesquelles ils agissent. Il s'agit d'images échographiques prises par voie endo-rectales (voir figure 1.2). Ces images sont bien adaptées au dépistage du cancer mais il est difficile de les envisager pour un repérage régulier lors des séances successives de radiothérapie.

Ayant pris en compte toutes ses considérations, nous présentons dans la section suivante une nouvelle méthode de segmentation d'images échographiques trans-abdominales. En effet, le développement d'une nouvelle méthode ou d'une méthode tirant profit des avantages de chacune des méthodes précédemment citées est motivé par la nature même des images. Le bruit plus élevé dans les images sub-pubiennes rend les méthodes de segmentation de la catégorie 1 et 2 peu fiables et difficilement automatisables. Ce qui nous place dans la catégorie des méthodes par modèles. L'originalité de la méthode réside dans la combinaison d'une modélisation statistique et un pré-traitement facilitant l'automatisation.

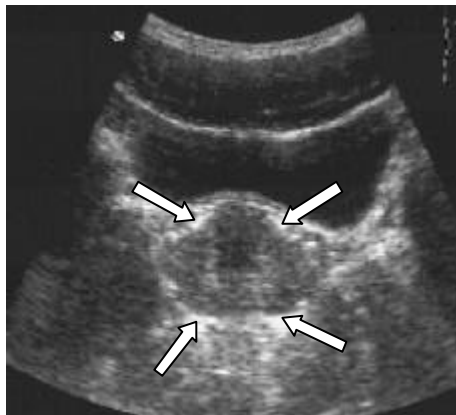


Figure 3. 1 : Bruit autour des parois de la prostate

### 3.3 Méthode de filtrage et segmentation

Nous nous sommes basés sur les travaux de Cootes *et al.* [Cootes 1994], [Cootes 2001] pour présenter ici une nouvelle méthode de segmentation de la prostate examinée en échographie abdominale. La méthode proposée pour extraire d'une manière automatique les contours de la prostate repose sur une phase d'apprentissage préalable pour créer un modèle statistique sur la forme et les déformations de la prostate. La segmentation proprement dite est réalisée en deux étapes : la première étape consiste en un lissage et une réduction du bruit sur l'image par l'application d'un filtre morphologique et adaptatif spécialement étudié pour les images de prostate. La seconde étape est l'optimisation du contour initialisé à partir du modèle, par l'algorithme heuristique du recuit-simulé [Kirkpatrick 1983].

Après description de la phase d'apprentissage, nous présentons la méthode de construction du filtre de réduction de bruit, puis celle de construction du modèle de prostate et de recherche du contour. L'implémentation de l'algorithme sur ordinateur, les critères de validation et les résultats sont ensuite exposés et discutés.

#### 3.3.1 Modélisation de la prostate : Forme prototype et champs de déformation

Pour réaliser un apprentissage sur les formes et les orientations de la prostate, nous avons établi un modèle à partir de l'étude de  $N=35$  images de prostate obtenues sur 11 patients différents. Les images sont créées avec des inclinaisons différentes de la sonde échographique, correspondant aux angles les plus utilisées par un praticien durant une séance de repérage. Un seul échographe avec une sonde abdominale de 5 Mhz est utilisé durant tout le processus d'acquisition d'images.

Chaque image est segmentée manuellement par un expert en plaçant  $P=25$  points sur les contours de la prostate. Cette valeur a été jugée suffisante pour une définition totale du contour. Chaque point est représenté par ses coordonnées 2D  $p_i = (x_i, y_i)$ .

Les 35 contours sont recalés rigidement par des rotations, translations et mises à l'échelle, pour les aligner, par l'algorithme défini par Besl et McKay [Besl 1992]. Nous aurons l'occasion de revenir sur cet algorithme dans les chapitres 4 et 5.

Chaque contour est défini par un vecteur :

$$X_i = [x_0^i \ y_0^i \ \dots \ x_p^i \ y_p^i]^T \quad (3.1)$$

##### 3.3.1.2 Extraction de l'information statistique

L'extraction de l'information statistique est effectuée par une analyse en composantes principales (ACP) de l'ensemble d'entraînement. L'ACP est une technique mathématique permettant une meilleure visualisation de la variabilité des données. Elle permet de modéliser une forme comme une combinaison linéaire de ses principaux modes de variations. Le principe consiste à projeter les points de contrôle des contours de l'ensemble d'entraînement dans un sous-espace à  $m$  dimensions ( $m \leq 2N$ ). Ce sous-espace est défini par les  $m$  vecteurs propres de la matrice de covariance des données correspondant aux  $m$  plus grandes valeurs propres. Les valeurs propres sont proportionnelles au degré d'importance des variations du contour et les vecteurs propres qui leur correspondent, indiquent le sens de ces variations. Seuls les vecteurs propres liés



aux variations significatives participeront à la reconstruction du contour. L'information non pertinente concernant la forme est ainsi filtrée. Cela permet de réduire considérablement la dimension de l'ensemble d'entraînement. Les contours ne sont plus décrits par  $2N$  paramètres mais par  $m$  paramètres.

La forme moyenne  $\bar{X}$  des  $N$  contours de l'ensemble d'entraînement est obtenue en calculant l'estimateur non biaisé de la moyenne des composantes des vecteurs  $X_i$  par la formule :

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (3.2)$$

Les variations principales de la structure autour de cette forme moyenne correspondent aux valeurs propres de la matrice de covariance  $S$ , calculée par :

$$S = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{i=N} dX_i d\bar{X}_i \quad (3.3)$$

où :

$$dX_i = X_i - \bar{X} \quad (3.4)$$

est le vecteur déplacement de chaque forme par rapport à la moyenne.

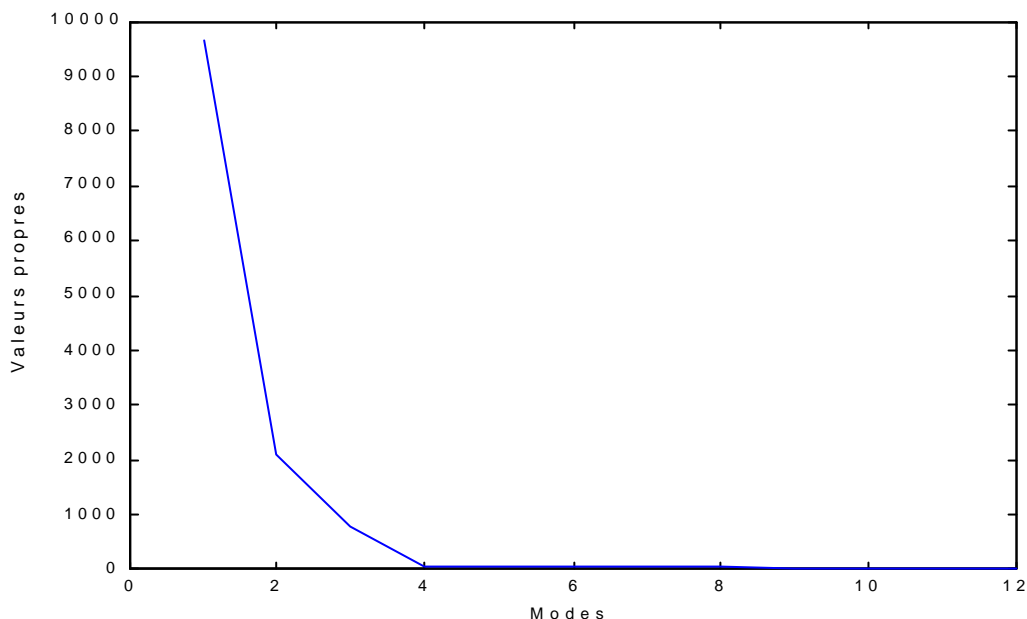
Chaque vecteur propre est responsable d'une variance égale à la valeur propre qui lui est associée. On peut mesurer sa contribution dans la variation totale de la forme à l'aide de la formule suivante :

$$\alpha_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^{2N} \lambda_i} \quad (3.5)$$

$\lambda_k$  :  $k^{\text{ème}}$  valeur propre

$\alpha_k$  : pourcentage de la contribution du  $k^{\text{ème}}$  vecteur propre à la variance globale de la prostate.

Les vecteurs propres sont ensuite classés selon l'ordre décroissant de leur valeur propre (figure 3.2).



**Figure 3. 2 : Répartition des valeurs propres**

Afin de déterminer les principaux modes de déformations, la méthode consiste à décomposer le vecteur déplacement sur une base ortho-normale :

$$dX = \sum_{i=1}^{2N} b_i \theta_i \quad (3.6)$$

où :

$\{\theta_i\}_{i=1..2N}$ , sont les vecteurs de base

et  $b_i$ ,  $i=1..2N$ , représentent les coordonnées du vecteur  $dX$  dans cette base.

Cette décomposition est réalisée grâce à la transformation de Karhunen-Loeve [Helstrom 1968], qui consiste à décomposer un vecteur aléatoire suivant les vecteurs propres de sa matrice de variance-covariance :

$$S\phi_i = \lambda_i \phi_i \quad (3.7)$$

où :

$\lambda_i$ ,  $i=1..2N$ , représentent les valeurs propres de la matrice de variance-covariance  $S$

et  $\phi_i$  ses vecteurs propres.

Ces valeurs propres représentent les variances des paramètres  $b_i$ .

Une approximation du vecteur déplacement  $dX$  est obtenue par combinaison linéaire des

m vecteurs propres de la matrice de covariance S. Ces vecteurs propres correspondent aux m valeurs propres  $\lambda_i$  les plus représentatives telles que :

$$\sum_{i=1}^{i=m} \alpha_i \cong 1 \quad (3.8)$$

D'où l'équation 3.6 peut être reformulée par :

$$dX \cong \sum_{i=1}^m b_i \phi_i \quad (3.9)$$

Nous avons retenu 9 valeurs propres significatives correspondants aux 9 modes de déformations de la prostate (m=9).

### 3.3.1.3 Modèle

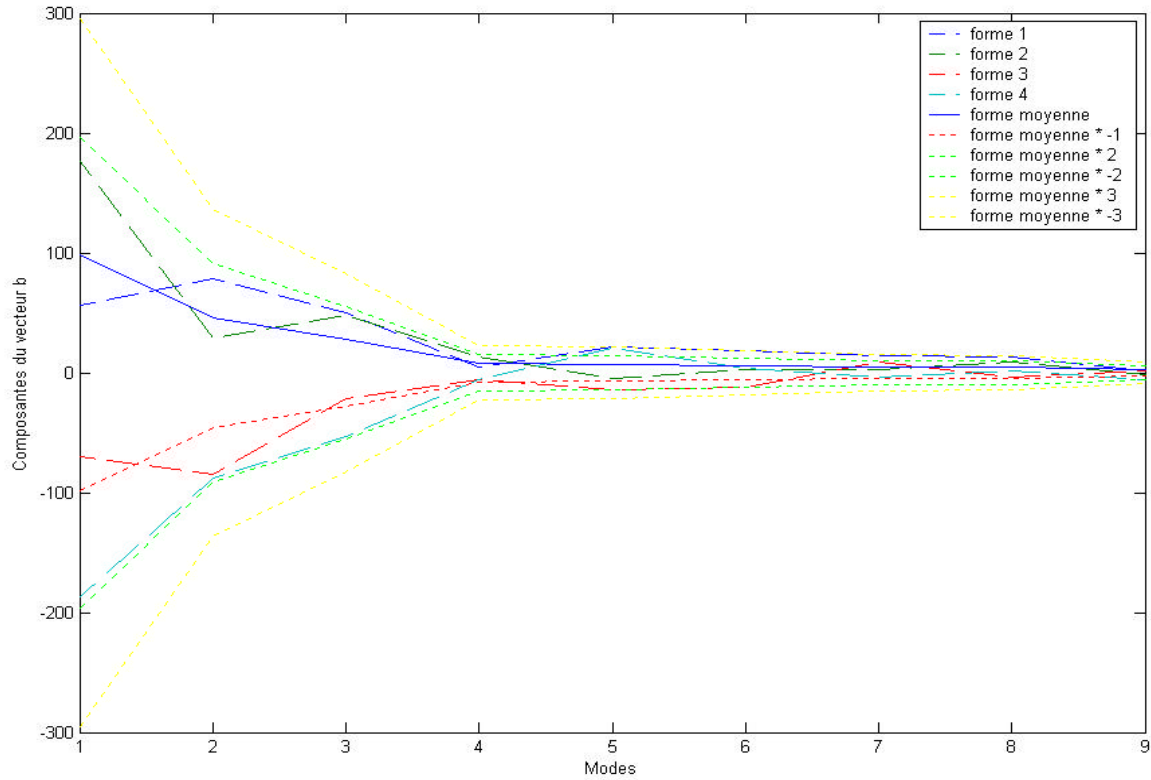
Ainsi, en notant les  $\phi=(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m)$  la matrice formée de ces m vecteurs propres, un vecteur X peut être estimé par l'équation :

$$X = \bar{X} + \phi b \quad (3.10)$$

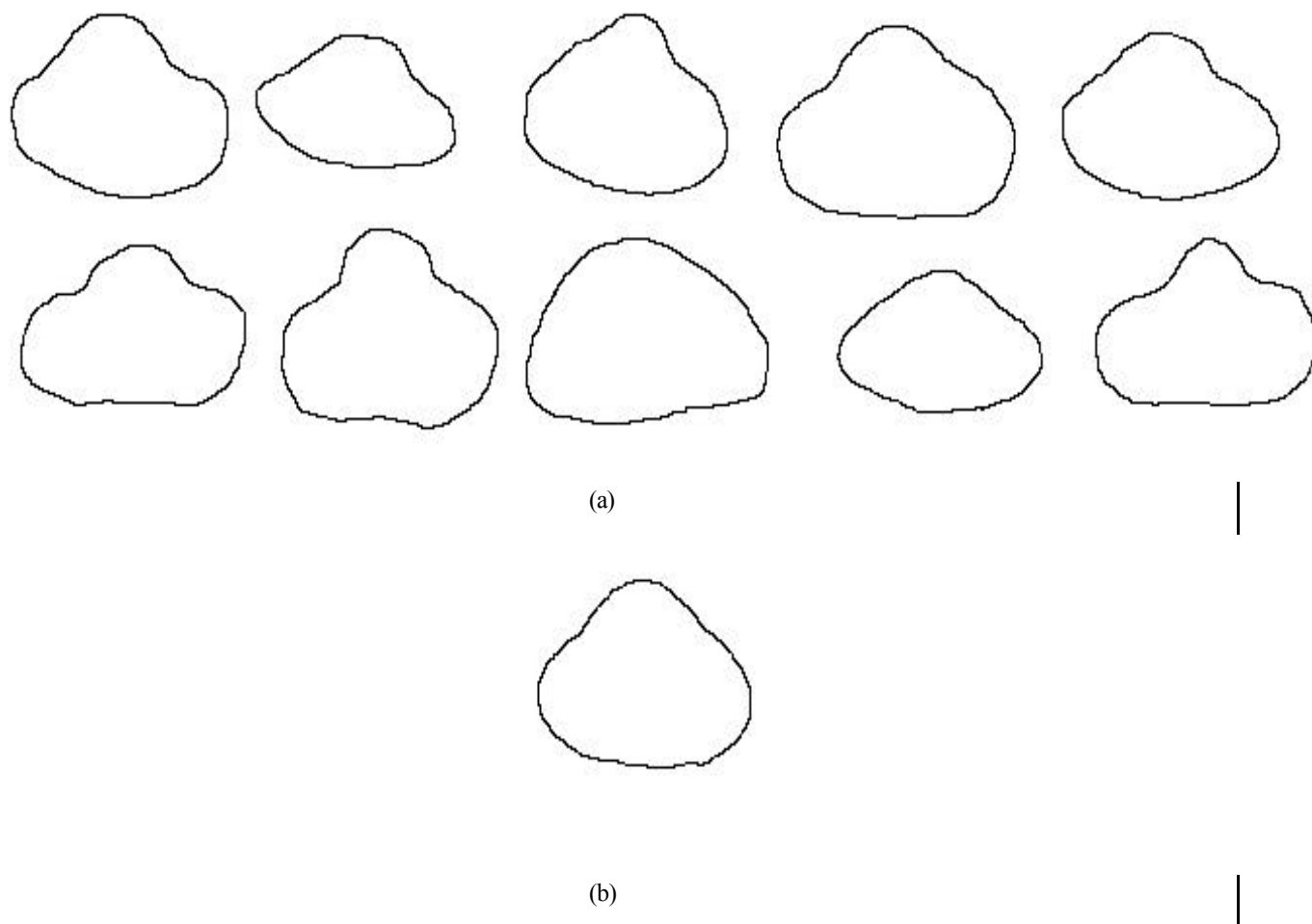
où  $b=\{b_i\}$  un vecteur de  $R^m$ .

En supposant que la distribution des composantes des vecteurs  $\phi_i$  soit gaussienne, chaque composante du vecteur b doit être comprise dans l'intervalle  $\pm a \sqrt{\lambda_i}$  (la valeur de a est généralement entre 2 ou 3)[Cootes 1994] (figure 3.3). Les bornes de cet intervalle vont servir à contraindre le modèle à des déformations permises afin d'obtenir des formes conformes à celle de l'ensemble d'entraînement (figure 3.4. a).

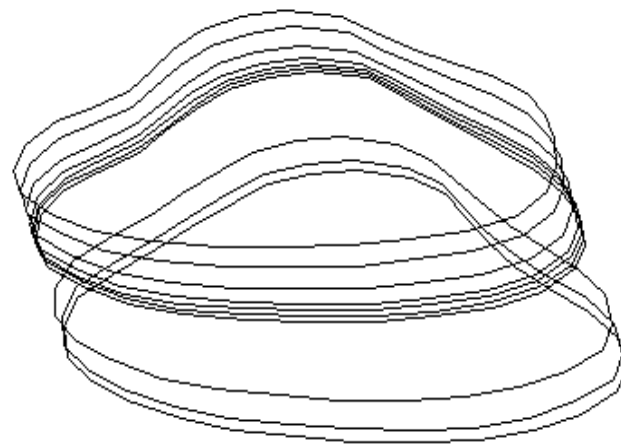
A l'issue de cette étape, nous disposons d'une forme prototype (figure 3.4.b) et d'un champ de déformations possibles pour la prostate (figure 3.5). La segmentation d'une nouvelle image consistera à trouver les 9 paramètres  $b_i$  qui caractérisent son contour.



**Figure 3.3 : Variations des composantes du vecteur  $b$  pour plusieurs formes : forme1, forme2, forme3, forme4** représentent quelques-unes des formes prises de l'ensemble d'entraînement. **Forme moyenne** représente la forme moyenne. Les variations du vecteur  $b$  suivant les changements des paramètres  $a \pm \sqrt{\lambda_i}$ ,  $\pm 2 \sqrt{\lambda_i}$ ,  $\pm 3 \sqrt{\lambda_i}$  sont représentées pour la forme moyenne.



**Figure 3. 4 : Modèle de la prostate. (a) 10 formes alignées de la prostate, extraites manuellement. (b) Forme moyenne estimée à partir de 35 formes issues de 11 patients.**



(a)



(b)



(c)

**Figure 3. 5 : Variation de la forme suivant les paramètres. (a) variation du paramètre  $b_0$  gérant la profondeur. (b) Variation du paramètre  $b_1$  gérant l'orientation. (c) Variation du paramètre  $b_2$  gérant le déformation dans un sens.**

### 3.3.2 Filtrage morphologique et adaptatif

Nous avons exploité la propriété, mentionnée précédemment sur la présence de bruit au même endroit aux alentours de la prostate, pour créer un modèle de « région bruitée ». Nous avons procédé comme suit :

#### 3.3.2.1 Filtrage morphologique

A partir d'un ensemble d'images, les régions en question sont extraites semi-automatiquement par une opération d'extension sur l'histogramme des niveaux de gris (figure 3.6). Puis le modèle final est créé par une opération d'intersection entre les régions extraites pour obtenir une forme commune (figure 3.7).

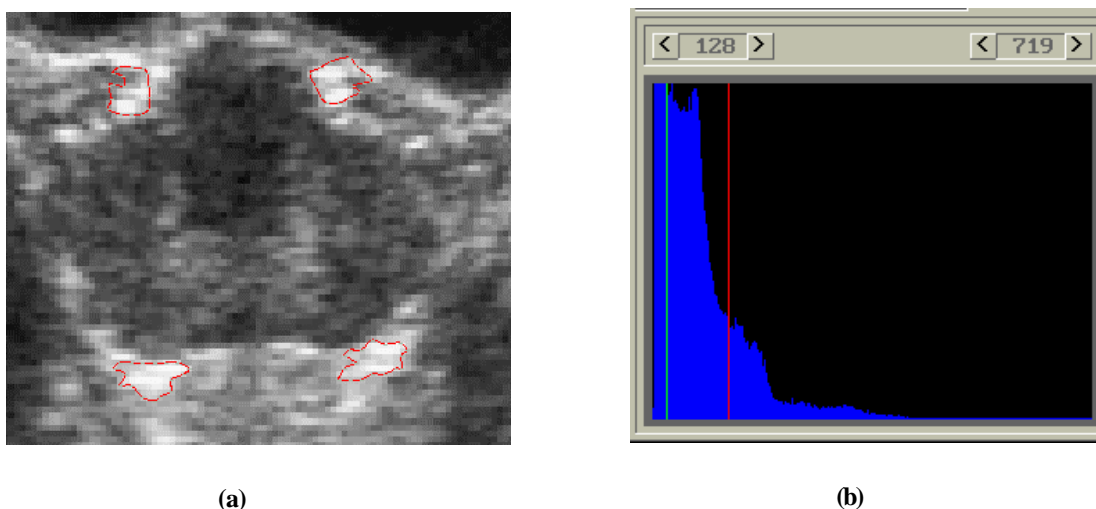


Figure 3. 6 : Création du masque de bruit. (a) Zones bruitées extraites pour le modèle. (b) histogramme des niveaux de gris d'une région.

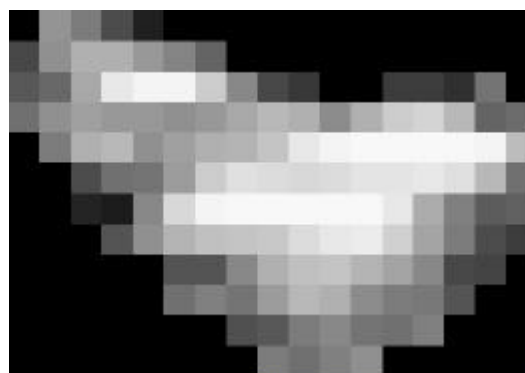


Figure 3. 7 : Filtre résultat de l'intersection des différentes régions

Le masque ainsi formé sert d'élément structurant (ES) à une opération morphologique d'ouverture. L'ouverture, qui est composée d'une érosion suivie d'une dilatation par le même élément structurant, va permettre de lisser les contours et d'éliminer les taches dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant en supprimant les pics et en

préservant les vallées. Elle homogénéise l'image mais préserve les objets sombres (figure 3.8).

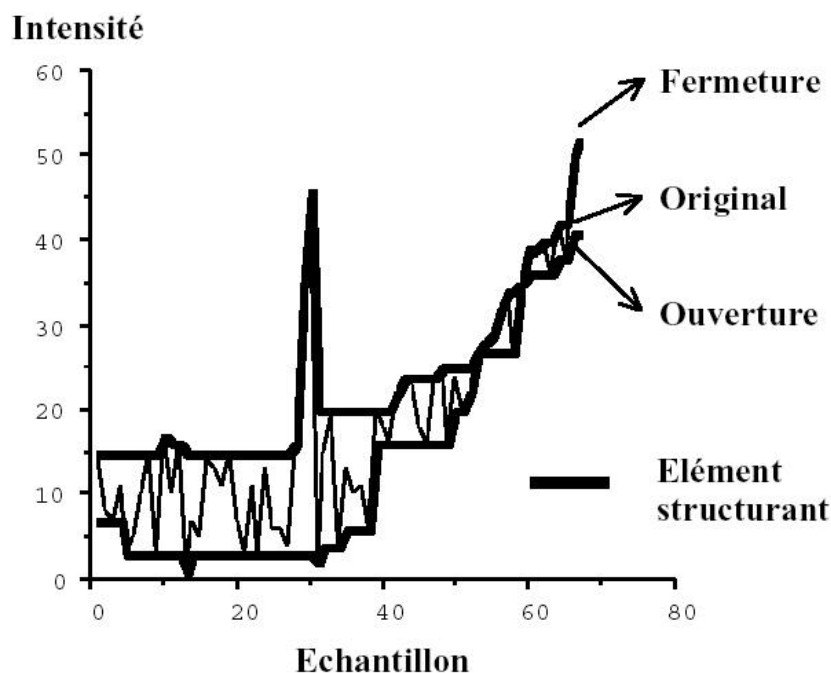


Figure 3. 8 : L'ouverture élimine les pics positifs plus étroits que l'élément structurant

### Rappel

Nous rappelons très rapidement les éléments de base de la morphologie mathématique. Les notations de Minkowsky, telles qu'elles sont mentionnées par Haralick [Haralick 1987], sont utilisées.

Soit  $f$  une fonction définie sur l'espace euclidien  $Z^2$  ( $f: Z^2 \rightarrow Z$ ) et  $B \subseteq Z^2$  un élément structurant planaire. On définit la translation de  $f(x)$  par  $b$ , par  $f_b(x)=f(x-b)$ . L'érosion  $f \ominus B$  (respectivement la dilatation  $f \oplus B$ ) de la fonction  $f$  par  $B$  donne une autre fonction définie par :

$$(f \ominus B)(x) = \min \{ f_b(x) \} \text{ pour } b \in B \quad (3.11)$$

$$(f \oplus B)(x) = \max \{ f_b(x) \} \text{ pour } b \in B \quad (3.12)$$

où  $\min$  et  $\max$  définissent, respectivement, les opérateurs minimum et maximum.

L'implémentation sur ordinateur des opérations d'érosion et de dilatation sont très consommatrices de temps de calcul qui est proportionnel à la taille et la forme de l'élément structurant. Le problème devient plus conséquent quand il s'agit d'ES non



binaires et de forme quelconque, comme c'est le cas pour l'ES choisi ici. La solution triviale qui consiste à chercher pour chaque point  $p$  la valeur minimale (pour une érosion, maximale pour une dilatation) parmi les valeurs  $f(p + b)$  pour tout  $b \in B$  est inapplicable. Meyer [Meyer 1990] propose une approche basée sur les files d'attente hiérarchiques qui tirent avantage des zones de recouvrement de l'ES avec les points du voisinage. Une amélioration est apportée par Gratin [Gratin 1993] qui remplacent les files d'attente par un tri des pixels de l'image. La méthode est d'une complexité équivalente à la méthode triviale mais 50 fois plus rapide.

D'un autre point de vue, dans la majorité des cas, il n'est pas utile de recalculer le minimum (maximum) pour toutes les translations pour éroder (dilater) 2 pixels voisins. Les ensembles pour lesquels le calcul des extrema est requis ne diffèrent que par des contours d'une largeur d'un pixel d'où l'idée d'une fenêtre glissante plutôt que d'un tri ou de file d'attente. Cette idée est reprise par Vandroogenbroeck *et al.* [Van Droogenbroeck 1996] pour proposer des méthodes rapides pour la morphologie mathématique avec des ES non binaires de formes quelconques. Ils proposent de calculer le minimum (maximum) de  $f$  dans une fenêtre  $B_q$ , résultat de la translation d'une fenêtre  $B_p$  de  $q - p$ , en mémorisant l'histogramme des niveaux de gris des pixels de la fenêtre  $B_p$  puis de compter tous les pixels qui apparaissent et ceux qui disparaissent, durant la translation vers  $B_q$ . Le minimum (maximum) se déduit directement à partir du nouvel histogramme.

Nous avons utilisé cette méthode pour implémenter le filtrage morphologique d'ouverture sur les images de prostate et il s'est avéré que l'utilisation des histogrammes est nettement plus avantageuse que la recherche des optima à chaque translation.

La figure 3.9.a illustre ce filtrage par ouverture.

### 3.3.2.2 Filtrage adaptatif

Une fois le filtrage morphologique appliqué, il subsiste toujours des régions de bruit. Un lissage de ces régions est effectué par une adaptation du filtre AWMF.

Nous utilisons le modèle de bruit dépendant du signal donné dans [Loupas 1989] :

$$y = x + n\sqrt{x} \quad (3.13)$$

où :

$y$  : signal observé

$n$  : bruit indépendant du signal

$x$  : signal réel

Ce modèle implique que, dans les régions homogènes où le signal  $x$  peut être considéré constant, la variance de l'image est proportionnelle à la moyenne.

Pour le pixel  $x_{i,j}$  de coordonnées  $(i, j)$ , on définit un voisinage  $11 \times 11$  dans lequel on calcule l'homogénéité de la région  $\rho_{i,j}$  [Dutt 1996] :

$$\rho_{i,j} = \frac{\sigma_{i,j}^2}{\mu_{i,j}} \quad (3.14)$$

où :

$$\mu_{i,j} = \frac{1}{W^2} \sum_{m,n=-W/2}^{m,n=+W/2} X_{i-m,j-n} \quad (3.15)$$

est la moyenne

et

$$\sigma_{i,j}^2 = \frac{1}{W^2} \sum_{m,n=-W/2}^{m,n=+W/2} (X_{i-m,j-n} - \mu_{i,j})^2 \quad (3.16)$$

La variance.

Expérimentalement, nous avons trouvé qu'un seuil 5.0 pour  $\rho_{i,j}$  était la valeur la plus adaptée aux images traitées.

L'algorithme du filtre suit les étapes suivantes :

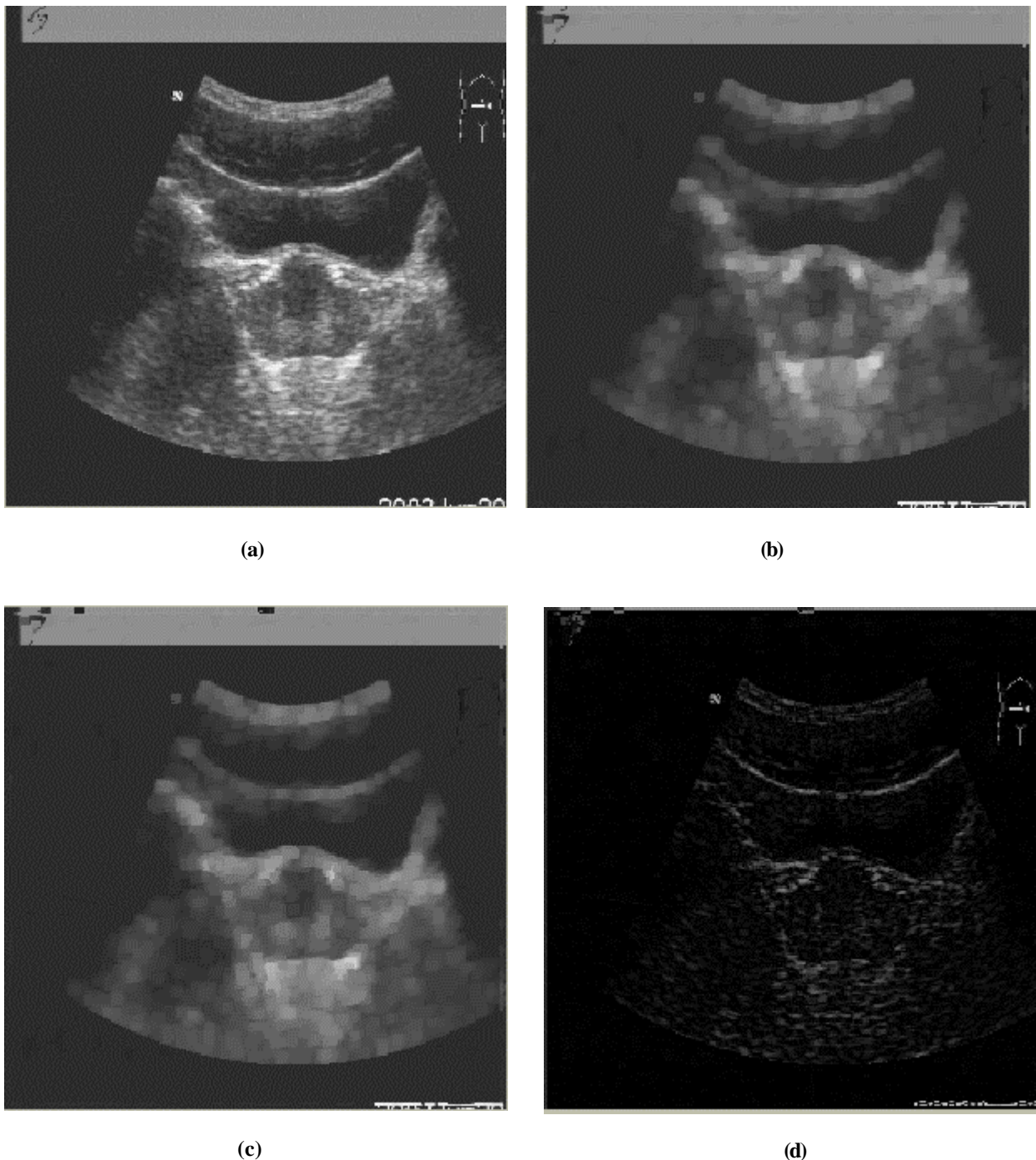
- 1- Trouver le niveau de gris maximum de l'image : Max
- 2- Chercher un pixel  $p(i, j)$  avec un niveau de gris (NdG) = Max
- 3- Former une région par extension en prenant comme grain (seed) le pixel p trouvé. La stratégie d'appartenance est :
  - Dans le voisinage 3X3 du grain, inclure le pixel (m,n) si  $NdG(m,n) > Max - S$  où S est un seuil fixé.
  - Inclure tous les voisins de la région précédemment calculée.
- 4- Calculer l'homogénéité  $\rho$  de la région
- 5- Si ( $\rho > 5.0$ ) alors
  - Calculer le niveau de gris moyen MdG des pixels voisins de la région
  - Mettre le NdG de tous les pixels de la région à MdG
- 6- Marquer la région.
- 7- Refaire les étapes 1 à 6 sans prendre en considération les régions marquées.

L'algorithme s'arrête dès que le niveau de gris Max devient inférieur à un seuil M.

Pour les images traitées, les seuils S et M ont été fixés empiriquement à 95 et à 23 respectivement. En effet, ces valeurs donnaient les meilleurs résultats.

La figure 3.9.c illustre l'application du filtrage adaptatif sur l'image ouverte.

Les zones bruitées ainsi détectées par ce filtrage morphologique et adaptatif sont éliminées par soustraction de l'image d'origine pour obtenir une image avec des contours rehaussés. L'image résultat servira comme gradient morphologique et sera utilisée pour calculer l'énergie du contour (figure 3.10).



**Figure 3. 9 : Filtrage de l'image échographique. (a) image d'origine : Echographie abdominale de la prostate. (b) image filtrée par une ouverture morphologique. (c) Filtrage adaptatif de l'image ouverte. (d) soustraction de l'image filtrée de l'image d'origine.**

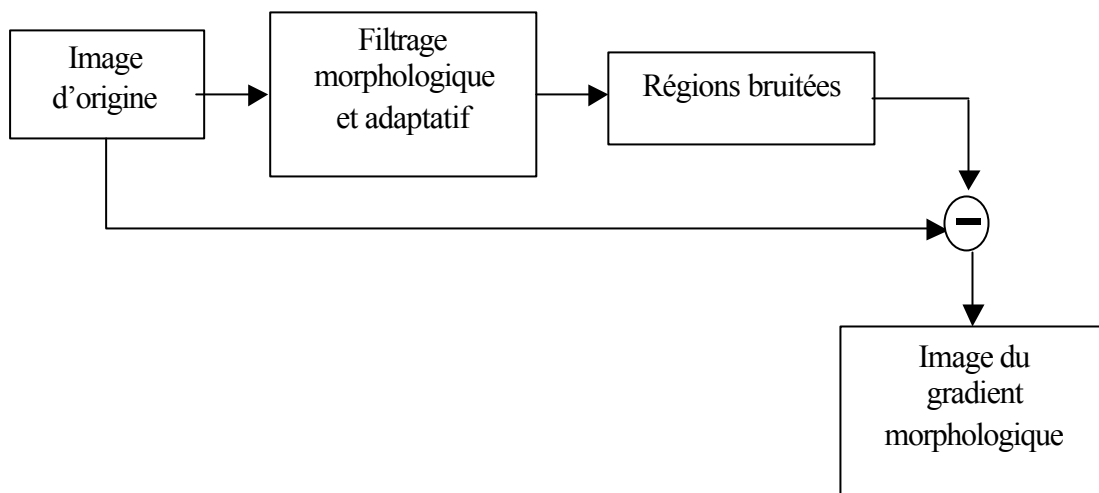


Figure 3. 10 : Processus de filtrage et obtention du gradient morphologique

### 3.3.2.3 Evaluation du filtrage

Généralement, Les méthodes d'évaluation de la qualité des images sont basées sur le rapport signal sur bruit défini comme étant le rapport entre le niveau de gris moyen et l'écart type :

$$RSB = \frac{\mu}{\sigma} \quad (3.17)$$

Cependant, cette valeur varie suivant la position et la taille de la région. Pour calculer le facteur global de bruit de l'image, Chen *et al.* [Chen 1996], [Chen 2003] définissent le RSB Groupé ( $RSB_G$ ) comme étant le RSB d'un ensemble prédéfini de régions homogènes. Il est défini par :

$$RSB_G = \frac{\hat{\mu}_G}{\hat{\sigma}_G} \quad (3.18)$$

$\hat{\mu}_G$  et  $\hat{\sigma}_G$  sont, respectivement, la moyenne groupée et l'écart type groupé, calculés comme ci-dessus :

$$\hat{\mu}_G = \frac{\sum_{k=1}^m n_k \hat{\mu}_k}{N} \quad (3.19)$$

$$\hat{\sigma}_G^2 = \frac{\sum_{k=1}^m [(n_k - 1) \hat{\sigma}_k^2 + n_k \hat{\mu}_k^2] - N \hat{\mu}_G^2}{N - m} \quad (3.20)$$

avec

$m$  : le nombre de régions utilisées et  $n_k$  le nombre de pixels de la  $k^{\text{ème}}$  région

et  $N$  le nombre total de pixels dans toutes les régions.

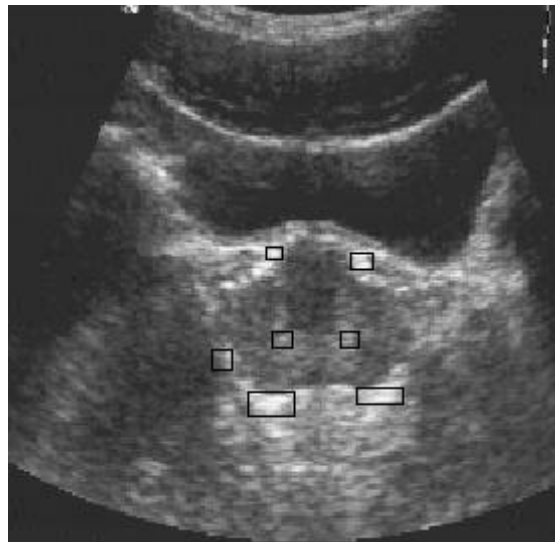
Un autre facteur à prendre en considération, est que sur les images échographiques, le but est d'améliorer le RSB d'un objet et le RSB de son fond d'image tout en améliorant le contraste entre les deux. A partir de ces considérations, Chen *et al.* [Chen 2003] définissent des mesures pour le rapport signal sur bruit et contraste sur bruit comme :

$$\text{RSB} = \frac{(1/2)(\hat{\mu}_1 + \hat{\mu}_2)}{\sqrt{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2}} \quad (3.21)$$

$$\text{RCB} = \frac{|\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2|}{\sqrt{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2}} \quad (3.22)$$

où  $\hat{\mu}_1$ ,  $\hat{\sigma}_1$  et  $\hat{\mu}_2$ ,  $\hat{\sigma}_2$  sont respectivement les moyennes et écarts type de l'objet et de son fond d'image.

Pour les images que nous avons traité, nous avons choisi des régions homogènes pour lesquelles l'homogénéité  $\rho_{i,j}$  est inférieure au seuil 5.0, appartenant à la prostate et d'autres à son fond d'image (reste de l'image) (figure 3.11). Puis, nous avons évalué les RSB et RCB avant et après application du filtrage morphologique et adaptatif. Les résultats sont donnés dans la section Résultats.



**Figure 3. 11 : Régions homogènes choisies autour de la prostate pour calculer les RCB et RSB lors de la validation de l'algorithme de filtrage.**

### 3.3.3 Recherche du contour

La recherche du contour ou des meilleurs paramètres le décrivant se fait par une optimisation sur une fonction de coût correspondant à l'énergie du contour.

#### 3.3.3.1 Energie du contour

Comme pour les contours actifs traditionnels, à chaque contour  $C$  est associée une énergie définie par [Terzopoulos 1987] :

$$E(C) = E_{interne} - E_{externe} \quad (3.23)$$

$E_{interne}$  : liée au contour, elle représente la longueur et l'élasticité du contour.

Elle a pour expression :

$$E_{interne} = \int_a^b \alpha(s) \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (3.24)$$

où :  $a, b$  sont les extrémités du contour

$s$  : l'abscisse curviligne

$v(s)$  : point actuel. Il a pour coordonnées  $x(s), y(s)$ .

Le terme  $\left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2$  agit sur la longueur du contour et  $\alpha(s)$  représente sa rigidité.

$\left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2$  agit sur la courbure et  $\beta(s)$  représente son élasticité.

Les paramètres  $\alpha(s)$  et  $\beta(s)$  pondèrent les propriétés de longueur et de courbure le long du contour. Etant donné que le contour est fermé et donc ne changeant pas sa longueur de manière sensible, ces paramètres sont choisis constants. Nous avons fixé ces paramètres à 1 pour pondérer et équilibrer leurs influences sur l'énergie.

L'énergie externe  $E_{externe}$  est attachée aux données. Sa minimisation poussera le contour à recouvrir les lignes de fort gradient.

Elle est exprimée par :

$$E_{externe} = E_{gradient} + E_{morphologique} \quad (3.25)$$

L'énergie externe combine une énergie liée au gradient et un autre terme représentant un gradient morphologique, plus connu sous le nom de gradient de Beucher, obtenu après filtrage de l'image par le filtre morphologique et adaptatif présenté précédemment.

$$E_{\text{gradient}} = \int_a^b |\nabla I(v(s))|^2 ds \quad (3.26)$$

où  $\nabla I$ : Représente l'opérateur gradient.

Nous avons utilisé l'opérateur de Deriche [Deriche 1987] pour évaluer le gradient de l'image. En effet, ce filtre a un bon comportement face au bruit.

La fonction de lissage de Deriche a pour expression :

$$h(x) = k \cdot (\alpha |x| + 1) \cdot e^{-\alpha |x|} \quad (3.27)$$

avec :

$$k = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{(1 + 2 \cdot \alpha \cdot e^{-\alpha} - e^{-2\alpha})} \quad (3.28)$$

Le paramètre  $\alpha$  de cette fonction est fixé à 1.2.

$$E_{\text{morphologique}} = \int_a^b |I_m(v(s))| ds \quad (3.29)$$

où  $I_m$  est l'image obtenue après soustraction (voir figure 3.10).

La prostate apparaît sur les images échographiques abdominales comme une tache foncée à l'intérieur et claire à l'extérieur. Le modèle choisi pour calculer l'énergie  $v_a$ , de ce fait, favoriser les contours où le niveau de gris est bas à l'intérieur et haut à l'extérieur.

### 3.3.3.2 Initialisation du contour

La segmentation d'une image consiste à initialiser le contour par la forme prototype moyenne précédemment trouvée. Chaque point est ensuite déplacé individuellement sur la normale au contour en ce point jusqu'à atteindre une énergie minimale locale.

Nous obtenons ainsi une première estimation du contour.

### 3.3.3.3 Optimisation du contour

La seconde étape consiste en une recherche itérative du contour final. Cette recherche est guidée par un algorithme de recuit-simulé connu pour son aptitude à explorer un grand espace de recherche qui lui assure une robustesse par rapport aux minimums locaux [Kirkpatrick 1983]. A chaque étape, un nouveau vecteur de paramètres  $b_i$  est généré aléatoirement et injecté dans l'équation 3.10 pour former un nouveau contour puis l'énergie de ce nouveau contour est évaluée.

Généralement, la difficulté pour l'utilisation de l'algorithme de recuit simulé est la détermination de ses paramètres internes. En effet, il convient de définir les conditions initiales du processus d'optimisation. Il s'agit de la définition de la température initiale, du nombre de pas par palier de la température et du pas d'échantillonnage. Pour

déterminer les paramètres initiaux de l'algorithme, on fait appel à des choix empiriques. Gibon [Gibon 1995], [Gibon 1999] et plus récemment Kulik [Kulik 2000], [Kulik 2002] proposent une méthode pour initialiser la température initiale. Un ensemble de tirages aléatoires est effectué autour de la configuration initiale de manière à faire varier les paramètres à optimiser. La température initiale est alors calculée de manière à accepter à 90% l'énergie maximum résultante de ce tirage aléatoire. La décroissance de la température est choisie linéaire comme pour l'analyse multi-résolution.

Une fois cette étape terminée par la convergence de l'algorithme vers la forme minimisant l'énergie, une dernière étape est effectuée. Elle consiste en une recherche locale suivant la normale de chaque point de sorte à recouvrir les contours particuliers correspondant aux paramètres qui n'ont pas été gérés par le modèle. Cette recherche est facilitée par le filtrage qui permet d'éviter les faux contours dus au speckle.

### 3.3.4 Evaluation de l'algorithme de segmentation

Une étape primordiale dans tout processus de segmentation est l'étape de validation et d'évaluation de l'exactitude des contours extraits. Plusieurs méthodes ont été décrites dans la littérature, [Pathak 2000] utilise des distances métriques à travers les distances de Hausdorff [Huttenlocher 1993], [Chalana 1997] pour estimer l'erreur entre une forme moyenne obtenue à partir de segmentations manuelles effectuées par plusieurs observateurs et la sortie de leur algorithme semi-automatique. [Wu 2000] utilise la surface partielle. L'écart moyen entre le contour obtenu par leur méthode et les contours de deux experts est défini par  $D_0 = (D_2 + D_3)/2$  où  $D_2$  et  $D_3$  représentent les écarts entre le contour automatique et le contour du premier et du second expert respectivement. Puis  $D_0$  est comparée à  $D_1$ , qui est la différence entre les contours  $D_2$  et  $D_3$ , pour voir si la sortie de l'algorithme correspond aux résultats des experts. [Ladak 2000] utilise des mesures de distances et de surfaces pour comparer leur contour semi-automatique à des contours manuels.

Pour évaluer l'efficacité de notre méthode de segmentation, nous avons comparé les contours obtenus par notre algorithme automatique avec ceux tracés manuellement par un expert. La comparaison s'est faite selon des critères de distances et de surfaces [Mao 1999]. Le centre de gravité du contour manuel, calculé automatiquement, est choisi comme point de référence. Des segments de droite (13) espacés de  $15^\circ$  (figure 3.12) intersectent les deux contours  $C_M$  (manuel) et  $C_A$  (automatique). Les points d'intersection sont choisis comme points de test de façon à calculer :

- La distance moyenne (DistMoy) et la distance maximale (DistMax) entre les points appartenant à  $C_M$  et  $C_A$  et se correspondant deux à deux. Ces deux mesures donnent, respectivement, une estimation globale de la segmentation et l'erreur maximale de segmentation.
- Le recouvrement (Recouv) des surfaces  $S_M$  et  $S_A$  de  $C_M$  et  $C_A$ . Ce critère est défini par le rapport entre la surface d'intersection et celle de l'union de  $S_M$  et  $S_A$  :

$$\text{Recouv} = \frac{S_M \cap S_A}{S_M \cup S_A} \quad (3.30)$$



Cette mesure donne le taux de recouvrement qui doit être de 1 (100 %) dans le cas idéal où les deux contours se superposent complètement.

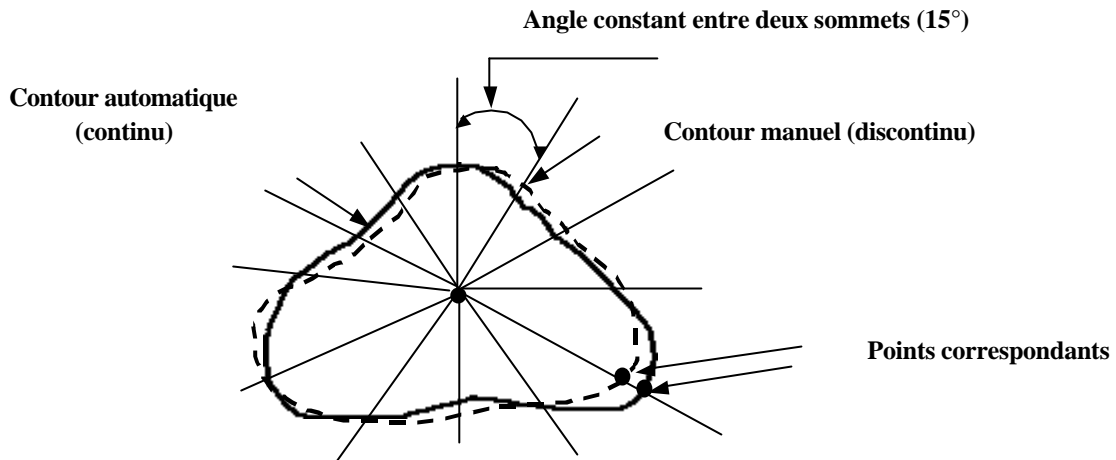


Figure 3. 12 : Estimation deux à deux des points correspondants entre le contour manuel et le contour automatique pour la validation

### 3.3.5 Evaluation et Résultats

Les données sur lesquelles on a testé notre algorithme sont acquises en utilisant un échographe portable (Sonosite™) équipé d'une sonde abdominale convexe à 5 MHz et de 60 mm d'ouverture. Les profondeurs d'exploration ont été de 8 à 16 cm. L'importation des images à la résolution 256x256 vers le ordinateur se fait en temps réel au travers d'un module d'acquisition spécifique en utilisant la sortie vidéo de l'échographe. Les images sont ensuite mises au format DICOM 3.0 par un algorithme adapté.

L'effet du pré-traitement réalisé par l'application du filtre morphologique et adaptatif est montré sur la figure 3.13. On remarque une amélioration des contrastes par une nette amélioration des rapports signal sur bruit et contraste sur bruit et une homogénéisation des régions aux alentours de la prostate. Il permet ainsi une meilleure détection des contours.

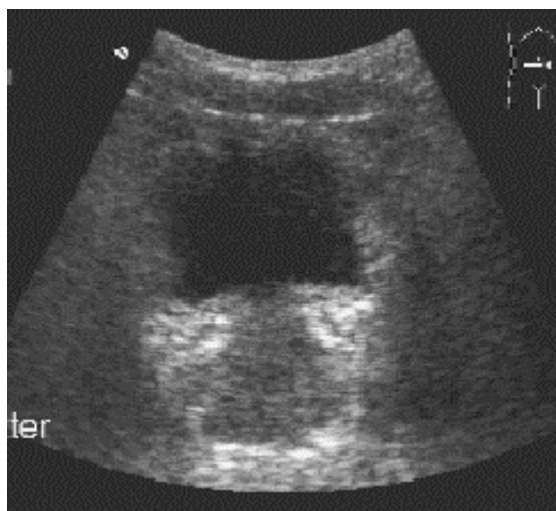
La figure 3.14 montre un exemple de contour obtenu avec l'algorithme de segmentation.

Les temps de calcul du processus complet (filtrage de l'image, recherche du contour) sont de l'ordre de 5 s sur des PC standards.

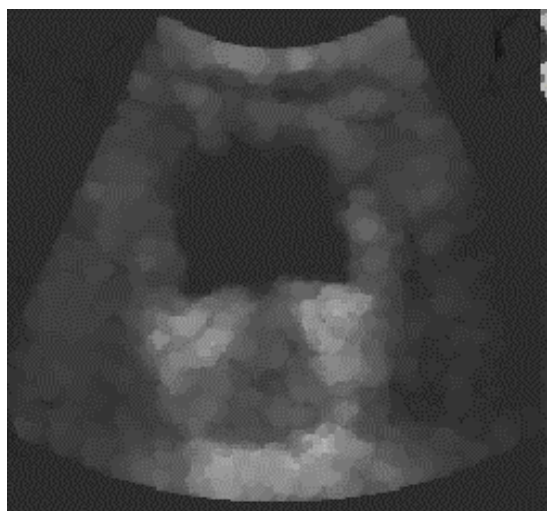
Le table 3.1 montre les résultats obtenus après application de la méthode sur un ensemble de 10 images dont 4 ont servi à la création du modèle.

Critère	Moyenne	Ecart type
DistMoy (pixel)	3.77 (1.96 mm)	1.3
DistMax (pixel)	4.85	1.8
Recouv	0.93	0.06

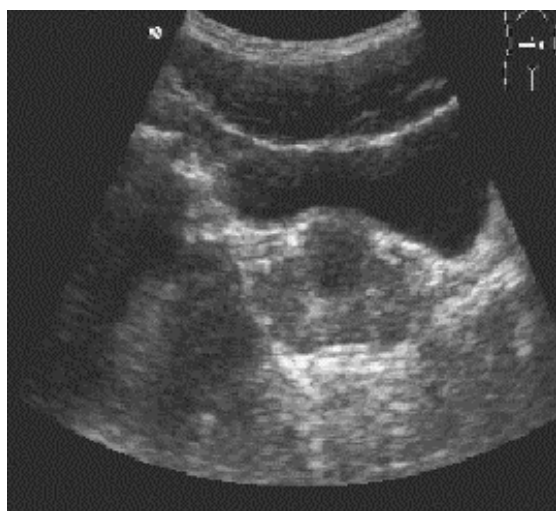
Table 3.1 : Résultat de la comparaison des contours



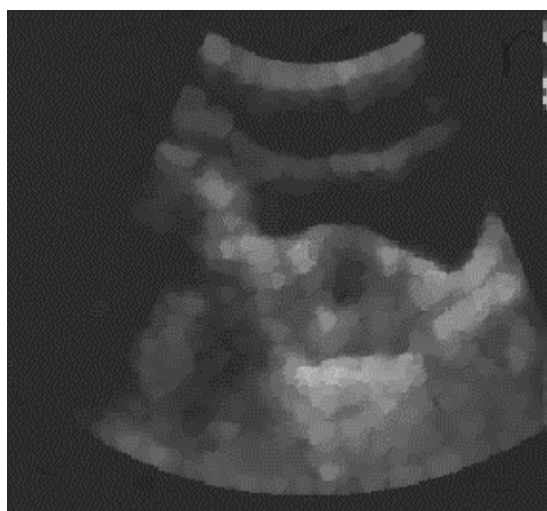
**RCB = 6.49**  
**RSB = 6.59**



**RCB = 11.88**  
**RSB = 11.03**

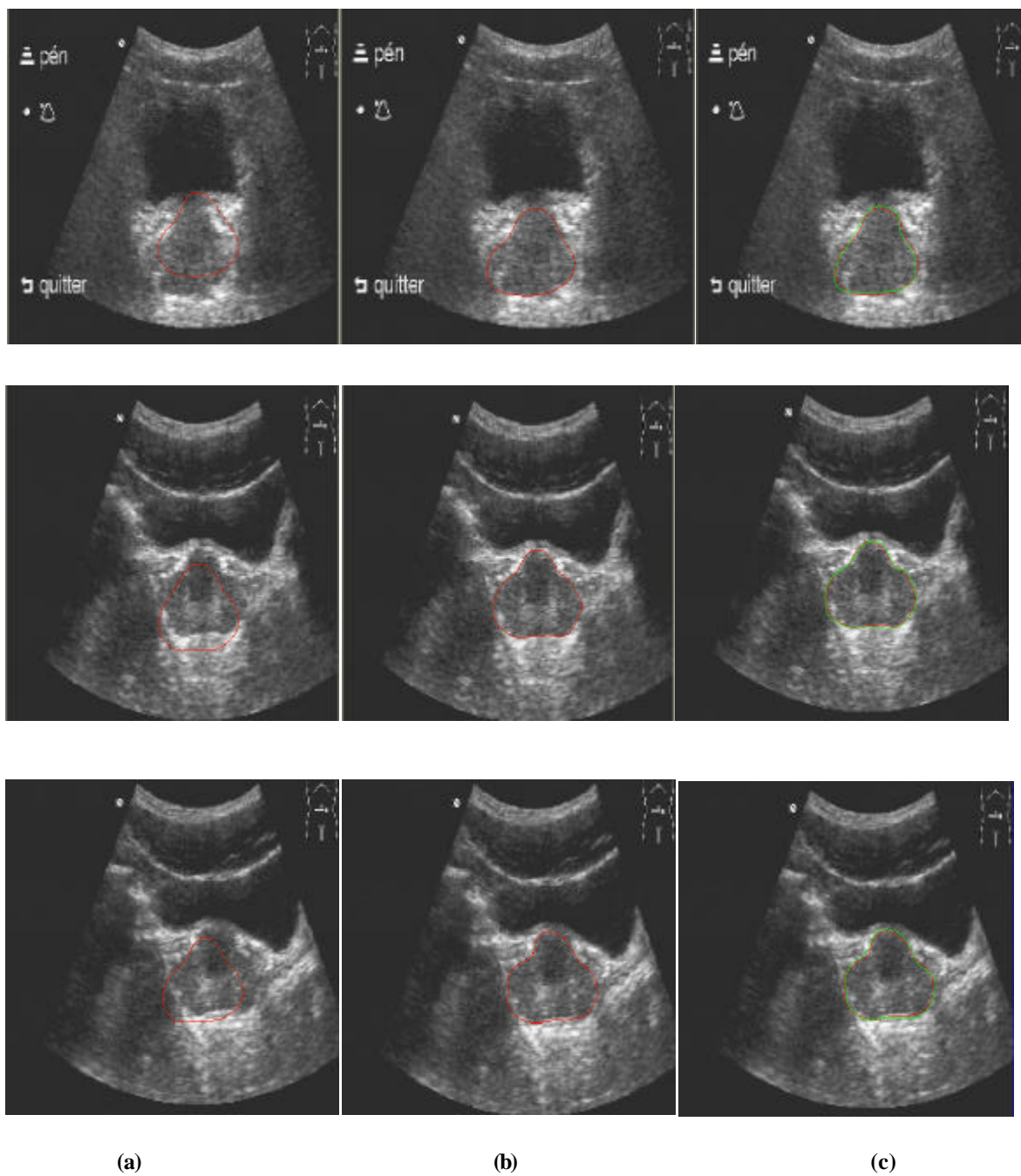


**RCB = 5.07**  
**RSB = 4.88**



**RCB = 9.78**  
**RSB = 8.97**

Figure 3. 13 : Effet du filtrage morphologique et adaptatif avec l'amélioration des contrastes



**Figure 3. 14 : Processus de segmentation et de comparaison avec le contour manuel pour différentes images. (a) Initialisation du contour à partir du contour moyen et première déformation. (b) Contour obtenu après convergence de l'algorithme. (c) Comparaison avec le contour manuel.**

### 3.4 Discussion

L'approche que nous proposons ici exploite l'information *a priori* pour guider une recherche heuristique du contour de la prostate. En cela, elle s'apparente aux nombreuses méthodes proposées dans la littérature [Pathak 2000], [Wu 2000], [Shen 2003] et basées pour la plupart sur les travaux de Cootes *et al.* [Cootes 1995], [Cootes 2001]. Cependant ces dernières ont été mises en œuvre sur des images ultrasonores acquises par voie trans-rectale. Ces images sont très efficaces dans un cadre diagnostique mais la sonde rectale, par l'inconfort provoqué au patient et sa difficulté d'utilisation, rend cette méthode d'imagerie impraticable pour le repérage lors des séances de traitement. De plus, l'introduction de la sonde rectale produit des déformations de la prostate et génère une erreur supplémentaire de position. Notre méthode travaille sur des images acquises par voie trans-abdominale, plus confortables et plus adaptées aux conditions des procédures intra-opératoires ou intra-traitement. Par rapport à l'exploration trans-rectale, les images trans-abdominales souffrent cependant de deux inconvénients majeurs.

Le premier correspond à des images plus bruitées et des contours moins bien définis à cause de l'atténuation ultrasonore et des échos multiples produits par les différentes couches anatomiques traversées pour atteindre la prostate. Pour remédier à cet inconvénient très gênant lors de la segmentation, nous avons conçu un filtrage morphologique et adaptatif original, spécialement conçu pour les images de prostate. Le lissage de l'image avant application de la segmentation avait déjà été proposé par [Pathak 2000] mais le filtrage utilisé n'inclut pas l'aspect morphologique. Notre filtre prend en considération la morphologie des zones de bruit qui entourent la prostate pour pouvoir les éliminer par une opération morphologique d'ouverture. La valeur d'homogénéité de 5.0 appliquée lors du filtrage adaptatif qui suit, a été fixée empiriquement pour les images utilisées mais nécessiterait certainement d'être redéfinie pour d'autres dispositifs ultrasonores. Il faudrait alors étendre la phase d'apprentissage en utilisant des images issues de différents modèles d'échographes et trouver un consensus pour le masque de bruit et une valeur d'homogénéité plus adaptée et plus générale.

Le second inconvénient est la grande variabilité du contour de la prostate à cause des orientations différentes données par le praticien à la sonde pour optimiser la visualisation de l'organe. Pour pallier cette difficulté, nous avons construit une base de connaissance qui intègre des images acquises suivant différentes orientations et différentes profondeurs d'exploration. On pourrait envisager par la suite d'augmenter la base de connaissance en intégrant progressivement le résultat des segmentations successives obtenues et validées par les cliniciens. Une autre amélioration serait d'intégrer dans la base de connaissance une information *a priori* concernant les organes voisins de la prostate (vessie, rectum, ...) ce qui permettrait de délimiter les emplacements et les champs de déformation de chaque organe.

Au final, les contours de prostate définis automatiquement par notre méthode sont très semblables à ceux qui sont obtenus par une segmentation manuelle (erreur de position inférieure à 2 mm), avec des index de similarités suffisants pour le repérage intra-opératoire en radiothérapie, là où la précision actuelle donnée par des marqueurs externes n'excède pas 10 mm. Bien que ce type de validation soit également sujet à discussion par la variabilité des résultats inter-experts, il nous semble utile de faire de telles comparaisons pour reproduire le plus fidèlement possible le travail du praticien mais avec un apport de taille qui est une reproductibilité dans le temps.

Par rapport aux méthodes décrites récemment [Shen 2003], nos temps de calculs sont beaucoup plus courts (5 s) et bien adaptés à des conditions où l'on souhaite connaître la position de la prostate en quasi-temps réel.

### **3.5 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthode de segmentation automatique de la prostate à partir d'images échographiques trans-abdominales. Cette modalité est plus adaptée aux conditions intra-opératoires que l'échographie par sonde endo-rectale. La méthode combine l'utilisation d'un filtre anti-bruit adapté aux images échographiques de prostate et d'un modèle statistique de prostate issu d'une base de connaissance pour guider une recherche heuristique du contour final. L'algorithme a été évalué en comparant, à l'aide de distances métriques, les résultats obtenus à ceux d'une segmentation manuelle faite par un expert.

La méthode a été développée dans l'objectif de l'utiliser dans un contexte intra-traitement pour recalibrer les contours extraits à partir des images échographiques à des contours extraits des images de planification du traitement radiothérapeutique. La méthode de mise en correspondance est exposée dans le chapitre 5.

# Chapitre 4 Recalage : De la conception à la validation

## 4.1 Introduction

Le recalage est le calcul d'une transformation permettant de mettre en correspondance deux ensembles de données. En imagerie médicale, le recalage permet de fusionner des informations issues de modalités différentes et/ou de patients différents. Son importance est d'autant plus croissante que les appareils évoluent et que de nouvelles modalités apparaissent. Il permet d'apporter une autre dimension à l'information disponible pour le praticien.

Il a été le sujet de nombreuses études ces dernières années et d'excellents états de l'art existent dans la littérature [Brown 1992], [Van Den Elsen 1993], [Maintz 1998], [Lester 1999], [Janin 2001].

Ce chapitre n'a pas pour but de refaire le travail mais a juste l'objectif de synthétiser ce qui apparaît comme les grandes lignes permettant de classer les algorithmes de recalage pour comprendre leur utilisation ainsi que les méthodes permettant leur validation.

## 4.2 Classification

La détermination d'une transformation de recalage nécessite de définir un ensemble de caractéristiques appartenant à plusieurs critères : *Espace des caractéristiques*, *Espace de recherche*, *Type d'optimisation*.

### 4.2.1 Espace des caractéristiques

L'espace des caractéristiques permet de définir la façon de comparer les images à recalcr. Il s'agit de déterminer les critères de comparaison qui peuvent être :

#### 4.2.1.1 Attributs géométriques

Les méthodes géométriques s'appuient sur l'extraction de primitives visibles dans les images étudiées. Ces primitives peuvent être anatomiques ou pas. Dans ce dernier cas, elles peuvent être de simples points, courbes ou des surfaces. [Bajcsy 1989], par exemple, utilise les axes principaux d'inertie calculés à partir de la matrice de covariance, [Zhang 1990] utilise les marqueurs externes d'un cadre stéréotaxique pour le cerveau, [Hill 1991] utilise des points anatomiques pour recalcr des images IRM et TDM du crâne. [Maintz 1996] se base sur les contours et d'autres auteurs emploient des contours [Rouet 1998].

Pour les courbes, Monga *et al.* [Monga 1992] ont développé les lignes de crêtes pour le recalage d'images cérébrales. Ces lignes de crêtes sont définies comme étant les lieux de courbure maximale de la surface étudiée. Cette méthode est développée par la suite notamment par Guézier *et al.* [Guézier 1994] et [Guézier 1997] qui utilisent des B-splines pour modéliser les courbures des sillons et un algorithme itératif pour recalcr les différentes lignes de crêtes.

Pour l'imagerie cérébrale, les primitives les plus utilisées sont les modèles surfaciques. En effet, les surfaces telles que le crâne, le cerveau ou encore les ventricules sont aisément accessibles [Feldmar 1997]. Vermandel *et al.* [Vermandel 2002], [Vermandel 2003], par exemple effectuent une mise en correspondance entre des images 2D obtenues par l'angiographie par rayons X et des images IRM 3D. Le recalage est effectué en segmentant et en recalant les vaisseaux intracrâniens.

Une fois les primitives définies, l'algorithme recherche la transformation qui minimise la distance entre elles dans les deux images. Les méthodes rencontrées se basent sur les méthodes de régression linéaire ou les moindres carrés. On cherche à minimiser la somme :

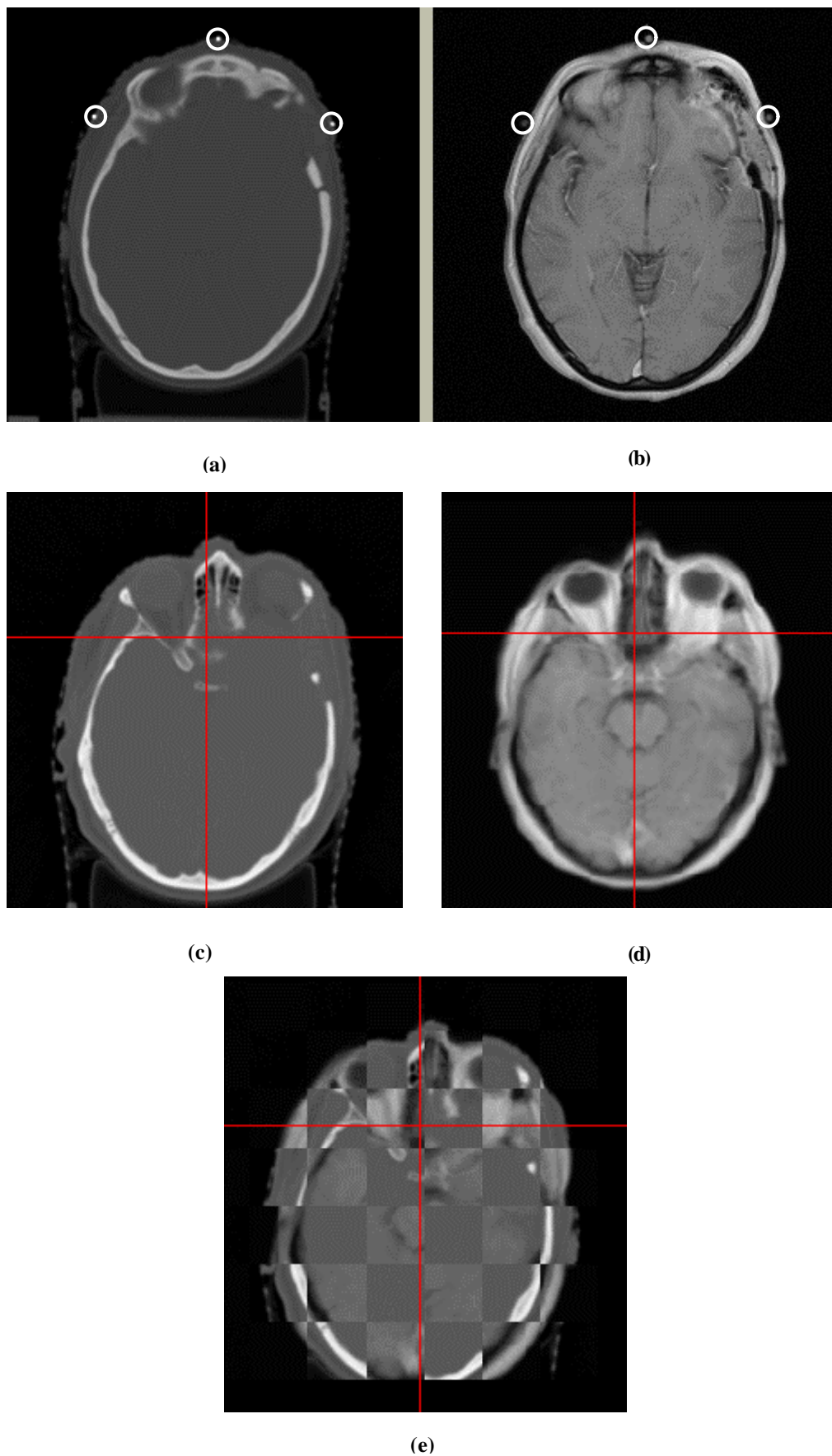
$$\Delta = \sum_{i=1}^n [P_i - F(P_i)]^2 \quad (4.1)$$

ou :

$P_i$  sont les coordonnées des points sur la première image et  $F$  la fonctionnelle contenant les paramètres de la transformation recherchée.

Mais quand les points ne sont pas appariés, la recherche s'oriente plus vers l'algorithme de [Borgefors 1988] ou vers l'algorithme des plus proches voisins (Iterative Closest Points) ICP [Besl 1992].

Une illustration de ce type de recalage est donnée sur les figures 4.1 et 4.2. La figure 4.1 montre un recalage multimodal IRM et TDM d'images cérébrales, par utilisation de trois marqueurs externes. Les points sont extraits et appariés manuellement. On constate une meilleure fusion des images sur la partie droite alors que sur la partie gauche, des imperfections se manifestent. Elles sont dues au fait que le patient lors du passage de l'examen scanner était muni d'un masque thermo-formé.

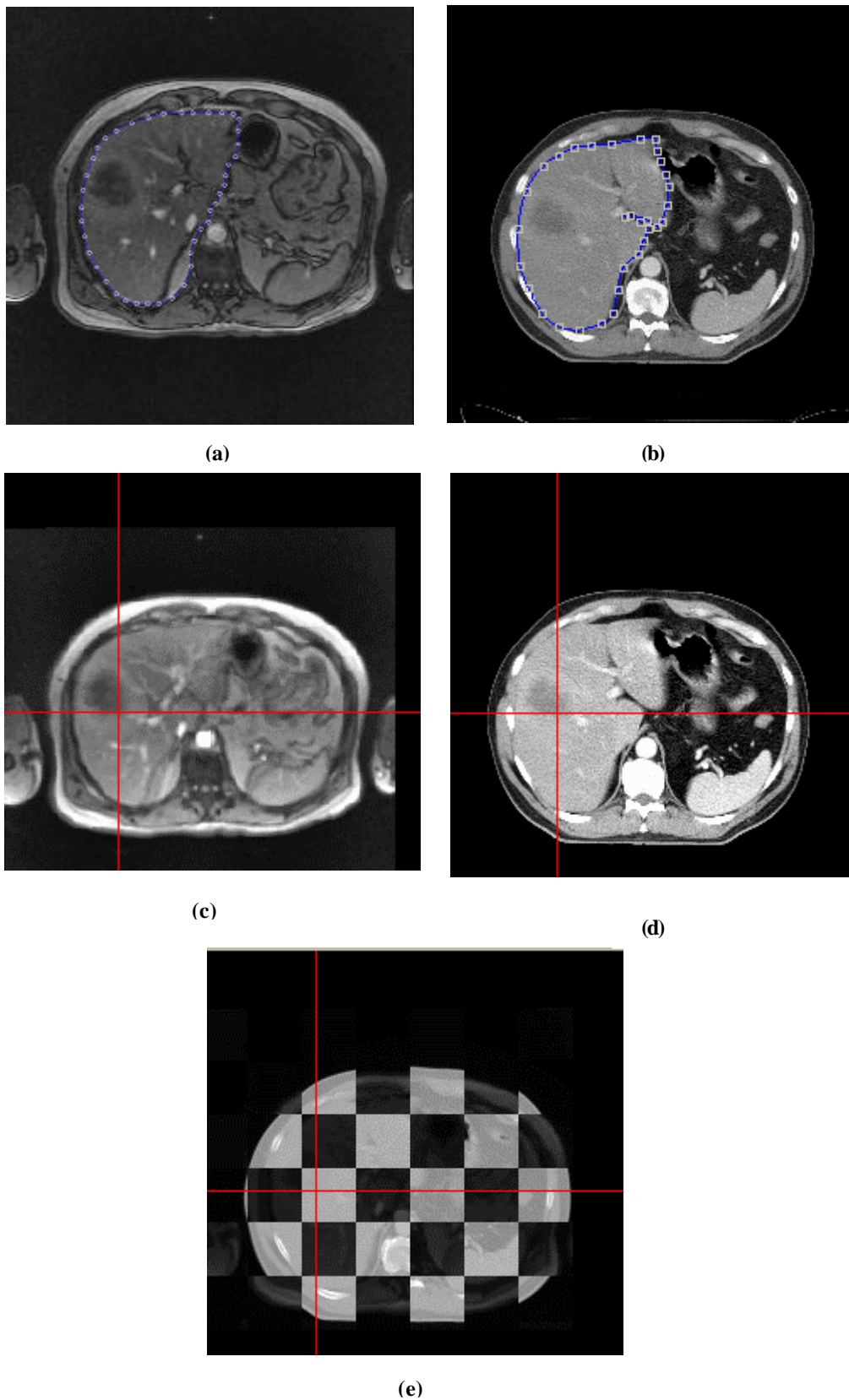


**Figure 4. 1 : Recalage par 3 marqueurs externes. (a) Marqueurs sur le TDM. (b) Marqueurs sur l'IRM. (c)-(d) correspondances entre les coupes après recalage. (e) Fusion des deux coupes recalées**



La figure 4.2 montre un recalage multimodal du foie extrait d'une manière semi-automatique par extension de région sur des images IRM et TDM. Mais comme le nombre de points décrivant les contours du foie sur les deux modalités n'est pas le même, une première étape pour les recalcr est d'apparier les points. L'algorithme de l'ICP permet de faire le recalage dans ce genre de cas. Cet algorithme est détaillé dans le chapitre 5.

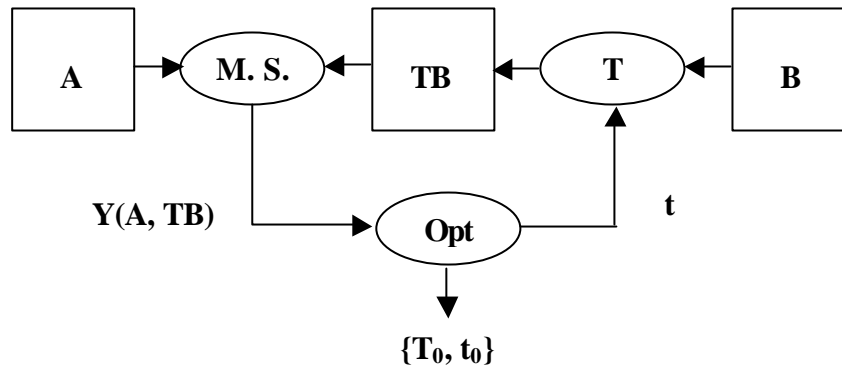
Deux inconvénients majeurs pénalisent les méthodes géométriques, le premier concerne le choix des primitives communes entre les images surtout dans le cas multimodal où il n'est pas facile d'identifier les mêmes structures. Le second problème apparaît à l'extraction par segmentation de ces primitives. Opération qui peut être très délicate et difficilement automatisable comme pour les images bruitées telles les images échographiques. Ceci limite la méthode notamment au niveau de la reproductibilité des résultats.



**Figure 4. 2 : Recalage par segmentation d'organes. (a) foie segmenté sur plusieurs coupes IRM. (b) Foie sur coupes TDM. (c)-(d) coupes correspondantes après recalage. (e) Fusion des coupes.**

#### 4.2.1.2 Méthodes iconiques

Sont regroupées sous ce nom, toutes les méthodes qui exploitent l'intégralité de l'information contenue dans les images. Les intensités de gris sont comparées à travers des mesures de similarité. Le recalage est effectué en transformant une image et en mesurant le degré de similarité entre les pixels géométriquement correspondants entre les deux images (figure 4.3).



**Figure 4.3 : Recalage iconique.** L'algorithme recherche les paramètres optima  $t_0$  de la transformation  $T_0$ , par un algorithme d'optimisation **Opt**, pour recaler les deux images A et B. L'image transformée à chaque étape TB est comparée à A par une mesure de similarité M.S

Plusieurs mesures de similarité ont été utilisées. [Van Den Elsen 1994] utilisent la corrélation pour le recalage TDM-IRM, [Woods 1993] proposent d'effectuer une somme pondérée des écarts-type des sous-ensembles d'iso-intensités de l'image. Son principe est de considérer la variation de l'ensemble des intensités correspondantes entre deux images. Elle est alors minimale lorsque les deux images sont correctement recalées. Ils proposent donc de calculer les moyennes et variances des intensités qui apparaissent dans l'image à recalier :

Ce critère n'étant pas symétrique, il convient de bien choisir l'image à transformer. En pratique, généralement, on choisit l'image IRM comme référence.

[Sato 1995] s'appuient sur des mesures locales de textures pour apparier deux images. [Hill 1994] introduisent la notion de contribution conjointe d'intensité plus connue sous le nom d'histogramme conjoint. Ils se basent sur le fait que lorsque 2 images ne sont pas recalées, leur histogramme 2D est dispersé. Ils proposent donc une mesure de la dispersion de l'histogramme par des moments d'espace d'ordre 3.

En se basant sur l'histogramme conjoint, plusieurs mesures de similarité ont été utilisées pour recaler des images : l'entropie conjointe [Studholme 1995], [Collignon 1995B], l'information mutuelle [Viola 1995], [Maes 1996], [Wells 1997] et le rapport de corrélation [Roche 1998].

La quantité d'information de deux images A et B peut être exprimée par l'entropie de Shannon  $H(A)$  et  $H(B)$  respectivement, comme :

$$H(A) = -\sum_{a \in A} p_a(a) \log p_a(a) \quad (4.2)$$

$$H(B) = -\sum_{b \in B} p_b(b) \log p_b(b) \quad (4.3)$$

où :  $p_a(a)$  est la probabilité qu'un pixel de l'image A ait la valeur a et  $p_b(b)$  la probabilité qu'un pixel de B ait la valeur b.

L'information commune de A et B peut également être exprimée par l'entropie  $H(A, B)$  comme :

$$H(A, B) = -\sum_{a \in A} \sum_{b \in B} p_{ab}(a, b) \log p_{ab}(a, b) \quad (4.4)$$

où :  $p_{ab}(a, b)$  est la probabilité qu'un pixel ait la valeur a dans l'image A et b dans l'image B, respectivement.

D'après la théorie de l'information, le degré de dépendance ou la quantité d'information commune entre deux images (ou deux variables en général) est donnée par leur information mutuelle  $I(A, B)$  [Applebaum 1996] :

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (4.5)$$

ou encore :

$$I(A, B) = \sum_{a, b} p_{AB}(a, b) \log \frac{p_{AB}(a, b)}{p_A(a) * p_B(b)} \quad (4.6)$$

En associant les intensités de l'image A et l'image transformée TB et après maximisation de l'information mutuelle  $I(A, TB)$ , les images A et B seront alignées [Viola 1995], [Maes 1997].

### Remarque

Il a été prouvé que l'information mutuelle normalisée  $I_n$  est plus robuste que l'information mutuelle [Studholme 1998]. Elle a pour écriture :

$$I_n = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} \quad (4.7)$$

#### 4.2.1.2.2. Histogramme Conjoint

Si on considère deux ensembles  $E_R$  et  $E_F$  (Images ou Volumes) qu'on veut recaler, i.e trouver la transformation qui associe à chaque pixel ou voxel de l'ensemble flottant  $E_F$  son correspondant sur l'ensemble de référence  $E_R$ , comme deux applications :

$$E_R : D_{E_R} \rightarrow R \quad \text{et} \quad E_F : D_{E_F} \rightarrow R \quad (4.8)$$

où :

$$D_{E_R} \text{ et } D_{E_F} \subset \mathbb{R}^n$$

avec  $n = 2$  (pixel) ou  $3$  (voxel).

$T$  est l'application qui cartographie les points (pixel ou voxel) de  $E_F$  sur ceux de  $E_R$ .

La distribution conjointe de  $E_R$  et  $T(E_F)$  sera :

$$p_{i,j}(T) = \frac{1}{m} \text{card} \{k = 1..m, E_R(k) = i \text{ et } E_F(T(k)) = j\} \quad (4.9)$$

$m : \text{card}(D_{E_F})$ .

#### 4.2.1.2.3. Estimation des probabilités

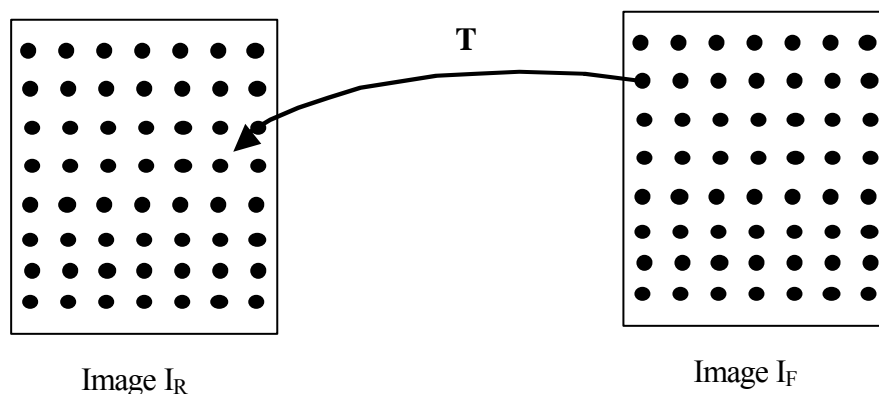
Les probabilités peuvent être estimées par :

- Fenêtrage de Parzen [Viola 1995], ou
- Normalisation de l'histogramme conjoint [Maes 1997]

Pour cette seconde méthode, l'histogramme conjoint est construit en considérant les paires d'intensités ( $a, T_b$ ) des régions superposées de l'image référence  $A$  et de l'image flottante  $TB$ , puis les probabilités conjointes sont estimées en normalisant l'histogramme conjoint. Enfin les probabilités marginales sont calculées en sommant sur les lignes et les colonnes.

#### 4.2.1.2.4. L'interpolation

L'application de la transformation  $T$  sur l'ensemble  $E_R$  ne fait pas coïncider les points  $T(E_F)$  exactement sur des points de  $E_R$ . (figure 4.4)



**Figure 4. 4 : Besoin de l'interpolation après application d'une transformation à l'image flottante à recaler sur l'image de référence.**

L'interpolation ou l'affectation de coordonnées entières au point  $T(I_F)$  peut se faire de plusieurs manières : plus proche voisin ou interpolation tri-linéaire. Ce type d'interpolation estime le niveau de gris du point transformé  $u' = T(u)$  en calculant une

moyenne pondérée des niveaux de gris des voisins de  $u'$ . Une illustration de cette méthode est montrée sur la figure 4.5 où le niveau de gris de  $u'$  est la somme de quatre termes  $w_i \cdot G(v_i)$  où  $w_i$  sont des surfaces et  $G$  représente le niveau de gris d'un pixel. Le calcul de l'histogramme conjoint  $h$  se fait ainsi en incrémentant  $h(I_F(u), I_R(u'))$  de 1 pour chaque point  $u$  de  $I_F$ .

Pour les volumes, l'interpolation se fait pour les 26 voisins du voxel à interpoler.

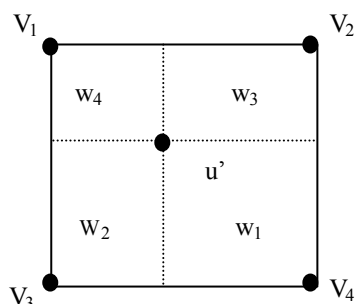


Figure 4.5 : Interpolation tri-linéaire

[Viola 1995] et [Maes 1996] ont montré que les interpolations de ce genre produisaient des fonctions de coût peu lisses par rapport aux paramètres de la transformation.

Une interpolation du type « partial volume » serait plus discriminante de l'optima de la transformation. Elle fut introduite initialement par [Collignon 1995A]. Elle est similaire à l'interpolation tri-linéaire sauf qu'au lieu de calculer la valeur moyenne dans un voisinage puis d'incrémenter les entrées de l'histogramme, l'interpolation partial volume met à jour plusieurs histogrammes : pour chaque voisin  $v_i$ , un histogramme conjoint  $h(I_F(u), I_R(v_i))$  est incrémenté de la valeur du poids  $w_i$ . Ainsi, la création de nouvelles valeurs de niveau de gris est évitée.

#### 4.2.1.2.5. Ré-échantillonnage

Le recours à l'interpolation provoque la diminution du nombre d'échantillons qui réduit la puissance statistique de l'histogramme conjoint et provoque des artefacts qui se manifestent comme extrema locaux dans la fonction de recalage [Pluim 2000].

[Likar 2000] proposent deux approches pour résoudre ce problème :

- *Ré-échantillonnage aléatoire*

Chaque pixel de coordonnées entières  $(i, j)$  de l'image  $B$  est légèrement transformé en  $(i+\Delta i, j+\Delta j)$  en sélectionnant aléatoirement deux transformations  $\Delta i$  et  $\Delta j$  dans l'intervalle  $[-\frac{1}{2}, +\frac{1}{2}]$  avec une distribution de probabilité uniforme. Le niveau de gris de chaque point transformé est déterminé par interpolation bilinéaire sur les quatre voisins. De cette manière, une nouvelle image  $B^*$  est obtenue. Elle contient des pixels de coordonnées réelles et irrégulièrement distribuées. Cette disposition empêche, lors du calcul de recalage, d'avoir beaucoup de positions d'alignement.

- *Inclusion de la probabilité a priori dans le calcul de l'histogramme conjoint*

Pour augmenter la puissance statistique de la probabilité conjointe flottante  $p(A, TB)$ , ils la combinent avec la probabilité *a priori* :

$$p(A, TB) \leftarrow \lambda \cdot p(A, TB) + (1-\lambda) \cdot p^*(A, B) \quad (4.10)$$

où :

$p(A, TB)$  est la probabilité flottante, et

$p^*(A, B)$  la probabilité *a priori*.

$\lambda \in [0,1]$  est le paramètre de régulation permettant de définir la différence entre la probabilité flottante et la probabilité *a priori*. Pour  $\lambda=1$ , la probabilité conjointe est définie de manière classique, sans information *a priori*.

#### 4.2.1.2.6. Le Rapport de Corrélation

L'information mutuelle est une mesure de similarité très générale dans la mesure où elle ne fait pas d'hypothèse sur la dépendance entre les images. Roche *et al.* [Roche 1998], [Roche 2000] ont proposé une autre mesure, le rapport de corrélation, basée sur une hypothèse de dépendance fonctionnelle entre les images à recaler et non linéaire comme pour le coefficient de corrélation.

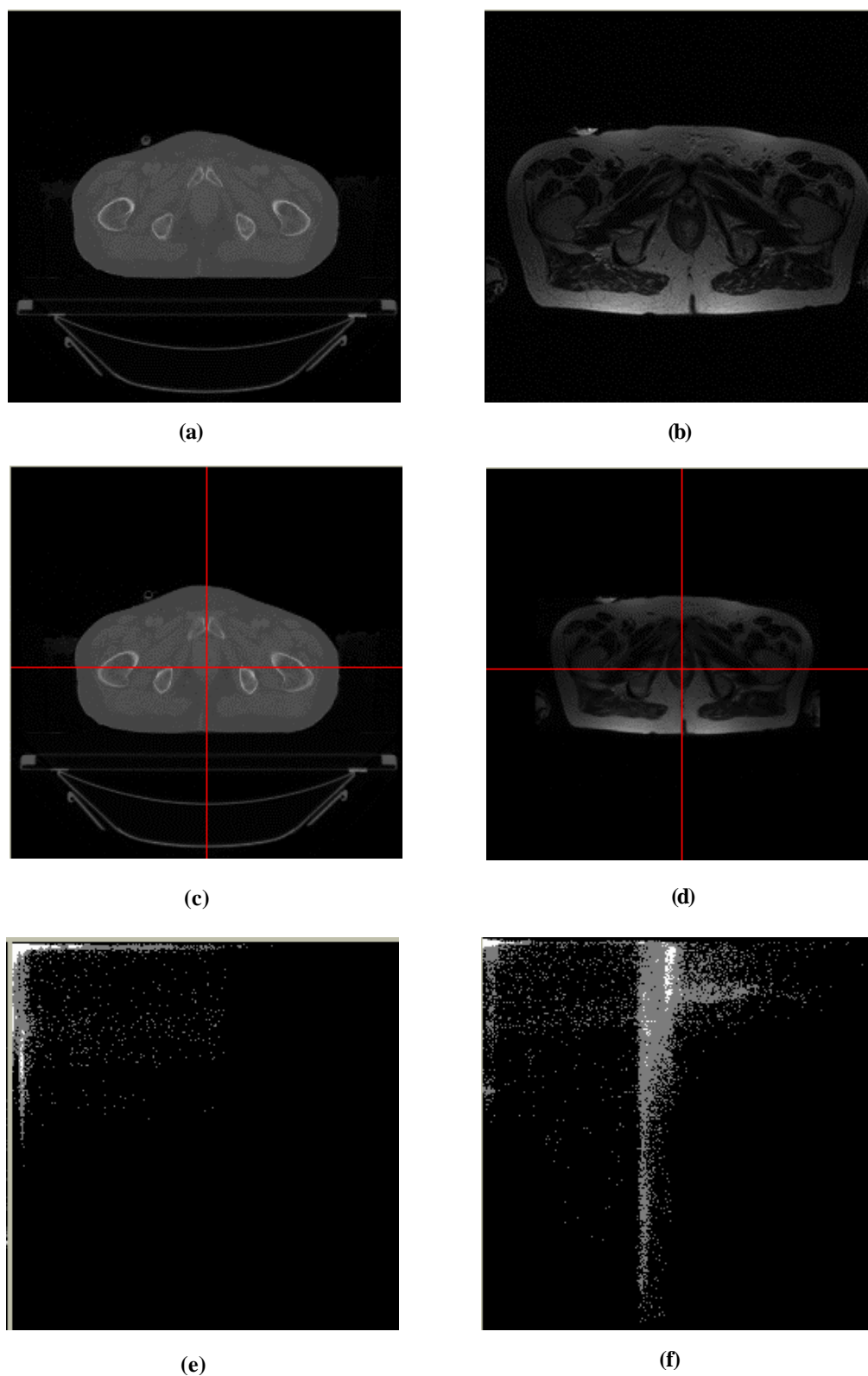
Le rapport de corrélation de deux images A et B est défini par la relation :

$$Rdc(A/B) = 1 - \frac{\text{Var}[B - E(B/A)]}{\text{Var}(B)} \quad (4.11)$$

où : Var indique la variance et E l'espérance ou moyenne.

Le rapport de corrélation n'étant pas une mesure symétrique, il est utile de choisir correctement l'image à transformer. Roche *et al.* ont utilisé ce critère pour recaler des images échographiques et des images IRM du crâne en choisissant comme image référence l'image IRM.

La figure 4.6 illustre un recalage multimodal par maximisation de l'information mutuelle entre deux volumes IRM et TDM de la prostate. Sur la figure 4.6.a une coupe TDM et sur la figure 4.6.b la coupe IRM qui lui « ressemble » le plus dans le volume TDM. Leur histogramme conjoint, donné en (e), sur lequel l'axe des abscisses contient les niveaux de gris de l'image TDM et en ordonnées ceux de l'IRM, montre peu d'information commune et une forte concentration autour du 0 car les coupes avant recalage ne sont pas définies dans le même plan par rapport au repère imageur. Après recalage, la concentration est plus autour des niveaux de gris communs. La figure (d) montre la coupe recalculée dans le volume IRM correspondant à la coupe TDM après recalage. Les coupes recalées sont maintenant définies dans le même plan 3D.



**Figure 4. 6 : Recalage par maximisation de l'information mutuelle. (a) Coupe d'un volume TDM de la prostate. (b) Coupe d'un volume IRM de prostate du même patient. (c)-(d) coupes recalées. (e) Histogramme conjoint avant recalage. (f) Histogramme après recalage.**



## 4.2.2 Espace de recherche

Le deuxième critère auquel il faut faire attention lors de la conception d'une méthode de recalage de deux ensembles est la définition de l'espace de recherche. Il permet de déterminer le type de transformation à mettre en place. On distingue plusieurs types de transformations :

### 4.2.2.1 Transformation rigide

Elle est formée de trois rotations d'angles ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\sigma$ ) et d'une translation ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ), donc 6 paramètres au total. L'application d'une transformation rigide permet d'aligner les objets imagés l'un par rapport à l'autre mais ne permet ni de compenser les non-linéarités introduites par les imageurs ni de prendre en compte les élasticités des objets. Il est donc impossible de corriger les déformations résultantes des mouvements du patient (respirations, battement de cœur, changement de morphologie,...).

Pour pallier ce problème, une seconde catégorie de transformations existe :

### 4.2.2.2 Transformation non rigide

Appelée également élastique ou encore déformable, cette transformation déforme l'image de manière non linéaire. Les paramètres à estimer sont plus importants que pour une transformation rigide mais offrent plus de degrés de liberté. On distingue les méthodes globales si la déformation est répartie sur la totalité de l'image et les méthodes locales si la déformation s'adresse à des points ou à des régions particulières (figure 4.7).

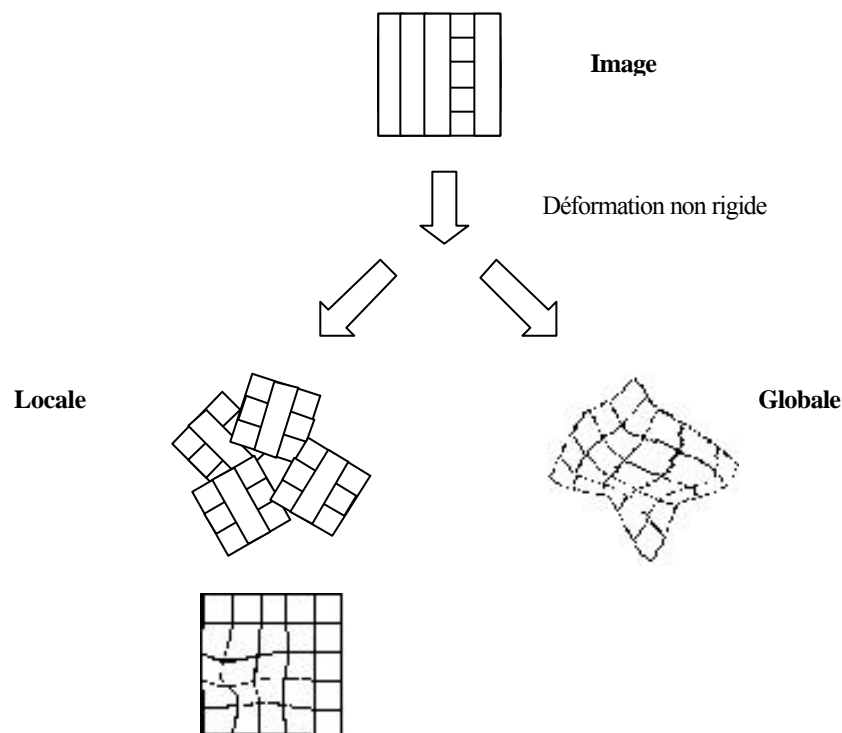


Figure 4. 7 : Transformations non rigides

L'approche la plus simple pour effectuer des déformations sur une image est de faire des transformations rigides indépendantes sur des régions découpées dans l'image.

#### 4.2.2.2.2. Transformation affine

Appelée également transformation linéaire, elle est globale et nécessite en plus des 6 paramètres de rotation-translation, trois autres paramètres pour les changements d'échelle (non isotropique) suivant chacun des 3 axes de l'espace.

#### 4.2.2.2.3. Transformation locale paramétrique

Le calcul d'une transformation de ce type nécessite l'estimation de  $9 + 3N$  paramètres où  $N$  est le nombre de points de contrôle ou d'ancrage. Le principe de cette méthode est de considérer l'image comme une plaque métallique déformable par les points d'ancrage dont on connaît la position souhaitée sur l'image flottante. Les fonctions B-Splines ou plaque-mince (Thin Plate Splines : TPS) sont très utilisées dans cette catégorie [Bookstein 1989].

Une seconde approche est proposée par Lavallée et Szeliski [Lavallée 1996]. Les auteurs proposent une méthode pour trouver la transformation non-rigide minimale entre deux nuages de points représentant des structures anatomiques. La méthode utilise un schéma de distance pré-calculée en utilisant une octree spline pour estimer la distance entre les points. La déformation est calculée en introduisant une seconde octree spline de sorte que le niveau le plus haut représente la déformation globale (rigide ou affine) et le niveau le plus fin représente la déformation locale.

Parmi les méthodes les plus connues de cette catégorie :

##### 4.2.2.2.3.1. Modèles élastiques

Ces modèles ont été introduit par Broit et Bajcsy [Bajcsy 1982], [Bajcsy 1983] en exploitant les propriétés élastiques des matériaux. La fonction de coût utilisée inclut une fonction d'élasticité satisfaisant à l'équation de Navier :

$$\mu \nabla^2 u + (\lambda + \mu) \nabla(\nabla u) + b = 0 \quad (4.12)$$

où  $\mu$  et  $\lambda$  sont les constantes d'élasticité de Lamé. Elles décrivent le comportement élastique du corps déformé,

$b$  étant les forces externes subies par le matériau (l'image pour le recalage)

et  $u$  est le champ de déformations recherché.

$\nabla$  et  $\nabla^2$  sont respectivement les opérateurs de gradient et de Laplace.

Les auteurs appliquent cette théorie sur l'imagerie en supposant que les images (ou leurs contenus) sont élastiques. Le champ de déformation est conçu par l'introduction de forces externes (terme  $b$ ), qui guident les déformations, et par des forces internes, qui garantissent les contraintes de lissage. Ils proposent de modéliser les déformations en utilisant les gradients locaux comme forces externes.

Généralement, on choisit  $\lambda=0$ , pour s'assurer que les déformations sont générées suivant les directions des gradients. La valeur du coefficient  $\mu$  est choisie entre 0 et 1.

Malheureusement cette méthode présente quelques lacunes :

- Elle est très coûteuse en temps de calcul.
- Elle ne traite que de petits déplacements.
- Elle ne garantit pas la conservation de la topologie.

#### 4.2.2.2.3.2. Estimateurs robustes

Il s'agit de modèles inspirés de l'analyse de données, dont le but est de rechercher les meilleurs paramètres d'un modèle à partir d'un nombre important de données observées en satisfaisant au plus grand nombre de celles-ci. Par exemple, si les données observées suivent une loi gaussienne, le meilleur estimateur sera alors la moyenne. L'estimateur des paramètres le plus classique s'obtient par une minimisation des moindres carrés des résidus. Mais un estimateur quadratique n'est en effet optimal que si les erreurs résiduelles sont gaussiennes et indépendamment distribuées sur le support du modèle. En analyse de mouvement, la distribution exacte de ces données est inconnue, on utilisera alors des estimateurs robustes  $\rho(x)$  [Nikou 1999A].

Un estimateur est appelé robuste s'il satisfait aux propriétés suivantes :

- Il fournit les meilleurs paramètres du modèle.
- Il ne tient pas compte des points aberrants.

Ces estimateurs non quadratiques permettent de pénaliser sélectivement les données qui s'écartent du modèle via une pondération par une fonction d'influence  $\Psi(x)$  dépendant de l'erreur résiduelle. Cette fonction se calcule par la dérivée de  $\rho(x)$  et mesure les perturbations apportées par les nouvelles données introduites. Une autre notion importante du principe des estimateurs robustes est la notion du point de rupture qui informe sur le niveau de perturbations que l'on peut atteindre avant que le modèle diverge. Pour que l'estimateur soit performant, cette valeur doit être élevée.

On rencontre plusieurs estimateurs dans la littérature, comme les L-estimateurs, les R-estimateurs et les M-estimateurs. [Nikou 1999B], [Hellier 2000] comparent plusieurs estimateurs existants.

- L-estimateur : cet estimateur utilise  $\rho(x)=|x|$  et donc  $\Psi(x)=\text{sign}(x)$ , ce qui conduit à l'estimateur médian. Les estimateurs de cette catégorie présentent les évaluations de paramètres les moins bonnes.
- R-estimateur : c'est un cas particulier, car il ne s'appuie plus sur des relations linéaires, mais tient compte essentiellement du classement des écarts.
- M-estimateur : il est généralement le plus employé, car il fournit les meilleurs résultats, surtout par rapport aux deux précédents. De plus, il est plus simple d'utilisation et il ne requiert pas de calculs trop importants. Le principe est de remplacer le terme quadratique au sens des moindres carrés par le M-estimateur robuste  $\rho(\cdot)$  appliqué aux résidus. La fonction  $\rho(\cdot)$  doit être définie positive, symétrique et ne possédant qu'un seul minimum en zéro. Plusieurs exemples de ces estimateurs sont fournis dans [Nikou 1999B].

#### 4.2.2.2.4. Transformation locale non paramétrique

Cette classe regroupe des méthodes plus générales dans la sens où aucune hypothèse n'est faite, la transformation est la somme de deux termes positifs appelés énergies, le premier, une mesure de similarité entre les deux ensembles (terme des données) et le second, une énergie de régulation pour contraindre les déformations.

Deux modèles sont très utilisés pour ces transformations :

##### 4.2.2.2.4.1. Modèles Fluides

Ces modèles sont apparus pour améliorer les modèles élastiques. Christensen *et al.* [Christensen 1994], [Christensen 1996] proposent d'utiliser un modèle déformable issu de la mécanique des fluides pour estimer la transformation spatiale. Ces approches ne recherchent plus les champs des déformations  $\bar{u}(x, t)$ , mais plutôt des champs de vitesses  $\bar{v}(x, t)$  des fluides en mouvement.

La vitesse  $\bar{v}(x,t)$  est définie par :

$$\bar{v} = \frac{d\bar{u}}{dt} = \frac{\partial \bar{u}}{\partial t} + \sum_{i=1}^3 v_i \frac{\partial \bar{u}}{\partial x_i} \quad (4.13)$$

où :

$$\bar{u} = [u_1(\bar{x}, t) \ u_2(\bar{x}, t) \ u_3(\bar{x}, t)]^T \quad (4.14)$$

et

$$\bar{v} = [v_1(\bar{x}, t) \ v_2(\bar{x}, t) \ v_3(\bar{x}, t)]^T \quad (4.15)$$

Cette théorie s'appuie sur le modèle d'équation différentielle modifiée de Navier-Stokes :

$$\mu \nabla^2 \bar{v} + (\lambda + \mu) \nabla (\nabla \cdot \bar{v}) + \bar{b}(\bar{u}) = \bar{\nabla} p + \rho \left( \frac{d\bar{v}}{dt} \right) + \bar{v} \eta \quad (4.16)$$

où :

$\mu$  et  $\lambda$  sont les constantes de viscosité.

$p$  est la pression du fluide.

$\rho$  est la densité du matériel.

$\eta$  est le taux par unité de volume qui entre ou sort du volume considéré

$\bar{b}$  garde la même définition que pour les modèles élastiques de l'équation 4.12.

Dans [Christensen 1996] les auteurs proposent d'utiliser le modèle simplifié, qui consiste

à négliger les termes de gradient de pression  $\vec{\nabla}p$  et le terme d'inertie  $\rho\left(\frac{d\vec{v}}{dt}\right)+\vec{v}$ , pour obtenir finalement l'équation :

$$\mu\nabla^2\vec{v}+(\lambda+\mu)\nabla(\nabla\cdot\vec{v})+\vec{b}(\vec{u})=0 \quad (4.17)$$

En remplaçant le champ de déformation  $u$  par le champ de vitesse  $v$  dans l'équation précédente, on se ramène au modèle élastique. Par contre cette approche est plus générale que la précédente, car elle accepte de plus larges déformations, et préserve la topologie en imposant au jacobien de la transformation de ne pas changer de signe. Toutefois, les calculs induits par cette approche sont beaucoup plus importants que les calculs du cas élastique.

#### 4.2.2.2.4.2. Modèles basés sur le flot optique

Toujours dans une logique de recherche des composantes du mouvement, les recherches se sont orientées vers la modélisation des vecteurs vitesses des pixels de l'image à déformer. Cette catégorie de méthodes porte le nom de flot optique (optical flow).

L'approche de l'analyse du mouvement n'a pas été conçue initialement pour l'image. En effet, au départ elle fut utilisée en météorologie pour suivre les déplacements des nuages [Leese 1971] puis en robotique [Horn 1981], ensuite pour le suivi du mouvement cardiaque [Mailloux 1989], [Herlin 1992].

Plusieurs études ont été consacrées à la détermination des modèles les plus adaptés. Les méthodes généralement utilisées pour modéliser le mouvement reposent sur l'hypothèse de conservation de l'intensité lumineuse. Cette hypothèse n'est pas forcément toujours vérifiée mais dans le cadre d'une estimation de faibles déplacements comme les mouvements du corps humain, l'hypothèse peut être considérée valable. [Barron 1994] font une comparaison de ces techniques et les classent en 2 catégories :

- Les techniques différentielles qui calculent la vitesse apparente à partir des dérivées spatio-temporelles des images [Horn 1981] :

$$E_d(u, v) = \sum_{(x,y)} [I_x(x, y, t) \cdot u + I_y(x, y, t) \cdot v + I_t(x, y, t)]^2 \quad (4.18)$$

Ces techniques exploitent directement l'équation de conservation de l'intensité lumineuse. Par contre, la seule information donnée par cette hypothèse ne suffit pas à calculer le vrai mouvement des objets à l'intérieur des images. Il faut donc introduire des contraintes qui permettent de régler cette difficulté.

- Les techniques basées sur la mise en correspondance de régions [Burt 1983], [Anandan 1990]. L'hypothèse de constance de luminosité reste valable et le principe de la méthode consiste à minimiser la différence quadratique :

$$E_c = \sum_{(x,y)} [I(x, xy, t) - I(x+u\partial t, y+v\partial t, t+\partial t)]^2 \quad (4.19)$$

où  $(u, v)$  est le vecteur vitesse recherché.

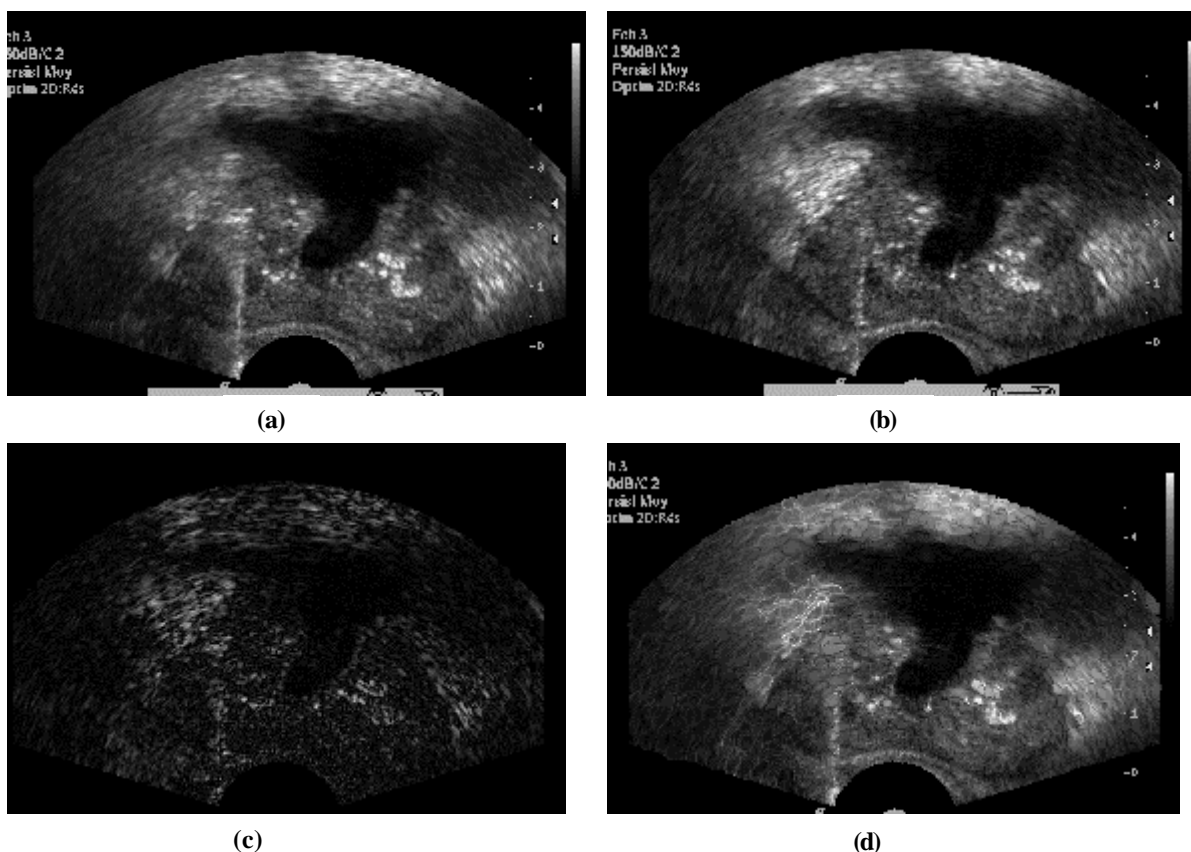
Le but du processus est de déterminer le vecteur vitesse en minimisant  $E_c$ . Le critère de différence quadratique peut aisément être modifié au profit de critère plus robuste comme le critère de corrélation [Glazer 1983].

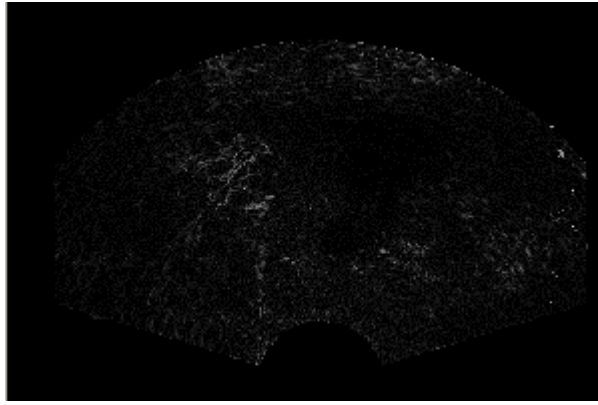
On peut citer également les méthodes basées sur l'analyse de fréquences dans le domaine de Fourier [Fleet 1992], ainsi que celles basées sur la phase [Fleet 1990].

Une autre approche très intéressante a été proposée par Thirion *et al.* [Thirion 1996], [Thirion 1998]. La méthode est appelée « Algorithme des démons » par analogie au concept thermodynamique des démons de Maxwell. Le principe est de placer en chaque point de l'image une force qui déforme un objet modèle sur un objet cible. Le calcul des vecteurs déformations est assez rapide, par rapport aux calculs basés sur les modèles élastiques ou fluides. Cet avantage rend ces méthodes très attractives et de nombreux auteurs ont proposé des adaptations de l'algorithme [Bricault 1998], [Dawant 1999], [Guimond 1999],[Roche 2000], [Cachier 2000], [Pennec 2003].

En réalité, pour de faibles déformations, cette méthode repose sur la résolution de l'équation du flot optique avec la supposition que les composantes tangentielles du vecteur recherché sont nulles. D'ailleurs, Cachier *et al.* [Cachier 2000] ont montré que le formalisme des « démons » était un cas particulier du flot optique correspondant à une approximation de type descente du gradient du second ordre par minimisation de l'écart quadratique entre les images.

La figure 4.8 illustre un recalage non rigide par la méthode du flot optique. L'algorithme est appliqué sur deux images échographiques de prostate du même patient. Initialement le rapport de corrélation est de 0.862 après convergence le rapport de corrélation passe à 0.956.





(e)

**Figure 4. 8 : Recalage non rigide par flot optique. (a)-(b) deux coupes US endo-rectale de la prostate du même patient prises à des instants différents. (c) Soustraction initiale entre les images. (d) L'image (b) déformée sur l'image (a). (e) Soustraction après déformation.**

## 4.2.3 Optimisation

### 4.2.3.1 principe

Une fois l'espace des caractéristiques et le type de transformation définis, il reste à estimer les paramètres de cette dernière. Généralement, le problème est non polynomial et nécessite le recours à des méthodes itératives pour approcher la solution. Différents algorithmes d'optimisation sont utilisés pour le calcul de la transformation optimale : méthodes sans calcul du gradient comme le Simplex et Powell ou les méthodes basées sur le gradient comme : la descente du gradient, gradient conjugués et méthode de Levenberg-Marquardt. D'autres algorithmes plus spécifiques ont fait leurs preuves notamment dans le recalage des primitives comme l'ICP.

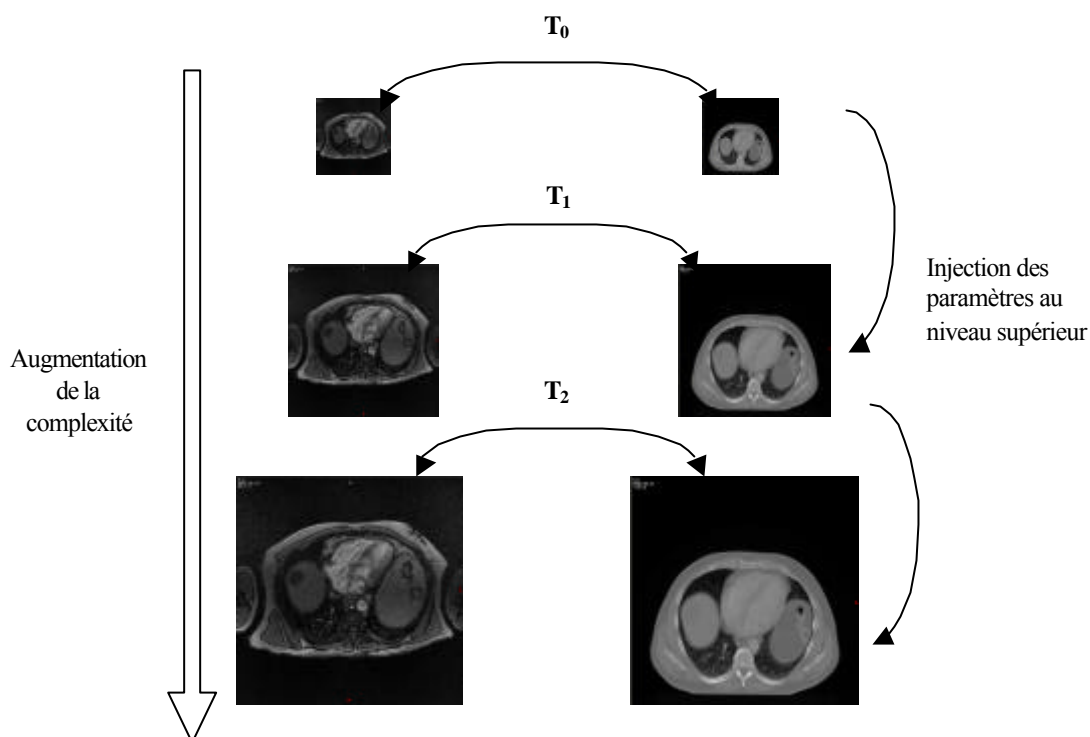
Toutes ces méthodes approchent la solution dans un schéma itératif qui peut être optimisé à son tour en augmentant la complexité des différents paramètres :

### 4.2.3.2 Multi-résolution et méthodes hiérarchiques

Le calcul de la solution optimale de recalage se fait itérativement. L'itération, au lieu d'être « linéaire » peut se faire hiérarchiquement du niveau le plus simple au niveau le plus fin. En effet, la hiérarchisation permet de réduire les minima locaux et d'accélérer les calculs (figure 4.9).

[Lester 1999] classent ces méthodes hiérarchiques en trois catégories suivant la complexité apportée à chaque niveau :

- Augmentation de la complexité des données
- Augmentation de la complexité de la transformation
- Augmentation de la complexité du modèle



**Figure 4. 9 : Schéma de la multi-résolution. Les paramètres trouvés au niveau  $i-1$  sont injectés et servent d'initialisation pour le niveau  $i$ .**

#### 4.2.3.2.2. Augmentation de la complexité des données

Au niveau le plus bas, seules les structures importantes sont prises en compte, ce qui permet d'éviter la convergence vers des minima locaux. L'optimisation est affinée par la réintroduction des détails des structures. Une série d'images est successivement générée pour l'image de référence ainsi que pour l'image flottante. La hiérarchie est obtenue soit par le changement d'échelle et le maintien de la taille des images entre les niveaux, soit par une pyramide obtenue par changement d'échelle et de taille.

##### 4.2.3.2.2.1. Echelle gaussienne

L'échelle gaussienne est obtenue en effectuant une convolution de l'image avec un filtre gaussien et en augmentant successivement l'écart type. Cette méthode est utilisée par [Collins 1995].

##### 4.2.3.2.2.2. Echelle morphologique

L'inconvénient majeur de l'échelle gaussienne est la non-préservation de la localisation des contours qui peut être gênante pour le recalage basé sur les contours (comme les méthodes par modèles fluides). Une solution pourrait être l'utilisation de l'échelle morphologique mathématique comme la fermeture qui a pour avantage de remplir les vides pour former des structures plus larges. Une discussion plus détaillée de cette approche peut être trouvée dans [Alvarez 1994] et [Jackway 1996].



#### 4.2.3.2.2.3. *Pyramide gaussienne*

Pour le recalage non-linéaire, l'échelle gaussienne, à cause du déplacement des contours et l'échelle morphologique, à cause de la création de fausses structures, ne fournissent pas de bons résultats. La pyramide gaussienne peut pallier ces inconvénients. Elle est obtenue en appliquant un filtre gaussien successivement en augmentant l'échelle et en diminuant le nombre de données par sous-échantillonnage. Elle est utilisée par [Christensen 1994], [Christensen 1996] et [Gee 1994].

Une alternative est l'utilisation d'une pyramide Laplacienne [Burt 1984], obtenue en faisant la différence, à chaque niveau, entre les deux niveaux précédents dans la pyramide gaussienne.

#### 4.2.3.2.2.4. *Pyramide par ondelette*

La pyramide par ondelette constitue une amélioration de la pyramide gaussienne. Elle est construite par l'application successive de filtrage et de sous-échantillonnage. Cependant, la construction de la hiérarchie se fait en décomposant à chaque niveau le niveau le plus fin et le plus grossier et en ne retenant que le plus fin.

La méthode a été utilisée notamment par [Deubler 1997] et [Palos 2004].

#### 4.2.3.2.3. *Augmentation de la complexité de la transformation*

L'augmentation de la complexité de la transformation peut se faire en modifiant les coefficients de la fonction notamment pour les transformations non rigides ou en déplaçant les repères dans le cas de recalage par les méthodes géométriques.

Une approche similaire est utilisée dans [Feldmar 1997].

#### 4.2.3.2.4. *Augmentation de la complexité du modèle*

La dernière façon de hiérarchiser les calculs est l'augmentation de la complexité du modèle. Des méthodes plus fines sont appliquées à chaque niveau, le meilleur exemple pour ces méthodes est l'initialisation par un recalage rigide puis affine et enfin l'introduction d'une déformation plus importante comme les B-Splines [Declerck 1997].

## 4.3 Validation du recalage

Une des problématiques les plus pointues en recalage d'imagerie médicale est la validation. Cette question ne concerne pas seulement la simple convergence des algorithmes d'optimisation utilisés pour estimer les paramètres. En effet, le domaine est d'autant plus sensible qu'il touche à la santé. D'une manière plus générale, la validation se place dans un cadre d'évaluation des technologies de santé (Health Care Technology Assessment, HCTA). Goodman [Goodman 1998], définit cette évaluation comme le processus d'examiner et de rapporter les propriétés d'une technologie médicale.

### 4.3.1 Critères de validation

Bien que la littérature déborde de travaux de recalage et de mise en correspondance, la validation n'a pas suscité autant d'engouement qu'elle le mérite. Ce n'est que dans les récentes dernières années que des réflexions sont menées pour établir des protocoles efficaces. En l'absence de méthodes standards, Maintz *et al.* [Maintz 1998] puis Janin *et al.* [Janin 2003], [Janin 2002] retiennent les critères suivants :

#### **4.3.1.1 Exactitude**

L'exactitude définit le degré de justesse des paramètres calculés. Elle est mesurée par la différence entre les valeurs trouvées et les valeurs théoriques. Cette définition sous-entend l'existence d'une référence, ce qui n'est pas toujours le cas notamment pour le recalage non rigide multimodal.

#### **4.3.1.2 Fiabilité**

Ce critère permet d'évaluer la précision et la reproductibilité des résultats. Goodman définit la fiabilité comme la capacité à converger plusieurs fois vers les mêmes valeurs dans les mêmes conditions.

Van Herk *et al.* [Van Herk 1994], [Van Herk 1995] utilisent la méthode appelée « Closed-loop test » (en boucle fermée) pour tester la cohérence globale du résultat d'un algorithme de recalage. Ils combinent plusieurs recalages sur un ensemble de données.

#### **4.3.1.3 Robustesse**

La robustesse permet d'évaluer les performances de la méthode dans des cas particuliers comme la présence de pathologie ou une grande variabilité dans les données.

#### **4.3.1.4 Détection des défauts**

C'est la capacité de l'algorithme à évaluer automatiquement et sans intervention ses paramètres pour pouvoir avertir en cas d'échec.

#### **4.3.1.5 Complexité et rapidité**

Ce critère englobe plusieurs caractéristiques comme la complexité de la transformation, le temps de calcul nécessaire pour estimer les paramètres et le degré d'automatisation (manuelle, semi-automatique, automatique).

### **4.3.2 Les données**

Un autre paramètre important pour la validation est la définition des données sur lesquelles les critères précédemment cités seront mesurés. Deux tendances émergent : avec ou sans standard.

#### **4.3.2.1 Présence de standards**

C'est le cas quand les données sont issues de la simulation numérique ou de l'utilisation de fantômes physiques spécialement conçus pour la manipulation et dont la géométrie est parfaitement connue. Ici, il s'agit de comparer les résultats obtenus aux paramètres réels.

Ce cas est connu sous le nom : « Absolute Ground Truth » ou « Gold Standard »

#### **4.3.2.2 Absence de standards**

C'est le cas pour les données réelles obtenues par des examens cliniques de routine. La validation, généralement, fait recours à l'intervention et à la connaissance du praticien qui détermine le degré d'exactitude de l'algorithme.

Ce type d'approches est connu sous le nom : « Bronze Standard » ou « Fuzzy Gold Standard » [Pennec 2002].

### 4.3.3 Les métriques

La validation est un ensemble de mesures de critères effectuées sur des données. Cependant, les mesures ne sont pas toutes appropriées à tous les critères. Les métriques choisies doivent être un bon indicateur. Un exemple du bon choix de la métrique concerne la thérapie guidée par l'image où l'erreur de mesure de recalage de la cible (TRE) est plus efficace que la traditionnelle erreur de recalage des marqueurs (FRE).

En effet, généralement pour ce type de recalage, la mesure de précision la plus utilisée est l'erreur de recalage des marqueurs ou fiduciaires (FRE : Fiducial Registration Error) qui mesure l'erreur quadratique résiduelle moyenne à la sortie de l'algorithme. Elle est définie par :

$$FRE^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{pre}^i - T_{reg} P_{is}^i)^2 \quad (4.20)$$

où :

N est le nombre de fiduciaires

$P_{pre}^i, P_{is}^i$  les coordonnées des points dans la modalité pré-traitement et US respectivement et  $T_{reg}$  la transformation de recalage.

Une autre mesure également utilisée est l'erreur de localisation des fiduciaires (FLE : Fiducial Localisation Error) qui est l'erreur de localisation des points. Elle est liée à la FRE par l'équation 4.21.

$$FRE^2 = \left(1 - \frac{2}{N}\right) FLE^2 \quad (4.21)$$

[Fitzpatrick 1998] montrent que la mesure la plus adéquate est l'erreur de recalage des cibles (TRE : Target Registration Error) qui mesure la distance entre un point et son correspondant sur l'autre image après recalage. Elle est définie par :

$$TRE^2 \approx \frac{FLE^2}{N} \left(1 + \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \frac{d_k^2}{f_k^2}\right) \quad (4.22)$$

où :

k représente les 3 axes cartésiens,

$f_k$  est l'erreur quadratique moyenne de la distance de la cible de l'axe cartésien et

$d_k$  est la distance de la cible de l'axe principal.

Le premier terme du TRE exprime l'erreur de translation et le second l'erreur de rotation. La principale différence entre l'erreur TRE et l'erreur FRE réside dans le fait que la dernière s'applique sur des points bien spécifiques qui sont généralement des marqueurs externes introduits dans l'anatomie alors que la première se calcule sur n'importe quel point des parties mises en correspondance.

[Lunn 2003] définissent la TRE comme un vecteur  $E_r$  où chaque composant du vecteur est la différence absolue dans un des 3 axes cartésiens entre des points CT ( $P_{CT}$ ) et les points US projetés par la transformation de recalage sur le CT ( $\hat{P}_{CT}$ ).

Pour l'axe des x, par exemple  $E_x$  est:

$$E_x = |P_{CT,x} - \hat{P}_{CT,x}| \quad (4.23)$$

et  $E_r$  serait alors :

$$E_r = \|\vec{E}\| \quad (4.24)$$

## 4.4 Conclusion

Après ce bref tour d'horizon des méthodes de recalage où on a pu constater leur diversité, il ressort qu'il n'existe pas de recette miracle qui permet, à partir de la connaissance des modalités d'imagerie mises en jeux et de la partie de l'anatomie concernée de pouvoir produire en sortie le type d'algorithme de recalage, d'optimisation ainsi que de validation à mettre en place. Un autre facteur déterminant à prendre en considération est le contexte de travail et d'utilisation de la mise en correspondance. En effet, dans le cadre d'une procédure de thérapie guidée par l'image ou de visualisation intra-opératoire, il convient de prêter attention aux temps de calcul et au degré d'automatisation. Les algorithmes doivent être rapides et précis avec un minimum d'interaction avec le praticien pour constituer un outil efficace sans changer les habitudes de ce dernier.

# Chapitre 5 Recalage d'images US à des images TDM ou IRM

## 5.1 Introduction

Ce chapitre traitera du recalage d'images ultrasons (US) et des images par résonance magnétique nucléaire (IRM) ou scanner (TDM). A l'instar des chapitres 2 et 3, il est composé de deux parties principales. La première regroupe quelques travaux faits dans ce domaine. Ces travaux ne s'intéressent pas uniquement à la prostate mais nous essayerons d'introduire les différentes approches utilisées qu'il s'agisse du crâne, de l'abdomen ou du pelvis pour passer en revue les différentes approches utilisées. Cette partie se termine par la présentation des trois systèmes de repositionnement par échographie, actuellement disponibles sur le marché. La seconde partie est réservée à la méthode que nous avons développée pour le recalage ainsi que son utilisation pour le repositionnement du patient en radiothérapie conformationnelle de la prostate. Plusieurs expérimentations sont présentées pour vérifier la précision à divers niveaux.

## 5.2 Etat de l'art

La fusion des images échographiques et des images d'IRM ou de TDM a suscité beaucoup d'intérêt tant ces modalités sont complémentaires. L'apport du temps réel, qui est une des qualités de l'échographie, sert généralement à mettre à jour ou à suivre l'évolution des données pré-opératoires (ou pré-traitement) issues de l'IRM ou du scanner.

Nous passerons en revue de manière non exhaustive quelques travaux réalisés dans ce domaine. Travaux qui, pour la plupart s'inscrivent dans la catégorie des méthodes géométriques.

Troccaz *et al.* [Troccaz 1993] sont les premiers à avoir travaillé sur cette problématique pour traiter le problème du repositionnement du patient en radiothérapie de la prostate. Le système utilisé comportait un localisateur mécanique, puis par la suite substitué par un système optique (Optotrack), pour la localisation de la sonde dans la salle de traitement. Les contours de la prostate sont extraits manuellement. Le recalage rigide des surfaces de prostate extraites des images US et TDM est fait par l'algorithme de Lavallée *et al.* [Lavallée 1991].

Les auteurs ont testé leur méthode sur des images d'un fantôme de prostate. Ils rapportent des erreurs de l'ordre de 1mm.

Une suite de ce travail est faite par Vassal *et al.* [Vassal 1995], [Vassal 1998]. Les auteurs développent plusieurs méthodes pour le repositionnement en utilisant différentes modalités d'imagerie : IRM ou TDM avec des images portales ou X-ray. Ils utilisent également l'échographie à travers l'algorithme de Troccaz *et al.*.

Dans une autre étude, Trobaugh *et al.* [Trobaugh 1994] s'intéressent au crâne. La sonde est calibrée et suivie par un système optique. La mise en correspondance avec les images IRM se fait en utilisant un cadre stéréotaxique.

Hata *et al.* [Hata 1994] font un recalage rigide par la méthode géométrique des chanfreins 3D. Les attributs sur lesquels le recalage est basé sont extraits semi-automatiquement. La méthode est testée sur un ensemble artificiel de coordonnées transformées.

Dans leur étude [Erbe 1996] s'intéressent également au crâne ou plus exactement aux mouvements du cerveau durant les opérations chirurgicales intra-crâniennes. Le recalage est géométrique et se base sur des extractions manuelles des attributs.

Le travail de [Strintzis 1997], bien que ne traitant pas le recalage multimodal US et IRM, propose une méthode de suivi des déformations sur les images échographiques à travers une méthode de recalage rigide des images de la série. L'algorithme est basé sur une méthode iconique du maximum de vraisemblance.

Dans Bucholz *et al.* [Bucholz 1997] il s'agit de suivre les déformations du cerveau à travers un recalage non rigide US et IRM par déformation de type ressort, qui est une méthode s'apparentant aux méthodes élastiques des splines. L'interaction avec l'utilisateur est nécessaire pour déterminer les points d'encrages.

La méthode proposée par Ionescu *et al.* [Ionescu 1998], [Ionescu 1999] est toujours une méthode géométrique mais l'extraction des attributs est semi-automatique par la méthode du Watershed (ligne de partage des eaux).

Pagoulatos *et al.* [Pagoulatos 1999] effectuent le recalage en suivant les mouvements de la sonde par un capteur magnétique. L'extraction des primitives pour le recalage US et IRM est faite manuellement par l'utilisateur.

[King 2000] proposent une méthode automatique pour un recalage non rigide dans lequel une surface du cerveau, extraite de l'image IRM est mise en correspondance avec l'image US en combinant ses niveaux de gris et la norme de son gradient. Méthode combinant donc recalage iconique et géométrique.

Les travaux de Comeau [Comeau 2000] et Gobbi [Gobbi 2000] constituent une suite des travaux de Bucholz. Les auteurs se proposent d'estimer les déformations du cerveau lors des opérations chirurgicales. La méthode est basée sur un recalage non rigide par les Splines de plaques minces avec des points d'ancrages positionnés manuellement.

Dans les travaux de Roche *et al.*, après avoir démontré l'efficacité du rapport de corrélation comme mesure de similarité pour les méthodes iconiques de recalage, les auteurs [Roche 1998] l'utilisent pour recalibrer rigide des images échographiques intra-opératoires et des images IRM pre-opératoires du crâne. La nouveauté apportée par la méthode est l'incorporation dans la mesure de similarité d'information de gradient et

d'intensité. Cette information permet de bien se comporter face au bruit présent dans les images échographiques. La méthode est testée sur des images de fantôme et sur des données cliniques. Elle constitue l'une des premières approches s'inscrivant parmi les méthodes iconiques.

Par la suite dans [Roche 2000], les auteurs proposent une adaptation de l'algorithme des démons [Thirion 1996] pour effectuer un recalage élastique entre les images US et IRM.

Porter *et al.* [Porter 2001] font un recalage géométrique d'attributs extraits automatiquement à partir d'images échographiques et IRM du foie. La méthode est essayée sur des images de fantômes et des images *in-vivo*.

Penney *et al.* [Penney 2001] utilisent l'information de position de la sonde, fournie par un système de localisation Polaris, pour trouver la position d'exhalation maximale limitant les déformations puis utilisent des primitives communes pour un recalage CT ou IRM et US du foie par l'algorithme d'ICP.

Une suite des travaux de Penney est entreprise par Blackall [Blackall 2002] où les auteurs utilisent leur méthode de calibration échographique basée sur le recalage 3D [Blackall 2000] pour effectuer un recalage élastique des images échographiques et des images de IRM de foie. Les auteurs commencent par créer un modèle des mouvements et de déformations du foie sous l'effet de la respiration puis l'utilisent pour guider un recalage avec des images échographiques. La méthode est basée sur l'utilisation de sondes 3D et ne nécessite pas de système de repérage.

Kaplan *et al.* [Kaplan 2002] délimitent la prostate par 6 points sur des images échographiques et des images IRM obtenues par une antenne endo-rectale. Les points sont appariés manuellement puis la mise en correspondance de ces points est réalisée par la recherche de la transformation affine qui minimise la distance.

Un travail plus récent est celui de Lunn *et al.* [Lunn 2003] où les auteurs s'intéressent aux déformations du cerveau durant les opérations de radio-chirurgie par une évaluation quantitative des déplacements de marqueurs à travers un recalage entre des images échographiques et des images scanner. Ils utilisent un système Polaris pour suivre les déplacements de la sonde échographique dans la salle de traitement. Les marqueurs sont extraits manuellement des deux modalités puis la transformation qui permet de les aligner est estimée par la méthode SVD. Des erreurs de localisation de 1.5 mm sont reportées.

## **Systèmes commerciaux**

Les industriels se sont également intéressés à la problématique du repositionnement du patient en radiothérapie conformationnelle de la prostate en utilisant un repérage échographique. Les produits existants sont les suivants :

### **1- Système BAT**

Le système BAT (B-mode Acquisition and Targeting) de NOMOS ([www.nasmedical.com](http://www.nasmedical.com)), mis au point au début des années 2000, détermine le déplacement nécessaire à effectuer à l'isocentre pour se recalibrer au volume cible.

Le système a été testé en utilisation clinique par plusieurs équipes [Falco 2002], [Chandra 2003], [Little 2003] et révèle que la prostate était susceptible d'avoir 1 cm de déplacement relativement à la position de planification.

### **2- Système Sonarray**

Produit par ZMED-VARIAN ([www.zmed.com/crt/sonarray.html](http://www.zmed.com/crt/sonarray.html)), ce système comporte un module de repérage optique et un système échographique. Il est essentiellement destiné à une utilisation pour la radiothérapie du crâne.

### **3- Système ExacTrac-Ultrasound Module**

Ce système, proposé par BrainLab ([www.brainlab.com](http://www.brainlab.com)), est destiné à la radiothérapie conformationnelle de la prostate. Il se base sur un repérage par échographie dont la sonde est calibrée par rapport à des marqueurs sur la peau du patient. Puis les contours de la prostate extraits manuellement des images échographiques et des images de planification sont alignés pour trouver la correction à apportée à la position du patient.



## 5.3 Méthode

A notre connaissance, tous les travaux qui utilisent un recalage entre des images échographiques et des images CT ou IRM comme outil pour le repositionnement quotidien du patient en radiothérapie comportent des phases manuelles ou semi-automatiques et nécessitent une interaction avec l'opérateur.

Dans cette section nous présentons une nouvelle approche pour un recalage et une mise en correspondance rapide d'images échographiques et des images IRM ou CT. La méthode est complètement automatique et se prête facilement aux conditions cliniques. Elle se classe parmi les méthodes géométriques.

Dans la salle de traitement, les mouvements de la sonde sont captés par un système stéréoscopique à base de deux caméras. L'information de position de la coupe échographique est exploitée pour générer, par une technique de MPR (Multi-Planar Reconstruction), une coupe de la même orientation que l'image US, dans le volume pré-traitement. Nous disposons ainsi d'une coupe avec la même inclinaison que l'image échographique. Les contours de la prostate sont extraits automatiquement sur les deux coupes US et IRM ou TDM. L'opération est répétée plusieurs fois de sorte à balayer la totalité ou une partie importante de la prostate. Le résultat de cette opération sont deux nuages de points représentant la prostate. Leur mise en correspondance permet de quantifier les déplacements de la prostate entre la phase de planification (voir Annexe ) et les séances de traitement.

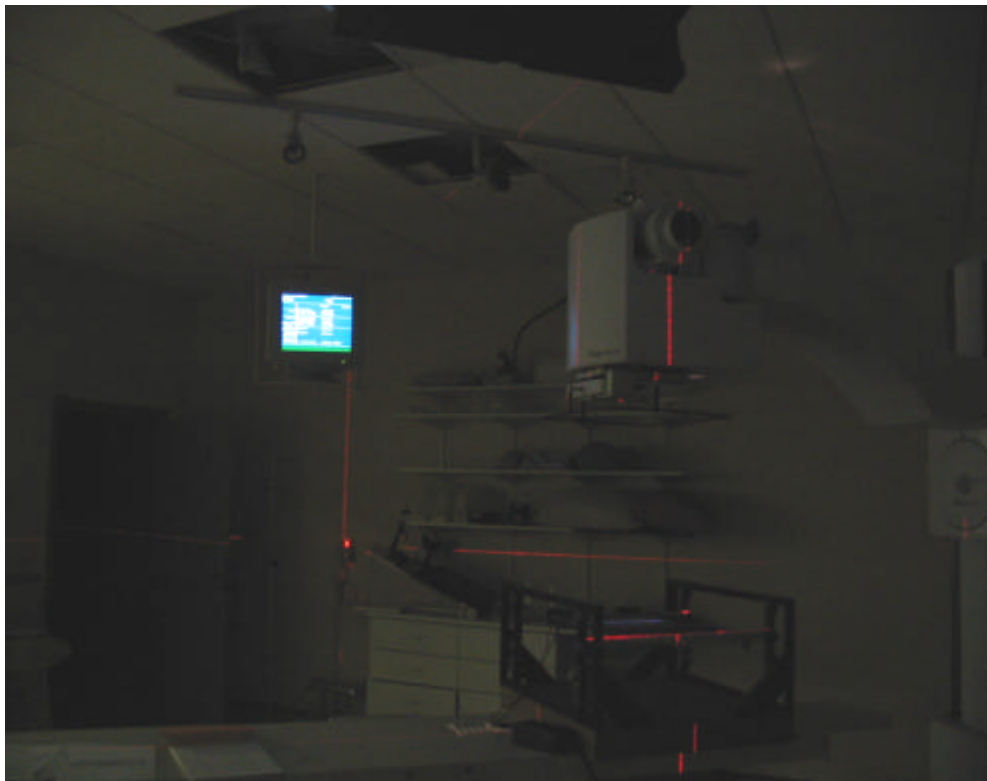
### 5.3.1 Configuration du système de repérage

La méthode décrite au chapitre 2 est utilisée pour suivre les déplacements de la sonde échographique dans la salle de radiothérapie, ainsi chaque coupe générée est localisée avec précision. Cependant, les positions fournies par le système sont données par rapport au repère commun qui est, en l'occurrence, le repère de la mire de calibration des caméras. Le but est de localiser les images par rapport à l'isocentre de l'accélérateur linéaire. Il est nécessaire de trouver la relation de passage entre le repère mire et le repère isocentre.

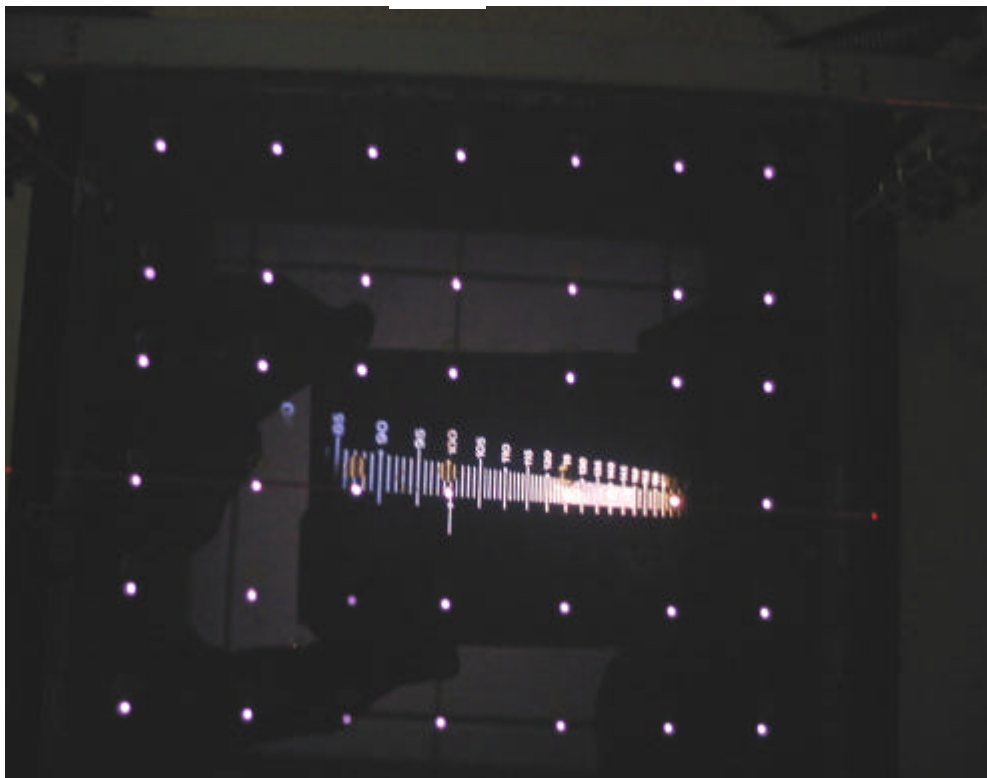
Une méthode pour trouver cette transformation est décrite par Hadley *et al.* [Hadley 1998]. Elle est basée sur l'utilisation du système d'imagerie portale intégré à l'accélérateur par la calibration du système stéréoscopique et du système portal, par rapport à un même référentiel qui est le repère d'une mire commune.

Pour évaluer la transformation de passage entre ces deux repères, un autre moyen peut être envisagé. Il s'agit d'aligner des deux référentiels pour les faire coïncider ainsi si la calibration est faite par rapport au repère de la mire, les coordonnées vont s'exprimer dans le repère de l'isocentre. Cette opération est réalisée en alignant les lasers installés dans la salle de traitement sur les axes du repère de la mire. La précision de l'opération est de l'ordre de la précision de la localisation mécanique de l'isocentre qui est de 1 mm.

La figure 5.1 montre l'installation de la mire utilisée dans le chapitre 2 pour un alignement sur le repère de la salle. Une fois cette calibration réalisée, l'algorithme décrit au chapitre 3 est appliquée pour extraire les contours de la prostate à partir de chaque coupe échographique. Nous disposons alors d'un ensemble de points 3D décrivant la position de la prostate par rapport à l'isocentre.



(a)



(b)

**Figure 5.1 : Alignement des lasers de l'isocentre sur le référentiel mire. (a) Alignement longitudinal et latéral. (b) Alignement en hauteur (Antérieur-Postérieur) par le télémètre du simulateur .**

### 5.3.2 Pré-traitement des volumes IRM/TDM

#### 5.3.2.1 Mise en correspondance des volumes IRM et TDM

Comme nous avons eu l'occasion de le mentionner au chapitre 1, la planification est réalisée sur des images de scanner mais l'IRM permet une meilleure visualisation des tissus mous et des tumeurs. Pour pouvoir exploiter l'information fournie par ces modalités leur mise en correspondance est nécessaire. Cette mise en correspondance est effectuée par le calcul d'une transformation de recalage.

Nous avons utilisé une méthode iconique basée sur la maximisation de l'information mutuelle normalisée à travers un schéma d'optimisation guidée par l'algorithme de Powell. L'algorithme est implémenté avec une multi-résolution de type pyramide gaussienne. Une autre optimisation est réalisée dans l'étape de création du volume temporaire à chaque itération de l'algorithme d'optimisation. Plutôt que de recalculer un volume entier, seuls les vecteurs directeurs et les positions du volume sont mis à jour sans recalculer la matrice des voxels. Ces deux optimisations permettent d'avoir des temps de calcul réduits, moins de 5 minutes, pour un volume TDM de  $42 \times 512 \times 512$  avec des pixels de taille  $0.471 \times 0.471$  et un volume IRM de  $40 \times 256 \times 256$  avec des pixels de taille  $0.898 \times 0.898$ , sur des PC standards.

Le calcul de la transformation de passage entre les données IRM et TDM peut servir après le calcul du recalage US et IRM à recaler l'échographie au TDM par composition de transformations successives (figure 5.2).

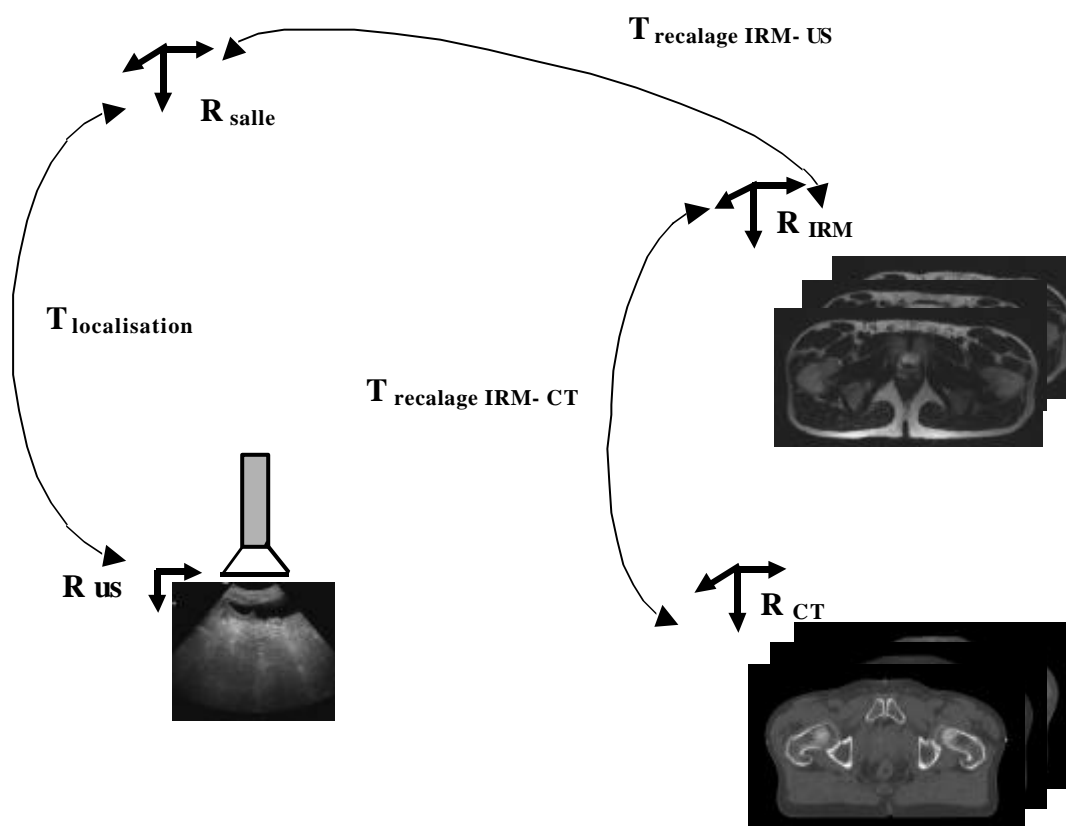
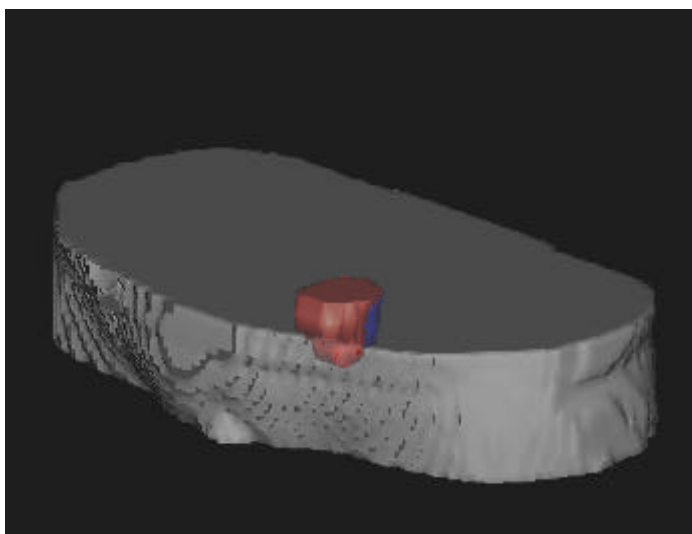


Figure 5. 2 : Série de transformations pour la navigation entre les différentes modalités

La figure 5.3 illustre le recalage IRM et TDM.



**Figure 5.3 : Recalage CT et IRM. Volume de la prostate en IRM (bleu) et volume en CT (rouge).  
Position par rapport au bassin, reconstruit à partir de la série CT, après recalage.**

### 5.3.2.2 Reformatage du volume

Les coupes natives IRM sont disponibles selon trois orientations (sagittale, coronale et axiale : voir figure 1.6) dont on peut estimer qu'elles sont strictement orthogonales aux axes principaux du patient. Les coupes scanner sont disponibles uniquement en axial. Ceci n'est évidemment pas vrai pour le plan image échographique puisque la sonde est inclinée selon des angles variables pour une meilleure visibilité de l'organe. Généralement des angles d'inclinaisons entre 20 et 25° sont constatés.

L'information de position du repère image échographique (position 3D et vecteurs directeurs dans le repère de l'isocentre), fournie par le système de repérage, est utilisée pour générer une image de même orientation dans le volume par une méthode de MPR 3D (Multi-Planar Reconstruction).

Le MPR est une technique permettant de créer des coupes d'inclinaisons, de taille et d'épaisseur quelconques dans un volume natif (produit par un imageur) (figure 5.4).

L'opération de créer de coupes d'épaisseur quelconque nécessite une interpolation (voir paragraphe 4.2.1.2.4 ) pour trouver le niveau de gris de chaque voxel. Nous utilisons une interpolation du type tri-linéaire sur les 26 voisins du voxel (figure 5.5). Chaque voisin est affecté d'un poids inversement proportionnel à sa distance du voxel en question.

L: vecteur ligne du volume  
 C: vecteur colonne du volume  
 E: vecteur épaisseur du volume

l: vecteur ligne de l'image de coupe  
 c: vecteur colonne de l'image de coupe  
 e: vecteur épaisseur de l'image de coupe

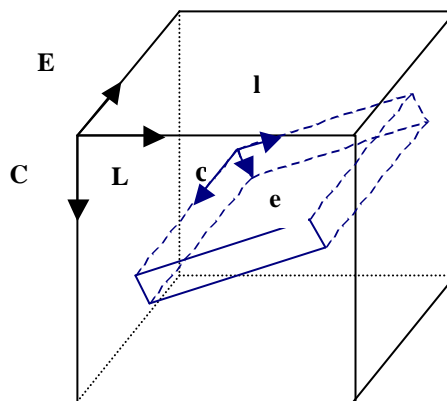


Figure 5. 4 : Principe du MPR

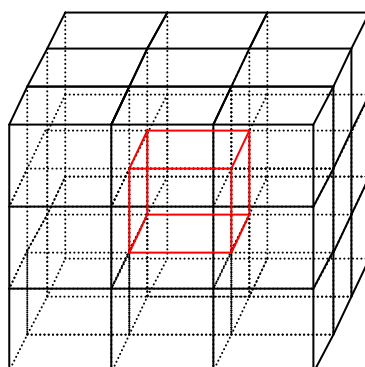
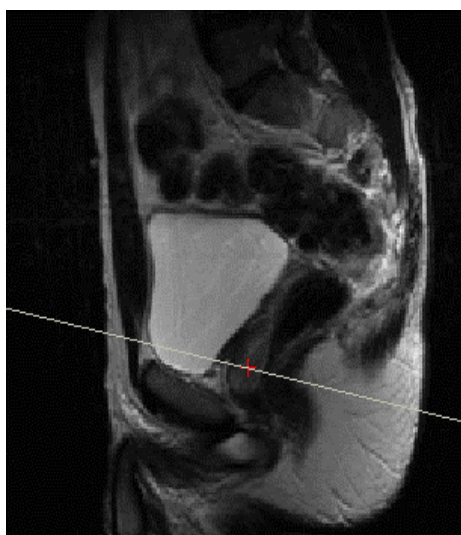
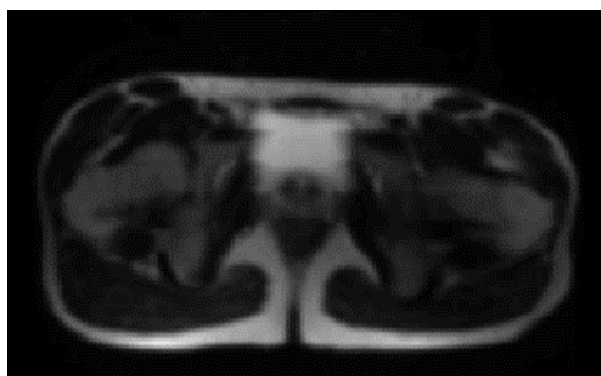


Figure 5. 5 : Principe de l'interpolation sur les 26 voisins d'un voxel.

L'application du MPR permet ainsi de créer des coupes virtuelles dans le volume IRM (ou TDM) qui est dans la même orientation que la coupe échographique (figure 5.6).



(a)



(b)

Figure 5. 6 : MPR sur une série sagittale. (a) Trace de la coupe MPR suivant la position de la sonde échographique permettant la visualisation de la prostate. (b) Coupe pseudo-axiale générée.

### 5.3.2.3 Segmentation des images de pré-traitement

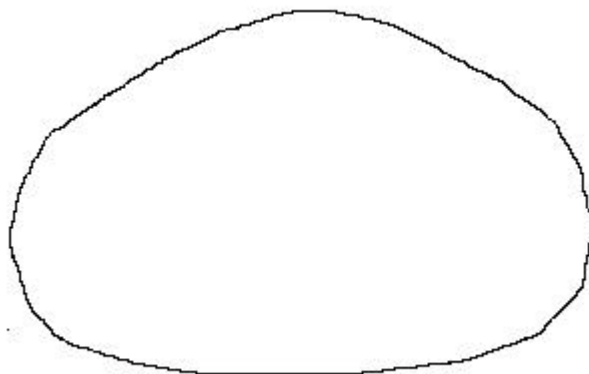
Une fois la nouvelle coupe générée, il reste à extraire les contours de la prostate. La méthode de segmentation employée pour extraire les contours de la prostate de l'image échographique est adaptée et utilisée pour segmenter la prostate de la nouvelle coupe IRM/CT. Une base de connaissance est construite à partir d'images issues de 20 patients et volontaires âgés de 28 à 75 ans avec des morphologies différentes (la prostate est visible sur 4 à 8 coupes suivant sa taille et l'épaisseur de coupe). Ces images sont complétées par des images créées par MPR avec des inclinaisons semblables à celles utilisées en échographie (comme le montre la figure 5.6). L'intégration des telles images permet une modélisation de la prostate dans tous les plans.

Comme pour les images échographiques, une intervention d'expert est nécessaire pour contourner la prostate sur ces images. 30 points sont utilisés sur chaque image. La méthode présentée dans le chapitre 3 est utilisée pour créer un modèle et les champs de déplacements et de mouvements les plus importants.

#### Remarque

Dans le cas d'utilisation des deux modalités IRM et CT pour la planification, leur recalage permet d'utiliser indépendamment l'une ou l'autre des modalités pour la création du modèle.

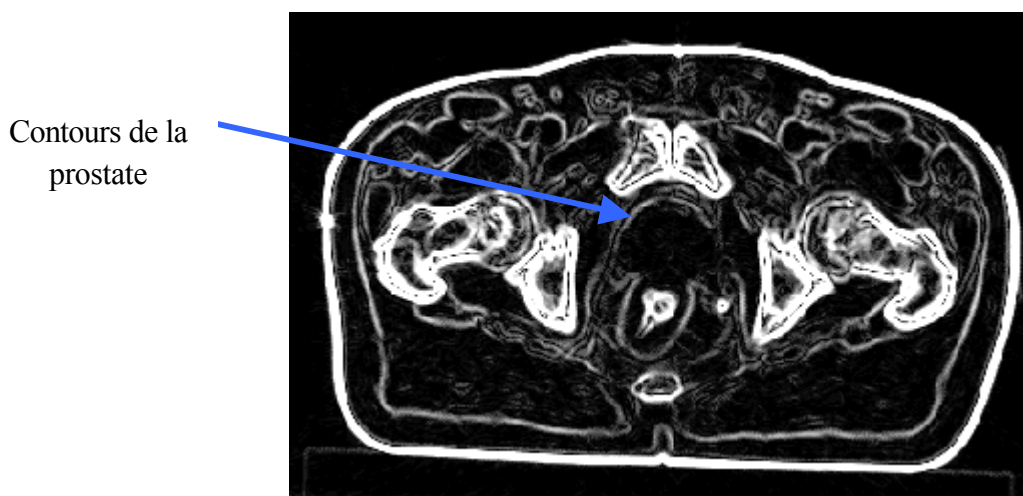
La figure 5.7 montre le modèle créé.



**Figure 5.7 : Modèle estimé de prostate à partir de la base de connaissance IRM avec une longueur de 43.30 mm et une hauteur de 34.17 mm.**

Le processus de segmentation commence par initialiser le contour à partir de la forme moyenne. Le centre de gravité de la forme initiale est placé au centre de l'image dont les coordonnées sont déterminées par le calcul de la valeur moyenne des coordonnées des pixels pondérées par leurs niveaux de gris. Puis la recherche de la forme finale est conduite par l'algorithme du recuit-simulé à travers la génération de nouvelles formes à partir des champs extraits précédemment et le calcul de leur énergie. La convergence est obtenue au bout de 3 s.

Comme l'a été formulée au chapitre 3, l'énergie combine une partie interne liée à la forme du contour et une autre externe liée aux données. Le filtrage de Deriche est utilisé pour calculer le gradient.



**Figure 5. 8 : Filtre de Deriche sur une coupe CT avec des contours de la prostate.**

Comme on peut le constater sur la figure 5.8, une partie seulement du contour de la prostate apparaît. Un des avantages offerts par la segmentation par modèle est la capacité de ces méthodes d'estimer la forme la plus proche en combinant l'information *a priori* et les informations réelles de l'image.

Les critères énoncés dans le chapitre 3 sont utilisés pour valider les résultats de la segmentation par une comparaison avec des résultats obtenus manuellement par un expert.

La table 5.1 résume les résultats obtenus sur 10 images natives et MPR d'IRM.

Critère	Moyenne	Ecart type
DistMoy (mm)	1.64	1.2
DistMax (mm)	2.89	1.4
Recouv (%)	0.95	0.02

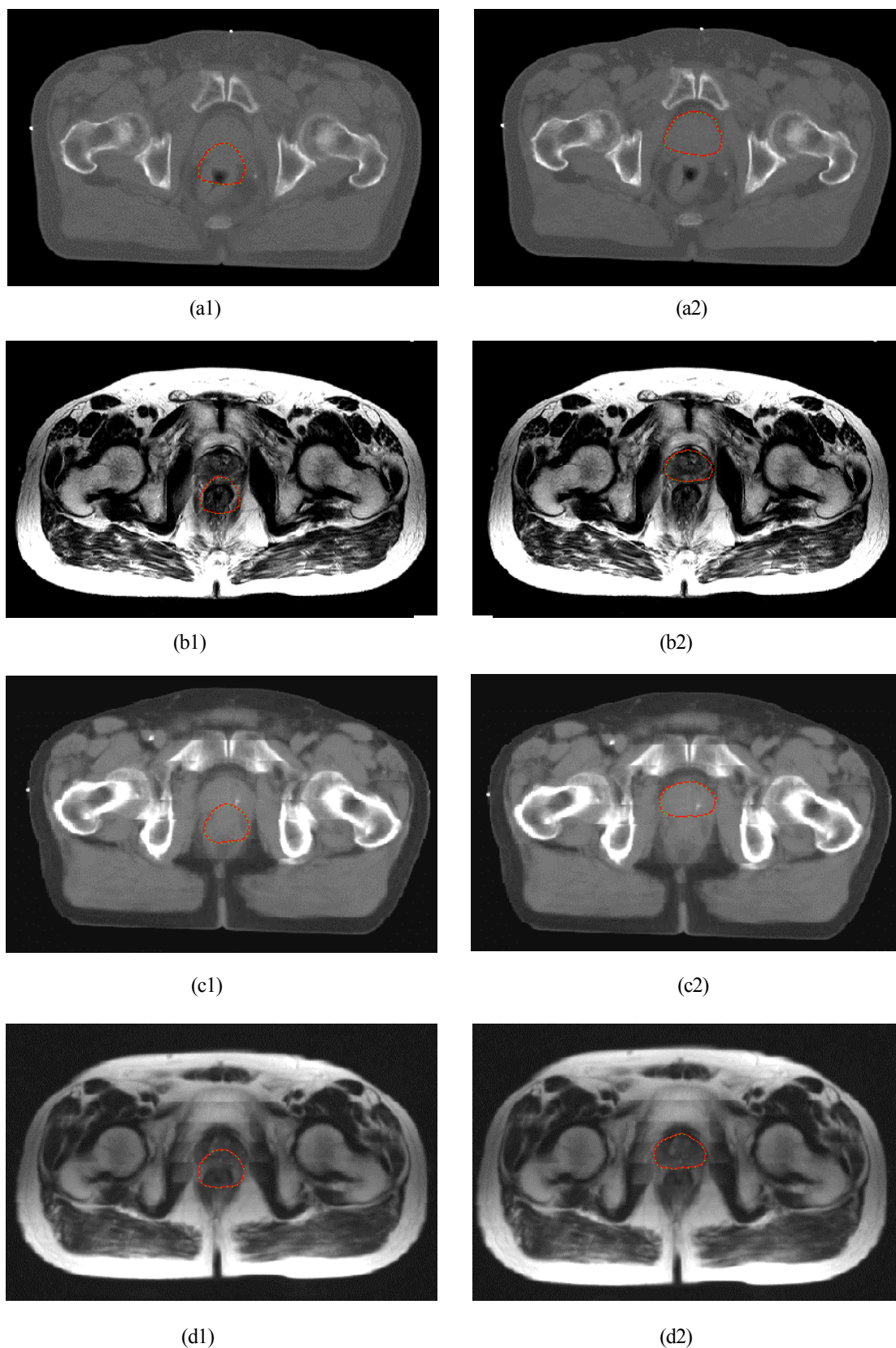
**Table 5.1 : Résultats segmentation prostate à partir d'images IRM.**

La table 5.2 résume ceux obtenus pour 20 images CT (MPR et natives)

Critère	Moyenne	Ecart type
DistMoy (mm)	1.54	1.15
DistMax (mm)	2.71	1.33
Recouv (%)	0.96	0.02

**Table 5.2 : Résultats segmentation prostate à partir d'images CT**

La figure 5.9 illustre l'initialisation du contour et la forme finale après convergence.



**Figure 5. 9 : Segmentation de la prostate à partir des images de pre-traitement : Initialisation et convergence. (a1) et (a2) Images natives IRM. (b1) et (b2) Images natives CT. (c1) et (c2) Images MPR CT. (d1) et (d2) Images MPR IRM.**



### 5.3.3 Mise en correspondance des deux ensembles de points

L'opération d'extraction des contours étant réalisée à partir d'un ensemble d'images IRM/CT et US, elle permet d'obtenir deux nuages de points 3D représentant la prostate. Leur mise en correspondance passe par le calcul d'une transformation de recalage pour aligner les deux ensembles de données issus de la segmentation de la prostate dans les deux modalités. Nous avons choisi la transformation rigide :

$$\vec{P}' = R \cdot \vec{P} + \vec{t} \quad (5.1)$$

où R est la matrice de rotation et  $\vec{t}$  le vecteur translation.

$\vec{P}$ ,  $\vec{P}'$  sont les coordonnées 3D d'un point sur les deux modalités

Comme les nombres de points contenus dans les deux ensembles sont différents, nous utilisons l'algorithme d'ICP (Iterative Closest Point) [Besl 1992]. L'ICP est connu pour sa capacité à recalculer des points, des lignes ou des surfaces.

On note les deux ensembles de points 3D  $P_1$  et  $P_2$  avec :

$$\text{Card}(P_1) = N$$

$$\text{Card}(P_2) = M$$

$$\text{et } N > M$$

$$P_1 = \{p_1^1, p_1^2, \dots, p_1^N\}$$

$$P_2 = \{p_2^1, p_2^2, \dots, p_2^M\}$$

L'algorithme est basé sur un rapprochement itératif des points à travers la minimisation d'une fonction de coût qui est la distance quadratique D entre les points. La méthode alterne appariement et calcul de la transformation de passage entre les points appariés. L'appariement se fait en associant à chaque point d'un ensemble son plus proche, au sens de la fonction de coût D, dans l'autre ensemble. Ainsi pour chaque point de  $P_2$ , on calcule son correspondant dans  $P_1$ , l'ensemble trouvé est noté  $P_1'$  ( $P_1' \subset P_1$ ).

La distance quadratique D entre deux points  $pt_1$  et  $pt_2$  de coordonnées respectivement  $(x_1, y_1, z_1)$  et  $(x_2, y_2, z_2)$  est calculée comme :

$$D = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (5.2)$$

Le calcul de la transformation de passage entre  $P_1$  et  $P_1'$  est réalisé par la méthode dite du quaternion, décrite dans [Besl 1992]. La matrice de covariance cov entre  $P_1$  et  $P_1'$  est d'abord déterminée puis la matrice A est estimée telle que :

$$A_{ij} = (\text{cov} - \text{cov}^T)_{ij} \quad (5.3)$$

où T représente l'opérateur de transposition de matrices et i l'indice des lignes et j l'indice des colonnes.

On définit le vecteur  $\Delta$  par :

$$\Delta = (A_{23} \quad A_{31} \quad A_{12})^T \quad (5.4)$$

et on définit la matrice Q de taille 4x4 comme :

$$Q = \begin{bmatrix} \text{Trace}(\text{cov}) & \Delta^T \\ \Delta & (\text{cov} + \text{cov}^T) - \text{Trace}(\text{cov}) * I_3 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

où  $I_3$  est la matrice identité de taille 3x3.

Le vecteur propre unitaire correspondant à la valeur propre maximale de la matrice Q est choisi comme la rotation optimale pour aligner les deux ensembles de points  $P_1$  et  $P_1'$ .

Si on note ce vecteur propre par :

$$q = (q_0 \quad q_1 \quad q_2 \quad q_3) \quad (5.6)$$

La matrice de rotation qui lui est associée est définie par :

$$R = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 + q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

La translation est ensuite estimée à partir des rotations par les formules suivantes :

$$T[i] = \bar{P}_2 [i] - R_{i0} \cdot \bar{P}_1 [0] + R_{i1} \cdot \bar{P}_1 [1] + R_{i2} \cdot \bar{P}_1 [2] \quad (5.8)$$

où  $i=0,1,2$

et  $\bar{P}_2$  et  $\bar{P}_1$  sont les moyennes des ensembles  $P_2$  et  $P_1'$  respectivement.

Une fois cette transformation déterminée, elle est appliquée sur chaque point de l'ensemble  $P_2$  pour le rapprocher de l'ensemble  $P_1$ . Notant  $P_2'$  l'ensemble obtenu. Le coût de la transformation est calculé comme la moyenne des distances quadratiques entre les points appariés de  $P_1$  et  $P_2'$ .

$$\text{cout} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M D_i \quad (5.9)$$

Les étapes précédentes constituent une itération de l'algorithme. Le déroulement de ce dernier continue avec les ensembles  $P'_2$  et  $P_1$  jusqu'à convergence de la fonction de coût.

Dans un souci de rapidité, l'étape de recalage est précédée d'une phase de centrage des données par l'alignement des centres de gravité des deux nuages de points.

Les coordonnées des centres de gravité sont calculées par :

Pour  $cg_1$  centre de  $P_1$  :

$$\begin{aligned} cg_{1.x} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i.x \\ cg_{1.y} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i.y \\ cg_{1.z} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i.z \end{aligned} \quad (5.10)$$

Cette étape préliminaire permet d'éviter un certain nombre d'itérations coûteuses en temps de calcul comme on peut le constater sur la figure 5.10 notamment sur les premières itérations.

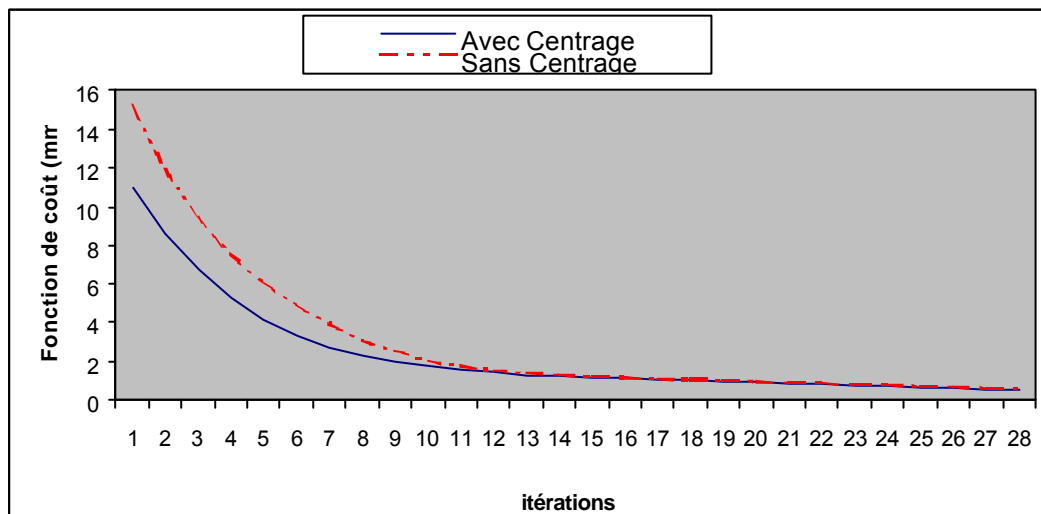


Figure 5. 10 : Evolution de la fonction de coût lors du recalage par ICP lorsque les données sont centrées et sans centrage.

### 5.3.4 Evaluation du recalage

Pour valider notre méthode de recalage, nous utilisons la TRE comme elle a été introduite par [Lunn 2003] et nous comparons les résultats trouvés à ceux obtenus par un recalage effectué après segmentation supervisée de la prostate à partir des images des volumes pré-traitement et des images intra-traitement. Ce dernier sert de « Gold Stantard ».

### 5.3.5 Résultats

La précision de la méthode décrite est largement tributaire de la précision des méthodes de suivi des déplacements de la sonde échographique et de localisation du plan image ainsi que de la précision d'extraction des points du contour à partir des images. Mais comme ces étapes avaient été validées au chapitre 2 et chapitre 3, nous avons procédé à une validation de cette étape indépendamment de la localisation et de la segmentation.

#### 5.3.5.1 Précision de la mise en correspondance

A cet effet, avec l'aide d'un praticien, nous avons segmenté la prostate manuellement à partir d'images IRM et d'image CT. Sur les images IRM, la prostate est segmentée suivant les 3 incidences quant aux images scanner c'est uniquement sur des coupes axiales (figure 5.11).

L'algorithme de recalage est appliqué avec et sans centrage des nuages de points. Le centrage permet, en plus d'une convergence plus rapide, d'atteindre de meilleures précisions. Sur le graphe de la figure 5.12, on constate que dans le cas où les points sont centrés, il faut 25 itérations pour passer à une fonction de coût inférieure à 3 mm alors qu'il faut plus de 33 itérations dans le cas où les données ne sont pas centrées.

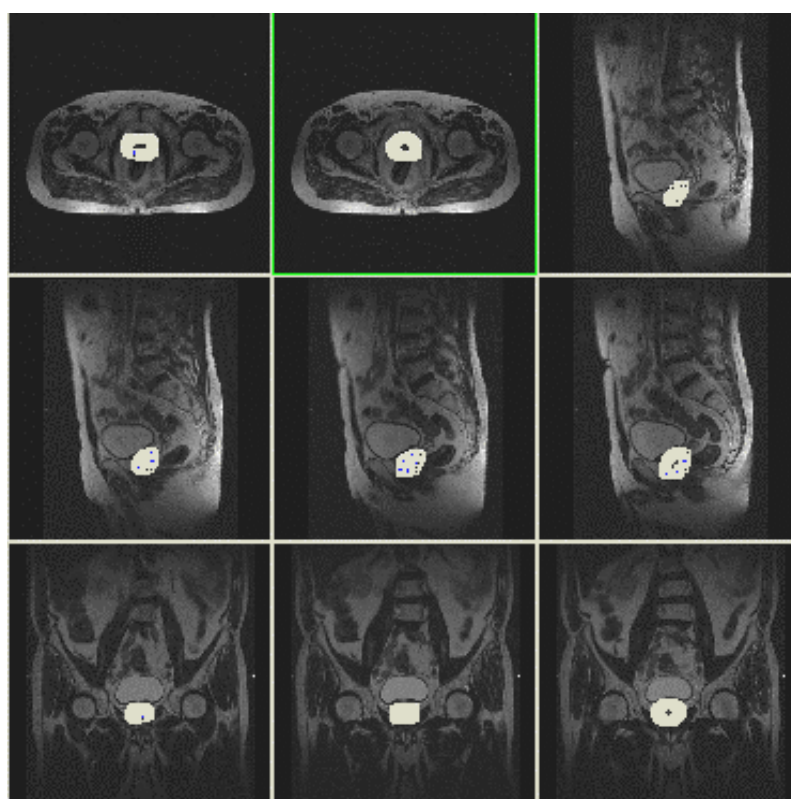
Après convergence de l'algorithme, les nuages de points sont alignés (figure 5.13) et le coût final est de l'ordre de 1.6 mm. Cette valeur correspond à la valeur moyenne des distances quadratiques entre les points appariés. Mais comme ces points peuvent ne pas coïncider parfaitement à cause du processus de segmentation où un point placé sur le contour sur une modalité peut ne pas être placé exactement au même emplacement sur la seconde modalité, cette valeur n'est pas significative de la précision. Pour quantifier la vraie précision obtenue sur des points similaires, les contours sont ré-échantillonnés de sorte à avoir des distances de 1 mm entre deux points consécutifs. Cette opération permettra d'obtenir des points les plus proches possible. La précision passe alors à 1.2 mm.

Les résultats trouvés sont comparés aux résultats obtenus par la mise en correspondance iconique précédente. Les différences sont données en table 5.3.

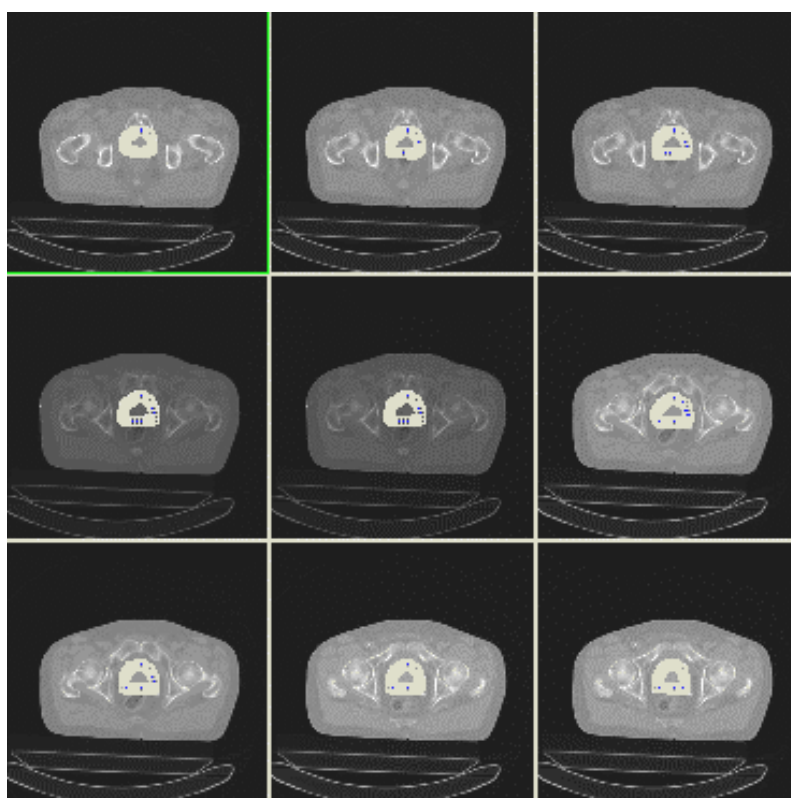
$\Delta X$ (mm)	3.89
$\Delta Y$ (mm)	4.501
$\Delta Z$ (mm)	1.293
$\Delta \alpha$ (degré)	1.123
$\Delta \beta$ (degré)	0.987
$\Delta \gamma$ (degré)	0.531

**Table 5.3 : Comparaison entre le recalage iconique et le recalage géométrique basé sur la prostate**

Les différences notamment sur les translations s'expliquent par les mouvements de la prostate entre les deux examens. Mouvements qui ne peuvent pas être pris en compte par le recalage iconique qui se base sur le nombre de niveaux de gris similaires entre les objets à recalculer. Et comme la taille de la prostate est relativement inférieure par rapport au reste du pelvis, des déplacements subsisteront toujours avec ce genre de recalage.



(a)



(b)

Figure 5. 11 : Segmentations de la prostate pour le recalage ICP. (a) segmentation sur les coupes IRM. (b) segmentation sur des coupes CT.

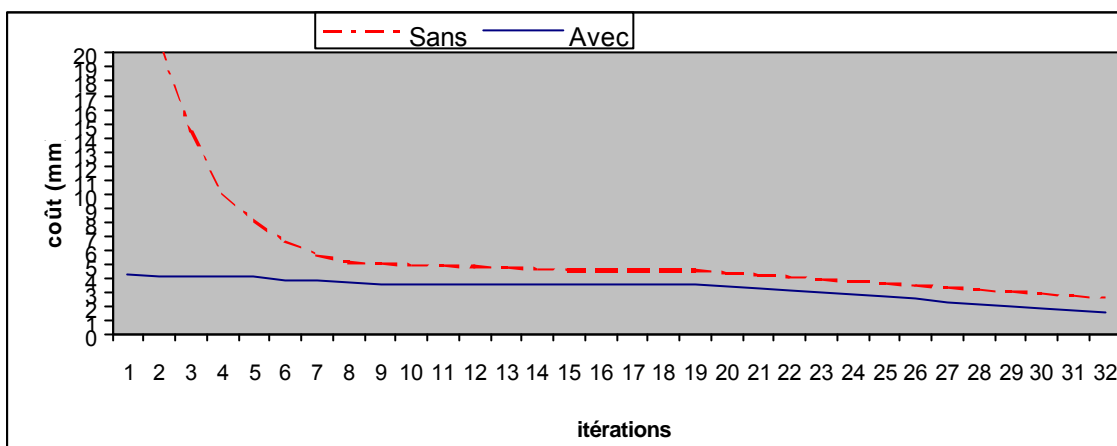


Figure 5. 12 : Evolution de la fonction de coût pour le recalage de la prostate : Avec et sans centrage des données.

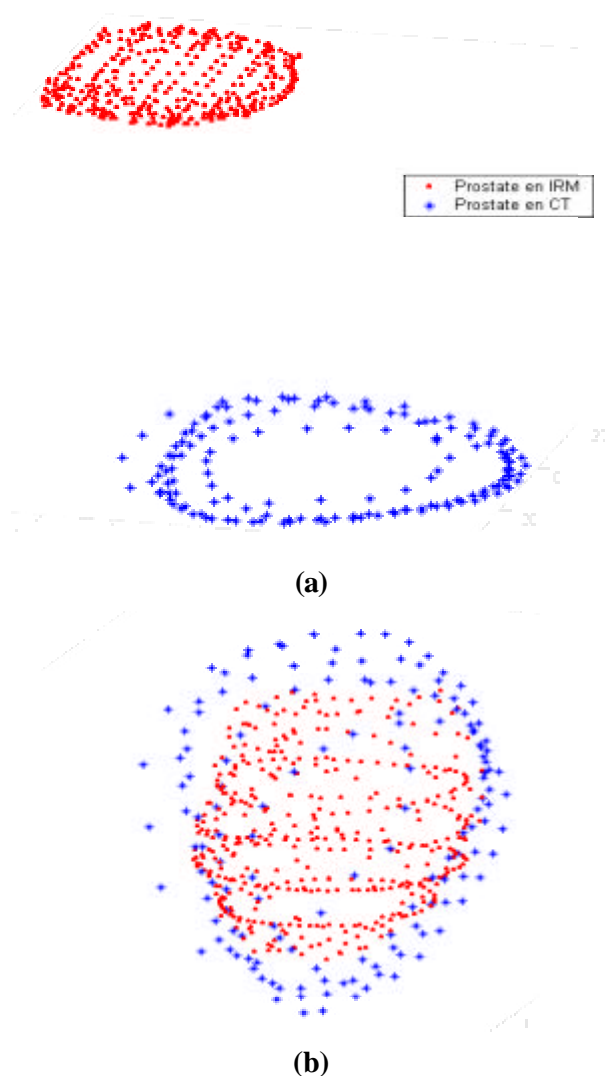


Figure 5. 13 : Représentation 3D des nuages de points. (a) Avant recalage. (b) après recalage.

La différence dans la taille des volumes s'explique par le fait que le volume prostatique défini sur scanner est significativement supérieur (de 27% à 50%) à celui défini sur IRM [Pasquier 2002], [Kagawa K. 1997], [Rasch C. 1995], [Faillace-Akazawa P. 1995].

### 5.3.5.2 Tests sur fantômes

Une fois la précision de l'algorithme de recalage déterminée, nous avons procédé à des tests sur fantômes. Pour ces expérimentations, le système de repérage échographique est utilisé. Le fantôme utilisé est un récipient en PVC de taille 300x300x200 mm rempli d'un mélange d'eau distillée et de sulfate de cuivre (0.5g/l) pour rehausser les contours et dans lequel, sont plongés 3 ballons remplis avec du produit de contraste (propanediol-1.2 pour l'IRM et du Visipaque<sup>TM</sup> pour le TDM).

Un examen d'IRM avec une machine 1.5 Tesla (Magnetom Vision Siemens) est effectué sur le fantôme (séquence flash2D, TR=950 ms, TE=12ms), les images obtenues sont des coupes jointives d'épaisseur 5 mm et de 256x256 pixels de taille avec des résolutions de 1.712x1.712 mm par pixel (Figure 5.14)

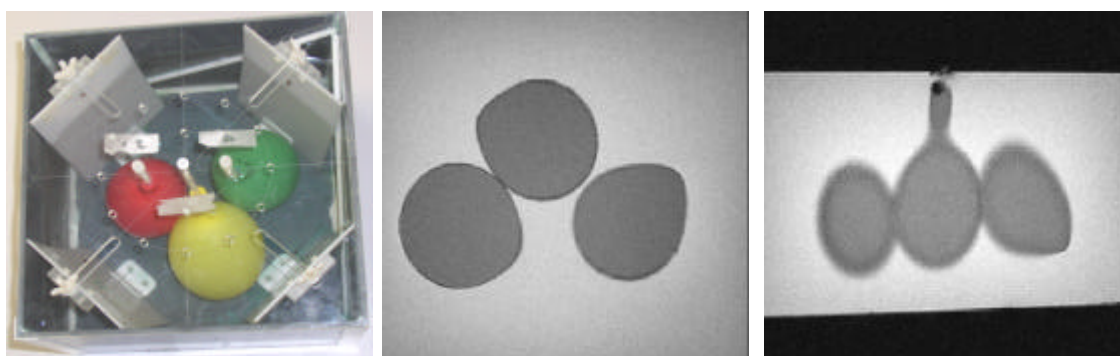


Figure 5. 14 : Fantôme avec une coupe coronale et une coupe axiale d'IRM.

Des coupes échographiques du fantôme sont générées et pour chacune d'elles sa position et son orientation sont enregistrées pour reformater le volume IRM. La profondeur d'exploration utilisée est de 98 mm et les images sont importées avec une taille de 256x256 pixels pour des pixels de taille 0.654x0.522 mm.

Les images échographiques sont concentrées uniquement sur un ballon et ses contours sont extraits manuellement. Une segmentation manuelle est également conduite sur les images MPR d'IRM pour extraire les contours des ballons.

7 coupes sont utilisées et 390 points sont générés pour les images IRM et 270 pour les images US. Le recalage est obtenu au bout de 4 s de calcul (figure 5.15).

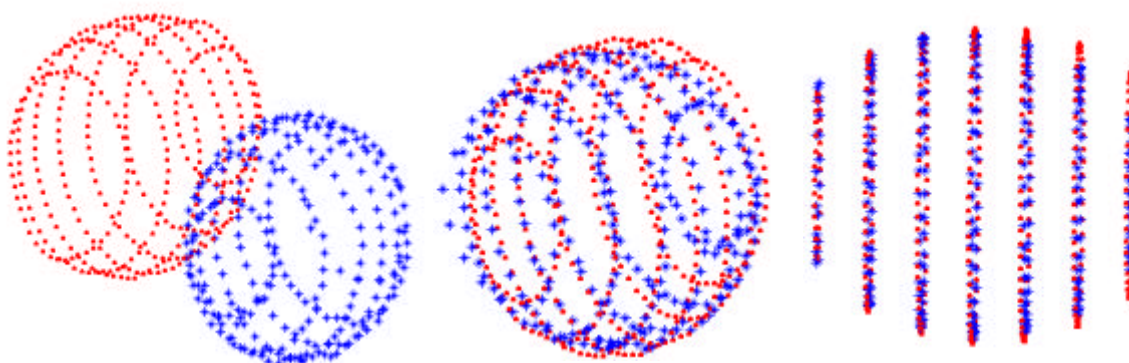
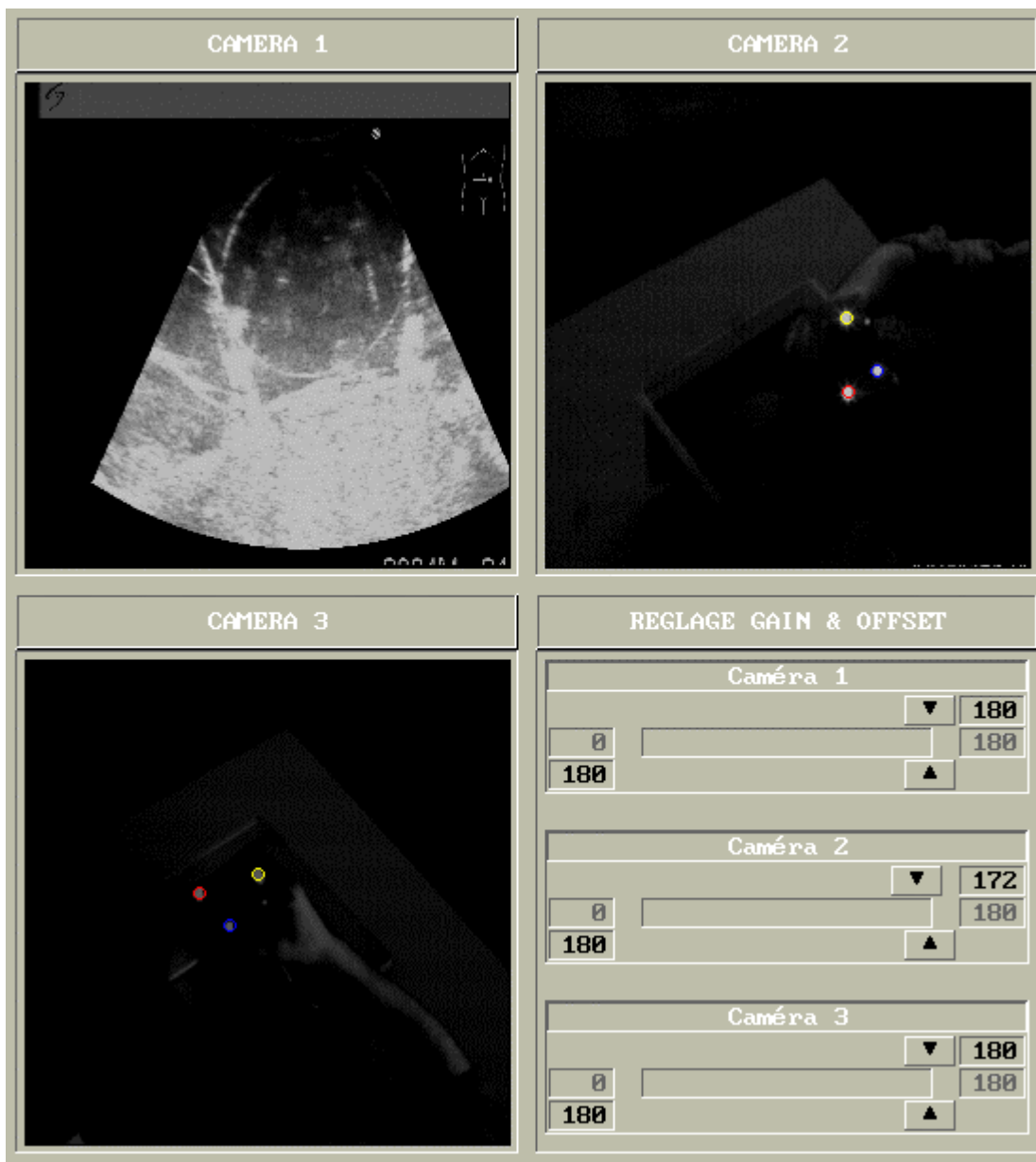


Figure 5. 15 : Nuages de points du ballon obtenus des images : Avant et après recalage.

La figure 5.16 illustre l'acquisition des images échographiques. On peut constater les images caméras d'appariement des Leds et une troisième image qui correspond à la sortie vidéo de l'échographe piloté en temps réel.



**Figure 5. 16 : Acquisition des coupes échographiques sous le repérage du système de stéréovision avec le masque des Leds infrarouges monté sur la sonde. L'échographe est connecté au PC et piloté comme une 3<sup>ème</sup> caméra.**



La précision du recalage est de l'ordre de 1.84 mm comme on peut le constater sur la figure 5.17 qui montre l'évolution de la fonction de coût après centrage des points.

Notons que cette précision n'est pas l'erreur absolue entre un point et son correspondant dans l'autre modalité mais l'erreur moyenne entre un point et son plus proche correspondant qu'il soit physiquement le même point ou pas.

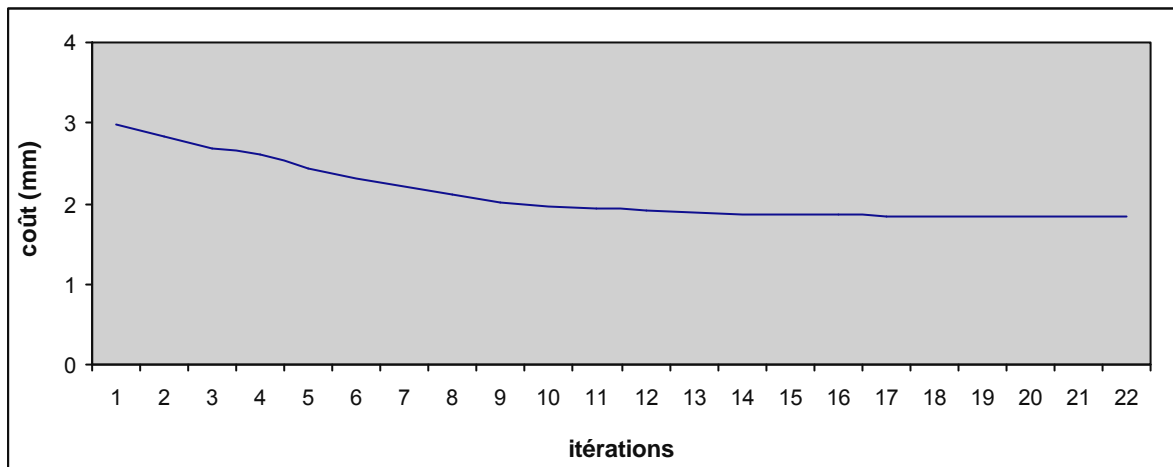


Figure 5. 17 : Evolution de la fonction de coût pour le recalage des ballons

La figure 5.18 illustre la mise en correspondance et la fusion entre l'image du ballon en IRM et en échographie.

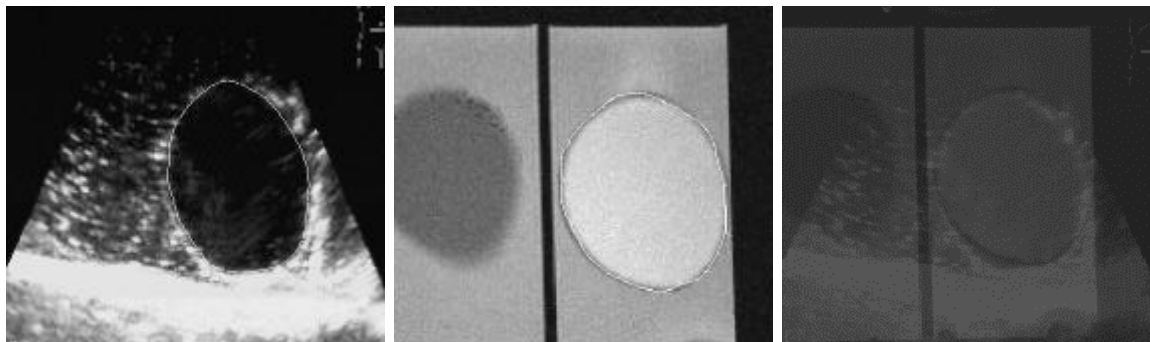


Figure 5. 18 : Mise en correspondance et fusion des images US et IRM du ballon.

L'expérimentation précédente est répétée plusieurs fois avec de nouvelles acquisitions IRM et en changeant les volumes des ballons pour simuler les changements que peut subir un organe. Le changement des volumes entraîne des déplacements supplémentaires à cause des poussées entre ballons.

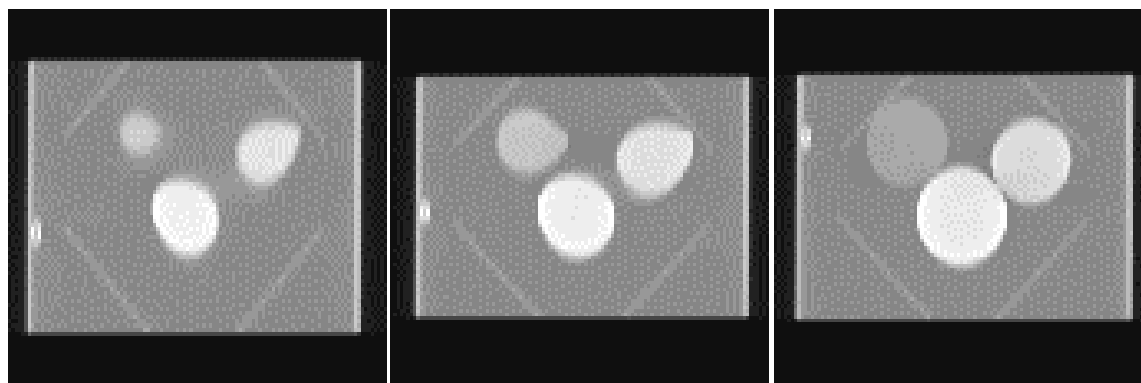
Pour 3 tests les résultats obtenus sont donnés en table 5.4

Test	Profondeur d'exploration US (mm)	Taille du pixel US (mm)	Taille image IRM / Taille pixel (mm)	Nbre de coupes	précision
1	74	0.553x0.452	256x256x1.712x1.712	6	1.88
2	98	0.654x0.522	512x512x0.605x0.605	8	1.80
3	120	0.745x0.606	512x512x0.488x0.488	7	1.78

**Table 5.4 : Résultat de l'application du recalage sur plusieurs acquisitions IRM du fantôme**

La même expérimentation est conduite une autre fois mais avec des acquisitions scanner HiSpeed CT/i du fantôme (figure 5.19). Les coupes sont jointives et d'épaisseur 5 mm.

Les résultats sont donnés en table 5.5.



**Figure 5.19 : Acquisition CT du fantôme**

Test	Profondeur d'exploration US (mm)	Taille du pixel US (mm)	Taille image CT / Taille pixel (mm)	Nbre de coupes	précision
1	74	0.553x0.452	512x512x0.795x0.795	7	1.77
2	98	0.654x0.522	512x512x0.615x0.615	10	1.65
3	120	0.745x0.606	512x512x0.684x0.684	9	1.69

**Table 5.5 : Résultat de l'application du recalage sur plusieurs acquisitions CT du fantôme**

### 5.3.5.3 Tests en conditions cliniques

Les tests qui suivent sont conduits dans la salle de traitement dans les conditions réelles d'une séance de radiothérapie. Deux types d'expérimentations sont réalisés :

- Sans MPR : Sous la surveillance des caméras, plusieurs coupes échographiques couvrant la prostate sont générées puis les contours de cette dernière sont extraits par la méthode détaillée au chapitre 3. Sur les coupes IRM, les images où apparaît la prostate sont sélectionnées et celle-ci est segmentée par la méthode décrite

précédemment. Le recalage est ensuite réalisé sur les ensembles de points. Le résultat va servir de *standard* pour comparer avec la méthode utilisant le MPR.

Ces tests nécessitent une intervention pour choisir les images IRM.

- Avec MPR : l'introduction du reformatage des volumes par MPR permet de lever la contrainte de devoir choisir les images en permettant de générer des images automatiquement.

Des marqueurs cutanés sont placés sur la peau de 3 volontaires puis des images IRM sont acquises en faisant passer les lasers de la machine par ces marqueurs. Dans la salle de traitement, un premier repositionnement est effectué en se basant sur les marqueurs puis des images échographiques sont acquises et la prostate segmentée sur chacune de ces images (Table 5.6)

Volontaire	Nombre d'images US	Temps de segmentation
1	5	27 s
2	7	38 s
3	4	19 s

**Table 5.6 : Images US réalisées par patient**

Seules les images sur lesquelles apparaît la totalité de la prostate sont retenues, les autres sont éliminées.

L'obtention des contours de la prostate sur les images IRM se fait en choisissant les coupes où la prostate apparaît puis en exécutant l'algorithme de segmentation (Table 5.7)

Volontaire	Nombre d'images IRM	Temps de segmentation
1	5	16 s
2	6	20 s
3	4	13 s

**Table 5.7 : Images IRM de prostate**

Les coupes IRM sont jointives et d'épaisseur 5 mm pour les sujets 1 et 2 et de 4 mm pour le dernier.

La mise en correspondance des contours est ensuite réalisée.

Les déplacements suivants les 3 sens : Antérieur-Postérieur (AP) qui correspond à l'axe Y, Latéral ou Droite-Gauche (DG) correspondant à l'axe X et longitudinal ou crânio-caudal (CC) associé à l'axe Z, sont regroupés dans la table 5.8 :

Volontaire	AP (mm)	DG (mm)	CC (mm)
1	6.132	11.40	12.447
2	5.452	9.187	6.734
3	8.786	7.236	9.331

**Table 5.8 : Déplacements de la prostate par rapport à la position de référence sans MPR**

Une fois ce recalage effectué, la seconde expérimentation utilisant le reformatage du volume est lancée. Les mêmes images échographiques acquises précédemment sont utilisées. Leurs positions spatiales sont utilisées pour reformater les volumes IRM. Les images virtuelles obtenues sont segmentées pour extraire la prostate.

Après recalage, les résultats obtenus sont montrés dans la table 5.9 :

<b>Volontaire</b>	<b>AP (mm)</b>	<b>DG (mm)</b>	<b>CC (mm)</b>
1	4.88	10.03	10.97
2	5.001	8.79	6.12
3	6.45	6.54	8.74

**Table 5.9 : Déplacements de la prostate en utilisant le MPR**

La table 5.10 illustre les erreurs de recalage dans les deux cas pour les 3 volontaires

<b>Volontaire</b>	<b>TRE (Sans MPR) (mm)</b>	<b>TRE (avec MPR) (mm)</b>
1	1.37	1.48
2	1.14	1.31
3	1.29	1.44

**Table 5.10 : Erreurs moyennes de recalage pour les deux cas avec MPR et sans MPR**

Le calcul de ces valeurs se base sur la totalité des points utilisés et non sur des fiduciaires, il est donc représentatif de l'erreur de recalage sur la cible en l'occurrence la prostate.

Les différences constatées entre le cas semi-automatique nécessitant la sélection des images et le cas automatique utilisant le reformatage du volume de planification sont essentiellement dues aux erreurs induites par l'interpolation réalisée dans des coupes qui ont des épaisseurs de 4 à 5 mm.

La figure 5.20 montrent deux coupes échographiques prises à la même position spatiale dans la salle de traitement. La première est réalisée avant recalage où on peut constater un déplacement de la prostate. La position est sauvegardée pour créer une autre image après recalage et correction de la position du sujet sur la table.

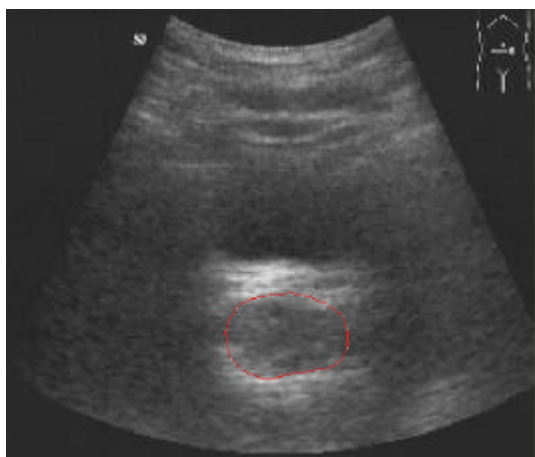


Image de la prostate avant recalage  
: longueur 25 mm et hauteur 16.50  
mm

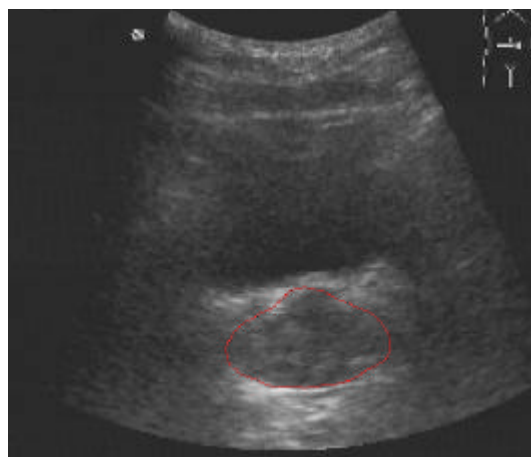
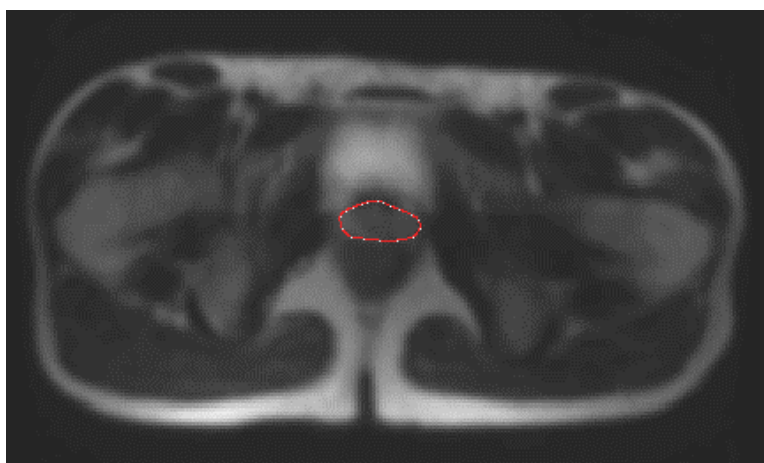


Image de la prostate après recalage et  
correction de la position: longueur 34 mm  
et hauteur 21



Coupe MPR IRM créée avec la position de la coupe US.  
Taille de la prostate : longueur 34.10 m, hauteur 21.90.

**Figure 5. 20 : Illustration du recalage et de la correction apportée à la position du patient**

## 5.4 Discussion

Bien que le nombre de sujets utilisés pour la validation clinique soit encore faible, ces premières évaluations, d'un côté de la faisabilité de la méthode et d'un autre de la précision et de la reproductibilité, montrent que l'approche est intéressante. La génération automatique d'images virtuelles dans le volume de pré-traitement permet d'éviter le recours à une interaction pour choisir les images ou même à une méthode de segmentation 3D coûteuse en temps de calcul. L'idée est basée sur des déplacements résiduels de la prostate inférieurs à sa taille. [Hanley 1997], avec une mise en correspondance entre des images portales et des images DRR issues du simulateur, trouve des déplacements de 0.1 à 0.4 mm. Ces valeurs s'accumulent sur la durée du traitement et peuvent atteindre de 2 à 7 mm. A ces valeurs, des déplacements de l'ordre de 3 mm dues à la respiration viennent s'ajouter [Malone 2000].

D'un autre point de vue, il faut souligner que la transformation de recalage utilisée est rigide. La mise en place d'une transformation non rigide prenant en compte les déformations serait-elle susceptible d'apporter de meilleures précisions? En se basant sur la méthode de recalage par flot optique mise au point dans notre équipe [Palos 2003] et [Palos 2004] et en l'adaptant à un recalage mono-modal US-US, nous avons tenté de voir l'apport par le suivi des déformations dans la série d'images échographiques. Il s'avère que ces déformations sont en général inférieures au millimètre. Par conséquent leur prise en compte apporterait peu au repositionnement. Ceci est d'autant plus vrai que, pour la radiothérapie de la prostate, le GTV (voir chapitre 1 et l'annexe) contient la totalité de la prostate et non uniquement le volume cancéreux. De plus les marges laissées entre le CTV et le GTV avoisinent la taille entière de la prostate (entre 30 et 40 mm).

Un reproche souvent fait à la méthode de repositionnement par échographie est le déplacement de la prostate sous la pression de la sonde. Les études faites dans ce sens montrent que ces déplacements existent bien mais ne sont pas importants. [Serago 2002] dans leur évaluation d'un système de repositionnement par échographie trouvent des erreurs de déplacement < 3mm et montrent que pour 56 % des patients il n'y avait pas de déplacement de prostate sous la pression de la sonde et pour les 44 % restant un déplacement inférieur à 3 mm. Cette valeur a été également constatée par [Artignan 2004]. Serago souligne également l'incertitude quant au repositionnement juste par échographie. Une autre statistique intéressante est celle indiquant que 10 % des images échographiques sont jugées de qualité insuffisante pour un bon repérage, valeur qu'on a pu également relever.

C'est principalement ces deux derniers inconvénients de l'échographie auxquels se rajoute la variabilité inter-opérateurs qui provoquent des incertitudes et qui limitent l'utilisation de cette modalité seule pour le repositionnement. La mise en correspondance avec la modalité de planification permet, en plus de voir l'évolution de l'organe et de se conformer à la géométrie des champs d'irradiation mais également de lever l'ambiguïté quant à ces incertitudes.

# Conclusion Générale

La radiothérapie conformationnelle, bien que ne permettant pas de traiter toutes les tumeurs prostatiques, représente une avancée considérable dans ce type de traitement. C'est en effet une technique précise et sophistiquée qui découle des récents progrès de l'informatique sans lesquels elle ne serait pas envisageable. Ces progrès ont donné naissance à des systèmes plus complets appelés Systèmes Informatiques d'Aide aux Gestes Médicaux dont le but est d'assister le praticien dans la réalisation de gestes diagnostiques ou thérapeutiques les plus précis possibles.

L'ensemble des techniques inhérentes à ces systèmes d'aide fait appel à des outils de traitement d'images, du signal et d'optimisation pour fusionner des données issues de différents capteurs tels que des capteurs de position ou d'imagerie multi-modalité pour aider la prise de décision garantissant ainsi une efficacité thérapeutique et une sécurité interventionnelle maximales.

L'objectif principal du travail décrit dans cette thèse est de contribuer à un système d'aide au repositionnement du patient en radiothérapie conformationnelle de la prostate. La méthode développée se base sur un repérage intra-traitement de la prostate et une correction de la position par une mise en correspondance avec les images IRM ou TDM de planification.

Des approches similaires ont été décrites dans la littérature notamment par [Troccaz 1993]. Cependant, notre contribution se situe dans les étapes préliminaires menant au résultat final. Elle se décline sur plusieurs points :

- *Une méthode de repérage de la prostate à partir d'images échographiques*. C'est une méthode automatique, rapide et précise. Elle combine un système de suivi des déplacements de la sonde par stéréovision et Leds infrarouges et un algorithme de segmentation. Les deux caméras composant le système stéréoscopique sont calibrées par une méthode robuste où le problème de la calibration est ramené à une recherche de valeur propre avec l'utilisation du multiplicateur de Lagrange.

Le système constitue une excellente alternative aux traditionnels systèmes commerciaux Optotrak et Polaris.

Toujours en utilisant ce système de repérage, la méthode initialement développée par [Prager 1997] pour la calibration des machines échographiques est adaptée pour le cas où le repérage serait optique.

L'association de la stéréovision et de la calibration échographique permet une localisation de cibles avec une précision de l'ordre de 1.4 mm. La technique est

validée en utilisant différents fantômes avec différents gabarits puis en clinique.

- *L'extraction des contours de la prostate à partir d'images échographiques.* Comme on a eu l'occasion de le souligner au chapitre 3, a donné lieu à divers travaux qui ne concernaient que des images trans-rectales, non adaptées pour un repérage en routine. Notre méthode opère sur des images trans-abdominales plus pratiques pour une visualisation intra-opératoire.

La méthode construit un modèle de prostate prenant en considération ses différentes formes et positions. Cette modélisation est réalisée à partir d'une base d'apprentissage provenant de plusieurs patients. L'extraction de l'information utile est faite par une analyse en composante principale.

Le processus de segmentation commence par l'application d'un pré-traitement qui consiste en un filtrage morphologique et adaptatif pour réduire le bruit spécifique aux images ultrasonores (speckle). Puis la recherche du contour final est ramenée à un problème d'optimisation.

Les sorties de l'algorithme sont comparées aux résultats obtenus manuellement, les contours sont similaires et se recouvrent à hauteur de 93% mais avec l'avantage de l'automatisation et de la reproductibilité des résultats.

L'association système de repérage et segmentation permet une localisation précise de l'organe par rapport à un repère fixe, en l'occurrence la prostate par rapport à l'isocentre de l'accélérateur linéaire. Les outils utilisés s'accommodent bien aux conditions cliniques.

- *L'extraction de la prostate à partir des images IRM ou TDM.* Ces images, bien que de meilleure qualité que les images échographiques, posent le problème de l'occultation des contours dans certains cas. Pour remédier à cet inconvénient, nous avons procédé, comme pour l'échographie, à une segmentation par modèle actif. Le principe de la méthode a été introduit par [Cootes 1994] mais dans leur application de l'approche à la prostate, les auteurs incluent dans le modèle l'enveloppe extérieure du pelvis et d'autres organes comme la vessie. Approche intéressante pour des images échographiques mais pour les images IRM ou scanner, une telle complication du modèle ne peut qu'augmenter les temps de calcul. Dans notre méthode juste une forme prototype et les champs des déformations les plus importantes sont estimés. Puis le contour est initialisé par la forme prototype et placé de manière à faire coïncider son centre de gravité avec celui de l'image. En effet, nous avons remarqué que ce dernier n'était pas éloigné du centre réel de la prostate. Une fois cette initialisation faite, une recherche heuristique permet de faire converger le contour vers les parois de la prostate.
- *Le recalage multi-modalité.* Dans cette partie, une approche exploitant l'information de position fournie par le système de repérage est proposée. Elle est basée sur l'hypothèse de petits déplacements n'excédant pas la taille de la prostate par rapport à la position de référence définie sur les images d'IRM ou scanner. Ainsi, pour chaque coupe échographique réalisée, l'application de l'algorithme de reformatage 3D Multi Planar Reconstruction sur le volume de pré-traitement permet d'obtenir une image de même orientation passant par la prostate. Pour une série d'images échographiques



balayant la prostate, une série d'images virtuelles de pré-traitement est générée. L'extraction des contours sur ces images étant automatisée, il ne reste qu'à les aligner pour quantifier les déplacements et les corriger. L'avantage de la méthode est qu'elle ne nécessite pas de segmentation 3D mais juste quelques segmentations 2D ou ce qui est connu par le contourage 2D+.

L'ensemble des ces méthodes testées sur fantôme et sur cas réels donne des résultats satisfaisants avec un minimum d'interaction avec l'opérateur et une rapidité d'exécution proche du temps réel. Ces deux atouts en font un excellent outil pour la visualisation intra-opératoire.

Pour conclure, nous dirons qu'une méthode robuste garantissant le bon repositionnement du patient au fil des séances de radiothérapie permettra de réduire les marges d'erreur prévues dans la définition des volumes CTV et PTV et éventuellement une escalade des doses quotidiennes et réduire ainsi la durée totale du traitement. Nous espérons, modestement, y avoir contribué.

# Annexe : Plan de traitement en radiothérapie de la prostate

Cette annexe a pour but de montrer la succession des opérations pour l'établissement d'un plan de traitement en radiothérapie conformationnelle.

## 1. Introduction

En radiothérapie externe (RT), la source de rayonnement est à l'extérieur du corps et le rayonnement traverse la peau pour atteindre la zone à irradier. La dose absorbée est exprimée en unité de mesure appelée Gray. Cette dose est délivrée en plusieurs séances d'irradiation étalées dans le temps. Dans le cas de la prostate, ce sont entre 70 et 80 Gray répartis en 8 à 9 semaines.

Plusieurs portes d'entrée convergentes sont utilisées et ce en fonction de la topographie de la tumeur de façon à concentrer la dose au niveau du volume à traiter.

Avant d'introduire la chronologie des étapes, il est utile de définir les appareils utilisés et sans lesquels on ne pourrait parler de radiothérapie conformationnelle.

- **Imageurs** : Généralement, la RT se base sur deux modalités d'imagerie volumique qui sont le TDM et l'IRM.
- **TPS (Treatment Planning System)** : C'est le logiciel qui permet de déterminer la dosimétrie et les balistiques des champs d'irradiation à appliquer. Il prend en entrée les données du patient, acquises par une modalité d'imagerie.
- **Accélérateur linéaire** : C'est l'appareil qui délivre les champs d'irradiation. Il est équipé d'une tête tournante (Gantry), d'une table pour le patient et d'un collimateur micro-lames pour tailler les champs et les conformer à la géométrie de la tumeur.
- **Simulateur** : Le simulateur est un appareil permettant de reproduire toutes les géométries de traitement possibles. Il est disposé de la même manière que l'accélérateur et contient les mêmes composants sauf qu'il ne délivre pas de champs mais juste les mime.

Deux types de simulateurs existent :

- **Simulateur conventionnel** : c'est un appareil de radiodiagnostic avec amplificateur

de brillance reproduisant les caractéristiques des appareils de traitement.

- Simulateur-CT : Il permet d'avoir des images scanner mais avec une résolution inférieure et des acquisitions 2D (une seule image à la fois)

## 2. Chronologie des évènements

Comme on peut le constater sur la figure ci-dessous, la planification comporte essentiellement deux étapes qui sont l'acquisition des données du patient et la simulation des champs d'irradiation à appliquer.

### 2.1 Acquisition des données

L'acquisition des données du patient constitue la phase de départ. Deux types d'acquisitions existent :

**Acquisition CT :** Pour un plan de traitement 3D du pelvis des coupes scanner avec une épaisseur de coupe de 3 à 5 mm sont généralement utilisées. Sur ces coupes la tumeur et les cibles sont contourées par l'oncologue radiothérapeute. Si d'autres données issues d'une autre modalité d'imagerie comme l'IRM sont utilisées, celles-ci sont recalées au CT de référence.

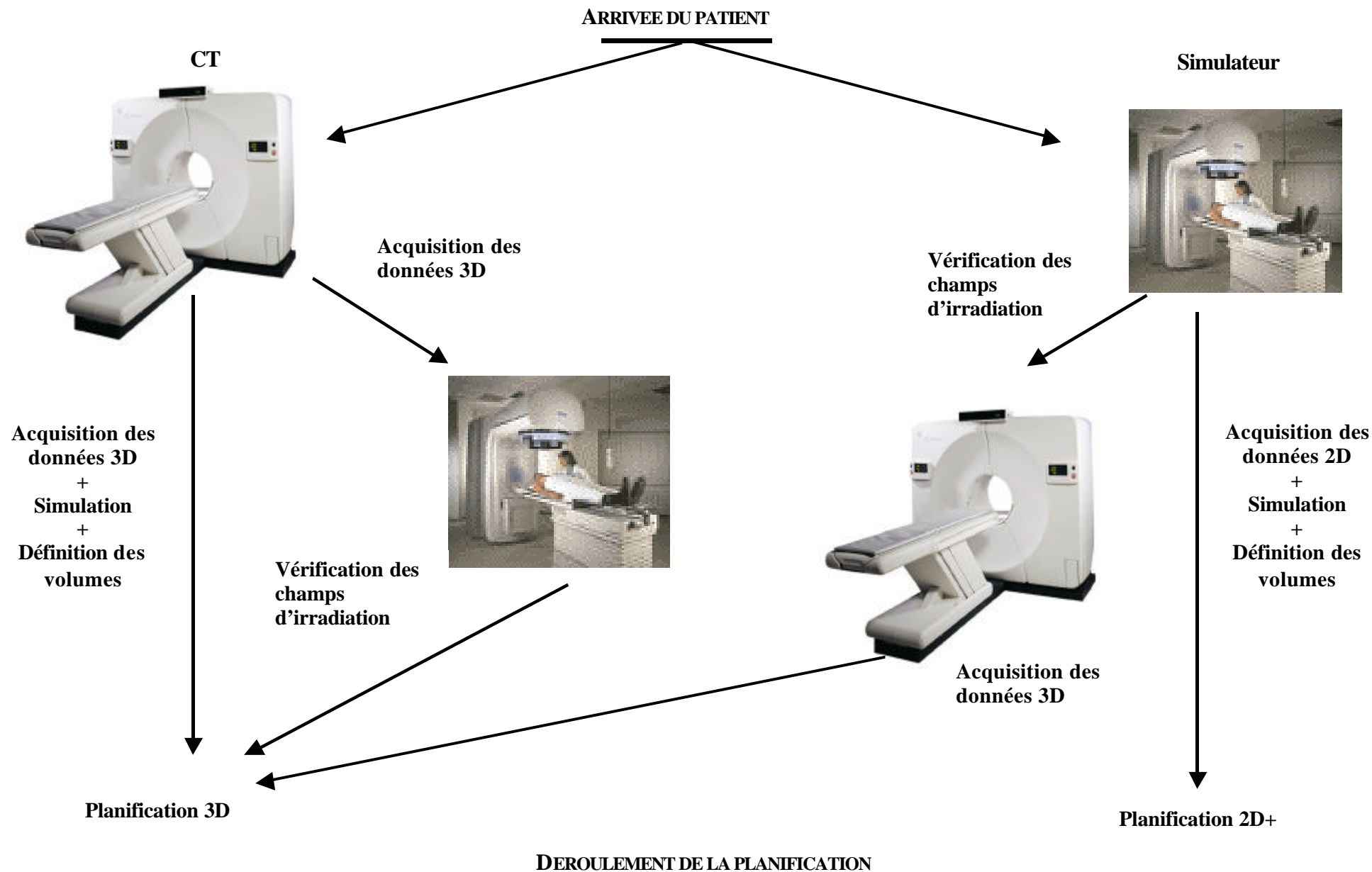
**Acquisition au simulateur :** Des coupes 2D sont directement réalisées sur le simulateur.

A partir des données collectées, la définition des volumes est réalisée. Les rapports ICRU 50 et 62 définissent les différents volumes cibles décrit dans la section 1.6 du chapitre 1 ainsi que les organes à risques (OAR).

Pour le cas de la prostate, le volume cible comprend :

- La prostate.
- Les vésicules séminales.
- Parfois, en fonction du stade tumoral, les ganglions lymphatiques du pelvis.

Les organes à risques sont le rectum et la vessie.



## 2.2 La simulation

La simulation a été initialement conçue pour déterminer et vérifier la conformation géométrique des faisceaux d'irradiation au volume cible mais ce rôle a été étendu pour comprendre actuellement :

- La détermination de la position de traitement du patient.
- L'identification des volumes cibles et les organes à risque.
- La vérification de la géométrie des champs à appliquer.
- L'acquisition des données du patient pour le plan de traitement.

Les aspects cliniques de la simulation se fondent sur le positionnement et l'immobilisation des patients aussi bien que sur l'acquisition de données et la détermination de la géométrie des faisceaux. La contention a pour but d'immobiliser le patient durant le traitement et de fournir un moyen de repositionnement entre la simulation et le traitement ainsi qu'entre les séances de ce dernier.

La procédure de simulation dépend du type de simulateur utilisé

### 2.2.1 Simulateur conventionnel

Un système d'imagerie fluoroscopique est intégré au simulateur et permet de réaliser des images anatomiques du patient et de modifier les emplacements des champs d'irradiation en temps réel.

#### *a. Localisation des cibles et OAR*

Des marqueurs positionnés sur la peau du patient et visibles sur les radios sont utilisés pour localiser les volumes cibles.

#### *b. Détermination de la géométrie des rayons*

Le patient est installé sur la table et la position finale du traitement est vérifiée à travers les images fluoroscopique fournies. Il s'agit ensuite de bien localiser l'isocentre de traitement en se référant aux marqueurs cutanés.

Une fois la position bien définie, des radios sont prises et enregistrées pour servir de référence. Puis au début de chaque séance, des images portales sont comparées à ces radios pour corriger la position du patient.

Dans le cas où des images CT sont utilisées, les volumes cibles et les OAR sont déterminés sur chaque coupe.

### 2.2.2 Simulation virtuelle sur simulateur-CT

La simulation virtuelle est la simulation du traitement basée uniquement sur les informations du CT. Des DRRs sont directement générées à partir de coupes CT pour

déterminer les bons paramètres de traitement.

La procédure de simulation est la suivante :

- 1- Le patient est placé en position de traitement sur la table du CT-Simulateur. La position est vérifiée par le pilote CT.
- 2- Un point de référence est choisi, il s'agit de l'isocentre de la machine, repérée par des lasers. Des marqueurs radio-opaques sont placés sur les côtés antérieurs et latéraux du patient et des tatouages cutanés sont effectués pour enregistrer la position.
- 3- Les cibles et les structures sont directement définies sur les images CT
- 4- La détermination de la géométrie des rayons et la disposition des lames du collimateur se fait en se conformant à la géométrie de la cible.
- 5- Les DRR et les Beam Eye View (mimant la balistique et l'intensité des rayons) obtenues à partir des données CT sont utilisées pour simuler le traitement.
- 6- Une fois les paramètres du traitement définis, la balistique des rayons et les données du patient ainsi que les différents contours sont envoyés au TPS puis à l'accélérateur.

# Tables des figures

Figure 1. 1 : Principe de l'échographie	9
Figure 1. 2 : Echographie trans-rectale ou endo-recatale de la prostate	10
Figure 1. 3 : Echographie trans-abdominale de la prostate	10
Figure 1. 4 : (a) Principe du scanner. (b) coupe abdominal (c) coupe axiale du crâne.	14
Figure 1. 5 : Champs magnétiques en Imagerie par Résonance Magnétique	14
Figure 1. 6 : Les différentes incidences obtenues en IRM	15
Figure 1. 7 : Navigation 3D entre les différentes incidences : Pelvis et Prostate	16
Figure 1. 8 : Définition des volumes cibles pour la radiothérapie	17
Figure 1. 9 : Balistiques pour le traitement d'une tumeur prostatique	18
Figure 1. 10 : Image reconstruite par projection du volume (DRR) de la prostate	19
Figure 1. 11 : Accélérateur linéaire avec l'isocentre et les marqueurs lasers	20
Figure 1. 12 : Système d'imagerie portale couplé à l'accélérateur	21
Figure 1. 13 : Principe de la projection Cone Beam	22
Figure 1. 14 : Imagerie par Emission de Positrons	23
Figure 2. 1 : Localisation relative	26
Figure 2. 2 : Localisation absolue	26
Figure 2. 3 : Angles d'Euler	28
Figure 2. 4 : Modèle d'une caméra et projection	30
Figure 2. 5 : Suivi d'un objet par deux caméras	33
Figure 2. 6 : Géométrie épipolaire	33
Figure 2. 7 : Intersection des gerbes perspectives issues des projections	35
Figure 2. 8 : Repérage de l'image par rapport au référentiel commun	38
Figure 2. 9 : Fantôme des fils croisés	39
Figure 2. 10 : Fantôme des 3 fils	39
Figure 2. 11 : Fantôme des 3 fils	40
Figure 2. 12 : Fantôme de Cambridge	41
Figure 2. 13 : (a) Mire de calibration de 7x8 led et son support. (b) projection	44
Figure 2. 14 : Support des Leds installées sur la sonde échographique	45
Figure 2. 15 : Détection et appariement des Leds de la sonde échographique	45
Figure 2. 16 : Echographe portable utilisé pour les tests	46
Figure 2. 17 : Fantôme d'étalonnage échographique	46
Figure 2. 18 : Création des points caractéristiques dans l'image échographique	47
Figure 2. 19 : Banc micrométrique et stylo optique équipé de LED	49
Figure 2. 20 : Erreur entre les déplacements théoriques et les déplacements calculés	49
Figure 2. 21 : Fantôme avec 2 fils et la trace générée dans l'image échographique	51
Figure 2. 22 : Erreur entre les coordonnées réelles et les coordonnées mesurées	51
Figure 2. 23 : Traces du cylindre dans les images en coupe axiale et en coupe sagittale	51
Figure 3. 1 : Bruit autour des parois de la prostate	59
Figure 3. 2 : Répartition des valeurs propres	62
Figure 3. 3 : Variations des composantes du vecteur b pour plusieurs formes	64
Figure 3. 4 : Modèle de la prostate.	65
Figure 3. 5 : Variation de la forme suivant les paramètres.	66

Figure 3. 6 : Création du masque de bruit.	67
Figure 3. 7 : Filtre résultat de l'intersection des différentes régions	67
Figure 3. 8 : L'ouverture élimine les pics positifs plus étroits que l'élément structurant	68
Figure 3. 9 : Filtrage de l'image échographique	71
Figure 3. 10 : Processus de filtrage et obtention du gradient morphologique	72
Figure 3. 11 : Régions homogènes	73
Figure 3. 12 : Estimation deux à deux des points correspondants	77
Figure 3. 13 : Effet du filtrage morphologique et adaptatif	78
Figure 3. 14 : Processus de segmentation	79
Figure 4. 1 : Recalage par 3 marqueurs externes	84
Figure 4. 2 : Recalage par segmentation d'organes	86
Figure 4. 3 : Recalage iconique.	87
Figure 4. 4 : Besoin de l'interpolation	89
Figure 4. 5 : Interpolation tri-linéaire	90
Figure 4. 6 : Recalage par maximisation de l'information mutuelle.	92
Figure 4. 7 : Transformations non rigides	93
Figure 4. 8 : Recalage non rigide par flot optique.	99
Figure 4. 9 : Schéma de la multi-résolution.	100
Figure 5. 1 : Alignement des lasers de l'isocentre sur le référentiel mire.	110
Figure 5. 2 : Série de transformations pour la navigation entre les modalités	111
Figure 5. 3 : Recalage CT et IRM.	112
Figure 5. 4 : Principe du MPR	113
Figure 5. 5 : Principe de l'interpolation sur les 26 voisins d'un voxel.	113
Figure 5. 6 : MPR sur une série sagittale.	113
Figure 5. 7 : Modèle estimé de prostate à partir de la base de connaissance IRM	114
Figure 5. 8 : Filtre de Deriche sur une coupe CT avec des contours de la prostate.	115
Figure 5. 9 : Segmentation de la prostate à partir des images de pre-traitement	116
Figure 5. 10 : Evolution de la fonction de coût lors du recalage par ICP	119
Figure 5. 11 : Segmentations de la prostate pour le recalage ICP	121
Figure 5. 12 : Evolution de la fonction de coût pour le recalage de la prostate	122
Figure 5. 13 : Représentation 3D des nuages de points	122
Figure 5. 14 : Fantôme avec une coupe coronale et une coupe axiale d'IRM.	123
Figure 5. 15 : Nuages de points du ballon obtenus des images	123
Figure 5. 16 : Acquisition des coupes échographiques avec le repérage	124
Figure 5. 17 : Evolution de la fonction de coût pour le recalage des ballons	125
Figure 5. 18 : Mise en correspondance et fusion des images US et IRM du ballon.	125
Figure 5. 19 : Acquisition CT du fantôme	126
Figure 5. 20 : Illustration du recalage	129



# Table des tableaux

Table 2.1 : Paramètres des images échographiques utilisées pour la calibration _____	46
Table 2.2 : Résultat du test de la calibration des caméras _____	49
Table 2.3 : Paramètres de la calibration de l'échographe _____	50
Table 3.1 : Résultat de la comparaison des contours _____	78
Table 5.1 : Résultats segmentation prostate à partir d'images IRM. _____	115
Table 5.2 : Résultats segmentation prostate à partir d'images CT _____	115
Table 5.3 : Comparaison entre le recalage iconique et le recalage géométrique _____	120
Table 5.4 : Résultat de l'application du recalage sur acquisitions IRM du fantôme _____	126
Table 5.5 : Résultat de l'application du recalage sur acquisitions CT du fantôme _____	126
Table 5.6 : Images US réalisées par patient _____	127
Table 5.7 : Images IRM de prostate _____	127
Table 5.8 : Déplacements de la prostate sans MPR _____	127
Table 5.9 : Déplacements de la prostate en utilisant le MPR _____	128
Table 5.10 : Erreurs moyennes de recalage pour les deux cas avec MPR et sans MPR _____	128

# Bibliographie

**[Aarnink 1994]**

Aarnink R.G R. J. B. Giesen A. L. Huynen J. J. De la Rosette F. M. J. Debruyne H. Wijkstra. A practical clinical method for contour determination in ultra-sonographic prostate images. *Ultrasound in Med.& Biol.* 20, 705-717. 1994.

**[Aarnink 1998]**

Aarnink R.G. Pathak S. D. De la Rosette J. J. Edge detection in prostatic ultrasound images using integrated edge maps. *Ultrasonics* 36, 637-644. 1998.

**[Abi Ayad 1989]**

Abi Ayad A. Thiesse B. Les multiples facettes du problème de calibrage de caméras. in RFIA'89. Paris France[RFIA]. 1989.

**[Ait Aider. 2002]**

Ait Aider, O. HOPPENOT P. Colle E. Adaptation of Lowe's cameras pose recovery algorithm to mobile robot self-localisation. *Robotica* 20, 385-393. 2002.

**[Alvarez 1994]**

Alvarez L. Morel J. M. Morphological approach to multiscale analysis: from principles to Equations. *Computational imaging and vision*[Kluneel Academic Publishers]. 1994. Dordrecht.

**[Amit 1991]**

Amit Y. Grenander U. Piccioni. Structural image restoration through deformable templates. *Journal of the American Statistical Association* 86, 376-387. 1991.

**[Anandan 1990]**

Anandan P. A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion. *International Journal of Computer Vision* , 283-310. 1990.

**[Applebaum 1996]**

Applebaum D. Probability and information. An integrated approach. Cambridge University Press. 1996.

**[Artignan 2004]**

Artignan X. Smitsmans Monique H. P. Lebesque J. V. Jaffray D. A. Van Her M. Bartelink H. Online Ultrasound Image Guidance for Radiotherapy of Prostate Cancer: Impact of Image Acquisition on Prostate Displacement. *Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys* 59[2], 595-601. 2004.

**[Ayache 1989]**

Ayache N. Vision stéréoscopique et perception multisensorielle. Inter Editions science informatique. 1989.

**[Baba 1999]**

Baba K. Okai T. Kozuma S. Taketani Y. Fetal abnormalities: Evaluation with real-time-processible three-dimensional US preliminary report. *Radiology* 211[2], 441-446. 1999.

**[Bajcsy 1982]**

Bajcsy R. Broit C. Matching of deformed images. *IEEE Proc. Sixth Int. Conf. on Pattern Recognition*, 351-353. 1982.

**[Bajcsy 1983]**

Bajcsy R. Lieberman R. Reivich M. A computerized system for the elastic matching of deformed radiographic images to idealized atlas images. *Journal of Computer Assisted Tomography* 7[4], 618-625. 1983.

**[Bajcsy 1989]**

Bajcsy R. Kovacic S. Multiresolution Elastic Matching. *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 46, 1-21. 1989.

**[Ballet 1995]**

Ballet E. Fusion de données issues de capteurs d'imagerie multimodalité: Application en exploration thyroïdienne. Thèse de Doctorat. UST Lille. 1995.

**[Ballet 1997]**

Ballet E. Rousseau J. Gibon D. Cussac JF. Vasseur C. Marchandise X. Mise en correspondance d'images scintigraphiques et échographiques de la thyroïde par une méthode de vision stéréoscopique. *Médecine Nucléaire* 21[7], 409-414. 1997.

**[Barron 1994]**

Barron J.L. Fleet D. J. Beauchemin S. S. Performance of optical flow techniques. *The International Journal of Computer* 12[1], 43-77. 1994.

**[Barry 1997]**

Barry C.D. Allott N. W. John Mellor P. M. Arundel P. A. Thomson D. S. Waterton J. C. Three-Dimensional Freehand Ultrasound : Image Reconstruction and Volume Analysis. *Ultrasound in Med.& Biol.* 23[8], 1209-1224. 1997.

**[Berger 1997]**

Berger M. Danuser G. Deformable Multi Template Matching with Application to Portal Images. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Press.* 1997.

**[Berson 2000]**

Berson M. Physique des ultrasons, modes échographiques et structure des appareils d'échographie. Cours de DEA SIBM. Université de Tours 2000.

**[Besl 1992]**

Besl P.J. N. D. McKay. A Method for Registration of 3D Shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Matching Intelligence* 14[2], 239-256. 1992.

**[Birkfellner 1998A]**

Birkfellner W. Watzinger F. Wanschitz F. Enislidis G. Kollmann C. Rafolt D. Nowotny R. Ewers R. Bergmann H. Systematic distortion in magnetic position digitizers. *Medical Physics* 25[11], 2242-2248. 1998.

**[Birkfellner 1998B]**

Birkfellner W. Watzinger F. Wanschitz F. Ewers R. Bergmann H. Calibration of Tracking Systems in a Surgical Environment. *IEEE Trans.in Med.Imaging* 17[5], 737-742. 1998.

**[Blackall 2000]**

Blackall J.M. Rueckert D. Maurer C. R. Jr. Penney G. P. Hill D. L. G. Hawkes D. J. An Image Registration Approach To Automated Calibration for Freehand 3D Ultrasound. (MICCAI).[Springer]. 2000. Pittsburg, USA

**[Blackall 2002]**

Blackall Jane Mary. Respiratory Motion in Image-Guided Interventions of the Liver. Thèse de Doctorat. University of London. 2002.

**[Bookstein 1989]**

Bookstein F. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Matching Intelligence* 11[6], 567-585. 1989.

**[Borgefors 1988]**

Borgefors G. Hierarchical chamfer matching: a parametric edge matching algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Matching Intelligence* 10, 849-864. 1988.

**[Bouchet 2001]**

Bouchet L.G. Meeks S. L. Goodchild G. Bova F. J. Buatti J. M. Friedman W. A. Calibration of three-dimensional ultrasound images for image-guided radiation therapy. *Physics in medicine and biology* 46 [559], 577. 2001.

**[Brand 1994]**

Brand P. MOHR R. BOBET P. Distorsion optique: Correction dans un modèle projectif. Actes du 9ème Congrès AFCET de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielles. Paris, France, 87-98. 1994.

**[Bricault 1998]**

Bricault I. Ferretti G. Cinquin Ph. Registration of real and CT derived virtual bronchoscopic images to assist transbronchial biopsy. *IEEE Trans.in Med.Imaging* 17[5], 703-714. 1998.

**[Brinkley 1982]**

Brinkley J.F. Muramatsu S. K. McCallum W. D. Popp R. L. In vitro evaluation of an ultrasound three-dimensional imaging and volume system. *Ultrasonic Imaging* 4, 126-139. 1982.

**[Brown 1992]**

Brown L.G. A survey of image registration techniques. *Surveys* 24[4], 325-376. 1992.

**[Brunie 1992]**

Brunie L. Fusion d'images médicales multimodales. Thèse de Doctorat. Université Grenoble 1. 1992

**[Buchloz 1997]**

Buchloz R.D. Yeh D. D. Trobaugh B. S. McDurmont L. L. Sturm C. D. Baumann C. Henderson J. M. Levy A. Kessman P. The correction of stereotactic inaccuracy caused by brain shift using an intraoperative ultrasound device. *CVRMed-MRCAS'97*, 459-466. 1997.

**[Bureau 1998]**

Bureau J.M Steichen W. Lebail G. A two-dimensiona transducer array for real-time 3D medical ultrasound imaging. *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*. 1998

**[Burt 1983]**

Burt P.J. Yen C. Xu X. Multi-resolution flow-through motion analysis. *Proc. IEEE CVPR*, 246-252. 1983.

**[Burt 1984]**

Burt J.P. Chapitre The pyramide as a structure for efficient computation. Livre : Multiresolution image processing and analysis. Chapitre[2], 6-38. 1984. Springer Verlag.

**[Bushberg 1994]**

Bushberg J.T. Seibert J. A. Leidholdt E. M. JR. Boone J. M. The essential physics of medical imaging. Williams & Wilkins Eds. 1994. Baltimore, USA.

**[Cachier 2000]**

Cachier P. Pennec X. 3D Non-rigid registration by gradient descent on a Gaussian weighted similarity measure using convolutions. *IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis (MMBIA'00)*, 182-189. 2000.

**[Cagnac 1967]**

Cagnac C. Nouveau cours de mathématiques spéciales géométrie. Masson. 1967.

**[Canadian Cancer Society 2003]**

Canadian Cancer Society. Statistiques : Prostate cancer stats. 2003.

**[Carr 1996]**

Carr BE J. Surface Reconstruction in 3D Medical Imaging. These de Doctorat University of Canterbury Christchurch New Zealand. 1996.

**[Carr 1998]**

Carr J.C. Fright W. R. Gee A. H. Prager R. W. Dalton K. J. 3D Shape Reconstruction using Volume Intersection Techniques. *Proc. of the IEEE Intl. Conf. Comp. Vision, Bombay, India*, 1095-1110. 1998.

**[Chalana 1997]**

Chalana V. Kim Y. A. A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images. IEEE Trans.in Med.Imaging 16, 642-652. 1997.

**[Chandra 2003]**

Chandra A. D. L. Huang E. Kuban DA O'Neill L. Rosen I. Pollack A. Experience of ultrasound-based dialy prostate localization. Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys 56[2], 436-447. 2003.

**[Chassat 2001]**

Chassat Fabrice. Thèse de Doctorat. Université Joseph Fourier 1. Étude et réalisation d'un système de localisation en six dimensions pour la chirurgie assistée par ordinateur. 2001.

**[Chen 1996]**

Chen C.H. Lee J. Y. Yang W. H. Sun Y. N. Segmentation and reconstruction of prostate from transrectal ultrasound images. Biomedical Engineering- Application Basis and communications 8[3], 39-44. 1996.

**[Chen 1996]**

Chen Y. Broschat S. L. Flynn P. J. Phase insensitive homomorphic image processing for speckle reduction. Ultrasonic Imaging 18, 122-139. 1996.

**[Chen 2003]**

Chen Yan Yin Rumming Flynn Patrick Broschat Shira. Aggressive region growing for speckle reduction in ultrasound images. Pattern Recognition Letters 24, 677-691. 2003.

**[Christensen 1994]**

Christensen G.E. Deformable Shape Models for Anatomy. These de Doctorat. Washington University St. Louis Missouri. 1994.

**[Christensen 1996]**

Christensen G.E. Rabbitt R. D. Miller M. I. Deformable Templates Using Large Deformation Kinematics. IEEE Transactions on Medical Imaging 5[10], 1435-1447. 1996.

**[Clippe 2003]**

Clippe S. Sarrut D. Malet C. Miguet S. Ginestet C. Carrie C. Patient setup error measurement using 3D intensity-based image registration techniques. Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys 56[1], 259-265. 2003.

**[Collignon 1995A]**

Collignon A. Maes F. Delaere D. Vandermeulen D. Suetens P. Marchal G. Automated multi-modality image registration based on information theory. Conference on Information Processing in Medical Imaging, 263-274. 1995.

**[Collignon 1995B]**

Collignon A. Vandermeulen D. Suetens P. Marchal G. 3D multi-modality medical image registration using space clustering. Dans N.Ayache éditeur, (CVRMed'95 905 [Lectures Notes in Computer Science], 195-204. 1995. Springer Verlag.

**[Collins 1995]**

Collins D.L. Evans A. C. Holmes C. Peters T. M. Automatic 3D segmentation of neuro-anatomical structures from MRI. Proceesing in Medical Imaging[Y. Bizais et al. Editions], 139-152. 1995.

**[Comeau 2000]**

Comeau R.M. Sadikot A. F. Fenster A. Peters T. M. Intraoperative ultrasound for guidance and tissue shift correction in image-guided surgery. Medical Physics 27[4], 787-800. 2000.

**[Connor 1975]**

Connor WG M. L. M. B. Veomett R. Hicks J. Miller R. C. Mayer E. Sheeley N. Patient repositioning and motion detection using a video cancellation system. Technical Innovations . 1975.

**[Cootes 1994]**

Cootes T.F. Hill A. Taylor C. J. Haslam J. The use of Active Shape Models For Locating Structures in Medical Images. *Image Vision and Computing* 12[6], 355-366. 1994.

**[Cootes 1995]**

Cootes T.F. C. J. Taylor D. H. Cooper J. Graham. Active Shape Models-Their Training and Applications. *Computer Vision and Image Understanding* 61, 38-59. 1995.

**[Cootes 2001]**

Cootes T.F. Taylor C. J. Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision. 4322[*Proc. SPIE Medical Imaging*], 236-248. 2001. San Diego, CA.

**[Coste 1997]**

Coste E. Gibon D. Bourel P. Ballet E. Rousseau J. Real Time 3D Localization of Objects with Two Standards CCD Cameras. *Medical & Biological Engineering & Computing: World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering XVIII International Conference*. 35[Part 1], 375. 1997.

**[Court 2003]**

Court L R. L. Mohan R. Dong L. Evaluation of mechanical precision and alignment uncertainties for an integrated CT/LINAC system. *Medical Physics* 30[6], 1198-1210. 2003.

**[Czerwinski 1993]**

Czerwinski RN Jones DL O'Brien WD Jr. An approach to boundary detection in ultrasound imaging. *IEEE Ultrasonics Symposium*, 951-955. 1993.

**[Daanen 2000]**

Daanen V. Coste E. Sergent G. Godart F. Vasseur C. Rousseau J. Accurate localization of needle entry point in interventional MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging* 12, 645-649. 2000.

**[Dawant 1999]**

Dawant B. Hartmann S. Thirion J. P. Maes F. Vandermeulen P. Automatic 3D segmentation of internal structures of the head in MR images using a combination of similarity and free-form transformations. *IEEE Trans.in Med.Imaging* 18[10], 909-916. 1999.

**[De Vlieger 1978]**

De Vlieger M. Strandness D. E. *Handbook of clinical ultrasound*. Editions Wiley. 1978. New York.

**[Declerck 1997]**

Declerck J. Feldmar J. Goris M. L. Betting F. Automatic registration and alignment on a template of cardiac stress and rest reoriented SPECT images. *IEEE Trans.in Med.Imaging* 16[6], 727-737. 1997.

**[Deriche 1987]**

Deriche R. Using Canny's Criteria to Derive a Resursively Implemented Optimal Edge Detector. *International Journal of Computer Vision* 1[2], 167-187. 1987.

**[Detmer 1997]**

Detmer P.R. Leotta D. F. Martin R. W. Performance of a miniature magnetic position sensor for three-dimensional ultrasound imaging. *Ultrasound in medicine and biology* 24(4), 597-609. 1997.

**[Deubler 1997]**

Deubler J. Olivo J. C. A wavelet-based multiresolution method to automatically register images. *Journal of Math.Imaging Vision* 7, 199-209. 1997.

**[Dutt 1996]**

Dutt Vinayak GreenLeaf James F. Adaptive Speckle Reduction Filter for Log-Compressed B-Scan Images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 15[6], 802-813. 1996.

**[Erbe 1996]**

Erbe H. Kriete A. Jödicke A. Deinsberger W. Böker D. K. 3D Ultrasonography and Image Matching For Detection of Brain Shift During Intracranial Surgery. *Computer Assisted Radiology* :

Proc.Int.Symp.Computer and Communication Systems for Image Guided Diagnosis and Therapy Volume 1124 of Excerpta Medica- Int. Congress Series, 225-230. 1996. Elsevier.

**[Evans 1993]**

Evans A.N. Nixon M. S. Temporal speckle reduction for feature extraction in ultrasound images. Computer analysis of images and patterns: 5th international conference, CAIP'93. 1993.

**[Faillace-Akazawa 1995]**

Faillace-Akazawa P. Roach M. III MalfattiHedvig Hricak C. A comparison of the prostate volume defined by magnetic resonance imaging and computerized tomographic (CT) scans during treatment planning for prostate cancer. Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys 32[971], 152. 1995.

**[Falco 2002]**

Falco T. S. G. Kaufmann C. Belanger I. Procacci C. Charrois C. Evans M. Ultrasound imaging for external-beam prostate treatment setup and dosimetric verification. Med.Dosim. 27[4], 271-273. 2002.

**[Faugeras 1988]**

Faugeras O.D. Quelques pas vers la vision artificielle en trois dimensions. Techniques et Science Informatique, AFCET BORDAS , 547-590. 1988.

**[Faugeras 1992]**

Faugeras O.D. Luong Q. T. Maybank S. J. Camera Self-Calibration: Theory and Experiments. ECCV 92, 321-334. 1992.

**[Feldmar 1997]**

Feldmar J. Malandain G. Declerck J. Ayache N. Extension of the ICP Algorithm to non rigid Intensity-based Registration of 3D volumes. Computer Vision and Image Understanding 66[2], 193-206. 1997.

**[Fenster 1996]**

Fenster A. Downey D. B. 3-D ultrasound imaging : a review. IEEE Eng.Med.Biol. 15, 41-51. 1996.

**[Fenster 2001]**

Fenster A. Downey D. B. Cardinal H. N. Three dimensional ultrasound imaging. Physics in medicine and biology 46, 67-99. 2001.

**[Feschet 1999]**

Feschet F. D. Sarrut S. Miguet. Automated Position Control in Conformal Radiotherapy. Technical Report Laboratoire ERIC. 1999.

**[Fitzpatrick 1998]**

Fitzpatrick J.M. West J. B. Maurer C. R. Predicting Error in Rigid-Body Point-Based Registration. IEEE Trans.in Med.Imaging 17[5], 694-702. 1998.

**[Fleet 1990]**

Fleet D.J. Jepson A. D. Computation of component image velocity from local phase information. International Journal of Computer Vision , 77-104. 1990.

**[Fleet 1992]**

Fleet D.J. Measurement of image velocity. Kluwer Academic Publishers. 1992.

**[Ford 2002]**

Ford EC C. J. Mueller K Sidhu K Todor D Mageras G Yorke E Ling CC Amols H. Cone-beam CT with megavoltage beams and an amorphous silicon electronic portal imaging device: potential for verification of radiotherapy of lung cancer. Medical Physics 29[12], 2913-2924. 2002.

**[Forsberg 1991]**

Forsberg F. Healy A. J. Leeman S. Jensen J. A. Assessment of hybrid speckle reduction algorithms. Physics in medicine and biology 36[11], 1539-1549. 1991.

**[Fritsch 1994]**

Fritsch D.S. Pizer S. M. Chaney E. L. Liu A. Raghavan S. Cores for Image Registration. 2167[Medical Imaging: Image Processing], 128-142. 1994.

**[Gee 1994]**

Gee J.C. Haynor D. R. Reivich M. Bajcsy R. Finite element approach to warping of brain images. SPIE Medical Imaging: Image Processing 2167[M.H. Loew Eds]. 1994. Washington.

**[Gee 2003]**

Gee A. Prager R. Treece G. Berman L. Engineering a freehand 3D ultrasound system. Pattern Recognition Letters 24, 757-777. 2003.

**[Ghanei 2001]**

Ghanei A. Soltanian-Zadeh A. Ratkesicz A. Yin F. A three-dimensional deformable model for segmentation of human prostate from ultrasound image. Medical Physics 28, 2147-2153. 2001.

**[Gibon 1995]**

Gibon D. Rousseau J. Castelain B. Vasseur C. Marchandise X. Treatment planning optimization by conjugate gradients and simulated annealing methods in stereotactic radiosurgery. Int.J.Radiation Oncology Biol.Phys. 33, 201-210. 1995.

**[Gibon 1999]**

Gibon D. Coste E. Vial S. Vasseur C. Rousseau J. Stereotactic localization in medical imaging. A technical and methodological review. Journal of Radiology 2(3), 167-180. 1999.

**[Glazer 1983]**

Glazer F. Reynolds G. Anandan P. Scene matching through hierarchical correlation. Proc. IEEE CVPR, 432-441. 1983.

**[Gobbi 2000]**

Gobbi D. and Comeau R. Peters T. Ultrasound/MRI overlay with image warping of neurosurgery. MICCAI'00, 106-114. 2000.

**[Goodman 1998]**

Goodman CS. Introduction to Health Care Technology Assessment. National Library of Medicine/NICHSR. 1998.

**[Gratin 1993]**

Gratin C. Meyer F. Talbot H. Fast gray-level morphological transforms with any structuring elements. Visual Communications and Image Processing '93[SPIE]. 1993.

**[Guézier 1994]**

Guézier A. Ayache N. Smoothing and matching of 3D space curves. Int.J.Comput.Vis. 12[1], 79-104. 1994.

**[Guézier 1997]**

Guézier A. Ayache N. Medical Image registration using geometric hashing. IEEE computational science and engineering 4[4], 29-41. 1997.

**[Guimond 1999]**

Guimond A. Roche A. Ayache N. Meunier J. Multimodal brain warping using the demons algorithm and adaptive intensity correction. Rapport de recherche INRIA N° 3796. 1999.

**[Hadley 1998]**

Hadley S.W. Johnson L. S. Pelizzari C. A. Calibration of Video Cameras to the Coordinate System of a Radiation Therapy Treatment Machine. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI 1998[Springer]. 1998. Cambridge MA, USA.



**[Hanley 1997]**

Hanley J. Moira A. Lumley Gig S. Mageras J. Sun M. J. Zelefsky S. A. Leibel Z. Fuks G. J. Kutcher. Measurement of patient positioning errors in three-dimensional conformal radiotherapy of the prostate. *Int.J.Radiation Oncology Biol.Phys.* 37[2], 435-444. 1997.

**[Hany 2001]**

Hany F. Popescu A. C. Blind Removal of Lens Distorsion. *Journal of the Optical Society of America* . 2001.

**[Hao 1999]**

Hao X. Gao S. Gao X. A novel Multiscale Nonlinear Thresholding method for ultrasonic speckle suppressing. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 18[9], 787-794. 1999.

**[Haralick 1987]**

Haralick R. Sternberg S. Zhuang X. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 9[4], 532-550. 1987.

**[Hata 1994]**

Hata N. Suzuki M. Dohi T. Iseki H. Takakura K. Hashimoto D. Registration of Ultrasound echography for intraoperative Use: A Newly Developed Multiproperty Method. *Visualization in Biomedical Computing* 2359[SPIE Proceedings], 252-259. 1994. Rochester, MN, USA, SPIE Press.

**[Hata 1997]**

Hata N. Dohi T. Iseki H. Takakura K. Development of a frameless and armless stereotactic neuronavigation system with ultrasonographic registration. *Neurosurgery* 41[3], 608-615. 1997.

**[Hellier 2000]**

Hellier P. Barillot C. Mémin E. Pérez P. Estimation robuste 3D d'un champ de déformation pour le recalage non-linéaire inter-sujet d'images cérébrales. *Traitement du Signal* 17[2], 99-112. 2000.

**[Helstrom 1968]**

Helstrom C.W. *Statistical Theory of Signal Detection*. (Second Edition). Oxford: Pergamon Press. 1968.

**[Henry 1997]**

Henry D. Outils pour la modélisation des structures et la simulation d'examens échographiques. Thèse de doctorat. Université Joseph Fourier, Grenoble I. 1997.

**[Herlin 1992]**

Herlin I. Ayache N. Features extraction and analysis methods for sequences of ultrasound images. *Second European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 43-57. 1992.

**[Hill 1991]**

Hill D. Hawkes D. Crossman D. Gleeson M. Cox T. Bracey E. Strong A. Graves P. Registration of MR and CT images for skull base surgery using point-like anatomical features. *Journal of british radiology* 64[767], 1030-1035. 1991.

**[Hill 1994]**

Hill D. Studholme C. Hawkes D. Voxel similarity measure for automated image registration. *SPIE Visualization in Biomedical Computing* 2359, 205-216. 1994. SPIE Press.

**[Horaud 1993]**

Horaud R. Monga O. *Vision par ordinateur, outils fondamentaux. Traité des nouvelles technologies, série informatique, HERMES*. 1993.

**[Horn 1981]**

Horn B.K.P. Schunck B. G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence* 17, 185-203. 1981.

**[Hu 2002]**

Hu N. Downey D. Fenster A. Ladak H. Prostate surface segmentation from 3D ultrasound images. [*IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*], 613-616. 2002.

### **[Huttenlocher 1993]**

Huttenlocher D.P. Klanderman G. A. Rucklidge W. J. Comparing Images Using the Hausdorff Distance. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 15[9], 850-863. 1993.

### **[ICRU 50]**

Bethesda Md International Commission on Radiation Units and Measurements. Report N° 50 : Prescribing, recording and reporting photon beam therapy. 50. 1993.

### **[ICRU 29]**

Bethesda Md International Commission on Radiation Units and Measurements. Report N° 29 : Dose specification for reporting external beam therapy with photons and electrons. 1978.

### **[Ionescu 1998]**

Ionescu98. Segmentation et recalage d'images échographiques par utilisation de connaissances physiologiques et morphologiques. Thèse de Doctorat Université Joseph Fourier - Grenoble1.1998.

### **[Ionescu 1999]**

Ionescu G. Lavallée S. Demongeot J. Automated Registration on Ultrasound with CT Images Application to computer Assisted Prostate Radiotherapy and Orthopedics. MICCAI 99 Volume 1679 [Lectures Notes in Computer Science], 768-777. 1999. Cambridge,UK., Springer Verlag.

### **[Jackway 1996]**

Jackway P.T. Deriche M. Scale-space properties of the multiscale morphological dilation-erosion. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 18[1], 38-51. 1996.

### **[Jaffray 2002]**

Jaffray DA S. J. Wong JW Martinez AA. Flat-panel cone-beam computed tomography for image-guided radiation therapy. Int.J.Radiat.Oncol.Biol.Phys 53[5], 1337-1349. 2002.

### **[Janin 2003]**

Janin P. Terminology and Methodology for Validation in Medical Image Processing. MICCAI'03, Montreal. Canada. 2003.

### **[Janin 2002]**

Janin P. Fitzpatrick J. M. Hawkes D. J. Pennec X. Shahidi R. Vannier M. W. Validation of Medical Image Processing in Image-Guided Therapy. White Paper in CARS 2002. Paris, France. 2002.

### **[Janin 2001]**

Janin P. Grova C. Gibaud B. Fusion de données en imagerie médicale: Revue méthodologique basée sur le contexte clinique. ITBM-RBM 22[4], 196-215. 2001.

### **[Kagawa 1997]**

Kagawa K. Lee WR Schultheiss TE Hunt MA Shaer AH Hanks GE. Initial clinical assessment of CT-MR image fusion software in localization of the prostate for 3D conformal radiation therapy. Int.J.Radiat.Oncol.Biol.Phys 38[2], 319-325. 1997.

### **[Kaplan 2002]**

Kaplan I. Oldenburg N. E Meskill P. Blake M. Chrch P. Holupka E. J. Real Time MRI-ultrasound image guided stereotactic prostate biopsy. Magnetic Resonance Imaging 20, 295-299. 2002.

### **[Karaman 1995]**

Karaman M. Alper Kutay M. Bozdagi G. An adaptive speckle suppression filter for medical ultrasonic imaging. IEEE Transactions on Medical Imaging 14[2], 283-282. 1995.

### **[Kass 1988]**

Kass M. Witkin A. Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. Int.J.Comput.Vis. 1[4], 321-331. 1988.

### **[Kastler 2001]**

Kastler B. Vetter D. Patay Z. Germain P. Comprendre l'IRM, Manuel d'Auto Apprentissage. Masson[4ème édition]. 2001. paris.

**[King 1991]**

King D.L. King D. L. Junior Shao M. Y. Evaluation of in vitro measurement accuracy of a three-dimensional ultrasound scanner. *Journal of Ultrasound Med.* 10, 77-82. 1991.

**[King 2000]**

King A. Blackall J. Penney G. Edwards G. Hill P. Hawkes D. Bayesian estimation of intra-operative deformation for image-guided surgery using 3D ultrasound. LNCS 1935[MICCAI'00], 588-597. 2000.

**[Kirkpatrick 1983]**

Kirkpatrick S. Gelatt CD. Vecchi MP. Optimization by simulated Annealing. *Science* 220, 671-680. 1983.

**[Klein 2004]**

Klein H.M Günther R. W. Verlande M. Schneider W. Vorwerk D. Kelch J. Hamm M. 3D surface reconstruction of intravascular ultrasound images using personal computer hardware and a motorized catheter control. *Cardiovascular and Interventional Radiology* 15[2], 97-101. 2004.

**[Knoll 1999]**

Knoll C. Alcaniz M. Grau V. Monserrat C. Juan M. C. Outlining of the prostate using snakes with shape restrictions based on the wavelet transform. *Pattern Recognition* 32, 1767-1781. 1999.

**[Kofidis 1996]**

Kofidis E. Theodoridis S. Kotropoulos C. Pitas I. Nonlinear adaptive filters for speckle suppression in ultrasound image analysis. *Signal Processing* 52, 367-372. 1996.

**[Koo 1991]**

Koo J.I. Park S. B. Speckle reduction with edge preservation in medical ultrasonic images using a homogeneous region growing mean filter. *Ultrasonic Imaging* 13, 211-237. 1991.

**[Kuhr 1998]**

Kuhr G C. L. Schlegel W. Patient Positioning Sensor Unit (PPSU) for stereotactically guided fractioned radiotherapy. ESTRO 17 Annual Meeting, Edinburgh 1998.

**[Kulik 2002]**

Kulik C. Caudrelier J. M. Vermandel M. Castelain B. Maouche S. Rousseau J. Conformal radiotherapy optimization with micro-multileaf collimators: comparaison with radiosurgery techniques. *Int.J.Radiation Oncology Biol.Phys.* 53[4], 1038-1050. 2002.

**[Kulik 2000]**

Kulik C. Gibon D. Poupon L. Castelain B. Vasseur C. Rousseau J. Optimization of micro-multileaf collimator irradiation parameters in conformal radiation therapy. Istanbul, 2000.

**[Kwoh 1998]**

Kwoh CK Teo MY Ng WS Tan SN Jones LM. Outline of prostate boundary using the harmonics method. *Med Bio Eng Comput* 36[768], 771. 1998.

**[Ladak 2000]**

Ladak H.M. Mao F. Wang Y. Downey D. B. Steinman D. A. Fenster A. Prostate boundary segmentation from 2D ultrasound images. *Medical Physics* 27[8], 1777-1788. 2000.

**[Lange 2002]**

Lange T. Eulenstein. Calibration of Swept-Volume 3D Ultrasound. *Medi. Img. Und. Analy.*, 29-32. 2002.

**[Lango 2000]**

Lango T. Ultrasound guided surgery: IMage processing and navigation. Thèse de Doctorat Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, Norvège. 2000.

**[Lattanzi 1999]**

Lattanzi J M. S. Pinover W Horwitz E Das I Schultheiss TE Hanks GE. A comparaison of daily CT localization to a daily ultrasound-based system in prostate cancer. *Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys* 43[4], 719-725. 1999.

**[Lavallée 1991]**

Lavallée S. Szeliski R. Brunie L. Matching 3D smooth surfaces with their 2D projections using 3D distance maps. SPIE Vol. 1570[Geometric Methods in Computer Vision], 322-336. 1991. San Diego, CA, July.

**[Lavallée 1995]**

Lavallée S. Szeliski R. Recovering the position and orientation of Free-Form Objects from Image Contours Using 3D Distance Maps. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 17[4], 378-390. 1995.

**[Lavallée 1996]**

Lavallée S. Szeliski R. Matching 3D anatomical surfaces with non-rigid deformations using octree-splines. International Journal of Computer Vision 18[2], 171-186. 1996.

**[Lee 1995]**

Lee JY Chen CH Hsien HB Yang DL Sun YN. 3D reconstruction of prostate from transrectal ultrasound images. [Conference and Exhibition on Electronic Measurement and Instrumentation]. 1995. Shanghai, China.

**[Leese 1971]**

Leese J.A. Novak C. S. Clarck B. B. An automated technique for obtaining cloud motion from geosynchronous satellite data cross correlation. Journal of applied meteorology 10, 118-132. 1971.

**[Lefebvre 1991]**

Lefebvre E. Pourcelot L. Echographie musculo-tendineuse. 2ème Edition Paris : Masson. Collection d'IMagerie Radiologique. 1991.

**[Lemaire 1999]**

Lemaire D. Maouche S. Design of Robotized Cells: A multi Agent Approach. [IEEE SMC'99 : International Conference on System, Man and Cybernetics, Tokyo, Japan, 12-15 October 1999]. 1999.

**[Leotta 1996]**

Leotta D.F. Detmer P. R. Martin R. W. Performance of a Miniature Magnetic Position Sensor for Three-dimensional Ultrasound Imaging. Ultrasound in Med.& Biol. 23[4], 597-609. 1996.

**[Lester 1999]**

Lester H. Arridge S. R. A survey of hierarchocal non-linear medical image registration. Pattern Recognition 32[1], 129-149. 1999.

**[Light 2004]**

Light E.D. Davidsen R. E. Fiering J. O. Hruschka T. A. Smith S. W. Progress in 2D arrays for real time volumetric imaging. Ultrasonic Imaging 20, 1-15. 2004.

**[Likar 2000]**

Likar B. Pernus F. A hierarchical Approach to Elastic Registration Based on Mutual Information. Image and Vision Computing 19, 33-44. 2000.

**[Lindseth 2003A]**

Lindseth F. Tangen G. A. Lango T. Bang J. Probe Calibration for Freehand 3D Ultrasound. Ultrasound in Med.& Biol. 29[11], 1607-1623. 2004.

**[Lindseth 2003B]**

Lindseth F. Bang J. Lango T. A Robust and Automatic Method for Evaluating Accuracy in 3D Ultrasound-Based Navigation. Ultrasound in Med.& Biol. 29[10], 1439-1452. 2003.

**[Little 2003]**

Little DJ D. L. Levy LB Chandra A Kuban DA. Use of portal images and BAT ultrasonography to measure setup error and organ motion for prostate IMRT: implications for treatment margins. Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys 56[5], 1218-1224. 2003.

**[Liu 1997]**

Liu Y.J. Ng WS Teo MY Lim HC. Computerised prostate boundary estimation in ultrasound images using the radial bas-relief method. *Med Bio Eng Comput* 35[4450], 4454. 1997.

**[Lorenz 1997]**

Lorenz A. Haas C. Ermert H. Segmentation of ultrasonic prostate images using a probabilistics model based on Markov random processes. *Ultrasonic Imaging* 19[44], 45. 1997.

**[Loupas 1989]**

Loupas T. McDicken W. N. Allan P. L. An adaptative weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems* 36[1], 129-135. 1989.

**[Lunn 2003]**

Lunn Karen E. Paulsen Keith D. Roberts David W. Kennedy Francis E. Hartov Alex West John D. Displacement estimation with Co-registered Ultrasound for image guided neurosurgery: A quantitative In Vivo Porcine study. *IEEE Trans.in Med.Imaging* 22[11], 1358-1368. 2003.

**[Maes 1996]**

Maes F. Collignon A. Vandermeulen D. Marchal G. Suetens P. Multimodality Image Registration by Maximisation of Mutual Information. *Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis* , 14-22. 1996. IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA.

**[Maes 1997]**

Maes F. Vendermeulen D. Suetens P. Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximisation of mutual information. *Medical Image Analysis* 3[4], 373-386. 1997.

**[Malone 2000]**

Malone S. Crook JM Kendal WS. Respiratory-induced prostate motion: Quantification and characterization. *Int.J.Radiation Oncology Biol.Phys.* 48, 551-557. 2000.

**[Mailloux 1989]**

Mailloux G.E. Langlois F. Simard P. L. Bertrand M. Restoration of the velocity field of the heart from two-dimensional echocardiograms. *IEEE Trans.in Med.Imaging* 11[2], 146-153. 1989.

**[Maintz 1996]**

Maintz J.B.A Van Den Elsen P. A. Viergever M. A. Comparison of edge-based and ridge-based registration of CT and MR brain images. *Medical Image Analysis* 12[1], 151-161. 1996.

**[Maintz 1998]**

Maintz J.B.A. Viergever M. A. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis* 2[1], 137. 1998.

**[Mao 1999]**

Mao F. Gill F. Fenster A. Technique for evaluation of semi-automatic segmentation methods. 3661[Proceedins of SPIE : Medical Imaging], 1027-1036. 1999.

**[McInerney 1996]**

McInerney T. Terzopoulos D. Deformable models in medical image analysis: a survey. *Med.Image Ana.* 1, 91-108. 1996.

**[Meyer 1990]**

Meyer F. Beucher S. Morphological Segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 1[1], 21-46. 1990.

**[Milliken 1997]**

Milliken BD R. S. Hamilton RJ Johnson LS Chen GT. Performance of a video-image subtraction-based patient positioning system. *Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys* 38[4], 855-866. 1997.

**[Monga 1992]**

Monga O. Ayache N. Sander P. From voxel to intrinsic surface feature. *Computer Vision and Image Understanding* 10[6], 403-417. 1992.

**[Muratore 2001]**

Muratore D.M. Galloway R. L. Beam Calibration Without a Phantom for Creating a 3D Freehand Ultrasound System. *Ultrasound Med.Biol.* 27[11], 1557-1566. 2001.

**[Nikou 1999A]**

Nikou C. Contribution au recalage d'images multimodales: Approches par fonctions de similarité robustes et modèles déformables sous contraintes statistiques. 1999.

**[Nikou 1999B]**

Nikou C. Heitz F. Armspach J. P. Robust voxel similarity metrics for the registration of dissimilar single and multimodal images. *Pattern Recognition* 32[8], 1351-1368. 1999.

**[Optotrak 2004]**

OPTOTRAK. OPTOTRAK.2004. <http://www.ndigital.com/optotrak.html>.

**[Pagoulatos 1999]**

Pagoulatos N. Edwards W. Haynor D. Kim Y. Interactive 3D Registration of Ultrasound and Magnetic Resonance Images Based on a Magnetic Position Sensor. *IEEE Transactions on Information Technologie in Biomedecine* 3[4], 278-288. 1999.

**[Pagoulatos 2001]**

Pagoulatos N. Haynor D. R. Yongmin K. A fast calibration method for 3D Tracking of ultrasound images using a spatial localizer. *Ultrasound in Med.& Biol.* 27[9], 1219-1229. 2001.

**[Palos 2003]**

Palos G. Vermandel M. Pasquier D. Arufas S. Devlaminck V. Rousseau J. Recalage élastique d'images abdominales. [12ème Forum des jeunes chercheurs en génie biologique et médical], 152-153. 2003. Nantes.

**[Palos 2004]**

Palos G., Betrouni N., Vermandel M., Pasquier D., Devlaminck V., Rousseau J., Fast nonrigid matching of multimodality medical images. *Proceedings of 18th CARS. Chicago 2004.*

**[Pasquier 2002]**

Pasquier D. Caractérisation de l'imagerie par résonance magnétique nucléaire pour son utilisation dans l'établissement des plans de traitement en radiothérapie. *Rapport de DEA, Université de Compiègne.* 2002

**[Pasquier 2004]**

Pasquier D., Palos G., Betrouni N., Rousseau J., Lartigau E., Utilisation de l'imagerie par résonance magnétique seule pour la radiothérapie conformationnelle du cancer de la prostate, *Bulletin du cancer*, PP 534, juin 2004.

**[Pathak 1998]**

Pathak SD Aarnink RG De la Rosette JJ. Quantitative three-dimensional trans-rectal ultrasound for prostate imaging. 3335[SPIE], 83-92. 1998. Bellingham, WA.

**[Pathak 2000]**

Pathak S.D. Chalan V. Haynor D. R. Kim Y. Edge-Guided Boundary Delineation in Prostate Ultrasound Images. *IEEE Trans.Med.Img.* 19, 1211-1219. 2000.

**[Pennec 2002]**

Pennec X. Estimation of the registration accuracy in the absence of gold standard. *Proceedings of CARS 2002, PARIS, France.* 2002.

**[Pennec 2003]**

Pennec X. Cachier P. Ayache N. Tracking brain deformations in time sequence of 3D US images. *Pattern Recognition Letters* 25, 801-813. 2003.

**[Penney 2001]**

Penney G.P. Blackall J. M. Hayashi D. Sabharwal T. Hawkes A. A. Hawkes D. J. Overview of an ultrasound to CT or MR registration system for use in thermal ablation of liver metastases. Proceedings of the 6th scandinavian conference on image analysis pages . 2001.

**[Perdijon 1981]**

Jean Perdijon. L'échographie. Dunod. 1981.

**[Pluim 2000]**

Pluim JPW Maintz JBA Viergever MA. Interpolation artifacts in mutual information based image registration. Computer Vision and Image Understanding 77, 211-232. 2000.

**[Polaris 2004]**

Polaris. Polaris. <http://www.polarisusa.com>.2004.

**[Porter 2001]**

Porter B.C. Rubens D. J. Strang J. G. Totterman S. Parker K. J. Three-Dimensional Registration and Fusion of Ultrasound and MRI Using Major Vessels and Fiducial Markers. IEEE Trans.in Med.Imaging 20[4], 354-359. 2001

**[Prager 1997]**

Prager R.W. Ultrasound Machine Calibration. 1997. UK patent application N° 9716994.0.

**[Prater 1992]**

Prater J.S. Richard W. G. Segmenting ultrasound images of the prostate using neural networks. Ultrasonic Imaging 14, 159-185. 1992.

**[Press 1988]**

Press W.H. Flannery B. P. Teukolski S. A. Vetterling W. R. Numerical Recipes in C. Cambridge University Press. 1988.

**[Rasch 1995]**

Rasch C. Barillot I. Remeijer P. Touw A. Van Herk M. Lebesque Joos V. Definition of the prostate in CT and MRI: a multi-observer study . Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys 43[1], 57-66. 1995.

**[Richard 1996]**

Richard W.D. Keen C. G. Automated texture-based segmentation of ultrasound images of the prostate. Comput.Med.Imaging Graph. 20, 131-140. 1996.

**[Robert 1999A]**

Robert B. Thèse de doctorat ENST. Faculté de Médecine Cochin Port-Royal. Echographie Tridimensionnelle. 1999.

**[Robert 1999B]**

Robert B. Richard B. Nicoals J. M. Mesure des performances d'un système de repérage électromagnétique pour l'échographie tridimensionnelle. Innov.Techn.Biol.Med. 20(1) pp9-16. 1999b. 1999.

**[Roche 1998]**

Roche A. Malandin G. Pennec X. Ayache N. The Correlation Ratio as New Similarity Metric of Multimodal Image Registration. (MICCAI98) Number 1496 in Lectures Notes in Computer Science, Cambridge Ma, USA, October 1998, Springer . 1998.

**[Roche 2000]**

Roche A. Guimond A. Ayache N. Meunier J. Multimodal Elastic Matching of Brain Images. ECCV 2000 Volume 1843 [Lectures Notes in Computer Science], 511-527. Dublin, Eire, 2000.

**[Rohling 1996]**

Rohling R.N. 3D ultrasonic imaging : Optimal volumetric reconstruction. Technical Report 246. 1996.

**[Rohling 1997]**

Rohling R.N. Gee A. H. Berman L. Automatic Calibration for 3-D Free-Hand Ultrasound. Thèse de doctorat Cambridge University Engineering Department 1997.

**[Rosenthal 1993]**

Rosenthal S. Roach M. Goldsmith B. Immobilization improves the reproductibility of patient positioning during six-field conformal radiation therapy for prostate carcinoma. *Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys* 27, 921-926. 1993.

**[Rouet 1998]**

Rouet J. Jacq J. Roux C. 3D elastic multimodality image registration through a genetic algorithm. 0<sup>th</sup> Int.Conf.of the IEEE Eng and Biol.society . 1998.

**[Rousseau 2003A]**

Rousseau François. Méthodes d'analyse d'images et de calibration pour l'échographie 3D en mode main-libre. Thèse de Doctorat. Université de Rennes. 2003.

**[Rousseau 2003B]**

Rousseau F. Hellier P. Barillot C. Robust and Automatic Calibration Method for 3D Freehand Ultrasound. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, PP 440-448. 2003.

**[Roy 1998]**

Roy C. Tomodensitométrie du pelvis. Masson. 1998. Paris.

**[Sarrut 2000A]**

Sarrut D. Recalage multimodal et plate-forme d'imagerie médicale à accès distant. Thèse de Doctorat. Université Lumière Lyon 2. 2000.

**[Sarrut 2000B]**

Sarrut D. Clippe S. Patient positioning in radiotherapy by registration of 2D portal to 3D CT images by a content-based research with similarity measures. *Computer Assisted Radiology and Surgery* , 707-712. 2000.

**[Sato 1995]**

Sato J. Cipolla R. Image registration using multi-scale texture moments. *Image and Vision Computing* 13[5], 341-353. 1995.

**[Sato 1998]**

Sato Y. Nakamoto M. Tamaki Y. Sasama T. Sakita I. Nakajima Y. Monden M. Tamura S. Image guidance of Breast Cancer Surgery Using 3D Ultrasound Images and Augmented Reality Visualization. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 17[5], 681-693. 1998.

**[Serago 2002]**

Serago C.F. Chungbin S. J. Buskirk S. J. Ezzell G. A. Collie A. C. Vora S. A. Initial experience with ultrasound localization for positioning prostate cancer patients for external beam radiotherapy. *Int.J.Radiation Oncology Biol.Phys.* 53[5], 1130-1138. 2002.

**[Shalev 1997]**

Shalev S. State of art in electronic portal imaging. XII International Conference on the Use of Computers in Radiation Therapy. 1997. Salt Lake City.

**[Shao 2002]**

Shao F. Ling K. V. Ng W. S. 3D prostate surface detection from ultrasound images based on level set method. [MICCAI'02], 25-28. Tokyo, Japan, 2002.

**[Shao 2003]**

Shao F. Ling K. V. Ng W. S. Wu R. Y. Prostate Boundary Detection From Ultrasonographic Images. *Journal of Ultrasound Med.* 22, 605-623. 2003.



**[Shen 2003]**

Shen D. Zhan Y. Davatzikos C. Segmentation of prostate boundaries from ultrasound images using statistical shape model. *IEEE Trans.Med.Img.* 22, 539-551. 2003.

**[Song 1996]**

Song PJ Washington M Vaida F et Al. A comparison of four patient immobilization devices in the treatment of prostate cancer patients with three dimensional conformal radiotherapy. *Int.J.Radiat.Oncol.Biol.Phys.* 34, 213-219. 1996.

**[Strintzis 1997]**

Strintzis M.G. Kokkinidis I. Maximum likelihood motion estimation in ultrasound image sequences. *IEEE Signal Process.Lett* 4[6]. 1997.

**[Studholme 1995]**

Studholme C. Hill D. Hawkes D. J. Multiresolution Voxel Similarity Measures for MR-PET Registration. (IPMI'95) , 287-298. 1995. Kluwer Academic Publishers.

**[Studholme 1998]**

Studholme C. Hill D. Hawkes D. J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition* 1[32], 71-86. 1998.

**[Terzopoulos 1987]**

Terzopoulos D. Platt J. Barr A. Fleischer K. Elastically deformable models. *Computer Graphics* 21[4], 205-214. 1987.

**[Thirion 1996]**

Thirion J.P. Non rigid matching using demons. *Computer Vision and pattern recognition*, IEEE Computer Societe Press , 245-251. 1996.

**[Thirion 1998]**

Thirion J.P. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons. *Medical Image Analysis* 2[3], 243-260. 1998.

**[Toscani 1989]**

Toscani G. Vaillant R. Deriche R. Faugeras O. D. Stereo Camera calibration using the environment. *Proceedings of the 6th scandinavian conference on image analysis* pages 953-960 . 1989.

**[Trobaugh 1994]**

Trobaugh J.W. Trobaugh D. J. Richard W. D. Three dimensional imaging with stereotactic ultrasonography. *Computerized Medical Imaging and Graphics* 18[5], 315-323. 1994.

**[Troccaz 1993]**

Troccaz J. Menguy Y. Bolla M. Cinquin Ph. Vassal P. Laieb N. Desbat L. Dusserre A. Dal Soglio S. Conformal external radiotherapy of prostatic carcinoma: requirements and experimental results. *Radiotherapy and Oncology* 29, 176-183. 1993.

**[Tsai 1987]**

Tsai R.Y. A versatile Camera calibration Technique for High Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses. *IEEE Journal of robotics and automation* RA-3[3], 323-344. 1987.

**[Van Den Elsen 1993]**

Van Den Elsen P.A. Pol E. J. D. Viergever M. A. Medical Image Matching: A review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 17[3], 26-39. 1993.

**[Van Den Elsen 1994]**

Van Den Elsen P.A. Sumanaweera T. S. Hemler P. F. Napel S. Adler J. Grey Value Correlation Techniques used for Automatic Matching of CT and MR Brain and Spine Images. *SPIE* 227-237. 1994.

### **[Van Droogenbroeck 1996]**

Van Droogenbroeck M. Talbot H. Fast computation of morphological operations with arbitrary structuring elements. *Pattern Recognition Letters* 17[14], 1451-1460. 1996.

### **[Van Herk 1994]**

Van Herk M. and Kooy H.M. Automatic three-dimensional correlation of CT-CT, CT-MRI and CT-SPECT using chamfer matching. *Medical Physics* 21[7], 1163-1177. 1994.

### **[Van Herk 1995]**

Van Herk M. Bruce A. Kroes G. Shouman T. Adriaan T. R. T. T. and Lebesque J. V. Quantification of organ motion during conformal radiotherapy of the prostate by three dimensional image registration. *Int.J Radiat.Oncol.Biol.Phys* 33[5], 1311-1320. 1995.

### **[Vassal 1995]**

Vassal P. Troccaz J. Laieb N. Cinquin P. Bolla M. Berland E. Introducing computer vision sensors in radiotherapy for accurate dose delivery. *Medical Robotics and Computer Assisted Surgery* , 16-23. 1995.

### **[Vassal 1998]**

Vassal P. Fusion d'images multi-modales pour la radiothérapie conformationnelle : application au positionnement du patient. Thèse Doctorat Université Joseph-Fourier, Grenoble 1, 1998.

### **[Vermandel 2002]**

Vermandel M. Mise en Correspondance Tridimensionnelle d'Images Multimodales. Thèse de Doctorat. Université des Sciences et Technologie de Lille. 2002.

### **[Vermandel 2003]**

Vermandel M. Betrouni N. Palos G. Gauvrit J. Y. Vasseur C. Rousseau J. Registration, Matching and Data Fusion in 2D/3D Medical Imaging : Application to DSA and MRA. [*Miccai Proceedings*], 778-785. 2003.

### **[Viola 1995]**

Viola P. Wells W. M. III. Alignment by Maximization of Mutual Information. *ICCV'95*. 1995.

### **[Wells 1997]**

Wells III W.M. Viola P. Atsumi H. Nakajima S. Kikinis R. Multimodal Volume Registration by Maximisation of Mutual Information. *Medical Image Analysis* 1, 35-51. 1997.

### **[Weng 1992]**

Weng J. Cohen P. Heniou M. Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Matching Intelligence* 14(10). 1992.

### **[Woods 1993]**

Woods R. Mazziotta J. C. Cherry S. R. MRI-PET registration with automated algorithm. *Journal of Computer Assisted Tomography* 17[4], 536-546. 1993.

### **[Wu 2000]**

Wu R.Y. Ling K. V Ng W. S. Automatic prostate boundary recognition in sonographic images using feature model and genetic algorithm. *Journal of Ultrasound Med.* 19, 771-782. 2000.

### **[Zeller 1996]**

Zeller C. Faugeras O. D. Camera Self-Calibration from video sequence: The Kruppa Equations Revisited. Rapport de recherche N° 2793. INRIA Sophia Antipolis, BP 93, 06902 Sphia Antipolis Cedex. 1996.

### **[Zhang 1990]**

Zhang J. Multimodality imaging of brain structures for stereotaxic surgery. *Radiology* 175[2], 435-441. 1990.

### **[Zhang 1996]**

Zhang Z. Determining the Epipolar Geometry and Its uncertainty: A Review. INRIA RR - 2927. 1996.

### **[Zhang 1998]**

Zhang Z. A flexible new technique for Camera Calibration. Technical Report MSR-TR-98-71. 1998. 1998.

## Références liées à cette thèse

### Publication

**Betrouni N.**, Vermandel M., Pasquier D., Maouche S., Rousseau J.

Segmentation of abdominal ultrasound images of the prostate using *a priori* information and an adapted noise filter.

Apparaîtra dans Computerized Medical Imaging and Graphics.

### Congrès Nationaux

**Betrouni N.**, Vermandel M., Castelain B., Delplanque Y., Maouche S., Rousseau J.

*Mise en correspondance d'images ultrasons et IRM de la prostate: Approche préliminaire*

12<sup>ème</sup> Forum des jeunes chercheurs en GBM Mai 2003, PP 32-33 , Nantes.

**Betrouni N.**, Rousseau J., Maouche S.

*Repositionnement automatique du patient en radiothérapie conformationnelle*

Journées Doctorales d'Automatique, PP 233-237, Juin 2003, Valenciennes.

Vermandel M., **Betrouni N.**, Gauvrit J.Y., Vasseur C., Rousseau J.

Recalage, mise en correspondance et fusion de données en imagerie médicale 2D/3D : Cas de l'angiographie.

12<sup>ème</sup> Forum des jeunes chercheurs en GBM 2003, PP 178-179, Nantes.

Pasquier D., Palos G., **Betrouni N.**, Rousseau J., Lartigau E.

Utilisation de l'imagerie par résonance magnétique seule pour la radiothérapie conformationnelle du cancer de la prostate, Bulletin du cancer, PP 534, Juin 2004.

### Congrès Internationaux

Vermandel M., **Betrouni N.**, Palos G., Gauvrit J.Y., Vasseur C., Rousseau J.

Registration, Matching and Data Fusion in 2D/3D Medical Imaging: Application to DSA and MRA. MICCAI'03, PP 778-785, Montreal, Canada, November 2003.

**Betrouni N.**, Palos G., Vermandel M., Maouche S., Rousseau J.

A new system for freehand ultrasound tracking : application in multimodality image matching. BioMed 2004, PP 141-144. Innsbruck, Austria, February 2004.

Palos G., **Betrouni N.**, Vermandel M., Devlaminck V., Rousseau J.

CT-MR Image Nonrigid Registration

BioMed 2004, PP170-173. Innsbruck, Austria, February 2004.

**Betrouni N.**, Vermandel V., Rousseau J., Maouche S.

Automatic Segmentation of Prostate Boundaries from Abdominal Ultrasound Images Using priori knowledge. IEEE ISBI. PP 496-499 Arlington, April 2004.

**Betrouni N.**, Vermandel V., Pasquier D., Palos J., Rousseau J., Maouche S.

Ultrasound to MR / CT registration system for use in conformal radiotherapy of prostatic carcinoma. CARS'04, Chicago, PP 1241, June 2004.

Palos G., **Betrouni N.**, Vermandel M., Pasquier D., Devlaminck V., Rousseau J.

Fast nonrigid matching of multimodality medical images. CARS'04. Chicago PP 1243 June 2004.

**Betrouni N.**, Palos G., Coulanges M., Vermandel M., Maouche M., Rousseau J.

A Method to Register Intra-treatment Ultrasound Images to Pre-treatment Images of Prostate.

IEEE EMBS, PP 1741-1744. San Francisco 2004.

Palos G., **Betrouni N.**, Coulanges M., Vermandel M., Devlaminck V., Rousseau J.

Multimodal Matching by Maximisation of Mutual Information and Optical Flow Technique.

IEEE EMBS, PP 1679-1682. San Francisco 2004.

**Betrouni N.**, Pasquier D., Coulanges M., Maouche S., Dubois P., Rousseau J.

Segmentation of the Prostate from Ultrasound Images for use in Radiotherapy.

Dans Proc. Surgetica 2005, Chambéry.

Dubois P., Boukerrou M., Lambaudie E., Cosson M., **Betrouni N.**, Vermandel M.

A 3D Mechanical Model of the Pelvic Cavity.

Dans Proc. Surgetica 2005, Chambéry.