

**Direction des bibliothèques**

**AVIS**

Ce document a été numérisé par la Division de la gestion des documents et des archives de l'Université de Montréal.

L'auteur a autorisé l'Université de Montréal à reproduire et diffuser, en totalité ou en partie, par quelque moyen que ce soit et sur quelque support que ce soit, et exclusivement à des fins non lucratives d'enseignement et de recherche, des copies de ce mémoire ou de cette thèse.

L'auteur et les coauteurs le cas échéant conservent la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent ce document. Ni la thèse ou le mémoire, ni des extraits substantiels de ce document, ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans l'autorisation de l'auteur.

Afin de se conformer à la Loi canadienne sur la protection des renseignements personnels, quelques formulaires secondaires, coordonnées ou signatures intégrées au texte ont pu être enlevés de ce document. Bien que cela ait pu affecter la pagination, il n'y a aucun contenu manquant.

**NOTICE**

This document was digitized by the Records Management & Archives Division of Université de Montréal.

The author of this thesis or dissertation has granted a nonexclusive license allowing Université de Montréal to reproduce and publish the document, in part or in whole, and in any format, solely for noncommercial educational and research purposes.

The author and co-authors if applicable retain copyright ownership and moral rights in this document. Neither the whole thesis or dissertation, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms, contact information or signatures may have been removed from the document. While this may affect the document page count, it does not represent any loss of content from the document.

Université de Montréal

**Reconstruction 3D des artères par imagerie  
intravasculaire ultrasonore (IVUS) et angiographie  
monoplan**

par

**Mélissa Jourdain**

Département d'informatique et de recherche opérationnelle  
Faculté des arts et des sciences

Thèse présentée à la Faculté des études supérieures  
en vue de l'obtention du grade de  
Philosophiae Doctor (Ph.D.)  
en informatique

avril, 2009



© Mélissa Jourdain, 2009

QA

Fb

USY

2009

V019

Université de Montréal  
Faculté des études supérieures et postdoctorales

Cette thèse intitulée :  
Reconstruction 3D des artères par imagerie intravasculaire ultrasonore (IVUS) et  
angiographie monoplan

présentée par :

Mélissa Jourdain

a été évaluée par un jury composé des personnes suivantes:

Victor Ostromoukov

président-rapporteur

Jean Meunier

directeur de recherche

Jean Séqueira

co-directeur de recherche

Jean-Claude Tardif

co-directeur de recherche

Sébastien Roy

membre du jury

Denis Laurendeau

examineur externe

Gilles Beaudoin

représentant du doyen

## RÉSUMÉ

---

L'athérosclérose, l'accumulation de plaque sur les parois artérielles, est une des maladies cardiovasculaires les plus répandues. L'échographie intravasculaires (IVUS) permet d'observer des sections transversales des artères montrant la lumière, les parois et la plaque qui peut s'y trouver. Cependant, la forme 3D de l'artère est inconnue et les différentes régions d'intérêt sont difficiles à délimiter sur les images IVUS.

Plusieurs méthodes de reconstruction tridimensionnelle des vaisseaux requièrent que l'on combine aux images IVUS deux plans angiographiques, constituant des radiographie de la lumière de l'artère, afin d'appliquer des techniques de stéréographie. Malheureusement, les systèmes biplans sont coûteux, complexifient le processus d'acquisition des images et engendrent des radiations sur le patient. Afin de réduire ces inconvénients, nous avons élaboré un algorithme de reconstruction 3D de la trajectoire du transducteur dans l'artère qui ne nécessite qu'un seul plan angiographique. Cette toute nouvelle approche est présentée dans la première partie de cette thèse.

Sachant qu'un examen IVUS résulte en plusieurs centaines d'images difficiles à analyser, il est important de pouvoir établir des outils automatiques d'analyse IVUS. Nous présentons donc en deuxième lieu une nouvelle méthode de segmentation de la lumière des artères utilisant un contour actif avec un modèle géométrique spiral. Malgré sa grande simplicité, les résultats de notre approche se comparent à ceux obtenus par d'autres méthodes beaucoup plus complexes et élaborées.

L'ensemble de ces travaux permet d'espérer un usage encore plus précis et efficace de l'échographie intravasculaire.

**Mots-clés:** *imagerie intravasculaire, angiographie monoplan, reconstruction tridimensionnelle, suivi automatique 2D/3D, segmentation 3D*

## ABSTRACT

---

One of the most common cardiovascular diseases is coronary atherosclerosis, the build-up of plaque on artery walls. Intravascular ultrasound (IVUS) produces unique echographic images showing artery cross-sections that clearly reveal the lumen, walls and plaque, providing information about the nature of atherosclerosis lesions and plaque shape and size. However, the 3D geometry of the artery stay unknown and the different regions of interest are difficult to determine in the IVUS images.

Several 3D reconstruction methods of arteries required that we combine IVUS and two angiogram planes, a radiography of blood vessels, in order to use stereography principles. Unfortunately, these methods induce high costs, complicate the image acquisition process, are not available in all medical centers and lead to more radiations to the patient. To simplify and reduce the cost associated to biplane angiography procedure, we have elaborated an algorithm to recover the transducer 3D trajectory with a single view X-ray image sequence, presented in the first part of this thesis.

Given that an IVUS exam results in several hundred of images, which are often of poor quality due to speckle noise or calcification of the wall leading to the appearance of shadow in the images, the IVUS images are hard to visually analyze and it is useful to develop automatic analysis tools for this type of images. The second part of this thesis present a new IVUS segmentation method based on helical active contour approach.

These works promise a more accurate and efficient use of the intravascular echography.

**Keywords:** *intravascular imaging(IVUS), single-plane angiography, 3D reconstruction, 2D/3D tracking, 3D segmentation*

## TABLE DES MATIÈRES

---

Liste des Figures	iv
<b>Chapitre 1: Introduction</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre 2: Brèves notions d'anatomie vasculaire</b>	<b>4</b>
<b>Chapitre 3: Description des modalités d'imagerie médicale utilisées</b>	<b>6</b>
3.1 Angiographie	6
3.2 Échographie intravasculaires (IVUS)	13
<b>Chapitre 4: Techniques de reconstructions tridimensionnelles des artères</b>	<b>19</b>
4.1 Reconstruction par empilement linéaire des images IVUS	19
4.2 Reconstruction par utilisation d'un combiné angiographie biplan et IVUS	21
4.3 Reconstruction par utilisation d'un combiné cinéangiographie mono- plan et IVUS	30
4.4 Discussion	35
<b>Chapitre 5: (Article) A Robust 3D IVUS Transducer Tracking using         Single-Plane Cineangiography</b>	<b>37</b>
Abstract	37
5.1 Introduction	38
5.2 Method	40
5.3 Results	49
5.4 Discussion	55
5.5 Conclusion	59

<b>Chapitre 6: Techniques de segmentation d'images IVUS</b>	<b>61</b>
6.1 Algorithmes de recherche dans un graphe . . . . .	61
6.2 Algorithmes de contours actifs . . . . .	67
6.3 Algorithmes basés sur des caractéristiques des régions des images . .	74
6.4 Discussion . . . . .	80
<b>Chapitre 7: (Article) Intravascular Ultrasound Image Segmentation : A Helical Active Contour Method</b>	<b>82</b>
Abstract . . . . .	82
7.1 Introduction . . . . .	83
7.2 Method . . . . .	84
7.3 Results . . . . .	90
7.4 Discussion . . . . .	93
7.5 Conclusion . . . . .	94
<b>Chapitre 8: Fusion des images IVUS à la trajectoire 3D du transduc- teur IVUS</b>	<b>95</b>
8.1 Reconstruction implicite de la trajectoire et fusion avec image IVUS .	98
8.2 Recalage axial des images intravasculaires ultrasonores . . . . .	101
<b>Chapitre 9: Discussion et conclusion</b>	<b>111</b>
9.1 Discussion . . . . .	111
9.2 Conclusion . . . . .	112
<b>Références</b>	<b>115</b>
<b>Annexe A: Application de la méthode de reconstruction tridimen- sionnelle de la trajectoire du transducteur sur des données <i>in vivo</i></b>	<b>123</b>



<b>Annexe B: (Article)Automatic Positioning of Features in Low-Contrast Fluoroscopic Images</b>	<b>127</b>
Abstract . . . . .	127
B.1 Introduction . . . . .	127
B.2 Tracking algorithm for Feature Points of the IVUS Transducer Guidewire	130
B.3 Positioning of the Transducer Guide Using Snake Algorithm . . . . .	135
B.4 Results and discussion . . . . .	143
B.5 Conclusion . . . . .	144

## LISTE DES FIGURES

---

2.1	Les différentes couches histologiques d'une artère . . . . .	4
2.2	En <b>(a)</b> , une lésion athérosclérotique à un stade initial. L'artère com- pense en augmentant par son diamètre externe. En <b>(b)</b> , la lésion à un stade plus avancé, ou le diamètre interne de l'artère est diminué. . . . .	5
3.1	Formation d'image rayons-X avec une source ponctuelle . . . . .	7
3.2	Image angiographique d'une artère . . . . .	8
3.3	L'appareil d'angiographie biplan . . . . .	9
3.4	<b>(a)</b> et <b>(c)</b> , des niveaux différents d'athérosclérose. <b>(b)</b> et <b>(d)</b> , ce qui sera vu par l'angiographie. On voit qu'en <b>(b)</b> , l'angiographie ne suffira pas à détecter la maladie. . . . .	9
3.5	Exemple d'image fluoroscopique. Le transducteur est pointé par la flèche blanche. . . . .	10
3.6	Ébauche de la technique de lancer de rayon(raytracer). Un rayon virtuel est lancé vers chacun des pixels de l'image pour lequel on at- tribue la couleur correspondant à l'objet le plus proche entre ce dernier et l'oeil de l'observateur. . . . .	11
3.7	Image fluoroscopique synthétisée. Le transducteur est entouré d'un cercle blanc et le plus gros objet sert à modéliser une structure anatomique. . . . .	12
3.8	<b>(a)</b> Photo de l'extrémité du dispositif utilisé lors de l'acquisition d'images IVUS montrant le transducteur ultrasonore(flèche). <b>(b)</b> Illustration accompagnée des dimensions de cet instrument. . . . .	14
3.9	Image intravasculaire ultrasonore . . . . .	15

3.10	La rotation non-uniforme du transducteur durant la procédure d'acquisition des images peut entraîner de la distorsion donnant une impression de compression ou d'agrandissement de plaques (figure provenant de [1]).	15
3.11	L'artéfact de type "ring-down" que l'on peut voir dans cette image produit des halos concentriques d'intensité élevée autour du transducteur.	16
3.12	(a) Forme de l'onde (PSF) générée par le transducteur représentée en niveaux de gris. (b) Tissu simulé. (c) Image IVUS en coordonnée polaire. (d) Image IVUS simulée.	18
4.1	Le rendu d'une artère après qu'on l'ait reconstruite selon une trajectoire linéaire du transducteur. On a coupé l'artère en deux parties, afin de mieux pouvoir visualiser la lumière (image tirée de [1]).	20
4.2	La négligence de la courbure de la lumière dans la reconstruction de l'artère entraîne l'agrandissement ou le rétrécissement des plaques d'athéromes (image tirée de [2]).	21
4.3	Le modèle de caméra perspective	23
4.4	Le modèle de caméra perspective pour le système rayons-X. Le plan image se trouve derrière la scène et l'origine correspond à la source rayons-X	23
4.5	Cube de calibrage vu selon les deux vues d'un système angiographique biplan	27
4.6	Le transducteur au bout du cathéter juste avant le retrait pour l'acquisition des images IVUS. Les images sont les deux vues différentes d'une même artère obtenues avec un système biplan (images tirées de [3]).	28
4.7	De gauche à droite, la trajectoire du transducteur sans et avec distorsion induite par les cycles respiratoires et cardiaques (image tirée de [4]).	29

4.8	Algorithme de reconstruction 3D utilisant la longueur de la projection du transducteur et un seul plan angiographique (image tirée de [5]) . . . . .	33
4.9	Dans le plan $r$ , la trajectoire du transducteur dans le plan angiographique. $H$ , la courbe théorique et en $R$ , la courbe reconstruite. . . . .	34
4.10	Erreurs obtenues par la méthode de Sherknie et <i>al.</i> . . . . .	34
5.1	A vessel cross-section obtained by intravascular ultrasound system (IVUS) . . . . .	38
5.2	X-ray camera coordinate system . . . . .	41
5.3	Intensity of a pixel $(x, y)$ through time ( $\Delta t = \frac{1}{4}$ second). The drastic change of intensity marks the passage of the IVUS transducer on the pixel. The begin and end of this passage is indicated by arrows. . . . .	42
5.4	Trajectory pruning based on curvature. In (a), the dashed trajectory can be rejected. In (b), both solutions are acceptable which leads to multiple possible solution at the end of the algorithm. . . . .	46
5.5	A frame of the synthesized fluoroscopic sequence of images. The transducer is identified with a white circle and the black rectangular object has been added to the scene in order to test the tracking of the transducer with occlusion. . . . .	50
5.6	The results of the tracking algorithm for the simulated sequence. In (a), the tracked trajectory. In (b), the ground truth. . . . .	50
5.7	Results obtained for two different simulated trajectories. In the top row, a simulation with constant pullback speed. In the second row, the results for simulated noisy pullback speed. The dotted line represents the reconstructed trajectories while the solid one is the ground truth. . . . .	53
5.8	Phantom configuration . . . . .	55

5.9	The X-ray images of the two phantoms are displayed showing the tubing with markers(metallic wire loop) every 2cm. . . . .	56
5.10	Results for the 2D tracking algorithm in the case of phantom A(left) and B (right). . . . .	57
5.11	3D trajectory estimations for both phantoms. Reconstructed sections are superimposed on the whole phantom. . . . .	58
6.1	En haut, le patron d'écho ultrasonore pour les lames élastiques internes et externes (ou contours de la média). En bas, les réponses ultrasonores parfaites dans la direction radiale. (figure tirée de [6] ) . . . . .	64
6.2	Déplacement des points du snake pour obtenir une énergie minimale . . . . .	69
6.3	Le modèle de surface active utilisé dans [7] et [8]. (figure tirée de [8]) . . . . .	71
6.4	Dans le cas d'un algorithme de propagation d'interfaces multiples, on définit un contour comme la rencontre de front de propagation se dirigeant dans des directions opposées. (figure tirée de [9]) . . . . .	79
6.5	On trace une ligne, de chaque côté du transducteur, près des contours de la lumière et dans la média. (figure tirée de [9]) . . . . .	80
7.1	Helical snake in its initial (top) and final configuration (bottom). The red cylinder represent a tubular volume (e.g. artery) to segment. . . . .	86
7.2	Point identification as described in the equations 7.5, 7.6 and 7.7. . . . .	87
7.3	At each step, the algorithm considers different new positions for each $v_i \in V$ in a radial neighborhood $W$ . All the pixels $w_i$ in the radial neighborhood $W$ are considered as new potential positions for the current point $v_i$ . . . . .	88
7.4	2D segmentation step. We determine 2 points in the snake as close as possible to a point in the image used for interpolation. . . . .	90

7.5	Results for two frames (the 10th and the 400th one) from two different sequences. From top to bottom, the IVUS image, the segmentation made by one of the expert technicians and the resulting segmentation with our method. . . . .	92
8.1	La fusion de la trajectoire du transducteur calculée et les images IVUS. À gauche, deux vues angiographiques de l'artère coronaire droite, à droite deux images IVUS du même vaisseau, et au centre, la fusion de la trajectoire du transducteur avec les images IVUS (image tirée de [10]).	96
8.2	Triangulation séquentielle utilisée pour positionner et orienter les images IVUS le long de la trajectoire du transducteur . . . . .	97
8.3	Les images IVUS sont alignés selon une trajectoire droite du transducteur. En (a), certaines des images IVUS segmentées que l'on aligne initialement le long d'une trajectoire droite. En (b), la surface B-Spline de la lumière reconstruite et en (c), au centre on peut voir la courbe de contrôle $C$ au centre qui servira à déformer les points de contrôle du tube (images tirées de [11]). . . . .	100
8.4	Obtention de la trajectoire du transducteur en minimisant la distance entre les contours de la lumière reconstruite et celle retrouvée sur l'angiographie. . . . .	101
8.5	Résultat obtenue par la méthode de fusion décrite dans [11]. De gauche à droite, les courbes initiales et finales, et la reconstruction 3D obtenue de l'artère avec l'intima incluse dans la modélisation. . . . .	102
8.6	Pendant le retrait du transducteur IVUS (marqué par la ligne pointillée), le transducteur peut effectuer une rotation sur lui-même. . . . .	103
8.7	Identification des éléments des images IVUS dont la position n'est pas influencée par l'orientation ou la position du transducteur IVUS . . .	105

8.8	Afin d'éviter de considérer les contours ovales des image IVUS, invariables à l'orientation et la position du transducteur, nous sélectionnons une région, marquée par une courbe pointillée, à partir de laquelle on calculera une mesure de similarité. . . . .	107
8.9	En (a), une image IVUS et en (b) la simulation de sa suivante dans la séquence. . . . .	108
8.10	On voit ici le transducteur en trois positions et orientations différentes. Les plans images n'étant pas perpendiculaires, on a que la distance entre deux images n'est pas constante partout pour une même paire d'images ( $d_1 < d_3$ et $d_2 < d_4$ ). . . . .	110
A.1	Deux images d'une séquence fluoroscopique prises à des temps différents dans les cycles respiratoires et cardiaques. En a, une extrémité du tube contenant le cathéter. En b, le transducteur. En c, un repère sur le cathéter et en d la fin du guide du cathéter. Ces différents repères permettent de discerner le mouvement induit par les cycles cardiaques et respiratoires. . . . .	124
A.2	Graphique de l'évolution d'une fenêtre de corrélation en fonction du temps. Pour une séquence de 165 images, seulement trois cycles de la respiration apparaissent, masquant le cycle cardiaque. . . . .	126
B.1	An image example of fluoroscopy. . . . .	129
B.2	Features points used as anchor points to the positioning of the whole transducer guide. . . . .	131

B.3	In (a) and (b) respectively, an image composed of one black straight edge and a black square on a white background. The eigenvalues and eigenvectors of the matrix $J_0$ are presented for a feature point in both image. . . . .	133
B.4	In (a), a window of dimensions 35X35 pixels shown with the IVUS transducer. In (b), the measured coherence associated with the window.	133
B.5	Displacement of the snake points to obtain a minimal energy. . . . .	136
B.6	The part of the IVUS transducer guidewire is almost imperceptible because of its low contrast with the background . . . . .	138
B.7	In (a), a noisy stain is indicated by a black square. In (b), the coherence surface computed for the region marked in (a). In (c), the vectors $v_2$ associated with high coherence points of (b). . . . .	140
B.8	In (a), a part of the guidewire of the transducer. In (b), the coherence surface computed for the region marked in (a). In (c) and (d) respectively, the vectors $v_2$ and the function $A(i)$ , associated with high coherence points in the region marked in (a). . . . .	141
B.9	Results of the feature point tracking method. The "X" are the clicked points by the user, and the "O" are the feature points coordinates computed. . . . .	144
B.10	Results obtained for the snake algorithm on some images of the fluoroscopic images . . . . .	145



*À mon frère Hugo, ma soeur Chloée, et mon copain Daniel. Mais principalement à ma mère Hélène qui m'a supportée et encouragée tout au long de cette thèse.*

## REMERCIEMENTS

---

Je souhaite tout d'abord remercier mon directeur Jean Meunier qui m'a accueillie dans le laboratoire de traitement d'images du département d'informatique et recherche opérationnelle de l'Université de Montréal. Je suis profondément reconnaissante pour tout le soutien autant au point de vue scientifique que moral que tu m'as donné tout au long de mon doctorat. J'avais toute la liberté voulue dans mes travaux de recherche, mais je pouvais toujours profiter de tes conseils et tes idées. Merci de m'avoir donné la chance d'étudier outre-mer, cela m'a permis de me développer autant au niveau scientifique que personnel. Finalement, j'ai eu la chance d'avoir un directeur qui avait toujours les mots pour motiver et redonner le courage qu'il fallait pour continuer, et ce, autant dans les bonnes et les mauvaises périodes de mes études doctorales.

Je tiens aussi à remercier toute l'équipe du laboratoire de traitement d'image de Montréal. Un gros merci à Sébastien, Nicolas, Caroline, Jamil, Vincent, Mohamed, Lucie et Louis. Ça été un plaisir de travailler avec vous. Merci de m'avoir endurée à toujours parler de mes bonnes et mes mauvaises aventures! Être entourée d'amis au travail, ce n'est vraiment pas tout le monde qui a cette chance. J'ai adoré toutes nos conversations philosophiques ou non (autour d'un bon sandwich du café de médecine...)!!

Je tiens aussi à remercier mon codirecteur Jean Séqueira pour son soutien et son accueil en France. J'ai grandement apprécié travailler en sa compagnie pour ses idées, sa présence constante et surtout son humeur toujours joviale. Un énorme merci à son épouse Claire. Ils m'ont tout deux accueillie en France comme une reine dès mon arrivée et sont restés présents pour moi durant toute la période de mon séjour.

Je garde aussi un très bon souvenir de Marseille d'abord et avant tout pour l'équipe chaleureuse et dynamique avec qui j'ai eu la chance de travailler là-bas. Jean-Luc, mon ami et partenaire de bureau qui m'a appuyée et conseillée autant scientifiquement que personnellement. Véronique, qui m'a guidée dans tous les déboires administratifs français, et qui surtout m'a accueillie tous les matins avec son sourire chaleureux, Jean-Marc pour son grand coeur, et finalement, Olivier, Manny, Rémy et Bernard pour leur présence et leur soutien. Et bien sûr mon coloc Cédric que j'ai ramené en souvenir de France, et qui a traversé, sans broncher, l'épreuve de vivre dans le même appartement durant toute la période de la fin de ma thèse, et qui a même réussi à toujours avoir le mot qu'il faut pour me faire rire.

Un remerciement spécial à Jean-Claude Tardif et l'Institut de Cardiologie qui m'ont soutenue financièrement durant toute la période de ma thèse. Grâce à eux, j'ai aussi pu facilement avoir accès à des données cliniques ce qui n'est pas peu dire en imagerie médicale. Sans données, il n'y aurait pas eu de recherche!

Je tiens aussi à remercier le Professeur Shang-Hong Lai du National Tsing Hua University pour m'avoir accueillie et guidée pendant un été à Hsinchu, Taiwan. Je me considère privilégiée d'avoir travaillé avec lui et son équipe très dynamique.

Finalement, un gros merci à tous mes amis et les gens qui m'entourent dans mon quotidien. Et surtout un merci spécial à Hugo, Chloée, Daniel et Hélène. Vous êtes le centre de ma vie, et je ne serais pas la même sans vous.

Ce travail a été réalisé avec le soutien financier du Centre national de recherche du Canada (CNRC), du Fond québécois de la recherche sur la nature et les technologie (FQRNT) et de l'Institut de Cardiologie de Montréal.

## Chapitre 1

### INTRODUCTION

---

Parmi toutes les maladies affectant le monde moderne, les maladies cardiovasculaires sont au premier plan. Au Canada, elles causent la mort de plus de canadiens que toutes les autres maladies. Un des problèmes cardiovasculaires les plus communs est l'athérosclérose, soit l'accumulation de plaque sur les parois des artères. La recherche de la sévérité de l'athérosclérose est donc très importante pour le diagnostic et la stratégie thérapeutique. L'échographie intravasculaire (IVUS) produit des images échographiques uniques montrant une section transversale des artères. Ces images montrent clairement la lumière, les parois et la plaque de l'artère et constituent un outil puissant pour établir un diagnostic.

L'échographie intravasculaire 3D utilise un dispositif automatisé de retrait du transducteur ultrasonore pour obtenir une pile d'images fournissant des informations additionnelles pour les mesures volumétriques, etc. L'échographie intravasculaire 3D conventionnelle suppose un vaisseau droit, négligeant la courbure et la torsion des artères coronaires ce qui fausse les analyses [1].

Afin d'avoir recours à des principes de stéréographie pour obtenir une reconstruction tridimensionnelle de l'artère, plusieurs ont mis au point des techniques combinant un système angiographique biplan au système IVUS. L'angiographie est une radiographie des vaisseaux sanguins suite à l'injection d'une substance radio-opaque. À partir de deux vues des vaisseaux, on peut obtenir la géométrie tridimensionnelle de ces derniers et ainsi placer les images IVUS le long des artères examinées. Ce genre de technique entraîne des coûts excessifs, complexifie le processus d'acquisition des

images et envoie de fortes doses de radiations au patient.

Dans une première étape de cette thèse, nous proposons une toute nouvelle approche permettant la reconstruction tridimensionnelle des artères examinées à partir d'un seul plan angiographique. Nous avons élaboré une technique permettant d'extraire la forme tridimensionnelle de l'artère en reconstruisant la trajectoire 3D du transducteur à l'intérieur du vaisseau à partir du plan angiographique, étape nécessaire à l'obtention d'une reconstruction complète 3D des vaisseaux (M. Jourdain *et al.*, [12]).

Sachant qu'un examen IVUS génère plusieurs centaines d'images souvent difficiles à analyser, il est important d'élaborer des outils d'analyse automatique pour établir un diagnostic de la maladie athérosclérotique. Afin de pouvoir analyser les lésions des plaques d'athérome, il est important de pouvoir déterminer les contours des différentes couches histologiques des artères. Souvent, cette tâche fastidieuse et longue est effectuée par des experts et les résultats sont souvent difficiles à reproduire puisque la variance intra- ou inter-observateur peut être très élevée. C'est pourquoi plusieurs ont présenté dans le passé des méthodes de segmentation automatique ou semi-automatique, utile pour identifier les différentes régions des images IVUS. Ainsi, nous présentons aussi dans cette thèse une méthode de segmentation des images IVUS utilisant un algorithme de type contour actif faisant évoluer un modèle géométrique hélicoïdal. Plutôt que d'utiliser un maillage 3D ou des surfaces de propagation tridimensionnelle, nous utilisons plutôt une spirale qui se déforme pour s'aligner le long des contours de la lumière de l'artère. La méthode, en plus de son originalité, est très simple et obtient des résultats comparables à d'autres méthodes plus complexes comme celle présentée dans [9].

Dans un premier temps, nous donnerons de brèves notions anatomiques ainsi qu'une description sommaire de la maladie athérosclérotique. Nous décrirons ensuite les différentes modalités d'imagerie utilisées dans cette thèse, soit l'échographie endovasculaire (IVUS) et l'angiographie. Dans un troisième chapitre, nous présenterons

les différentes techniques de reconstruction tridimensionnelle présentées dans les dernières années et nous décrirons ensuite la technique de reconstruction tridimensionnelle élaborée au cours de cette thèse. Dans un cinquième chapitre, nous présenterons les plus récentes méthodes de segmentation d'images IVUS présentées dans le passé, pour ensuite faire une description de la technique que nous avons élaborée. Finalement, nous présenterons différentes voies de recherche explorées lors de cette thèse pour finalement discuter des défis qui restent à relever dans le futur concernant les images IVUS.

## Chapitre 2

### BRÈVES NOTIONS D'ANATOMIE VASCULAIRE

---

Dans ce chapitre, nous décrivons brièvement quelques notions d'anatomie concernant les artères afin de mieux comprendre la terminologie de la suite de ce document. Les artères sont les vaisseaux par lesquels le coeur envoie le sang à travers le corps. Elles sont composées de trois couches histologiques différentes, illustrée dans la figure 2.1. Tout d'abord, la lumière, dans laquelle passe le sang. Ensuite, l'intima qui est une membrane élastique entourant la lumière, la média, une couche musculaire et élastique délimitée par les lames élastiques interne et externe, et l'adventice la couche externe fibreuse et plus rigide.

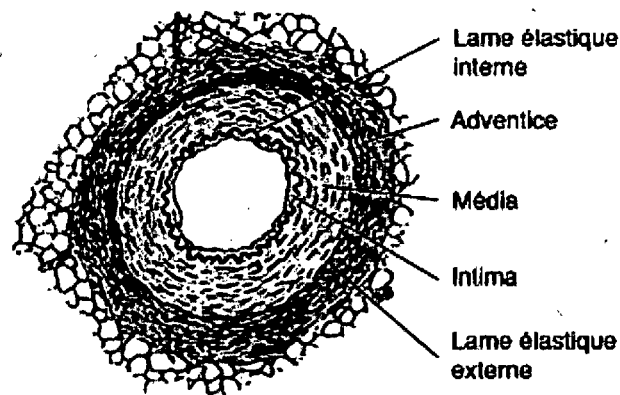


Figure 2.1: Les différentes couches histologiques d'une artère

L'athérosclérose est une maladie inflammatoire chronique des parois vasculaires. Elle entraîne une accumulation de cholestérol le long des parois artérielles. Elle occasionne la diminution du diamètre interne des artères, en allant même jusqu'à obstruer les vaisseaux. Elle peut être causée par plusieurs facteurs, comme par exemple l'hyperlipidémie, l'hypercholestérolémie ou le tabagisme [13].

Dans [14], on a étudié l'évolution de la maladie. Les athéromes se forment tout d'abord entre l'intima et la média, et l'artère compense en augmentant tout d'abord son diamètre externe pour finalement diminuer son diamètre interne quand l'importance de la plaque devient trop grande (figure 2.2).

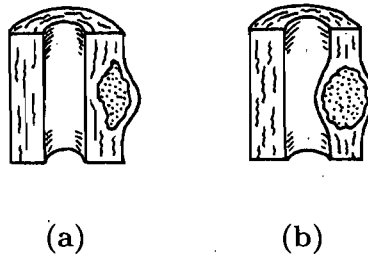


Figure 2.2: En (a), une lésion athérosclérotique à un stade initial. L'artère compense en augmentant par son diamètre externe. En (b), la lésion à un stade plus avancé, ou le diamètre interne de l'artère est diminué.

Lors de la diminution du diamètre interne de l'artère, des changements hémodynamiques apparaissent. L'hémodynamique concerne les conditions et principes de mécanique de la circulation du sang. Elle est étroitement reliée à la forme des vaisseaux sanguins. Pour comprendre ce phénomène, on peut facilement faire l'analogie avec un boyau d'arrosage à l'intérieur duquel l'eau aura un débit et une pression différents selon la courbure ou le pincement de ce dernier. Ainsi, afin de mieux étudier les effets des lésions causées par l'athérosclérose, nous devons connaître la géométrie tridimensionnelle.



## Chapitre 3

# DESCRIPTION DES MODALITÉS D'IMAGERIE MÉDICALE UTILISÉES

---

Trois modalités d'imagerie seront utilisées dans cette thèse, soit l'angiographie, la fluoroscopie et l'imagerie intravasculaire ultrason. Dans ce chapitre, nous décrivons ces différents types de systèmes d'imagerie médicale ainsi que des méthodes de simulation que nous avons implantées afin de pouvoir tester les différents algorithmes présentés dans cette thèse dans un environnement contrôlable.

### 3.1 Angiographie

#### *Description du système*

L'angiographie est une procédure radiographique, ou rayon-X, permettant la visualisation de la lumière des vaisseaux sanguins. Dans l'imagerie par radiographie, on envoie des rayons-X à travers une partie du corps du patient afin de l'étudier. Les rayons traversent différents types de tissus, par exemple du sang, des os ou de la peau, qui absorbent une partie de leur énergie avant qu'ils n'atteignent un plan détecteur radiographique, servant de plan image (figure 3.1).

L'intensité du pixel à la coordonnée  $(x, y)$  sur le plan de détection radiographique correspond à l'équation suivante:

$$I_d(x, y) = I_i e^{\int_r \mu(X, Y, Z) dr} \quad (3.1)$$

Où  $I_d$  est l'intensité détectée,  $I_i$  est l'intensité initiale,  $r$  est la distance parcourue par le rayon dans le tissu et  $\mu(X, Y, Z)$  est une fonction correspondant au coefficient d'atténuation des rayons X à chacune des coordonnées  $(X, Y, Z)$  du tissu. Ce dernier

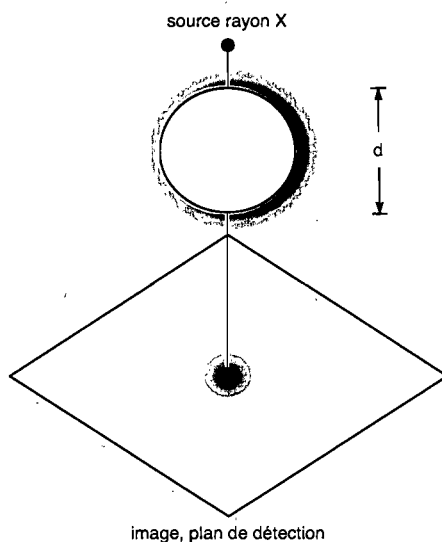


Figure 3.1: Formation d'image rayons-X avec une source ponctuelle

coefficient détermine la quantité d'énergie des rayons qui sera absorbée par les tissus lors du passage des rayons-X. Ainsi, pour un tissu dont le coefficient d'atténuation est élevé, l'intensité détectée sera beaucoup plus petite que l'intensité initiale des rayons-X. Par exemple, on peut voir distinctement les os dans les radiographies puisque ceux-ci ont un coefficient d'atténuation  $\mu$  plus élevé que la plupart des autres tissus du corps humains, ce qui les rend plus apparents.

Dans le cas de l'angiographie, on injecte à l'intérieur d'une artère un agent radio-opaque, dont le coefficient d'atténuation  $\mu(X, Y, Z)$  est plus élevé que les tissus environnants. Les vaisseaux sont ainsi rendus visibles par radiographie. La figure 3.2 montre une telle image.

Un problème inhérent à l'angiographie monoplan est que l'on ne peut faire d'étude hémodynamique puisque l'on a aucune information sur la géométrie tridimensionnelle des artères examinées. Plusieurs se sont alors tournés vers l'angiographie bi-plan (figure 3.3). On a alors deux vues des vaisseaux sanguins, donc il est possible d'obtenir des informations sur leur géométrie tridimensionnelle à partir de principes



Figure 3.2: Image angiographique d'une artère

de stéréoscopie. Cependant, l'appareil d'angiographie biplan étant très coûteux, cette technique n'est pas disponible dans toutes les cliniques. De plus, l'utilisation de deux plans implique deux fois plus de radiations reçues par le patient et un protocole d'acquisition beaucoup plus complexe.

Aussi, la visualisation des vaisseaux par angiographie n'assure pas parfaitement la détection de l'athérosclérose, puisque seule la lumière des artères est visible. On voit, à la figure 3.4 deux situations possibles. En (a), on voit une artère atteinte d'athérosclérose à un stade initial. Le vaisseau compense en augmentant son diamètre externe. En (b), on voit le résultat perçu par une angiographie. On ne pourrait détecter la lésion avec cette modalité. Cependant, en (c), on voit une artère affectée par une lésion plus importante. À ce moment, on arriverait à déceler l'athérosclérose par l'angiographie. Ce problème est dû au fait qu'on n'a aucune information sur les autres couches de l'artère, la seule partie visible étant la lumière du vaisseau.

### *Fluoroscopie*

Dans cette thèse, nous travaillerons avec les images IVUS qui seront décrites ultérieurement. Cette intervention intravasculaire implique l'introduction d'un cathéter muni d'un transducteur à l'intérieur des vaisseaux. Il faut que le médecin puisse voir où est

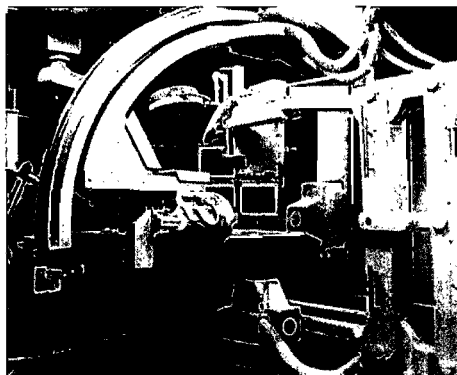


Figure 3.3: L'appareil d'angiographie biplan

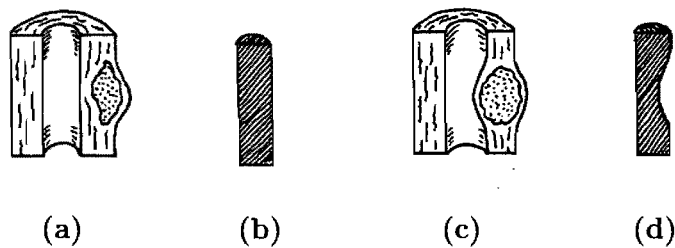


Figure 3.4: (a) et (c), des niveaux différents d'athérosclérose. (b) et (d), ce qui sera vu par l'angiographie. On voit qu'en (b), l'angiographie ne suffira pas à détecter la maladie.

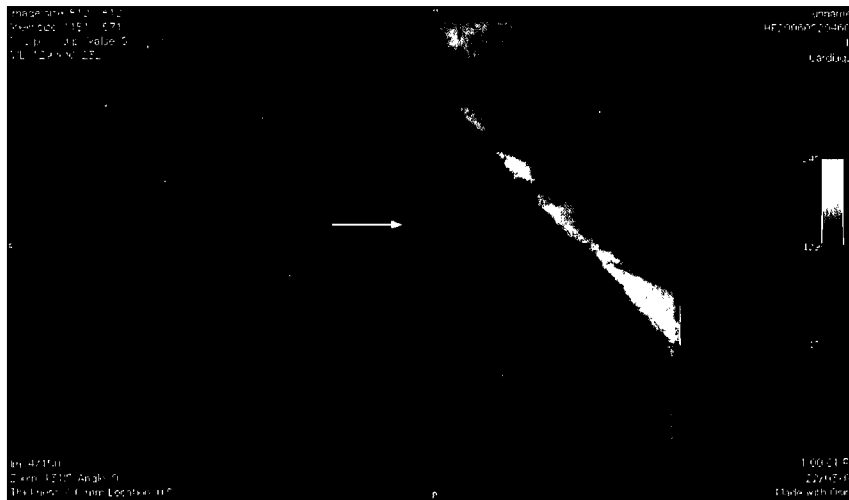


Figure 3.5: Exemple d'image fluoroscopique. Le transducteur est pointé par la flèche blanche.

le transducteur à l'intérieur de l'artère afin de le positionner à l'endroit à examiner. Pour ce faire, on se sert de fluoroscopie. Ce dernier type de modalité requiert toujours l'utilisation de rayons-X, mais à faible puissance, ce qui diminue le contraste des images. On voit, à la figure 3.5, un exemple d'image. Ainsi, le médecin vérifiera par angiographie la lésion de l'artère qu'il désire examiner pour ensuite superviser par fluoroscopie le déplacement du transducteur dans l'artère.

#### *Simulation d'images fluoroscopiques*

Nous avons implanté un simulateur fluoroscopique afin de pouvoir tester les techniques que nous utiliserons dans ce projet de recherche dans un environnement contrôlable. Nous nous sommes inspirés de la technique de lancer de rayon (ray tracing) célèbre en infographie.

Cette méthode consiste à déterminer la visibilité des différentes surfaces dans un monde virtuel en traçant des rayons imaginaires à partir de l'œil de l'observateur de

la scène vers chacun des pixels de l'image que l'on construit. La couleur assignée à ces pixels correspond à la couleur de l'objet le plus proche de l'oeil de l'observateur dans la direction du pixel donné [15]. Cette technique est illustrée à la figure 3.6, où l'on voit différents objets simples composant une scène.

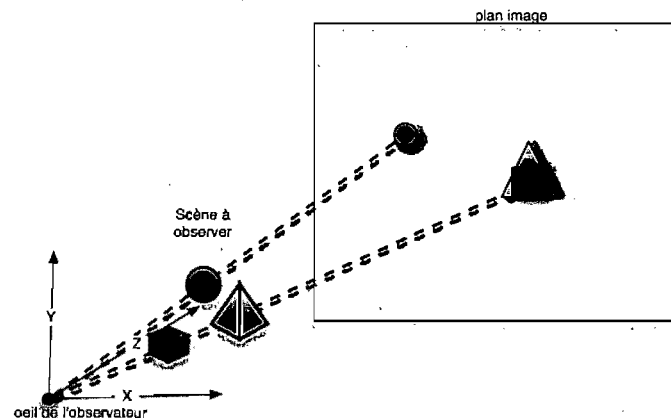


Figure 3.6: Ébauche de la technique de lancer de rayon(raytracer). Un rayon virtuel est lancé vers chacun des pixels de l'image pour lequel on attribue la couleur correspondant à l'objet le plus proche entre ce dernier et l'oeil de l'observateur.

Dans le rendu d'images rayons X, les couleurs sont attribuées suivant l'équation 3.1. Pour un pixel donné, nous calculons les différentes distances parcourues du rayon correspondant à ce pixel dans chacun des objets de la scène, qui sont dans ce cas, les différentes structures anatomiques traversées par les rayons X. À partir de ces distances et des coefficients d'atténuation  $\mu(X, Y, Z)$  propres à chaque type de tissus, on peut déterminer l'intensité de l'image pour un pixel donné.

Plusieurs sources de bruit sont impliquées dans le processus d'acquisition d'images et sont normalement modélisées en attribuant, pour chacun des pixels  $(x, y)$  des images rayons X une intensité  $I$  suivant une distribution de poisson de moyenne  $I_d(x, y)$  tel que définie dans l'équation 3.1.

Nous avons synthétisé des séquences d'images radiographiques dans lesquelles un

transducteur suit différentes trajectoires.

La figure 3.7 présente une des images générées avec un objet rectangulaire dans la scène faisant en sorte que le transducteur disparaisse pour quelques images de la séquence derrière une "structure anatomique" simulée. Il est à remarquer que le but principal de cette simulation était de tester une situation très bruitée. Nous avons voulu modéliser des situations où le cathéter est très difficile à distinguer. La distance focale du système virtuel était de 100 cm et les vitesses de retrait du cathéter et d'acquisition était respectivement de 0.5 mm/sec et 4 images/seconde. Ces derniers chiffres sont basés sur les configurations typiques de machines rayons-X utilisées à l'Institut de Cardiologie de Montréal.

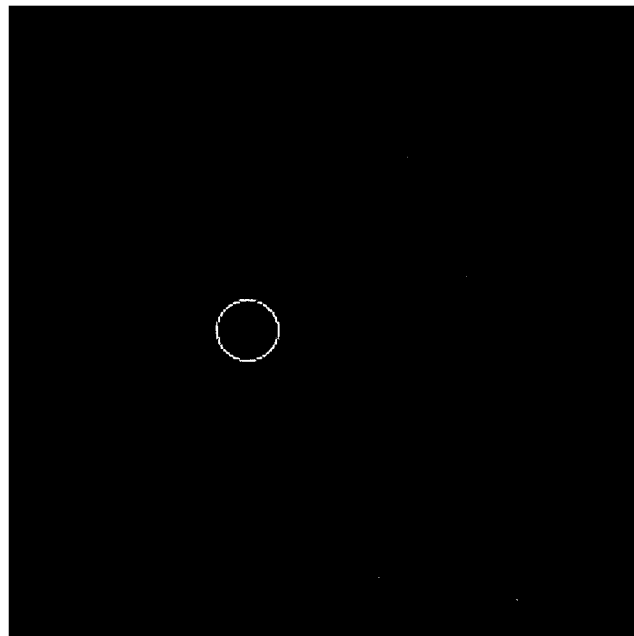


Figure 3.7: Image fluoroscopique synthétisée. Le transducteur est entouré d'un cercle blanc et le plus gros objet sert à modéliser une structure anatomique.

Dans cette simulation, le contraste est très faible et le transducteur disparaît

derrière la structure ajoutée pendant une partie des séquences d'images générées, permettant ainsi de tester la robustesse de l'algorithme de suivi du transducteur décrit ultérieurement.

### **3.2 Échographie intravasculaires (IVUS)**

#### *Description du système*

L'échographie intravasculaire permet de visualiser toutes les couches des vaisseaux. Cette technique consiste à introduire un cathéter muni d'un transducteur ultrason à l'intérieur d'une artère. Un dispositif mécanique retire le transducteur du vaisseau à une vitesse constante. L'émetteur fait un tour de 360° sur lui-même tout en mesurant la réponse échographique pour chacune des orientations, afin de former une image complète. C'est une intervention peu coûteuse, et relativement inoffensive pour le patient.

Le principe de l'échographie est expliqué ici de façon très simplifiée. Une fois qu'une onde ultrasonore traverse deux milieux ne possédant pas la même impédance acoustique (combinaison de la mesure de l'élasticité d'un milieu et de sa densité volumique), une partie de cette onde est réfléchiée et détectée à la manière d'un radar. Ainsi, lorsque elle traverse les différentes couches de l'artère, on détecte une réponse du système ultrasonore. Les figures 3.8(a) et (b) illustrent respectivement un cathéter muni d'un transducteur et les dimensions de cet instrument.

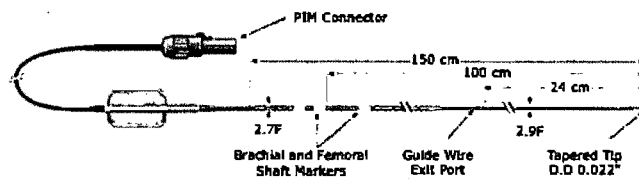
Dans la figure 3.9, une image IVUS typique est montrée. Nous pouvons voir clairement les différentes couches histologiques d'une artère, ainsi que le transducteur au centre de la lumière de l'artère.

À première vue, ce type de modalité d'image semble résoudre les problèmes inhérents à l'angiographie. Cependant, on a vite constaté que l'échographie intravasculaire peut très souvent induire différents artéfacts dans les images obtenues. Par exemple, il arrive très souvent que l'intima ne soit pas clairement définie, et que la





(a)



(b)

Figure 3.8: (a) Photo de l'extrémité du dispositif utilisé lors de l'acquisition d'images IVUS montrant le transducteur ultrasonore (flèche). (b) Illustration accompagnée des dimensions de cet instrument.

média disparaissent, vu sa minceur et son impédance très semblable aux deux couches de l'artère l'entourant [1].

Il arrive que la rotation mécanique du transducteur sur lui-même soit non-uniforme. Ce problème entraîne des distorsions dans les images pouvant compacter ou agrandir la taille réelle de lésions athérosclérotiques (figure 3.10).

Un artéfact appelé "ring-down" dans la littérature fait apparaître des halos con-

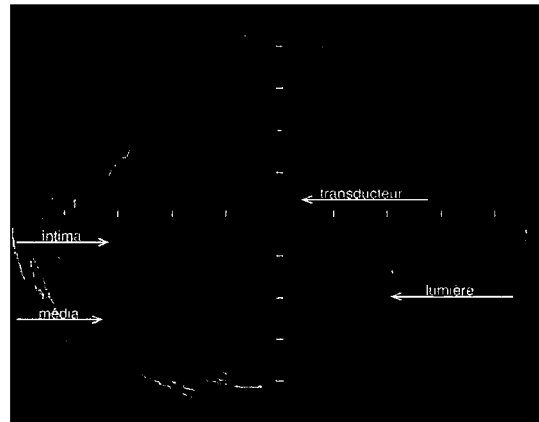


Figure 3.9: Image intravasculaire ultrasonore

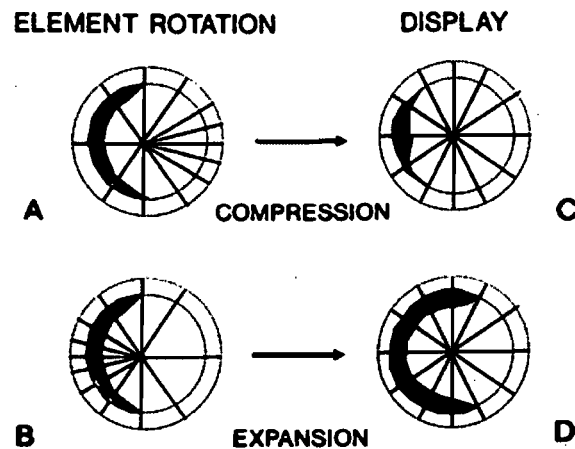


Figure 3.10: La rotation non-uniforme du transducteur durant la procédure d'acquisition des images peut entraîner de la distorsion donnant une impression de compression ou d'agrandissement de plaques (figure provenant de [1]).

centriques d'intensité élevée près du cathéter (figure 3.11). Ceci est causé par une réflexion multiple des ondes ultrasons dans le transducteur. On peut amoindrir les conséquences de ces problèmes dans les algorithmes reliés aux images IVUS en considérant que la région autour du transducteur est une zone d'incertitude et en accordant ainsi peu de confiance aux informations provenant de cette région [13].



Figure 3.11: L'artéfact de type "ring-down" que l'on peut voir dans cette image produit des halos concentriques d'intensité élevée autour du transducteur.

Des zones d'ombres ou autres artéfacts physiques peuvent aussi apparaître dans les images, dues à des calcifications.

Les battements du coeur induisent un mouvement dans le cathéter, pouvant provoquer d'autres distorsions dans les images. Ceci peut se régler en synchronisant l'acquisition avec un électrocardiogramme (ECG). En ne considérant que les images prises à une même phase du cycle cardiaque, nous minimisons cette distorsion.

Un autre problème relié à cette méthode est le fait que les images ne soient pas prises sur des plans parallèles, vu la courbure de la lumière de l'artère. De plus, il est difficile d'analyser ce type d'image vu le manque d'information sur la géométrie tridimensionnelle de l'artère.

Finalement, dû à certains facteurs mécaniques, l'orientation axiale du transducteur n'est pas toujours la même. En effet, une vitesse angulaire axiale peut être induite principalement par les battements du coeur, par la respiration du patient ou bien par la tortuosité de l'artère [16].

### Simulateur 2D IVUS

Un modèle simpliste a été utilisé afin de simuler des images IVUS [17]. Le transducteur envoie des ondes radiales dans plusieurs orientations pour construire l'image 2D à partir de la réponse tissulaire. Soit  $T(x, y)$  la réponse tissulaire et  $H(x, y)$ , la réponse à l'impulsion ("point spread function" ou PSF) du système. Le tissu correspond à une matrice de bruit (représentant l'échogénéité du tissu) à laquelle on applique un masque pour faire en sorte que les différentes couches de l'artère soient présentes (figure 3.12(b)). On a que  $I(x, y)$ , l'image radio-fréquence construite à partir de ce système peut être obtenu par une convolution de  $H(x, y)$  avec le tissu  $T(x, y)$  [18].

$$I(x, y) = H(x, y) \otimes T(x, y) \quad (3.2)$$

La PSF, représentée par une onde oscillant dans la direction de l'axe  $x$ , est décrite comme suit:

$$H(x, y) = 127 * \exp\left(-\frac{1}{2} \left[ \frac{(x - c_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y - c_y)^2}{\sigma_y^2} \right]\right) \cos\left(2\pi \frac{x - c_x}{\lambda}\right) \quad (3.3)$$

Où  $c_x$  et  $c_y$  représentent les coordonnées du transducteur donc le centre de l'image générée,  $\lambda$ , la longueur de l'onde et  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  les variances en  $x$  et  $y$  de la gaussienne déterminant la taille de l'onde. Ces dernières valeurs sont définies en fonction de la résolution axiale ( $r_a$ ) et latérale ( $r_l$ ) qui représentent la pression exercée par l'onde ultrasonore dans le sens des  $x$  et  $y$  [19]. On voit, à la figure 3.12(a), la forme de l'onde.

Afin de créer une image IVUS ressemblant à celles obtenues en milieu clinique, on doit considérer que le transducteur lance une onde selon différentes directions et recueille la réponse pour chaque orientation afin d'obtenir une image en coordonnées polaires (figure 3.12(c)). La réponse du système est obtenue en signal radio-fréquence. Pour obtenir un rendu tel que vu en clinique, soit en mode B (Brillance), on calcule l'enveloppe de la réponse  $I(x, y)$ . Finalement, en appliquant un changement de co-

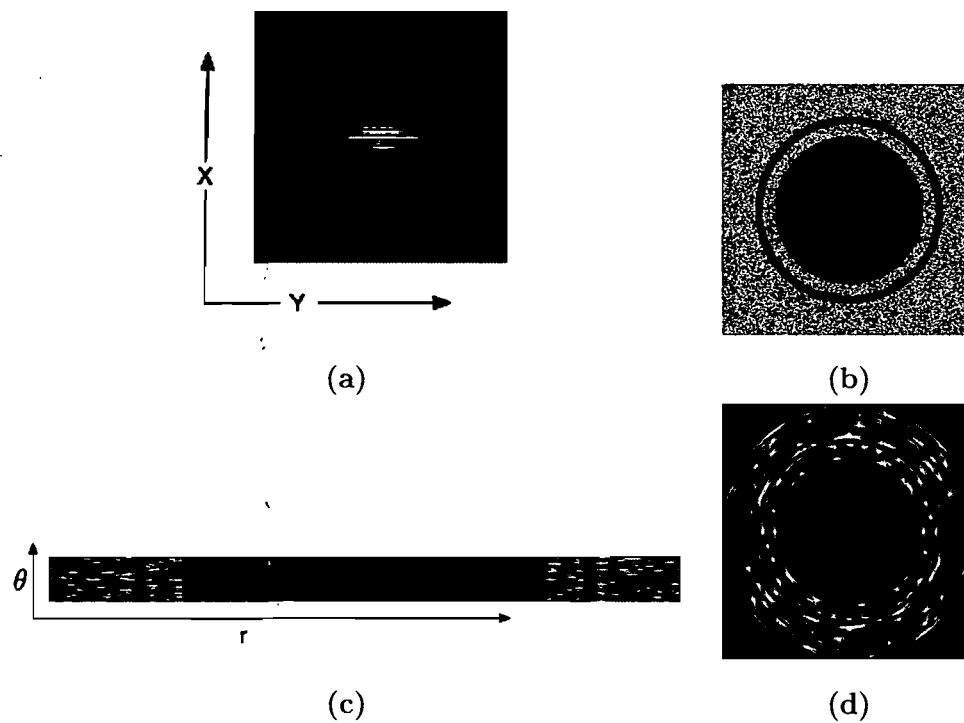


Figure 3.12: (a) Forme de l'onde (PSF) g n r e par le transducteur repr sent e en niveaux de gris. (b) Tissu simul . (c) Image IVUS en coordonn e polaire. (d) Image IVUS simul e.

ordonn es polaires vers cart siennes, on obtient une image IVUS ressemblant   celles vues en clinique (figure 3.12(d)).

## Chapitre 4

# TECHNIQUES DE RECONSTRUCTIONS TRIDIMENSIONNELLES DES ARTÈRES

---

L'échographie intravasculaire produit des images échographiques uniques montrant une section transversale des artères coronaires. Ces images montrent clairement la lumière, les parois et la plaque de l'artère et constituent un outil puissant pour établir un diagnostic. Cependant, elles n'offrent aucune information quant à la géométrie tridimensionnelle des vaisseaux, tel que la courbure et la torsion, essentielle à l'analyse hémodynamique et à l'obtention de diagnostics précis de l'athérosclérose. Dans cette section, nous présentons les différentes approches qui ont été utilisées jusqu'à maintenant dans le domaine de la reconstruction tridimensionnelle des artères à partir d'images IVUS.

Tout d'abord, nous traiterons des premières techniques un peu simplistes qui supposaient une trajectoire linéaire du dispositif ultrasonore en utilisant strictement des images IVUS. Ensuite, nous discuterons de méthodes plus élaborées combinant un système angiographique biplan à l'imagerie intravasculaire ultrasonore afin d'obtenir des reconstructions complètes de la trajectoire du transducteur. Finalement, nous présenterons des techniques plus récentes n'utilisant qu'un seul plan rayon-X, dont une toute nouvelle technique élaborée dans le cadre de cette thèse.

### ***4.1 Reconstruction par empilement linéaire des images IVUS***

Durant des années, on s'est contenté d'aligner les différentes coupes transversales, sans considérer la courbure et la torsion des artères, ainsi que la rotation du transducteur entre deux images (communément appelée "twist" dans la littérature) [1]. On

supposait ainsi les vaisseaux rectilignes entraînant ainsi différentes distorsions dans l'élaboration d'un modèle géométrique tridimensionnel des artères.

Dans ce genre de méthode, on effectue une segmentation sur les images IVUS pour délimiter chacune des couches des vaisseaux. Ensuite, sachant la vitesse de retrait du cathéter et donc la distance entre chaque image IVUS successives, on empilait ces dernières pour ensuite faire un rendu selon différentes coupes (figure 4.1).

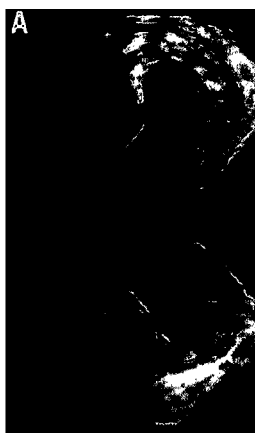


Figure 4.1: Le rendu d'une artère après qu'on l'ait reconstruite selon une trajectoire linéaire du transducteur. On a coupé l'artère en deux parties, afin de mieux pouvoir visualiser la lumière (image tirée de [1]).

Le fait que l'on néglige la courbure de la trajectoire du cathéter dans l'artère engendre plusieurs types de distorsions dans l'élaboration d'un modèle géométrique de l'artère, qui peuvent aussi augmenter ou diminuer la taille des plaques d'athérome. La figure 4.2 montre bien l'effet de cette hypothèse fautive de la trajectoire linéaire du transducteur.

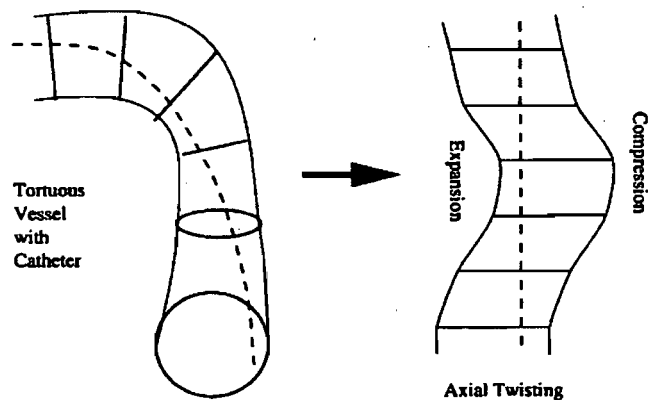


Figure 4.2: La négligence de la courbure de la lumière dans la reconstruction de l'artère entraîne l'agrandissement ou le rétrécissement des plaques d'athéromes (image tirée de [2]).

#### 4.2 Reconstruction par utilisation d'un combiné angiographie biplan et IVUS

Tous les problèmes engendrés par une stratégie de reconstruction par empilement linéaire des images IVUS ont ensuite été résolus en grande partie en combinant deux plans angiographiques à ces dernières. L'angiographie, présentée dans le chapitre 3, constitue une projection de la lumière de l'artère. Une telle approche permettrait de tirer profit des principaux avantages des deux systèmes d'imagerie, en plus de permettre d'avoir recours à la stéréoscopie, puisque deux vues de l'artère sont disponibles avec le système angiographique biplan, pour arriver à reconstruire correctement en trois dimensions la trajectoire du transducteur.

Nous présenterons tout d'abord dans cette section une brève définition de techniques de calibrage de caméra nécessaires dans ce genre d'approche, ainsi qu'une brève définition de la stéréoscopie, pour ensuite présenter les différentes approches biplans existantes.



#### 4.2.1 Calibrage et stéréoscopie

Le premier pas dans une reconstruction tridimensionnelle d'une scène à partir d'images 2D est d'établir la relation entre la scène et la(les) caméra(s), en calibrant le système de caméra avec le système de coordonnées du monde. Le calibrage d'une caméra consiste donc à écrire les équations de projections qui font un lien entre les coordonnées connus d'un ensemble de points 3D et de leur projections, et ainsi déterminer différents paramètres de la caméra.

Le modèle de géométrie de caméra le plus fréquemment utilisé est celui appelé "perspective" ou "sténopé" [20], illustré à la figure 4.3. Il est constitué d'un plan  $\pi$ , le plan image, et d'un point 3D  $\mathbf{O}$ , qui est le centre ou le focus de projection. La distance entre le plan  $\pi$  et  $\mathbf{O}$  est la longueur focale. La ligne passant par  $\mathbf{O}$  et perpendiculaire à  $\pi$  est l'axe optique. Comme montré dans la figure 4.3,  $p$ , l'image 2D du point 3D  $P$ , est l'intersection du plan image  $\pi$  et de la ligne passant par  $\mathbf{O}$  et  $P$ .

Nous supposons deux systèmes de coordonnées 3D différents, soit celui du monde et celui de la caméra, entre lesquels il faut déterminer la relation pour effectuer le calibrage. L'origine du système de coordonnées de la caméra se trouve toujours à son centre optique et son axe optique dans la direction de l'axe  $z$  (figure 4.3). Un point 3D du monde  $P = (X_w, Y_w, Z_w)$  a des coordonnées  $P = (X_c, Y_c, Z_c)$  dans le système de coordonnées de la caméra qui peuvent être déterminées lorsqu'on connaît la position et l'orientation de la caméra dans le monde. À partir des coordonnées d'un point  $P = (X_c, Y_c, Z_c)$  et de différents paramètres de la caméra tel que sa distance focale, on peut déterminer la position 2D  $(x, y)$  de sa projection dans le plan image.

Ainsi, plusieurs paramètres définissent un modèle de caméra. Tout d'abord les paramètres internes définissant la mécanique de la caméra elle-même font le lien entre les coordonnées  $(X_c, Y_c, Z_c)$  et les coordonnées images  $(u, v)$ . Parmi eux, on retrouve notamment la distance focale ( $f$ ) et la taille d'un pixel des images formées. Les

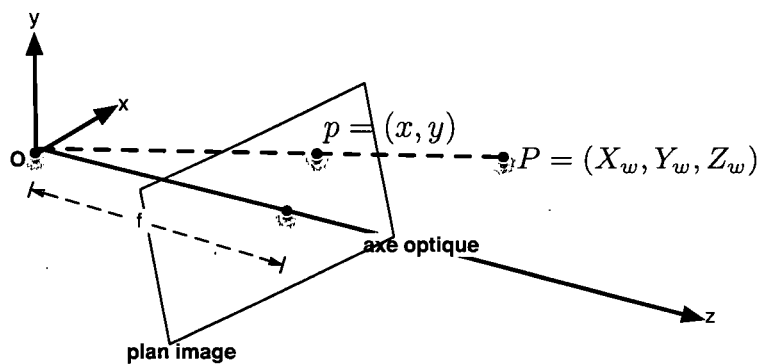


Figure 4.3: Le modèle de caméra perspective

paramètres externes font le lien entre le monde et la caméra. Ils décrivent la position et l'orientation de la caméra par rapport à la scène, normalement définis par une rotation  $R$  et une translation  $T$ .

Dans un système d'imagerie angiographique, le modèle de caméra utilisé est le même que dans le cas de caméra standard, à l'exception du fait que le plan image se trouve derrière la scène, puisque le plan détecteur des rayons X est derrière le patient, et que l'origine du système se trouve à la source rayon-X (figure 4.4).

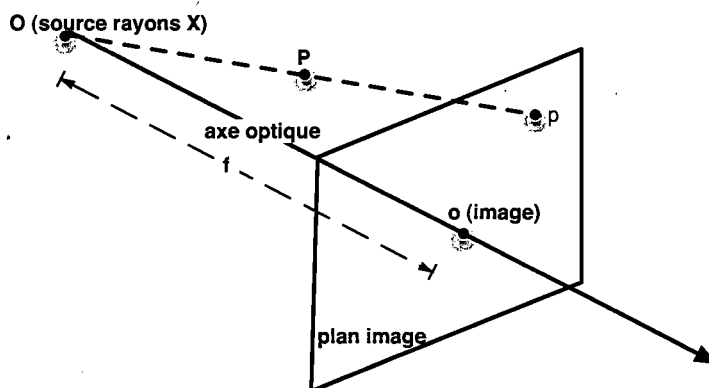


Figure 4.4: Le modèle de caméra perspective pour le système rayons-X. Le plan image se trouve derrière la scène et l'origine correspond à la source rayons-X

La tâche de calibrage consiste en fait à retrouver les différents paramètres internes et externes des caméras à partir d'images dont certaines correspondances entre les points image  $p_i = (u_i, v_i, w_i)$ , et les points monde  $P_i = (X_{i_w}, Y_{i_w}, Z_{i_w}, 1)$ , exprimés en coordonnées homogènes pour simplifier les calculs matriciels, sont connues. Les points image  $(x_i, y_i)$  sont représentés par  $(u_i, v_i, w_i)$ , i.e. en représentation projective 2D pour représenter la projection plus facilement. Ainsi, le point image  $(x_i, y_i, 1) = (u, v, w) = (u/w, v/w, 1)$  en 2D projectif. On aura alors la relation suivante entre les points images et les coordonnées monde:

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} = \alpha J \cdot W_{int} \cdot W_{ext} \begin{pmatrix} X_{i_w} \\ Y_{i_w} \\ Z_{i_w} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

Où  $W_{ext}$  et  $W_{int}$  (équations 4.2 et 4.3) sont respectivement les matrices de paramètres externes et internes de la caméra, permettant de passer d'abord du système de coordonnées monde à celui de la caméra, pour finalement passer au système de coordonnées 2D de l'image. Le facteur  $\alpha$  indique qu'on est à un facteur d'échelle près puisqu'on est en représentation projective 2D. La matrice  $J$  (equation 4.4) est la matrice de projection permettant le passage d'un système de coordonnées 3D projectif à 2D projectif.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{ext} &= \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & 0 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & 0 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{Rt} \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{Rt} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Où  $\mathbf{R}$  et  $\mathbf{t}$  sont respectivement une matrice de rotation et un vecteur de translation 3D.

$$W_{int} = \begin{bmatrix} kf & 0 & x_0 \\ 0 & lf & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

où  $k$  et  $l$  sont respectivement des facteurs d'échelles en  $X$  et  $Y$  déterminés par la dimension des pixels de l'image,  $f$  est la distance focale de la caméra et  $(x_0, y_0)$  est le point principal donc l'intersection du centre du plan image  $\pi$  avec l'axe optique (figure 4.3).

$$J = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Nous pouvons considérer dans ce modèle différentes sources de distorsions induites par la caméra, comme la distorsion radiale, en modifiant la matrice de paramètres internes  $W_{int}$ .

La tâche de calibrage de caméra se fait à partir de plusieurs mises en correspondance de points 3D du monde  $P_i = (X_{i_w}, Y_{i_w}, Z_{i_w})$  et 2D de l'image  $p_i = (x_i, y_i)$  en résolvant un système d'équations pour déterminer les matrices  $W_{ext}$  et  $W_{int}$ . Ces correspondances peuvent être obtenues en insérant dans la scène observée un objet de calibrage dont les dimensions et les coordonnées sont connues. Dans un domaine comme l'imagerie médicale, il est souvent impossible d'avoir un tel objet dans les images. Le champ de vision du système est souvent limité afin de réduire les radiations envoyées au patient. Il est donc difficile de placer un objet dans les images, et sans ce dernier, nous ne pouvons établir les correspondances 2D-3D nécessaires au calibrage.

Heureusement, la stéréoscopie apporte des solutions qui nous évitent l'utilisation d'un objet de calibrage. Pour y avoir recours, nous avons besoin d'au moins deux

vues de la même scène obtenues par des caméras ayant des positions et orientations différentes. À partir de structures visibles dans les différentes images, nous obtenons des correspondances entre certains points 2D, nous permettant ainsi d'établir la position relative entre les caméras.

Dans un système biplan, donc composé des caméras 1 et 2, nous avons la relation suivante entre deux points correspondant:

$$p_1^t \underbrace{A_1^{-1t} E A_2^{-1}}_F p_2 = 0 \quad (4.5)$$

où  $p_1$  et  $p_2$  sont respectivement les points image 2D dans le plan image des caméras 1 et 2. Les matrices  $A_1$  et  $A_2$  représentent respectivement les matrices de paramètres internes des caméras 1 et 2.  $F$  est la matrice fondamentale décrivant à la fois les paramètres internes des deux caméras et les transformations alignant leurs deux systèmes de coordonnées.  $E$  est la matrice essentielle ne décrivant que les paramètres externes du système, soit la rotation et la translation à appliquer à la caméra 2 pour obtenir la position et l'orientation de la caméra 1. Cette dernière matrice n'est utile que lorsque les paramètres internes des caméras du système sont connus.

Ainsi, dans l'équation 4.5, on obtient un système d'équations linéaires qui peut être résolu à partir de correspondances  $(p_{1i}, p_{2i})$ , qui décrivent la coordonnée image d'un point  $P_i$  de la scène dans chacune des images acquises par les deux caméras.

#### 4.2.2 Calibrage de caméra en milieu clinique

Dans des images médicales, il est difficile d'établir des correspondances entre deux images d'un même patient. Plusieurs approches ont été utilisées dans les dernières années pour calibrer les systèmes angiographiques biplans. Certains ont filmé un cube (figure 4.5), en guise d'objet de calibrage, à la fin de la procédure d'acquisition des images ([3, 4]). Cependant, il arrive souvent que le système ne soit pas complètement statique durant la période d'examen. Il arrive que le médecin déplace la machine, ap-

pliquant ainsi des changements aux paramètres externes des caméras, d'où l'inutilité d'un seul calibrage pour toute la séquence.

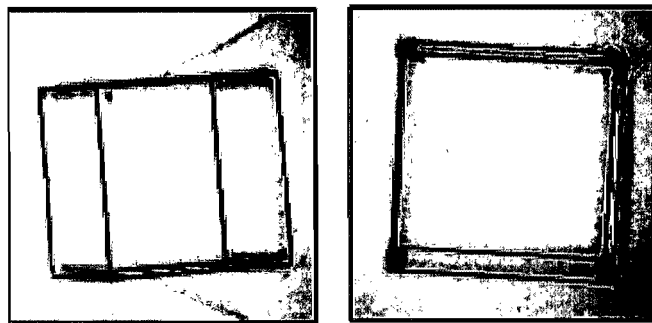


Figure 4.5: Cube de calibrage vu selon les deux vues d'un système angiographique biplan

D'autres ont attaché une règle radio-opaque à la jambe du patient, pour une étude de l'artère fémorale, ce qui permet de pouvoir calibrer en tout temps malgré les changements qui peuvent être apportés au système de caméra [11]. Ce type d'approche impose cependant un changement dans la procédure d'acquisition, ce qui n'est pas toujours applicable en clinique.

Finalement, certains ont tiré profit des informations *a priori* fournies par le système angiographique ([2, 21]), réduisant ainsi le nombre de correspondances nécessaires au calibrage. On peut utiliser par exemple des points de la topologie connue du système vasculaire. De plus, la position, l'orientation et les paramètres internes des caméras sont donnés de façon approximative car ils sont évalués automatiquement par la machine à rayons-X.

#### 4.2.3 Reconstruction de la trajectoire 3D

Une fois le système angiographique biplan calibré, on peut alors procéder à l'extraction d'information tridimensionnelle. Deux voies majeures ont été utilisées. Tout d'abord, certains ne retiennent qu'une image angiographique du cathéter ([2-4]), juste avant le

retrait de ce dernier. On voit, à la figure 4.6, le transducteur au bout du câble constituant le cathéter. La position de ce dernier tout au long du vaisseau sera considérée comme une approximation de sa trajectoire lors du retrait.

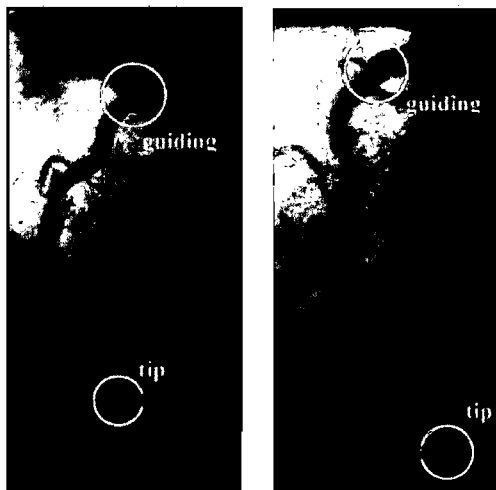


Figure 4.6: Le transducteur au bout du cathéter juste avant le retrait pour l'acquisition des images IVUS. Les images sont les deux vues différentes d'une même artère obtenues avec un système biplan (images tirées de [3]).

Une telle approche offre l'avantage d'ignorer tous les problèmes liés aux cycles cardiaques et respiratoires, ces derniers entraînant des mouvements des vaisseaux qui peuvent créer des distorsions dans la reconstruction tel que dans la figure 4.7. On arrive ainsi à reconstruire une trajectoire plus lisse puisqu'on ne prend en compte qu'une seule image. Cependant, la reconstruction obtenue ne constituera qu'une approximation du vrai chemin emprunté par le transducteur lors du retrait, puisque ce dernier ne passera pas nécessairement par là où se trouve le cathéter avant le début de la procédure d'acquisition des images IVUS.

Dans [4] et [3], on fait la reconstruction 3D directe, à partir d'un calibrage obtenu préalablement, des deux points d'extrémité du cathéter, soit les position proximales et distales. Ensuite, on interpole un nombre  $n$  de positions du transducteur  $P(n)$  en

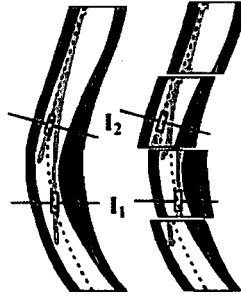


Figure 4.7: De gauche à droite, la trajectoire du transducteur sans et avec distorsion induite par les cycles respiratoires et cardiaques (image tirée de [4]).

ayant recours à la série de Fourier (équation 4.6).

$$P(s) = A + Bs + C\sin(2\pi s) + D\cos(2\pi s) + E\sin(4\pi s) + F\cos(4\pi s) + \dots \quad (4.6)$$

où  $s \in [0, 1]$ , et  $A, B, C, D, E, F, \dots$  sont des paramètres de la courbe. Ces derniers seront ajustés avec une méthode de minimisation de Newton-Gauss afin de faire en sorte que la projection de la courbe reconstruite soit la plus proche possible de celle retrouvée dans les images angiographiques biplan.

Dans [2], on utilise plutôt un algorithme de programmation dynamique pour reconstruire la courbe. À partir d'un système biplan calibré, on calcule tout d'abord les positions de départ et d'arrivée du transducteur. Ensuite, on construit une matrice de dimensions  $n \times m$ , étant le nombre de points échantillonnés sur chacune des projections angiographiques, et dans laquelle chacun des éléments correspondra à un coût de correspondance entre deux points de chacune des deux projections. On prend ensuite le chemin minimum dans cette matrice pour établir la correspondance et la position de chacun des points.

Finalement, certains positionnent le transducteur dans chacune des images de la séquence angiographique. Shekhar et *al.* [22] prennent spécifiquement toutes les images qui ont été prises en diastole, en se synchronisant avec l'électrocardiogramme (ECG). Ensuite, pour chacun des points échantillonnés sur les deux plans angio-



graphiques, ils trouvent leur profondeur en minimisant la distance dans la rétroprojection du point 3D calculé. Finalement, ils appliquent un lissage gaussien pour obtenir une courbe lisse, malgré les mouvements du patient.

Les techniques présentées dans [2], [4] et [3], prennent pour acquis que le transducteur emprunte la voie tracée par le cathéter avant l'acquisition de l'image, ce qui n'est pas exactement vrai mais ne nécessite aucun lissage ou synchronisation avec l'ECG comme dans [22].

### ***4.3 Reconstruction par utilisation d'un combiné cinéangiographie monoplan et IVUS***

Les techniques présentées dans la section précédente font toutes usage de deux plans angiographiques en plus des images IVUS. Comme il a été mentionné précédemment, les machines rayons-X biplans sont très coûteuses, complexifient le processus d'acquisition et ne sont pas toujours disponibles en milieu clinique.

Notons que certains ont effectué une reconstruction en prenant deux séquences d'images avec un appareil angiographique monoplan [23]. Ils prennent une première série avec un certain angle, puis changent l'orientation de la machine et prennent une autre séquence afin d'imiter un appareil angiographique biplan. Ce type d'approche oblige à régler un certain nombre de problèmes. Notamment, le processus d'acquisition est long et le risque que le patient bouge est plus grand. De plus, la quantité de radiation envoyée sur le patient n'est pas diminuée.

#### *4.3.1 Reconstruction monoplan à partir de la longueur de la projection du transducteur*

Lorsque l'on n'utilise qu'un plan, il y a ambiguïté de profondeur lors de la reconstruction tridimensionnelle d'une scène projetée dans une image. On doit utiliser des informations a priori pour solutionner ce problème.

Dans [5], Sherknie et *al.* utilisent la longueur de la projection du transducteur sur le plan angiographique pour déterminer sa profondeur en se basant sur différents modèles de caméra. Dans le modèle de caméra perspective pleine, on obtient, à partir des coordonnées 3D dans le repère de la caméra, les coordonnées images telles que définies dans les équations 4.7a et 4.7b.

$$x = f \frac{X}{Z} \quad (4.7a)$$

$$y = f \frac{Y}{Z} \quad (4.7b)$$

où  $f$  est la distance focale et  $(X, Y, Z)$  sont les coordonnées 3D du point image  $(x, y)$  dans le système de référence de la caméra.

Dans le modèle de caméra perspective faible, on utilise la profondeur moyenne  $\bar{Z}$  des objets de la scène au lieu de  $Z$ . Les équations du modèle de caméra perspective faible sont donc:

$$x = f \frac{X}{\bar{Z}} \quad (4.8a)$$

$$y = f \frac{Y}{\bar{Z}} \quad (4.8b)$$

Ce modèle n'introduit pas une trop grande erreur pour des objets dont la différence de profondeur est 20 fois plus petite que leur profondeur moyenne [20]. Dans le cas d'un système angiographique, la profondeur parcourue par le transducteur est assez petite comparée à la distance à laquelle ce dernier se trouve par rapport au plan de projection. Ce type de modèle s'applique donc à cette situation.

Dans [5], on établit tout d'abord une équation dont la seule inconnue est l'abscisse de la position distale du transducteur dans chacune des images. Pour le modèle de caméra à perspective pleine on a:

$$X_2 = \frac{x_2 a \pm \sqrt{x_2^2 (a^2 + bc)}}{b} \quad (4.9)$$

où

$$\begin{aligned} a &= x_2 X_1 + y_2 Y_1 + f Z_1 \\ b &= f^2 + x_2^2 + y_2^2 \\ c &= d^2 - X_1^2 - Y_1^2 - Z_1^2 \end{aligned}$$

où  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  sont respectivement les coordonnées 2D des extrémités proximales et distales du transducteur alors que  $(X_1, Y_1, Z_1)$  et  $(X_2, Y_2, Z_2)$  sont les coordonnées 3D,  $f$  est la distance focale de la caméra et  $d$ , la longueur du transducteur en 3D. Dans cette équation, on suppose la coordonnée proximale 3D  $(X_1, Y_1, Z_1)$  connue, et que les coordonnées 2D de la projection du transducteur sont disponibles à partir des images angiographiques. La distance focale de la caméra est donnée par la machine, et on considère sa précision suffisante pour éviter une étape de calibrage. Le même type d'équation a été élaborée pour le modèle de caméra perspective faible à l'exception du fait qu'on utilise une profondeur moyenne  $\bar{Z}$ .

Afin de connaître une première position du transducteur, nécessaire au calcul des positions suivantes, on fait tout d'abord l'hypothèse qu'à un certain temps  $t$  de l'acquisition ce dernier est parallèle au plan de projection. L'image  $I_t$  dont la projection du transducteur est la plus longue correspondra à ce moment. Ainsi, les deux extrémités du transducteur ont la même profondeur et à partir de la longueur 2D du transducteur, on peut déterminer sa profondeur qui est inversement proportionnelle à sa longueur 3D. Une fois qu'on a les points 3D  $P_{1,2}^t$ , on déplace la position  $P_1^t$  à une certaine distance correspondant à la vitesse de retrait entre deux positions consécutives du transducteur vers  $P_2$  pour obtenir  $P_1^{t+1}$ . On peut alors calculer la nouvelle position distale  $P_2^{t+1}$  (figure 4.8).

Les résultats de cette méthode pour un fantôme<sup>1</sup> sont illustrés dans la figure 4.9 ainsi que dans le tableau 4.10. Cette méthode est très sensible au bruit et de plus

---

<sup>1</sup> Modèle physique représentant un vaisseau. Dans ce cas, le fantôme est composé d'un tube entourant un béccher.

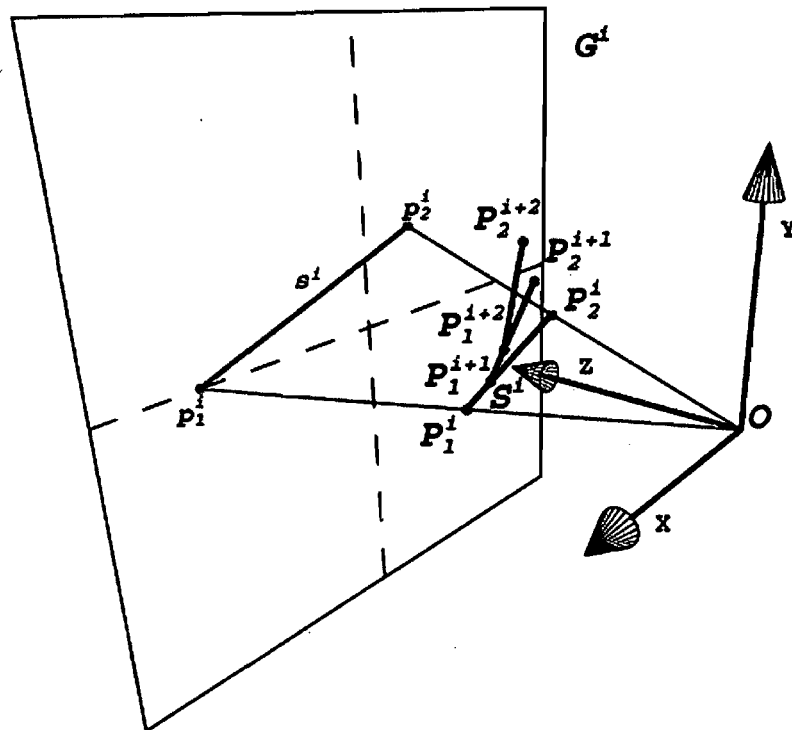


Figure 4.8: Algorithme de reconstruction 3D utilisant la longueur de la projection du transducteur et un seul plan angiographique (image tirée de [5])

puisqu'elle se base sur la taille très petite du transducteur qui est appelée à rapetisser encore dans les années futures. La taille du transducteur utilisé dans [5] était de 0.7 cm. Sachant que la longueur totale du transducteur projeté peut être aussi petite qu'un pixel, par exemple lorsque ce dernier est perpendiculaire au plan image, une erreur de positionnement de ce dernier de l'ordre de 1 pixel peut représenter une erreur de 100%.

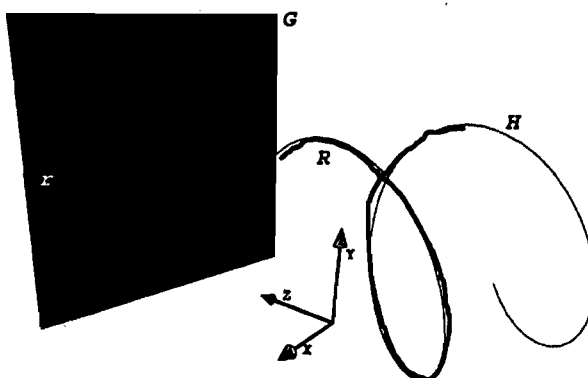


Figure 4.9: Dans le plan  $r$ , la trajectoire du transducteur dans le plan angiographique.  $H$ , la courbe théorique et en  $R$ , la courbe reconstruite.

TABLE I  
DESCRIPTIVE STATISTICS OF THE EUCLIDEAN DISTANCES IN cm, MEASURED BETWEEN  
THE RECONSTRUCTED CATHETER PATH AND THE HELICAL MATHEMATICAL MODEL

Phantom	Projection model	% Mean / Diameter	Mean	Median	SD	Min	Max
A	FP	2.10%	0.23	0.16	0.16	0.01	0.57
	WP	4.94%	0.54	0.58	0.23	0.08	0.90
B	FP	1.74%	0.11	0.11	0.07	0.01	0.32
	WP	3.96%	0.26	0.24	0.14	0.04	0.62

FP: Full-perspective; WP: Weak-perspective.

Figure 4.10: Erreurs obtenues par la méthode de Sherknie et *al.*

#### 4.4 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs méthodes de reconstruction tridimensionnelle d'artère utilisant des systèmes angiographiques biplans et monoplans combinés à l'échographie ultrasonore. Les méthodes utilisant des systèmes angiographiques biplans apportent plusieurs désavantages notamment la complexité du processus d'acquisition, le fait que ces systèmes ne soient pas disponibles partout en milieu clinique et qu'ils engendrent plus de radiations sur les patients. Certains utilisent aussi des systèmes monoplans angiographiques et prennent des images avec des angles de vue différents, simulant ainsi l'utilisation d'un système biplan. Malheureusement, ce type d'approche complexifie le processus d'acquisition, engendre aussi des radiations supplémentaires sur le patient et il arrive aussi que ce dernier bouge durant l'acquisition, rendant ainsi différentes les deux vues obtenues et faussant les résultats.

Finalement, dans Sherknie *et al.* [5], on présente une méthode n'utilisant qu'un seul plan angiographique. Ce type d'approche induit une ambiguïté sur la profondeur des points dans la trajectoire tridimensionnelle puisqu'une seule vue de ces derniers n'est disponible. On utilise la longueur du transducteur 3D connue et de sa projection 2D comme informations *a priori* pour déterminer la profondeur des points de la trajectoire du transducteur. La méthode élaborée n'est cependant pas robuste puisque les transducteurs sont souvent petits et que leur projection peut ne faire parfois que 1 ou 2 pixels dans les images angiographiques ne laissant pas une grande marge d'erreur à leur positionnement dans les images.

Dans le chapitre suivant, nous présentons une toute nouvelle méthode de reconstruction tridimensionnelle monoplan de la trajectoire du transducteur IVUS qui utilise, en guise d'information *a priori*, la vitesse de déplacement du transducteur, rendant notre méthode plus robuste que celle présentée dans [5]. La vitesse 3D de retrait du transducteur est constante et connue tout au long du processus de retrait de ce dernier. Il est donc possible de faire un lien entre cette vitesse 3D et la vitesse 2D

visionnée dans les images angiographiques, afin de retrouver les positions tridimensionnelles du transducteur tout au long de son retrait. De plus, contrairement à [5] qui positionnait le transducteur manuellement dans les images angiographiques, nous avons élaboré une méthode de suivi automatique du transducteur. Ce dernier n'a qu'à être positionné manuellement sur la première image de la séquence angiographique, et sa position est ensuite automatiquement déterminée dans toutes les autres images de la séquence.

## Chapitre 5

# A ROBUST 3D IVUS TRANSDUCER TRACKING USING SINGLE-PLANE CINEANGIOGRAPHY

---

Cet article [12] a été publié comme l'indique la référence bibliographique suivante:

Mélissa Jourdain, Jean Meunier, Jean Sequeira, Jean-Marc Boï, et Jean-Claude Tardif. A robust 3D IVUS transducer tracking using single-plane cineangiography. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 12(3), 2008.

### **Abstract**

During an Intravascular Ultrasound (IVUS) intervention, a catheter with an ultrasound transducer is introduced in the body through a blood vessel and then pulled back to image a sequence of vessel cross-sections. Unfortunately, there is no 3D information about the position and orientation of these cross-section planes which makes them less informative. To position the IVUS images in space, some researchers have proposed complex stereoscopic procedures relying on biplane angiography to get two X-ray image sequences of the IVUS transducer trajectory along the catheter. To simplify this procedure, we and others have elaborated algorithms to recover the transducer 3D trajectory with only a single view X-ray image sequence. In this paper we present an improved method that provides both automated 2D and 3D transducer tracking based on pullback speed as *a priori* information. The proposed algorithm is robust to erratic pullback speed and is more accurate than the previous single-plane 3D tracking methods.



### 5.1 Introduction

One of the most common cardiovascular diseases is coronary atherosclerosis, the build-up of plaque (a combination of cholesterol, cellular waste and other materials) on artery walls. The investigation of the severity of coronary atherosclerosis is therefore very important for the diagnosis and therapeutic strategy that will be undertaken.

Intravascular ultrasound (IVUS) produces unique echographic images showing artery cross-sections that clearly reveal the lumen, walls and plaque. First, a catheter with an ultrasound transducer is introduced in the vessel. Then, a mechanical system pulls back the transducer with a constant speed to image a sequence of equidistant vessel cross-sections. A typical IVUS image is shown in figure 5.1. Conventional 3D IVUS assumes a straight vessel [1] and stacks the cross-sections along a linear axis. However, in this way, the curvature of the artery is discarded and as a result, volumetric measurements and stenosis severity assessment become less reliable.



Figure 5.1: A vessel cross-section obtained by intravascular ultrasound system (IVUS)

To get a geometrically correct 3D model of the artery, we have to first retrieve the IVUS transducer 3D trajectory in the artery in order to place the IVUS cross-sections along this trajectory. To do so, one can combine IVUS and angiography. This last modality is a radiography of blood vessels made visible after the injection of a radio-opaque substance. Using angiography, we can observe both the vessel and

the IVUS transducer.

In ([2-4]), the authors calibrate a biplane angiography system and then take only one pair (at the end-diastole and end-expiration) of images before the pullback of the transducer. The 3D path of the transducer is then approximated a 3D reconstruction of the catheter centerline in the blood vessel using stereovision principles. The motion of the transducer along this path can be derived since the pullback motion is known, being controlled by a motorized system. This kind of approach avoid the synchronization of the 3D reconstruction with the cardiac and breathing cycle which induce movements in the images that can severely decrease the accuracy of the reconstruction. In [22], Shekhar *et al.* present a method that computes the 3D position of the transducer for each frame of the cineangiogram and synchronizes the reconstruction process with the electrocardiogram. Unfortunately, these methods require biplane angiography which induces high costs, complicates the image acquisition process and is not available in all medical centers. They could also lead to more radiation to the patient.

Single-plane methods overcome some of these disadvantages but the availability of only one projection plane induces ambiguities in the process of recovering the 3D transducer trajectory in the artery. This last difficulty can be tackled by using *a priori* information. For instance, Sherknies *et al.* [5] used the known transducer length and its image projection to estimate its position and trajectory. In order to extract the transducer length in each frame of the angiography sequence, they had to track both extremities of the transducer. This process introduces errors since the transducer spans only a few pixels in the image when foreshortening due to projection is significant.

In [24], Jourdain *et al.* present a method that uses the pullback speed of the catheter as *a priori* information. However, when the pullback is not perfectly constant, the technique can fail to find a correct trajectory. Based on this method, we propose in this paper a more robust 3D trajectory estimation algorithm. In order to

connect 2D image coordinates to 3D world coordinates, we will compare weak and full-perspective camera models [20]. Moreover, contrary to [5] who manually tracked the transducer in the angiography sequence, we also provide a simple automatic tracking algorithm that works well even with low-contrast and noisy images.

In the following, we first describe the 2D tracking technique. Then the IVUS transducer 3D trajectory reconstruction process is explained with both camera models. Finally synthetic and phantom experiments are presented to evaluate the proposed methods.

## 5.2 Method

The following mathematical convention is adopted in this article. The position of the IVUS transducer on the projection plane at time  $t$  is  $p_t = (x_t, y_t)$  and its 3D position is  $P_t = (X_t, Y_t, Z_t)$ . The coordinate system axes used in our method are shown in figure 5.2. The origin of the coordinate system of the camera is placed on the X-ray emission source. The axes are oriented such that the projection plane is perpendicular to the Z-axis. The distance between the projection plane and the origin of the camera is the focal distance  $f$ .

### 5.2.1 Tracking Algorithm

We have elaborated a simple tracking algorithm of the frontal extremity of the IVUS transducer that is robust to noisy images and low contrast between the transducer and the background. Our method is inspired from the Kalman filter algorithm that computes the state of a system at time  $t$  from data and extrapolation of the previous computed states based on a statistical model.

Given the starting image coordinates,  $p_0 = (x_0, y_0)$ , of the IVUS transducer, the algorithm tracks the current position  $p_t$  on the projection plane by searching, within a certain pixel neighborhood of  $p_{t-1}$ , the pixels that have undergone a significant in-

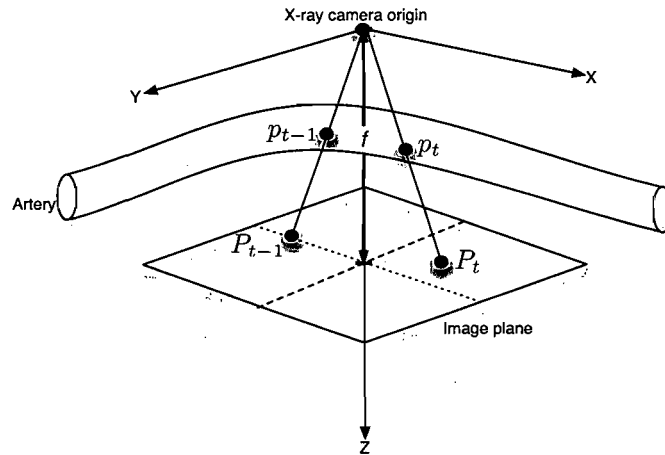


Figure 5.2: X-ray camera coordinate system

tensity change. In this study and with our typical experimental setup, the transducer interframe motion is less than 4 pixels so we specified the neighborhood dimension to be  $9 \times 9$  pixels.

We also make sure that the intensity difference between the current frame and the previous one is negative because the passage of the transducer frontal tip on a pixel will induce a significant drop of its intensity. Therefore, a pixel belongs to the frontal end of the transducer if the following equation is valid:

$$\begin{aligned}
 |I_t(x, y) - \bar{I}(x, y)| &> T_{x, y} \\
 \text{and} \\
 I_t(x, y) - I_{t-1}(x, y) &< 0
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

The threshold  $T_{x, y}$  is set proportional to the temporal standard deviation  $\sigma_{x, y}$  of the intensity at the pixel coordinates  $(x, y)$ :

$$T_{x, y} = n\sigma_{x, y} \tag{5.2}$$

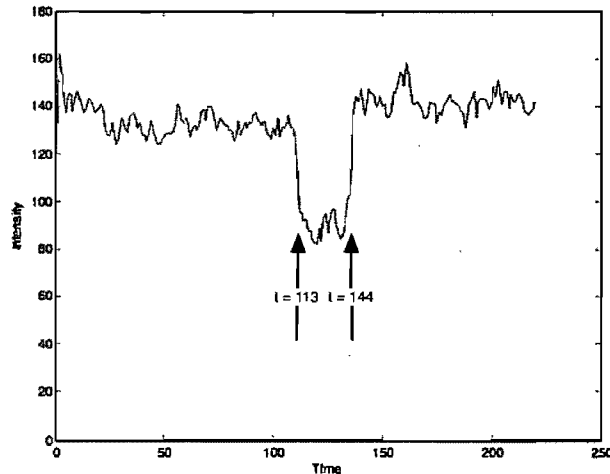


Figure 5.3: Intensity of a pixel  $(x, y)$  through time ( $\Delta t = \frac{1}{4}$ second). The drastic change of intensity marks the passage of the IVUS transducer on the pixel. The begin and end of this passage is indicated by arrows.

with  $n = 3$  to exclude most of the normal noise variations around the temporal mean  $\bar{I}(x, y)$ . In figure 5.3, we see the drastic change in intensity when the transducer is on a pixel. This way, we ensure that pixels responding to these criteria are transducer pixels and not intensity fluctuations due to noise.

The centroid of the pixels satisfying condition 5.1 corresponds to the point  $p_t^{img}$  that will be used further down, combined to an extrapolation point  $\hat{p}_t$ , to compute the definitive position  $p_t$ .

We compute an approximation of the next position of the transducer  $\hat{p}_t$  as in equation 5.3.

$$\hat{p}_t = p_{t-1} + \vec{v}_t \Delta t + \frac{1}{2} \vec{a}_t \Delta t^2 \quad (5.3)$$

where  $\Delta t$  is the time difference between each image of the sequence.  $\vec{v}_t$  and  $\vec{a}_t$  are respectively the previous 2D speed and acceleration of the transducer and are defined

as follows:

$$\begin{aligned}\vec{v}_t &= p_{t-1} - p_{t-2} \\ \vec{a}_t &= p_{t-1} - 2p_{t-2} + p_{t-3}\end{aligned}$$

The initial speed and acceleration are set to 0 since at the beginning, we have no information about them.

A weighted sum of  $p_t^{img}$  and  $\hat{p}$  is then computed to determine  $p_t$  (equation 5.4) similarly to a Kalman filter.

$$p_t = \gamma p_t^{img} + (1 - \gamma) \hat{p}_t \quad (5.4)$$

Here we set  $\gamma$  proportional to the maximum intensity difference between the time-mean and the previous intensity of transducer pixels. The less this difference is, the less confidence we put in  $p_t^{img}$ . The parameter  $\gamma$  is determined as in equation 5.5.

$$\gamma = \min\left(1, \frac{\Delta I_{max}}{T_{x,y}^{max}}\right) \quad (5.5)$$

where  $\Delta I_{max}$  is the maximum intensity difference and  $T_{x,y}^{max}$  is the maximum threshold (equation 5.2) both computed in the neighborhood of the pixel  $(x, y)$ . We set the maximum value of  $\gamma$  to 1. This provides an easy way to automatically determine the value of  $\gamma$  since it does not require knowledge of a statistical model, as it is the case for the standard Kalman filter. The setting of the value of  $\gamma$  ensures that more confidence is given to image point  $p_t^{img}$  only in the case where a pixel intensity in the neighborhood of  $(x, y)$  shows a drastic change compared to its time intensity distribution.

Despite the algorithm simplicity, excellent results are obtained with phantom and synthetic data even in the case of total disappearance of the transducer in a few consecutive frames (figures 5.6 and 5.10).

### 5.2.2 3D Tracking Method

We have elaborated a method that uses either full-perspective or weak-perspective camera models. These two models are used to determine the relationship between a 2D image point  $p_t$  and 3D point  $P_t$  [20].

In the full-perspective camera model, the image position  $p_t$  is linked to the 3D coordinate vector  $P_t = (X_t, Y_t, Z_t)$  by:

$$x_t = f \frac{X_t}{Z_t} \quad (5.6)$$

$$y_t = f \frac{Y_t}{Z_t} \quad (5.7)$$

The weak-perspective camera model is an approximation of the full-perspective one. Instead of using the real depth  $Z_t$ , we use the mean depth  $\bar{Z}$  of the object of interest in the scene:

$$x_t = f \frac{X_t}{\bar{Z}} \quad (5.8)$$

$$y_t = f \frac{Y_t}{\bar{Z}} \quad (5.9)$$

The determination of  $\bar{Z}$  will be explained later on.

This model is a good approximation when the depth covered by the object of interest in the scene represents less than  $\frac{1}{20}$  of the focal distance [20]. This is mostly true in the situation of a transducer trajectory in an artery, since the transducer depth variations are significantly smaller than  $f$ , the focal distance.

From these two camera models, we now elaborate two analytic representations of the depth  $Z_t$ , based on equation 5.10.

$$\Delta L^2 = \Delta X^2 + \Delta Y^2 + \Delta Z^2 \quad (5.10)$$

where  $\Delta L^2$  is the 3D distance between two consecutive 3D points  $P_{t-1}$  and  $P_t$  and  $\Delta X = X_t - X_{t-1}$ ,  $\Delta Y = Y_t - Y_{t-1}$ ,  $\Delta Z = Z_t - Z_{t-1}$ . As mentioned previously, the

value of  $\Delta L$  is known because of the constant pullback speed available from the IVUS system setup.

*Full-perspective solution*

As stated by Jourdain and al. in [24], in substituting equations 5.6 and 5.7 in 5.10, we obtain the quadratic equation 5.11 where the only unknown variable is  $Z_t$ . If we assume that we have the depth of the first position of the IVUS transducer, *i.e.*  $Z_0$ , we can then solve this quadratic equation for  $Z_t$  to retrieve two possible depth solutions for each  $Z_t$ . The strategy used to chose the right depth is discussed further on in this paper.

$$\begin{aligned} &(-f^2 - x_t^2 - y_t^2)Z_t^2 + \\ &(2fx_tX_{t-1} + 2y_tY_{t-1} + 2f^2Z_{t-1})Z_t + \\ &f^2(\Delta L^2 - X_{t-1}^2 - Y_{t-1}^2 - Z_{t-1}^2) = 0 \end{aligned} \quad (5.11)$$

*weak-perspective solution*

For weak-perspective camera, we have :

$$\Delta Z^2 = \Delta L^2 - \Delta X^2 - \Delta Y^2 \quad (5.12)$$

$$= \Delta L^2 - \left(\frac{\bar{Z}}{f}\Delta x^2\right) - \left(\frac{\bar{Z}}{f}\Delta y^2\right) \quad (5.13)$$

$$= \Delta L^2 - \left(\frac{\bar{Z}}{f}\right)^2(\Delta x^2 - \Delta y^2) \quad (5.14)$$

The current depth of the transducer is then computed as follows:

$$Z_t = Z_{t-1} \pm \Delta Z \quad (5.15)$$

Given the value of  $Z_t$  and equations 5.6 and 5.7, we can finally obtain the different solutions for  $P_t = (X_t, Y_t, Z_t)$ .



*Strategy to choose the correct trajectory*

With both models, a quadratic equation is used to compute  $Z_t$  which leads to  $2^T$  possible trajectories stored in a binary tree where  $T$  is the number of 3D positions of the IVUS transducer trajectory. As in [24], we reject solutions that involve sharp bends in the trajectory which is a reasonable assumption for human arteries. That pruning strategy of the binary tree still leads to more than one solution at the end since it happens that no rejection between the two possible depths can be applied (figure 5.4). For example, when the displacement of the transducer is almost parallel to the projection plane, there is almost no displacement in  $Z$  and both solutions of equations 5.14 and 5.11 are acceptable according to the smooth trajectory criterion.

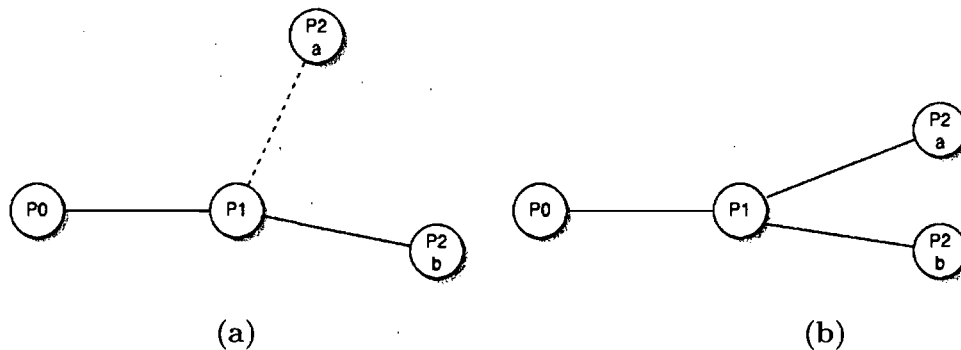


Figure 5.4: Trajectory pruning based on curvature. In (a), the dashed trajectory can be rejected. In (b), both solutions are acceptable which leads to multiple possible solution at the end of the algorithm.

In order to choose one trajectory amongst the solutions left, we have elaborated two different cost functions for each of the camera model used. For the full-perspective camera model, we consider the total curvature of the trajectory (equation 5.16).

$$cost_{FP} = \sum_{t=0}^T \kappa_t \alpha_t \quad (5.16)$$

where  $\kappa_t$  is the curvature at point  $P_t$  in the trajectory currently processed computed

as in equation 5.22 and  $\alpha_t$  is a weight used to penalize some trajectories in a strategy explained further on.

For the weak-perspective camera model, we use the projection error of the point  $P_t$  (equation 5.17) weighted by  $\alpha_t$ .

$$cost_{WP} = \sum_{t=0}^T \left( (x_t - f \frac{X_t}{Z_t})^2 + (y_t - f \frac{Y_t}{Z_t})^2 \right) * \alpha_t \quad (5.17)$$

We also compute an estimation point  $\hat{P}_t$  given the previous speed to penalize some trajectories.

$$\hat{P}_t = P_{t-1} + \vec{v}_t \Delta t \quad (5.18)$$

Where  $\Delta_t$  is the time difference between each angiographic frame.  $\vec{v}_t$  is the speed along the curve and is defined as follows:

$$\vec{v}_t = \frac{P_{t-1} - P_{t-2}}{\Delta t}$$

The acceleration is set to 0 since the speed is supposed to be constant during the pullback process of the IVUS transducer. Previous version of the algorithm considered an acceleration term  $\vec{a}_t$  in equation 5.18 but it was negligible except for a few punctual events. It has been observed that  $|\vec{a}_t|$  was, most of the time, in the vicinity of 0. Since the non-zero acceleration were really punctual events in time, they could not be considered in the computation of an estimation point.

Given the two possible solutions for time  $t$ , we want to penalize the furthest one to  $\hat{P}_t$ . For this, we multiply the contribution in the cost functions of this furthest point by a weighting factor  $\alpha_t$ .

In case there is only one possible solution for  $P_t$ , as in figure 5.4(a),  $\alpha_t = 1$ . Otherwise, we have to influence the decision of the algorithm between the two possible solutions for  $P_t$  according to their distance to  $\hat{P}_t$ , the estimation point defined in

equation 5.18. We set  $\alpha_t = 2$  for the furthest and  $\alpha_t = 1$  for the closest solution. Those values have been empirically estimated. This ensures that the algorithm tends to choose the smoothest spatio-temporal trajectory.

As said previously, we assume that we must estimate the starting depth  $Z_0$  in the case of a full-perspective model and the mean depth  $\bar{Z}$  in the case of a weak-perspective camera. Since only an approximation is usually available, we simply compute different trajectories within a reasonable range around  $Z_0$  and  $\bar{Z}$  and take the best solution according to 5.16 and 5.17.

### *3D tracking for noisy pullback speed*

Despite the motorized pullback process, the speed is often found not to be perfectly constant. In [24], Jourdain et al., do not consider this fact and the technique often fails to find a correct trajectory. For instance, a too noisy pullback speed can lead to a negative discriminant of the quadratic equation 5.11 or a negative value for  $\Delta Z^2$  in equation 5.14 and no solution is available in these cases.

For the full-perspective camera model, we force the discriminant  $b^2 - 4ac$  to be 0 when its value is found to be negative. We compute a new pullback length  $\Delta L'_t$  according to equation 5.19:

$$\Delta L'_t{}^2 = \frac{b^2}{4ac} + X_{t-1}^2 + Y_{t-1}^2 + Z_{t-1}^2 \quad (5.19)$$

where ,  $a$ ,  $b$  and  $c$  are the quadratic coefficients of equation 5.11:

$$\begin{aligned} a &= (-f^2 - x_t^2 - y_t^2) \\ b &= (2fx_tX_{t-1} + 2y_tY_{t-1} + 2f^2Z_{t-1}) \\ c &= f^2(\Delta L^2 - X_{t-1}^2 - Y_{t-1}^2 - Z_{t-1}^2) \end{aligned}$$

In the case of the weak-perspective camera, there is no solution when the right side of equation is negative. We therefore impose it to be 0 and recompute the new

pullback length  $\Delta L'_t$ .

The variation of pullback  $|\Delta L'_t - \Delta L|$  is added to the cost functions of equations 5.16 and 5.17 in order to choose the trajectory with the least noisy pullback speed. The cost functions 5.16 and 5.17 respectively become:

$$\begin{aligned} cost_{FP} &= \sum_{t=0}^T \kappa_t * \alpha_t + |\Delta L'_t - \Delta L| \\ cost_{WP} &= \sum_{t=0}^T \left( \left( x_t - f \frac{X_t}{Z_t} \right)^2 + \left( y_t - f \frac{Y_t}{Z_t} \right)^2 \right) * \alpha_t \\ &\quad + |\Delta L'_t - \Delta L| \end{aligned}$$

### 5.3 Results

We tested both 2D and 3D tracking algorithms on synthetic and phantom datasets. Unsolved problems related to cardiac and breathing cycle inducing movements in the clinic images made our methods inappropriate in such cases (see annex A).

#### *Synthesized data*

We simulated the rendering of an angiography system with a ray-tracing method for different transducer trajectories. The background color was not constant as in clinical images and we also put a rectangular object in the scene in order to occlude the transducer during a part of the sequence. The focal distance was  $1000mm$  and the pullback speed was  $0.5mm/sec$  with a frame rate of 4 frames per second. These data were chosen according to a typical setting used at the Montreal Heart Institute. Figure 5.5 presents one simulated frame. The size of the simulated transducer was  $0.7cm$  and it was initially positioned at  $800mm$  from the origin (X-ray source).

#### *2D tracking algorithm*

The results of the tracking algorithm for one simulation are shown in the figure 5.6. The RMS error of the tracking algorithm was 0.75 pixel, with a minimum error of 0

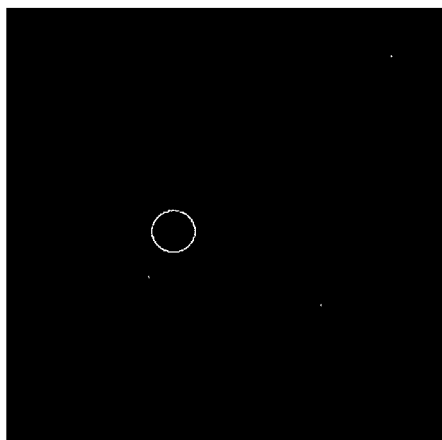


Figure 5.5: A frame of the synthesized fluoroscopic sequence of images. The transducer is identified with a white circle and the black rectangular object has been added to the scene in order to test the tracking of the transducer with occlusion.

pixel and a maximum of 2 pixels.

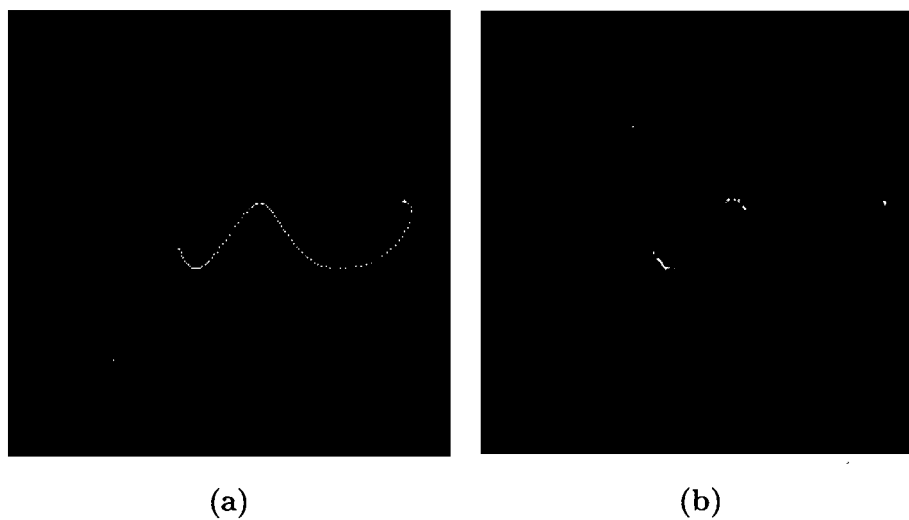


Figure 5.6: The results of the tracking algorithm for the simulated sequence. In (a), the tracked trajectory. In (b), the ground truth.

### 3D tracking algorithm

For the simulated transducer trajectories, we used 3D helical curves with different radius  $r \in [5, 50]mm$  and heights  $h \in [8, 40]mm$ . The curves were parameterized as follows:

$$X(t) = r \sin(t)$$

$$Y(t) = r \cos(t)$$

$$Z(t) = h * t$$

The helicoidal geometry of the synthesized trajectories was chosen because of its simplicity. The curvature  $\kappa$  and the torsion  $\tau$  are the same along the curve, and can be analytically determined given these two equations:

$$\kappa = \frac{r}{r^2 + h^2} \quad (5.20)$$

$$\tau = \frac{h}{r^2 + h^2} \quad (5.21)$$

where  $r$  and  $h$  are respectively the radius and height of the curve.

In some simulations, a non-constant pullback speed has been introduced to better model the clinic environment.

In figure 5.7, we present the results for two different simulations, one with a perfect constant pullback speed (a) and the other one with a noisy pullback speed (b). Table 5.1 compares the 3D tracking errors obtained by the method presented in this paper and its previous version described in [24]. Table 5.2 presents the mean curvature  $\kappa$  and torsion  $\tau$  of the trajectories obtained by both approaches and computed with the following formulas:

$$\kappa = \frac{\|\vec{s}'(t) \times \vec{s}''(t)\|}{|\vec{s}'(t)|^3} \quad (5.22)$$

$$\tau = \frac{[\vec{s}'(t) \times \vec{s}''(t)] \cdot \vec{s}'''(t)}{|\vec{s}'(t)|^2} \quad (5.23)$$

where  $\vec{s}(t)$  is a cubic spline fitted to the reconstructed path points and  $\vec{s}'(t)$ ,  $\vec{s}''(t)$  and  $\vec{s}'''(t)$  are respectively the first, second and third derivatives of the curve at point  $P_t$ .

		3D tracking error in mm for synthesized trajectories								
simulation	camera model	RMS		Max		Min		Median		
algorithm		A	B	A	B	A	B	A	B	
(a)	constant v	FP	0.03	0.04	0.07	0.09	0.01	0.01	0.04	0.04
		WP	0.28	0.28	0.50	0.53	0.07	0.06	0.30	0.31
(b)	noisy v	FP	0.74	n/a	1.81	n/a	0.20	n/a	0.64	n/a
		WP	2.43	n/a	6.55	n/a	0.26	n/a	1.70	n/a

Table 5.1: 3D trajectory estimation error for the simulated trajectories presented in figure 5.7. (FP = full-perspective camera model, WP = weak-perspective camera model) (algorithm A = method described in this paper, algorithm B = previous version of the single-plane method from [24] )

### *Phantom data*

In order to test our algorithm in a more realistic setup, we used real angiography data of two phantoms, which have been provided by the Montreal Heart Institute. Helical phantom have been used, consisting of a 0.32 cm silicon tubing wrapped around a beaker. The first one consisted of a double loop helix of 10cm in height and 6.6cm in diameter when the second one was 13cm in height and 10.9cm in diameter. An X-ray camera system has been configured with focal length  $f = 945mm$ , while the distance from the center of each phantom to the focal spot is about 876mm. The catheter used in the phantom experiment is a JOVUS Avamar F/X. It is an IVUS imaging catheter product from JOMED. The pullback of the catheter is performed by a Track Back II system. The setup of both phantoms and some frames of the resulting image

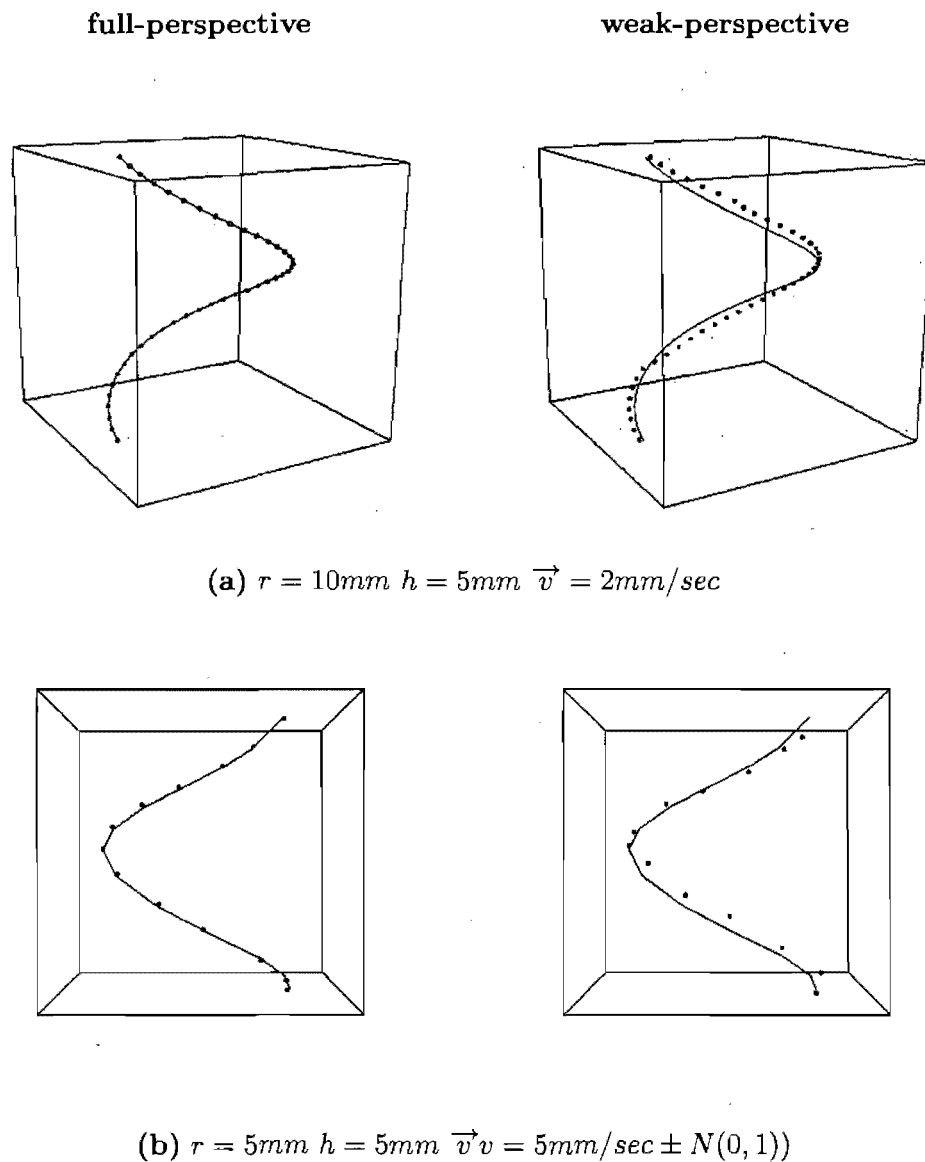


Figure 5.7: Results obtained for two different simulated trajectories. In the top row, a simulation with constant pullback speed. In the second row, the results for simulated noisy pullback speed. The dotted line represents the reconstructed trajectories while the solid one is the ground truth.



Mean curvature and torsion of the reconstructed synthesized trajectories					
simulation	camera model	$\kappa$		$\tau$	
algorithm		A	B	A	B
(a) constant v	FP	0.083	0.085	0.042	0.042
	WP	0.092	0.094	0.05	0.05
(b) noisy v	FP	0.13	n/a	0.15	n/a
	WP	0.18	n/a	0.16	n/a
ground truth data	(a)	0.08		0.04	
ground truth data	(b)	0.1		0.1	

Table 5.2:  $\kappa$ : curvature( $mm^{-1}$ ),  $\tau$ : torsion( $mm^{-1}$ ) (algorithm A = method described in this paper, algorithm B = previous version of the single-plane method from [24])

sequences are respectively shown in figures 5.8 and 5.9.

### *2D Tracking algorithm*

The tracking algorithm copes well with the noise and the low contrast observed in the phantom image sequence. Results are shown in figure 5.10. We can see some irregularities in the pullback speed especially in the case of phantom B.

### *3D tracking Algorithm*

In clinical practice, only small sections of 2 or 3 *cm* are scanned in an artery. This is why we only reconstructed small portions of 3 *cm* of both phantoms.

The maximum error in all the 3D trajectory estimations for both phantoms with the full-perspective camera model is 3.11*mm*, the minimum error is 0.01*mm*. For the weak-perspective camera, the maximum error is 6.01*mm*, the minimum error is 0.06*mm*.

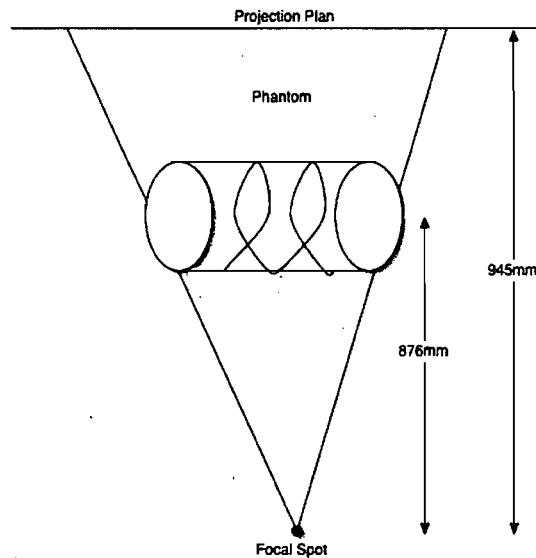


Figure 5.8: Phantom configuration

The initial starting depth  $Z_0$  was set to  $870mm$  for both phantoms while the mean depth was set to  $876mm$ . We computed trajectories in an interval of  $Z_0 = [770, 970]mm$  and  $\bar{Z} = [776, 976]mm$  with steps  $10mm$ .

We can see in figure 5.11 some reconstructed sequences for both phantoms. In tables 5.3 and 5.4 we present the 3D tracking RMS error and the mean curvature and torsion obtained by the method of Sherknie *et al.*[5], the previous version of this algorithm [24] and the one described in this paper.

#### 5.4 Discussion

The 2D tracking algorithm works perfectly for both synthesized and phantom datasets. The idea of comparing the current pixel intensities with both the time-mean intensity and previous image intensity leads to a less noise-sensitive algorithm. The maximum 2D tracking error for synthesized noisy data was 2 pixels which shows the reliability

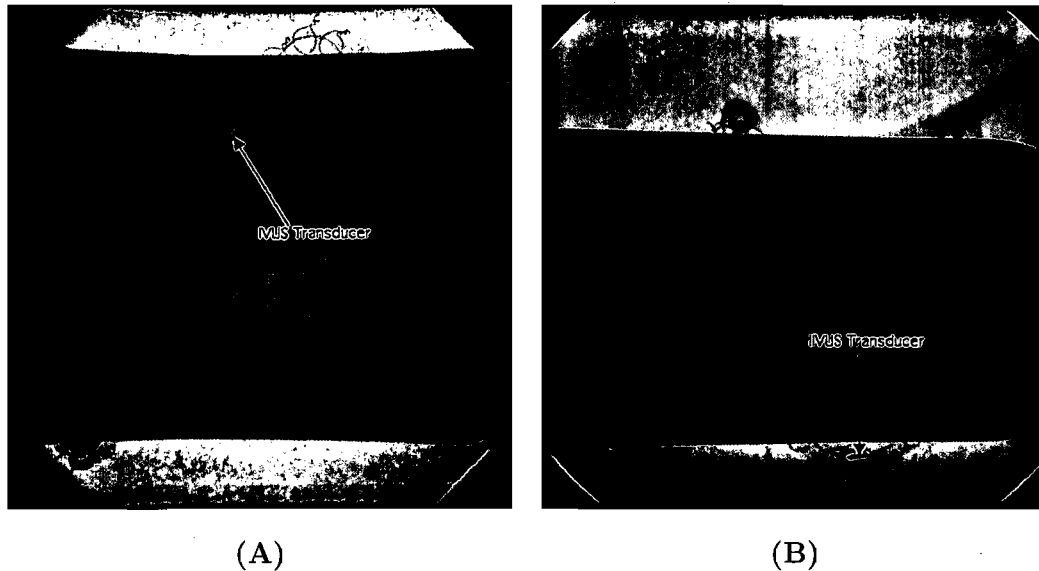


Figure 5.9: The X-ray images of the two phantoms are displayed showing the tubing with markers(metallic wire loop) every 2cm.

Mean errors of 3D tracking in mm for sections of the phantoms														
Phantom	Camera Model	RMS			Max			Min			Median			
		algorithm	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
(A)	FP		1.21	1.32	2.30	3.11	3.87	5.7	0.01	0.01	0.1	1.22	1.4	1.6
	WP		2.38	n/a	5.4	5.08	n/a	9.0	0.06	n/a	0.8	2.40	n/a	5.8
(B)	FP		0.75	1.2	1.1	3.16	3.5	3.2	0.2	0.2	0.1	0.78	1.1	1.1
	WP		2.77	n/a	2.6	6.01	n/a	6.2	0.34	n/a	0.4	2.80	n/a	2.4

Table 5.3: 3D trajectory estimation error for different sections of both phantom A and B.(algorithm A = method described in this paper, algorithm B = previous version of the single-plane method from [24], algorithm C=method of Sherknie *et al.* in [5])

of the algorithm.

For synthesized data, the 3D tracking results are better for full-perspective than weak-perspective 3D tracking. This is explained by the more important depth covered by the simulated trajectories which less corresponds to the weak-perspective camera

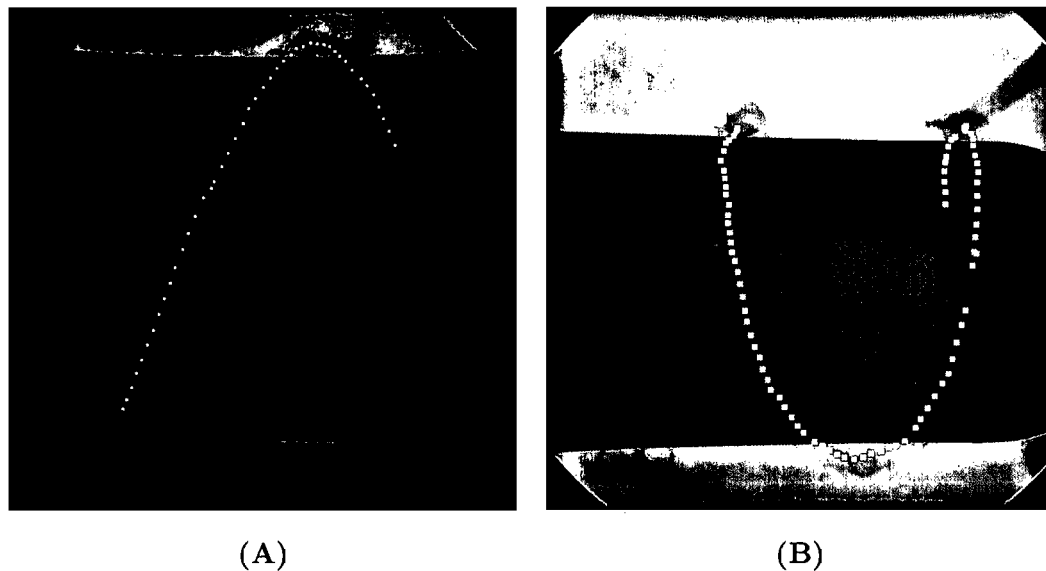


Figure 5.10: Results for the 2D tracking algorithm in the case of phantom A(left) and B (right).

Mean curvature and torsion of the reconstructed trajectories( $mm^{-1}$ )							
Phantom	camera model	$\kappa$			$\tau$		
	algorithm	A	B	C	A	B	C
(A)	FP	0.016	0.017	0.015	0.0063	0.007	0.005
	WP	0.018	n/a	0.015	0.0067	n/a	0.05
(B)	FP	0.028	0.029	0.027	0.0062	0.007	0.005
	WP	0.030	n/a	0.028	0.007	n/a	0.004
ground truth data	A	0.015			0.006		
ground truth data	B	0.026			0.006		

Table 5.4:  $\kappa$ : curvature( $mm^{-1}$ ),  $\tau$ : torsion( $mm^{-1}$ ) (algorithm A = method described in this paper, algorithm B = previous version of the single-plane method from [24]), algorithm C=method of Sherknie *et al.* in [5])

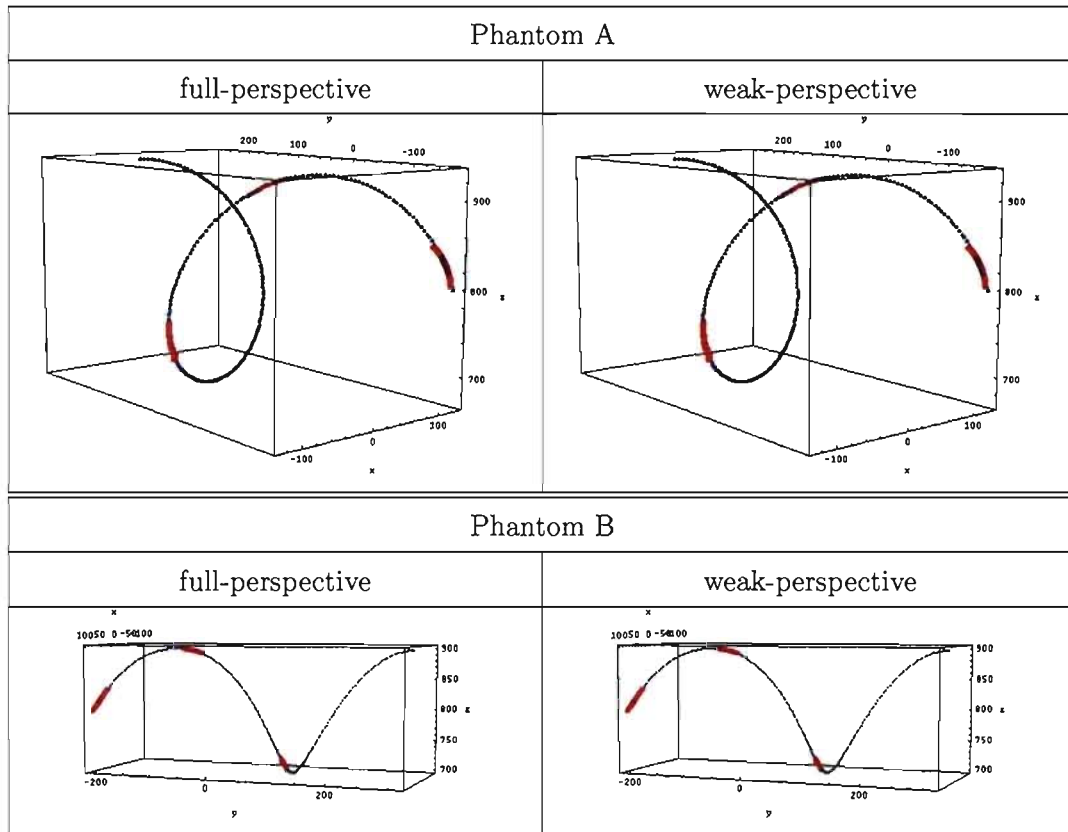


Figure 5.11: 3D trajectory estimations for both phantoms. Reconstructed sections are superimposed on the whole phantom.

model. As for the noisy simulated data, the full-perspective model better manages the inconstant pullback speed since it propagates less errors during the 3D trajectory estimation process.

Despite the fact that we used a large interval of starting depth  $Z_0$  and mean depth  $\bar{Z}$  for the phantom study, the results for each step in the interval were very similar. The maximum error difference for the trajectory estimation was limited to  $0.5mm$  in the search interval and 0 for the mean curvature and torsion. Those are promising results since we can conclude that even though we do not have accurate starting

depth or mean depth for the trajectories in clinical practice, we can still obtain good enough reconstructions of the IVUS transducer trajectories.

The results on synthesized data were almost the same for the algorithm of Jourdain *et. al* in [24] and our method, in case no noise was present in the data. In case of erratic pullback, the method of [24] does not find any trajectories, due to negative discriminants of equations 5.11 and 5.14, when our algorithm manages to obtain good results, which proves the improved reliability of our method.

In the case of phantom data, we compare our results to Jourdain *al.* [24] and Sherknie *et al.* [5] since they all have been validated with the same phantoms. The results for our method shows clearly the improvement to the method described in [24]. Furthermore, the method of [24] did not even manage to retrieve a correct trajectory for weak-perspective model 3D tracking, due to negative discriminant of 5.14.

The results of Sherknie *et al.* are comparable to ours. Our 3D tracking RMS error is smaller or equal to them [5]. But the method of Sherknie *et al.* uses the transducer length on the image plane, which is not reliable considering that this length can be limited to 1 or 2 pixels when foreshortening is significant. It is hard to retrieve with high accuracy this length from the image since both end of the transducer have to be accurately tracked [5]. Moreover, the current transducers tend to be smaller resulting in an even smaller projection length.

In the future, we plan to add the IVUS images to the reconstructed transducer 3D trajectory to fuse them into a 3D geometrically correct reconstruction of the artery. By backprojecting the reconstructed lumen in the image plane and adjusting it with the angiogram, it should be possible to improve even more the results [11].

## 5.5 Conclusion

This research has investigated the problem of IVUS transducer localization, a necessary step before the full 3D reconstruction of a vessel from IVUS images. We have

established that an image sequence from a single view, which is easy to obtain during an IVUS intervention, provides information that makes the pose estimation possible, given some a priori information like the pullback speed of the IVUS transducer. The method can be based on either full-perspective or weak-perspective camera model given the user has access to a rough estimate of the starting depth or mean depth of the trajectory of the IVUS transducer in the scanned artery. This method provides a mean to elaborate a fully 3D viewer of vessels by the fusion of single-plane angiography and IVUS which could greatly improves the analysis of vascular diseases.

### ***Acknowledgment***

This work was supported by the National Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) and the Montreal Heart Institute (MHI).

## Chapitre 6

# TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES IVUS

---

Tel que mentionné précédemment les images IVUS sont difficiles à analyser. Le développement d'outils d'analyse automatique des images IVUS est donc très important dans le diagnostic de la maladie d'athérosclérotique. Afin de pouvoir analyser les lésions des plaques d'athérome, il est important de pouvoir déterminer les contours des différentes couches histologiques des artères. Souvent, cette tâche fastidieuse et longue est effectuée par des experts et les résultats sont souvent difficiles à reproduire puisque la variance intra- ou inter-observateur peut atteindre jusqu'à 20% [25].

Dans ce chapitre, nous décrivons certains types d'approches présentés dans le passé dans le domaine de la segmentation IVUS. En premier lieu, nous présenterons des méthodes basées sur des algorithmes de recherche dans des graphes, pour ensuite décrire des méthodes utilisant des algorithmes de contour actifs pour finalement présenter des techniques de maximisation de probabilités calculées à partir de propriétés globales ou des régions des images IVUS.

### **6.1 Algorithmes de recherche dans un graphe**

Dans une méthode utilisant un algorithme de recherche dans un graphe, on considère les images à segmenter comme un graphe 2D ou 3D, dans le cas d'une séquence d'images. Chaque pixel des images constitue un noeud dans le graphe. Des coûts  $C(i, j)$  sont définis pour chacun des noeuds  $(i, j)$ , de manière à ce que  $C(i, j)$  soit minimal dans le cas où le pixel  $(i, j)$  fait partie du contour à segmenter. Ainsi, la segmentation s'exprime sous la forme d'un problème de recherche de chemin minimal dans un graphe.



Puisque les contours recherchés dans les images IVUS ont une forme circonférentielle, on exprime souvent les coordonnées des points en coordonnées polaires. Le coût associé à un contour exprimé dans un graphe s'exprime de la façon suivante:

$$C_{path} = \sum_{i=1}^N C(p(i)) \quad (6.1)$$

où  $N$  est le nombre de positions angulaires recherchées et  $p(i)$  est un point du chemin à la  $i$ ème position angulaire.

Sonka *et al.* [6] font la détection de la lumière ainsi que des contours de l'intima et de la média avec une recherche dans un graphe, en se basant sur des informations *a priori* sur l'anatomie des artères pour établir le coût des noeuds.

On définit interactivement une région d'intérêt de l'image ("ROI" ou "region of interest" dans la littérature), contenant tous les contours à détecter, dans laquelle on effectuera la recherche. La bordure externe de cette région, près de la lame élastique externe (voir chapitre 2) est définie par quatre points, identifiés par l'utilisateur sur chacune des images des séquences IVUS, à partir desquels une ellipse est formée. Ensuite, un polygone lisse et fermé est formé par la connexion de points cliqués à l'intérieur de la lumière près de son contour externe. C'est à partir de la région contenue entre ces deux contours qu'on construira un graphe dans lequel on effectuera la segmentation.

Pour chacune des images, on applique des filtres de Sobel permettant d'obtenir des informations sur l'intensité et la direction des arêtes des images. Pour la détection des contours de la média, on applique un filtre de Sobel  $5 \times 5$  aux pixels étant à une distance de 25 pixels ou moins de la bordure externe de la ROI définie interactivement précédemment. Pour la détection des contours de la lumière, un filtre Sobel de  $7 \times 7$  est appliqué aux pixels étant à une distance de moins de 25 pixels du contour interne de la ROI. Les filtres de Sobel ne sont pas les mêmes pour ces contours puisque la réponse ultrasonore n'est pas la même pour la plaque ou la média.

À partir de ces filtres, on obtient des images de toutes les arêtes contenues dans

les images IVUS. On détermine tout d'abord le contour de la lame élastique externe en se basant sur deux informations *a priori*:

1. le contour externe de la média devrait avoir une forme semblable au contour externe de la ROI puisqu'il est souvent elliptique.
2. le contour externe de la média est caractérisé par un patron d'échos ultrasonores double (figure 6.1).

Ainsi, on recherche un triplet d'arêtes ( $I_t$ ,  $E_l$  et  $E_t$  sur la figure 6.1), formant un patron circonférentiel contigu pour identifier la lame élastique externe. Pour ce faire, on définit la fonction de coût suivante:

$$\hat{c}_e(k, i) = \max_{x \in X, y \in Y} -P(k, i) \quad (6.2)$$

où  $k$  est un angle,  $i$  représente le  $i$ ème noeud du graphe,  $X$  et  $Y$  représentent les coordonnées faisant partie de la ROI, qui sont exprimées en coordonnées polaires dans les différentes fonctions de coût, et  $P(k, i)$  est le coût relié au patron d'intensité d'arêtes et est défini comme suit:

$$P(k, I) = E_l(k, i) + E_t(k, i) + I_t(k, i) \quad (6.3)$$

où  $E_l$ ,  $E_t$  et  $I_t$  sont des coûts associés aux trois arêtes recherchées dans le patron d'intensité, illustrés dans la figure 6.1, tel que:

$$E_l(k, i) = \begin{cases} f(k, i) & \text{si } d(k, i) \in [-\pi/2, \pi/2] \\ f(k, i) - dp & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.4)$$

$$E_t(k, I) = \max_{j=-4, -2} f_{E_t}(k, i + j) \quad (6.5)$$

$$E_t(k, I) = \max_{j=3, 6} f_{I_t}(k, i + j) \quad (6.6)$$

$$(6.7)$$

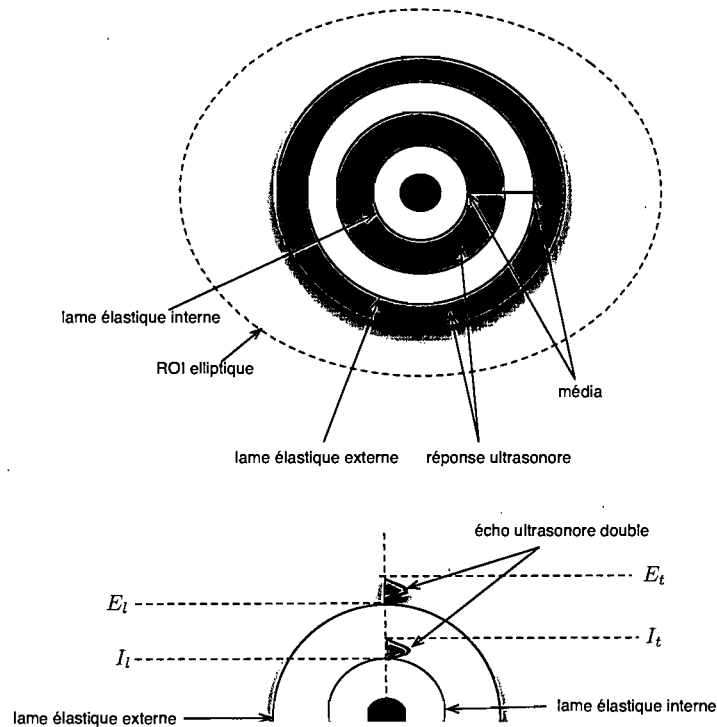


Figure 6.1: En haut, le patron d'écho ultrasonore pour les lames élastiques internes et externes (ou contours de la média). En bas, les réponses ultrasonores parfaites dans la direction radiale. (figure tirée de [6] )

où  $f(k, i)$  est l'intensité d'une arête pour le  $i$ ème noeud à l'orientation  $k$ ,  $d(k, i)$  est la direction de l'arête et  $dp$  est une constante de pénalisation dans le cas où la direction des arêtes n'est pas celle attendue pour le type de contour formé par la limitante élastique externe.

Afin de tenir compte de la forme elliptique de la limitante élastique externe, on

applique un coût global sur les chemins formés dans le graphe qui assure que les points du graphe se succèdent angulairement:

$$C_E(k, i) = \begin{cases} \hat{C}_E(k, i) & \text{si noeud prédécesseur dans le chemin est } C(k-1, i) \\ \hat{C}_E(k, i) + mp & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.8)$$

où  $mp$  est une constante de pénalisation appliquée dans le cas où le chemin trouvé n'est pas elliptique.

Une fois la limitante élastique externe identifiée, on définit la limitante élastique interne, soit le contour interne de la média. Pour ce faire, on se basera sur la direction des arêtes, leur intensité, et leur position par rapport à la bordure externe de la média précédemment déterminée. On définit les fonctions de coût des noeuds suivantes:

$$C_I(k, i) = \begin{cases} \hat{C}_I(k, i) & \text{si } 4 < i - j \leq 11 \\ \hat{C}_I(k, I) + sp & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.9)$$

où  $(k, j)$  est la coordonnée de la limitante élastique externe dans la même orientation que le noeud  $(k, i)$ ,  $sp$  est une constante de pénalisation appliquée dans le cas où l'on est trop près ou trop éloigné du contour externe de la média, et  $\hat{C}_I(k, i)$  incorpore l'information sur la direction et l'intensité des arêtes dans la fonction de coût:

$$\hat{C}_I(k, i) = \max_{x \in X, y \in Y} -f_{I_1}(k, i) \quad (6.10)$$

où  $X$  et  $Y$  sont les coordonnées des noeuds de la ROI, et  $f_{I_1}(k, i)$  est définie comme suit:

$$f_{I_1}(k, i) = \begin{cases} f(k, i) & \text{si } d(k, i) \in [-\pi/2, \pi/2] \\ f(k, i) - dp & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.11)$$

où les différentes variables sont définies comme dans l'équation 6.4.

Finalement, la détection de la lumière est basée sur la magnitude des arêtes et de la direction des arêtes. On obtient alors la fonction de coût suivante:

$$c_p(k, i) = \max_{x \in X', y \in Y'} -f_{p_1}(k, i) \quad (6.12)$$

où  $X'$  et  $Y'$  sont les coordonnées des noeuds faisant partie du graphe de recherche de la lumière artérielle, différent du graphe de recherche des contours de la média et  $f_{pl}(k, i)$  est défini comme  $f_{I_l}(k, i)$  dans l'équation 6.11. Il est à noter qu'une pénalité  $cp$  est ajoutée à  $c_p(k, i)$  dans le cas où le noeud  $(k, i)$  se trouve dans l'intima.

Dans [26], Zhang *et al.* présentent une version de cette méthode dans laquelle la ROI n'est définie manuellement que pour la première image, et se réajuste automatiquement pour les images subséquentes dans la séquence. Il faut quand même que l'utilisateur vérifie que la ROI englobe bien la média. Dans le cas contraire, on réajuste la ROI manuellement.

Dans Takagi *et al.*, on applique des filtres de détection des arêtes dans les images comme dans Sonka *et al.* [6] décrit précédemment.

On utilise huit filtres de Prewitt dans des directions différentes et on retient la réponse aux filtres la plus forte pour déterminer la direction des arêtes dans l'image. Un coût sera ensuite attribué aux différents noeuds et arcs dans le graphe formé par les réponses aux filtres. On se base sur le contraste entre le sang et le contour de l'intima pour identifier la lumière, alors que l'on utilise une approche semblable à celle présentée dans [6] en se basant sur un patron d'échos ultrasonores pour segmenter la média.

Pour la détection des contours de la lumière, on définit la fonction suivante:

$$f_i(i, j) = f_{lum}(i, j) + arc\_w(i, j) \quad (6.13)$$

où  $(i, j)$  sont des coordonnées polaires  $(\theta, r)$ ,  $f_{lum}(i, j)$  pénalise les arêtes qui n'ont pas une direction favorisée et  $arc\_w(i, j)$  permet un contrôle sur la forme de contour préféré. On les définit comme suit:

$$f_{lum}(i, j) = \begin{cases} f_{edge}(i, j) & \text{pour directions d'arêtes favorisées} \\ f_{edge}(i, j) + dp_{lum} & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.14)$$

$$arc\_w(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{pour directions d'arêtes favorisées} \\ I - MODEL & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.15)$$

où  $f_{edge}(i, j)$  est la magnitude du gradient au point  $(i, j)$  de l'image et  $dp_{lum}$  et  $I - MODEL$  sont des constantes de pénalisation. Pour la détection du contour de l'intima, on applique le même type de méthodologie mais avec une détection des doubles échos ultrasonores normalement autour de la média afin d'appliquer une pénalité dans le cas où ce patron d'échos n'existe pas.

Afin d'améliorer la robustesse de leur méthode, ces auteurs appliquent un prétraitement aux images afin de réduire les taches ou "speckles" ultrasonores. Pour ce faire, on fait une analyse fréquentielle dans le voisinage de chaque pixel des images, et selon le ratio de hautes et basses fréquences, on étiquette le pixel comme tissus vasculaire ou sanguin. À partir de cet étiquetage, on changera l'intensité des pixels des tissus sanguins par la moyenne d'intensité de leur voisinage. De plus, on ne fait pas d'initialisation manuelle avant le lancement de l'algorithme. On fait une recherche exhaustive de tous les chemins possibles du graphe, et on considère le chemin ayant le coût le plus faible comme étant le contour des différentes couches histologiques à détecter.

Les méthodes présentées précédemment se basent toutes sur des informations locales des images (gradient d'intensité, filtre de Sobel...), ce qui les rend plus sensibles au bruit normalement très présent dans les images IVUS. Dans [27], on applique un filtre aux images pour détecter et retirer les *speckle* ultrasonore des images, et on élimine aussi certaines images quand elles sont jugées de qualité insuffisante dû à la présence d'artéfacts tels que décrits dans le chapitre 2.

## 6.2 Algorithmes de contours actifs

### 6.2.1 Description générale des algorithmes de contours actifs

Un "snake" est un contour obtenu à l'aide d'un algorithme itératif qui vise à minimiser une fonction d'énergie jusqu'à l'obtention d'un minimum. On détermine une forme de base composée d'un ensemble de pixels dans une image  $V = \{v_i\}$ ,  $i \in [0, N]$ . Ces

points peuvent être reliés par une spline cubique ayant comme points de contrôle les points  $v_i$ , ou bien tout simplement par des droites.

Dans le cas d'un problème de segmentation, on applique des déplacements à chacun des points  $v_i \in V$  jusqu'à l'obtention d'un critère de minimisation qui correspondra à l'alignement des points de la forme le long de la structure à segmenter dans l'image. On associe au *snake* une fonction d'énergie qui atteindra un minimum quand les points  $v_i$  seront alignés le long du contour recherché dans l'image. Ce type d'approche permet une intégration facile d'information *a priori*, comme par exemple la courbure attendue des contours, au calcul de la segmentation (Mignotte et al. [28]).

Généralement, la fonction d'énergie utilisée est composée de deux termes, interne et externe, dépendant respectivement de la courbe formée par les points  $v_i$  et de propriétés de l'image à segmenter (équation 6.16).

$$E_{snake}(V) = \sum_{i=1}^n \alpha E_{int}(v_i) + \beta E_{ext}(v_i, y) \quad (6.16)$$

Où  $\alpha$  et  $\beta$  sont des paramètres ajustés par l'utilisateur selon ses connaissances du modèle géométrique à obtenir lors de la segmentation. La géométrie des contours segmentés obtenus vont beaucoup dépendre des poids  $\alpha$  et  $\beta$ . L'énergie interne correspond souvent à la courbure de la forme courante du *snake*. Par exemple, dans [28], on présente l'énergie interne comme suit:

$$E_{int}(v_i) = \arccos\left(\frac{\overrightarrow{v_{i-1}v_i} \cdot \overrightarrow{v_i v_{i+1}}}{\|\overrightarrow{v_{i-1}v_i}\| \cdot \|\overrightarrow{v_i v_{i+1}}\|}\right) \quad (6.17)$$

où  $v_i$ ,  $v_{i-1}$  et  $v_{i+1}$  sont des points consécutifs dans l'ensemble  $V$  des points composant le *snake*. Ceci permet d'exprimer la connaissance *a priori* sur la courbure de la forme à segmenter.

L'énergie externe est très souvent reliée au gradient d'intensité dans l'image. On fera en sorte que le snake tende à s'aligner suivant les pixels dont le gradient d'intensité est le plus élevé, indiquant ainsi une frontière (équation B.5).

$$E_{ext}(v_i) = -\|\nabla I(v_i)\| \quad (6.18)$$

où  $\nabla I(v_i)$  est le gradient d'intensité dans l'image au pixel sur lequel se trouve le point de contrôle  $v_i$ . En soustrayant cette quantité à l'énergie interne, on fait en sorte que le *snake* sera attiré par les points dont le gradient est le plus élevé.

On déplace donc chacun des points de la courbe de façon à obtenir un minimum sur le terme d'énergie de l'équation 6.16 (figure 6.2).

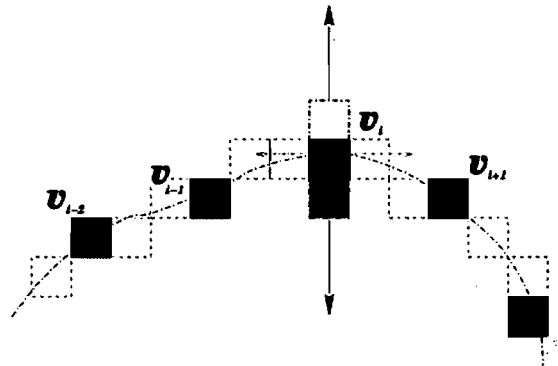


Figure 6.2: Déplacement des points du snake pour obtenir une énergie minimale

Plusieurs inconvénients sont reliés à ce type d'approche. Notamment, l'énergie externe reliée au gradient rend les algorithmes sensibles au bruit, souvent présents dans les images médicales. De plus, l'algorithme converge souvent vers un minimum local de la fonction d'énergie, ce qui le rend très dépendant de sa configuration initiale, obligeant ainsi très souvent l'utilisateur à initialiser manuellement et soigneusement l'ensemble de points  $v_i \in V$  initial.

### 6.2.2 Description de méthodes de contours actifs

Dans Shekhar *et al.* [7], on présente la fonction d'énergie associée au snake suivante:

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N \alpha E_{cont}(v_i) + \beta E_{curv}(v_i) + \gamma E_{img} \quad (6.19)$$



où  $N$  est le nombre de points dans le snake et les termes  $E_{cont}$ ,  $E_{curv}$ , sont des termes d'énergie internes, et  $E_{img}$  est l'énergie externe du snake.  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  sont des constantes déterminées empiriquement contrôlant le poids des différents termes de l'équation 6.19.

Le terme  $E_{cont}$ , dépend de la continuité de la courbe formée par le snake et est défini comme suit:

$$E_{cont}(v_i) = d - |v_{i \bmod N} - v_{(i-1) \bmod N}| \quad (6.20)$$

où  $d$  est la distance moyenne entre les points du snake et  $N$  est le nombre de points dans le contour actif. Ce terme permet d'empêcher la courbe de rapetisser et assure un espacement le plus égal possible entre les points.

Le terme d'énergie  $E_{curv}$  contrôle la courbure et est défini comme suit:

$$E_{curv}(v_i) = |v_{(i-1) \bmod N} - 2v_{i \bmod N} + v_{(i+1) \bmod N}|^2 \quad (6.21)$$

qui représente une approximation numérique de la seconde dérivée de la courbe au point  $v_i$ .

Finalement, le terme d'énergie  $E_{img}$  est le suivant:

$$E_{img}(v_i) = \frac{\min(v_i) - g(v_i)}{\max(v_i) - \min(v_i)} \quad (6.22)$$

où  $g(v_i)$  est le gradient d'intensité dans l'image au point  $v_i$  et  $\min(v_i)$  et  $\max(v_i)$  sont respectivement les valeurs de gradient minimal et maximal dans un voisinage de  $v_i$ . Ce dernier terme fera en sorte que les contours du snake sont attirés par les pixels de l'image dont le gradient est maximal.

Les auteurs élargissent leur méthode à une segmentation 3D en ajoutant deux composantes, longitudinale et transverse, aux termes d'énergie internes et déplacent les points de la surface du snake dans la direction radiale. La figure 6.3 présente le modèle de surface active 3D utilisée dans l'algorithme.

Dans Klingensmith *et al.* [8], on présente une version optimisée de l'algorithme présenté dans [7] afin de pouvoir comparer les résultats des deux méthodes. Dans les

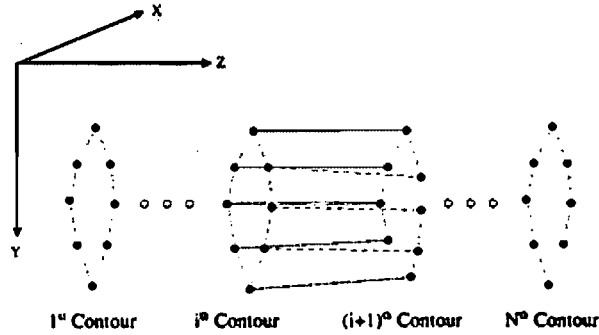


Figure 6.3: Le modèle de surface active utilisé dans [7] et [8]. (figure tirée de [8])

deux cas, on initialise l'algorithme en faisant une segmentation manuelle des contours de la lumière et de la média à tous les 7 à 10 images.

Dans Kovalski *et al.* [29], on présente une méthode se basant sur le principe que le contour formé par  $V$  sera associé à une énergie minimale si l'équation d'Euler-Lagrange suivante est respectée:

$$\frac{d}{ds} \left( \alpha(s) \frac{dv}{ds} \right) + \frac{d}{ds^2} \left( \beta(s) \frac{d^2}{ds^2} \right) + \frac{dE_{img}}{dv} = 0 \quad (6.23)$$

Afin d'éviter que les points du snake ne s'entassent les uns sur les autres, on applique des déformations radiales seulement aux points du contour. Ainsi, on exprime les points d'un contour 2D sous forme de coordonnées polaires et les points  $\{v_i\}$ ,  $i \in [1, N]$  deviennent  $\{r(\theta)\}$   $\theta \in [0, 2\pi]$ . L'énergie du *snake* devient donc:

$$E_{snake}(r) = E_{int}(r) + E_{img}(r) + E_{bal}(r) \quad (6.24)$$

où  $E_{int}$ ,  $E_{img}$  et  $E_{bal}$  sont respectivement les termes d'énergie interne, externe, et une force de type "ballon". Le dernier terme sert à éviter que le contour ne se referme sur lui même en un seul point et qu'il se gonfle plutôt comme un ballon, d'où le nom attribué à ce terme:

$$E_{bal}(r(\theta)) = k \mathbf{n}_\perp(r(\theta)) \quad (6.25)$$

où  $k$  est une constante de poids associée à ce terme et  $\mathbf{n}_\perp(r)$  est la normale unitaire à la courbe au point  $r(\theta)$ . Cette force aura pour effet de pousser la courbe dans la direction de la normale à la courbe, donnant l'impression que la courbe gonfle tel un ballon.

Le terme d'énergie interne est relié à la courbure et est défini comme suit:

$$E_{int}(r(\theta)) = \gamma \frac{d^2 r}{d\theta^2} \quad (6.26)$$

où  $\gamma$  est un paramètre de l'algorithme contrôlant le poids accordé au terme d'énergie interne dans l'énergie totale de l'équation 6.24. Finalement, le terme d'énergie externe  $E_{img}$  est défini de façon à réduire la sensibilité de l'algorithme au bruit dans l'image. En effet, dans le cas d'images IVUS, il arrive souvent que les gradients soient très bruités, et si l'énergie externe est essentiellement basée sur le gradient, cela rend l'algorithme sensible au bruit. Ainsi, l'énergie externe est définie comme suit:

$$E_{img}(r(\theta)) = -\alpha I(r(\theta)) * M \quad (6.27)$$

où  $\alpha$  est un poids attribué à l'énergie externe dans l'algorithme,  $M$  est un masque 2D de lissage utilisé pour réduire le bruit dans l'image,  $I(r(\theta))$  est le niveau de gris dans l'image au point  $r(\theta)$  et  $*$  est l'opérateur de convolution.

Pour l'initialisation de l'algorithme de détection de la lumière, on initialise le contour autour du transducteur, dans le centre de l'image et avec le terme d'énergie  $E_{bal}$ , le contour du snake se dilatera jusqu'à ce qu'il atteigne les contours de la lumière. Dans le cas de l'initialisation de la segmentation de la média, on initialise les contours manuellement pour la première image, et on ajustera automatiquement ces contours pour chacune des images de la séquence IVUS.

Finalement, afin d'effectuer une segmentation tridimensionnelle, on modifie les différents termes de la fonction d'énergie 6.24. On ajoutera donc un terme longitudinal au terme  $E_{int}$  qui deviendra:

$$E_{int}(r(\theta)) = \gamma \frac{\partial^2 r}{\partial \theta^2} + (1 - \gamma) \frac{\partial^2 r}{\partial z^2} \quad (6.28)$$

où  $\gamma$  est une constante telle que  $\gamma \in [0, 1]$  permettant de contrôler l'importance associée à chacun des termes de l'énergie interne, et  $\partial^2 r / \partial z^2$  est la composante longitudinale de l'énergie interne.

Pour l'énergie externe, on utilise un masque de lissage  $M$  tridimensionnel et pour l'énergie de "ballon", on exprime  $\mathbf{n}_\perp(r(\theta))$  en trois dimensions.

Une autre méthode basée sur les contours actifs a été développée par Sanz-Requena *et al* [30]. Ils utilisent des termes d'énergie interne et de ballon, semblables à [29] et se basent sur le critère d'Euler-Lagrange décrit dans l'équation 6.23. Ils élaborent une fonction d'énergie externe basée sur un flux de vecteurs gradients ("gradient vector field" ou "GVF" dans la littérature), dont le calcul est décrit dans [31]. Ainsi, on utilise l'énergie externe  $E_{img}$ , calculée dans Xu et Price [31], suivante:

$$\mu \nabla^2 v_{gvf} - (v_{gvf} - \nabla f_{edge}) |\nabla f_{edge}|^2 = 0 \quad (6.29)$$

où  $\mu$  est un paramètre de régularisation et  $f_{edge}$  est calculé comme suit:

$$f_{edge}(x, y) = \left| \nabla [H_m(x, y) * I(x, y)] \right| \quad (6.30)$$

où  $H_m$  est un filtre médian, et  $I(x, y)$  est l'intensité du pixel en coordonnée  $(x, y)$  de l'image  $I$ .

Dans la méthode présentée par [30], on peut faire l'initialisation soit en initialisant les premiers contours manuellement, ou en laissant l'algorithme ajuster dynamiquement les différents paramètres, mais il a été constaté que cela rend l'algorithme beaucoup plus lent.

Toutes les techniques présentées jusqu'à maintenant présentent le même désavantage. Puisqu'elles sont basées sur des caractéristiques locales d'images, cela les rend plus sensibles au bruit. Certains vont même jusqu'à retirer des séquences les images trop bruitées ou contenant trop d'artéfacts [27].

### 6.3 Algorithmes basés sur des caractéristiques des régions des images

Les méthodes décrites précédemment utilisent toutes pour la plupart des caractéristiques locales des images. Elles présentent donc toutes le désavantage d'être sensibles au bruit. Dans [27] on retire même des séquences les images trop bruitées ou contenant trop d'artéfacts.

Certains se sont donc tournés vers les caractéristiques propres à chaque région des images IVUS afin d'élaborer de nouvelles méthodes de segmentation. Mojsilovic *et al.* [32] ont développé une méthode de segmentation par seuillage utilisant des critères de texture autour des pixels. On calcule d'abord deux types de critères de texture pour chaque pixel de l'image, et à partir d'histogramme, on détermine un seuil permettant de séparer le plus possible les pixels de chacune des régions.

Pour identifier la lumière, on utilise la méthode des longueurs de plages ("gray level run length" ou "GLRL" dans la littérature) représentant le nombre de séries de pixels de même intensité dans un voisinage d'un pixel pour une orientation donnée. On définit cette mesure comme suit:

$$GLRL = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i, j) \quad (6.31)$$

où  $N$  est le nombre de pixels dans un voisinage donné,  $N_g$  est le nombre de niveaux de gris différents dans l'image,  $N_r$  est le nombre de différentes longueurs de séries recherchées et  $p(i, j)$  est le nombre de séries de niveaux de gris  $i$  de longueur  $j$ . L'orientation considérée dans la méthode est de  $0^\circ$ .

Afin d'identifier les pixels de la plaque et de l'adventice, on utilise l'opérateur de texture de moyenne de niveaux de gris ("mean gray level" ou "MGL"). On le définit comme suit:

$$MGL = \frac{1}{N} \sum_{x,y \in V} I(x, y) \quad (6.32)$$

où  $N$  est le nombre de pixels dans un voisinage donné,  $V$  est un voisinage et  $I(x, y)$  est l'intensité de l'image au pixel  $(x, y)$ .

À partir de chacun des opérateurs de texture décrits dans les équations 6.31 et 6.32, Mojsilovic *et al.* décrivent une méthode de détermination automatique de seuil  $t_{glrl}$  et  $t_{mgl}$  pour identifier les pixels de la lumière, de la plaque et de l'adventice par seuillage. Tous les pixels ayant une valeur de GLRL sous le seuil  $t_{glrl}$  sont considérés comme faisant partie de la lumière, puisque celle-ci n'est pas composée de beaucoup de texture. Et puisque la plaque et l'adventice ont normalement une intensité plus élevée, les pixels ayant une valeur de  $MGL$  plus grande que le seuil  $t_{mgl}$  sont identifiés comme faisant partie de ces structures.

Finalement, un post-traitement doit être appliqué puisqu'une approche par segmentation par seuil fait apparaître des trous dans les régions segmentées ou crée des contours irréguliers. Ainsi, on applique des opérateurs de morphologie mathématique pour faire disparaître ces artéfacts.

Une autre approche récemment présentée est celle de Haas *et al.* dans [33]. On utilise un estimateur de maximum *a posteriori* (MAP) en coordonnées polaires que l'on maximise afin d'obtenir la segmentation la plus vraisemblable d'une image. On représentera un contour  $r$  comme une fonction de l'angle  $\phi_m$  où  $m$  est une position angulaire. On cherche donc un contour  $r$  tel que :

$$\begin{aligned} r_{map} &= \arg \max_r P(r|i) \\ &= \arg \max_r \frac{P(I|r)P(r)}{P(I)} \\ &= \arg \max_r P(I|r)P(r) \end{aligned} \quad (6.33)$$

où  $P(r|I)$  est la probabilité d'un certain contour étant donné une image, soit la probabilité *a posteriori*.  $P(I|r)$  suit une distribution de Rayleigh [34], et  $P(r)$  est l'information *a priori* sur la géométrie du contour recherché. Finalement,  $P(I)$  ne dépend pas de  $r$ , et peut être omis dans le calcul d'optimisation, d'où l'équation 6.33.

On définit  $P(I_{mn} = I|r)$ , comme une distribution de Rayleigh, donnant le modèle

suisant:

$$P(I_{mn} = I|r) = \begin{cases} 0 & \text{si } I \leq 0 \\ \frac{I}{\sigma_{mn}^2(r)} \exp\left(-\frac{I^2}{2\sigma_{mn}^2(r)}\right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.34)$$

où  $\sigma_{mn}$  est le paramètre de Rayleigh associé à la région à laquelle le pixel  $(m, n)$  appartient. Il est à noter que  $(m, n)$  sont des coordonnées polaires. Dans le cas de deux régions, on définit comme suit ce paramètre:

$$\sigma_{mn} = \begin{cases} \sigma'(m) & \text{si } n < n_m \text{ (region 1)} \\ \sigma''(m) & \text{si } n > n_m \text{ (region 2)} \end{cases} \quad (6.35)$$

où  $\sigma'_m$  et  $\sigma''_m$  sont les paramètres de Rayleigh pour chacune des régions à segmenter. Ces paramètres sont estimés à chaque itération de l'algorithme afin de maximiser l'équation 6.33.

Finalement, on élabore le modèle statistique du contour comme suit:

$$P(r) = \text{const} \cdot \exp\left(-\sum_{m=1}^M (\Phi_m^R(r) + \Phi_m^S(r))\right) \quad (6.36)$$

où:

$$\Phi_m^R(r) = \begin{cases} 0 & \text{si } r_{\min} \leq r_m \leq r_{\max} \\ \infty & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.37)$$

$$\Phi_m^S(r) = \alpha_M (r_m - r_{m-1})^2 \quad (6.38)$$

Dans l'équation 6.37, on définit un terme permettant de définir une région d'intérêt pour chaque région de l'image à segmenter, et dans l'équation 6.38, on ajoute un terme permettant de lisser les contours recherchés.

Ainsi, on élabore un algorithme itératif d'optimisation du logarithme de la fonction 6.33 en deux étapes.

1. estimation des valeurs des paramètres de distribution  $\sigma'_m$  et  $\sigma''_m$
2. calcul du nouveau contour optimisant la fonction 6.33

Pour une segmentation 3D, on utilise la distribution et la segmentation obtenue de l'image  $I_{t-1}$  pour initialiser la distribution et les contours de l'image  $I_t$ . Pour fin d'initialisation, une estimation des contours de la première image de la séquence est déterminée manuellement.

Plus récemment, M-H. Cardinal *et al.* [9] se sont aussi basés sur le fait que la distribution des niveaux de gris dans les images IVUS suit une mixture de distribution de Rayleigh [35]. Contrairement à [33] qui détermine les paramètres des distributions durant l'exécution de l'algorithme, M-H. Cardinal *et al.* estiment les paramètres de la distribution des niveaux de gris à partir d'un algorithme "expectation-maximization" ou "EM" préalablement à l'étape de segmentation.

La fonction de densité de probabilité de Rayleigh  $p_X$  de paramètre  $a^2$  s'exprime comme suit:

$$p_X(x; a^2) = \frac{x}{a^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2a^2}\right) \quad (6.39)$$

où  $X \in [1, \dots, 256]$  est l'ensemble des niveaux de gris possibles dans l'image,  $x$  et  $a^2 > 0$  et la variance de la distribution est  $\sigma^2 = a^2(4 - \pi)/2$ .

Ainsi, une mixture de Rayleigh est exprimée par la fonction de densité suivante:

$$p_{X|\Theta}(x|\Theta) = \sum_{j=1}^M \omega_j p(x|a_j^2) \quad (6.40)$$

où les paramètres de la distribution sont  $\Theta = \{(w_j, a_j)\}_{j=1}^M$  dans lesquels les  $w_j$  et  $a_j$  sont respectivement le poids accordé et le paramètre associé à chacune des distributions de Rayleigh composant la mixture. Les poids  $w_j$  sont tels que  $\sum_{j=1}^M w_j = 1$ . Les indices  $j \in [1, M]$  représentent chacune des régions des images IVUS à segmenter.

Les paramètres  $\Theta$  de l'équation 6.40 peuvent être évalués à partir des images IVUS par un algorithme EM qui permet de déterminer les paramètres d'une distribution à partir de données dans lesquelles des informations sont cachées [36]. Dans le cas des images IVUS, les données sont les pixels des images à partir desquelles on peut obtenir l'intensité mais les classes ou la régions des images auxquelles ils appartiennent sont inconnues.



Une fois les paramètres de la distribution de l'équation 6.40 retrouvés, on utilise un algorithme de "fast-marching" dérivé de la méthode des "level set" (Osher et Sethian [37]) pour retrouver les différents contours de l'image. Il consiste en l'évolution d'une interface de propagation sous une fonction de vitesse  $F$ , unidirectionnelle dans le cas du "fast-marching". L'évolution du contour est exprimée en terme de temps d'arrivée  $T(x)$  du contour au point  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ . La fonction  $T$  est tel que le temps d'arrivée entre deux points adjacents augmente lorsque la vélocité  $F$  du contour diminue:

$$|\nabla T|F = 1 \quad (6.41)$$

Ainsi, la propagation de l'interface se fait selon les temps d'arrivée du contour aux différents pixels de l'image. L'algorithme sélectionne des points de l'interface ayant le plus petit temps d'arrivée et calcule les temps d'arrivée de leur voisinage. Cette opération est répétée à chaque itération jusqu'à ce que l'interface se soit propagée dans toute l'image ou que le front de propagation devienne stationnaire. Les différentes équations permettant de calculer les temps d'arrivée aux différents pixels de l'image sont décrites dans [37].

Dans [9], on détermine les frontières de la lumière, de l'intima et de la média des artères, ce qui oblige à avoir recours à un algorithme de propagation d'interfaces multiples. On doit donc définir un contour comme la rencontre de deux fronts se propageant dans des directions inverses (figure 6.4).

Les auteurs comparent deux fonctions de vélocité  $F$ , définissant la vitesse de propagation du front, la première basée sur la densité de probabilité des intensités dans les images, et la deuxième basée sur le gradient d'intensité dans l'image. Dans le cas de la première fonction de vitesse, on définit une vitesse  $F_m$  de l'interface  $m$ :

$$F_m(i, j, k) = \left(1 + \frac{1}{N_v} \sum_{s \in v} \frac{\log P_m(I_s)}{\frac{1}{N_L - 1} \sum_{l \neq m, l \in L} \log P_l(I_s)}\right)^{-1} \quad (6.42)$$

où

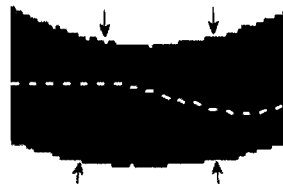


Figure 6.4: Dans le cas d'un algorithme de propagation d'interfaces multiples, on définit un contour comme la rencontre de front de propagation se dirigeant dans des directions opposées. (figure tirée de [9])

1.  $I_s$  est l'intensité du pixel à la position 3D  $s = (i, j, k)$
2.  $P_m(I_s)$  et  $P_l(I_s)$  sont respectivement les probabilités que le pixel  $I_s$  appartienne à la région  $m$  ou  $l$
3.  $v$  est le voisinage du pixel  $I_s$ . Puisqu'une probabilité est plus significative pour une région qu'un seul pixel, les probabilités associées aux pixels d'un voisinage de  $I_s$  sont considérées dans le calcul de la vélocité du front de propagation.

Ainsi, la fonction  $F_m$  est plus rapide dans une région ayant une distribution de niveaux de gris près de celle de la région  $m$ , et diminue quand on se rapproche des contours de cette région.

La deuxième vitesse utilisée est basée sur les gradients dans l'image et est définie comme suit:

$$F(i, j, k) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I_s|} \quad (6.43)$$

où  $G_\sigma$  est un filtre symétrique gaussien utilisé pour filtrer l'image, et  $\nabla G_\sigma * I_s$  est le gradient 2D calculé dans l'image filtrée au pixel  $I_s$ . Cette vitesse diminue donc lorsqu'un gradient est élevé, indiquant un contour, et est plus grande dans des régions homogènes de l'image.

Dans [9], on initialise les interfaces en utilisant une identification manuelle des contours sur trois coupes longitudinales de trois orientations différentes (figure 6.5) des

séquences IVUS, afin d'obtenir des informations sur toute la séquence à la fois. Ainsi, sur chaque coupe longitudinale, et de chaque côté du transducteur, on identifiait des contours près de la lumière et dans la média.

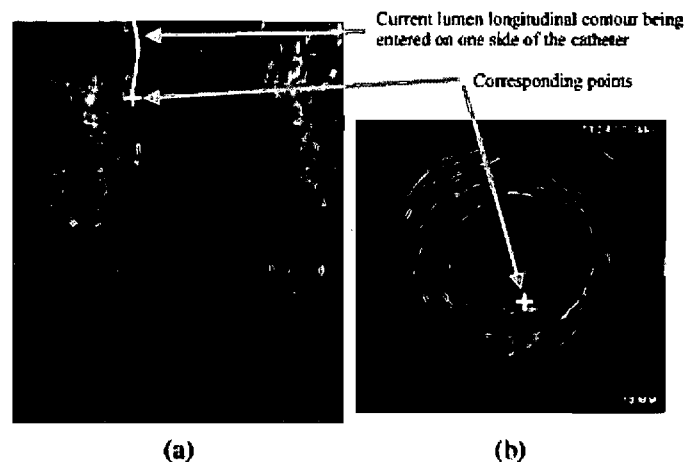


Figure 6.5: On trace une ligne, de chaque côté du transducteur, près des contours de la lumière et dans la média. (figure tirée de [9])

#### 6.4 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs méthodes de recherche dans les graphes, de contours actifs de maximisation de probabilité, élaborées pour effectuer la segmentation 2D ou 3D des images IVUS. Certaines de ces méthodes se basaient sur des critères locaux des images comme le gradient d'intensité ou la corrélation de patron de lignes avec les arêtes des images. Ces méthodes sont plus sensibles au bruit dans l'intensité des images, très présent normalement dans le cas d'images IVUS. D'autres se basaient sur des propriétés de textures ou sur la variance des niveaux de gris dans les régions des images. Finalement, certains font une estimation préalable de la distribution des niveaux de gris pour chacune des régions des images IVUS.

Malheureusement, ces dernières méthodes impliquent plusieurs paramètres de distribution supplémentaires dans le processus de segmentation. En 2001, un consensus d'experts cliniques du American College of Cardiology déclarait qu'aucune méthode de segmentation présentées jusqu'à ce moment n'étaient acceptées de façon unanime par les cliniciens [38].

Dans le chapitre suivant, nous présentons une nouvelle méthode de segmentation 3D utilisant les contours actifs et originale pour la géométrie des contours actifs 3D utilisés. On se base sur des caractéristiques globales simples des images IVUS, soit la moyenne des niveaux de gris à l'intérieur et l'extérieur des régions à segmenter. Malgré sa simplicité, les résultats obtenus se comparent à ceux obtenus par M-H. Roy-Cardinal *et al.* dans [9].

## Chapitre 7

# INTRAVASCULAR ULTRASOUND IMAGE SEGMENTATION : A HELICAL ACTIVE CONTOUR METHOD

---

Cet article [12] a été soumis comme l'indique la référence bibliographique

Mélissa Jourdain, Jean Meunier, Jean Séqueira, Jean-Claude Tardif, Guy Cloutier. Intravascular Ultrasound Image Segmentation : An Helical Active Contour Method *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, soumis en avril 2009

### ***Abstract***

During an Intravascular Ultrasound (IVUS) examination, a catheter with an ultrasound transducer is introduced in the body through a blood vessel and then pulled back to image a sequence of vessel cross-sections. An IVUS exam results in several hundred noisy images often hard to analyze. Hence, developing powerful automatic analysis tool would facilitate the interpretation of structures in IVUS images. In this paper we present a new IVUS segmentation method based on an original active contour model. The contour has a helical geometry and evolves like a spiral shape that is distorted until it reaches the artery lumen boundaries. Despite the use of a simple statistical model and a very sparse initialization of the snake, the algorithm converges to satisfying solutions that can be compared with much more sophisticated segmentation methods. To validate the method, we compared our results to manually traced contours and obtained an Hausdorff distance  $< 0.61mm$  ( $n = 540$  images) indicating the robustness of the method.

## 7.1 Introduction

One of the most common cardiovascular diseases is coronary atherosclerosis, the build-up of plaques (a combination of cholesterol, cellular waste and other materials) within artery walls. The investigation of the severity of coronary atherosclerosis is therefore very important for the diagnosis and therapeutic strategy that need to be undertaken.

Intravascular ultrasound (IVUS) produces images of artery cross-sections that clearly reveal the lumen, walls and plaque, providing information about the nature of atherosclerosis lesions and plaque shape and size. To obtain the IVUS images, a catheter with an ultrasound transducer is introduced in the vessel and pulled back at a constant speed to image a sequence of equidistant vessel cross-sections.

Given that an IVUS exam results in several hundreds of images per patient, which can be of suboptimal quality due to speckle noise or calcification of the wall leading to the appearance of shadow in the images, the IVUS data set is hard to visually analyze. Hence, it would be useful to develop powerful automatic analysis tools for this type of images.

In the past, many IVUS image segmentation techniques have been elaborated in order to facilitate the identification of the different artery regions. For instance, in [26] and [27], the authors used graph-search algorithms based on Sobel filter, image gradient and a priori information on the edge orientation of the searched contours. Other methods such as [8] and [29] used active contour methods (or "snake") based on local properties of the image such as image gradient and image intensity close to the contour. A level set approach is presented in [9] based on a mixture of Rayleigh probability distribution estimated in the images. In [39], a multi-agent system that uses different image texture criteria is elaborated. Finally, in [33], a Maximum-A-Posteriori(MAP) estimator based on gray level Rayleigh probability distributions is optimized to determine contours.

We present in this paper a new space curve active contour segmentation technique.

This "snake" has a helical geometry and evolves like a spiral shape that is distorted until it reaches the artery lumen. It uses global properties of the image and allows a full 3D reconstruction without more heavy methodologies that require 3D meshes or propagating interfaces.

## 7.2 Method

### *Active contour method*

The active contour method consists in distorting a geometrical model to minimize an associated energy function. A snake is constituted by a set  $V$  of  $N$  points corresponding to different positions in an image. The distortions correspond to displacements applied to each of the  $v_i \in V$ ,  $i \in [1, N]$ , points of the snake.

The energy function  $E_{snake}$  is composed of two terms: an internal energy term  $E_{in}$  depending on the geometrical properties of the model such as its curvature, and an external energy term  $E_{ext}$  related to the image properties such as gradient of intensity (equation B.6).

$$E_{snake}(V) = \sum_{i=1}^N \alpha E_{int}(v_i) + \beta E_{ext}(v_i, y) \quad (7.1)$$

where  $\alpha$  and  $\beta$  are parameters adjusted by the user and  $y$  represents information from the image at point  $v_i$ .

### *Helical snake*

The main goal of this paper is to obtain a 3D segmentation of the lumen, considering all the IVUS images of a sequence, with a new original approach. We base our approach on a space curve snake model to take advantage of the existing correlation between consecutive frames in an IVUS sequence without using complex 3D models (3D meshes, 3D propagating interfaces). A space curve is a curve that may pass through any region of three-dimensional space, as contrasted to a plane curve that

lies on one plane [40].

The snake evolves like a spiral shape inside a tube and expands until it reaches the tube walls. Hence, our approach uses a snake with a helical form:

$$X(s) = r\cos(s) \quad (7.2)$$

$$Y(s) = r\sin(s) \quad (7.3)$$

$$Z(s) = hs \quad (7.4)$$

where  $h$  and  $r$  are respectively the height and the radius of the helix. For our purpose,  $h$  controls the number of loops between each frame while  $r$  is a radial parameter to fit the spiral on the lumen contour. Changing the value of  $r$  for each point of the helix allows deformations to fit the contours (figure 7.1).

The snake is initially built with a uniform sampling of the parameter  $s$ . Hence, the snake is composed by a set of points  $V = \{v_i\}_{i=1}^N = \{(X(i\Delta s), Y(i\Delta s), Z(i\Delta s))\}$ , where  $\Delta s$  controls the proximity of the different successive points in the set  $V$ . The value of  $h$ , the height of the helix, is determined by the user while  $r$  is first initialized based on a first coarse manual segmentation described later. In the figure 7.1, the initial and final configuration of the snake are illustrated.

The points  $v_i = (x_i, y_i, z_i)$  are represented in cylindrical coordinates and become  $v_i = (r_i, \theta_i, z_i)$  which correspond respectively to radial, angular and depth positions of the points  $v_i$ . Throughout this paper, we will use the following convention in order to identify the different points in the set  $V$ .

$$v_i = (X(i\Delta s), Y(i\Delta s), Z(i\Delta s)) \quad (7.5)$$

$$v_{i\pm 1} = (X((i \pm 1)\Delta s), Y((i \pm 1)\Delta s), Z((i \pm 1)\Delta s)) \quad (7.6)$$

$$v_{i\pm 2\pi} = (X(i\Delta s \pm 2\pi), Y(i\Delta s \pm 2\pi), Z(i\Delta s \pm 2\pi)) \quad (7.7)$$

where,  $v_i$  is one point of the snake,  $v_{i\pm 1}$  are previous or next points of  $v_i$  and  $v_{i\pm 2\pi}$  are the points with the same angular position as  $v_i$ , in the previous or next loop of



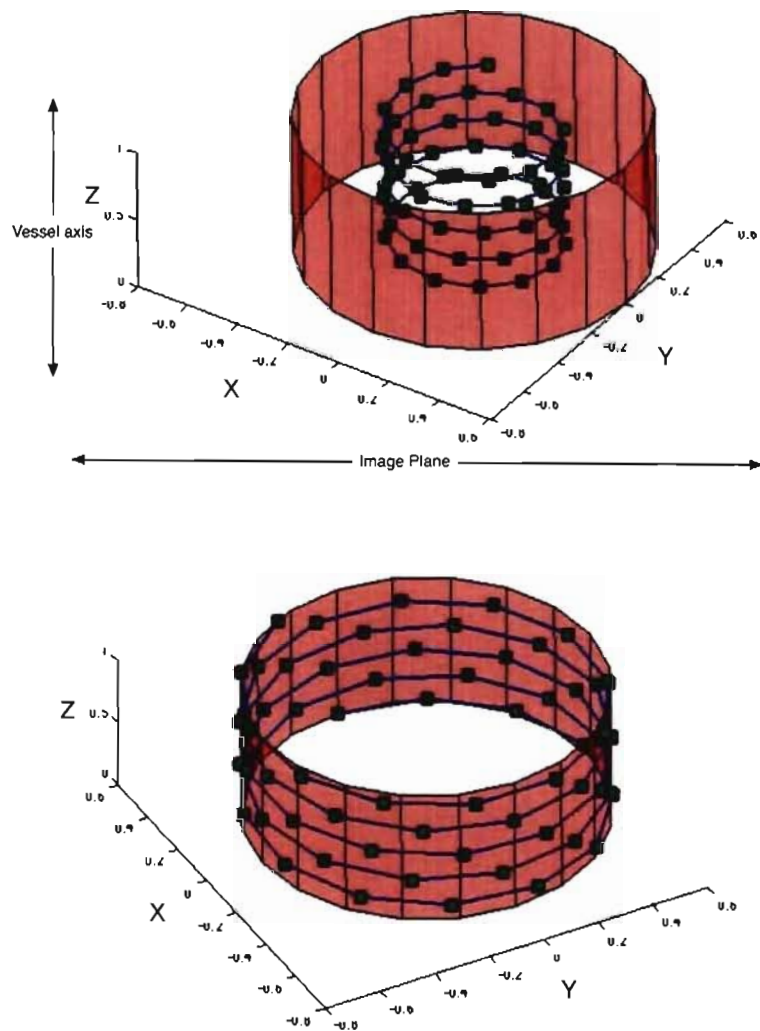


Figure 7.1: Helical snake in its initial (top) and final configuration (bottom). The red cylinder represent a tubular volume (e.g. artery) to segment.

the helix (figure 7.2).

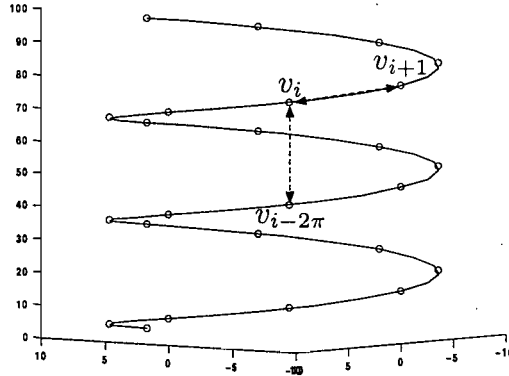


Figure 7.2: Point identification as described in the equations 7.5, 7.6 and 7.7.

### *Internal Energy*

To ensure a smooth curve, the internal energy is related to the difference in radial position between consecutive points of the snake. In order to take advantage of the correlation between consecutive frames in the sequence during the segmentation process, we also take into account the radial distance between each point  $v_i$  and its corresponding point in the previous loop  $v_{i-2\pi}$  (figure 7.2). Consequently, we propose the following internal energy:

$$E_{int}(v_i) = \sqrt{(r_i - r_{i-1})^2 + (r_i - r_{i-2\pi})^2} \quad (7.8)$$

where  $r_i$ ,  $r_{i-1}$  and  $r_{i-2\pi}$  are respectively the radial coordinates of the points  $v_i$ ,  $v_{i-1}$  and  $v_{i-2\pi}$ . This energy term ensures that the final curve of the snake is smooth as one would expect for an artery contour geometry.

### *External energy*

In IVUS images, we can distinguish the pixels that are part of the lumen by their low grey level intensity (20 MHz IVUS acquisitions are considered in this study).

Therefore, we base the external energy on the assumptions that pixels inside (outside) the lumen should have a grey level close to the mean intensity  $\mu_{in}$  ( $\mu_{out}$ ) inside (outside) the lumen.

At each iteration of the algorithm, each  $v_i \in V$  are radially moved. The algorithm tests a set of neighboring points  $W$  with the same orientation  $\theta$  and depth  $z$  as  $v_i$  by computing an energy term for each points  $w_i \in W$  (figure 7.3).

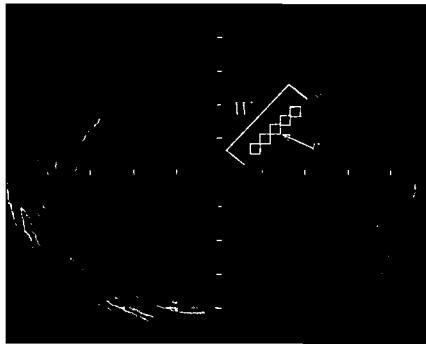


Figure 7.3: At each step, the algorithm considers different new positions for each  $v_i \in V$  in a radial neighborhood  $W$ . All the pixels  $w_i$  in the radial neighborhood  $W$  are considered as new potential positions for the current point  $v_i$ .

The external energy term will be optimal for a point  $w_i$  that ensures that all points  $w_j \in W$  inside and outside the helical snake have an intensity  $I(w_j)$  close to the internal or external mean intensity  $\mu_{in}$  and  $\mu_{out}$ , as stated by the following energy function.

$$E_{ext}(v_i) = \sum_{w_i \in W_{in}} P(I(w_i), \mu_{in}) + \sum_{w_i \in W_{out}} P(I(w_i), \mu_{out}) \quad (7.9)$$

where  $W_{in}$  and  $W_{out}$  are respectively the sets of points in  $W$  that are inside and outside the helical snake.  $P(w_i, \mu_{in|out})$  are simple gaussian probability distribution functions with a standard deviation  $\sigma$  provided by the user to control the intensity variance in the lumen.  $\mu_{in}$  and  $\mu_{out}$  are the current mean inside and outside the snake, updated at each iteration of the algorithm and computed based on the whole image

sequence.

### *Initialization*

It is well-known that snake convergence strongly depends on its initial configuration. Several IVUS segmentation methods need a first manual initialization on each image of the sequences to segment, which is a tremendous task [6]. In our approach, we simply initialize the snake by manually specifying a coarse approximation of the contour for the first, middle and last images of the sequence. 6 points of the contour on each of these frames are manually clicked on the lumen border.

The initial helix is built according to this first initialization that specifies a radial position  $r_i$  for some angular and depth positions in the helix.

### *Snake evolution*

To ensure a helical geometry of the snake throughout the algorithm process, the snake points are moved radially, *i.e.* perpendicularly to the  $Z$  axis and the snake curve tangent. For each point  $v_i \in V$ , the algorithm searches in a radial neighborhood  $W$  (figure 7.3) the position that minimizes the function  $E_{snake}$  (equation 7.11).

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N E(v_i) \quad (7.10)$$

$$= \sum_{i=1}^N (\alpha E_{int}(v_i) - \beta E_{ext}(v_i)) \quad (7.11)$$

At each iteration, the algorithm looks for an optimal position of each of the  $v_i$  until these positions stop changing. At the end of each iteration, we update the value of the parameters  $\mu_{in}$  and  $\mu_{out}$  used in equation 7.9.

At the end of the segmentation process, we retrieve a 2D segmentation for each image. For one image  $I$  corresponding to a depth  $z$ , and for any angular position  $\theta_i$ , we determine two neighboring points in the snake  $p_a = (r_a, \theta_i, z_a)$  and  $p_b = (r_b, \theta_i, z_b)$  that

ensures that  $z_a \leq z \leq z_b$ . Based on these two points, we apply a linear interpolation between  $r_1$  and  $r_2$  to retrieve the points of the contour in the image  $I_i$  (figure 7.4).

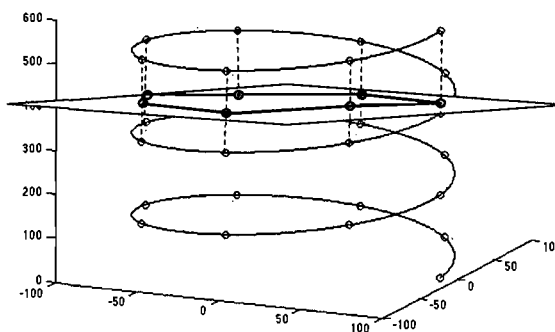


Figure 7.4: 2D segmentation step. We determine 2 points in the snake as close as possible to a point in the image used for interpolation.

### 7.3 Results

We have used data provided by the authors of [9] consisting of 9 *in vivo* 600-frame IVUS pullbacks from diseased femoral arteries. Data were acquired with a 20 MHz transducer. The  $10 \times 10$  mm images were digitized to  $384 \times 384$  pixels/frames. The acquisition was done with a pullback speed of 1mm/sec. and a frame rate of 10 images/sec.

To validate the results upon these data, we compared the obtained segmentation to manually traced contours. The boundaries were drawn by two specialists on every 10 frames of the sequences.

We empirically determined the value of parameters  $\alpha$  and  $\beta$  of equation 7.11. The best values were respectively 0.35 and 0.65 but were not very sensitive (the maximum difference for the RMS error in the results was of 0.01). The width of the search window  $W$  was of 7 pixels which was the best value to optimize both

the algorithm speed and the results. We also noticed that a  $\Delta s$  of  $\frac{\pi}{8}$  was sufficient enough to retrieve all the details of the lumen contour. In figure 7.5, we present the segmentation obtained for two frames of two typical sequence pullbacks. Both frames were far from the manually initialized ones. No smoothing post-processing operations were applied on the obtained curves to show the exact results of the algorithm.

After several tests, we noted that more than three loops between each frame did not improve the results. Hence, we fixed the value of  $h$  to ensure three loops between each frame of the sequences.

For each *in vivo* sequence, we computed the average and Hausdorff distance between the segmented contours and the real lumen boundaries (i.e., manual segmentations). We also computed the area difference as follows:

$$\frac{A((R_{gt} \setminus R_s) \cup (R_s \setminus R_{gt}))}{A(R_{gt})} \quad (7.12)$$

where  $R_{gt}$  and  $R_s$  are respectively the sets of pixels inside the ground truth and segmented lumen and  $A(R)$  is the computed area of region  $R$ . Finally, we measured the correlation factor between the computed areas and the manually traced ones.

The results for the different IVUS sequences are presented in table 7.1. The maximum time execution for the 600 frames sequences was of 68 seconds, when the minimum one was of 59 seconds.

Average Distance ( <i>mm</i> )	$0.23 \pm 0.14$
Hausdorff Distance ( <i>mm</i> )	$0.60 \pm 0.3$
Area Difference (r = correlation factor) ( <i>mm</i> <sup>2</sup> )	$0.51 \pm 2.2$ (r=0.91)

Table 7.1: Results obtained from the presented method for *in vivo* data.

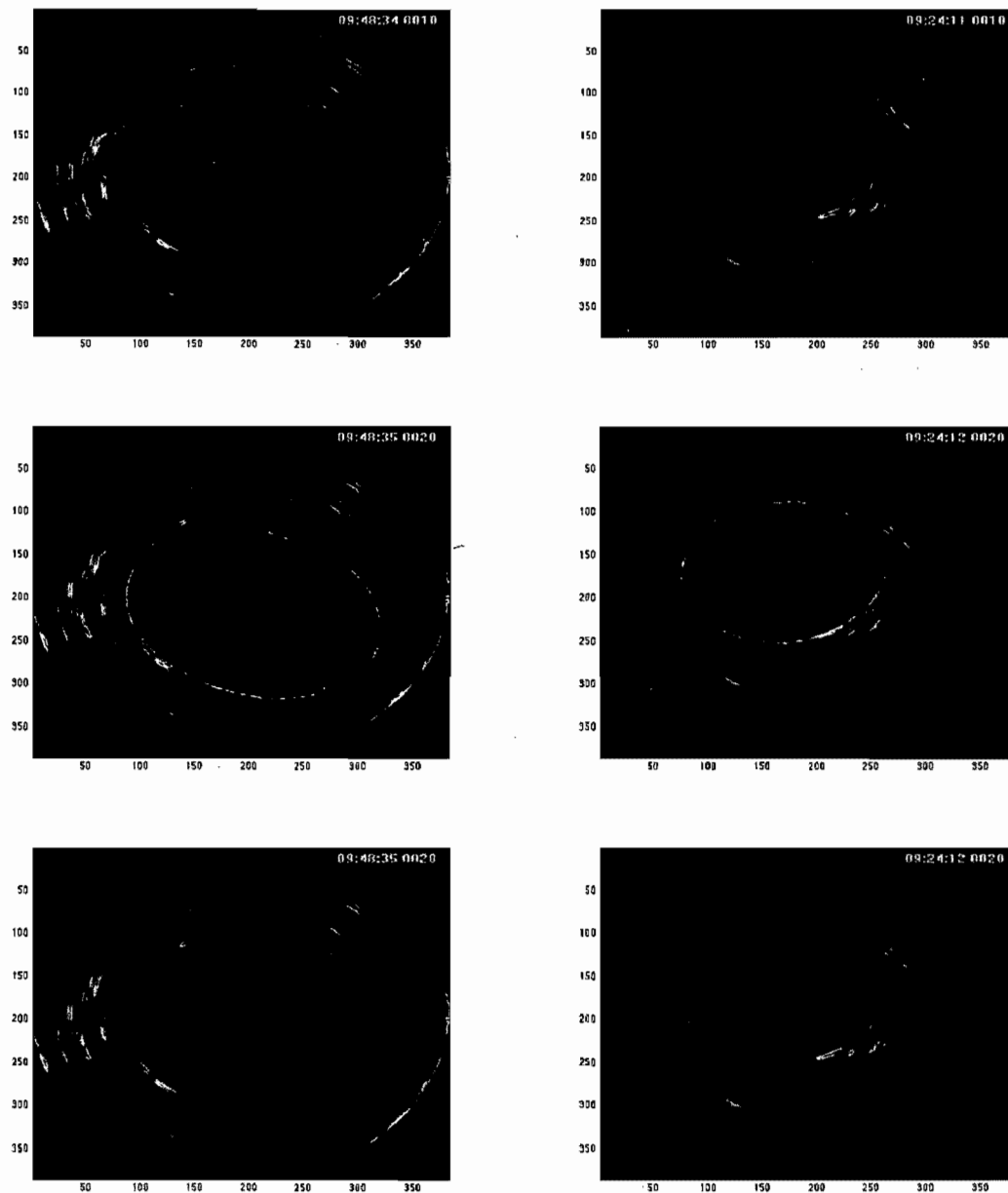


Figure 7.5: Results for two frames (the 10th and the 400th one) from two different sequences. From top to bottom, the IVUS image, the segmentation made by one of the expert technicians and the resulting segmentation with our method.

## 7.4 Discussion

We can compare our results to Roy-Cardinal *et al.* [9] because they used the same data to validate their algorithm. They presented a sophisticated method based on a full statistical model retrieved by an expectation-maximization (EM) algorithm and a level-set initialized on three longitudinal views (L-views) of the IVUS sequences. For the average distance, Hausdorff distance and area difference, they respectively obtained results of  $0.16 \pm 0.1mm$ ,  $0.40 \pm 0.25mm$  and  $0.4 \pm 2.1mm^2$ . These results are slightly better than ours. This is mainly due to the fact that in some images of the sequences, there is no clear boundary between the lumen and the intima. In this case, our method tends to incorporate the media in the lumen which leads to a more important error.

We should also consider that we only initialize the snake for the first, the middle and the last frame of the sequences, which gives less initialization points than [9]. The snake method is known to be highly sensitive to its initialization, nevertheless we minimized the manually clicked points in the algorithm initialization despite the fact that this could increase the error obtained.

Also, we use a greedy algorithm to optimize the energy function of the active contour and with such a strategy, the convergence can lead to a relative minimum. We could reduce this risk by using a dynamic programming strategy.

This new helix active contour could certainly be improved by using gradient and PDF information such as in [9]. The problem concerning the fusion of the lumen and intima in the segmentation could be solved by simultaneously segmenting both. We could then add *a priori* information about the kind of geometrical pattern we want to obtain, as in Sonka *et al.* [6]. We could also consider other movements than radial to the different points of the snake, hence allowing the contour to have torsion or curvature and then fit the contours of the frames in 3D space.



## **7.5 Conclusion**

This research has investigated the problem of achieving a 3D segmentation with a simple space curve helical snake method. Even though we use a 2D algorithm, we still take advantage of the correlation that exists between the consecutive frames of the IVUS sequence. The active contour evolves as a spiral shape in a tube that spreads until it reaches the tube's boundary. In the external energy term of the snake, we used a simple statistical model based on the mean intensity inside and outside the snake. The goal here was to present an innovative helix model for segmentation of artery.

Despite the utilization of a simple statistical model and a very inaccurate initialization that consists in 6 points on the lumen border of three different frames in the sequence, the snake converges to a satisfying solution and our results could be compared to more sophisticated method [9]. Improving our method could be possible based on ideas presented in [9] but at the expense of a more complex algorithm. We hence avoid learning probability distribution parameters and we reduce the different parameters involved in the segmentation process.

## **Acknowledgment**

This work was supported by the National Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) and the Montreal Heart Institute (MHI).

## Chapitre 8

# FUSION DES IMAGES IVUS à LA TRAJECTOIRE 3D DU TRANSDUCTEUR IVUS

---

En plus des différents travaux présentés dans les précédents chapitres, nous avons exploré d'autres voies de recherche, toutes relatives à l'imagerie vasculaire. Dans ce chapitre, nous présentons tout d'abord différentes méthodes d'alignement des images IVUS à la trajectoire 3D du transducteur, reconstruite préalablement, pour ensuite décrire une approche de recalage axiale des images IVUS.

Une fois que l'on connaît la trajectoire tridimensionnelle du transducteur dans l'artère, on doit alors fusionner cette dernière avec les images intravasculaires ultrasonores (segmentées ou non) tel qu'illustré dans la figure 8.1. Pour ce faire, il faut aligner ces dernières le long de la courbe trouvée dans l'étape précédente. Deux principales voies ont été empruntées jusqu'à maintenant. Certains se basent sur un repère de Frenet-Serret ([2], [4]). D'autres essaient d'obtenir la meilleure correspondance possible entre la lumière obtenue dans la reconstruction et celle que l'on peut voir sur les images angiographiques [11].

Dans cette section nous présentons la méthode qui a été utilisée de manière générale jusqu'à présent. Nous décrivons tout d'abord la mathématique de base derrière pour ensuite décrire l'algorithme de fusion.

### *Le système de Frenet-Serret*

Les formules de Frenet-Serret servent à décrire le comportement dynamique d'une particule se déplaçant le long d'une courbe paramétrisée continue en  $\mathbb{R}^3$ . Elles décrivent les variations de la tangente, normale et binormale à la courbe. Ainsi, on peut décrire

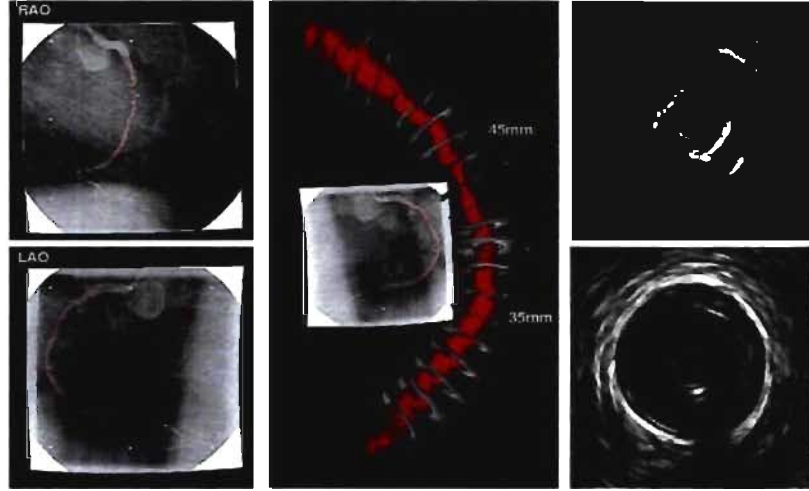


Figure 8.1: La fusion de la trajectoire du transducteur calculée et les images IVUS. À gauche, deux vues angiographiques de l'artère coronaire droite, à droite deux images IVUS du même vaisseau, et au centre, la fusion de la trajectoire du transducteur avec les images IVUS (image tirée de [10]).

le comportement local de la courbe à partir de trois vecteurs: la tangente,  $\vec{t}(s)$ , la normale  $\vec{n}(s)$  et la binormale  $\vec{b}(s)$ .

Les formules de Frenet décrivent donc l'évolution de ces vecteurs tout au long de la courbe paramétrisée (équations 8.1a, 8.1b, 8.1c).

$$\vec{t}'(s) = \kappa(s)\vec{n}(s) \quad (8.1a)$$

$$\vec{n}'(s) = -\kappa(s)\vec{t}(s) + \tau(s)\vec{b}(s) \quad (8.1b)$$

$$\vec{b}'(s) = -\tau(s)\vec{n}(s) \quad (8.1c)$$

où  $f'$  signifie  $df/ds$ , et  $\kappa(s)$  et  $\tau(s)$  sont respectivement la courbure et la torsion

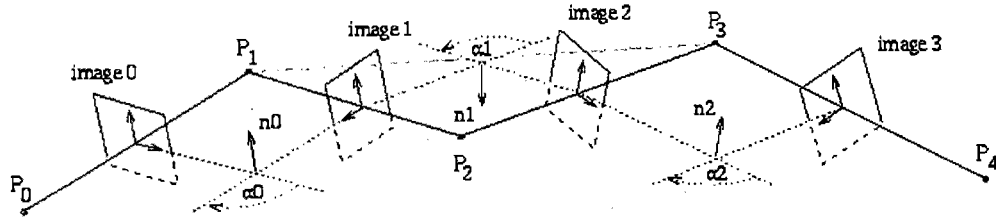


Figure 8.2: Triangulation séquentielle utilisée pour positionner et orienter les images IVUS le long de la trajectoire du transducteur

de la courbe  $c(s)$  et sont définis comme suit:

$$\begin{aligned}\kappa(s) &= \|c''(s)\| \\ \tau(s) &= \frac{\det[c'(s), c''(s), c'''(s)]}{\kappa^2(s)}\end{aligned}$$

Wahle et son équipe ont mis au point une méthode de triangulation qui permet de déterminer la courbure et la torsion de la trajectoire du transducteur pendant son retrait afin de bien positionner les coupes IVUS sur la trajectoire du transducteur ([2]).

#### *Algorithme de positionnement des images IVUS*

Dans [2] et [3] on utilise une méthode de triangulation séquentielle pour aligner les images IVUS le long de la trajectoire du transducteur. On peut considérer leur méthode comme une approximation discrète des formules de Frenet-Serret. La torsion locale de la courbe  $\tau_i$  devient l'angle entre les vecteurs normaux associés à deux triangles adjacents positionnés le long de la courbe figure 8.2.

Pour chacune des images IVUS, on définit la position de leur centre et un système de coordonnées 2D local décrivant les tangentes, normales et binormales locales à la courbe. Ainsi, pour les temps  $i$  et  $i + 1$ , les images sont placées à mi-chemin entre trois points consécutifs  $P_i$ ,  $P_{i+1}$  et  $P_{i+2}$  de la trajectoire 3D tel que :

$$S_i = \frac{P_i + P_{i+1}}{2} \quad (8.2a)$$

$$S_{i+1} = \frac{P_{i+1} + P_{i+2}}{2} \quad (8.2b)$$

Les images sont perpendiculaires aux vecteurs tangents:

$$\vec{t}_i = P_{i+1} - P_i \quad (8.3a)$$

$$\vec{t}_{i+1} = P_{i+2} - P_{i+1} \quad (8.3b)$$

Ainsi, on calcule la normale au triangle formé par les trois points  $P_i$ ,  $P_{i+1}$  et  $P_{i+2}$  comme suit:

$$\vec{n}_i = \vec{t}_i \times \vec{t}_{i+1} \quad (8.4)$$

L'orientation de l'image  $i + 1$  est déterminée en appliquant une rotation de l'image précédente d'un angle  $\alpha_i$ , relié à la courbure locale  $\kappa_i$  autour de la normale  $\vec{n}_i$ . Finalement, on applique une translation au centre de l'image  $i + 1$  pour le placer aux coordonnées  $S_{i+1}$ . Cette procédure est illustrée dans la figure 8.2.

Cette méthode semble avoir été adoptée par plusieurs (Slager et *al.* dans [3] et Wahle et *al.* dans [2], [41],[42]). Cependant, elle induit une certaine erreur, puisqu'elle ne considère pas tous les mouvements du transducteur dans l'artère. On considère que le transducteur a un comportement dynamique qui correspond parfaitement aux formules de Frenet. Cependant, en pratique ce n'est pas parfaitement vrai. De plus, des approximations numériques de première et seconde dérivées sont faites, rendant ainsi la méthode plus sensible au bruit qui peut se retrouver dans les différents points reconstruits des trajectoires tridimensionnelles du transducteur.

### 8.1 Reconstruction implicite de la trajectoire et fusion avec image IVUS

Dans [11], on utilise un appareil angiographique biplan pour reconstruire en 3 dimensions la ligne centrale de la lumière du vaisseau examiné. On considère la courbe obtenue comme une approximation du parcours du transducteur dans l'artère que l'on

corrige ensuite. On aligne donc les images IVUS le long de cette trajectoire initiale. On définit une surface tubulaire B-spline ajustée au sens des moindres carrés à partir de la lumière obtenue par la disposition des images échographiques segmentées le long de la ligne centrale de l'artère.

Les points de contrôle de ce modèle tubulaire seront transformés selon une courbe centrale  $C$  composée de  $M$  points équidistants et représentant la trajectoire du transducteur à l'intérieur du vaisseau. (figure 8.3).

Afin de définir le système de coordonnées locales à chacune des images échographiques, tel qu'illustrée dans la figure 8.3 (c), on a recours au système de Frenet ici aussi. Les images sont donc placées perpendiculairement à la tangente locale de la courbe  $\vec{t}$  qui définira l'axe  $Z$ . Un axe  $X$  sera déterminé arbitrairement pour la première image de la séquence et pour les images subséquentes de la séquence IVUS, on attribuera une orientation aux axes  $X$  selon ce dernier axe. Finalement, l'axe  $Y$  correspondra à la binormale  $\vec{b}$  et sera défini comme le produit vectoriel entre les axes  $X$  et  $Z$ . On placera les différentes images IVUS le long de la ligne centrale de l'artère en ayant recours à la méthode de Wahle ([2]) décrite précédemment.

Afin de retrouver de façon plus juste la trajectoire du transducteur, on a recours à une méthode de contours actifs (ou *snakes*). On tentera de minimiser la distance entre les contours de la lumière rétroprojetée sur le plan angiographique et ceux retrouvés sur le plan angiographique (8.4).

La formule à minimiser dans cette méthode est la suivante:

$$\arg \min_{C,R} = \left( \sum_i d_i^2 + \left( \frac{\delta^2}{\delta \nu^2} \beta_k(\nu) \cdot (C_k + E_k) \right)^2 \right) \quad (8.5)$$

où  $\beta$  sont les différents poids de la B-spline,  $C_k$  sont les points de contrôle de la courbe définissant le mouvement des points de contrôle de la surface et  $R$  l'orientation absolue. Les  $d_i$  sont les distances des points de la lumière reconstruite à celle retrouvée sur l'angiographie. Le terme de dérivée sert à contrôler la courbure de la surface B-spline (8.4).

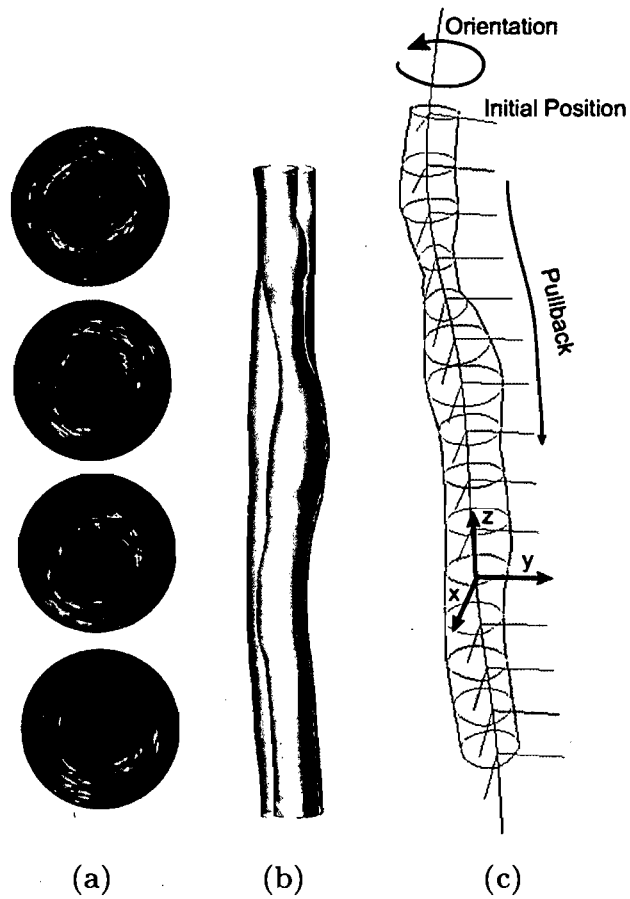


Figure 8.3: Les images IVUS sont alignés selon une trajectoire droite du transducteur. En (a), certaines des images IVUS segmentées que l'on aligne initialement le long d'une trajectoire droite. En (b), la surface B-Spline de la lumière reconstruite et en (c), au centre on peut voir la courbe de contrôle  $C$  au centre qui servira à déformer les points de contrôle du tube (images tirées de [11]).

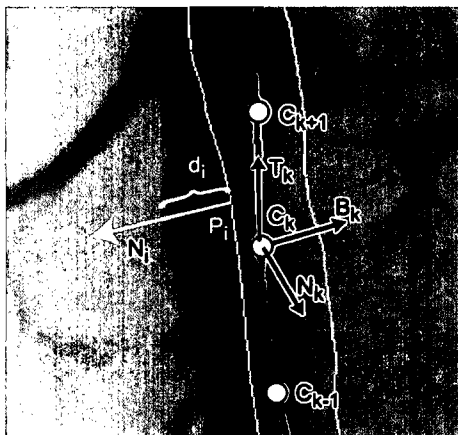


Figure 8.4: Obtention de la trajectoire du transducteur en minimisant la distance entre les contours de la lumière reconstruite et celle retrouvée sur l'angiographie.

On décrit dans [11] un algorithme itératif minimisant cette équation afin d'obtenir une solution optimale. La figure 8.5 présente les résultats obtenus avec une telle méthode.

L'avantage de cette méthode est que l'on ne calcule pas explicitement la trajectoire du transducteur dans l'artère. Ce type d'approche est très pratique quand on n'arrive pas à discerner correctement le transducteur dans les images angiographiques. Cependant, il arrive que lors de la minimisation de la fonction 8.5, on tombe dans un minimum local et que la courbe ne corresponde pas réellement à la vraie artère. Ce problème n'est pas engendré avec une méthode de reconstruction directe de la trajectoire tridimensionnelle du transducteur.

## 8.2 Recalage axial des images intravasculaires ultrasonores

Les deux approches présentées dans la section précédente considèrent que l'orientation axiale des images IVUS est une orientation théorique basée sur le système Frenet-Serret. En réalité, durant le processus de retrait du transducteur IVUS, il arrive que le transducteur effectue différents mouvements engendrant différentes orientations



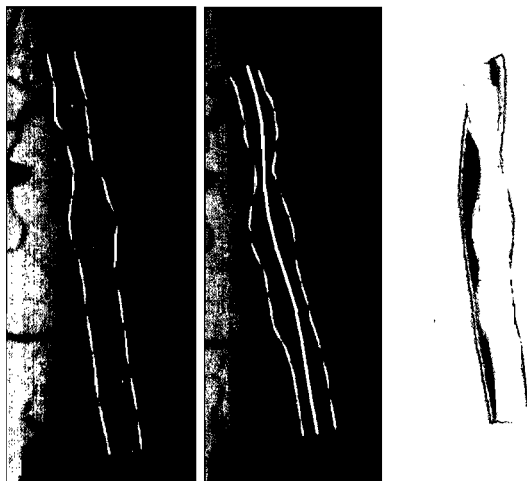


Figure 8.5: Résultat obtenue par la méthode de fusion décrite dans [11]. De gauche à droite, les courbes initiales et finales, et la reconstruction 3D obtenue de l'artère avec l'intima incluse dans la modélisation.

axiales pour les images de la séquence (figure 8.6). Quand ce phénomène n'est pas considéré, il peut engendrer des erreurs dans la reconstruction 3D de l'intérieur de l'artère.

Lors d'un stage effectué durant l'été 2008, à Taïwan avec le professeur Shang-Hong Lai du National Tsing Hua University, dans le cadre d'une bourse de recherche offerte par le CRSNG, nous avons développé une méthode de recalage axiale des images IVUS se basant sur la corrélation des taches ou "speckle" existant entre images successives des séquences IVUS. Vu la courte période du stage, nous avons opté pour une méthode simple et rapide à implanter qui nous permettrait seulement de tester la possibilité d'une approche utilisant cette corrélation, dans le but d'élaborer une technique de recalage plus appropriée dans le futur.

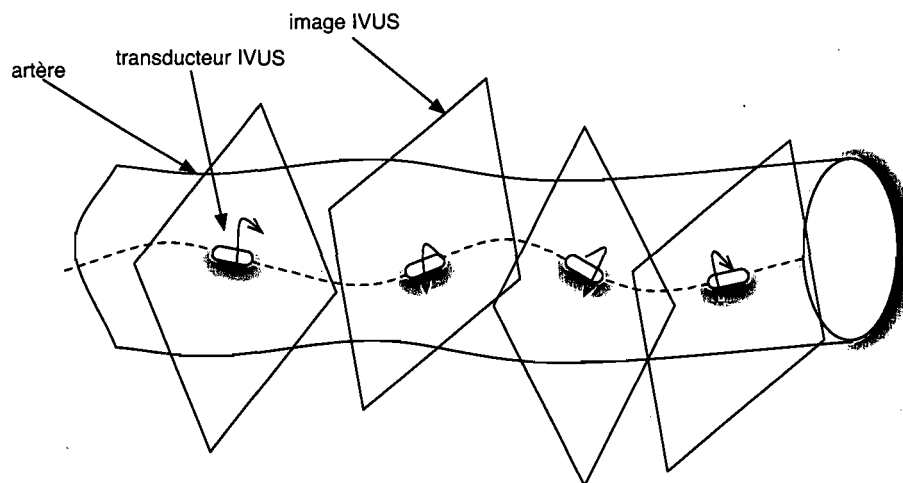


Figure 8.6: Pendant le retrait du transducteur IVUS (marqué par la ligne pointillée), le transducteur peut effectuer une rotation sur lui-même.

### 8.2.1 Méthode

Entre des images successives d'une séquence IVUS, il a été prouvé qu'il existe une corrélation entre les taches ou "speckle" ultrasonique (Meunier *et al.* dans [43]). Ces taches correspondent aux taches blanches observées dans les images IVUS. Il serait donc possible d'utiliser une mesure de similarité entre deux images pour trouver le meilleur alignement axial entre elles.

Nous supposons qu'entre deux images successives d'une séquence IVUS, il existe la relation suivante:

$$I_t(x, y) = I_{t+1}(R \cdot (x, y) + T) \quad (8.6)$$

où  $R$  est une matrice de rotation d'angle  $\phi$  autour du centre de l'image, correspondant au transducteur IVUS et  $T$  définit une translation 2D tel que  $T = (t_x, t_y)$ . Cette dernière transformation doit être déterminée dans le processus de recalage puisque le

transducteur peut aussi bouger à l'intérieur d'une artère et pas seulement tourner sur lui-même. On néglige les autres artéfacts de mouvements possibles du transducteur.

Ainsi, la tâche de recalage consiste en déterminer un angle de rotation  $\phi$  et une translation  $T$  décrivant la transformation à appliquer à chaque image IVUS pour l'aligner à la précédente dans la séquence.

Afin de retrouver les rotations et translations impliquées dans l'équation 8.6, nous utilisons une méthode d'optimisation qui maximise une mesure de similarité entre deux images soit dans notre cas, la sommation de différences carrées ("sum of squared differences" ou "SSD"), décrite par l'équation 8.7.

$$SSD(I_{t+1}, I_t) = \sum_{i=1}^{N-1} (I_{t+1}(x_i, y_i) - I_t(x_i, y_i))^2 \quad (8.7)$$

où  $I_{t+1}$  et  $I_t$  sont deux images successives de la séquence IVUS,  $I_t(x_i, y_i)$  est l'intensité de la t-ième image de la séquence pour le pixel positionné en  $(x_i, y_i)$  et  $N$  est le nombre de pixels dans les images. Cette mesure, choisie pour sa simplicité d'implantation, est minimale lorsque les deux images  $I_t$  et  $I_{t+1}$  sont identiques.

En se basant sur cette mesure, nous pouvons retrouver la transformation rigide axiale (dans un plan perpendiculaire à l'axe du transducteur) existant entre chaque paire d'images successives de séquences IVUS. On cherche donc à minimiser ce critère:

$$\min_{R,t} SSD \left[ I_t(x, y), I_{t+1}(R(x, y) + t) \right] \quad (8.8)$$

Nous avons opté pour une technique d'optimisation simple afin de résoudre l'équation 8.8 soit la recherche par force brute. Nous savons que le déplacement entre chaque paire d'images ( $I_t, I_{t+1}$ ), est très petit, puisque le déplacement global du transducteur est très lent entre chaque image. La rotation devrait ainsi être inférieure à 3 ou 4 degrés et la translation plus petite que 5 pixels environ. Ceci réduit considérablement le domaine de solutions possibles pour l'équation 8.8 et rend ainsi possible de calculer la SSD existante pour toutes les solutions possibles  $(R_i, t_i)$ . À la fin, nous

considérons le couple  $(R_i, t_i)$  minimisant le critère 8.8 comme étant la transformation axiale effectuée par le transducteur.

*Région utilisée pour mesurer la similarité entre images*

Il est à noter que dans les images IVUS, certaines structures ne sont pas influencées par le déplacement axial. En effet, le transducteur, perçu comme un cercle parfaitement noir dans les images, est toujours au centre des images, puisqu'il est responsable de l'acquisition et constitue l'origine de l'image. De plus, on peut voir des marqueurs blancs dans les images dont les positions ne sont pas influencées par l'orientation ou la position du transducteur. De plus, les bordures des contours externes de l'artère, formant une forme ovale, sont invariables tout au long de la séquence. Ces éléments sont présentés dans la figure 8.7.

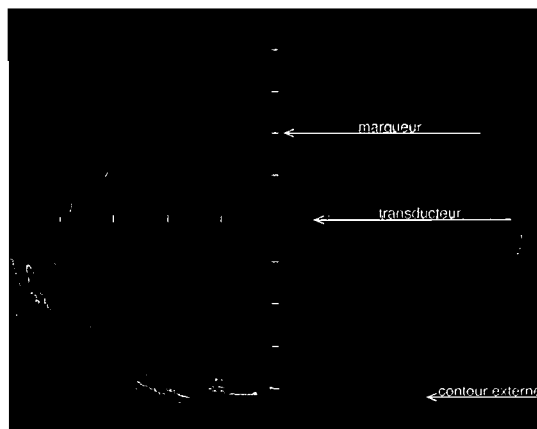


Figure 8.7: Identification des éléments des images IVUS dont la position n'est pas influencée par l'orientation ou la position du transducteur IVUS

Ces éléments des images IVUS ne doivent pas être considérés dans la mesure de similarité, puisqu'ils n'apportent aucune information quant aux transformations axiales pouvant exister entre paires d'images successives. Ainsi, il faut identifier les

pixels qui font partie de ces structures afin de ne pas les considérer lors du recalage pour éviter que les résultats ne soient faussés.

Le transducteur constitue une structure quasi parfaitement circulaire noire dans le centre de l'image. Nous déterminons les pixels qui en font partie en deux étapes.

Dans un premier temps, nous appliquons un algorithme à germe ("region growing algorithm") débutant au centre des images. L'algorithme détermine tous les pixels autour du centre qui ont une intensité égale à 0. Nous obtenons ainsi un premier ensemble de pixels  $E_1$ . Dans les images, le transducteur est presque parfaitement circulaire, mais ses contours sont un peu bruités, créant ainsi un contour irrégulier. Pour s'assurer d'éliminer tous les pixels composant le transducteur, nous déterminons, dans  $E_1$ , le pixel ayant la plus grande distance  $d_{max}$  avec le centre de l'image. Nous considérerons que tous les pixels ayant une distance  $d$  avec le centre de l'image tel que  $d < d_{max}$  font partie du transducteur.

Il est très simple d'identifier les marqueurs dans les images puisqu'ils sont parfaitement blancs (de valeur égale à 255), alors que dans aucune des séquences cliniques que nous avons examinées, il y avait des pixels d'intensité saturée. Ainsi, lors du recalage, l'algorithme ne considère pas les pixels parfaitement blancs dans le calcul de la mesure de similarité entre image.

Finalement, la taille de l'ellipse de contour externe de l'artère dans les séquences IVUS a une taille fixe dans chaque séquence. Il est donc possible de sélectionner manuellement une région ne contenant pas le contour de l'image dans la première image de la séquence avant de lancer l'algorithme (figure 8.8).

### 8.2.2 Résultat

#### *Simulation*

Afin d'avoir accès à une vérité terrain, nous avons d'abord appliqué notre méthode à des simulations. Pour ce faire, nous considérons une première image  $I_t$  IVUS à

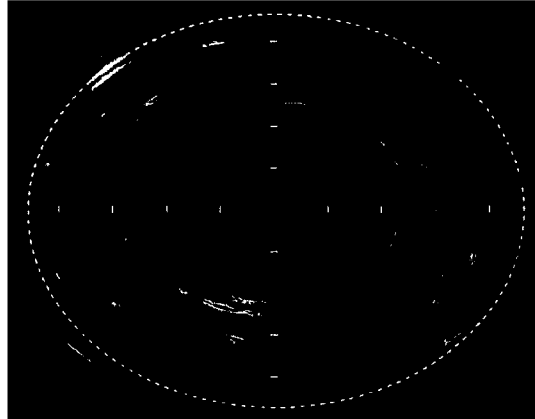


Figure 8.8: Afin d'éviter de considérer les contours ovales des image IVUS, invariables à l'orientation et la position du transducteur, nous sélectionnons une région, marquée par une courbe pointillée, à partir de laquelle on calculera une mesure de similarité.

laquelle nous appliquons ensuite un bruit gaussien et une transformation composée d'une rotation  $R_0$  d'angle  $\phi_0$  et d'une translation  $T_0 = (t_{x_0}, t_{y_0})$ , pour former l'image  $I_{t+1}$ , supposée subséquente à  $I_t$  dans la séquence simulée (figure 8.9). L'algorithme de recalage devait ensuite déterminer les valeurs de  $R_0$  et  $T_0$ .

Nous avons appliqué des bruits gaussiens de moyenne 0 avec différents écart-types soit (10, 20, 30, 40). Les intensités résultantes négatives étaient remplacées par une intensité nulle. Les rotations et translations effectuées étaient telles que  $\phi_0 < 3^\circ$ ,  $t_{x_0} < 3$  pixels et  $t_{y_0} < 3$  pixels, valeurs plausibles en milieu clinique. Nous avons effectué des tests sur 200 images différentes, avec, pour chaque image, un bruit différent et une translation et rotation différentes appliquées. La moyenne des erreurs obtenues pour la rotation étaient de  $0.08^\circ \pm 0.05^\circ$ , et de  $0.17 \pm 0.14$  pixels pour les translations.

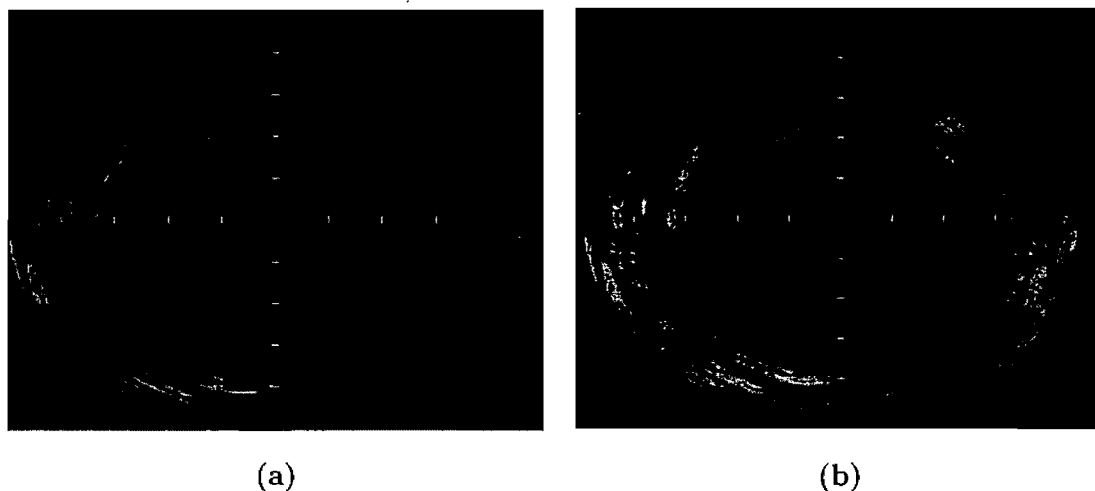


Figure 8.9: En (a), une image IVUS et en (b) la simulation de sa suivante dans la séquence.

#### *Données in vivo*

Il est difficile d'obtenir une vérité terrain dans le cas de données *in vivo*. Afin de vraiment pouvoir valider notre algorithme sur des données cliniques, il aurait fallu avoir accès tout d'abord à des fantômes. Nous avons d'abord tenté de segmenter manuellement les contours d'images de séquences IVUS pour mesurer les distances de Hausdorff entre ces contours avant et après une opération de recalage. Malheureusement, cette approche s'est avérée trop imprécise pour les petits déplacements axiaux présents dans les séquences IVUS. En effet, avant et après le recalage, la distance maximale entre les contours étaient de 1 pixels, et la distance moyenne était de 0.5 pixels, et l'opération de recalage n'affectait nullement ces résultats.

#### *8.2.3 Travaux futurs*

Dans le futur, il faudra travailler tout d'abord à l'évaluation d'un fantôme en matière synthétique ou fait à partir d'artères animales. En appliquant des déplacements du transducteur contrôlés lors de l'acquisition des images IVUS d'un fantôme, nous

pourrions ainsi obtenir des images plus près de données cliniques, avec un accès à une vérité terrain pour la validation de la méthode.

De plus, étant donné la nature bruitée des images IVUS, une mesure de similarité entre image aussi simpliste que la somme de différences carrées sera sûrement insuffisante pour assurer la robustesse de l'algorithme. Nous pourrions utiliser des méthodes dans le domaine de Fourier comme présenté dans [44] qui évalue les transformations rigides telles que les rotations, translation, dans le domaine de Fourier. Ils évaluent la similarité entre deux images en se basant sur des informations du domaine fréquentiel, plutôt que seulement sur l'intensité des images. Dans [45], on présente plusieurs mesures de similarité semblables à l'intercorrélation, qui sont moins sensibles au bruit autant dans le domaine spatial que fréquentiel. Ces mesures pourraient être utilisées lors de l'élaboration d'une méthode de recalage axiale plus robuste.

En plus d'évaluer seulement les mouvements du transducteur dans le plan image, il serait aussi possible d'estimer les mouvements non-axiaux effectués par le transducteur à partir d'une mesure de corrélation. Comme mentionné précédemment, dans [43], on établit qu'il existe une corrélation entre les *speckle* ultrasonique dans des images successives d'une séquence IVUS. Cette corrélation est plus ou moins forte dépendamment de la distance entre les plans image. Dans les travaux présentés dans [46], on suppose qu'il est possible d'utiliser cette relation pour déterminer les mouvements axiaux et non-axiaux du transducteur ultrason. Dans la figure 8.10, on illustre le transducteur en trois positions et orientations différentes, avec l'orientation de son plan image à chaque position. Les trois plans images du transducteur ne sont pas perpendiculaires, puisque la trajectoire du transducteur est curviligne. On voit donc que la distance dans le haut des images est plus grande que celle de la partie du bas des images ( $d_1 < d_3$  et  $d_2 < d_4$ ).

Ainsi, il serait possible de tout d'abord évaluer les transformations axiales afin d'aligner le plus possible les images IVUS à partir de rotation et de translation dans leur plan image, pour ensuite estimer les transformations hors plan du transducteur



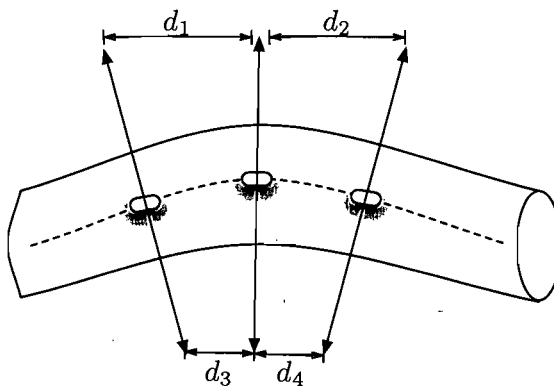


Figure 8.10: On voit ici le transducteur en trois positions et orientations différentes. Les plans images n'étant pas perpendiculaires, on a que la distance entre deux images n'est pas constante partout pour une même paire d'images ( $d_1 < d_3$  et  $d_2 < d_4$ ).

à partir du principe illustré dans la figure 8.10

## Chapitre 9

# DISCUSSION ET CONCLUSION

---

### 9.1 Discussion

Le projet de recherche ayant le plus d'impact dans cette thèse est l'élaboration de la technique de reconstruction de la trajectoire du transducteur IVUS dans les artères ne combinant le système IVUS qu'avec un seul plan angiographique. En effet, la méthode présentée dans [12] est plus robuste au bruit que l'autre méthode monoplan présentée dans [5] et obtient de meilleurs résultats.

Cependant, nous n'avons pu l'appliquer à des images cliniques. Comme décrite dans les annexes A et B, un obstacle majeur se présente dans le cas de données *in vivo*, soit les mouvements engendrés par la respiration et le cycle cardiaque du patient, sans compter qu'il arrive parfois que le patient bouge durant l'examen. Ces mouvements sont très complexes et difficiles à évaluer dans le cas où l'on a qu'un seul plan angiographique pour les observer. Ce problème reste ouvert dans le cadre de cette thèse, mais nous envisageons des projets futurs afin d'éliminer cette difficulté.

L'autre volet important de cette thèse constitue la présentation d'une méthode de segmentation de la lumière des artères dans les images IVUS. Nous utilisons une méthode de contours actifs dotés d'une géométrie hélicoïdale se basant sur une propriété globale des images, soit la moyenne des niveaux de gris à l'intérieur et à l'extérieur de la lumière. Malgré sa simplicité, notre méthode obtient de bons résultats et se comparent à d'autres méthodes plus complexes comme celle présentée par Roy-Cardinal *et al.* [9]. Notre approche évite l'évaluation des paramètres de distribution des intensités des pixels dans les images IVUS, réduisant ainsi le nombre de paramètres impliqués dans la segmentation. De plus, notre algorithme ne requiert

aucun recours à des méthodes d'apprentissage préalable à l'étape de segmentation. L'algorithme présente une approche de segmentation originale qui permet, à partir d'un contour actif 2D, d'obtenir une segmentation 3D des images IVUS, tout en tirant profit de la cohérence existant entre les contours d'images subséquentes dans les séquences.

Cependant, l'algorithme présente un défaut majeur. Dans le cas où la frontière entre la lumière et l'intima est trop petite, l'algorithme n'arrive pas à distinguer les deux régions et la segmentation résultante les représentent comme étant une seule région. Ce problème serait plus facile à régler dans le cas où l'on segmenterait à la fois la média et l'intima. Nous pourrions ainsi utiliser plusieurs contours actifs hélicoïdaux associés à des énergies différentes et attribuer un coût supplémentaire au contour actif lorsqu'il y a fusion de l'intima et de la lumière. Ainsi, dans le futur, nous projetons ajouter la segmentation des autres régions des IVUS à notre méthode.

Finalement, un autre volet qui devra être exploré dans le futur est celui de l'estimation de l'orientation axiale ou "twist" des images IVUS dans la séquence. La méthode décrite dans le chapitre 8 n'a pu être testée sur des données *in vivo* faute de vérité terrain. Il faudra donc élaborer des fantômes qui nous donnent accès au "twist" tout au long de la séquence afin de pouvoir valider notre méthode. Nous projetons aussi améliorer la méthode puisque la fonction de similarité, soit la somme des différences de carrés (ou "SSD"), est probablement trop simple pour les images IVUS. Il serait aussi envisageable d'évaluer les mouvements perpendiculaires au plan image en utilisant une approche telle que présentée dans [46], se basant sur la décorrélation des images successives (figure 8.10).

## 9.2 Conclusion

L'imagerie intravasculaire ultrasonore est une modalité d'image presque inoffensive et peu coûteuse, qui permet de visualiser toutes les couches histologiques des vaisseaux

sanguins. Cependant, à partir des images IVUS, il n'est pas trivial d'obtenir des informations sur la géométrie tridimensionnelle des artères, les rendant difficiles à analyser.

En ajoutant deux plans angiographiques aux images IVUS, on arrive à reconstruire en trois dimensions la trajectoire du transducteur à ultrasons ou de la ligne centrale de la lumière du vaisseau à partir de principe de stéréographie, donnant ainsi accès à la géométrie tridimensionnelle de l'artère. Ce type d'information est indispensable lors d'études hémodynamiques utiles pour évaluer la gravité de lésions athérosclérotiques. Wahle et *al.* ont beaucoup travaillé sur ce type d'approche ([21], [2], [41], [42], [47]). Cependant, une approche biplan complexifie le protocole d'acquisition d'images et requiert plus de radiations sur le patient.

Le but principal de ce projet était de mettre au point un système de visualisation des artères en n'ayant recours qu'à un seul plan angiographique, combiné aux images IVUS. Nous souhaitons avoir des résultats comparables à ceux de Wahle et *al.* qui utilise deux plans angiographiques.

Nous avons donc tout d'abord élaboré une méthode de reconstruction tridimensionnelle du transducteur IVUS dans l'artère. Pour ce faire, nous avons utilisé comme information *a priori* la vitesse 3D constante de retrait du transducteur dans le vaisseau. Les résultats sont supérieurs à Sherknie et *al.* dans [5] qui reconstruisaient avec un seul plan angiographique mais utilisaient la longueur de la projection du transducteur dans le plan angiographique comme information *a priori*. Nous avons eu l'occasion de valider notre algorithme de reconstruction tridimensionnelle sur des données synthétiques et des fantômes et nous projetons le valider avec des données cliniques dans le futur.

Finalement, nous avons présenté une méthode de segmentation tridimensionnelle de la lumière des artères dans les images IVUS. L'originalité de la méthode se situait dans le fait qu'elle utilisait des contours actifs hélicoïdaux. Nous avons aussi utilisé des critères de segmentation très simples, soit les moyennes internes et externes des

niveaux de gris dans les images IVUS. La méthode a obtenu des résultats comparables à d'autres méthodes plus complexes comme celle présentée dans [9].

Il ne fait aucun doute que l'importance de l'imagerie intravasculaire gagnera de l'importance dans le futur. Ce système d'imagerie, montrant toutes les parois artérielles, est indispensable au diagnostic de maladies cardiovasculaires telles que l'athérosclérose. Cependant, plusieurs efforts restent à fournir afin de faciliter l'analyse de ce type d'images, notamment le développement d'un visualisateur 3D ne nécessitant pas un appareil angiographique biplan combiné au système IVUS.

## RÉFÉRENCES

---

- [1] J.Roelandt, C. Mario, G.N.Pandian, L. Wenguang, D.Keane, J. Slager, J. de Feyter, and P.W.Serruys, "Three-dimensional reconstruction of intracoronary ultrasound images: Rationale, approaches, problems, and direction," *Circulation*, vol. 90, no. 1, pp. 1044–1055, 1994.
- [2] A. Wahle, G.P.M.Prause, S. C. Dejong, and M. Sonka, "Geometrically correct 3D reconstruction of intravascular ultrasound images by fusion with biplane angiography-methods and validation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 8, pp. 686–699, 1999.
- [3] J. Slager, J. J. Wentzel, J. C. H. Schuurbiens, J. Omen, J. Kloet, R. Krams, C. von Birgelen, W. J. van der Giessen, P. Serruys, and P. J. de Feyter, "True 3-dimensional reconstruction of coronary arteries in patients by fusion of angiography and IVUS(ANGUS) and its quantitative validation," *Circulation*, vol. 102, pp. 511–516, 2000.
- [4] M. Laban, J. Omen, and J. Slager, "ANGUS: a new approach to three dimensional reconstruction of coronary vessels by combined use of angiography and intravascular ultrasound." *Computers in cardiology Piscataway, NJ:IEEE Computer Society*, pp. 325–328, 1995.
- [5] D. Sherknie, J. Meunier, R. Mongrain, and J.-C. Tardif, "Three-dimensional trajectory assessment of an IVUS transducer from single-plane cineangiograms: A phantom study," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 3, pp. 543–549, 2005.

- [6] M. Sonka, X. Zhang, M. Siebes, M. Bissing, S. C. Dejong, S. M. Collins, and C. R. McKay, "Segmentation of intravascular ultrasound images: A knowledge-based approach," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 4, pp. 719–732, 1995.
- [7] R. Shekhar, R. Cothren, D. G. Vince, S. Chandra, J. Thomas, and J. Cornhill, "Three-dimensional segmentation of luminal and adventitial borders in serial intravascular ultrasound image," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 132, pp. 299–309, 1999.
- [8] J. D. Klingensmith, R. Shekhar, and D. G. Vince, "Evaluation of three-dimensional segmentation algorithms for the identification of luminal and medial-adventitial borders in intravascular ultrasound images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 19, no. 10, pp. 996 – 1011, 2000.
- [9] M.-H. R. Cardinal, J. Meunier, G. Soulez, R. L. Maurice, E. Therasse, and G. Cloutier, "Intravascular ultrasound image segmentation: A three-dimensional fast-marching method based on gray level distributions," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, no. 5, pp. 590–601, May 2006.
- [10] [Online]. Available: <http://www.engineering.uiowa.edu/awahle/>
- [11] B. Godbout, J. A. de Guise, G. Soulez, and G. Cloutier, "3D elastic registration of vessel structures from ivus data on biplane angiography," *Academic Radiology*, 2004.
- [12] M. Jourdain, J. Meunier, J. Sequeira, J.-M. Boï, and J.-C. Tardif, "A robust 3D ivus transducer tracking using single-plane cineangiography," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 12, no. 3, 2008.

- [13] M.-H. R. Cardinal, "Segmentation d'images intravasculaires ultrasonores par fast-marching utilisant des informations regionales et locales des images," Ph.D. dissertation, Université de Montréal, 2009.
- [14] S. Glagov, E. Weisenberg, C. K. Zarins, R. Stankunavicius, and G. J. Koletti, "Compensatory enlargement of human atherosclerotic coronary arteries." *The New England Journal of Medicine*, vol. 316, no. 22, pp. 1371–1375, 1987.
- [15] J. D.Foley, A. van Dam, S. K. Feiner, and J. F. Hugues, *Computer Graphics:Principles and Practice*. Adison-Wesley, 1997.
- [16] G.P.M.Prause, S. C. Dejong, C. R. McKay, and M. Sonka, "Towards a geometrically correct 3D reconstruction of tortuous coronary arteries based on biplane angiography and intravascular ultrasound," *International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 13, pp. 451–462, 1997.
- [17] J. Meunier, "Analyse dynamique des textures d'échocardiographies bidimensionnelles du myocarde analyse dynamique des textures d'échocardiographies bidimensionnelles du myocarde," Ph.D. dissertation, École Polytechnique de Montréal, 1987.
- [18] J. Meunier and M. B. and, "Ultrasonic texture motion theory and simulation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, 1995.
- [19] K. Shung, M. B.Smith, and B. Tsui, *Principles of Medical Imaging*. Academic Press, 1992.
- [20] E. Trucco and A. Verri, *Introductory Techniques for 3-D Computer Vision*. Prentice Hall PTR, 1998.



- [21] A. Wahle, E. Wellnhofer, I. Mugaragu, H. U. Sauer, H. Oswald, and E. Fleck, "Assessment of diffuse coronary artery disease by quantitative analysis of coronary morphology based upon 3D reconstruction from biplane angiograms," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 230–241, 1995.
- [22] R. Shekhar, R. M. Cothren, G. D. Vince, and F. J. Cornhill, "Fusion of intravascular ultrasound and biplane angiography for three-dimensional reconstruction of coronary arteries," in *Computers in Cardiology*, N. I. P. Piscataway, Ed., 1996, pp. 5–8.
- [23] J. C. Messenger, S. Chen, J. D. Carroll, J. Burchenal, K. Kioussopoulos, and B. M. Groves, "3D coronary reconstruction from routine single-plane coronary angiograms: Clinical validation and quantitative analysis of the right coronary in 100 patients," *The International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 16, pp. 413–427, 2000.
- [24] M. Jourdain, J. Meunier, R. Mongrain, D. Sherknie, J. Y. Weng, and J.-C. Tardif, "3D reconstruction of an IVUS transducer trajectory with a single view in cineangiography," in *SPIE Medical Imaging 2004*. SPIE, 2004.
- [25] D. Meier, R. Cothren, D. G. Vince, and J. Cornhill, "Automated morphometry of coronary arteries with digital image analysis of intravascular ultrasound," *American Heart Journal*, vol. 133, pp. 681–690, 1997.
- [26] X. Zhang, C. R. McKay, and M. Sonka, "Tissue characterization in intravascular ultrasound images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 6, pp. 889–899, 1998.
- [27] A. Takagi, K. Hibi, X. Zhang, T. J. Teo, H. N. Bonneau, P. G. Yock, and P. J. Fitzgerald, "Automated contour detection for high-frequency intravascular ultra-

- sound imaging: a technique with blood noise reduction for edge enhancement," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 26, no. 6, pp. 1033–1041, 2000.
- [28] M. Mignotte and J. Meunier, "A multiscale optimization approach for the dynamic contour-based boundary detection issue," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 25, no. 3, pp. 265–275, May 2001.
- [29] G. Kovalski, R. Beyar, R. Shofti, and H. Azhari, "Three-dimensional automatic quantitative analysis of intravascular ultrasound images," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 26, no. 4, pp. 527–537, 2000.
- [30] R. Sanz-Reguena, D. Moratal, D. R. G. Sanchez, V. Bodi, J. J. Rieta, and J. M. Sanchis, "Automatic segmentation and 3D reconstruction of intravascular ultrasound images for a fast preliminary evaluation of vessel pathologies," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 31, pp. 71–80, 2007.
- [31] C. Xu and J. L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 359–369, 1998.
- [32] A. Mojsilović, M. Popović, N. Amodaj, R. Babić, and M. Ostojić, "Automatic segmentation of intravascular ultrasound images: a texture-based approach." *Annals of biomedical engineering*, vol. 25, no. 6, pp. 1059–1071, 1997.
- [33] C. Haas, H. Ermert, S. Holt, P. Grewe, A. Machraoui, and J. Barmeyer, "Segmentation of 3D intravascular ultrasonic images based on a random field model," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 26, no. 2, pp. 297–306, 2000.
- [34] C. Burckhardt, "Speckle in ultrasound B-mode scans," *IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics*, vol. SU-25, no. 1, pp. 1–6, 1978.

- [35] R. Wagner, S. Smith, J. Sandrik, and H. Lopez, "Statistics of speckle in ultrasound B-scans," *IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics*, vol. 30, no. 3, pp. 156–163, 1983.
- [36] A. Dempster, N. Laird, and D. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, vol. 39, no. 1, pp. 1–38, 1977.
- [37] S. Osher and J. Sethian, "Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations," *Journal of Computational Physics*, vol. 17, no. 2, pp. 158–175, 1988.
- [38] G. Mintz, S. Nissen, W. Anderson, S. Bailey, R. Erbel, P. Fitzgerald, F. Pinto, K. Rosenfield, R. Siegel, E. Tuzcu, and P. Yock, "American college of cardiology clinical expert consensus document on standards for acquisition, measurement and reporting of intravascular ultrasound studies(ivus)," *Journal of American College of Cardiology*, vol. 37, no. 5, pp. 1478–1492, 2001.
- [39] E. Bovenkamp, J. Dijkstra, J. Bosh, and J. Reiber, "Multi-agent segmentation of ivus images," *Pattern Recognition*, vol. 37, pp. 647–663, 2004.
- [40] [Online]. Available: <http://mathworld.wolfram.com>
- [41] A. Wahle, G.P.M.Prause, C. von Birgelen, R. Erbel, and M. Sonka, "Fusion of angiography and intravascular ultrasound in vivo: Establishing the absolute 3D frame orientation," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 46, no. 10, pp. 1176–1180, 1999.
- [42] A. Wahle, S. Mitchell, S. Ramaswamy, K. Chandran, and M. Sonka, "Four-dimensional coronary morphology and computational hemodynamics," in *Me-*

- dical Imaging 2001:Image Processing*, B. W. P. 2001, Ed., vol. 4322, 2001, pp. 743–754.
- [43] J. Meunier and M. Berthrand, “Tissue characterization from echographic speckle motion,” *Innov.Technol.Biol.Med.*, vol. 15, no. 3, pp. 268–281, 1994.
- [44] B. S. Reddy and B. N. Chatterji, “An FFT-based technique for translation, rotation and scale-invariant image registration,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, pp. 1266–1271, 1996.
- [45] B. Zitova and J. Flusser, “Image registration methods: a survey,” *Image and Vision Computing*, vol. 21, pp. 977–1000, 2003.
- [46] E. Levac, “Proposition de projet de recherche : Navigation 3D à l’intérieur d’une artère à partir d’une séquence d’images d’échographie endovasculaire (ivus),” Examen prédoctoral, Août 2005.
- [47] R. Medina, A. Wahle, M. Olszewski, and M. Sonka, “Volumetric quantification of coronary arteries reconstructed by fusion between intravascular ultrasound and biplane angiography,” in *Biomedical Imaging 2002:IEEE International Symposium*, 2002, pp. 891–894.
- [48] W. Mai, C. T. Badea, C. T. Wheeler, L. W. Hedlund, and G. A. Johnson, “Effects of breathing and cardiac motion on spatial resolution in the microscopic imaging of rodents,” *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 53, pp. 858–865, 2005.
- [49] G. Shechter, B. Shechter, J. R. Resar, and R. Beyar, “Prospective motion correction of X-ray images for coronary interventions,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 24, no. 441–450, 2005.

- [50] G. Shechter, C. Ozturk, J. R. Resar, and E. R. McVeigh, "Respiratory motion of the heart from free breathing coronary angiograms," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 8, pp. 1046–1056, 2004.
- [51] M. Jourdain, J. Sequeira, J. Meunier, J.-M. Boï, and J.-C. Tardif, "Automatic positioning of features in low-contrast fluoroscopic images," in *Graphicon*, 2007.
- [52] J. Weickert, *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. B.G. Teubner Stuttgart, 1998.

## Annexe A

# APPLICATION DE LA MÉTHODE DE RECONSTRUCTION TRIDIMENSIONNELLE DE LA TRAJECTOIRE DU TRANSDUCTEUR SUR DES DONNÉES *IN VIVO*

---

La méthode de reconstruction tridimensionnelle de la trajectoire du transducteur élaborée par Jourdain *et al.* [12] a été validée sur des fantômes fixes. Hors, dans le cas d'un patient, les mouvements induits par les cycles respiratoire et cardiaque ou par des mouvements du patient sont une source importante d'erreur dans les différentes techniques d'acquisition de modèle 3D dans ce domaine *in vivo*. Des séquences IVUS nous ont été fournies par l'Institut de Cardiologie de Montréal. Les mouvements induits par la respiration et le coeur du patient influencent tellement la position de l'artère examinée que le mouvement du transducteur est presque imperceptible à l'oeil nu, i.e. que tout bouge trop pour percevoir le mouvement du transducteur. On voit, dans la figure A.1 deux images d'une même séquence prises à des temps différents. Les différences entre ces deux images prises à des temps différents dans les cycles cardiaques et respiratoires, sont soulignées par les différentes flèches blanches.

Ce phénomène est présent dans la plupart des modalités d'imagerie qui implique un temps suffisamment long pour l'acquisition. Par exemple, Maï *et al.* [48] présentent les limitations de l'imagerie par résonance magnétique ainsi que les limites quant à la précision d'une synchronisation du système avec les cycles cardiaques et respiratoires.

Dans plusieurs cas, on demande au patient de retenir son souffle durant l'acquisition, ce qui représente plusieurs désavantages majeurs dont l'inconfort du

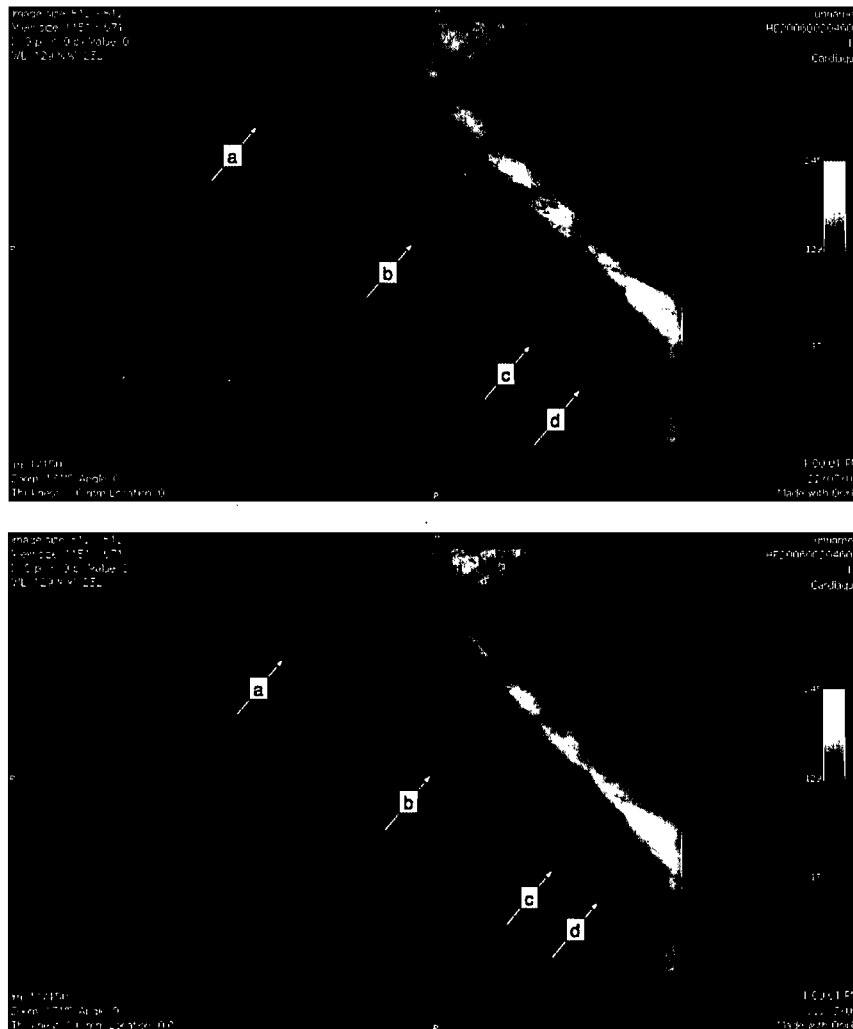


Figure A.1: Deux images d'une séquence fluoroscopique prises à des temps différents dans les cycles respiratoires et cardiaques. En **a**, une extrémité du tube contenant le cathéter. En **b**, le transducteur. En **c**, un repère sur le cathéter et en **d** la fin du guide du cathéter. Ces différents repères permettent de discerner le mouvement induit par les cycles cardiaques et respiratoires.

patient ainsi que le biais des données reliés au volume sanguin puisque ce dernier est modifié lorsque le patient retient sa respiration (Shechter et *al.* [49], [50]).

D'autres ne considèrent que les images prises au même temps du cycle respiratoire et cardiaque. Dans le cas d'image IVUS, une telle approche ne permettrait pas l'acquisition d'un nombre suffisant d'images puisque la période d'acquisition est courte, parfois seulement 20 secondes, et que le cycle respiratoire est lent. Nous avons fait quelques tests pour vérifier cette hypothèse à partir des données cliniques qui nous ont été fournies.

L'électrocardiogramme pour la séquence d'images que nous avons reçue n'a pas été fourni. Nous avons donc tout d'abord tenté de synchroniser les images fluoroscopiques par rapport aux cycles cardiaques avec une simple fenêtre de corrélation. L'idée était de déterminer si l'on pouvait éliminer le mouvement relié au cycle cardiaque en évaluant les changements cycliques d'intensité dans le temps à l'aide d'une fenêtre de corrélation. On voit, à la figure A.2, l'évolution de cette mesure. Le cycle qui occupe la plus grande place dans ce graphique est celui de la respiration. La séquence utilisée était composée de 165 images et on ne voit que trois répétitions du cycle. Ceci nous oblige à rejeter l'utilisation de la synchronisation avec le cycle respiratoire puisque nous perdrons trop d'images dans la reconstruction tridimensionnelle de la trajectoire.

Le mouvement engendré par les respirations n'est pas linéaire (Shechter et *al.* dans [49]). Ce mouvement est influencé par le diaphragme qui monte et descend, les poumons et la cage thoracique dont le volume change dépendamment du moment auquel on est dans le cycle respiratoire. Ainsi, éliminer un tel mouvement non-rigide, avec seulement un plan serait très complexe puisqu'aucune information sur la profondeur des points dans la scène n'est disponible dans ce cas.

Nous avons aussi envisagé de recalibrer chacun des pixels en utilisant une fenêtre de voisinage autour de chacun pixel, et en tentant de retrouver la position de cette fenêtre dans une image subséquente de la séquence fluoroscopique. Ce type d'approche n'a pas non plus été concluant. Puisqu'on se trouve dans un système d'imagerie radiographique pour lequel l'intensité d'un pixel est influencée par plusieurs couches de



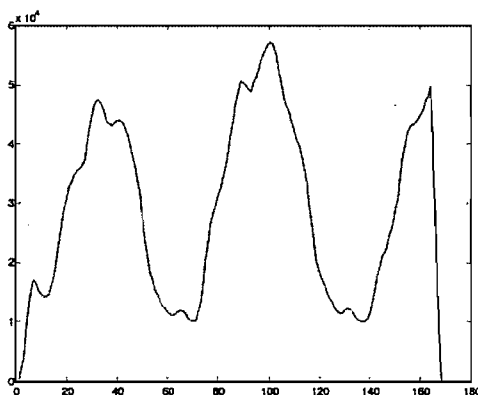


Figure A.2: Graphique de l'évolution d'une fenêtre de corrélation en fonction du temps. Pour une séquence de 165 images, seulement trois cycles de la respiration apparaissent, masquant le cycle cardiaque.

tissus, et que chacune de ces couches peuvent être déplacées différemment par les cycles cardiaques et respiratoires, l'intensité des pixel n'est pas nécessairement la même d'une image à l'autre.

Finalement, nous avons élaboré dans [51], une méthode de positionnement du cathéter complet dans les images fluoroscopiques. Cet article se trouve dans l'annexe qui suit. Malheureusement, même en connaissant la position du cathéter dans chacune des images, il s'est avéré complexe de retrouver les mouvements induits par les cycles cardiaques et respiratoires puisqu'ils ne sont pas rigides, et nous avons établi que ce serait un travail que nous ferions dans le futur puisqu'il pourrait constituer le sujet d'une seconde thèse en soit.

## Annexe B

# AUTOMATIC POSITIONING OF FEATURES IN LOW-CONTRAST FLUOROSCOPIC IMAGES

---

Cet article [51] a été publié comme l'indique la référence bibliographique

Mélissa Jourdain, Jean Sequeira, Jean Meunier, Jean-Marc Boï, et Jean-Claude Tardif. Automatic Positioning of Features in Low-Contrast Fluoroscopic Images *Conférence Graphicon'07, Moscou, Russie*

### ***Abstract***

During an Intravascular Ultrasound (IVUS) intervention, a catheter with an ultrasound transducer is introduced in the body through a blood vessel and then pulled back to image a sequence of vessel cross-sections. To position the IVUS images in space, some researchers have proposed to add a single view fluoroscopy image sequence to recover the 3D positions of the IVUS transducer during its pullback. We present here a method that enables the tracking of the IVUS transducer and its guidewire in the artery in the fluoroscopic images. The technique uses both a feature tracking method based on structure tensor for some marker points along the guidewire, and a constrained snake approach for the whole catheter. Our approach copes with the low contrast and noise intensity in the fluoroscopic image sequences

### ***B.1 Introduction***

Among all pathologies affecting the modern world, cardiovascular diseases are in the forefront. One of the most common cardiovascular problems is coronary atherosclerosis, the build up of plaque (a combination of cholesterol, cellular waste and other

materials) on artery walls. The investigation of the severity of coronary atherosclerosis is therefore very important for the diagnosis and therapeutic strategy that will be undertaken.

Intravascular ultrasound (IVUS) produces unique echographic images showing the cross-section of coronary arteries. These images reveal clearly the lumen, walls and plaque and offer a powerful tool for diagnostic purposes. During an Intravascular Ultrasound (IVUS) intervention, a catheter with an ultrasound transducer is introduced in the body through a blood vessel and then pulled back to image a sequence of vessel cross-sections. Those images are hard to analyze since they do not provide information about the 3D geometry of the vessels which is crucial for diagnosis. To get these measurements, one has to first retrieve the 3D trajectory of the IVUS transducer in the vessel to finally align the IVUS cross-section frames of the arteries along the trajectory.

Several techniques investigate this last problem. Conventional 3D IVUS assumes a straight vessel, neglecting curvature and torsion of coronary arteries [1]. Others combine IVUS to angiography. This last modality is a radiography of blood vessels after the injection of a radio-opaque substance. In [4],[3] and [2], the authors calibrate a biplane angiography system to retrieve the 3D trajectory of the IVUS transducer in the vessel. This kind of methods are complicated to operate and are not always available in clinical center.

Recently, methods based on a single-plane fluoroscopy have been investigated. This modality provides a smaller amount of X-ray on the patient to the detriment of the image quality and does not involve injection of radio-opaque substance in the patient. In the figure B.1, we present an image example of fluoroscopy image. To eliminate the ambiguity induced in 3D reconstruction when only one projection is available, they use *a priori* information such as the transducer length and its 2D projection [5] or its constant pullback speed [24]. In these cases, we have to retrieve the 3D position of the transducer in each frame of the fluoroscopy sequence. This

kind of approach is not easy to apply in clinical cases since the movement of the transducer is not only influenced by the motorized pullback but also by the breathing and cardiac cycle or other arbitrary movements of the patient during the examination. In order to obtain reliable results in 3D reconstruction for single-plane approaches, one has to first perform registration over the images of the sequences. At the end, the only remaining movement should be the motorized pullback of the transducer.

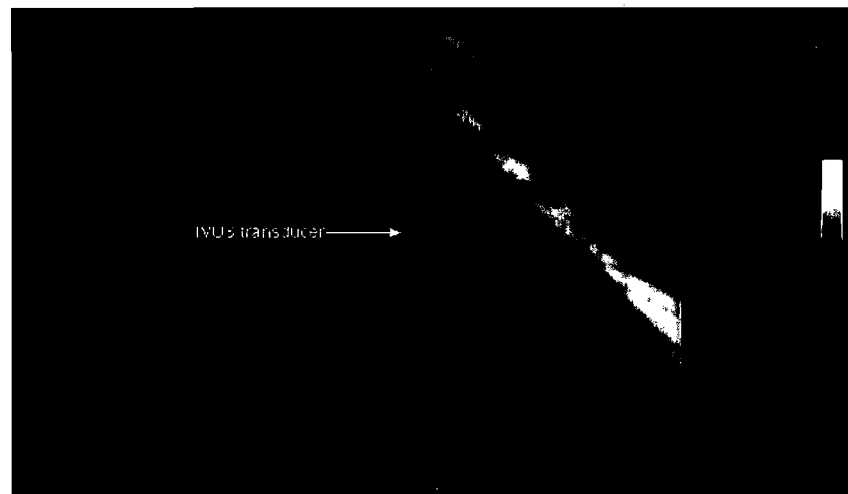


Figure B.1: An image example of fluoroscopy.

In [5], they manually tracked the important components in the fluoroscopic images which is a long and non accurate process. In [24], they track the features by using an algorithm based on temporal intensity difference, which can lead to bad results in case the global intensity changes over time or too much noise is present in the images. In both cases, they had to apply a post-filtering process of the obtained tracked coordinates. In this paper, we present a new method that performs semi-automatic detection of the whole transducer guide in fluoroscopic sequences of images, the first step to elaborate a registration method.

It retrieves the position of the guide even with the poor contrast encounter in fluoroscopic images without needing any post-filtering of the obtained points positions along the guide, opposite to [24] and [5]. Our method consists in using a modified snake algorithm based on a local coherence measure found in the image, opposite to standard snake methods based on intensity gradient. It requires approximate positions of different feature points along the guide for the first frame of the sequence in order to position the whole guide. For all the other frames in the sequence, the guide is positioned automatically. Our method manages to find the transducer guide even though some part of it sometimes disappear in the background of the images due to the low contrast.

We first present a tracking method for different feature points along the guide, that is used to restrain the position of the tracked transducer guidewire. We then present a modified snake algorithm constrained by several anchor points corresponding to feature points along the catheter. We also describe a technique that provides an automatic adjustment of the parameters involved in snake-based methods.

## ***B.2 Tracking algorithm for Feature Points of the IVUS Transducer Guidewire***

We first developed a tracking algorithm for the different characteristic points identified in the figure B.2. In this section we present the structure tensor that is involved in the positioning of the feature points along the transducer guide. We then describe the tracking method used.

### *B.2.1 Structure Tensor*

The structure tensor as presented in [52] measures the behavior of the gradient orientation in a neighborhood of each pixel in a given image. It provides a reliable method to distinguish feature areas, such as corners or edges, from constant areas. It also

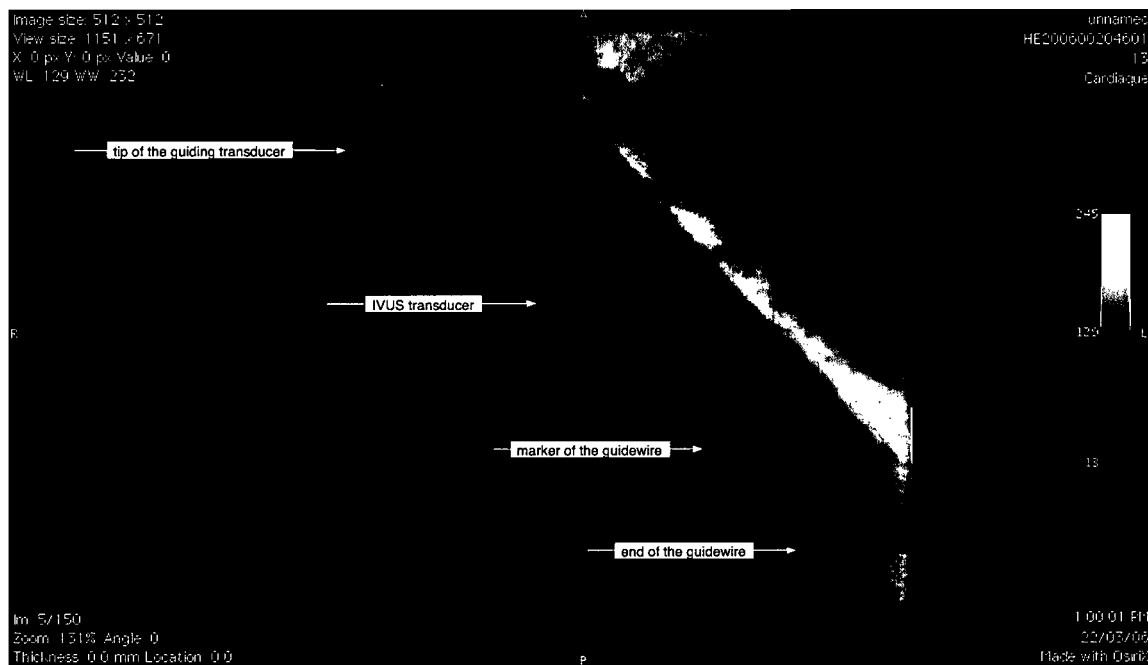


Figure B.2: Features points used as anchor points to the positioning of the whole transducer guide.

yields direction and magnitude of the highest and smallest intensity fluctuations for a given pixel.

To do so, we used the matrix  $J_0$  defined as follow:

$$J_0(\nabla u_{x,y}) = \nabla u_{x,y} \otimes \nabla u_{x,y} = \nabla u_{x,y} \nabla u_{x,y}^t \quad (\text{B.1})$$

where:

1.  $\nabla u_{x,y} = (I_x, I_y)$  corresponds to the intensity gradient for the pixel  $(x, y)$  of the image  $I$ .
2.  $I_x$  is the gradient in the x-direction.
3.  $I_y$  is the gradient in the y-direction.

The matrix  $J_0$  has an orthonormal basis formed by its eigenvectors  $v_1$  and  $v_2$  such as

1.  $v_1 \parallel \nabla u_{x,y}$  gives the direction with the most important intensity fluctuations in the image
2.  $v_2 \perp \nabla u_{x,y}$  gives the coherence direction along which we find the most constant intensity.

The eigenvalues  $\mu_1$  and  $\mu_2$  of the matrix  $J_0$  give the image contrast in the direction of their corresponding eigenvectors ( $v_1$  and  $v_2$ ). A high eigenvalue corresponds to high grey level fluctuations in the image along the direction of its associated eigenvector ([52]).

In order to establish a measure of the coherence in the image for the pixel  $(x, y)$ , we compute the difference between the eigenvalues  $\mu_1$  and  $\mu_2$  of the matrix  $J_0(\nabla u_{x,y})$ . This provides an easy way to determine if the area that contains a pixel  $(x, y)$  is constant or not. For example, we can have these configurations:

1.  $\mu_1 = \mu_2 = 0$  : the area is constant since there is no gray level fluctuations in both directions  $v_1$  and  $v_2$ .
2.  $\mu_1 \gg \mu_2 = 0$  : the pixel  $(x, y)$  is part of a straight edge since there is intensity variations only along the gradient direction  $v_1$  (figure B.3 (a)).
3.  $\mu_1 \geq \mu_2 \gg 0$ : the pixel  $(x, y)$  is on a corner since there is gray level fluctuations in all directions (figure B.3 (b)).

The coherence  $C$  that determines whether a pixel is part of a constant area or not, is defined as follow:

$$C = (\mu_1 - \mu_2)^2 \tag{B.2}$$

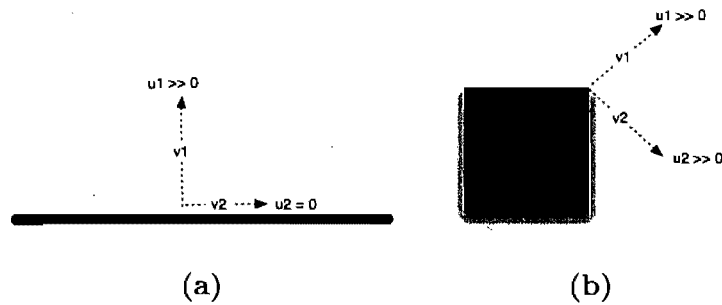


Figure B.3: In (a) and (b) respectively, an image composed of one black straight edge and a black square on a white background. The eigenvalues and eigenvectors of the matrix  $J_0$  are presented for a feature point in both image.

We can classify the pixels of the highest coherence to be feature points.

In the figure B.4(a) and (b), a small window showing a marker on the IVUS transducer guidewire is presented with its associated coherence surface. The measured coherence is significantly higher on the contour of the marker.

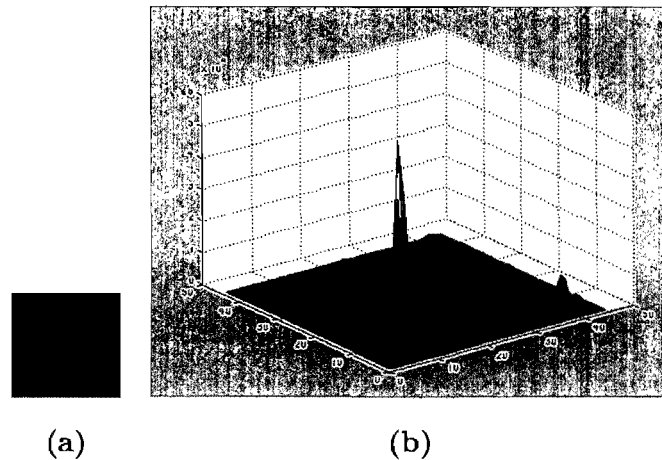


Figure B.4: In (a), a window of dimensions 35X35 pixels shown with the IVUS transducer. In (b), the measured coherence associated with the window.



### *B.2.2 Processing of Positions of Feature Points Using Structure Tensor*

We have elaborated a method that tracks the feature points of the figure B.2 throughout a fluoroscopic image sequence. The algorithm only needs, as input, the approximate positions of the tracked structures. For each image, the centroid of each of the feature structures is tracked. The coherence surface  $(x, y, C(x, y))$  for the window that corresponds to a certain neighborhood of the approximate position for each of the feature points is calculated.  $(x, y)$  representing a pixel and  $C(x, y)$ , the coherence measured in the neighborhood of this pixel.

From this coherence surface, one can determine a set of points with a high probability on the contour of a structure in an image. A point  $(x, y)$  is considered as a feature point if the value of its coherence  $C$  responds to the following criterion:

$$C \geq \bar{C} + n * C_{\sigma}a \quad (\text{B.3})$$

where  $\bar{C}$  and  $C_{\sigma}$  are respectively the mean and standard deviation of the coherence surface computed for a window in an image. We fixed  $n = 3$  to detect points with significantly high coherence. This last value was set to make sure that only pixels with high enough coherence would be considered in the process of the feature points coordinates, since, as in figure B.4(b), the characteristic points have a coherence higher than the other pixels of the subimage.

The centroid of the set of pixels for which the criterion B.3 is true corresponds to the position of the centroid of the searched structure.

For the first image of the sequence, the user gives the approximate positions of the characteristic points. Those user-supplied points can be as far as 10 pixels from the tracked feature in our implementation given that the dimensions of the searching window around each approximate positions is of 35X35 pixels. That ensured that the feature points were embedded in those searching areas. For the other frames, the approximate positions are set to be the previous computed coordinates. The figure B.9 presents the results obtained by our approach.

With this last method, we compute the positions of the feature points along the IVUS transducer guidewire. These coordinates will be used as anchor points and provide an initial position of the points involved in the snake algorithm described in the next section.

### ***B.3 Positioning of the Transducer Guide Using Snake Algorithm***

In order to position the whole catheter and not only some of its feature points, we elaborated a snake algorithm that determines some other positions along the transducer guide. In this section, we first present an overview of the standard snake algorithm to further describe our version of this technique.

#### *B.3.1 General Presentation of the Snake algorithm*

The snake algorithm is an iterative process that minimizes an energy function associated with a model. Throughout the iterations of the algorithm, the model is deformed to fit some structures in an image. It is composed of a set of points  $v_i$ ,  $i \in [0, n]$  embedded on pixels in the image. Those points may be attached to each other by different means of interpolation.

Some displacements are applied to each of the points  $v_i$  to minimize an energy (figure B.5). A minimum is obtained when the points are aligned to the searched structure. This kind of approach provides an easy way to incorporate *a priori* information to the evolution of the snake form during the segmentation process ([28]).

The energy function is composed of two terms: the intern energy that depends on the geometry of the snake curve, and the extern energy related to the image itself. The energy is determined as follow:

$$E_{snake} = \int_{snake} (\alpha E_{curvature} + \beta E_{img}) ds \quad (B.4)$$

where the different variables are defined as follow:

1.  $E_{curvature}$  is the energy associated with the curvature of the second derivative of the curve formed by the snake points  $v_i$ ,  $i \in [0, n]$
2.  $E_{img}$  is the energy term associated with the analyzed image
3.  $\alpha$ ,  $\beta$  are parameters adjusted by the user depending on the *a priori* information of the models. For example,  $\alpha$  should be higher in the case of smooth contour, in order to restrain the model to have a small curvature.

The extern energy  $E_{img}$  is often related to the norm of the intensity gradient in the image. The snake should tend to be close to the pixels with the highest intensity gradient to ensure that they are part of an edge ( equation B.5).

$$E_{ext}(v_i, I) = -\|\nabla I(v_i)\| \quad (\text{B.5})$$

where  $\nabla I(v_i)$  is the intensity gradient in the image for the pixel associated with the control point  $v_i$ . By subtracting this quantity to the intern energy, we ensure that the snake tends to follow the pixels with highest gradient.

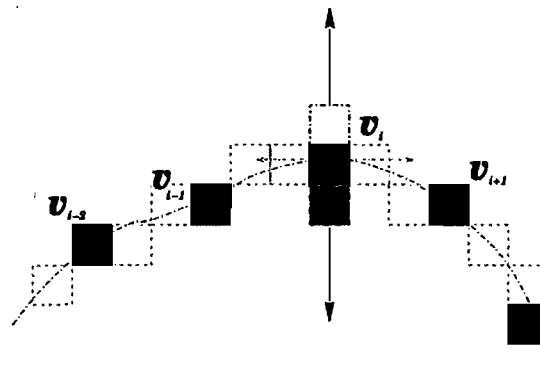


Figure B.5: Displacement of the snake points to obtain a minimal energy.

This kind of approach is seldom applicable to segmentation of medical images

since they are often noisy and they have weak intensity gradient even on the edges of the different structures observed.

### B.3.2 Constrained snake with anchor points

We have elaborated a modified snake method that ensures the automatic positioning of the transducer guidewire throughout fluoroscopic image sequence. The snake used is composed of a set of anchor points for which the minimization process will not influence the position. It is also composed of another set of points that will be positioned according to the minimization of a certain energy function. The fixed points will correspond to the feature points, identified in figure B.2, positioned by the tracking method previously described.

The non-fixed points are initially placed equally distanced along a straight line between each pairs of adjacent fixed points. They will be moved to minimize a cost function that depends on the curvature of the snake and the local coherence in the image. Thus, for a snake composed of  $n$  unfixed point, we have:

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^n (\alpha(i)E_{curvature}(i) - \beta(i)E_{img}(i)) \quad (B.6)$$

Where:

$$E_{curvature}(i) = |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2 \quad (B.7)$$

$$E_{img}(i) = C(v_i) \quad (B.8)$$

We have:

1.  $v_i = (x_i, y_i)$  are the different points of the snake.
2.  $C(v_i)$  is the coherence found in the image for the coordinates  $(x_i, y_i)$  as defined in equation B.2.
3.  $\alpha(i)$  and  $\beta(i)$  are the weights automatically adjusted by a method further described.

We use a greedy strategy to minimize the snake energy. For each  $v_i$  unfixed, we compute the energy of each of the pixels contained in a  $MXM$  neighborhood surrounding  $v_i$ . We move each of the  $v_i$  to the position that ensures each of them a minimum energy.

After each  $v_i$  has been moved, we compute the value  $E_{snake}$ , the energy function for the whole snake as defined in equation B.6. The minimization process continues until  $E_{snake}$  stops decreasing, indicating that a minimum has been reached.

The algorithm is applied to each of the image of the sequence. For the first frame, the approximate positions of the different feature points along the transducer guide are provided by the user, as mentioned in the previous section. For the remaining frames of the sequence, these approximate coordinates are the positions of the feature points in the previous frame.



Figure B.6: The part of the IVUS transducer guidewire is almost imperceptible because of its low contrast with the background

### *Automatic Adjustment of the Parameters of the Snake*

In the energy function, the parameters  $\alpha(i)$  and  $\beta(i)$  have to be set. Some parts of the transducer guidewire may seem to disappear due to a low contrast with the background (figure B.6). There are also points for which we compute a high coherence when they are part of noisy stain of the background (figure B.7).

For a point  $v_i$  in such a region, we would accord a higher importance to  $E_{curvature}(i)$  by setting  $\alpha(i)$  smaller than  $\beta(i)$  in the equation B.6. To do so, we have to detect situations for which the information  $E_{img}(i)$  is not reliable.

We base our approach on the eigenvectors  $v_1, v_2$  of the matrices  $J_0$  defined in the equation B.1. Considering that the curvature of the guidewire is small in restrained portions of it, the pixels directly on its edges should have their gradient directions closed to each other. We see, in the figure B.8 (b) and (c), the coherence surface and the eigenvectors  $v_2$  of high coherence points associated with a small window containing a part of the guidewire.

Thus, we determine a pixel  $(x, y)$  to be part of the guidewire if :

1.  $C(x, y)$  is higher than the mean coherence  $\bar{C}$  in a neighborhood of this pixel
2.  $(x, y)$  is surrounded by neighbors with high coherence
3.  $(x, y)$  is surrounded by neighbors for which the direction of the associated vector  $v_2$  are in a vicinity of the one related to  $(x, y)$ .

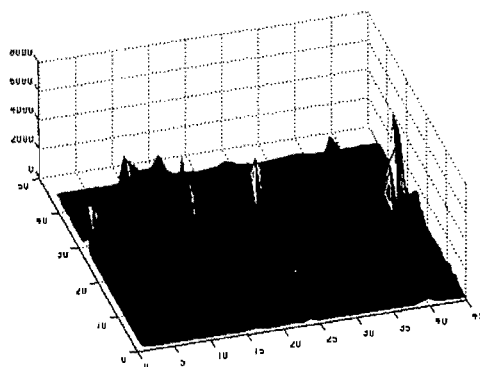
Thus, we determine a set of points  $S$  for which coherence is higher than the mean coherence in the neighborhood of the point  $v_i$ . For each of the points  $s_i \in S$ , we attribute a value  $A(i)$  defined as follow:

$$A(i) = \sum_{s \in S} a(s) \quad (\text{B.9})$$

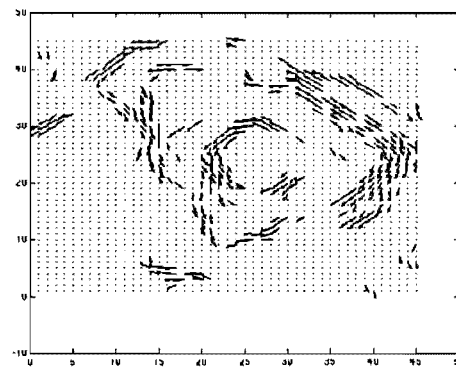
$$a(s) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\theta_s - \theta_i| < T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{B.10})$$



(a)



(b)

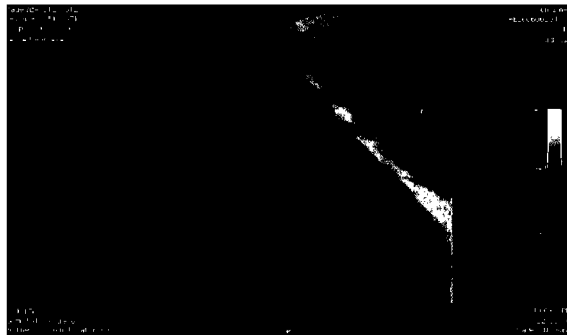


(c)

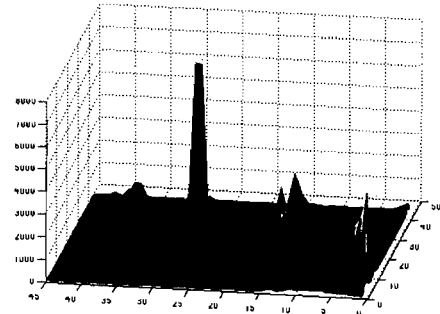
Figure B.7: In (a), a noisy stain is indicated by a black square. In (b), the coherence surface computed for the region marked in (a). In (c), the vectors  $v_2$  associated with high coherence points of (b).

Where  $\theta_s$  is the direction of the vector  $v_2$  for the point  $s \in S$ .

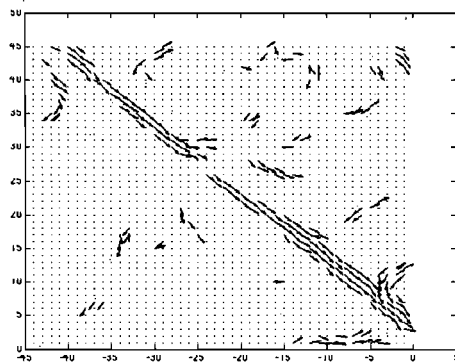
We can see the results of this accumulation in the figure B.8(d). The brightest points are associated with high value of  $A(i)$  meaning that they have other points in their neighborhood which are part of  $S$  and have slightly the same eigenvectors



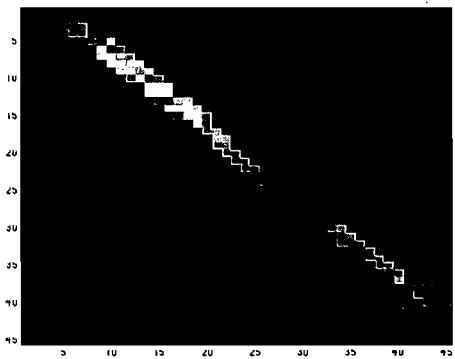
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure B.8: In (a), a part of the guidewire of the transducer. In (b), the coherence surface computed for the region marked in (a). In (c) and (d) respectively, the vectors  $v_2$  and the function  $A(i)$ , associated with high coherence points in the region marked in (a).

direction  $v_1$  and  $v_2$ .

This last accumulation function allows us to determine if a region of the image is only composed of noisy stain as shown in figure B.7, or if it actually contains a part of the guidewire, which would lead to a higher value of  $\beta(i)$ . From the values of  $A(i)$ , we can determine a new set  $S' \subset S$  of points that are relevant. To do so, we just keep



the points  $i \in S$  which satisfy the condition:

$$A(s) \geq T$$

Where  $T$  is a threshold determined empirically and was set to 10 ensuring that points in  $S'$  are all part of an oriented structure in the image. We determined this last value by setting  $T$  proportional to the area covered by the neighborhood implied in the processing of the  $A(s)$ .

As shown in figure B.8(d), the points which have a high value for  $A(i)$  should be highly spatially correlated since they are almost aligned along a line. To determine if the points  $s \in S'$  are just associated with noise in the image or the guidewire, we compute their covariance which measures the strength of their correlation:

$$cov(x, y) = \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{N} \quad (\text{B.11})$$

where

- $x_i, y_i$  are the coordinates of the points in  $S'$
- $\bar{x}, \bar{y}$  are respectively the mean for X-coordinates and Y-coordinates for points in  $S'$
- $N$  is the number of points in  $S'$

The absolute value of equation B.11 reaches a maximum of 1 when the points in  $S'$  are perfectly aligned along a line indicating that they are highly likely to be part of the transducer guidewire. When the points in  $S'$  are sparse and not correlated, the absolute value of their spatial covariance will tend to be 0. Hence, we set:

$$\alpha(i) = |cov(x_{S'(i)}, y_{S'(i)})| \quad (\text{B.12})$$

$$\beta(i) = 1 - \alpha(i) \quad (\text{B.13})$$

where  $x_{S'(i)}, y_{S'(i)}$  are the coordinates of the points contained in the computed set  $S'$  in a neighborhood of  $v_i$ .

Finally, we set  $\alpha = 1 - \beta$ , which will automatically lead to a high value of  $\alpha$  when  $\beta$  is low, indicating that the information from the image is not reliable.

#### **B.4 Results and discussion**

The method presented in this paper has been tested on a fluoroscopic image sequence of 150 frames, provided by the Montreal Heart Institute. In this section we present the results for the tracking and snake algorithm.

##### *B.4.1 Feature point tracking*

In the figure B.9, we show the results obtained for the feature point tracking. We can see that the algorithm finds a right position for each of the characteristic points, even if the points clicked are not directly on the structures we want to track. As long as the searching window around the given approximate position is big enough to contain the structures, the algorithm retrieves the centroid of the tracked elements of the image.

##### *B.4.2 Snake Algorithm result*

We show, in the figure B.10, some frames with snake results illustrated in red. To obtain a full curve along the snake, we interpolated points by a cubic Hermite interpolation. We can see that the snake fits the transducer guidewire even when this one is at its maximum curvature for the whole sequence of images.

The part of the transducer which was most likely to have a small contrast with the background was found between the IVUS transducer and the marker on the guidewire (figure B.10 (a) and (b)). We can notice that it is well-fitted by the snake curve, demonstrating the efficiency of our algorithm to recover the low-contrast shapes.

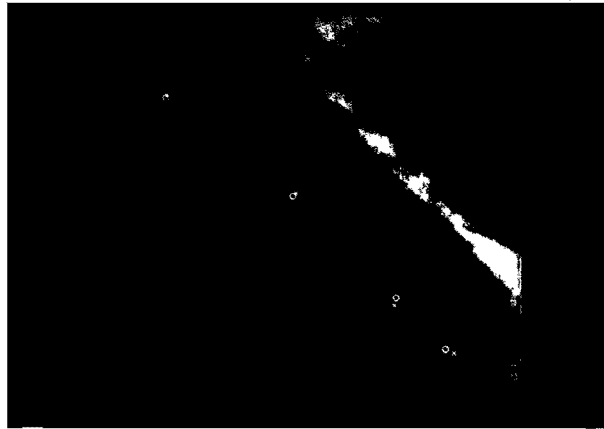
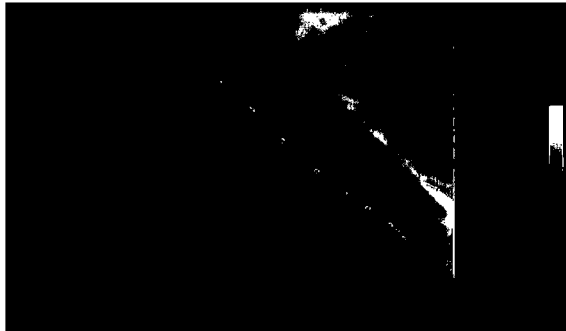


Figure B.9: Results of the feature point tracking method. The "X" are the clicked points by the user, and the "O" are the feature points coordinates computed.

### ***B.5 Conclusion***

This research has investigated the problem of localization of an IVUS transducer guidewire using a snake-based method. The snake is constrained by anchor points aligned on some features in the images. We also provide a method to automatically adjust the weighting parameters of the different parts of the snake-energy function to minimize. The method works even when there is a low contrast between some parts of the tracked structure and the background of the images. Our method is a first step to the elaboration of a full registration technique of an IVUS guidewire throughout a single-plane fluoroscopic sequence of images.



(a)



(b)

Figure B.10: Results obtained for the snake algorithm on some images of the fluoroscopic images