

Université de Montréal

**Méthode structurelle pour le suivi automatique
des artères coronaires en ciné-angiographie**

par

Christian Bellemare

Département d'informatique et de recherche opérationnelle

Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures

en vue de l'obtention du grade de

Maître ès sciences (M.Sc.)

en informatique

Juin, 2004

© Christian Bellemare, 2004



QA

76

U54

2004

V. 032

Direction des bibliothèques

AVIS

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

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
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

Méthode structurelle pour le suivi automatique des artères coronaires
en ciné-angiographie

présenté par

Christian Bellemare

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes:

(président-rapporteur)
Pierre Poulin

(directeur de recherche)
Jean Meunier

(membre du jury)
Sébastien Roy

Mémoire accepté le 3 septembre 2004

RÉSUMÉ

La ciné-angiographie permet l'étude des fonctions physiologiques et morphologiques des coronaires lors du suivi des patients ayant des troubles cardiaques. En particulier le suivi du mouvement des artères coronaires à partir d'images obtenues par cinéangiographie donne lieu à de nombreuses difficultés lorsque nous désirons le rendre automatique. La nature bruitée de ces images, les différentes prises de vue et les déformations du réseau coronarien donnent naissance à différents problèmes de vision informatique.

Dans ce mémoire, un algorithme permettant de suivre le mouvement des coronaires est implémenté. L'idée de faire le suivi des artères coronaires a été introduite par Kong et *al.* [20] en 1971. Ils réalisent alors que les bifurcations coronariennes sont des marques naturelles sur la surface épiscardique. L'algorithme implémenté dans ce mémoire se distingue des autres par la présence d'un modèle géométrique des structures coronariennes. La création du modèle géométrique débute par la segmentation d'une région d'intérêt avec un algorithme de Fuzzy C-Means. Ensuite, cette région est utilisée pour générer le squelette de la section afin de produire une forme en Y . Nous définissons alors géométriquement cette structure en Y en calculant son centre et les angles formés par les branches de la bifurcation. Le suivi peut ensuite être réalisé en localisant la structure similaire dans l'image suivante de la séquence angiographique.

Nous montrons que le suivi des artères coronaires avec cette méthode géométrique est plus efficace et plus robuste que celui avec la méthode standard de fenêtre de corrélation.

De plus, nous présentons une méthode de localisation automatique des bifurcations coronariennes dans les images ciné-angiographiques. Cette technique permet de

rendre l'application complètement automatique. L'approche proposée débute par une localisation de régions d'intérêt au moyen d'une détection de contours. Cette étape permet de rendre l'algorithme plus stable et plus efficace. Ensuite, les bifurcations sont recherchées uniquement dans les régions d'intérêt en générant le modèle structural proposé par l'algorithme de suivi. Les bifurcations trouvées sont ensuite validées par la présence d'un contour englobant celles-ci.

Mots clés Imagerie médicale, suivi, mouvement, structure, cinéangiographie, coronaire.

ABSTRACT

Cineangiograms allow the physiological and morphological description of coronary arteries in the follow-up of patients with cardiac troubles. In particular, automatic coronary artery tracking in cineangiograms brings many problems in computer vision due to the noisy nature of those images, the different camera angle views, and the large coronary network deformation.

In this thesis, we describe a model-based tracking algorithm implemented to track the motion of coronary arteries. This idea was first introduced by Kong *et al.* [20] in 1971 to assess the heart contraction using for this purpose the coronary bifurcations as natural landmarks on the epicardial surface. The method implemented here assumes that a coronary bifurcation can be represented by a simple Y geometric structure. A Fuzzy C-Means algorithm is first used to segment the coronary bifurcation. Then the segmented bifurcation is skeletonized to produce the expected Y shape. To define the Y shape geometrically, its center and the branch angles are computed. The tracking process can now take place simply by looking for a similar Y shape in the next frame and so on.

Using actual cineangiograms, it is demonstrated that tracking the movement of coronaries with this geometrical approach is more accurate and robust than using a standard correlation window methodology.

In addition, we also present an approach to localize automatically the coronary bifurcations in cineangiogram images. This technique is useful to automate bifurcation selection. First, regions of interest (ROI) are obtained by contour detection. This step is useful to increase the algorithm stability and efficiency. Then, we find the bifurcations in the ROI by looking for Y shape structures with the method used

in the proposed model-based tracking algorithm. All bifurcations are validated by testing if a coronary contour surrounds the structure.

Keywords

Medical imaging, tracking, motion, shape, cineangiography, coronary.

TABLE DES MATIÈRES

Résumé

Abstract

Liste des Figures iv

Chapitre 1 : Introduction **1**

1.1 La problématique 1

1.2 Description de la cinéangiographie des coronaires 4

1.3 Objet de la recherche 7

1.4 Présentation du mémoire 8

Chapitre 2 : Revue de littérature **9**

2.1 Introduction 9

2.2 Littérature sur le suivi des coronaires 9

2.3 Les filtres de Kalman 13

2.4 Méthode par corrélation 16

2.5 Détection de contours 18

2.5.1 Filtre de Canny 19

2.6 Segmentation 20

Chapitre 3 : Description de l'approche proposée pour le suivi des bifurcations coronariennes **21**

3.1 Introduction 21

3.2 Normalisation d'image 23

3.3	La segmentation	23
3.4	La squelettisation	26
3.5	Calcul des paramètres du modèle de bifurcation	28
3.6	Le suivi des bifurcations coronariennes dans le temps	31
Chapitre 4 : Détection automatique des bifurcations coronariennes		34
4.1	Introduction	34
4.2	Détection	35
4.2.1	La détection de contours	35
4.2.2	La détection de bifurcations coronariennes	36
4.3	Les résultats sur la détection des bifurcations coronariennes	38
4.4	Discussion de l'approche proposée pour la détection automatique des bifurcations coronariennes	43
Chapitre 5 : Présentation des résultats		45
5.1	Introduction	45
5.2	Les étapes de la modélisation	46
5.3	Les résultats sur la recherche des bifurcations coronariennes	49
5.3.1	Résultats qualitatifs du suivi par modélisation des bifurcations	49
5.3.2	Résultats qualitatifs du suivi par corrélation	54
5.3.3	Comparaison des résultats	57
5.3.4	Résultats quantitatifs	57
5.4	Résultats erronés	59
Chapitre 6 : Discussion		62
6.1	Introduction	62
6.2	Discussion de la méthode	62
6.3	Discussion des résultats	64

Chapitre 7 : Conclusion	66
Références	68
Annexe A : Initialisation des centres dans FCM	72

LISTE DES FIGURES

1.1	Contraction de l'artère coronaire antérieure descendante gauche de cinq patients. (a) Artère coronaire antérieure descendante gauche en gras. (b) Contraction de l'artère de cinq sujets normaux (côté gauche) et de trois sujets ayant une occlusion artérielle (côté droit).	2
1.2	(a) Présentation d'une image ciné-angiographique comportant une sténose. (b) Agrandissement de la région comportant la sténose.	4
1.3	Présentation de la ventriculographie comme outil d'examen morphologique et physiologique du ventricule.	5
1.4	Principales artères coronaires.	6
1.5	Image angiographique montrant différentes caractéristiques qui provoquent des problèmes de vision. (a) Partie de l'image ayant un faible contraste. (b) Un cathéter. (c) Fil de fer fixant le sternum après une intervention chirurgicale. (d) Os d'une côte.	7
2.1	Résultats des travaux de Mourgues et <i>al.</i> (a) Ajustement de B-spline sur les lignes centrales des coronaires. (b) Reconstruction tri-dimensionnelle des artères coronaires à partir de deux plans.	10
2.2	Résultat de la reconstruction tri-dimensionnelle de Shechter et <i>al.</i> [34]. (a) Projections à la fin de la diastole. (b) Reconstruction tri-dimensionnelle des artères à partir des deux vues en <i>a.</i>	12
2.3	Les artères coronaires divisées selon le modèle de Dodge.	13

2.4	Résultat de la corrélation entre deux images. (a) Image. (b) Élément structurant (imagette). (c) La corrélation entre a et b . La position de l'élément structurant est l'endroit où la corrélation est la plus forte (point le plus blanc).	18
3.1	Représentation d'une bifurcation sous forme d'un Y . (a) La bifurcation. (b) La bifurcation ayant subit une rotation. (c) Un Y avec trois angles quelconques.	22
3.2	Localisation du centre de la représentation géométrique de la bifurcation.	29
3.3	Point d'intersection pour calculer les angles de la structure. (a) Intersection du cercle avec la bifurcation en trois points. (b) Triangle formé par deux points de l'intersection et le centre pour le calcul de l'angle formé par les branches de la bifurcation.	30
4.1	Image montrant un contour faisant partie de la zone potentielle de bifurcation. Les flèches représentent le gradient.	36
4.2	Squelette d'une bifurcation à l'intérieur de son contour. Le gradient du contour est similaire à la normale du squelette. Les flèches pleines représentent la normale aux intersections du cercle avec le squelette. Les flèches pointillées représentent le gradient sur le contour dans la direction de la normale.	38
4.3	Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.	39

4.4	Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.	40
4.5	Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.	41
4.6	Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.	42
5.1	Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette. Ici nous avons éliminé le bord (8 pixels) pour ne pas avoir d'effets de bord.	47
5.2	Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.	47
5.3	Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.	48
5.4	Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après augmentation de la qualité. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.	48
5.5	Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.	49

5.6	Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.	50
5.7	Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.	51
5.8	Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.	52
5.9	Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.	53
5.10	Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.	55
5.11	Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.	56
5.12	Distances euclidiennes entre les suivis automatiques et l'expert humain. (a) Distances euclidiennes de la séquence 5.6 (respectivement 5.10 pour la corrélation) (moyenne des quatre bifurcations). (b) Distances euclidiennes de la séquence 5.9 (respectivement 5.11 pour la corrélation).	58

5.13	Les étapes préparatives de l'imagerie en vue de l'obtention du modèle.	
	(a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette. Cette bifurcation n'est pas retrouvable par l'algorithme. Contraste faible avec une vue intérieure (en raccourcie) d'une coronaire qui mène à l'échec.	60
5.14	Les étapes préparatives de l'imagerie en vue de l'obtention du modèle.	
	(a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette. Cette bifurcation n'est pas retrouvable par l'algorithme. Contraste faible qui mène à l'échec.	60

REMERCIEMENTS

La production de ce document est le résultat d'un long travail de recherche personnel mais n'aurait pu être complétée sans le soutien des gens qui m'ont donné temps, conseils et le bénéfice de leurs expériences.

Tout d'abord, je souhaite remercier mon directeur monsieur Jean Meunier qui m'a donné le goût de la recherche. Je le remercie sincèrement pour son temps, sa générosité et bien sûr pour tous les conseils et explications donnés tout au long de ma maîtrise.

Merci aussi au docteur Jacques Lespérance et à Robert Ouellet de l'Institut de Cardiologie de Montréal pour leur support technique et clinique en cinéangiographie et la disponibilité de l'imagerie angiographique.

Enfin, je remercie Marie-Eve Bellhumeur et David Manseau pour leur soutien moral et leurs encouragements.

Chapitre 1

INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous décrivons la motivation derrière la réalisation de ce mémoire. Nous parlerons du premier chercheur ayant eu un intérêt pour l'étude du mouvement de l'épicaarde par le suivi des bifurcations coronariennes ainsi que de ses résultats. Nous faisons une brève description de l'imagerie médicale en ciné-angiographie des coronaires et nous décrivons brièvement les différents chapitres de cette recherche.

1.1 La problématique

En 1971, Kong et *al.* [20] s'intéressent à la ciné-angiographie des coronaires dans le but de déterminer quantitativement la dynamique de l'épicaarde. Ils travaillent alors sur une autre application de la ciné-angiographie des coronaires que les applications classiques de la médecine et démontrent le potentiel diagnostique du suivi de la contraction d'une section de coronaire afin de caractériser la contraction épicaardique. Ils démontrent alors l'importance d'avoir aussi bien des données locales que globales. Kong et *al.* établissent que les bifurcations coronariennes sont des marques naturelles sur la surface épicaardique très efficaces. En fait, les coronaires (vaisseaux sanguins du coeur, voir la figure.1.4) sont si près de l'épicaarde qu'elles y sont pratiquement attachées. En d'autres termes, le mouvement des artères coronaires traduit le mouvement de l'épicaarde (muscle cardiaque externe). La figure 1.1 montre un résultat obtenu par Kong et *al.* sur la comparaison de la contraction de l'artère coronaire antérieure descendante gauche de huit sujets. Sur ces huit individus, cinq patients n'ont pas de troubles coronariens et trois ont une occlusion partielle ou totale de l'artère coronaire

gauche descendante antérieure. La figure 1.1 montre clairement une réduction de la contraction dans le cas des sujets souffrants d'une occlusion coronarienne.

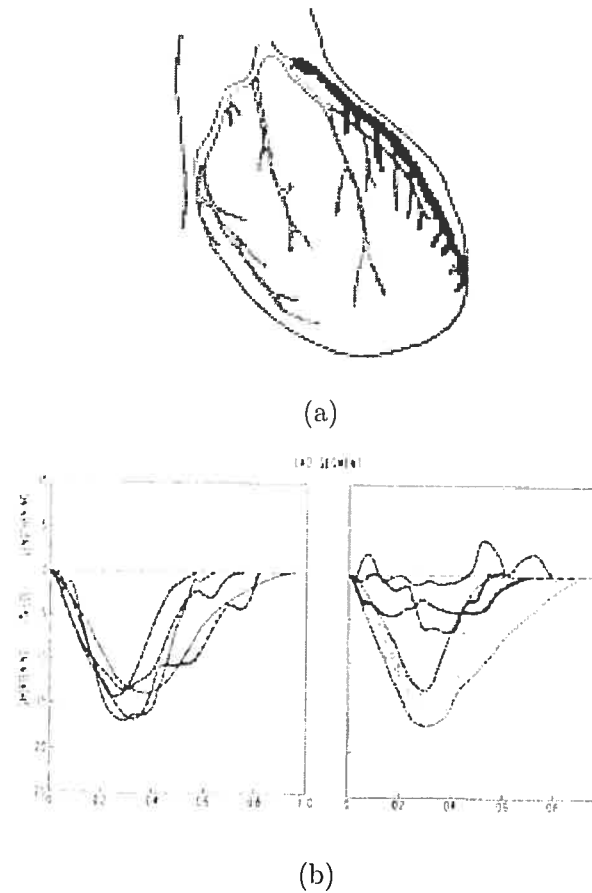


FIG. 1.1. Contraction de l'artère coronaire antérieure descendante gauche de cinq patients. (a) Artère coronaire antérieure descendante gauche en gras. (b) Contraction de l'artère de cinq sujets normaux (côté gauche) et de trois sujets ayant une occlusion artérielle (côté droit).

En médecine, plus précisément en cardiologie, l'étude de la contraction du coeur est très importante afin d'évaluer si ce dernier présente des anomalies. Une étude sur la contraction du coeur peut être réalisée suite à une embolie ou une crise cardiaque

(infarctus) pour déterminer si le coeur possède, suite à ces événements, un endroit de son réseau coronarien qui n'a plus d'apport sanguin (occlusion des coronaires). Cette défaillance entraîne la mort par ischémie d'une partie du muscle cardiaque. La fonction contractile des ventricules, plus particulièrement le ventricule gauche, joue un rôle majeur dans le suivi des maladies cardiaques.

Plusieurs modalités sont offertes pour l'évaluation qualitative telles que l'échographie, l'IRM (la résonance magnétique), la médecine nucléaire et l'angiographie (coronarographie, ventriculographie). La médecine actuelle travaille qualitativement et quantitativement sur les fonctions ventriculaires en se servant de la ventriculographie (dynamique délimitée par l'endocarde). Pour un examen plus complet, une coronarographie montrant le réseau coronarien est très utile. Cette dernière assure une évaluation des zones obstruées (sténose) qui impliquent une diminution, voire absence, de sang dans certaines régions du muscle cardiaque. Les évaluations quantitatives de la contraction ventriculaire sont la fraction d'éjection (ou pourcentage d'éjection) et l'index cardiaque. La fraction d'éjection se définit comme $(VTD-VTS)/VTD$, où VTS est le volume télé-systolique et VTD le volume télé-diastolique. L'index cardiaque, pour sa part, se définit comme le volume d'éjection multiplié par le rythme cardiaque divisé par la surface corporelle. Bien que l'aspect clinique soit très intéressant, nous n'irons pas plus loin sur ce sujet dans ce mémoire. Pour fin diagnostique, il est très utile, tel que démontré par Kong et *al.* [20], de connaître l'activité contractile de l'épicarde localement. L'application clinique de ce mémoire est donc d'obtenir une étude quantitative locale de la dynamique épicaudique sur des images en ciné-angiographie monoplan (contraction des coronaires). Il est important de comprendre que pour obtenir une évaluation valide de la contraction cardiaque, il est nécessaire d'avoir une représentation tri-dimensionnelle des artères coronaires. Cette dernière peut être obtenue par deux caméras à rayons-X (angiographie biplan) ou plus.

1.2 Description de la cinéangiographie des coronaires

La coronarographie est une modalité intrusive utilisant des rayons-X. Une substance (généralement à base d'iode) est introduite dans le patient (très souvent par l'artère fémorale ou par la sous-clavière pour rejoindre l'aorte puis le coeur) par un cathéter pour rendre opaques les vaisseaux sanguins aux rayons-X. Dans cette optique, les vaisseaux sanguins apparaissent foncés sur l'image et les tissus environnants (ventricule, poumon, os,...) sont plus pâles. Cette technique est régulièrement utilisée pour évaluer l'état du réseau coronarien dans le but de déceler des sténoses figure 1.2 (rétrécissement ou occlusion du vaisseau) présentes dans les artères ou d'autres anomalies. La ciné-angiographie est aussi utilisée pour observer d'autres artères que celles du coeur.

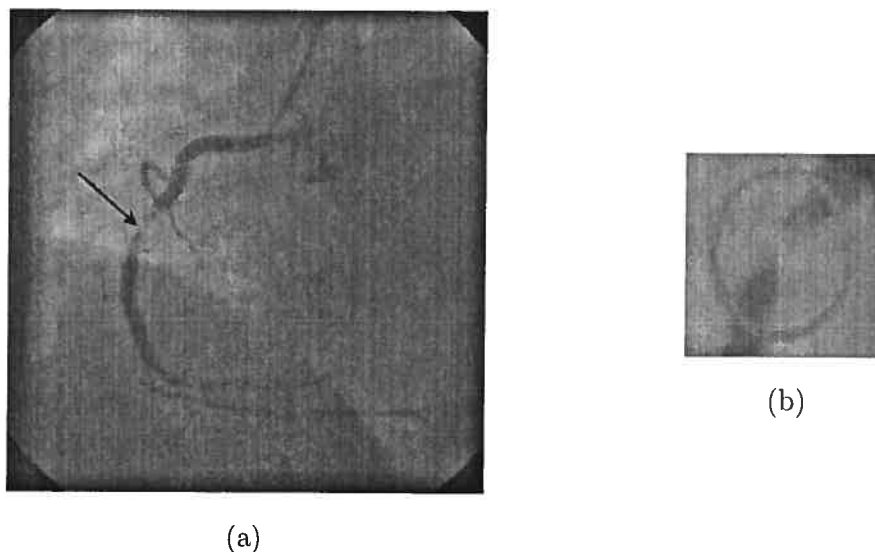


FIG. 1.2. (a) Présentation d'une image ciné-angiographique comportant une sténose. (b) Agrandissement de la région comportant la sténose.

La coronarographie combinée à la ventriculographie est très utile pour avoir des données qualitatives et quantitatives sur la morphologie et la physiologie. Lors d'une

ventriculographie (figure 1.3), par exemple, une approximation de la fraction d'éjection peut être obtenue par un calcul basé sur un modèle ellipsoïdal du ventricule.

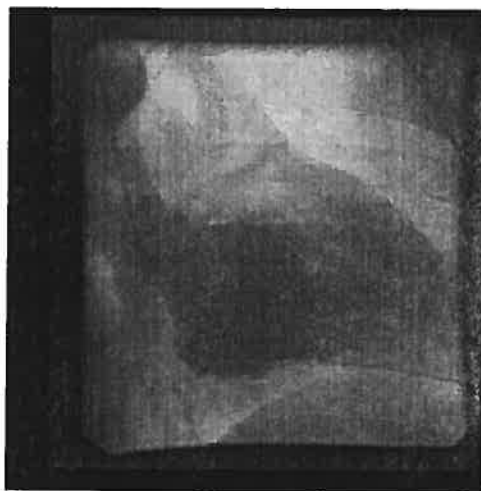


FIG. 1.3. Présentation de la ventriculographie comme outil d'examen morphologique et physiologique du ventricule.

Les images produites par cette technique sont généralement très bruitées. Nous avons utilisé des images de l'Institut de Cardiologie de Montréal, fournies par le docteur Lespérance, comportant les caractéristiques suivantes. Les images sont sous format Dicom (Digital Imaging and Communication in Medicine) qui encapsule une ou des images en format jpeg sans perte ainsi qu'une multitude d'informations cliniques. Ces images ont une résolution de 512x512 pixels et une cadence de 30 images par seconde. En plus d'être très bruitées, elles ne sont pas faciles à traiter (comme la plupart des modalités en imagerie médicale) comparativement à des images prises par caméras, à pellicule ou numérique, dans un environnement de tous les jours. Les structures intéressantes, les coronaires, sont parfois accompagnées de toutes sortes de structures non désirables et relativement aléatoires (figure 1.5). Par exemple, des os, des cathéters peuvent apparaître ou croiser des coronaires, les poumons, des anneaux de métal ou des agrafes post-chirurgicaux, etc., peuvent tous rendre la tâche de trai-

tement d'images très difficile. Le contraste de ces images est parfois très bas et d'une répartition non uniforme dans l'image. De plus, le coeur est une structure qui a des mouvements très rapides et des torsions qui induisent parfois des occlusions de coronaires. Les incidences de caméras apportent aussi certaines difficultés. Les différentes incidences sur un même patient peuvent faire apparaître des structures anatomiques qui interfèrent de différentes façons avec les coronaires. Le rapport signal sur bruit change aussi avec le changement d'incidence de l'amplificateur à rayons-X. (Voir les détails dans [22])

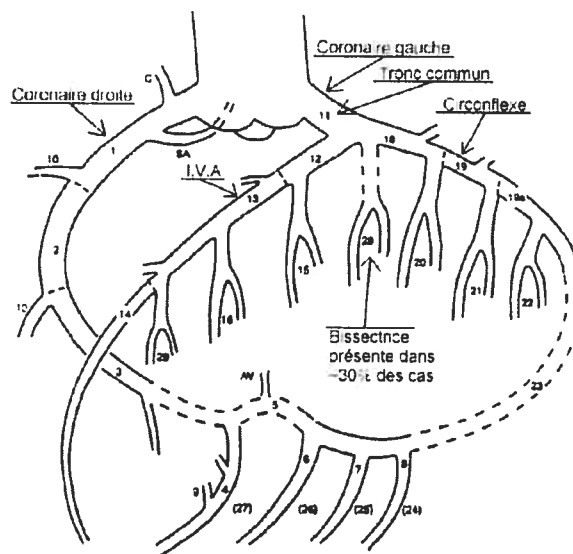


FIG. 1.4. Principales artères coronaires.

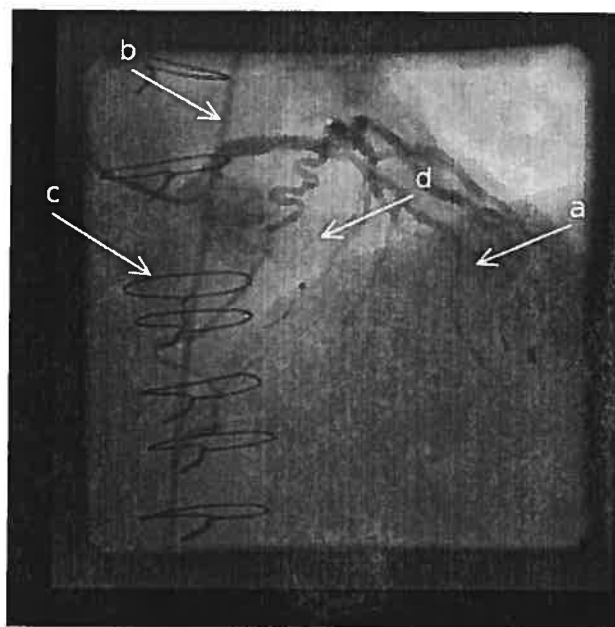


FIG. 1.5. Image angiographique montrant différentes caractéristiques qui provoquent des problèmes de vision. (a) Partie de l'image ayant un faible contraste. (b) Un cathéter. (c) Fil de fer fixant le sternum après une intervention chirurgicale. (d) Os d'une côte.

1.3 *Objet de la recherche*

Le suivi d'objets dans une séquence vidéo est un sujet de recherche très important dans le domaine de l'imagerie en général. Dans ce mémoire, nous ne regarderons que des méthodes appliquées au suivi des coronaires.

Le travail présenté dans ce mémoire explique une méthode structurale pour suivre les bifurcations coronariennes dans le temps en deux dimensions. Nous proposons une approche différente à l'effet que cette méthode se base sur une structure en Y des bifurcations coronariennes. Cette recherche propose aussi une méthode de détection des bifurcations coronariennes dans l'image. Cette dernière opération permet l'initialisation du suivi de celles-ci et rend l'application complètement automatique. Il

faut noter que cette méthode de suivi peut être utilisée en trois dimensions, en utilisant une coronarographie biplan, pour accéder aux contractions réelles des coronaires. Ces contractions permettront ensuite d'obtenir une analyse quantitative précise du mouvement épicaudique.

1.4 Présentation du mémoire

Au coeur de cet ouvrage, nous présenterons une brève description des méthodes de suivi et de détection de coronaires et nous décrirons les étapes qui permettent la création du modèle en Y puis l'algorithme de suivi lui-même. Nous présenterons ensuite une méthode pour localiser automatiquement les bifurcations coronariennes dans une image ciné-angiographique pour enfin illustrer nos résultats sous forme d'images. Il s'en suivra une discussion sur les techniques employées et sur les résultats obtenus.

Chapitre 2

REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la revue de littérature. Comme ce mémoire démontre une nouvelle façon de faire le suivi des bifurcations coronariennes, ce chapitre passe en revue différentes approches de suivi des coronaires. Le suivi (tracking) d'objet est une application très répandue dans la sphère de l'imagerie. Il va de soit que nous allons nous limiter à la littérature reliée aux coronaires. Nous y présentons aussi quelques notions qui permettront aux lecteurs d'être suffisamment confortables avec les techniques présentées dans ce texte. Par exemple, les filtres de Kalman seront brièvement décrits ainsi que la méthode de suivi par corrélation qui servira de contrôle quantitatif des résultats obtenus par la présente recherche.

2.2 Littérature sur le suivi des coronaires

Commençons par les méthodes classiques de suivi des coronaires telle que la corrélation ou la somme des différences absolues entre deux régions d'intérêt prises dans un voisinage d'une image à l'autre [24]. Ces méthodes sont basées sur des mesures de similarité d'un ensemble de pixels dans une région. La méthode par corrélation sera décrite dans ce chapitre comme méthode comparative à celle présentée dans cette recherche.

D'autres auteurs, comme Mourgues et *al.* [27], font la reconstruction en trois dimensions du réseau coronarien. En utilisant une méthode *semi-automatique* pour faire l'étiquetage et la segmentation de l'arbre coronarien, ils ajustent une courbe B-spline avec la ligne centrale des coronaires et suivent celles-ci en utilisant un critère

de minimisation d'énergie.

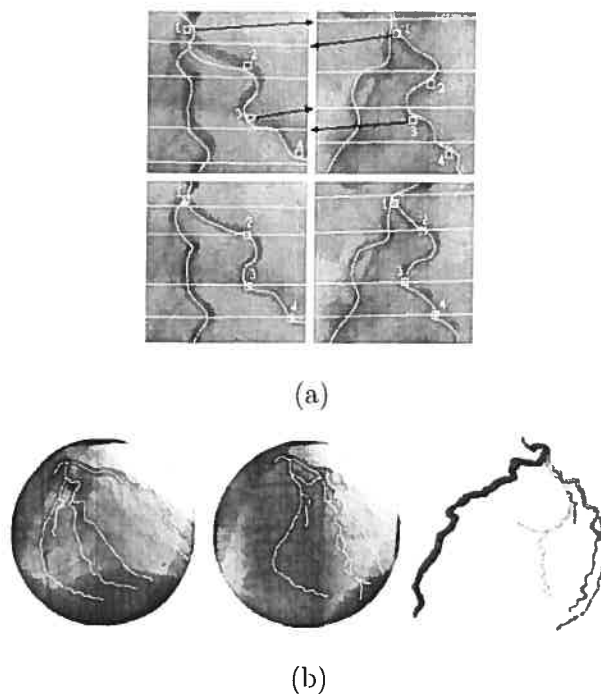


FIG. 2.1. Résultats des travaux de Mourgues et *al.* (a) Ajustement de B-spline sur les lignes centrales des coronaires. (b) Reconstruction tri-dimensionnelle des artères coronaires à partir de deux plans.

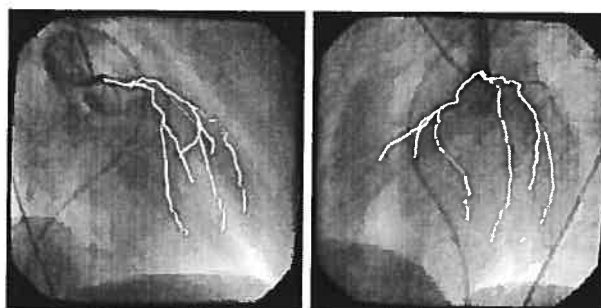
D'autre part, des «snakes» [18] peuvent aussi être utilisés comme modèle déformable au même titre que des splines [19] pour faire le suivi des coronaires. Une autre avenue possible est de faire le suivi sur un modèle de crête qui correspond à la ligne centrale des coronaires (ridge-based algorithm [30, 15, 2, 25, 35, 17]). Tolia et Panas proposent un algorithme de suivi basé sur l'algorithme d'agrégation, Fuzzy C-means clustering [29]. Cet algorithme sera utilisé dans cette recherche pour réaliser une segmentation dans la méthode présentée au chapitre 3.

D'autres méthodes ont déjà été implantées pour suivre l'ensemble des artères. On parle du flux optique [24], du recalage élastique [41] et des filtres de Kalman. Le flux

optique est particulièrement difficile à réaliser sur ce type d'image car le déplacement des coronaires s'effectue de manière à provoquer des déplacements de plus de 10 pixels d'image en image. Par contre, Meunier et *al.* [24] ont réalisé une étude sur le mouvement de l'arbre coronarien en ciné-angiographie monoplan en utilisant la combinaison du flux optique pour estimer la position des bifurcations coronariennes et la corrélation pour améliorer l'estimation de la position de celles-ci. Un autre type de suivi est le suivi adaptatif [38] [37].

En juin 2003, Chen et Molloy [26] ont proposé une méthode de suivi des coronaires en utilisant plusieurs résolutions d'images. Pour chaque résolution d'images, une fonction de décomposition et de diminution de bruit (fast wavelet algorithm [23]) est appliquée pour une séquence d'images floues (filtre passe bas). Ils proposent ensuite de générer une carte coronarienne en sélectionnant le minimum (correspondant aux structures opaques aux rayons-X) dans chaque orientation (horizontale, verticale, diagonale) des images filtrées à l'étape précédente. Le réseau coronarien est ensuite généré avec les différentes vues de l'étape précédente. Il procède finalement par une étape de raffinement en utilisant un algorithme de «peg-quiver» [26].

Il existe aussi des méthodes qui suivent les coronaires en trois dimensions. Les trois dimensions sont obtenues par deux mesures 2 dimensions appelées par angiographie biplan (e.g. [33, 5, 34]).



(a)



(b)

FIG. 2.2. Résultat de la reconstruction tri-dimensionnelle de Shechter et *al.* [34]. (a) Projections à la fin de la diastole. (b) Reconstruction tri-dimensionnelle des artères à partir des deux vues en *a*.

Des travaux ont aussi été effectués par Dodge et *al.* [11, 12] pour modéliser le réseau coronarien en trois dimensions. Ils ont construit un modèle qui divise les artères coronaires en sous-sections selon les bifurcations coronariennes. Chaque coronaire est divisée en trois points entre deux bifurcations coronariennes. Ceci permet d'avoir de nombreux repères sur le réseau coronarien, ce qui permet la reconstruction tridimensionnelle et le suivi des coronaires. La figure 2.3 montre les divisions coronariennes selon Dodge et *al.*

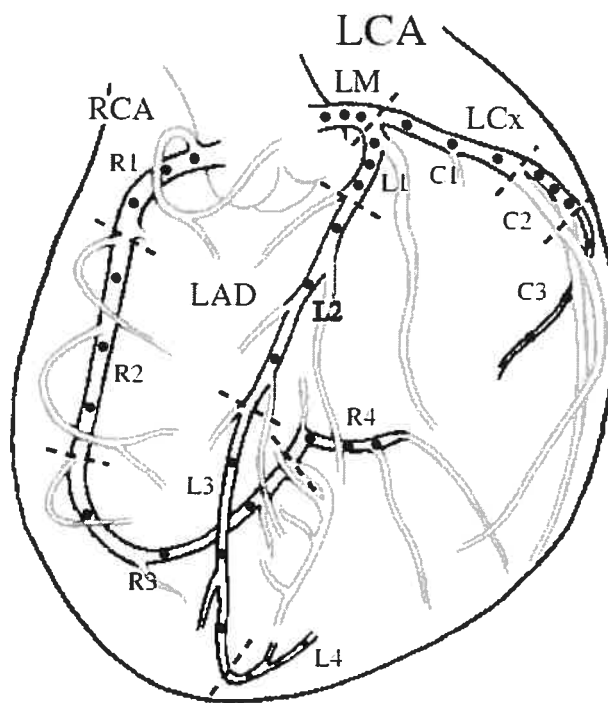


FIG. 2.3. Les artères coronaires divisées selon le modèle de Dodge.

2.3 Les filtres de Kalman

Cette section donne aux lecteurs de l'information sur les filtres de Kalman employés dans cette recherche. Les filtres de Kalman ont été combinés avec la technique

structurelle utilisée dans cette recherche dans le but d'augmenter la vitesse de traitement et d'améliorer la précision de la localisation des bifurcations.

Les filtres de Kalman sont utilisés pour estimer une variable en fonction du temps. Le filtre de Kalman est une nomenclature utilisée pour exprimer un modèle du mouvement a priori estimé. On peut aussi le présenter sous forme d'un estimateur récursif optimal. Le modèle peut être de forme linéaire. Ces filtres ont plusieurs domaines d'utilisation. Pour nous, l'utilisation est la détermination de la trajectoire mais ce filtre peut aussi être utilisé pour la robotique, le traitement du signal et les systèmes de commande pour le guidage. Ici, nous désirons étudier l'évolution d'un système possédant des contraintes de types connues et inconnues. Le filtre de Kalman étudie ce qui se passe dans un voisinage d'une trajectoire déterministe. Voici un aperçu du filtre de Kalman en deux dimensions (pour le suivi dans une image).

Premièrement, on choisit un modèle qui convient à l'application voulue. Dans le cas présent, le suivi des bifurcations coronariennes, on cherche à savoir où les bifurcations évoluent dans le temps, à quelle vitesse (u, v) elles vont et quelles sont leurs accélérations (a, b) . Le modèle pose comme hypothèse que l'accélération des bifurcations coronariennes est constante et que le Δt est constant à $\Delta t = 1$. Voici le modèle :

$$S = (x, y, u, v, a, b) \quad (2.1)$$

$$x_t = x_{t-1} + u_t + \frac{1}{2}a_t \quad (2.2)$$

$$y_t = y_{t-1} + v_t + \frac{1}{2}b_t \quad (2.3)$$

$$u_t = u_{t-1} + a_t \quad (2.4)$$

$$v_t = v_{t-1} + b_t \quad (2.5)$$

$$a_t = a_{t-1} \quad (2.6)$$

$$b_t = b_{t-1} \quad (2.7)$$

Le filtre de Kalman a besoin d'une mesure estimée par médium externe. Dans le cas qui nous intéresse, la mesure est effectuée par l'algorithme qui sera présenté dans le chapitre suivant. Il faut noter que cette mesure donne seulement des valeurs de position. La vitesse et l'accélération instantanée ne sont pas calculées.

Le filtre commence par une estimation initiale de la position. On donne une valeur de la position (x, y) , ici donnée par l'algorithme au chapitre suivant. On pose donc $s_0 = (x, y, 0, 0, 0, 0)$ car on ne connaît pas la vitesse ni l'accélération.

Le filtre de Kalman se présente en quatre étapes, soit le modèle, la prédiction, le gain de Kalman et l'estimer final. Voici les équations régissant ces quatre étapes. Noter que la matrice H est une matrice 2x6 décrite par l'équation 2.8. La matrice Q est la matrice 6x6 décrivant la covariance du bruit (erreurs) sur le modèle (x, y, u, v, a, b) .

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

Le modèle :

$$S_t = A_t S_{t-1} + V_{t-1} \quad (2.9)$$

$$m_t = H_t S_t + W_t \quad (2.10)$$

La matrice A est formée des équations 2.1 à 2.7 et les matrices V et W sont des variables aléatoires de variance q et r et de moyenne 0.

La prédiction :

$$S_t^- = A_{t-1} S_{t-1} \quad (2.11)$$

$$P_t^- = A_{t-1} P_{t-1} A_{t-1}^T + Q_{t-1} \quad (2.12)$$

Le gain de Kalman :

$$K_t = H_t P_t^- (H_t P_t^- H_t^T + R_t)^{-1} \quad (2.13)$$

L'estimer final

$$S_t = S_t^- + K(m_t - H_t S_t^-) \quad (2.14)$$

$$P_t = P_t^- - K_t H_t P_t^- \quad (2.15)$$

Nous discuterons de la combinaison de ces filtres de Kalman avec le suivi structurel dans le chapitre consacré à la discussion.

2.4 Méthode par corrélation

Dans cette section, nous présentons une méthode classique de suivi, la corrélation, comme méthode témoin pour la méthode structurelle élaborée au chapitre suivant. La corrélation est une fonction de ressemblance entre deux fonctions (ici deux images). Elle ressemble beaucoup à une convolution. La convolution dans le domaine spatial étant :

$$f(x, y) * h(x, y) = \frac{1}{NM} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) h(x - m, y - n) \quad (2.16)$$

où f et h sont deux fonctions. Dans notre cas, sur des images, f représente l'image et h l'imagette (souvent appelée masque de convolution). La corrélation se décrit comme suit

$$f(x, y) \circ h(x, y) = \frac{1}{NM} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f^*(m, n) h(x + m, y + n) \quad (2.17)$$

où f^* est la conjuguée complexe de f . Dans le cas où les fonctions sont réelles, lorsque nous parlons d'images par exemple, $f^* = f$. De plus, nous avons des propriétés similaires pour la corrélation et la convolution.

Propriétés de la convolution :

$$f(x, y) * h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) H(u, v) \quad (2.18)$$

$$f(x, y) h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) * H(u, v) \quad (2.19)$$

où F est la transformée de Fourier de f et H est la transformée de Fourier de h . Pour la corrélation, on a les propriétés suivantes :

$$f(x, y) \circ h(x, y) \Leftrightarrow F^*(u, v)H(u, v) \quad (2.20)$$

$$f^*(x, y)h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) \circ H(u, v) \quad (2.21)$$

Il y a cependant un petit problème avec la corrélation : elle est sensible aux changements de contraste et de brillance. Nous pouvons observer que si la valeur de f double, alors la valeur de la corrélation double elle aussi. Il existe une fonction de corrélation qui est insensible à ces changements en normalisant les deux fonctions pour lesquelles nous calculons la corrélation. Voici cette fonction de corrélation insensible aux changements d'amplitude des deux fonctions :

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [f(s, t) - \bar{f}(s, t)][w(x + s, y + t) - \bar{w}]}{\{\sum_s \sum_t [f(s, t) - \bar{f}(s, t)]^2 \sum_s \sum_t [w(x + s, y + t) - \bar{w}]^2\}^{\frac{1}{2}}} \quad (2.22)$$

où \bar{f} est la moyenne de la fonction f dans la région qui coïncide avec la position de w et \bar{w} est la moyenne de la fonction w . Il est important de noter que cette corrélation est normalisée entre $[-1, 1]$ (corrélation au sens probabiliste). Plus la valeur de corrélation est près de 1 en valeur absolue, plus la corrélation est forte (linéarité rigoureuse entre les deux fonctions). Plus elle est près de zéro (en valeur absolue), moins il y a de ressemblance (linéarité) entre les deux fonctions. Voici un exemple de corrélation entre une image contenant trois lettres (U,T,K) et une imagerie ayant comme image T .

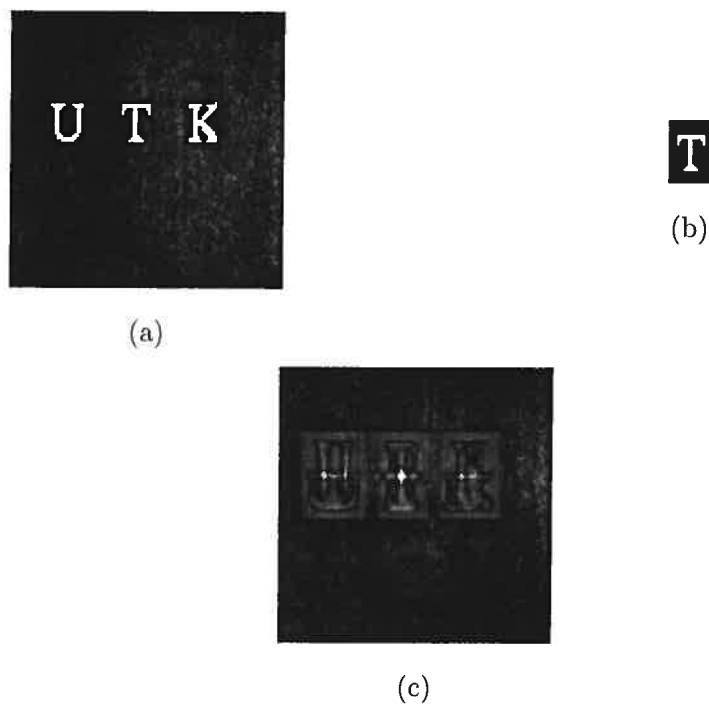


FIG. 2.4. Résultat de la corrélation entre deux images. (a) Image. (b) Élément structurant (imagette). (c) La corrélation entre a et b . La position de l'élément structurant est l'endroit où la corrélation est la plus forte (point le plus blanc).

2.5 Détection de contours

La dernière partie de cette recherche propose un algorithme pour exécuter la détection des bifurcations coronariennes dans une image angiographique. Cette partie utilise un algorithme de détection de contours, ce pourquoi nous décrivons ici l'algorithme de détection de contours utilisé. Plusieurs algorithmes de détection de contours sont proposés dans la littérature comme le filtre de Sobel, de Laplace, de Prewitt, de Robert, de Marr-Hildreth et de Canny, tous basés sur le gradient. Nous présentons le filtre de Canny qui sera utilisé pour la détection de contours dans le chapitre 4 sur la détection automatique des bifurcations.

2.5.1 Filtre de Canny

Le filtre de Canny [6] donne une bonne qualité de détection de contours avec beaucoup de détails. Canny démontre l'unicité d'un filtre linéaire optimal (le détecteur de contours de Canny) avec ses critères. Le problème avec ce filtre vient du fait qu'il présente deux paramètres (t_h et t_l) qui changent considérablement les détails des contours. Ce filtre se présente en trois étapes simples. Voici les trois étapes.

- Étape 1 : Le réhaussement de Canny
 - Appliquez un filtre gaussien sur l'image
 - Calculez la norme du gradient $c_s(i, j)$ et une estimation de la normale du gradient $c_o(i, j)$ pour chaque pixel (i, j) .

$$c_s(i, j) = \sqrt{J_x^2(i, j) + J_y^2(i, j)} \quad (2.23)$$

$$c_o(i, j) = \tan^{-1} \frac{-J_x}{J_y} \quad (2.24)$$

où J_x et J_y sont les gradients en x et y respectivement. $c_o(i, j)$ représente la tangente à la direction du contour.

- Étape 2 : Suppression des non maximums
 - Approximez la tangente à la direction du contour $c_o(i, j)$ par une des 4 directions suivantes : $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$.
 - Si $c_s(i, j)$ est plus petit qu'au moins un de ses deux voisins le long du gradient, alors supprimez le contour ($c_s(i, j) = 0$).
- Étape 3 : Seuillage par hystérésis
 - \forall pixels $(i, j) \ni c_s(i, j) > t_h$
 - Considérez comme contour tous les pixels tel que $c_s(i, j) > t_l$ et qui sont connectés au point du contour précédent perpendiculairement à son gradient.

Dans notre cas, au chapitre 4, nous utilisons des paramètres $t_h = 0.7$ et $t_l = 0.9$ fixés empiriquement afin de n'avoir aucune interaction avec l'utilisateur. Cette

contrainte peut engendrer certains problèmes car la détection est grandement affectée par ces paramètres. Nous en discuterons dans le chapitre de discussion.

2.6 Segmentation

Dans cette recherche, nous utilisons la segmentation pour isoler les coronaires (les bifurcations) du reste de l'image. La segmentation en vision constitue un très large domaine et est toujours d'actualité. Une multitude d'algorithmes de segmentation existent. De la simple segmentation par un seuil par introspection de l'histogramme, en passant par des méthodes à seuillage optimal, des méthodes markoviennes [10], de la segmentation au sens des textures, au sens des contours, du mouvement... . Nous vous proposons un livre de traitement d'images [44] qui traite de la segmentation. Nous décrivons par contre l'algorithme utilisé dans cette recherche, Fuzzy C-means, ainsi que les paramètres utilisés dans cet algorithme au chapitre suivant.

Chapitre 3

DESCRIPTION DE L'APPROCHE PROPOSÉE POUR LE SUIVI DES BIFURCATIONS CORONARIENNES

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'approche proposée par ce mémoire pour faire le suivi des bifurcations coronariennes. Nous avons choisi une méthode structurale basée sur la forme des bifurcations. Ce choix vient du fait qu'une bifurcation ressemble beaucoup à une structure en Y et qu'elle est géométriquement facile à décrire. Notons que cette méthode est complètement automatique à l'exception de l'initialisation, par un clinicien, des coordonnées des bifurcations à être suivies. Cette initialisation pourrait aussi être faite automatiquement. Son automatisation sera traitée dans le chapitre suivant.

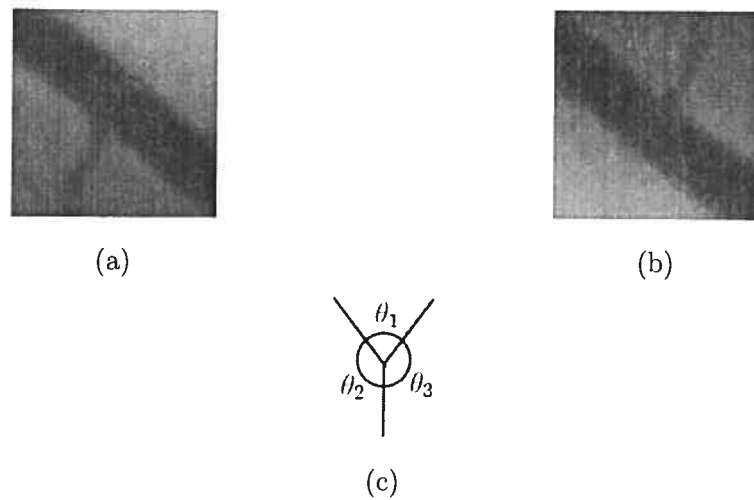


FIG. 3.1. Représentation d'une bifurcation sous forme d'un Y. (a) La bifurcation. (b) La bifurcation ayant subi une rotation. (c) Un Y avec trois angles quelconques.

Pour arriver à décrire géométriquement la bifurcation en forme de Y, nous devons simplifier l'image, contenant la bifurcation, afin d'en calculer les paramètres. Le squelette, ou la ligne centrale, de la bifurcation est utilisé pour représenter le modèle de la bifurcation. Cinq paramètres seront calculés pour décrire cette structure. Les deux premiers paramètres sont les coordonnées du centre de la bifurcation. Les trois autres paramètres sont les angles formés par les branches de la structure en Y. Les bifurcations peuvent être représentées par le vecteur suivant :

$$(c_x, c_y, \theta_1, \theta_2, \theta_3) \quad (3.1)$$

Les sections suivantes démontrent comment obtenir le vecteur paramétrant une bifurcation coronarienne. Les étapes pour arriver à ce vecteur descriptif sont effectuées dans une région, déterminée empiriquement, de 51×51 pixels contenant la bifurcation. Cette région a été choisie de façon à contenir le plus possible d'informations sur la bifurcation et de sorte que le moins de structures environnantes soient présentes

dans cette région. De plus, comme les changements de contraste et de luminosité sont fréquents, en réduisant la taille de cette région nous maximisons la chance d'avoir un contraste plus régulier à l'intérieur de cette région. Nous avons donc choisis empiriquement cette dimension pour maximiser le rapport bifurcation versus fond.

Veillez prendre note que les résultats de chaque étapes à la modélisation géométrique de la bifurcation sont montrés dans le chapitre 5. Les figures 5.1 à 5.5 présentent les résultats de ces étapes.

3.2 Normalisation d'image

Dans cette section, nous utilisons des algorithmes de base de traitement d'images dans le but d'obtenir une image plus normalisée et plus claire afin de permettre à l'opération suivante, la segmentation, de mieux prévoir les caractéristiques de l'image à segmenter.

Une première opération consiste au filtrage de l'image servant à diminuer le bruit engendré par la formation de l'image [42]. Le filtre utilisé est un filtre médian de 5x5 pixels. Une correction de contraste à été effectuée car ce dernier est parfois très faible entre les coronaires et le fond de l'image (bruit ou structures anatomiques). Un étirement d'histogramme est réalisé sur la section de l'image contenant la bifurcation pour permettre l'obtention de bifurcations de contraste plus uniforme. Pour parvenir à cet étirement d'histogramme, nous appliquons l'équation suivante pour chaque valeur de l'imagette où *min* est la valeur minimale des pixels et *max* la valeur maximale des pixels présents dans l'imagette.

$$f'(x, y) = \frac{255}{max - min}(f(x, y) - min) \quad (3.2)$$

3.3 La segmentation

La prochaine étape pour arriver à la structure en *Y* est la segmentation de l'imagette contenant la bifurcation. Plusieurs méthodes simples de segmentation ne

conviennent pas à ce type d'image. C'est pourquoi le choix d'un algorithme qui considère la structure (les voisins) et les textures a été fait pour ce mémoire. L'algorithme en question suppose que les régions à segmenter ont des caractéristiques (textures) pouvant les différencier les unes des autres. Dans le cas des bifurcations coronariennes, deux régions doivent être séparées. Afin d'obtenir un modèle pour la bifurcation, nous devons isoler la bifurcation du fond bruité incluant le ventricule, les poumons ou un cathéter par exemple. L'algorithme choisi pour segmenter ces images est l'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) [31]. L'algorithme peut être décrit en cinq étapes. Notons que le paramètre m , le paramètre de Fuzzy, a été choisi empiriquement comme étant égal à deux.

- Étape 1
 - Initialiser les centres (les pixels délimitant les deux régions à segmenter) des groupes de pixels w_1 et w_2 . Ces centres sont initialisés par un algorithme de segmentation homogène décrit dans [36] (Voir l'annexe A).
 - Initialiser le critère d'arrêt ε ($\varepsilon = 0.001$) (FCM est itératif).
 - Initialiser les matrices de correspondance $[\mu_{i,j}]$. Nous avons utilisé l'algorithme de Otsu [28]¹.
- Étape 2
 - Calculer la distance Euclidienne $d_{i,j}$ entre chaque pixel x_i et les centres w_j .
 - Calculer la matrice de correspondance $U = [\mu_{i,j}]$ avec :

$$\mu_{i,j} = \frac{\left[\frac{1}{d_{i,j}^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{d_{i,j}^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3.3)$$

- Étape 3
 - Mise à jour des centres

¹ Remarquer que l'algorithme d'Otsu divise l'histogramme en deux parties en maximisant la variance des deux parties.

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_{i,j}]^m x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_{i,j}]^m} \quad (3.4)$$

- Étape 4
- Calculer Δ

$$\Delta = \max(|U^{(t+1)} - U^t|) \quad (3.5)$$

où $U = [\mu_{i,j}]$. Si $\Delta > \varepsilon$ retournez à l'étape 2.

- Étape 5
- Segmentez selon la matrice de correspondance U .

Dans le cadre de ce mémoire, les attributs pour différencier les coronaires du fond sont la moyenne des pixels dans un voisinage, la variance dans ce même voisinage et la valeur des pixels. Il aurait été possible d'inclure plus d'attributs pour identifier les coronaires. Par exemple, les moments d'ordre trois (équation 3.6) et quatre (équation 3.8) auraient pu être utilisés.

$$\frac{1}{\sigma^3} \sum_{k=0}^{255} (k - \mu)^3 p_k \quad (3.6)$$

$$\frac{1}{\sigma^4} \sum_{k=0}^{255} (k - \mu)^4 p_k \quad (3.7)$$

où p_k est la probabilité d'avoir un niveau de gris égal à k .

L'équation suivante est la fonction à minimiser pour obtenir une segmentation au sens de FCM.

$$J_{FCM} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{i,j})^m \|x_i - w_j\|^2 \quad (3.8)$$

Le choix de cet algorithme (FCM) repose sur le fait qu'un simple seuillage n'est pas suffisant pour extraire la bifurcation car les valeurs des pixels des bifurcations sont parfois plus intenses (les coronaires apparaissent noir sur les images utilisées) que le fond de l'image. Nous avons très souvent des bifurcations qui chevauche un seuil

donné (une partie au dessus du seuil et une autre en dessous). Nous avons pensé à utiliser un autre algorithme de segmentation appelé les *K moyennes* (K-mean). Cet algorithme fait la répartition des différentes valeurs de pixel dans des différents groupements de sorte à minimiser un indice de dispersion. C'est indice de dispersion peut s'écrire comme suit :

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x_l \in C_i} |x_l - c_i|^2, \quad (3.9)$$

où la seconde sommation se fait sur tous les échantillons x_l appartenant au groupe-ment C_i dont le centre est c_i . Cette fonction à minimiser ressemble beaucoup à la fonction présentée par l'équation 3.8. Cependant, l'équation 3.8 propose un poids sur la matrice de correspondance U déterminé par le paramètre de Fuzzy m .

3.4 La squelettisation

La dernière étape avant de définir la structure géométrique en forme de Y , les angles et le centre de la bifurcation, consiste à obtenir la ligne centrale (le squelette) de la bifurcation segmentée à l'étape précédente. Il existe plusieurs algorithmes de squelettisation permettant l'obtention de la ligne centrale d'une structure binaire comme par exemple les opérateur morphologiques [44]. Dans l'optique d'obtenir un graphe *connexe*, nous avons choisi un algorithme proposé par Blum [4]. Voici en détail cet algorithme.

Un squelette peut être représenté via une MAT (medial axis transformation). Dans une MAT, il est possible de définir une région R avec son bord B . Pour chaque pixel p dans R , on définit un voisinage autour du point p à l'intérieur du bord B . Si p a plus d'un voisin, alors il fait partie du MAT dans B (le squelette). Dans cet algorithme, il est possible d'utiliser la définition de la distance entre les pixels telle que nous la désirons. Nous avons choisi la distance euclidienne pour définir la distance entre deux pixels. On retrouve parfois ce concept de MAT sous le nom de «prairie fire concept».

De plus, cet algorithme assure la connectivité, n'enlève pas les points extrêmes de la structure et ne fait pas d'érosion excessive. Dans la présentation de cet algorithme, on suppose que la valeur 1 est la structure et la valeur 0 est le fond. La méthode est divisée en deux étapes qui seront exécutées un nombre de fois nécessaire pour obtenir le squelette (méthode itérative). Notons que les huit voisins des pixels sont utilisés. Voici l'algorithme :

– Étape 1

Quatre conditions sont nécessaires pour que le pixel p_1 soit supprimé de la structure

$$(a) \quad 2 \leq N(p_1) \leq 6 \quad (3.10)$$

$$(b) \quad T(p_1) = 1 \quad (3.11)$$

$$(c) \quad p_2 \cdot p_4 \cdot p_6 = 0 \quad (3.12)$$

$$(d) \quad p_4 \cdot p_6 \cdot p_8 = 0 \quad (3.13)$$

où $N(p_1) = p_2 + p_3 + p_4 + p_5 + p_6 + p_7 + p_8 + p_9$ est calculé selon les huit voisins de p_1 définis suivant le schéma suivant :

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

et $T(p_1)$ est le nombre de transitions 0-1 dans la séquence $p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8, p_9, p_2$

– Étape 2

Quatre nouvelles conditions sont nécessaires pour supprimer le pixel p_1

$$(a') \quad 2 \leq N(p_1) \leq 6 \quad (3.14)$$

$$(b') \quad T(p_1) = 1 \quad (3.15)$$

$$(c') \quad p_2 \cdot p_4 \cdot p_8 = 0 \quad (3.16)$$

$$(d') \quad p_2 \cdot p_6 \cdot p_8 = 0 \quad (3.17)$$

L'étape 1 est appliquée sur tous les pixels formant le bord B. Si toutes les conditions à cette étape sont satisfaites, alors le pixel est marqué. Si une ou plusieurs conditions sont non satisfaites, alors le pixel n'est pas changé. Après avoir appliqué l'étape 1 sur tous les pixels du bord, les pixels marqués sont supprimés (ils ne forment pas le squelette). L'étape du marquage prévient le changement de forme de la structure au cours de l'itération. Une fois l'étape 1 terminée, l'étape 2 est appliquée sur les pixels restants de la même façon que l'étape 1. Ces étapes sont répétées jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de pixel qui change (convergence).

Voici une explication à propos des critères de suppression des pixels. Quand la condition (a) n'est pas respectée, c'est que le pixel p_1 est un pixel extrême (un voisin) et que dans ce cas il ne doit pas être supprimé. S'il a 7 voisins, alors il est nécessaire de le garder pour ne pas créer d'érosion à l'intérieur de la structure. La condition (b) est utilisée pour ne pas créer de discontinuités dans la structure. Les conditions (c) et (d) sont satisfaites simultanément soit par ($p_4 = 0$ ou $p_6 = 0$) ou ($p_2 = 0$ et $p_8 = 0$). Ces deux conditions réfèrent à la structure du voisinage. Le pixel est supprimé si les conditions (a) et (b) sont satisfaites et si le pixel p_1 n'a pas de pixel à l'est ou au sud ou s'il n'a pas de pixel au nord et à l'ouest (4-voisins). Les conditions (c') et (d') sont essentiellement les mêmes conditions qu'en (c) et (d) au voisinage près.

3.5 Calcul des paramètres du modèle de bifurcation

La dernière étape consiste à représenter la bifurcation comme une structure géométriquement paramétrable. Cette structure est composée de cinq paramètres soit trois angles ($\theta_1, \theta_2, \theta_3$) et les coordonnées du centre (c_x, c_y). Le premier paramètre à définir est le centre. Ce dernier est fondamental afin de calculer les angles, entre les branches

d'une bifurcation, selon une origine commune entre les bifurcations dans le temps. La définition du centre est très simple. Étant donné l'hypothèse d'une structure en forme de Y , il est possible de définir trois courbes qui s'intersectent en un point, le centre (figure 3.2).

La façon de procéder pour trouver le centre est de faire intersecter un cercle de rayon de 15 pixels (déterminé empiriquement de façon à couvrir l'ensemble de la région 51×51 pixels et en éliminant les bords de la structure) avec la structure en Y de façon à obtenir trois points. Ensuite, nous parcourons la structure d'un point d'intersection à un autre (le choix n'a pas d'importance). Cette opération détermine un chemin d'un point d'intersection à un autre soit les points p_1 et p_2 . Ensuite, nous suivons le chemin du point restant, le point p_3 , jusqu'à ce que nous intersections le segment formé par $\overline{p_1 p_2}$. Ce point d'intersection détermine le centre de la bifurcation.



FIG. 3.2. Localisation du centre de la représentation géométrique de la bifurcation.

Une fois le centre (c_x, c_y) trouvé, nous pouvons calculer les autres paramètres, les angles formés par les branches coronariennes. Pour calculer les angles, un cercle virtuel est tracé sur l'image centrée sur la bifurcation en (c_x, c_y) (figure 3.3). L'intersection du cercle avec la bifurcation squelettisée donne trois points (p_1, p_2, p_3) qui serviront à calculer les angles. Avec un cercle de petit rayon, il est possible d'approximer les courbes par des segments de droite, ce qui nous permet, par la loi des cosinus, de calculer les angles de la structure. Notons que le cercle est tracé selon l'algorithme de

Bresenham [3].

En utilisant l'équation suivante (loi des cosinus) on obtient les trois angles comme suit :

$$b^2 = a^2 + c^2 - 2ac \cdot \cos(B) \quad (3.18)$$

Étant donné les trois points (p_1, p_2, p_3) (intersections avec le cercle de rayon $r=5$ pixels), il est possible de créer des triangles à partir de deux points de l'intersection et du point du centre de la bifurcation (figure 3.3).



FIG. 3.3. Point d'intersection pour calculer les angles de la structure. (a) Intersection du cercle avec la bifurcation en trois points. (b) Triangle formé par deux points de l'intersection et le centre pour le calcul de l'angle formé par les branches de la bifurcation.

Les deux segments de longueur r sont l'approximation de deux branches coronariennes. En remplaçant dans la formule 3.18, il est possible d'obtenir l'angle θ formé par les deux branches coronariennes opposées au segment $\overline{p_1p_2}$ (figure 3.3b)

$$\overline{p_1p_2}^2 = 2r^2(1 - \cos(\theta)) \quad (3.19)$$

La longueur du rayon (5 pixels) a été choisie empiriquement et en fonction de la structure générale des bifurcations. Nous devons choisir une valeur de rayon de façon à obtenir une bonne estimation des angles. Une trop petite valeur de rayon

donne lieu à une estimation très grossière des angles car la forme près du centre est affectée par la nature discrète des images. Une valeur trop grande peut entraîner des interférences avec d'autres bifurcations, des structures indésirables ou donner lieu à une fausse interprétation de l'angle dû à la courbure de l'artère. Notons que lors de l'intersection du cercle avec la structure en Y , nous rejetons tous les points d'intersection présents dans un voisinage de deux pixels pour assurer l'unicité des points (p_1, p_2, p_3) sur les trois branches.

Remarquons quand utilisant un rayon de 5 pixels nous faisons une erreur d'environ 12 degrés par pixel. Nous avons que la circonférence est $2\pi r = 2\pi \times 5 \approx 30$ et qu'il y a 360 degrés donc $\frac{360}{30} = 12$. Dans notre cas, cette erreur commise ne perturbe pas le choix de la bifurcation dans le suivi car les bifurcations sont comparées entre elles et que nous choisissons la bifurcation qui minimise la distance euclidienne entre les angles (voir l'équation 3.20 et la section suivante).

3.6 Le suivi des bifurcations coronariennes dans le temps

Cette section explique comment l'exécution du suivi des bifurcations coronariennes se réalise. Toutes les étapes précédentes ont pour but de trouver une représentation géométrique des bifurcations afin de les retrouver dans le temps par la suite. Vous trouverez les résultats de ce suivi dans le chapitre 5 aux figures 5.6 à 5.9

Premièrement, les bifurcations (la position (c_x, c_y) des bifurcations) sont préalablement choisies par un clinicien (ou automatiquement comme on le verra au chapitre 4). Les coordonnées sont ensuite recalculées par l'algorithme afin d'avoir une position unique indépendamment du positionnement sur le pixel du clinicien. Le clinicien donne donc une approximation de la position des bifurcations, qui n'affecte pas le fonctionnement de l'algorithme. Ensuite, l'algorithme cherche dans l'image suivante une structure qui possède des paramètres semblables à ceux de la bifurcation initialisée. Cette recherche s'effectue dans un voisinage du centre (x, y) . Si plusieurs bifurcations

sont présentes dans cette région, la bifurcation la plus semblable est choisie selon la formule 3.20. Par cette formule, nous trouvons la distance euclidienne minimale entre les angles des bifurcations trouvées au temps $t+1$ avec ceux au temps t . Une fois la bifurcation trouvée, les angles du modèle sont mis à jour car d'importantes modifications peuvent être appliquées sur la structure géométrique de la bifurcation dans le temps dû aux contractions et aux torsions de l'épicarde. Si plusieurs structures correspondent (les angles) à la structure recherchée (le modèle), alors la distance entre le modèle et les structures qui lui ressemble donne un coup qui permet de choisir la structure ayant le coup le plus bas.

$$\min_j \left(\sum_{i=1}^3 (\theta_i^{(t)} - \theta_{i,j}^{(t+1)})^2 \right) \quad (3.20)$$

Dans cette formule, j est la $j^{\text{ème}}$ bifurcation trouvée aux temps $t + 1$ et i sont les angles décrit par les branches coronariennes.

Dans l'optique de rendre l'application plus rapide et plus précise, nous avons tenté de combiner la méthode structurelle avec le filtre de Kalman décrit dans la section 2.3. Le gain en terme de vitesse n'est pas obtenu avec cette combinaison du fait que la recherche des bifurcations, par la méthode structurelle elle-même, s'effectue en trouvant le centre de la bifurcation dans un voisinage squelettisé. Le fait de savoir que le centre, par Kalman, se trouve dans un voisinage plus restreint n'augmente pas la vitesse de l'algorithme car la segmentation du voisinage initial (sans Kalman) doit être faite pour obtenir suffisamment d'information pour le calcul des angles. Pour ce qui est de la précision obtenue par la combinaison Kalman et méthode structurelle, elle ne justifie pas l'augmentation de la complexité de l'algorithme en ajoutant Kalman car le centre est difficile à définir. Nous avons donc décidé de garder la position recherchée (coordonnée de la position de la bifurcation) au centre de la bifurcation. Bref, le filtre de Kalman, dans ce cas, ne procure pas de gain justifiant sa complexité.

Le chapitre suivant traite de l'automatisation de l'initialisation du suivi des bifur-

cations coronariennes. En d'autres termes, cette section explique comment détecter automatiquement les bifurcations coronariennes présentes dans la séquence sans initialisation ou sélection par un clinicien.

Chapitre 4

DÉTECTION AUTOMATIQUE DES BIFURCATIONS CORONARIENNES

4.1 *Introduction*

Dans ce chapitre, nous proposons une étude préliminaire pour automatiser l'initialisation du choix des bifurcations fait par le clinicien. Cette section a pour but de rendre l'algorithme complètement automatique. Bien sûr, une supervision sera nécessaire pour le choix de l'image de départ de la séquence (après l'injection) afin que l'algorithme détecte le réseau coronarien.

La détection automatique sans supervision n'a rien de trivial. Les images angiographiques sont des images qui nous apportent beaucoup de surprises (et ce en tout temps). Que ce soit le point de vue de la caméra, les anomalies coronariennes, les éléments post-chirurgicaux (attaches de métal du sternum, par exemple) ou les structures avoisinantes comme les poumons et les côtes, on peut dire que ces images sont imprévisibles (figure 1.5). Il est toutefois possible de concentrer les recherches sur des parties intéressantes de l'image pour l'algorithme. La recherche de structures en Y dans toute l'image peut s'avérer très longue et peut entraîner beaucoup de fausses détections de bifurcations. Une côte, le diaphragme, un cathéter, un fil de fer et bien d'autres structures peuvent altérer la recherche et mener à l'échec. Nous présentons donc une méthode simple et efficace afin de trouver les bifurcations coronariennes présentes dans une image pour en initialiser leur suivi.

4.2 Détection

Voici la méthode de détection automatique des bifurcations coronariennes dans une séquence angiographique. Cette méthode se décrit en deux étapes : une détection de contours en recherchant les régions propices aux bifurcations coronariennes et une recherche de bifurcation dans ces régions.

4.2.1 La détection de contours

Dans notre cas, nous voulons une approche qui sera capable de faire la détection peu importe l'incidence de la caméra et le temps (systole vs. diastole) du cycle cardiaque. Dans un premier temps, une détection de contours est effectuée sur l'ensemble de l'image. La détection de contours est toujours d'actualité et il existe une multitude d'algorithmes. Ici l'algorithme de Canny a été utilisé tel que présenté dans le chapitre 2. Après la détection de contours, nous sommes en mesure de cibler la recherche dans des zones propices aux bifurcations coronariennes. Nous devons trouver un moyen d'exprimer en termes de données les zones propices aux bifurcations coronariennes. Nous définissons une zone potentielle de bifurcation comme étant une région qui contient des contours nets, d'intensité semblable et de gradient évoluant dans une direction qui ne change pas trop radicalement et qui se démarque de la monotonie (contours moins persistants) de l'arrière-plan. De plus, ces régions sont marquées par la présence de contours dominants.

L'image est balayée par une région d'intérêt (51×51 pixels la dimension de la fenêtre contenant la bifurcation) sur l'image de contours (gradient calculé par Canny) et détecte les régions ou zones d'intérêt. Dans chacune de ces régions, les segments de contours de longueur minimale (seuil déterminé empiriquement à 22 pixels) sont analysés de la façon suivante. Chaque segment est divisé en longueurs de 8 pixels. La variance du gradient est calculée pour chacune de ces sections de segment. Si la variance de chaque section est inférieure à 5, alors le segment est défini comme contour

de coronaire. Pour qu'une région soit sélectionnée, nous devons avoir plus de 80 % de segments qui respectent la condition de variance sur le gradient. Par ce procédé, nous obtenons les régions de l'image contenant des coronaires (régions d'intérêt). Les coronaires sont la source des bifurcations, les structures à rechercher. Bien sûr, d'autres régions sont détectées. Cette méthode supprime par contre beaucoup de régions qui sont sans intérêt pour la recherche de bifurcations coronariennes. Cependant, il est possible de retrouver des structures tel qu'un cathéter dans les régions d'intérêt. Ces structures sont, à l'étape suivante, éliminées dans la recherche de bifurcation.

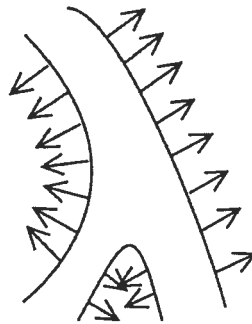


FIG. 4.1. Image montrant un contour faisant partie de la zone potentielle de bifurcation. Les flèches représentent le gradient.

4.2.2 La détection de bifurcations coronariennes

Une fois que les régions d'intérêt sont bien définies, nous effectuons une recherche de bifurcations coronariennes de la même manière que celle expliquée précédemment pour le suivi des bifurcations dans les régions obtenues à l'étape précédente. Nous faisons la recherche de tous les squelettes et nous calculons leurs attributs, c'est-à-dire les coordonnées du centre et les angles formés par leurs branches. Ensuite, pour chaque bifurcation trouvée, il est nécessaire de valider s'il s'agit bien d'une bifurcation et non pas d'un artefact (structures environnantes). Par exemple, lors de la segmentation en

deux régions d'une partie du fond, on retrouve régulièrement des structures qui, une fois squelettisées, forment bien une bifurcation. Nous donnerons un exemple de ce cas dans la discussion. Pour éliminer ces fausses bifurcations, nous proposons de justifier le fait qu'une bifurcation doit être supportée par une coronaire. Le contour étant calculé à l'étape précédente, nous sommes en mesure de réutiliser cette information pour valider la présence de la bifurcation coronarienne. La vérification se fait comme suit. La bifurcation doit être à l'intérieur de son contour. Cette opération est réalisée en regardant s'il y a intersection du squelette avec le contour de la même région. S'il y a intersection, alors le squelette n'est pas à l'intérieur de son contour et il est rejeté. De plus, nous vérifions la similarité entre les gradients, en norme et en orientation, du contour de la bifurcation avec la normale de la bifurcation. Cette similarité est calculée sur les trois branches (un gradient par branche). Connaissant trois points sur le squelette (intersection avec un cercle de rayon 5 pixels), nous calculons la normale au squelette en ces trois points et nous les comparons avec les gradients respectifs du contour. Les gradients sur le contour sont sélectionnés comme étant le premier gradient dans la direction de la normale au squelette (voir la figure 4.2). Enfin, pour être certain que la bifurcation trouvée est bien une bifurcation coronarienne, il est possible de vérifier ses attributs, centre et angles, dans l'image suivante. Cette dernière vérification assure aussi l'acceptation de cette bifurcation en tant que véritable bifurcation et qu'elle est retrouvable dans le temps. Par cette remarque, nous voulons dire que toutes les bifurcations ne sont pas nécessairement retrouvables dans le temps, soit en étant trop petites ou par perte d'agent de contraste trop rapidement.

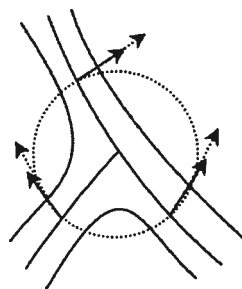


FIG. 4.2. Squelette d'une bifurcation à l'intérieur de son contour. Le gradient du contour est similaire à la normale du squelette. Les flèches pleines représentent la normale aux intersections du cercle avec le squelette. Les flèches pointillées représentent le gradient sur le contour dans la direction de la normale.

La section suivante présente les résultats de cette étude préliminaire en détection automatique des bifurcations coronariennes.

4.3 Les résultats sur la détection des bifurcations coronariennes

Dans cette section nous montrons les résultats obtenus pour la détection automatique de bifurcations coronariennes. Comme il a été mentionné dans l'introduction, la partie détection a servi à initialiser la position des bifurcations pour la recherche de celles-ci dans le temps. Les résultats sont tous accompagnés de la détection de contours et de la recherche des zones potentielles de bifurcation (les coronaires). Les figures 4.3 à 4.6 montrent quelques résultats obtenus.

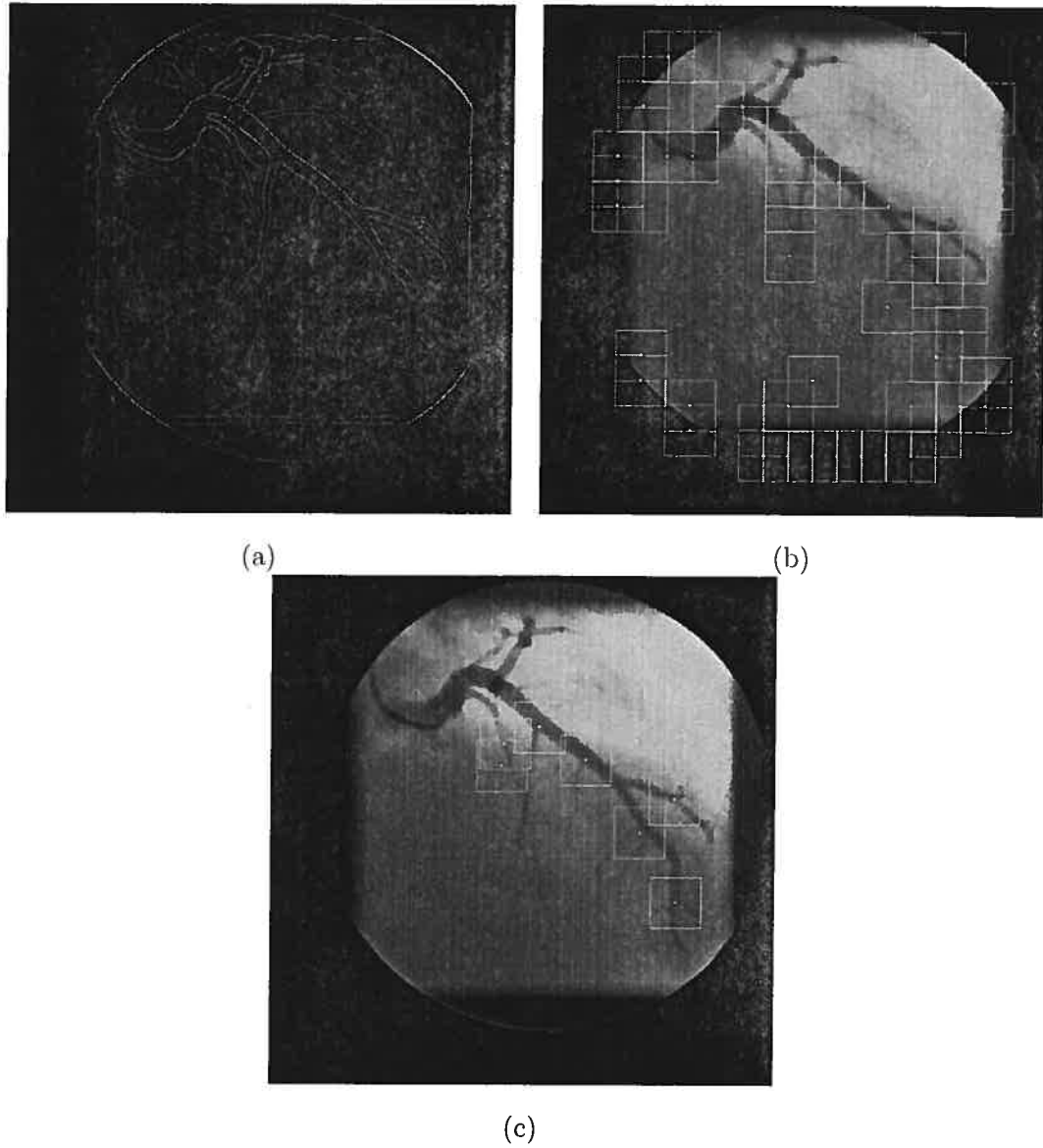


FIG. 4.3. Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.

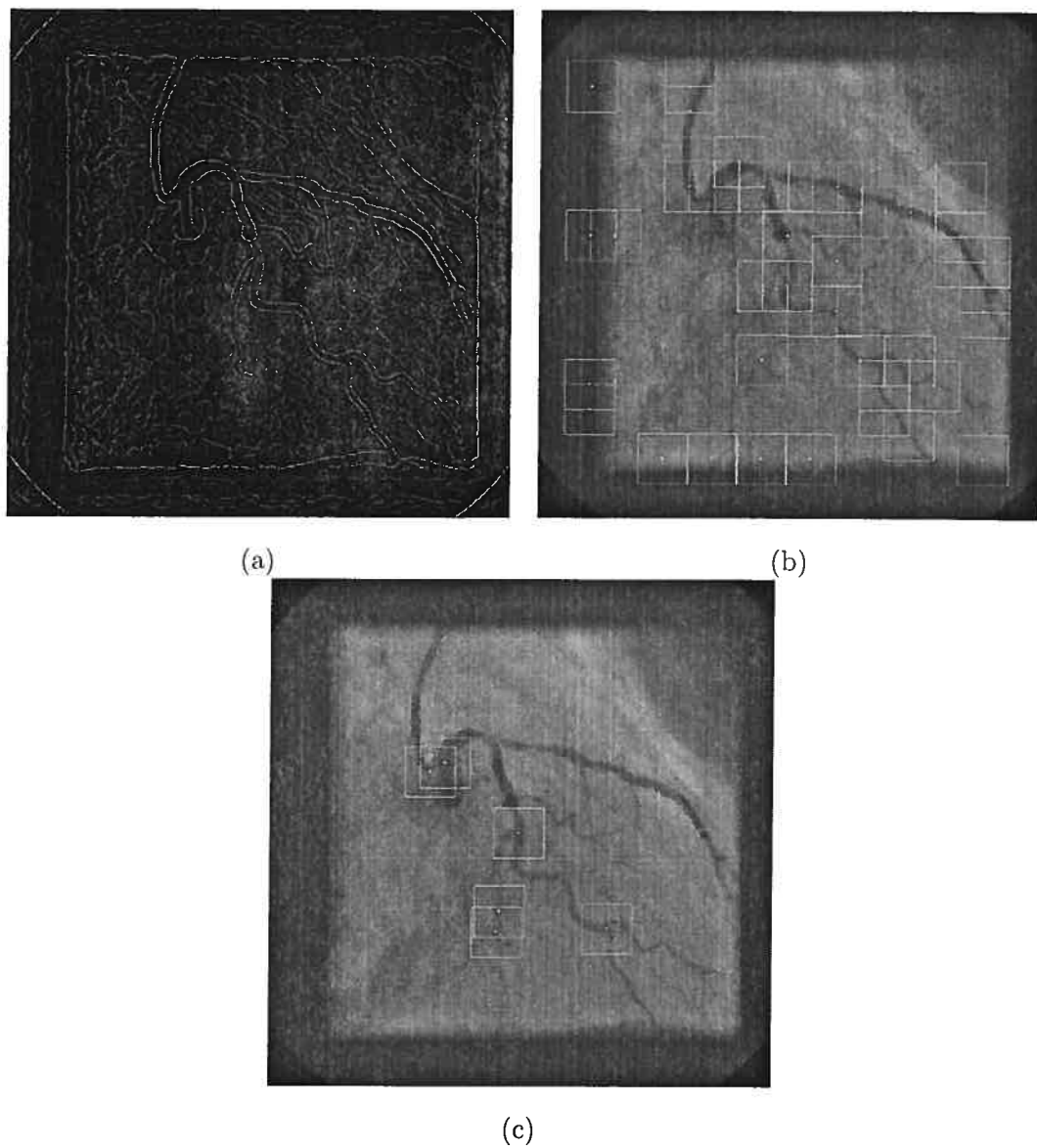


FIG. 4.4. Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.

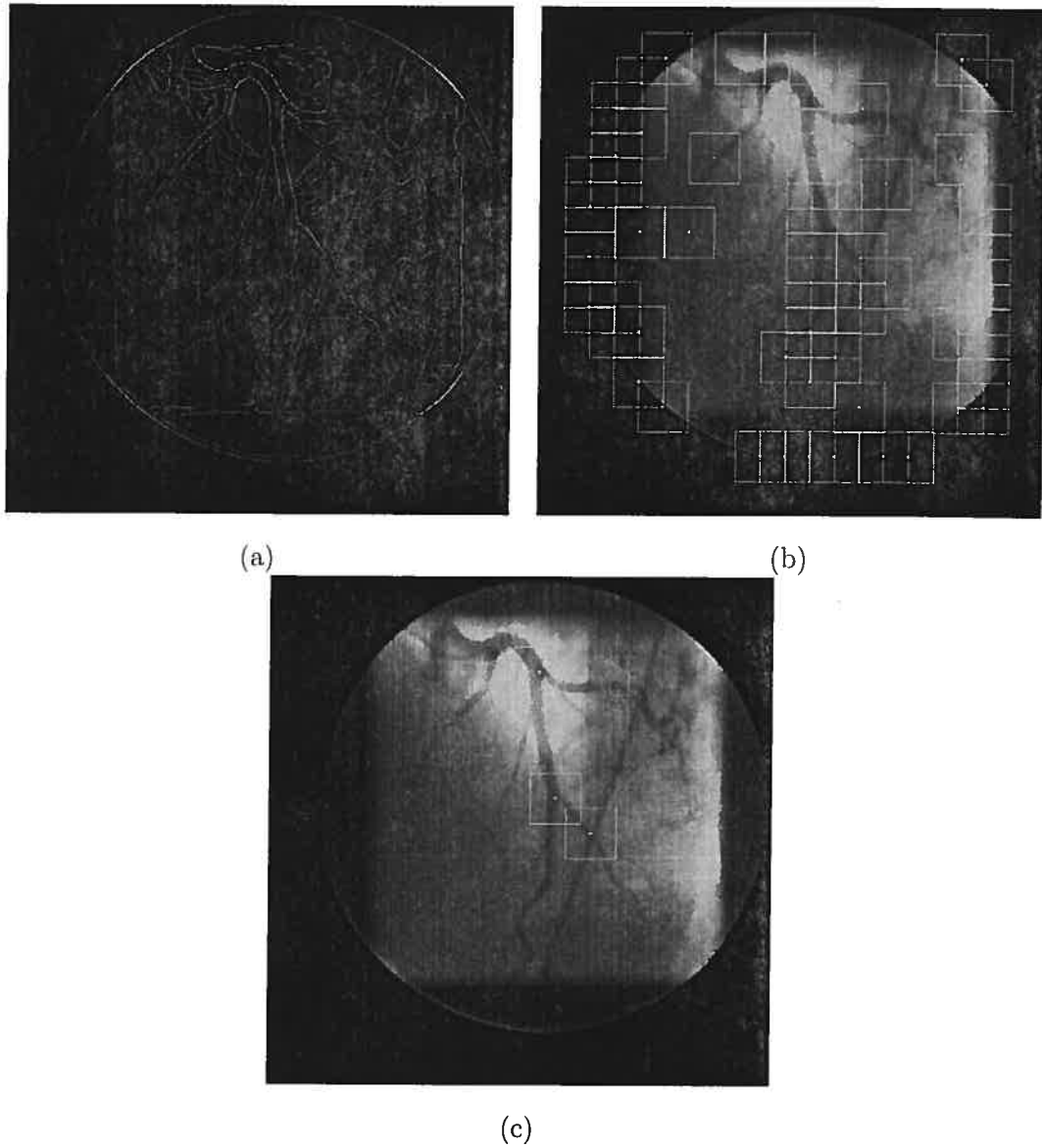


FIG. 4.5. Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.

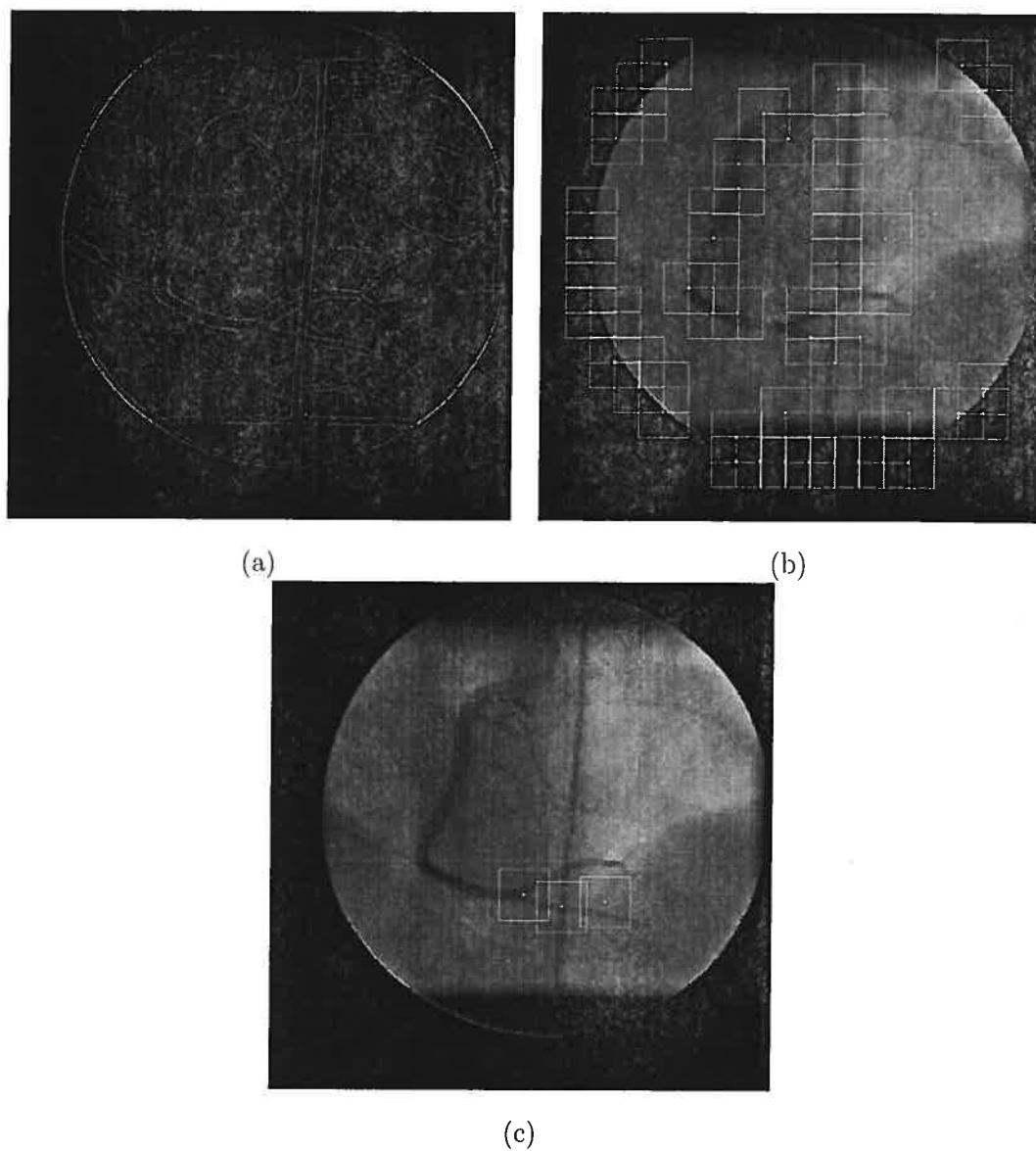


FIG. 4.6. Résultat de la détection des bifurcations coronariennes par la méthode proposée au chapitre 4. (a) La détection de contours. (b) La détection de zones propices. (c) La détection des bifurcations.

4.4 Discussion de l'approche proposée pour la détection automatique des bifurcations coronariennes

La détection automatique des bifurcations n'est que le début d'une recherche qui s'annonce enrichissante. Cette méthode est composée d'une détection de contours réalisée par le filtre de Canny. Canny propose un algorithme qui donne la liberté de définir deux paramètres (t_l et t_h) qui influencent énormément la précision de la détection. En utilisant cette méthode, nous avons la contrainte d'avoir un algorithme semi-automatique. Comme nous désirions une méthode automatique, nous avons défini les deux paramètres, empiriquement, comme étant fixes. Le fait de fixer les deux paramètres pour toutes les images engendre une perte de puissance de cet algorithme (Canny). Dans certains cas, la détection de contours provoque l'apparition de plusieurs petits contours du fond de l'image qui rendent la détection des contours coronariens plus difficile.

La méthode de détection proposée suggère de chercher les bifurcations dans les zones coronariennes, ce qui augmente la vitesse de recherche (ne pas chercher dans les zones de fond bruitées) et diminue le risque de détecter des fausses bifurcations. En pratique, la zone coronarienne s'étend sur environ 40% de la superficie totale de l'image. Nous obtenons donc un gain en vitesse d'environ 2.5 fois en excluant le temps pour trouver la zone coronarienne. En plus du gain en vitesse, nous diminuons le risque d'obtenir une fausse bifurcation dans une zone autre que celle des coronaires.

La détection automatique des bifurcations coronariennes en ciné-angiographie des coronaires est non triviale. Nous avons développé un algorithme permettant de localiser les bifurcations coronariennes dans une image. En regardant les images résultantes, on constate que la détection de zones propices aux bifurcations est généralement bien faite. On aperçoit des régions détectées, comme zones propices, près des bords qui correspondent au bord de l'image. Ces zones sont ignorées par l'algorithme. La détection de bifurcations dans ces zones est relativement bonne. Nous nous apercevons que les

bifurcations les plus évidentes sont pratiquement toutes détectées. Les trop petites bifurcations, ou les bifurcations trop bruitées, ne sont généralement pas détectées car notre algorithme impose que le squelette de la bifurcation soit à l'intérieur de son contour. Or si le contour est bruité ou s'il est trop petit (interpénétration du contour), il est difficile de définir si le squelette est à l'intérieur de celui-ci. Ce problème pourrait peut-être être résolu en ajustant les paramètres de l'algorithme de Canny afin d'obtenir des contours plus grossiers.

L'utilité de cette méthode est de rendre l'application complètement automatique se qui permet de faire des rapports cliniques automatiquement dès qu'une série d'image est obtenue par ciné-angiographie.

Chapitre 5

PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

5.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la validation des méthodes de suivi et de détection des bifurcations coronariennes décrites dans ce mémoire. La méthode de suivi sera comparée à deux autres techniques. Dans un premier temps, elle sera comparée à la méthode par corrélation. Ensuite, les résultats donnés par la méthode de modélisation et de corrélation seront comparés à des résultats obtenus par un utilisateur humain expert.

Afin de bien représenter cette technique, nous afficherons des résultats de quelques images d'une même séquence pour voir l'évolution dans le temps du suivi des bifurcations coronariennes. Ce type de méthode est passablement difficile à évaluer de manière quantitative exacte. Cela peut s'expliquer par le fait que le centre de la bifurcation demeure approximatif même pour un expert. Pour constater ce fait, nous avons comparé deux suivis, à des temps différents, des mêmes bifurcations par un utilisateur expert. Nous monterons aussi des graphiques représentant l'évolution des distances euclidiennes entre l'utilisateur expert et les suivis automatiques.

Pour les résultats concernant la détection de bifurcations, une seule analyse qualitative sera effectuée. Il est difficile de quantifier la détection car il est ardu d'évaluer si une bifurcation doit être acceptée ou non. La grosseur, la luminosité et les structures qui chevauchent les bifurcations rendent l'évaluation quantitative très difficile.

Débutons par la présentation des résultats sur les étapes de la modélisation du modèle de bifurcation pour le suivi. Notez que les résultats ont été générés à partir d'images provenant de 15 patients différents de l'Institut de Cardiologie de Montréal

(ICM). Nous avons fait l'étude sur 20 séquences avec 45 bifurcations au total. Il faut noter que les images sont difficilement accessibles dû à l'éthique envers les patients. De plus, la sélection des séquences a été difficile car beaucoup de ces séquences ne sont pas adaptées à la détection et au suivi des bifurcations. Par exemple, les incidences de caméras sont en fonction de la pathologie du sujet et ne montrent pas nécessairement des bifurcations à cause du nombre élevé d'occlusions. Les séquences ont été choisies en fonction du temps de l'injection, du contraste élevé et des incidences montrant un réseau coronarien simple (moins de coronaires mais plus de bifurcations). Il ne faut pas oublier que le but du suivi des bifurcations est d'évaluer la contraction de l'épicarde. Il est plus simple de prendre une incidence qui montre une ou deux coronaires mais avec le plus de bifurcations possible. Notons aussi que les séquences de 30 à 150 images ont été traitées sur 30 images. Cette contrainte de 30 images par séquence nous permet de faire les calculs sur le même nombre d'images. Par exemple, une séquence de 100 images perdra son injection dans les dernières images et les petites bifurcations ne seront plus visibles. De plus, ces séquences montrent avant et après l'injection ce qui diminue beaucoup le nombre d'images pertinentes (utilisables). Nous avons donc normalisé le tout en gardant 30 images par séquence (ce qui fait une seconde (30 images par seconde) et environ un cycle cardiaque).

5.2 Les étapes de la modélisation

En premier lieu, il est de mise de montrer les différentes étapes pour arriver à la modélisation de la bifurcation. Ces différentes étapes sont effectuées sur la section contenant la bifurcation dans une zone de 51x51 pixels. Nous estimons empiriquement que cette dimension est optimale pour obtenir suffisamment d'informations sur la bifurcation présente dans cette région et avoir un bon rapport de surfaces entre la bifurcation et le fond d'image. Les figures 5.1 à 5.5 présentent différents résultats illustrant les étapes des formations du modèle en Y .

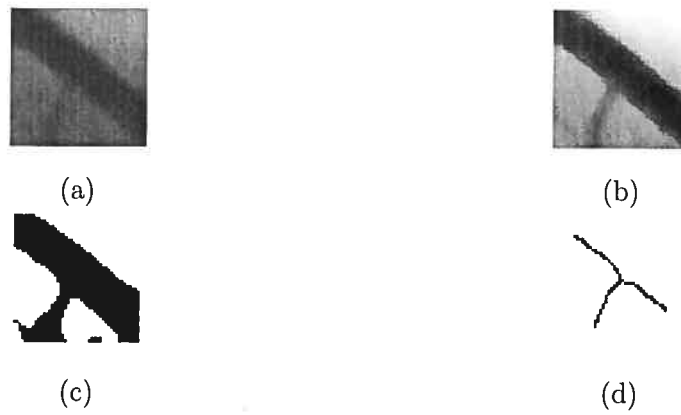


FIG. 5.1. Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette. Ici nous avons éliminé le bord (8 pixels) pour ne pas avoir d'effets de bord.

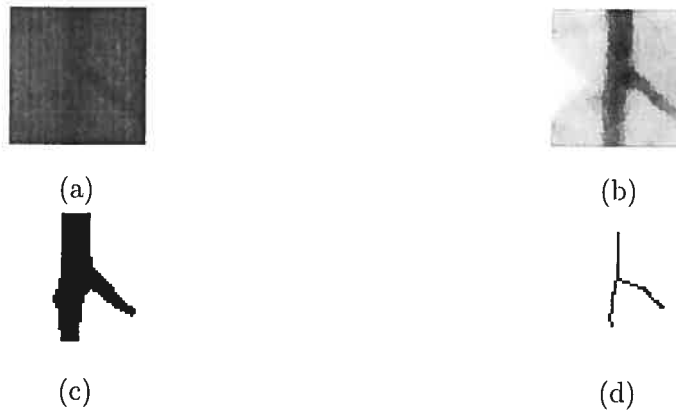


FIG. 5.2. Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.

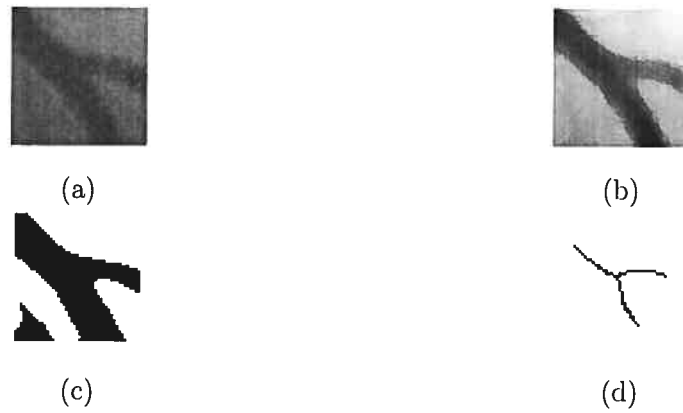


FIG. 5.3. Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.

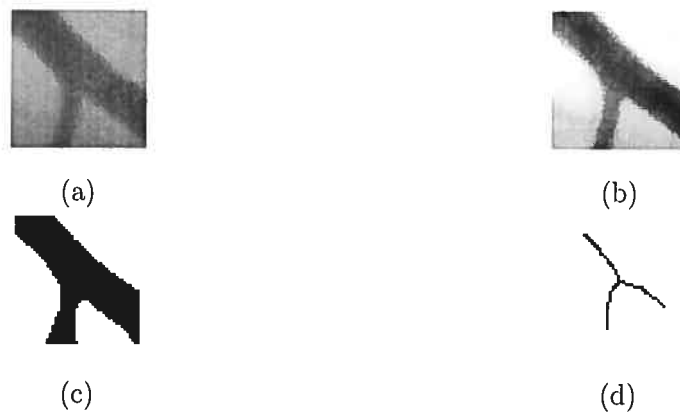


FIG. 5.4. Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après augmentation de la qualité. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.

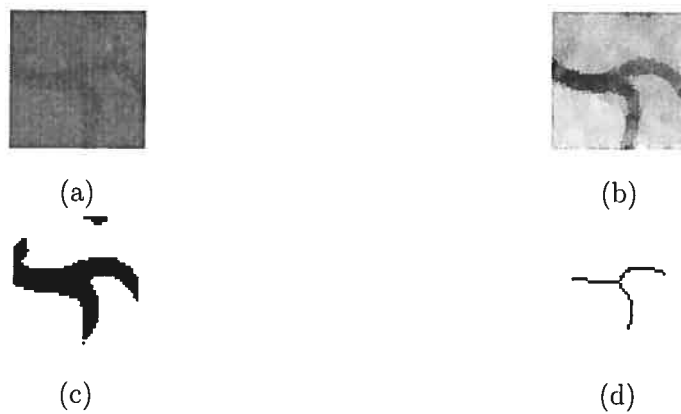


FIG. 5.5. Les étapes préparatives d'une imagerie en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette.

5.3 Les résultats sur la recherche des bifurcations coronariennes

Dans cette section, des images sont présentées dans le but de démontrer la validité qualitative de la recherche des bifurcations coronariennes par modélisation en Y . Ces images sont regroupées par séquences pour montrer l'évolution dans le temps du suivi. Suivra la validation quantitative relative à la recherche par corrélation et par un humain expert (méthode contrôle).

5.3.1 Résultats qualitatifs du suivi par modélisation des bifurcations

Les figures 5.6 à 5.9 présentent quelques résultats typiques du suivi des bifurcations coronariennes par la méthode présentée dans cette recherche au chapitre 3. Les résultats suivant présentent des images de quatre séquences (quatre image par séquence) différentes afin de montrer l'évolution dans le temps du suivi.

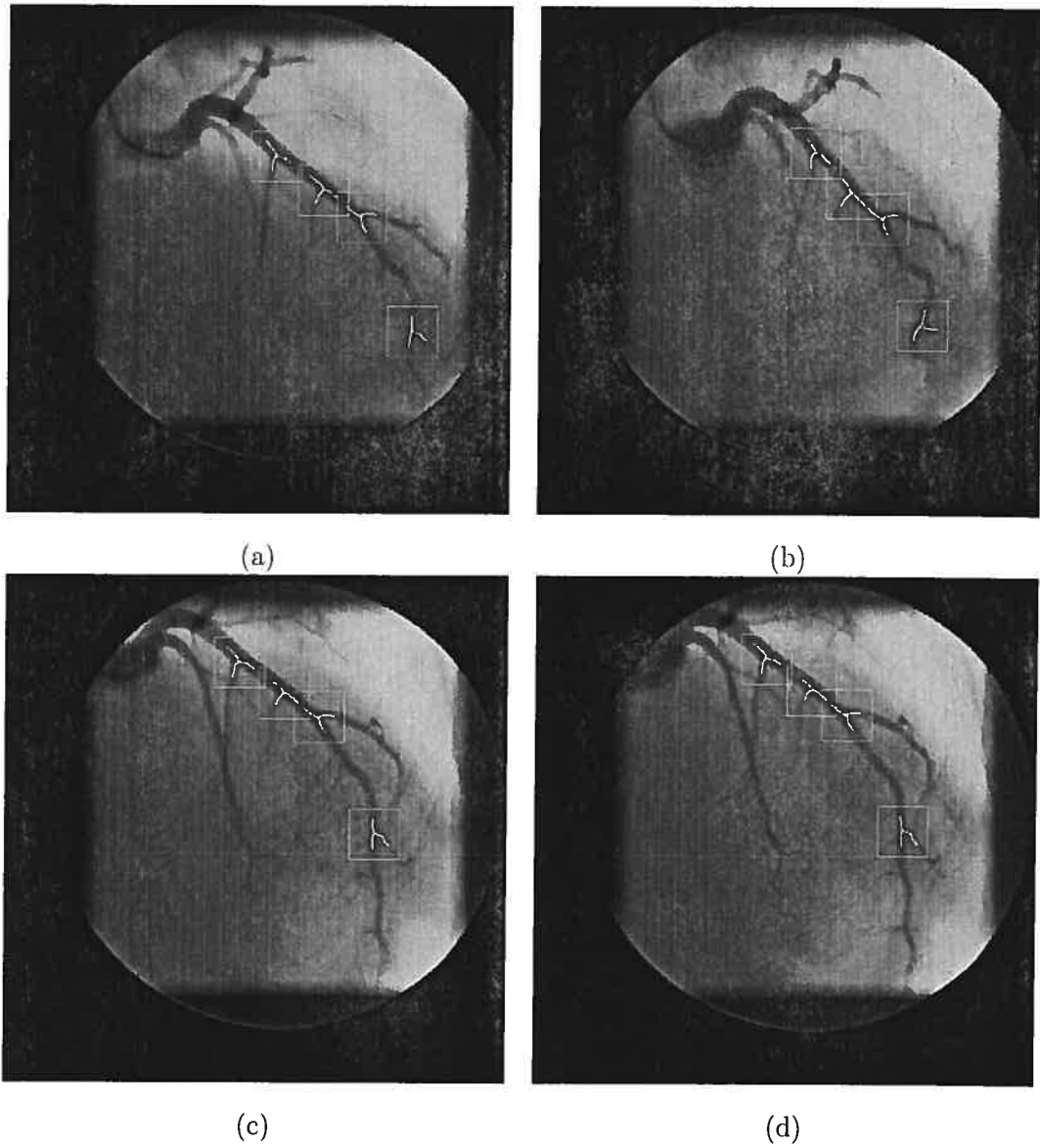


FIG. 5.6. Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.

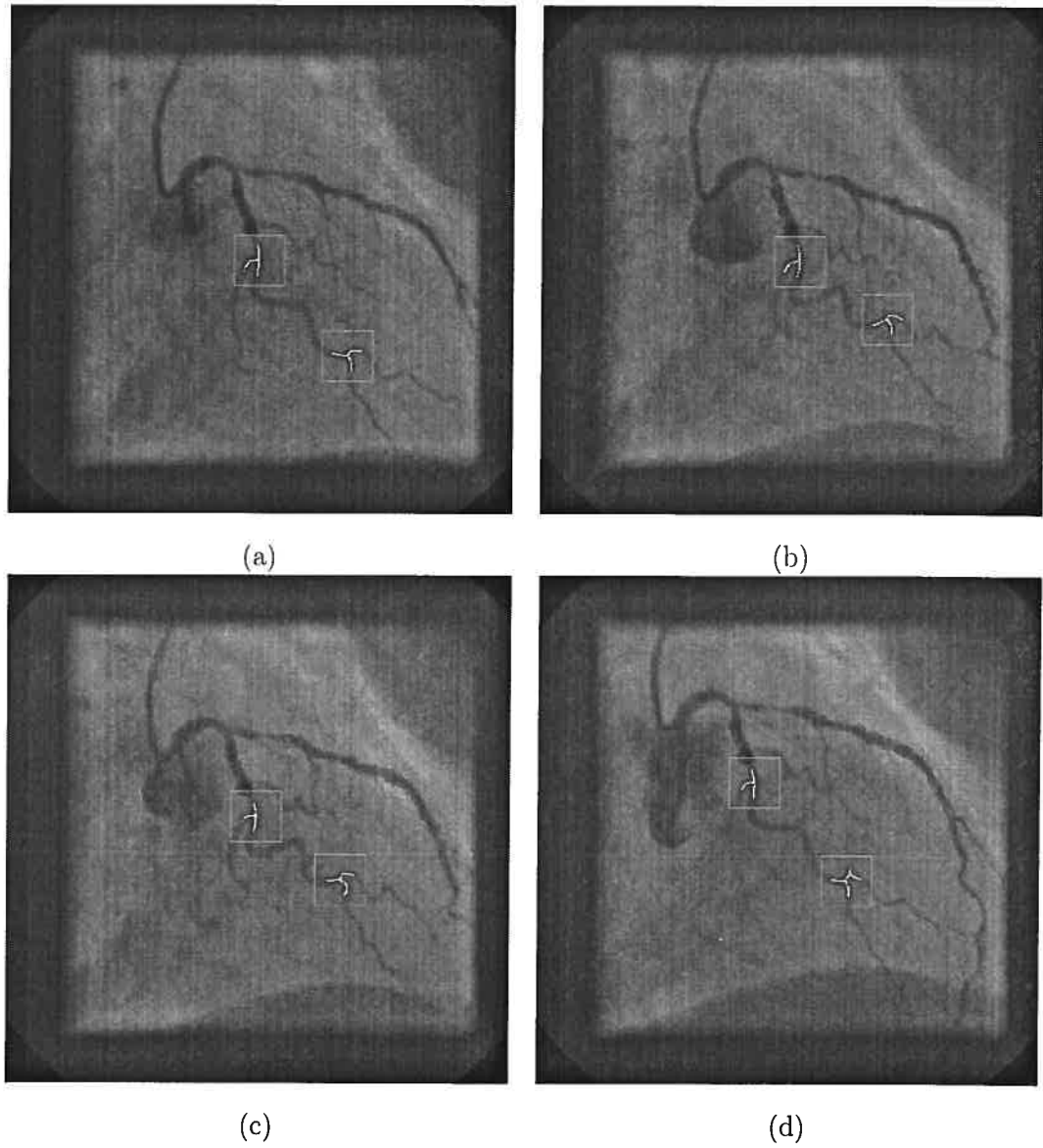


FIG. 5.7. Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.

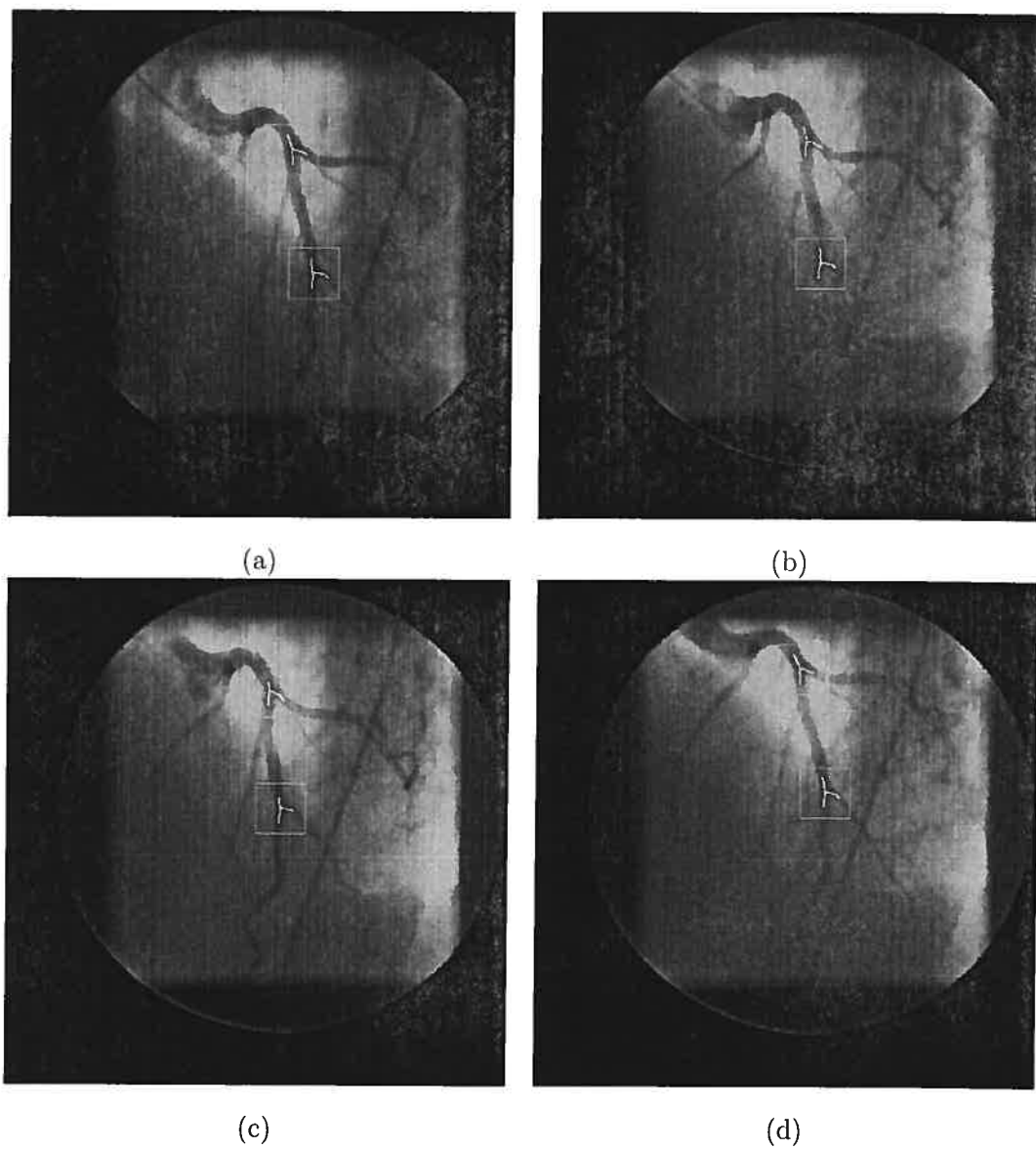


FIG. 5.8. Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.

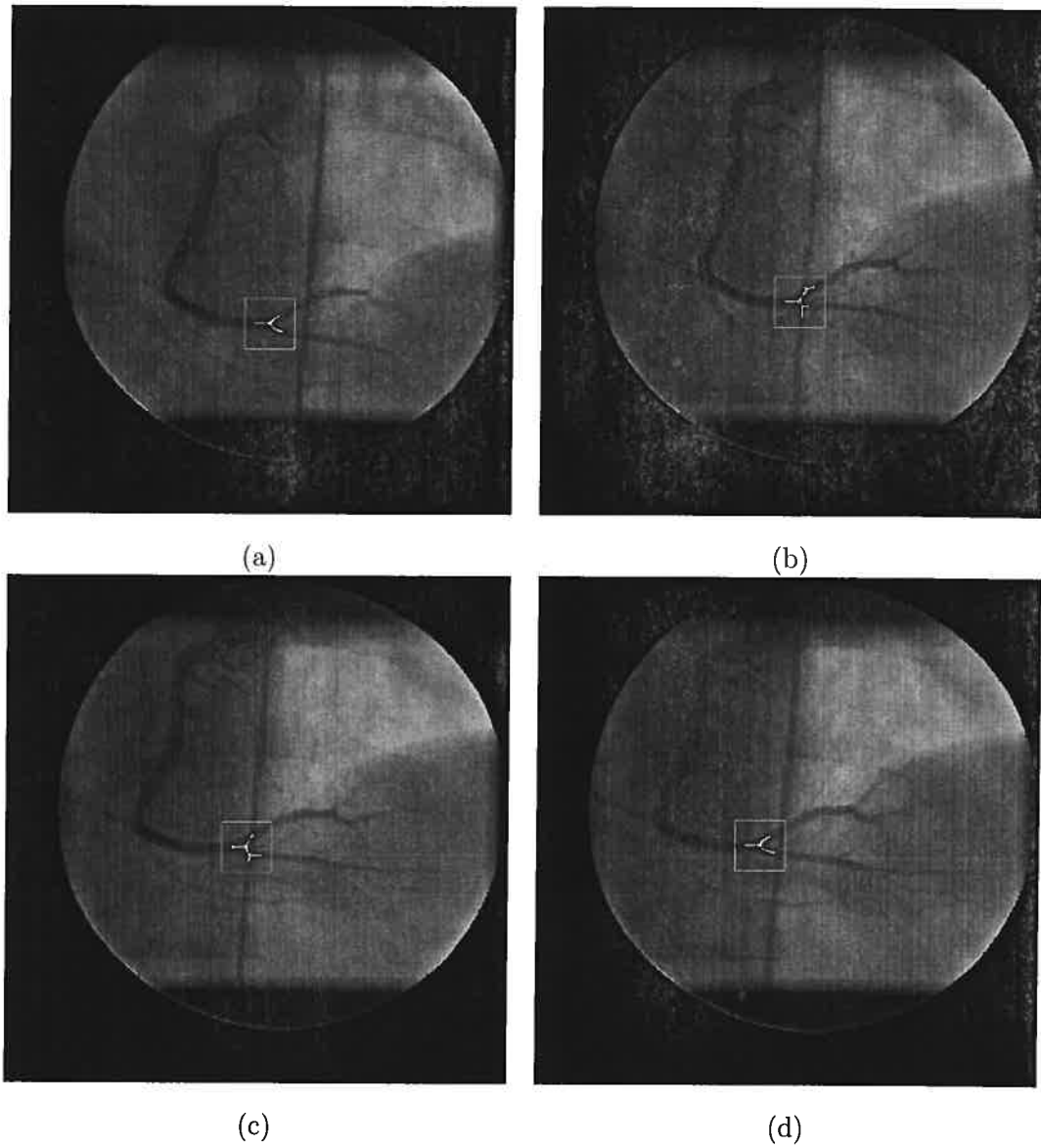


FIG. 5.9. Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.

Nous pouvons observer que dans la séquence 5.9 un cathéter vient obstruer la bifurcation suivie. Notre algorithme propose une solution à ce problème en enregistrant les paramètres $(c_x, c_y, \theta_1, \theta_2, \theta_3)$ du modèle avant que le cathéter obstrue la bifurcation et garde ces paramètres jusqu'à ce que la bifurcation ne soit plus obstruée par le cathéter. Durant cette période de transition, la position de la bifurcation est déterminée par la trajectoire qu'elle avait avant d'atteindre le cathéter. Une fois que le cathéter n'obstrue plus la bifurcation, les paramètres enregistrés précédemment peuvent localiser, avec la même précision que s'il n'y avait pas eu de cathéter, la bifurcation suivie. Cependant, on remarque que la position durant la période transitoire n'est pas exacte car elle est estimée par la trajectoire de la bifurcation.

5.3.2 Résultats qualitatifs du suivi par corrélation

Cette section présente par les figures 5.10 et 5.11 des exemples de suivi de bifurcations coronariennes avec la méthode par corrélation afin de comparer visuellement les deux méthodes automatiques (corrélation vs. structurelle).

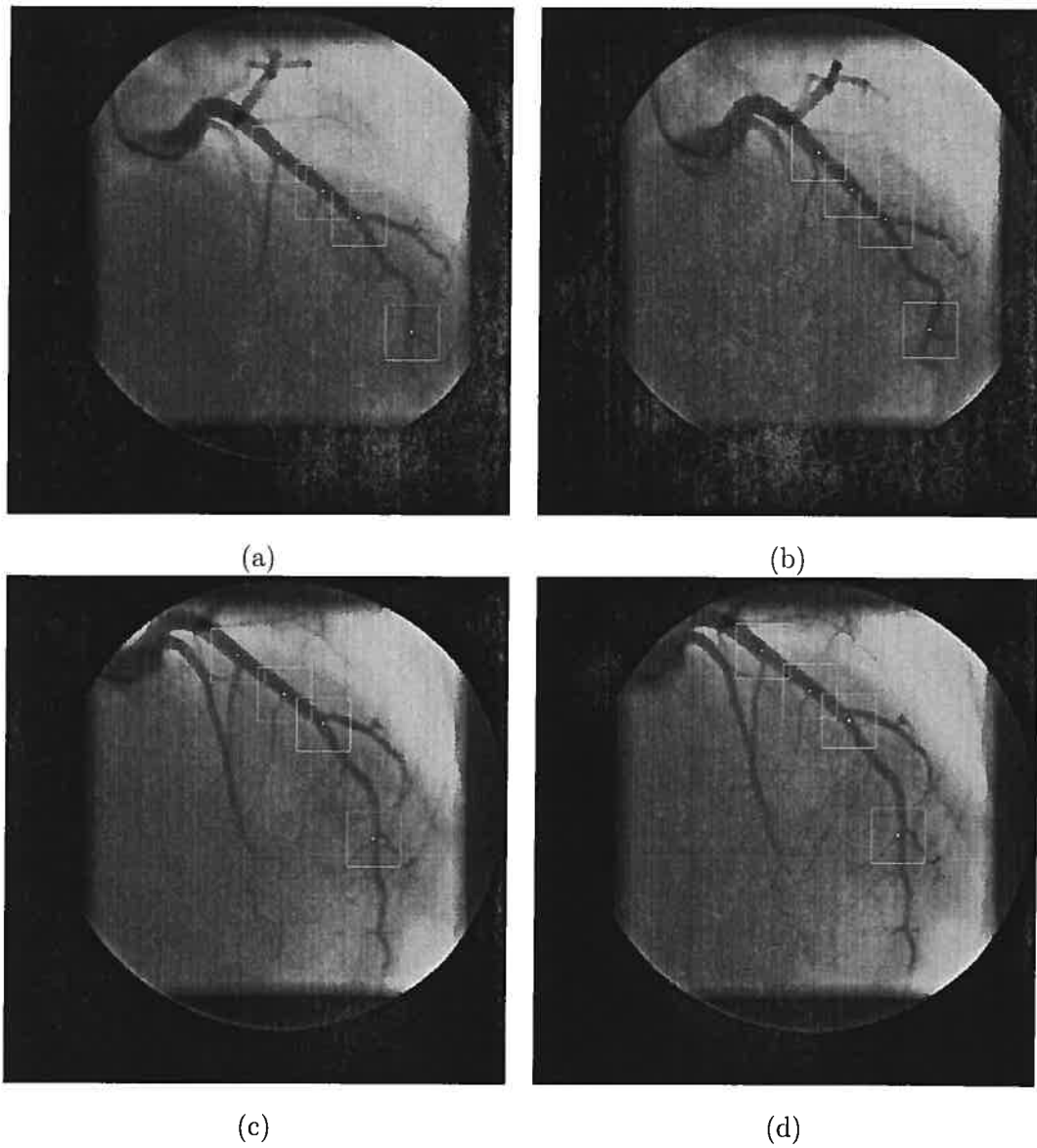


FIG. 5.10. Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.

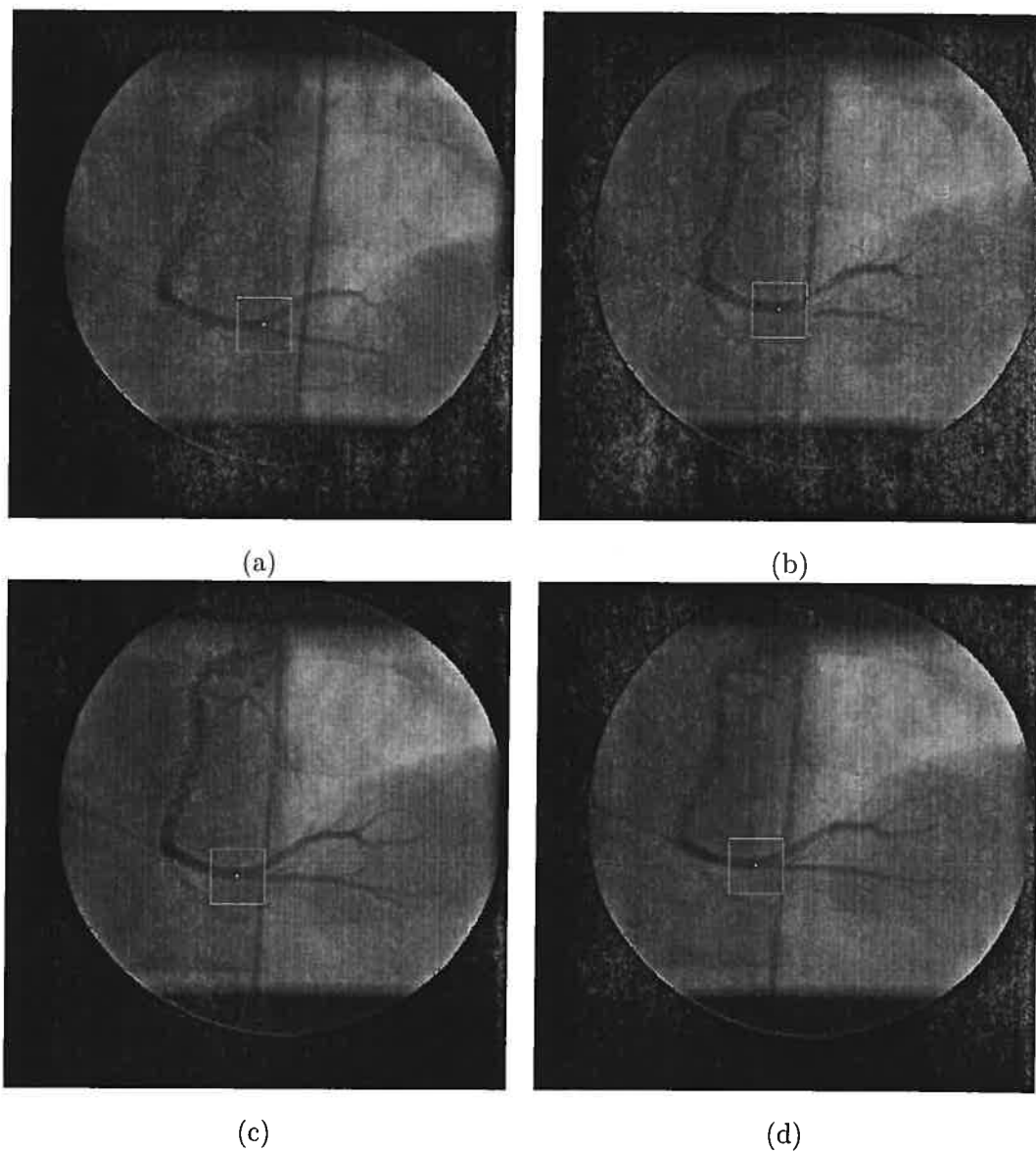


FIG. 5.11. Résultat du suivi des bifurcations d'une même séquence à des temps différents. (a) Image au temps 0. (b) Image au temps 10. (c) Image au temps 20. (d) Image au temps 30.

5.3.3 Comparaison des résultats

Cette sous-section présente une comparaison entre les résultats obtenues par la méthode de suivi du chapitre 3 et ceux par la corrélation.

Les figures 5.6 correspondent aux figures 5.10. Nous pouvons observer que le suivi par la méthode décrite au chapitre 3 est qualitativement supérieur (figures 5.6) au suivi par la corrélation (figures 5.10).

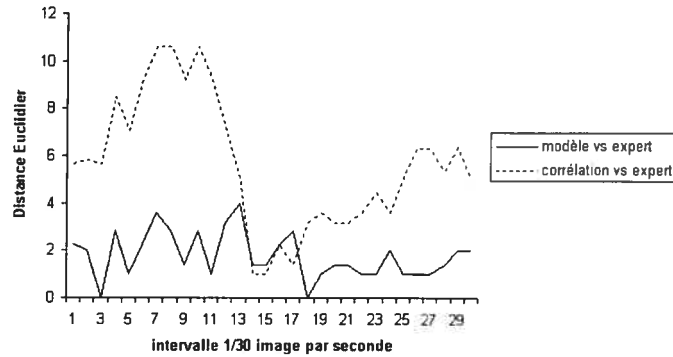
Les figures 5.9 (résultat de la méthode présentée au chapitre 3) présentent un meilleur suivi que les figures 5.11 obtenues par la corrélation. De plus, les résultats obtenus par la corrélation ne montrent pas que la bifurcation est retrouvée après l'obstruction du cathéter comme le fait la méthode proposée dans cette recherche. On constate par contre que la méthode par corrélation est plus rapide que celle proposée au chapitre 3 (environ deux fois plus rapide).

5.3.4 Résultats quantitatifs

Les figures 5.12a et 5.12b présentent deux graphiques comparant les suivis par corrélation et structurel avec un suivi effectué par un expert (humain). L'expert en question sélectionne les bifurcations à la main. Ces deux graphiques correspondent à une séquence angiographique différente. Le graphique 5.12a fait référence à la séquence montrée par les figures 5.6 et 5.10 et le graphique 5.12b fait référence aux figures 5.9 et 5.11. Ces deux graphiques comparent les méthodes de suivi avec un expert en montrant la distance euclidienne entre ces différents suivis (corrélation vs expert et méthode structurelle (chapitre 3) vs expert).

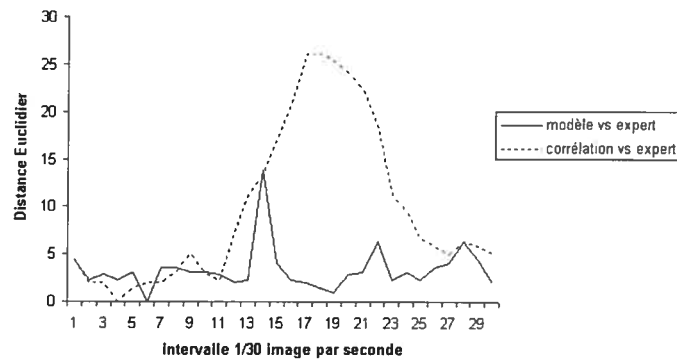
Dans la séquence présentée par les figures 5.6, le suivi s'effectue sur quatre bifurcations tandis que dans la séquence présentée par les figures 5.9, une bifurcation est suivie.

Comparaison entre le suivi par un expert et des méthodes automatiques



(a)

Comparaison entre le suivi par un expert et des méthodes automatiques



(b)

FIG. 5.12. Distances euclidiennes entre les suivis automatiques et l'expert humain. (a) Distances euclidiennes de la séquence 5.6 (respectivement 5.10 pour la corrélation) (moyenne des quatre bifurcations). (b) Distances euclidiennes de la séquence 5.9 (respectivement 5.11 pour la corrélation).

Nous pouvons observer une *bosse* dans la figure 5.12b. Cette *bosse* correspond à la perte de la position de la bifurcation par la méthode de corrélation quand le cathéter obstrue la bifurcation.

Nous avons fait cette même comparaison avec au total 15 bifurcations provenant de 10 patients (10 séquences angiographiques). L'analyse est effectuée en calculant la distance euclidienne entre les différents suivis automatiques et le suivi expert. La valeur moyenne des distances entre l'expert et la corrélation est de 8.2 pixels et celle avec la méthode structurale présentée dans ce mémoire est de 4.1 pixels.

L'expert a effectué la recherche des bifurcations coronariennes une seconde fois sur les mêmes images deux mois plus tard. Nous nous sommes aperçus que l'expert lui-même fait une erreur moyenne de 4.4 pixels sur sa propre évaluation (erreur intra-observateur). Cette erreur est de l'ordre de l'erreur obtenue avec la méthode proposée dans ce mémoire. Cela étant dit, il demeure difficile de démontrer formellement quantitativement la performance du suivi structurel.

5.4 Résultats erronés

Dans cette section, nous montrons quelques exemples qui ne fonctionnent pas et nous expliquerons pourquoi nous nous retrouvons dans cette situation. Les figures 5.13 et 5.14 montrent des bifurcations qui ne sont pas retrouvables par l'algorithme structurel présenté dans ce mémoire.



FIG. 5.13. Les étapes préparatives de l'imagette en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette. Cette bifurcation n'est pas retrouvable par l'algorithme. Contraste faible avec une vue intérieure (en raccourcie) d'une coronaire qui mène à l'échec.



FIG. 5.14. Les étapes préparatives de l'imagette en vue de l'obtention du modèle. (a) L'image originale. (b) L'image après normalisation. (c) L'image segmentée. (d) Le squelette. Cette bifurcation n'est pas retrouvable par l'algorithme. Contraste faible qui mène à l'échec.

Dans la figure 5.13a, nous pouvons apercevoir un faible contraste entre les branches inférieures et le fond de l'image. De plus, nous apercevons un point plus noir au centre de la bifurcation qui est en fait une vue interne d'une coronaire (en raccourcie). Ces

deux observations donnent lieu à un échec à la construction du modèle et par le fait même au suivi de celle-ci.

Dans la figure 5.14d nous apercevons que deux Y sont présents. Nous donnons comme condition initiale d'avoir un seul Y pour créer le modèle de départ afin d'assurer que la bifurcation est bien celle que l'on veut. C'est pourquoi cette bifurcation n'est pas valide. Par contre, lors du suivi dans le temps, nous permettons un nombre illimité de structure en Y . C'est le programme qui fait la bonne sélection.

Chapitre 6

DISCUSSION

6.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à l'analyse de la méthode de suivi structurelle décrite dans ce mémoire au chapitre 3. Nous proposons une analyse en deux parties. Premièrement, nous nous pencherons sur l'analyse de la méthode elle-même par le choix et la critique des méthodes employées pour rendre possible le suivi dans le temps. Ensuite, nous discuterons des résultats obtenus au chapitre 5. Nous nous attarderons aussi sur les cas qui ne fonctionnent pas et sur les raisons de ces problèmes.

6.2 Discussion de la méthode

Dans cette recherche, un algorithme de suivi par modélisation (méthode structurelle) a été implémenté pour suivre les bifurcations coronariennes dans le temps en ciné-angiographie des coronaires. La première étape dans la création du modèle géométrique est une normalisation des images. Cette étape peut être justifiée par le fait que les images angiographiques présentent un faible contraste, qui plus est non uniformément distribué. La décision d'exécuter un étirement d'histogramme linéaire ne donne pas plus d'informations sur l'image mais permet de rendre la tâche plus facile à l'étape de segmentation en distribuant l'histogramme sur la plage totale des niveaux de gris. Le but de cet étirement d'histogramme est de faire en sorte que la division entre le fond et les coronaires soit plus prononcée afin d'uniformiser les images pour la segmentation. Le filtre médian permet ensuite de réduire le bruit présent dans l'image. La segmentation par un algorithme de Fuzzy C-means permet de partitionner une image en plusieurs parties. Dans notre cas, le fond et les coronaires sont les

seules parties impliquées.

Le FCM nous permet de définir les parties de l'image avec des attributs. Nous avons utilisé trois attributs pour exprimer ces deux parties (le fond et les coronaires). Nous aurions pu utiliser plus de trois attributs pour définir les parties à isoler tel que montré dans le chapitre 3. Une remarque peut être faite au sujet du choix de procéder à une segmentation. La segmentation donne toujours une image contenant des pixels de chacune des classes à isoler (dans notre cas, deux). Dans le cas d'une segmentation d'une image constituée uniquement de fond, une structure bizarre s'en dégage. Lors de la squelettisation, cette structure peut donner une forme en Y , ce qui donne lieu à une fausse détection de bifurcation coronarienne. Par exemple, le squelette d'un rectangle donne une structure composée de deux formes en Y (voir [44]). Toutefois, cette situation ne se présente que rarement car la recherche des bifurcations se réalise dans une région contenant des coronaires.

La squelettisation proposée par Blum a été choisie pour sa simplicité et le fait qu'elle assure la connectivité du squelette, ce qui est très important pour définir notre modèle structurel. Le fait de définir un modèle à partir du squelette (ligne centrale) de la bifurcation simplifie beaucoup la représentation. Il est facile de définir un point central qui peut être suivi dans le temps. Les paramètres décrivant la structure, c'est-à-dire le point central et les angles formés par les branches coronariennes, sont suffisants pour différencier une bifurcation d'une autre.

On remarque que cette méthode de suivi ne compare pas pixel à pixel pour justifier la position de la structure recherchée. Cet algorithme compare des structures géométriques. De cette façon, il est plus facile, pour un algorithme structurel, de retrouver une structure perdue par rapport à un objet quelconque (cathéter ou autre) dans l'image suivante en cherchant toujours les caractéristiques propres à la structure qui peuvent être sauvegardées. Dans le cas de la méthode par corrélation, la structure perdue est plus difficile à retrouver car la déformation est parfois trop grande pour avoir une bonne corrélation au point désiré. De plus, la corrélation accumule les

erreurs, ce que la méthode structurelle évite. Les déformations brusques de la structure n'affectent pas la recherche par la méthode structurelle mais beaucoup celle par corrélation.

Comme nous l'avons décrit dans la section 3.6, la combinaison du filtre de Kalman n'apporte pas de gain à notre application justifiant sa complexité.

Dans une image angiographique, plusieurs bifurcations sont apparentes. Cependant notre algorithme proposé au chapitre 3 n'est pas en mesure de suivre la totalité des bifurcations présentes dans ces images. L'algorithme est en mesure de suivre les bifurcations qui sont *segmentable* par l'algorithme présenté au chapitre 3. Nous pourrions penser à améliorer les paramètres de la segmentation afin de pouvoir segmenter la totalité des bifurcations présentes dans les images. Bref, l'algorithme dépend beaucoup de la segmentation. Si la segmentation est bien réalisée, alors la bifurcation pourra être suivie dans le temps.

6.3 Discussion des résultats

Cette section propose une évaluation des résultats obtenus lors de l'application du suivi structurel des bifurcations coronariennes. Les résultats obtenus dans le suivi des bifurcations coronariennes par la méthode structurelle présentée dans ce mémoire sont très satisfaisants comparativement aux résultats de la méthode par corrélation, qui elle-même donne de bons résultats. Si on regarde la figure 5.12a, on remarque que la méthode par corrélation oscille plus que la méthode structurelle. Si on regarde une séquence vidéo des résultats, on remarque que la méthode structurelle est plus stable que celle par corrélation. Autrement dit, la corrélation semble être flottante sur la position et la méthode structurelle semble très attachée à la bifurcation dans le temps. Cela reflète bien la stabilité accrue du modèle structurel pour le suivi. Si on regarde la figure 5.12b, on remarque que la méthode par corrélation semble perdre la position de la bifurcation cherchée. La méthode structurelle possède seulement un

ou deux points qui s'égarer de la position réelle pour la retrouver par la suite. La figure 5.12b correspond aux images de la figure 5.9 pour la méthode structurelle et 5.11 pour la corrélation. La méthode structurelle détecte la présence d'une structure étrangère (dans ce cas un cathéter) et enregistre la structure coronarienne pour la retrouver quelques images après. Il est beaucoup plus difficile de prévoir la position d'une structure étrangère avec la méthode par corrélation. La corrélation n'étant jamais parfaite ($\gamma=1$), il est difficile de dire si la corrélation loin de $\gamma=1$ est causée par une grosse déformation de la bifurcation ou par un corps étranger. La corrélation accumule donc les erreurs et produit une imagerie de référence (élément structurant) qui s'éloigne de la bifurcation initiale.

Nous avons vu, à la figure 5.13a et à la figure 5.14a, que le contraste des bifurcations coronariennes joue un rôle très important dans la réussite. Cependant, nous pouvons affirmer que si le modèle est construit correctement à l'initialisation, alors le suivi est un succès. Il est très difficile de régler le problème de contraste aux figures 5.13a et 5.14a mais nous pourrions envisager un autre type de pré-traitement que celui proposé au chapitre 3.

Chapitre 7

CONCLUSION

Dans ce mémoire, nous avons proposé une méthode structurale basée sur des paramètres géométriques pour le suivi des bifurcations coronariennes en cinéangiographie des coronaires. Avec cette technique, les résultats obtenus sont plus précis et beaucoup plus robustes qu'avec la méthode classique par corrélation. On démontre aussi que, par cette technique, il est plus facile de retrouver une bifurcation intersectée par un corps externe (cathéter, une autre coronaire, etc.) puisque les paramètres de celle-ci sont enregistrés. Cette méthode est aussi plus robuste aux déformations que subissent les bifurcations coronariennes. Cependant, la segmentation de la bifurcation est cruciale pour obtenir un bon modèle. Nous avons vu qu'il est difficile de quantifier, sur de vraies images angiographiques, l'erreur commise par l'algorithme. Comme l'expert fait lui-même une erreur d'environ 4 pixels, nous pouvons dire que puisque la méthode structurale suit la bifurcation avec une erreur moyenne de cet ordre, alors l'algorithme donne un très bon rendement. Par contre, des bifurcations trop petites ne peuvent être suivies dans le temps par cette méthode car la segmentation supprime partiellement ou totalement une des trois branches de la bifurcation. Nous pourrions peut-être envisager de créer des images synthétiques pour quantifier les erreurs faites par l'algorithme. Nous croyons que cette pratique serait plus ou moins pertinente à l'effet qu'il serait difficile de bien générer des images ayant les caractéristiques, si aléatoires, des vraies images. De plus, visuellement parlant, les résultats donnent une très bonne idée que l'algorithme suit bien les bifurcations sans trop d'erreurs.

La détection automatique des bifurcations coronariennes pourrait grandement être travaillée et explorée. Elle donne de bons résultats si les images ne sont pas trop bruitées et pas trop chargées de coronaires. La détection de contours pourrait être

revue pour avoir plus de liberté sur les paramètres de Canny (t_l et t_h). Nous pourrions peut-être utiliser des contours déformables du genre «snakes» pour isoler les coronaires [18]. Une autre avenue serait de se servir de l'injection de produit radio-opaque (le suivre dans le temps pendant l'injection) pour définir le réseau coronarien.

Il faut noter l'importance de cette application dans le contexte clinique. Le suivi des coronaires manuellement est très long et fastidieux. De plus, après en avoir fait l'expérience, le suivi manuel donne des résultats qui diffèrent d'une fois à l'autre et d'une personne à l'autre et demande une concentration importante pour arriver à des résultats acceptables.

Dans une vision future, l'algorithme présenté pour le suivi des bifurcations coronariennes dans ce mémoire pourrait être implanté en trois dimensions. Avec deux images provenant de coronarographie biplan, on peut arriver à retrouver les coordonnées tridimensionnelles [43]. Avec cette méthode, nous pourrions obtenir des contractions de coronaires réelles (comme Kong et *al.* [20]) qui pourraient traduire des déformations de l'épicarde et améliorer les données diagnostiques en clinique pour le suivi des patients.

RÉFÉRENCES

- [1] M. Shoura & O.A. Alim. Assessment of regional myocardial performance from biplane coronary cineangiograms. *EMBC*, pages 529–537, 2003.
- [2] S. Aylward et al. Intensity ridge and widths for tubular object segmentation and description. Dans *Proc. IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*.
- [3] D. Hearn & M. P. Baker. *Computer Graphics*. C Version, Prentice Hall, 2 édition, 1996.
- [4] H. Blum. *A transformation for extracting new descriptors shape*. Wathen-Dunn, W.(ed), 1967.
- [5] L. Sarry & J.-Y. Boire. Three dimensional tracking of coronary arteries from biplane angiographic sequences using parameterically deformable models. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 20(12) :1341–1351, 2001.
- [6] J. F. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8(6) :679–698, 1986.
- [7] C. Caïnero et al. 3d curve reconstruction by biplane snakes. *in Proc. ICPR*, 4 :563–566, 2000.
- [8] R. Curwen et al. Tracking vascular motion in x-ray image sequences with kalman snakes. *in Comput. Cardiol*, pages 109–112, 1994.
- [9] B. Bascle & R. Deriche. Stereo matching, reconstruction and refinement of 3-d curves using deformable contours. *in Proc. ICCV*, pages 321–430, 1993.
- [10] F. Destrempe. Détection non-supervisée de contours et localisation de formes à l'aide de modèles statistiques. Mémoire de maîtrise, Université de Montréal, avril 2002.

- [11] J. T. Dodge et al. Intrathoracic spacial location of specified coronary segments on the normal humain heart. *Circulation*, 78 :1167–1180, 1988.
- [12] J. T. Dodge et al. Lumen diameter of normal human coronary arteries : influence of age, gender, anatomic variation and left ventricular hypertrophy or dilation. *Circulation*, 86 :232–246, 1992.
- [13] M.-P. Dubuisson-Jolly et al. Optimal polyline tracking for artery motion compensation in coronary angiography. in *Proc. ICCV*, pages 414–419, 1998.
- [14] N. Ezquerria et al. Model-guided labeling of coronary structure. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 17(3) :429–441, juin 1998.
- [15] R. Haralick. Ridges and valleys in digital image. *Comput. Vis. Graph. Image Process.*, 22(1) :28–38, 1983.
- [16] S. N. Torres & M. M. Hayat. Kalman filtering for adaptative nonuniformity correction in infrared focal-plane arrays. *J. Opt. Soc. Am. A*, 20(3), mars 2003.
- [17] S. N. Kalitzin et al. A computational method for segmenting topological point-sets and application to image analysis. *IEEE trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 23(5) :447–459, mai 2001.
- [18] M. Kass et al. Snakes : active contour models. *Int. J. Comput. Vis.*, 1 :321–331, 1987.
- [19] A. K. Klein et al. Quantitative coronary angiography with deformable spline models. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 16(5) :468–482, 1997.
- [20] Y. Kong et al. Assessment of regional myocardial performance from biplane coronary angiograms. *Am J. Cardiol*, 27 :529–537, may 1971.
- [21] M.Y. Figueiredo & J.M. Leitao. Bayesian estimation of ventricular contours in angiographic images. *IEEE Trans. on Med Imaging*, 11 :416–429, avril 1992.
- [22] J. Lespérance et al. Angulated views in in the sagittal plane for improved accuracy of cinecoronary angiography. *Radiology*, 121 :565–574, july 1974.

- [23] S. G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 11 :674–693, 1989.
- [24] J. Meunier et al. Estimating epicardial dynamics from the coronary arterial tree motion in cineangiography. *Innov. Technol. Biol. Med.*, 15 :282–291, 1994.
- [25] Z. Chen & S. Molloi. A valley-course generation algorithm for quantitative coronary analysis. Dans *Proc. SPIE*, pages 1488–1495, 2002.
- [26] Z. Chen & S. Molloi. Multiresolution vessel tracking in angiographic images using vally courses. *Opt. Eng.*, 42(6) :1673–1682, Juin 2003.
- [27] F. Mourgues et al. 3D+t modeling of coronary artery tree from standard non simultaneous angiograms. *MICCAI2001*, 2208 :1320–1322, OCT 2001.
- [28] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1) :62–66, 1979.
- [29] Y. A. Tolias & S.M. Panas. A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering. *IEEE Trans. Med Imaging*, 17(2) :263–273, avril 1998.
- [30] C. A. Burbeck & M. Pizer. Object representation by cores : Identifying and representing primitive spacial regions. *Vision Res.*, 35(13) :1917–1930, 1995.
- [31] D.L. Pham & J.L. Prince. An adaptative fuzzy c-mean algorithm for image segmentation in the presence of intensity in inhomogeneities. *IEEE Trans. Med. Imaging*, pages 1–15, septembre 1998.
- [32] P. Radeva et al. 3d vessel reconstruction from biplane angiograms using snakes. *in Comput. Cardiol*, 25 :773–776, 1998.
- [33] S. Ruan et al. Three dimensional motion and reconstruction of coronary arteries from biplane cineangiography. *Image and Vision Computing*, 12(12) :683–689, 1994.
- [34] G. Shechter et al. Three-dimensional motion tracking of coronary arteries in biplane cineangiograms. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 22(4) :493–503, avril 2003.

- [35] J. Staal et al. Ridge-based vessel segmentation in color image of the retina. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 23(4) :501–509, avril 2004.
- [36] H. Cheg & Y. Sun. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity. *IEEE Transaction on Image Processing*, 9(12) :2071–2082, 2000.
- [37] I. Liu & Y. Sun. Recursive tracking of vascular networks in angiograms based on the detection-delection scheme. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 12 :333–341, 1993.
- [38] Y. Sun. Automated identification of vessel contours in coronary arteriograms by an adaptive tracking algorithm. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 8 :78–88, 1989.
- [39] R. Toledo et al. 3d dynamic model of the coronary tree. in *Comput. Cardiol*, 25 :777–780, 1998.
- [40] R. Toledo et al. Eigensnakes for vessel segmentation in angiography. in *Proc. ICPR*, 4 :340–343, 2000.
- [41] B. Tom et al. Motion estimation of skeletonized angiographic images using elastic registration. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 13(3) :450–460, 1994.
- [42] M. Verreault. Analyse de la dynamique épiscopique en coronarographie monoplan. Mémoire de maîtrise, Université de Montréal, Décembre 1994.
- [43] E. Trucco & A. Verri. *Introductory techniques for 3-D computer vision*. Prentice Hall, 1998.
- [44] R. C. Gonzalez & Woods. *Digital image processing*. Prentice Hall, 2001.

Annexe A

INITIALISATION DES CENTRES DANS FCM

Cet annexe explique brièvement l'algorithme présenté dans [36] dans le but d'initialiser les centres de départ de FCM. Notons que cet algorithme est utilisé pour faire une segmentation homogène. Le travail s'effectue sur l'histogramme normalisé de l'image. Le but de cet algorithme est de trouver deux amas de pixels (pic dans l'histogramme) qui déterminent les deux régions les plus abondantes. Ces deux régions sont le fond et la bifurcation dans notre cas.

$$h(i) \in [0, 1], \forall i \in [0, 255] \quad (\text{A.1})$$

Cette dernière équation représente l'histogramme normalisé (fonction de distribution). Première étape : trouver tous les pics de l'histogramme comme suit :

$$P_0 = \{(i, h(i)) \mid h(i) > h(i-1) \ \& \ h(i) > h(i+1), \ 1 \leq i \leq 254\} \quad (\text{A.2})$$

Deuxième étape : trouver les pics les plus significatifs tel que

$$P_1 = \{(p_i, h(p_i)) \mid h(p_i) > h(p_i-1) \ \& \ h(p_i) > h(p_i+1), \ p_i \in P_0\} \quad (\text{A.3})$$

La dernière étape consiste à trouver les deux pics correspondant aux régions voulues.

Cette étape se nomme le seuillage. Elle se réalise en quatre phases :

- enlever les pics qui sont inférieurs à 5% de la valeur du plus haut pic.
- supprimer les pics qui se suivent de trop près tel que la distance entre deux pics est inférieure à 15 niveaux de gris.
- vérifier que la vallée entre deux pics est assez grande. La condition suivante exprime la phrase précédente.

soit p_1 et p_2 deux pics et h_{mean} la valeur moyenne des deux pics nous définissons

$$h_{avg} = \frac{\sum_{p_i=p_1}^{p_i=p_2} h(p_i)}{p_2 - p_1 + 1} \quad (\text{A.4})$$

- Si $\frac{h_{avg}}{h_{mean}} > 0.75$, alors le pic le plus petit est supprimé de la liste des pics.
- Choisir les deux plus grands pics restants qui déterminent les centres initiaux (w_1 et w_2) de FCM.

