



HAL
open science

Segmentation anisotrope 3D pour la quantification en imagerie vasculaire par résonance magnétique

Marcela Hernández Hoyos

► **To cite this version:**

Marcela Hernández Hoyos. Segmentation anisotrope 3D pour la quantification en imagerie vasculaire par résonance magnétique. Traitement des images [eess.IV]. INSA de Lyon, 2002. Français. NNT : . tel-01802339

HAL Id: tel-01802339

<https://hal.science/tel-01802339>

Submitted on 29 May 2018

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

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

THÈSE

présentée devant

L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUÉES DE LYON

en vue de l'obtention du

GRADE DE DOCTEUR

Formation doctorale : Images & Systèmes

École Doctorale des Sciences de l'Ingénieur de Lyon :

Électronique, Électrotechnique, Automatique

par

Marcela HERNANDEZ HOYOS

Segmentation anisotrope 3D pour la quantification en imagerie vasculaire par résonance magnétique

Soutenue le 12 juillet 2002 devant la commission d'examen :

Jury :	Isabelle BLOCH	RAPPORTEUR
	Jean SEQUEIRA	RAPPORTEUR
	José Tiberio HERNANDEZ	
	René NAHUM	
	Isabelle E. MAGNIN	
	Maciej ORKISZ	
	Philippe DOUEK	

Cette thèse a été préparée à CREATIS - UMR CNRS 5515 affiliée à l'INSERM

MARS 2002

INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON

Directeur : STORCK.A

Professeurs :

AUDISIO S.	PHYSICOCHIMIE INDUSTRIELLE
BABOT D.	CONT. NON DESTR. PAR RAYONNEMENT IONISANTS
BABOUX J.C.	GEMPPM***
BALLAND B.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
BAPTISTE P.	PRODUCTIQUE ET INFORMATIQUE DES SYSTEMES MANUFACTURIERS
BARBIER D.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
BASTIDE J.P.	LAEPSI****
BAYADA G.	MODELISATION MATHEMATIQUE ET CALCUL SCIENTIFIQUE
BENADDA B.	LAEPSI****
BETEMPS M.	AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE
BIENNIER F.	PRODUCTIQUE ET INFORMATIQUE DES SYSTEMES MANUFACTURIERS
BLANCHARD J.M.	LAEPSI****
BOISSON C.	VIBRATIONS-ACOUSTIQUE
BOIVIN M. (Prof. émérite)	MECANIQUE DES SOLIDES
BOTTA H.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Développement Urbain
BOTTA-ZIMMERMANN M. (Mme)	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Développement Urbain
BOULAYE G. (Prof. émérite)	INFORMATIQUE
BOYER J.C.	MECANIQUE DES SOLIDES
BRAU J.	CENTRE DE THERMIQUE DE LYON - Thermique du bâtiment
BREMOND G.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
BRISAUD M.	GENIE ELECTRIQUE ET FERROELECTRICITE
BRUNET M.	MECANIQUE DES SOLIDES
BRUNIE L.	INGENIERIE DES SYSTEMES D'INFORMATION
BUREAU J.C.	CEGELY*
CAVAILLE J.Y.	GEMPPM***
CHANTE J.P.	CEGELY*- Composants de puissance et applications
CHOCAT B.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Hydrologie urbaine
COMBESCURE A.	MECANIQUE DES CONTACTS
COUSIN M.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Structures
DAUMAS F. (Mme)	CETHIL – Energétique et Thermique
DOUTHEAU A.	CHIMIE ORGANIQUE
DUFOUR R.	MECANIQUE DES STRUCTURES
DUPUY J.C.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
EMPTOZ H.	RECONNAISSANCE DES FORMES ET VISION
ESNOUF C.	GEMPPM***
EYRAUD L. (Prof. émérite)	GENIE ELECTRIQUE ET FERROELECTRICITE
FANTOZZI G.	GEMPPM***
FAVREL J.	PRODUCTIQUE ET INFORMATIQUE DES SYSTEMES MANUFACTURIERS
FAYARD J.M.	BIOLOGIE APPLIQUEE
FAYET M.	MECANIQUE DES SOLIDES
FERRARIS-BESSO G.	MECANIQUE DES STRUCTURES
FLAMAND L.	MECANIQUE DES CONTACTS
FLORY A.	INGENIERIE DES SYSTEMES D'INFORMATION
FOUGERES R.	GEMPPM***
FOUQUET F.	GEMPPM***
FRECON L.	INFORMATIQUE
GERARD J.F.	MATERIAUX MACROMOLECULAIRES
GERMAIN P.	LAEPSI****
GIMENEZ G.	CREATIS**
GOBIN P.F. (Prof. émérite)	GEMPPM***
GONNARD P.	GENIE ELECTRIQUE ET FERROELECTRICITE
GONTRAND M.	CEGELY*- Composants de puissance et applications
GOUTTE R. (Prof. émérite)	CREATIS**
GOUJON L.	GEMPPM***
GOURDON R.	LAEPSI****
GRANGE G.	GENIE ELECTRIQUE ET FERROELECTRICITE
GUENIN G.	GEMPPM***
GUICHARDANT M.	BIOCHIMIE ET PHARMACOLOGIE
GUILLOT G.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
GUINET A.	PRODUCTIQUE ET INFORMATIQUE DES SYSTEMES MANUFACTURIERS
GUYADER J.L.	VIBRATIONS-ACOUSTIQUE
GUYOMAR D.	GENIE ELECTRIQUE ET FERROELECTRICITE
HEIBIG A.	LAB. MATHEMATIQUE APPLIQUEES LYON
JACQUET RICHARDET G.	MECANIQUE DES STRUCTURES
JAYET Y.	GEMPPM***
JOLION J.M.	RECONNAISSANCE DES FORMES ET VISION
JULLIEN J.F.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Structures
JUTARD A. (Prof. émérite)	AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE
KASTNER R.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Géotechnique
KOULOUMDJIAN J.	INGENIERIE DES SYSTEMES D'INFORMATION
LAGARDE M.	BIOCHIMIE ET PHARMACOLOGIE
LALANNE M. (Prof. émérite)	MECANIQUE DES STRUCTURES
LALLEMAND A.	CENTRE DE THERMIQUE DE LYON - Energétique et thermique
LALLEMAND M. (Mme)	CENTRE DE THERMIQUE DE LYON - Energétique et thermique
LAREAL P.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Géotechnique
LAUGIER A.	PHYSIQUE DE LA MATIERE

LAUGIER C.	BIOCHIMIE ET PHARMACOLOGIE
LEJEUNE P.	GENETIQUE MOLECULAIRE DES MICROORGANISMES
LUBRECHT A.	MECANIQUE DES CONTACTS
MAZILLE H.	PHYSICOCHIMIE INDUSTRIELLE
MERLE P.	GEMPPM***
MERLIN J.	GEMPPM***
MIGNOTTE A. (Mle)	INGENIERIE, INFORMATIQUE INDUSTRIELLE
MILLET J.P.	PHYSICOCHIMIE INDUSTRIELLE
MIRAMOND M.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Hydrologie urbaine
MOREL R.	MECANIQUE DES FLUIDES
MOSZKOWICZ P.	LAEPSI****
MOURA A.	GEMPPM***
NARDON P. (Prof. émérite)	BIOLOGIE APPLIQUEE
NIEL E.	AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE
NORTIER P.	DREP
ODET C.	CREATIS**
OTTERBEIN M. (Prof. émérite)	LAEPSI****
PARIZET E.	VIBRATIONS-ACOUSTIQUE
PASCAULT J.P.	MATERIAUX MACROMOLECULAIRES
PAVIC G.	VIBRATIONS-ACOUSTIQUE
PELLETIER J.M.	GEMPPM***
PERA J.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Matériaux
PERRIAT P.	GEMPPM***
PERRIN J.	ESCHIL – Equipe Sciences Humaines de l’Insa de Lyon
PINARD P. (Prof. émérite)	PHYSIQUE DE LA MATIERE
PINON J.M.	INGENIERIE DES SYSTEMES D’INFORMATION
PONCET A.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
POUSIN J.	MODELISATION MATHEMATIQUE ET CALCUL SCIENTIFIQUE
PREVOT P.	GRACIMP – Groupe de Recherche en Apprentissage, Coopération et Interfaces Multimodales pour la Productique
PROST R.	CREATIS**
RAYNAUD M.	CENTRE DE THERMIQUE DE LYON - Transferts Interfaces et Matériaux
REDARCE H.	AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE
REYNOUARD J.M.	UNITE DE RECHERCHE EN GENIE CIVIL - Structures
RIGAL J.F.	MECANIQUE DES SOLIDES
RIEUTORD E. (Prof. émérite)	MECANIQUE DES FLUIDES
ROBERT-BAUDOY J. (Mme) (Prof. émérite)	GENETIQUE MOLECULAIRE DES MICROORGANISMES
ROUBY D.	GEMPPM***
ROUX J.J.	CENTRE DE THERMIQUE DE LYON – Thermique de l’Habitat
RUBEL P.	INGENIERIE DES SYSTEMES D’INFORMATION
RUMELHART C.	MECANIQUE DES SOLIDES
SACADURA J.F.	CENTRE DE THERMIQUE DE LYON - Transferts Interfaces et Matériaux
SAUTEREAU H.	MATERIAUX MACROMOLECULAIRES
SCAVARDA S.	AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE
SOUIFI A.	PHYSIQUE DE LA MATIERE
SOUROUILLE J.L.	INGENIERIE INFORMATIQUE INDUSTRIELLE
THOMASSET D.	AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE
UBEDA S.	CENTRE D’INNOV. EN TELECOM ET INTEGRATION DE SERVICES
THUDEROZ C.	ESCHIL – Equipe Sciences Humaines de l’Insa de Lyon
UNTERREINER R.	CREATIS**
VELEX P.	MECANIQUE DES CONTACTS
VIGIER G.	GEMPPM***
VINCENT A.	GEMPPM***
VRAY D.	CREATIS**
VUILLERMOZ P.L. (Prof. émérite)	PHYSIQUE DE LA MATIERE
<i>Directeurs de recherche C.N.R.S. :</i>	
BERTHIER Y.	MECANIQUE DES CONTACTS
CONDEMIN G.	UNITE MICROBIOLOGIE ET GENETIQUE
COTTE-PATAT N. (Mme)	UNITE MICROBIOLOGIE ET GENETIQUE
FRANCIOSI P.	GEMPPM***
MANDRAND M.A. (Mme)	UNITE MICROBIOLOGIE ET GENETIQUE
POUSIN G.	BIOLOGIE ET PHARMACOLOGIE
ROCHE A.	MATERIAUX MACROMOLECULAIRES
SEGUELA A.	GEMPPM***
<i>Directeurs de recherche I.N.R.A. :</i>	
FEBVAY G.	BIOLOGIE APPLIQUEE
GRENIER S.	BIOLOGIE APPLIQUEE
RAHBE Y.	BIOLOGIE APPLIQUEE
<i>Directeurs de recherche I.N.S.E.R.M. :</i>	
PRIGENT A.F. (Mme)	BIOLOGIE ET PHARMACOLOGIE
MAGNIN I. (Mme)	CREATIS**

* **CEGELY** CENTRE DE GENIE ELECTRIQUE DE LYON

** **CREATIS** CENTRE DE RECHERCHE ET D’APPLICATIONS EN TRAITEMENT DE L’IMAGE ET DU SIGNAL

*****GEMPPM** GROUPE D’ETUDE METALLURGIE PHYSIQUE ET PHYSIQUE DES MATERIAUX

******LAEPSI** LABORATOIRE D’ANALYSE ENVIRONNEMENTALE DES PROCEDES ET SYSTEMES INDUSTRIELS

INSA DE LYON

DEPARTEMENT DES ETUDES DOCTORALES

ET RELATIONS INTERNATIONALES SCIENTIFIQUES

MARS 2002

Ecoles Doctorales et Diplômes d'Etudes Approfondies

habilités pour la période 1999-2003

ECOLE DOCTORALES n° code national	RESPONSABLE PRINCIPAL	CORRESPONDANT INSA	DEA INSA n° code national	RESPONSABLE DEA INSA
CHIMIE DE LYON (Chimie, Procédés, Environnement) EDA206	M. D. SINOUC UCBL1 04.72.44.62.63 Sec 04.72.44.62.64 Fax 04.72.44.81.60	M. R. GOURDON 87.53 Sec 84.30 Fax 87.17	Chimie Inorganique 910643	
			Sciences et Stratégies Analytiques 910634	
			Sciences et Techniques du Déchet 910675	M. R. GOURDON Tél 87.53 Fax 87.17
ECONOMIE, ESPACE ET MODELISATION DES COMPORTEMENTS (E ² MC) EDA417	M.A. BONNAFOUS LYON 2 04.72.72.64.38 Sec 04.72.72.64.03 Fax 04.72.72.64.48	Mme M. ZIMMERMANN 84.71 Fax 87.96	Villes et Sociétés 911218	Mme M. ZIMMERMANN Tél 84.71 Fax 87.96
			Dimensions Cognitives et Modélisation 992678	M. L. FRECON Tél 82.39 Fax 85.18
ELECTRONIQUE, ELECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE (E.E.A.) EDA160	M. G. GIMENEZ INSA DE LYON 83.32 Fax 85.26		Automatique Industrielle 910676	M. M. BETEMPS Tél 85.59 Fax 85.35
			Dispositifs de l'Electronique Intégrée 910696	M. D. BARBIER Tél 85.47 Fax 60.81
			Génie Electrique de Lyon 910065	M. J.P. CHANTE Tél 87.26 Fax 85.30
			Images et Systèmes 992254	Mme I. MAGNIN Tél 85.63 Fax 85.26
EVOLUTION, ECOSYSTEME, MICROBIOLOGIE, MODELISATION (E2M2) EDA403	M. J.P. FLANDROIS UCBL1 04.78.86.31.50 Sec 04.78.86.31.52 Fax 04.78.86.31.49	M. S. GRENIER 79.88 Fax 85.34	Analyse et Modélisation des Systèmes Biologiques 910509	M. S. GRENIER Tél 79.88 Fax 85.34
INFORMATIQUE ET INFORMATION POUR LA SOCIETE (EDIIS) EDA 407	M. J.M. JOLION INSA DE LYON 87.59 Fax 80.97		Documents Multimédia, Images et Systèmes d'Information Communicants 992774	M. A. FLORY Tél 84.66 Fax 85.97
			Extraction des Connaissances à partir des Données 992099	M. J.F. BOULICAUT Tél 89.05 Fax 87.13
			Informatique et Systèmes Coopératifs pour l'Entreprise 950131	M. A. GUINET Tél 85.94 Fax 85.38
INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES- SANTÉ (EDISS) EDA205	M. A.J. COZZONE UCBL1 04.72.72.26.72 Sec 04.72.72.26.75 Fax 04.72.72.26.01	M. M. LAGARDE 82.40 Fax 85.24	Biochimie 930032	M. M. LAGARDE Tél 82.40 Fax 85.24
MATERIAUX DE LYON UNIVERSITE LYON 1 EDA 034	M. J. JOSEPH ECL 04.72.18.62.44 Sec 04.72.18.62.51 Fax 04.72.18.60.90	M. J.M. PELLETIER 83.18 Fax 84.29	Génie des Matériaux : Microstructure, Comportement Mécanique, Durabilité 910527	M. J.M.PELLETIER Tél 83.18 Fax 85.28
			Matériaux Polymères et Composites 910607	M. H. SAUTEREAU Tél 81.78 Fax 85.27
			Matière Condensée, Surfaces et Interfaces 910577	M. G. GUILLOT Tél 81.61 Fax 85.31
MATHEMATIQUES ET INFORMATIQUE FONDAMENTALE (Math IF) EDA 409	M. NICOLAS UCBL1 04.72.44.83.11 Fax 04.72.43.00.35	M. J. POUSIN 88.36 Fax 85.29	Analyse Numérique, Equations aux dérivées partielles et Calcul Scientifique 910281	M. G. BAYADA Tél 83.12 Fax 85.29
MECANIQUE, ENERGETIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE (MEGA) EDA162	M. J. BATAILLE ECL 04.72.18.61.56 Sec 04.72.18.61.60 Fax 04.78.64.71.45	M. G.DALMAZ 83.03 Fax 04.72.89.09.80	Acoustique 910016	M. J.L. GUYADER Tél 80.80 Fax 87.12
			Génie Civil 992610	M. J.J.ROUX Tél 84.60 Fax 85.22
			Génie Mécanique 992111	M. G. DALMAZ Tél 83.03 Fax 04.78.89.09.80
			Thermique et Energétique 910018	M. J. F. SACADURA Tél 81.53 Fax 88.11

En grisé : Les Ecoles doctorales et DEA dont l'INSA est établissement principal

REMERCIEMENTS

Ce travail de recherche a été réalisé dans le cadre d'une Convention Industrielle entre la société Carena S.A et le laboratoire CREATIS (Centre de Recherche Et d'Applications en Traitement de l'Image et du Signal), Unité Mixte de Recherche CNRS 5515, affiliée à l'INSERM. Je tiens à remercier les responsables de ces différentes structures qui m'ont accueillie durant cette thèse, en particulier Didier Revel et Isabelle Magnin, co-directeurs de CREATIS et René Nahum, Président Directeur Général de la Société Carena S.A.

Je remercie les rapporteurs et les membres du Jury, Isabelle Bloch, Jean Sequeira et Jose Tiberio Hernández pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail.

J'exprime toute ma gratitude à mes directeurs de thèse : Maciej Orkisz, Philippe Douek et Isabelle Magnin. Il a été un grand plaisir de former avec eux une véritable équipe de travail. A Maciek, j'adresse mes remerciements les plus chaleureux, pour son aide inestimable, sa vision scientifique, sa disponibilité, ses conseils et ses encouragements, son amitié. A Philippe, je lui suis vivement reconnaissante pour avoir précisé l'intérêt clinique de ce travail et pour son précieux encadrement aussi bien sur le plan médical que personnel. A Isabelle, je tiens à exprimer ma reconnaissance pour son soutien permanent et pour son aide très précieuse quant à la définition de l'orientation scientifique du travail. Qu'ils soient tous les trois également remerciés pour la confiance qu'ils m'ont accordée tout au long de ces années.

Je remercie très sincèrement les personnes qui ont participé 'à un moment ou à un autre au développement du projet "Maracas". Merci à Leonardo Florez pour avoir grandement contribué à la programmation du logiciel. Merci aux radiologues Jean-Michel Serfaty, Philippe Puech, Bruno Marchand et Albinka Maghiar pour sa participation aux laborieuses

tâches de validation médicale. Merci à Catherine Mansard pour son aide technique et "statistique".

Je remercie les membres des différentes équipes de Creatis auxquelles j'ai pris part : le projet médical "Lumière et paroi vasculaire" et le thème scientifique "Imagerie dynamique". A l'équipe informatique de Creatis : Jean-Pierre Roux, Eric Boix et Christophe Odet, j'adresse mes remerciements pour les "coups de main" qu'ils m'ont donnés pendant les travaux de programmation.

Je tiens à remercier l'ensemble des membres de Creatis pour leur convivialité. Merci aux secrétaires Faty Berkai, Samira Rhiai, Brigitte Chimenton pour leur aide dans les formalités administratives.

Enfin, un grand merci à tous mes amis. Les "Creatisiens", pour la compagnie, le soutien, les repas... bref, pour leur amitié : Nicoleta, Fabrice et Laurence, Armelle, et Claire. Et les Colombiens, pour les bons moments partagés dans un délicieux exil volontaire : Constanza, Claudia, Maria Co, Fabio, Fercha y Nancy. Pour terminer, je tiens à remercier du fond du cœur Juan Diego pour son aide inconditionnelle et sa patience infinie; sans lui ce travail n'aurait jamais pu être mené à bien.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION	1
<i>Position du problème</i>	<i>1</i>
<i>Contributions</i>	<i>2</i>
<i>Organisation du manuscrit</i>	<i>5</i>
PREMIERE PARTIE - CONTEXTE MEDICAL.....	7
INTRODUCTION	9
CHAPITRE 1- ELEMENTS D'ANATOMIE VASCULAIRE	11
<i>Notations</i>	<i>12</i>
<i>1.1. Principales artères de la circulation systémique</i>	<i>13</i>
1.1.1. L'Aorte	13
1.1.2. Les artères carotides	15
1.1.3. Les artères rénales	17
1.1.4. Les artères iliaques communes	17
1.1.5. Les artères des membres inférieurs.....	18
<i>1.2. Géométrie vasculaire des bifurcations artérielles</i>	<i>19</i>
1.2.1. Modélisation théorique d'une géométrie vasculaire optimale.....	19
1.2.2. Géométrie vasculaire optimale des principales bifurcations artérielles humaines	23
CHAPITRE 2 - LA STENOSE ARTERIELLE ET L'ARM	27
2.1. L'ATHEROSCLEROSE ET LA STENOSE ARTERIELLE.....	28
2.2. L'ANGIOGRAPHIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE ET LES CHOIX THERAPEUTIQUES	29
2.2.1. L'ARM	31
2.2.2. Evaluation de la sténose artérielle en ARM : l'enjeu clinique	32
2.3. CONCLUSION.....	34
DEUXIEME PARTIE - SEGMENTATION DE STRUCTURES VASCULAIRES : OUTILS DE BASE ET ETAT DE L'ART.....	37
INTRODUCTION	39
CHAPITRE 3 - LES OUTILS DE BASE	41
<i>Notations</i>	<i>42</i>
3.1. <i>Analyse tensorielle multi-échelle pour la détection de formes.....</i>	<i>43</i>
3.1.1. Analyse multi-échelle d'images.....	43
3.1.2. Représentation de la forme locale par tenseurs	50
3.2. <i>Outils pour l'extraction de contours.....</i>	<i>60</i>
3.2.1. Les iso-contours	61

3.2.2. Les contours actifs.....	64
3.3. <i>En résumé</i>	66
CHAPITRE 4 - SEGMENTATION D'IMAGES VASCULAIRES : ETAT DE L'ART	69
4.1. <i>Introduction</i>	70
4.2. <i>Approches photométriques</i>	70
4.2.1. Seuillage de vaisseaux.....	71
4.2.2. Croissance de régions à partir de germes.....	72
4.3. <i>Approches géométriques</i>	73
4.3.1. Approches géométriques "bas-niveau" ou rehaussement anisotrope.....	73
4.3.2. Approches géométriques "axe + contours".....	76
4.3.3. Modèles déformables 3D.....	85
4.4. <i>En résumé</i>	87
CONCLUSION	89
TROISIEME PARTIE - EXTRACTION D'UN SEGMENT VASCULAIRE SIMPLE.....	91
INTRODUCTION.....	93
CHAPITRE 5 - EXTRACTION DE L'AXE CENTRAL DU VAISSEAU A L'AIDE D'UN SQUELETTE EXTENSIBLE.....	95
<i>Notations</i>	96
5.1. <i>Introduction</i>	98
5.2. <i>Modèle du squelette extensible</i>	99
5.3. <i>Approche mono-échelle [70 - Hernández-Hoyos et al.]</i>	99
5.3.1. Méthode	100
5.3.2. Résultats et limitations	104
5.4. <i>Approche multi-échelle</i>	108
5.4.1. Différents modèles de structures présentes dans une image vasculaire	109
5.4.2. Méthode	121
5.4.3. Limitation et solution	131
5.4.4. Reconstruction du vaisseau à l'aide d'ellipsoïdes.....	133
5.4.5. Résultats	134
5.5. <i>Scénario d'interaction 3D pour l'initialisation du squelette extensible</i>	136
5.6. <i>Conclusion</i>	137
CHAPITRE 6 - EXTRACTION DES CONTOURS DU VAISSEAU.....	139
<i>Notations</i>	140
6.1. <i>Où se trouvent les bords du vaisseau dans une image ARM?</i>	141
6.1.1. Réponse 1 : Entre les pixels appartenant à des régions ayant des propriétés photométriques différentes	141
6.1.2. Réponse 2 : Ses points correspondent à un maximum ou un minimum de variation locale d'intensité.....	143
6.2. <i>Solution adoptée : une méthode pour chaque réponse</i>	143
6.2.1. Extraction du contour du vaisseau à l'aide d'un iso-contour.....	143
6.2.2. Extraction du contour du vaisseau à l'aide d'un contour actif.....	145
6.3. <i>Discussion et conclusion</i>	149

QUATRIEME PARTIE - APPLICATION CLINIQUE : QUANTIFICATION DE LA STENOSE ARTERIELLE AVEC LE LOGICIEL MARACAS	153
INTRODUCTION	155
CHAPITRE 7 - QUANTIFICATION DE LA STENOSE ARTERIELLE DANS MARACAS	157
7.1. Comment quantifier une sténose artérielle en 3D ?	158
7.2. Quantification de sténose dans Maracas	159
CHAPITRE 8 - VALIDATION ET RESULTATS	163
8.1. Introduction.....	164
8.2. Description des images	165
8.2.1. Images de fantômes vasculaires	165
8.2.2. Images de patients	166
8.3. Calibrage des paramètres	167
8.3.1. Calibrage des paramètres de l'algorithme d'extraction de l'axe central du vaisseau.....	167
8.3.2. Calibrage des paramètres des algorithmes d'extraction des contours du vaisseau	172
8.4. Etude clinique "in vivo"	175
8.4.1. Protocole clinique de validation	175
8.4.2. Résultats qualitatifs	176
8.4.3. Résultats quantitatifs	176
DISCUSSION ET CONCLUSION	179
CINQUIEME PARTIE - EXTRACTION DE L'ARBRE VASCULAIRE COMPLET.....	181
INTRODUCTION	183
CHAPITRE 9 - DETECTION ET GESTION DE BIFURCATIONS EN VUE DE LA MODELISATION DE L'ARBRE VASCULAIRE	189
Notations	190
9.1. Détection et gestion de bifurcations.....	191
9.1.1. Caractérisation de points proches d'une bifurcation	191
9.1.2. Choix d'un point unique de jonction.....	195
9.1.3. Extraction récursive des segments vasculaires	196
9.2. Quelques résultats préliminaires	198
9.3. Modélisation de l'arbre vasculaire	199
9.3.1. Définition mathématique d'un graphe.....	200
9.3.2. Description symbolique de l'arbre vasculaire à l'aide d'un modèle de graphe	200
DISCUSSION ET CONCLUSION	203
CONCLUSION ET PERSPECTIVES.....	205
Principaux résultats	207
Perspectives	207
ANNEXE A - FILTRAGE ANISOTROPE APPLIQUE AU REHAUSSEMENT DE PETITS VAISSEAUX.....	211
INTRODUCTION	213

<i>Notations</i>	215
<i>1. Méthode</i>	216
1.1. Estimation de l'orientation locale [134 - Orkisz <i>et al.</i>]	216
1.2. L'opérateur de rehaussement	218
<i>2. Résultats</i>	219
CONCLUSION	223
ANNEXE B - COMPUTER-ASSISTED ANALYSIS OF THREE-DIMENSIONAL MR ANGIOGRAMS	225
BIBLIOGRAPHIE	243

INTRODUCTION

Les images médicales tridimensionnelles (3D) sont utilisées quotidiennement en routine clinique pour établir un diagnostic, choisir ou contrôler une action thérapeutique. Ces images proviennent principalement de la tomodensitométrie à rayons X ou scanner, de l'imagerie par résonance magnétique ou IRM et de l'imagerie ultrasonore ou échographie. Bien qu'elles fournissent des informations sur la morphologie et le fonctionnement des organes, leur interprétation objective et quantitative est une tâche encore difficile. Cela constitue un domaine de recherche pluridisciplinaire dans lequel médecine, informatique, mathématique appliquée et physique s'associent, afin de fournir de nouveaux outils d'aide au diagnostic à la planification et au suivi thérapeutique, fondés sur une analyse automatique d'images médicales. Il existe un certain nombre de problèmes canoniques dans le domaine du traitement et de l'analyse d'images médicales qui peuvent être regroupés dans les classes suivantes [4 - Ayache] : restauration, segmentation, recalage, morphométrie, analyse du mouvement, visualisation, simulation de chirurgie et robotique médicale. Malgré les progrès remarquables réalisés au cours de ces dernières années, la plupart de ces problèmes demeurent ouverts et de nombreuses équipes de recherche continuent à travailler en quête de leur résolution. En attendant, chaque nouveau résultat est un petit pas en avant vers la révolution de la pratique médicale.

Position du problème

Le problème pratique que nous nous proposons de traiter dans cette thèse est celui de la quantification de structures vasculaires dans des images obtenues en angiographie par résonance magnétique 3D (ARM 3D). La quantification automatique de pathologies vasculaires en ARM suppose une extraction préalable des structures vasculaires à examiner,

afin de mesurer en 3D la lumière vasculaire et d'obtenir ainsi une appréciation précise de la géométrie de chaque segment. Cette extraction fait appel au difficile problème de la segmentation 3D. Outre la possibilité de quantifier, la segmentation permet l'utilisation de techniques de visualisation telles que le rendu surfacique ou volumique, qui semblent *a priori* mieux appropriées que la projection MIP (*Maximum Intensity Projection*) couramment utilisée en routine par les cliniciens.

L'extraction de l'axe central du vaisseau est essentielle pour cette tâche car elle fournit une information simplifiée du vaisseau qui permet, entre autres, de caractériser la topologie de l'arbre vasculaire et d'effectuer des mesures quantitatives telles que la longueur curviligne du vaisseau ou le diamètre, l'aire des sections orthogonales à l'axe, ...

Deux aspects principaux constituent les fils directeurs de notre travail :

- La robustesse des méthodes proposées par rapport au rapport signal/bruit dans les images ; au contraste entre les vaisseaux et le fond et à la variation de l'intensité du vaisseau en fonction de sa taille et de la présence ou non de pathologies.
- L'applicabilité clinique des méthodes développées déterminée par la fiabilité des résultats de quantification, par leur obtention en temps réel ainsi que par leur niveau d'interaction avec l'expert.

Contributions

Extraction de l'axe central du vaisseau. Nous proposons dans le chapitre 5 une méthode originale d'extraction automatique des lignes centrales des vaisseaux, fondée sur un modèle de squelette extensible, dont la croissance est régie par l'analyse du tenseur d'inertie [71 - Hernández-Hoyos *et al.*] [138 - Orkisz *et al.*] [68 - Hernández-Hoyos *et al.*]. Deux approches de la méthode sont présentées : mono-échelle et multi-échelle. Des calculs analytiques sur différents modèles de structures vasculaires présentes dans une image nous ont permis de mieux comprendre et interpréter les valeurs propres et les vecteurs propres de la matrice d'inertie calculée. Ces informations permettent de déterminer la position des points de l'axe central du vaisseau, de calculer le diamètre local du vaisseau en chaque point et de fournir un repère dans le plan de la section perpendiculaire à l'axe. La figure 1 présente un résultat de l'extraction de l'axe central d'un vaisseau.

Cette méthode constitue la principale contribution de ce travail de thèse. Le développement de la version mono-échelle nous a permis d'acquérir les bases théoriques sur l'analyse de moments, de concevoir le modèle de squelette extensible ainsi que de prendre en

compte des connaissances *a priori* sur l'image. Cependant, c'est la version multi-échelle qui constitue un véritable progrès par rapport à l'existant, dans la mesure où elle combine trois caractéristiques qui ne sont pas présentes simultanément dans d'autres techniques trouvées dans la littérature. Il s'agit d'une méthode de *traitement multi-échelle, robuste au bruit et rapide*. Le caractère multi-échelle permet gérer la variabilité de tailles des vaisseaux présents dans l'image. La plupart des méthodes multi-échelle existantes sont fondées sur le calcul de dérivées partielles et par conséquent, elles peuvent être assez sensibles au bruit de l'image en absence de lissage préalable. Notre méthode fondée sur l'analyse du tenseur d'inertie, autrement dit, sur le calcul d'intégrales, est supposée être moins sensible au bruit et ne demande pas de filtrage préalable. Une deuxième limitation des techniques multi-échelle est leur temps d'exécution. En effet, le calcul de dérivées sur chaque point de l'image, et ceci à plusieurs échelles, est une tâche assez longue. Le modèle de squelette extensible en tant que méthode de suivi n'explore pas l'image entière mais une région limitée, réduisant ainsi de manière considérable le temps de calcul.

Reconstruction automatique approximative du vaisseau. Parallèlement à l'extraction de l'axe central du vaisseau (chapitre 5), nous proposons un mécanisme de reconstruction du vaisseau à l'aide d'un volume binaire composé d'une succession de sphéroïdes, chacun d'entre eux centré sur un point de l'axe et orienté selon l'orientation locale du vaisseau. Ce résultat permet d'envisager la mise en œuvre d'un modèle déformable de surface 3D, initialisé à l'aide de cette reconstruction. La figure 2 présente un exemple de cette reconstruction.

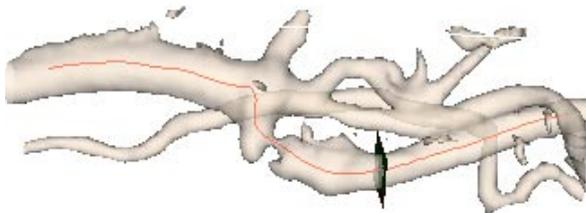


Figure 1 – Extraction de l'axe central d'une artère carotide.

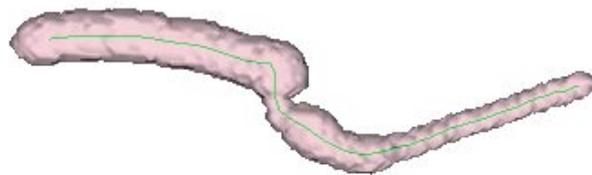


Figure 2 – Rendu surfacique de la reconstruction approximative du vaisseau à l'aide de sphéroïdes.

Détection de bifurcations. En nous appuyant toujours sur les valeurs propres de la matrice d'inertie, ainsi que sur des calculs de variation de rayon et d'orientation locale le long de l'axe central du vaisseau (extrait au préalable), nous proposons dans le chapitre 9 une méthode de détection semi-automatique de bifurcations artérielles. Le traitement récursif des bifurcations détectées vise à aborder la problématique de l'extraction de l'arbre vasculaire entier (Fig. 3).

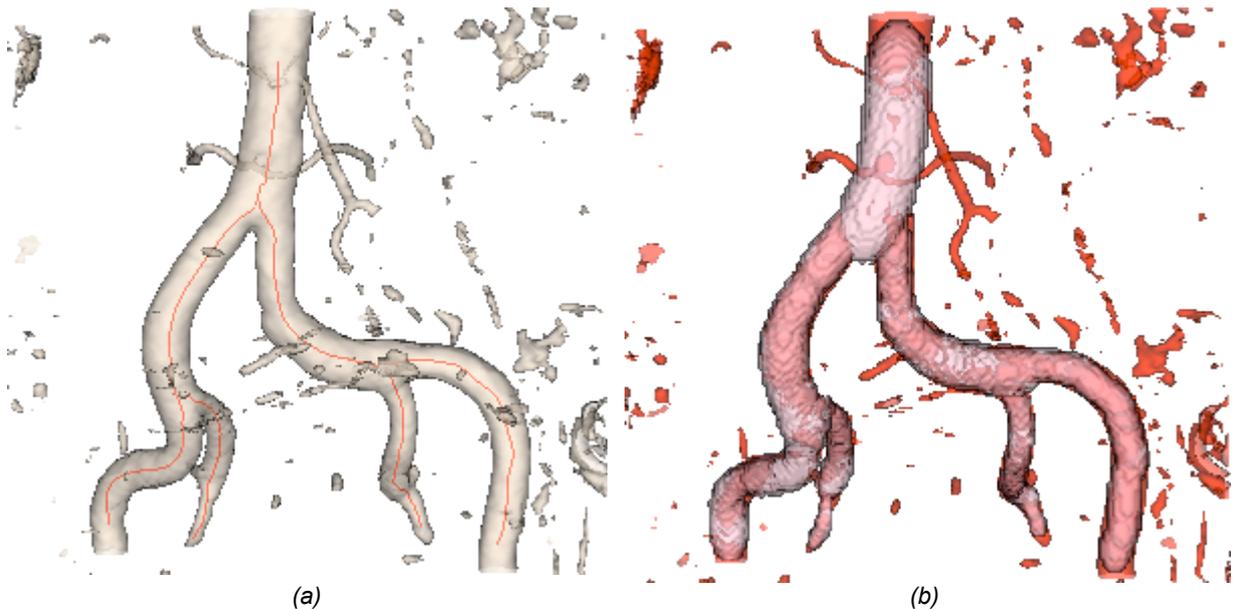


Figure 3 – Extraction d'un arbre vasculaire entier. (a) Extraction des lignes centrales des vaisseaux. (b) Superposition du rendu surfacique de l'image vasculaire entière (en rouge) et du volume binaire correspondant aux vaisseaux reconstruits (en rose).

Quantification automatique de sténoses. Une méthode de quantification automatique de la section des vaisseaux le long des lignes centrales est proposée dans le chapitre 7. Cette méthode s'appuie sur l'axe central du vaisseau pour calculer le plan localement perpendiculaire et extraire les contours du vaisseau dans ce plan. La figure 4 présente un exemple de quantification d'une artère carotide contenant une sténose sévère. Des résultats de cette méthode ont été présentés dans [108 - Mansard-Desbleds *et al.*] [109 - Mansard-Desbleds *et al.*] [111 - Marchand *et al.*] [110 - Marchand *et al.*].

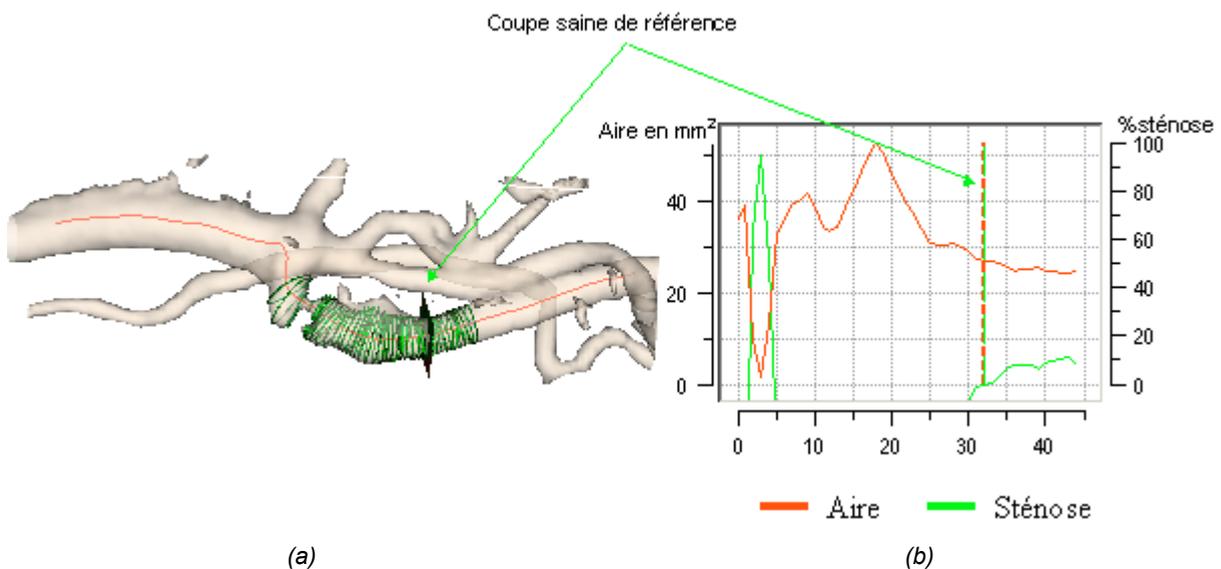


Figure 4 – Quantification de sténose sur une artère carotide. (a) Extraction de contours sur les plans perpendiculaires à l'axe du vaisseau. (b) Courbes de quantification le long de la coordonnée curviligne. En rouge, l'aire de la section perpendiculaire du vaisseau en mm^2 (échelle à gauche). En vert le pourcentage de sténose (échelle à droite) par rapport à une coupe saine de référence (affichée sur (a)).

Développement logiciel. Dans le cadre de ce travail nous avons développé le logiciel Maracas (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted analysis). Maracas est un logiciel interactif de visualisation et de quantification automatique des sténoses artérielles à partir d'images ARM 3D. Il a fait l'objet de plusieurs communications [72 - Hernández-Hoyos *et al.*] [73 - Hernández-Hoyos *et al.*] [69 - Hernández-Hoyos *et al.*] [111 - Marchand *et al.*] et d'une publication [70 - Hernández-Hoyos *et al.*]. Ce dernier article (inclus dans l'annexe B) présente une description détaillée du logiciel. Maracas a reçu le premier prix Siemens du salon InforMag lors des Journées Françaises de Radiologie 2000 à Paris.

Organisation du manuscrit

Ce manuscrit est organisé en cinq parties.

La première partie (chapitres 1 et 2) introduit le contexte médical de ce travail de thèse. Dans le chapitre 1, nous présentons une brève description de l'anatomie vasculaire suivie d'une étude bibliographique portant sur la géométrie des bifurcations artérielles. Cette étude nous a permis de mettre en évidence des lois liant les diamètres et les angles entre les vaisseaux au niveau des principales bifurcations du corps humain, information qui est très éparpillée dans la bibliographie liée à l'anatomie vasculaire. Cette connaissance peut être de grande utilité à la réalisation de modèles informatiques de bifurcations en vue de tests d'algorithmes de localisation automatique des bifurcations et d'extraction des structures arborescentes. Le chapitre 2 est consacré à la sténose artérielle et à l'ARM en tant que modalité d'imagerie permettant l'analyse des artères atteintes.

La deuxième partie (chapitres 3 et 4) est essentiellement bibliographique. Dans le chapitre 3 nous présentons l'ensemble des outils génériques de traitement d'images que nous avons utilisé pour développer nos propres méthodes. Le chapitre 4 présente l'état de l'art des techniques les plus représentatives en matière de segmentation de vaisseaux. Les éléments de cette étude bibliographique ont été présentés dans les communications suivantes : [133 - Orkisz et Hernández-Hoyos] [137 - Orkisz *et al.*] [134 - Orkisz et Hernández-Hoyos] [135 - Orkisz et Hernández-Hoyos] [136 - Orkisz et Hernández-Hoyos].

La troisième partie (chapitres 5 et 6) traite le problème de la segmentation automatique de segments vasculaires simples. Nous présentons ici la méthode que nous avons développée dans ce but. Celle-ci est décomposée en deux étapes : extraction de l'axe central du vaisseau (chapitre 5) et détection des contours dans les plans localement perpendiculaires à l'axe (chapitre 6).

La quatrième partie est dédiée à l'application clinique de nos travaux : la quantification de sténose artérielle avec le logiciel Maracas. Dans cette partie nous décrivons la méthode de quantification de sténoses implémentée dans Maracas (chapitre 7) suivie de la présentation des résultats d'une pré-validation clinique, effectuée sur des images de fantômes vasculaires et sur des images réelles et réalisée dans le cadre d'un travail de DEA [148 - Puech] (chapitre 8).

La cinquième et dernière partie de ce manuscrit (chapitre 9) est consacrée à l'extraction de l'arbre vasculaire entier. Nous présentons d'abord un bref aperçu des techniques de détection et de suivi d'arbres vasculaires ainsi que de méthodes de squelettisation de structures linéiques et tubulaires applicables au cas vasculaire. Ensuite, nous présentons notre propre méthode fondée sur la détection et la gestion récursive des bifurcations. Enfin, un modèle générique d'arbre vasculaire est décrit à l'aide d'un graphe 3D.

L'annexe A contient une contribution mineure de ce travail de thèse. Il s'agit d'une méthode originale de rehaussement de structures filiformes appliquée aux vaisseaux dans les images ARM 2D et 3D [139 - Orkisz *et al.*].

Première partie

CONTEXTE MEDICAL

Introduction

Ce travail de thèse s'inscrit dans le thème médical "Lumière et Paroi Vasculaire" du laboratoire Creatis. Les objectifs de ce thème sont *"d'améliorer la prise en charge diagnostique et thérapeutique de l'athérosclérose vasculaire grâce aux différentes techniques d'imagerie"*.

L'athérosclérose est une maladie qui se traduit par une altération de la paroi des grosses et moyennes artères, accompagnée d'une accumulation locale de lipides et d'autres dépôts. La conséquence de ces remaniements est l'apparition d'une sténose (rétrécissement de la lumière vasculaire) progressive des vaisseaux atteints qui se traduira cliniquement à long terme par des épisodes ischémiques aigus ou chroniques.

Notre travail de recherche porte en particulier sur la quantification automatique de la sténose artérielle dans des images vasculaires acquises en angiographie par résonance magnétique 3D (ARM 3D). Bien que ce travail relève principalement du domaine de l'informatique et du traitement de l'image, il nous a paru très important de décrire le contexte médical dans lequel il s'inscrit. Cette première partie du manuscrit est donc consacrée à ce contexte médical, ce qui nous conduira à définir les enjeux cliniques liés à ce travail de thèse. Dans le premier chapitre, nous rappelons quelques éléments de base de la physiologie vasculaire. Nous commençons par présenter l'anatomie des artères humaines les plus touchées par des sténoses, à savoir : l'aorte, les artères carotides, les artères fémorales, les artères rénales et les artères des membres inférieurs. Les artères coronaires, bien que concernées par la sténose artérielle, ne seront pas traitées car leur examen par ARM n'en est pas encore au stade clinique (mouvement, difficulté d'accès, diamètre réduit). Nous présentons ensuite une étude bibliographique portant sur la géométrie des bifurcations artérielles et nous en déduisons une configuration typique pour chacune des principales bifurcations artérielles humaines. Le deuxième chapitre est consacré à la maladie athéromateuse ainsi qu'à l'ARM en tant que modalité d'imagerie permettant l'analyse des artères atteintes et en particulier la quantification de la sténose artérielle.

Chapitre 1

Eléments d'anatomie vasculaire

Dans ce chapitre nous présentons quelques éléments d'anatomie vasculaire. Pour commencer, l'anatomie des artères humaines les plus touchées par la maladie athéromateuse. Ensuite, une étude bibliographique portant sur la géométrie des bifurcations artérielles qui nous a permis de mettre en évidence des lois liant les

diamètres et les angles entre les vaisseaux au niveau des bifurcations. Cette connaissance servira plus loin à la réalisation de modèles informatiques de bifurcations en vue de tests d'algorithmes de localisation automatique des bifurcations et d'extraction des structures arborescentes.

Notations

Dans ce chapitre, les notations suivantes seront utilisées:

<i>Notations liées à la géométrie des bifurcations artérielles:</i>	
r_0, r_1, r_2	rayon de l'artère principale et des branches secondaires respectivement,
d_0, d_1, d_2	diamètre de l'artère principale et des branches secondaires,
l_0, l_1, l_2	longueur de l'artère principale et des branches secondaires,
θ_1, θ_2	angles avec lesquels émergent les deux branches de l'artère principale,
r_2/r_1	indice de bifurcation

Le système vasculaire comprend deux circulations distinctes, chacune possédant son réseau d'artères, de capillaires et de veines. La *circulation pulmonaire* a pour seul rôle de faire entrer le sang en contact étroit avec les alvéoles des poumons de manière que puissent se produire des échanges gazeux ; elle ne sert pas directement les besoins métaboliques du tissu pulmonaire. La *circulation systémique* fournit à tous les tissus de l'organisme leur irrigation fonctionnelle ; autrement dit, elle leur apporte de l'oxygène, des nutriments et d'autres substances essentielles, et elle les débarrasse du gaz carbonique et des autres déchets métaboliques [62 - Gray] [81 - INTELLIMED] [171 - Tortora et Grabowsky] [113 - Marieb] [16 - Bouchet et Cuilleret].

1.1. Principales artères de la circulation systémique

Les artères systémiques forment un réseau fortement ramifié, dont le tronc commun, constitué par l'aorte, commence au ventricule gauche du cœur, alors que les plus petites ramifications se prolongent aux parties périphériques du corps. La division des artères comporte une grande variabilité : 1) un seul tronc court peut être subdivisé en plusieurs branches sur un même point (e.g. l'artère cœliaque et le tronc thyrocervical) ; 2) un vaisseau peut donner naissance à plusieurs branches successives, et continuer toujours comme étant le tronc principal (e.g. les artères des membres inférieurs) ; 3) ou la division peut être dichotome, comme c'est le cas de l'aorte lorsqu'elle se divise en deux iliaques communes.

Une branche secondaire d'une artère est plus petite que le tronc dont elle résulte ; mais si une artère se divise en deux branches, l'aire combinée des sections des deux artères filles est, dans la majorité des cas, un peu plus grande que celle du tronc. Par conséquent, l'aire combinée des sections de toutes les branches artérielles excède considérablement celle de l'aorte.

Les branches artérielles les plus grandes suivent généralement un parcours assez droit, mais dans certaines situations elles sont tortueuses. Tel est le cas de l'artère maxillaire externe dans son parcours au-dessus du visage, et des artères des lèvres, qui sont extrêmement tortueuses pour s'adapter aux mouvements des organes.

1.1.1. L'Aorte

L'aorte est le tronc principal des toutes les artères systémiques, dont elle est la plus grosse. Elle émerge du ventricule gauche avec un diamètre de 3 cm. Au bout d'environ 5 cm, elle se courbe vers la gauche et forme la crosse de l'aorte. Elle descend ensuite dans le thorax,

traverse la cavité abdominale et finit, considérablement diminuée en taille (environ 1,75 cm de diamètre), par la division en artères iliaques communes droite et gauche.

Les différentes parties de l'aorte sont nommées conformément à leur forme ou à leur situation, à savoir : l'aorte ascendante, la crosse de l'aorte, l'aorte thoracique et l'aorte abdominale (ces deux dernières constituent l'aorte descendante).

- *L'aorte ascendante* a une longueur d' environ 5cm. Elle est contenue dans le péricarde, et donne naissance aux artères coronaires droite et gauche.
- *La crosse de l'aorte* mesure environ 4.5 cm de longueur. Elle constitue le prolongement de l'aorte ascendante et est située sous le sternum. Trois artères importantes partent de celle-ci : (1) le tronc brachio-céphalique, (2) l'artère carotide commune gauche et (3) l'artère subclavière gauche. Ces trois vaisseaux irriguent la tête, le cou, les membres supérieurs et une partie de la paroi thoracique.
- *L'aorte thoracique* (Fig. 1.1) mesure environ 20 cm de long. Elle constitue le prolongement de la crosse de l'aorte. Tout au long de son parcours, elle envoie de nombreuses petites artères aux viscères (branches viscérales) et aux structures de la paroi corporelle (branches pariétales).
- *L'aorte abdominale* (Fig. 1.2) est le prolongement de l'aorte thoracique et se termine en donnant naissance aux artères iliaques communes droite et gauche. Les branches de l'aorte abdominale peuvent être divisées en trois catégories : (1) les branches viscérales, qui irriguent l'abdomen, les reins, les testicules ou les ovaires ; (2) les branches pariétales, qui irriguent le diaphragme et les parois abdominales postérieures et (3) les branches terminales, qui descendent pour irriguer les organes du bassin et la paroi pelvienne, elles comprennent les iliaques communes. En raison de ses nombreuses ramifications, l'aorte descendante diminue rapidement sa taille, à la hauteur des artères rénales elle peut présenter un diamètre de 2 à 2.5 cm. Elle se trouve près des corps vertébraux et par conséquent elle décrit un parcours convexe vers l'avant.

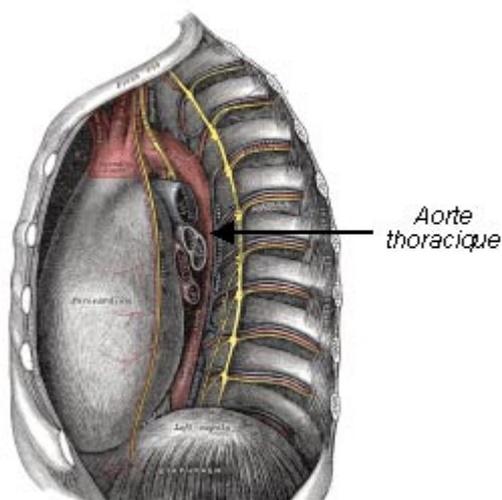


Figure 1.1 - Aorte thoracique

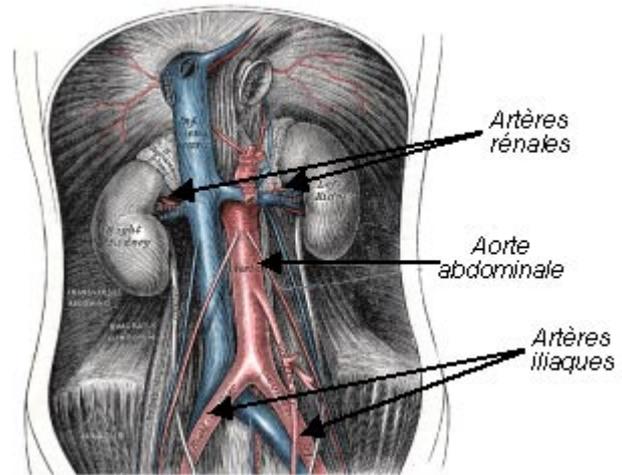


Figure 1.2 - Aorte abdominale et artères rénales

1.1.2. Les artères carotides

Les principales artères qui irriguent la tête et le cou sont les deux carotides communes (Fig. 1.3). Elles montent dans le cou et chacune se divise en deux branches, à savoir : (1) la carotide externe, irriguant l'extérieur de la tête, le visage, et la majeure partie du cou ; (2) la carotide interne, irriguant surtout les cavités crâniennes et orbitales.

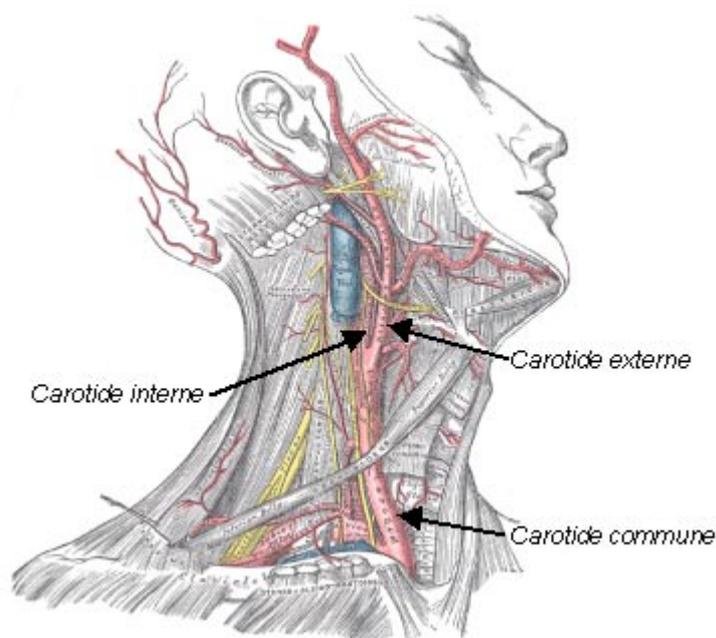


Figure 1.3 - Artères carotides

- L'artère carotide commune (ou carotide primitive) d'un diamètre de 6 à 8 mm (Fig. 1.3), est la plus volumineuse des artères du cou. A droite elle naît à la base du cou, de la

bifurcation du tronc brachio-céphalique. A gauche, elle naît directement de la crosse de l'aorte, et comporte donc, avant sa portion cervicale, un trajet intra-thoracique. Son parcours est d'abord oblique vers le haut, vers l'extérieur et en arrière, puis vertical. Sa longueur moyenne est d'environ 12 cm, jusqu'à sa terminaison en deux branches : *carotide externe* et *carotide interne*. L'angle de la bifurcation carotidienne varie fortement. De même, la disposition habituelle (*carotide externe* = antéro-interne) et (*carotide interne* = postéro-externe) n'est pas toujours réalisée.

- *L'artère carotide externe* (Fig. 1.4) dessert la majeure partie des tissus de la tête, à l'exception de l'encéphale et des orbites. En montant, elle émet tout un groupe d'artères collatérales et par conséquent sa taille diminue rapidement le long de son trajet vers le haut du cou. Son parcours est légèrement convexe en dedans et elle se termine en donnant naissance aux artères maxillaire et temporale superficielle.

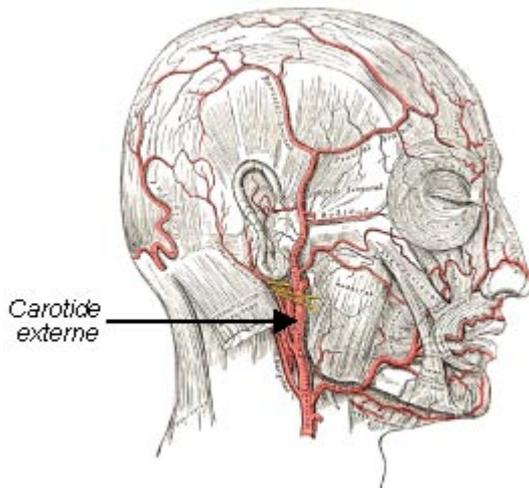


Figure 1.4 - Carotide externe

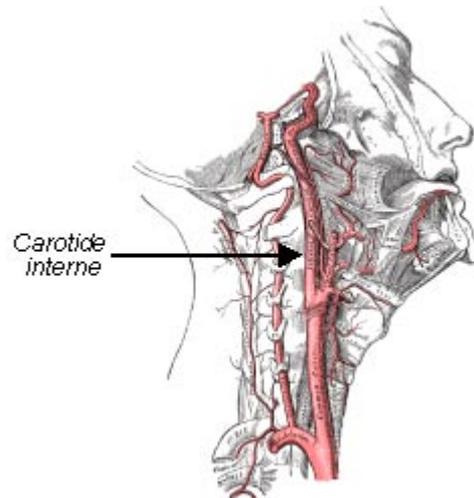


Figure 1.5 - Carotide interne

- *L'artère carotide interne* (Fig. 1.5) légèrement plus grosse que la précédente, irrigue les orbites et 80% du cerveau. Au-dessus de la bifurcation carotidienne, la carotide interne poursuit la direction générale de la carotide commune et comme celle-ci, elle ne donne pas de collatérales. Après 10 à 12 mm de trajet, elle se dirige obliquement en haut et en dedans, croisant à angle très aigu la face postérieure de la carotide externe. Elle est remarquable par son parcours très tortueux : près de la base du crâne, elle présente une ou deux courbures, et ensuite elle décrit une double courbure qui ressemble à la lettre S italique. Sa longueur varie en fonction de la longueur du cou, et du point de la bifurcation carotidienne.

1.1.3. Les artères rénales

Les artères rénales droite et gauche sont deux grands troncs, qui émergent des côtés de l'aorte, en formant un angle presque droit avec elle (Fig. 1.2). Chacune dessert un rein. Elles sont courtes mais larges (diamètre de 4 à 6 mm) et la droite est plus longue que la gauche à cause de la position de l'aorte. La gauche est située légèrement plus haut que la droite. Avant d'atteindre le rein, chaque artère se divise en quatre ou cinq branches. Il peut y avoir plusieurs artères rénales (appelées artères rénales accessoires) de chaque côté ou l'artère rénale peut se diviser, près de son origine, en plusieurs branches.

1.1.4. Les artères iliaques communes

L'aorte abdominale se divise pour former les artères iliaques communes droite et gauche, qui irriguent la partie inférieure de la paroi abdominale, les organes du bassin et les membres inférieurs (Fig. 1.2). Le point de bifurcation est soumis à une grande variabilité, mais fréquemment l'artère iliaque commune gauche émerge plus bas que la droite. Chacune de ces artères descend sur une longueur d'environ 5 cm et forme deux branches: l'artère iliaque interne et l'artère iliaque externe.

- *L'artère iliaque interne* descend dans le bassin et assure l'irrigation des parois et des viscères. En outre, elle nourrit les muscles fessiers et la face médiale de chaque cuisse.
- *L'artère iliaque externe* irrigue le membre inférieur (Fig. 1.6). Dans le bassin, elle donne des ramifications à la partie antérieure de la paroi abdominale. Après être entrée dans la cuisse en passant sous le ligament inguinal, elle prend le nom *d'artère fémorale*.

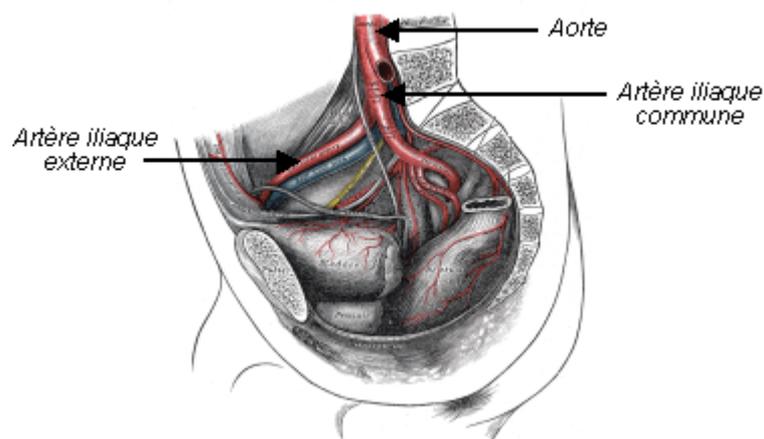


Figure 1.6 - Artère iliaque externe

1.1.5. Les artères des membres inférieurs

L'artère qui irrigue la plus grande partie des membres inférieurs est la prolongation directe de l'iliaque externe. Le segment supérieur du tronc principal est appelé *l'artère fémorale*, le segment inférieur *l'artère poplitée*.

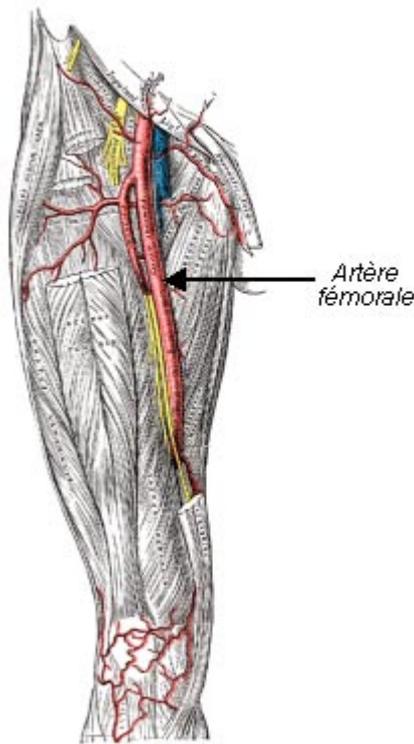


Figure 1.7 - Artère fémorale

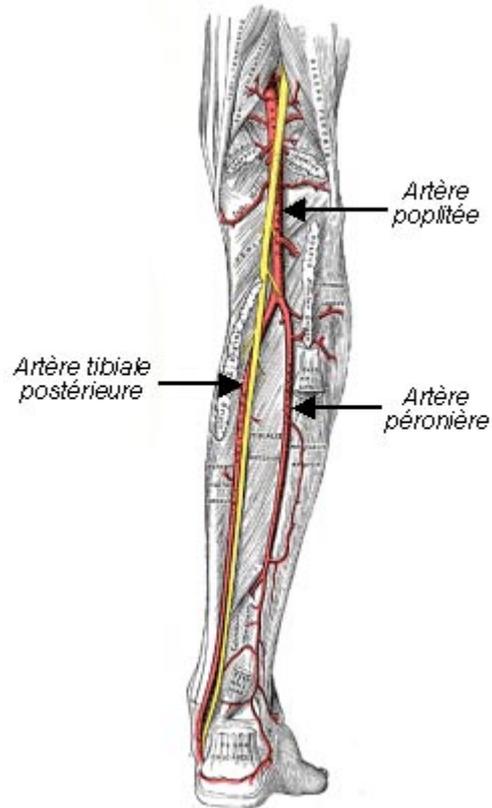


Figure 1.8 - Artère poplitée

- *L'artère fémorale* (Fig. 1.7) commence immédiatement derrière le ligament inguinal, descend le long des faces médiale et postérieure de la cuisse, à l'arrière de l'articulation du genou, où elle devient *l'artère poplitée*. L'artère fémorale se divise en plusieurs petites branches pour irriguer les muscles et les tissus superficiels de la cuisse.
- *L'artère poplitée* (Fig. 1.8) descend le long de la face arrière du membre inférieur, entre le genou et la cheville. Les branches qui émergent de cette artère irriguent la région du genou et servent de voie alternative dans le cas d'obstruction artérielle. L'artère poplitée donne ensuite *les artères tibiales antérieure et postérieure*.
- *L'artère tibiale antérieure* descend le long de la face antérieure de la jambe, où elle alimente les muscles extenseurs. Au niveau de la cheville, elle devient d'artère dorsale du pied.

- *L'artère tibiale postérieure* parcourt la partie postéro-interne de la jambe et irrigue les muscles fléchisseurs. Dans sa partie proximale, elle émet l'artère péronière et à la cheville elle se divise pour former les artères plantaires médiale et latérale.

1.2. Géométrie vasculaire des bifurcations artérielles

La géométrie vasculaire des bifurcations artérielles a été étudiée par plusieurs équipes d'un point de vue théorique et expérimental. Le travail théorique a consisté en la définition d'un modèle qui détermine la géométrie optimale d'une bifurcation artérielle basée sur les principes de travail minimal. Le travail expérimental a consisté à mesurer des géométries réelles d'arbres artériels obtenus par angiographie et à les comparer avec les valeurs optimales des diamètres des artères et des angles des bifurcations prédits par le modèle théorique.

1.2.1. Modélisation théorique d'une géométrie vasculaire optimale

L'objectif de cette modélisation est d'exploiter les connaissances sur la propagation du flux sanguin le long des segments vasculaires et de formuler des principes qui gouvernent les embranchements artériels dans le système cardiovasculaire. Deux principes ont été appliqués à la définition des rapports entre les diamètres des artères et les angles des bifurcations artérielles. Le premier veut que les diamètres artériels soient tels qu'ils minimisent le travail nécessaire pour distribuer le sang à travers le réseau. Le second veut que la géométrie de l'arbre artériel soit telle qu'elle minimise globalement le volume de la lumière.

Une distinction est faite entre le cas où l'artère principale se divise en deux branches de taille à peu près équivalente et le cas où l'artère se ramifie en plusieurs branches de petite taille. Dans le premier cas, le point de jonction est considéré comme une bifurcation artérielle (Fig. 1.9). Le deuxième cas n'est pas inclus dans cette modélisation. Par convention, d_1 dénote toujours le plus grand des deux diamètres des branches secondaires. Les angles de bifurcation θ_1 et θ_2 , correspondent au vaisseau le plus grand et le plus petit, respectivement.

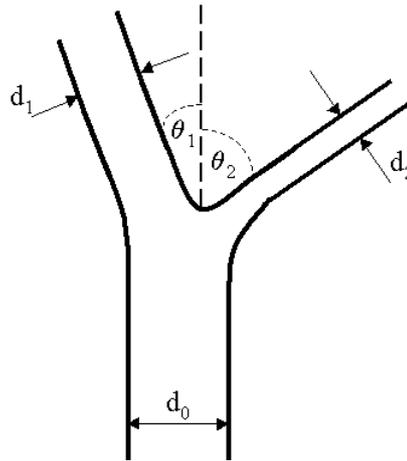


Figure 1.9 - Géométrie vasculaire d'une bifurcation artérielle

1.2.1.1. Modèle de Murray

En 1926, Murray a appliqué le principe de travail minimal à la modélisation de la géométrie d'un segment cylindrique de vaisseau sanguin [127 - Murray] et à une bifurcation vasculaire [126 - Murray] dans le but de définir des rapports optimaux entre les diamètres des artères et les angles des bifurcations artérielles. Les rapports optimaux sont définis en fonction de l'indice de bifurcation. Le modèle de Murray a été repris entre autres par [204 - Zamir et Brown] et [41 - Fanucci *et al.*] qui ont fait des comparaisons entre les rapports théoriques et ceux résultant d'une série de mesures effectuées sur des angiographies de bifurcations artérielles d'une cohorte de patients. Notre explication ci-dessous s'appuie sur ces dernières références.

Angles optimaux

Les angles optimaux de bifurcation se trouvent dans une région définie par deux courbes qui délimitent ses frontières supérieure et inférieure. Il y a donc 2 régions qui prédisent les angles optimaux, une pour chaque artère secondaire.

Etant donné :

$$a = \frac{r_2}{r_1} \qquad b = (1 + a^3)^{1/3}$$

La frontière supérieure est déterminée par :

$$\cos\theta_1 = \frac{b^2 + 1 - a^2}{2b} \qquad (1.1)$$

$$\cos\theta_2 = \frac{b^2 + a^2 - 1}{2ab} \qquad (1.2)$$

La frontière inférieure est déterminée par :

$$\cos\theta_1 = \frac{b^4 + 1 - a^4}{2b^2} \tag{1.3}$$

$$\cos\theta_2 = \frac{b^4 + a^4 - 1}{2a^2b^2} \tag{1.4}$$

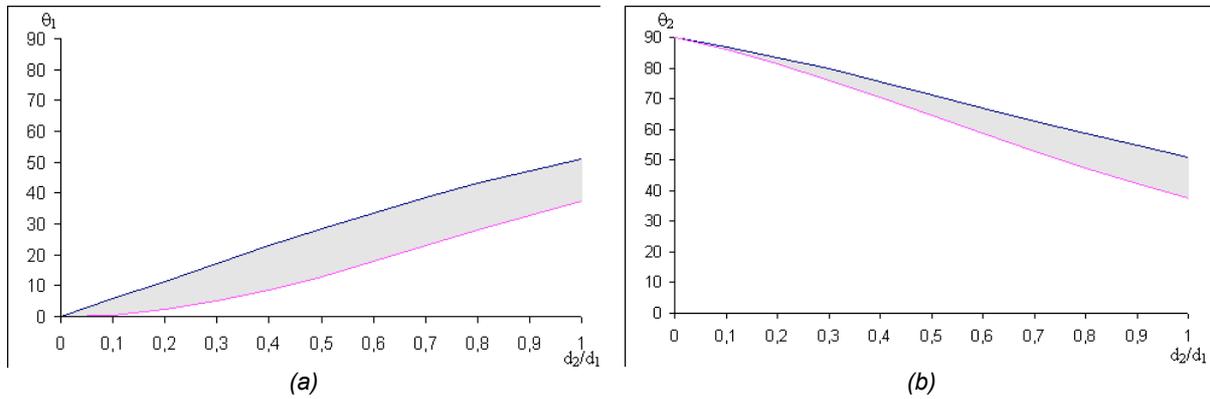


Figure 1.10 - Angles optimaux de bifurcation (régions ombrées) selon Murray

Rayons optimaux

Les rayons optimaux des artères secondaires sont définis en fonction du rayon de l'artère principale. Il y a donc 2 courbes qui prédisent les rayons optimaux, une pour chaque artère secondaire. Avec les mêmes définitions de a et b , ces courbes sont définies par :

$$\frac{r_1}{r_0} = \frac{1}{b} \tag{1.5}$$

$$\frac{r_2}{r_0} = \frac{a}{b} \tag{1.6}$$

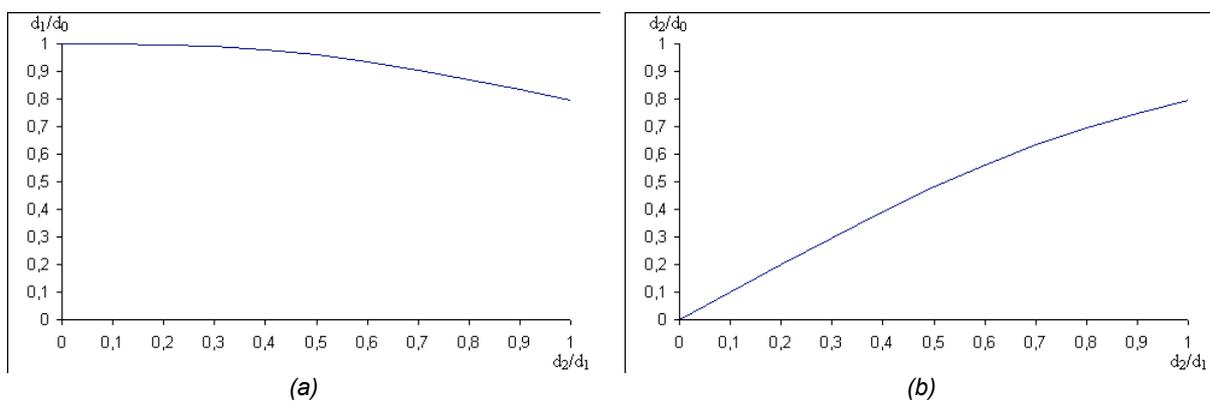


Figure 1.11 - Diamètres optimaux des artères secondaires selon Murray

Des équations (1.5) et (1.6) on peut déduire la relation suivante entre les diamètres de l'artère principale et des artères secondaires :

$$r_0^3 = r_1^3 + r_2^3. \quad (1.7)$$

1.2.1.2. Modèle de Oka et Nakai

Oka et Nakai [131 - Oka et Nakai] ont repris le travail de Murray et ont étendu son modèle de géométrie vasculaire afin de tenir compte de l'influence de l'état métabolique de la paroi du vaisseau sur la fonction de propagation du flux sanguin.

Angles optimaux

Les angles optimaux de bifurcation sont définis en fonction des rayons des segments vasculaires par les équations suivantes :

$$\cos \theta_1 = \frac{c_0^2 + c_1^2 - c_2^2}{2c_0c_1} \quad (1.8)$$

$$\cos \theta_2 = \frac{c_0^2 - c_1^2 + c_2^2}{2c_0c_2} \quad (1.9)$$

$$\cos(\theta_1 + \theta_2) = \frac{c_0^2 - c_1^2 - c_2^2}{2c_1c_2} \quad (1.10)$$

Avec:

$$c_i = r_i^2 \left(1 + \frac{5(1+B/5)\gamma}{3(1+B)r_i^{1-B}} \right) \quad i = 0,1,2 \quad (1.11)$$

Où γ est un paramètre morpho-métabolique et B est un coefficient morphologique déterminé empiriquement.

Rayons optimaux

D'après le principe que le flux sanguin combiné des deux branches secondaires doit être égal au flux sanguin de l'artère principale, le rapport entre les rayons optimaux de l'artère principale et des artères secondaires peut être exprimé par :

$$r_0^3 \left(1 + \frac{\gamma}{r_0^{1-B}} \right)^{1/2} = r_1^3 \left(1 + \frac{\gamma}{r_1^{1-B}} \right)^{1/2} + r_2^3 \left(1 + \frac{\gamma}{r_2^{1-B}} \right)^{1/2} \quad (1.12)$$

Il faut noter que l'équation (1.7) introduite par Murray est un cas particulier de l'équation (1.12), dans lequel l'état métabolique de la paroi du vaisseau n'a pas été pris en compte et par conséquent le paramètre morpho-métabolique γ a une valeur égale à 0.

Bifurcation symétrique

Lorsque l'artère principale se divise en formant une bifurcation symétrique ($\theta_1 = \theta_2$), nous obtenons à partir des équations (1.8) et (1.9) que $r_1 = r_2$. Le cas inverse peut être également démontré à partir de ces équations. Autrement dit, si une artère bifurque en deux branches de rayon identique ($r_1 = r_2$), alors ces branches émergent de l'artère principale avec le même angle ($\theta_1 = \theta_2$).

Des résultats numériques obtenus par Oka et Nakai [131 - Oka et Nakai] pour différentes valeurs du coefficient morphologique B , montrent que, dans une bifurcation symétrique, le rayon relatif optimal (r_1/r_0) peut prendre des valeurs entre 0.758 et 0.794 et l'angle entre 37.5° et 48.7° .

Bifurcation asymétrique

Une bifurcation est considérée asymétrique quand une des branches secondaires est très petite tandis que l'autre branche présente à peu près la même taille que l'artère principale. Dans ce cas, si $r_2 \rightarrow r_0$, nous obtenons à partir de l'équation (1.14) que $r_1 \rightarrow 0$. Par ailleurs, d'après les équations (1.8) et (1.9), nous avons $\theta_2 \rightarrow 90^\circ$ et $\theta_1 \rightarrow 0^\circ$. En conclusion, dans le cas d'une bifurcation asymétrique, la branche secondaire la plus petite émerge de l'artère principale avec un angle presque droit alors que l'autre branche continue le parcours de l'artère principale.

1.2.2. Géométrie vasculaire optimale des principales bifurcations artérielles humaines

L'anatomie vasculaire humaine est sujette à une importante variabilité interindividuelle parce qu'elle dépend de divers facteurs tels que l'âge, la race, le sexe, la diversité génétique, etc. La description théorique des différents vaisseaux sanguins présentée au paragraphe 1.1 n'est en réalité qu'une mesure statistique représentative d'une population "normale". La définition d'une géométrie vasculaire standard est donc un travail utopique. Nous avons pourtant voulu caractériser au moins une configuration optimale pour chacune des principales bifurcations artérielles humaines dans le but d'avoir une notion sur le rapport entre les diamètres de l'artère principale et des artères secondaires et sur les angles de bifurcation, information qui n'est pas toujours disponible dans la bibliographie anatomique.

Pour ce faire, nous nous sommes appuyés sur les connaissances d'anatomie vasculaire (§1.1), les modèles théoriques présentés précédemment (§1.2.1) et les résultats d'études

expérimentales effectuées par plusieurs auteurs [25 - Changizi et Cherniak] [41 - Fanucci *et al.*] [204 - Zamir et Brown] [164 - Shipkowitz *et al.*, 205 - Zamir et Brown].

1.2.2.1. Bifurcation aorto-iliaque

En considérant la bifurcation aorto-iliaque (Fig. 1.12) comme étant parfaitement symétrique, nous disposons des informations suivantes :

- $r_1 = r_2$ et $\theta_1 = \theta_2$
- $0.758 \leq \frac{r_1}{r_0} \leq 0.794$
- $37.5^\circ \leq \theta_1 \leq 48.7^\circ$

Etant donné que le diamètre de l'aorte est d'environ 17.5 mm avant la bifurcation ($r_0=8.75$ mm), une configuration idéale de bifurcation aorto-iliaque détermine des valeurs de diamètre des artères iliaques entre 13.2 mm et 13.8 mm ($6.6 \leq r_1 = r_2 \leq 6.9$).

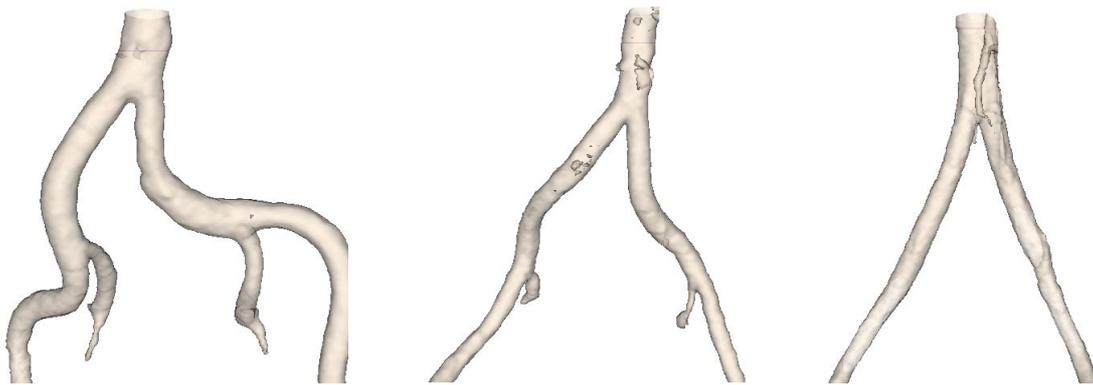


Figure 1.12 - Exemples de bifurcations aorto-iliaques

1.2.2.2. Bifurcation aorto-rénale

La bifurcation aorto-rénale (Fig. 1.13) fait référence à la ramification de chacune des artères rénales à partir de l'aorte. Nous avons vu (§1.1.3) que l'artère rénale gauche naît un peu plus haut que l'artère rénale droite et qu'elles forment un angle presque droit avec l'aorte.

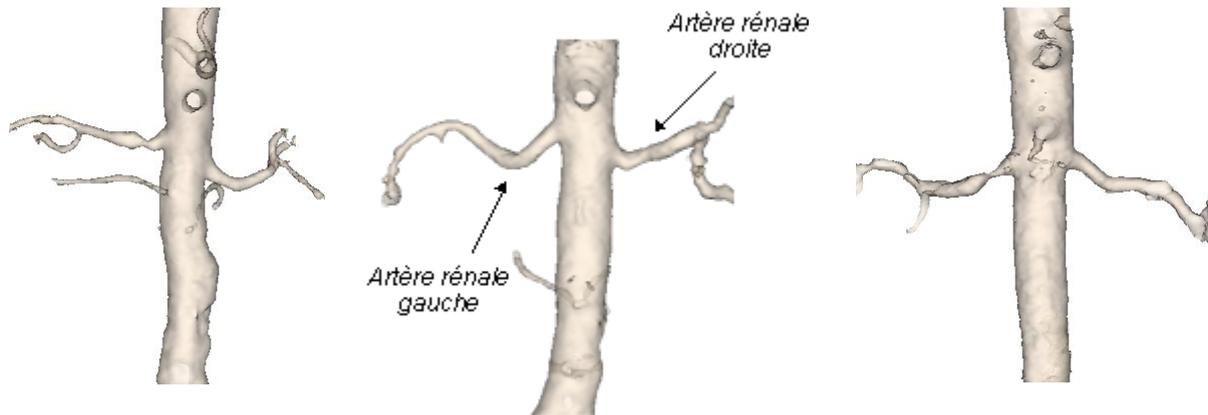


Figure 1.13. Exemples des bifurcations aorto-rénale

Cette bifurcation est un cas caractéristique de bifurcation asymétrique dans lequel l'artère principale est l'aorte, une des branches secondaires est l'artère rénale et l'autre est la même aorte dont le diamètre est légèrement plus petit (Fig. 1.14).

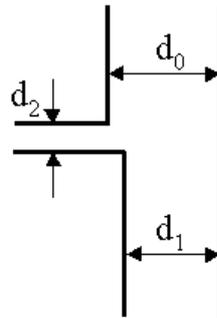


Figure 1.14 - Schéma d'une bifurcation aorto-rénale

D'après les connaissances anatomiques, nous savons que l'artère rénale présente un diamètre compris entre 4 et 6 mm ($2 \leq r_2 \leq 3$) et que l'aorte à cette hauteur de son parcours a un diamètre compris entre 20 et 25 mm ($10 \leq r_0 \leq 12.5$).

En appliquant les équations (1.8) et (1.9) et sans tenir compte de l'état métabolique de la paroi du vaisseau ($\gamma = 0$), nous obtenons les valeurs optimales suivantes :

- $9.9 \leq r_1 \leq 12.4$
- $1.4^\circ \leq \theta_1 \leq 5^\circ$
- $75.8^\circ \leq \theta_2 \leq 83.1^\circ$

1.2.2.3. Bifurcation carotidienne

La bifurcation carotidienne (Fig. 1.15) présente une géométrie très variable et par conséquent plus difficile à modéliser. Une caractéristique anatomique est cependant toujours respectée (hors cas pathologiques): la carotide commune est la plus volumineuse et la carotide

interne est plus grosse que l'externe. D'après les connaissances anatomiques, nous savons que la carotide commune présente un diamètre de l'ordre de 6 à 8 mm ($3 \geq r_0 \geq 4$). Des observations expérimentales [41 - Fanucci *et al.*] montrent que les rapports entre les diamètres de l'artère principale et des artères secondaires suivent le modèle théorique déterminé par l'équation (1.7) et ceci avec les valeurs moyennes suivantes [1 - Affeld *et al.*] :

- $\frac{r_1}{r_0} = 0.84 \pm 0.07$
- $\frac{r_2}{r_0} = 0.76 \pm 0.08$

En appliquant les équations (1.8) et (1.9) et sans tenir compte de l'état métabolique de la paroi du vaisseau ($\gamma = 0$), nous obtenons une configuration optimale possible avec les angles suivants :

- $\theta_1 = 34.4^\circ$
- $\theta_2 = 43.6^\circ$

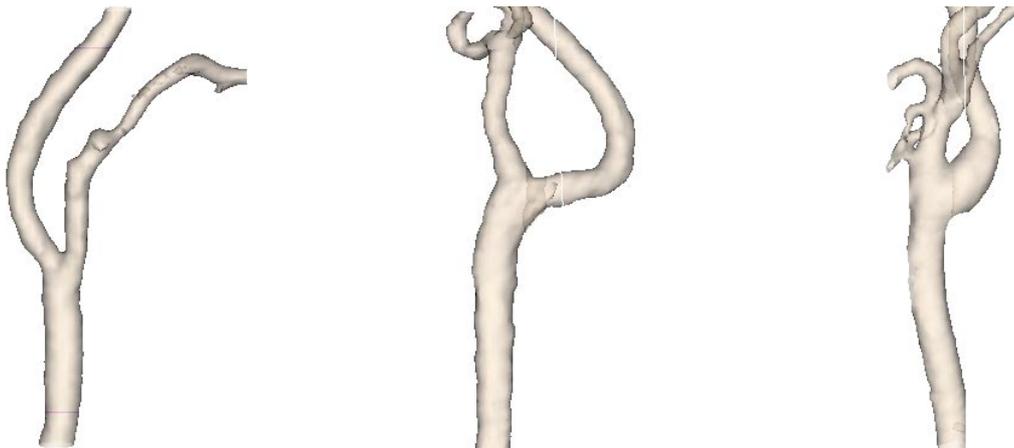


Figure 1.15 - Exemples de bifurcations carotidiennes

Chapitre 2

La sténose artérielle et l'ARM

Première cause de mortalité dans les pays industrialisés, l'athérosclérose, dont la principale conséquence est la sténose artérielle, évolue silencieusement avant d'être révélée à l'occasion d'un accident vasculaire grave. L'angiographie par résonance magnétique (ARM), associée au développement de nouveaux produits de contraste, "naturellement" tridimensionnelle

(3D) et moins invasive que les rayons X est une excellente modalité d'imagerie pour le diagnostic de la sténose artérielle. L'ARM combinée à des techniques d'analyse d'images et de quantification automatique fournit une information essentielle pour le choix du geste thérapeutique approprié ainsi que pour le suivi postopératoire du patient.

2.1. L'ATHEROSCLEROSE ET LA STENOSE ARTERIELLE

L'athérosclérose, maladie de l'intima (Fig. 1.16), représente l'essentiel de la pathologie artérielle. La complication majeure de l'athérosclérose est la sténose artérielle dont la pathogenèse très complexe est aussi à l'origine de nombreuses conséquences (inflammatoires, thrombogènes et anévrysmales). L'athérosclérose est une association variable de remaniements de l'intima des artères de gros et moyen calibre. Elle consiste en une accumulation de lipides, de glucides complexes, de sang et de produits sanguins, de tissu fibreux et de dépôts calcaires.

Le mot athérosclérose désigne l'association de l'athérome et de la sclérose, en foyers, dans l'intima (Fig. 1.16). L'athérome est la partie molle, très riche en lipides, située au centre de la plaque ou «cœur lipidique». La sclérose est la partie fibreuse qui, enchâssant le cœur lipidique, forme le pourtour de la plaque ou "chape fibreuse" [22 - Capron]. Les parts respectives de l'athérome et de la sclérose varient d'une plaque à l'autre, mais d'une manière générale, la sclérose prédomine largement sur l'athérome.

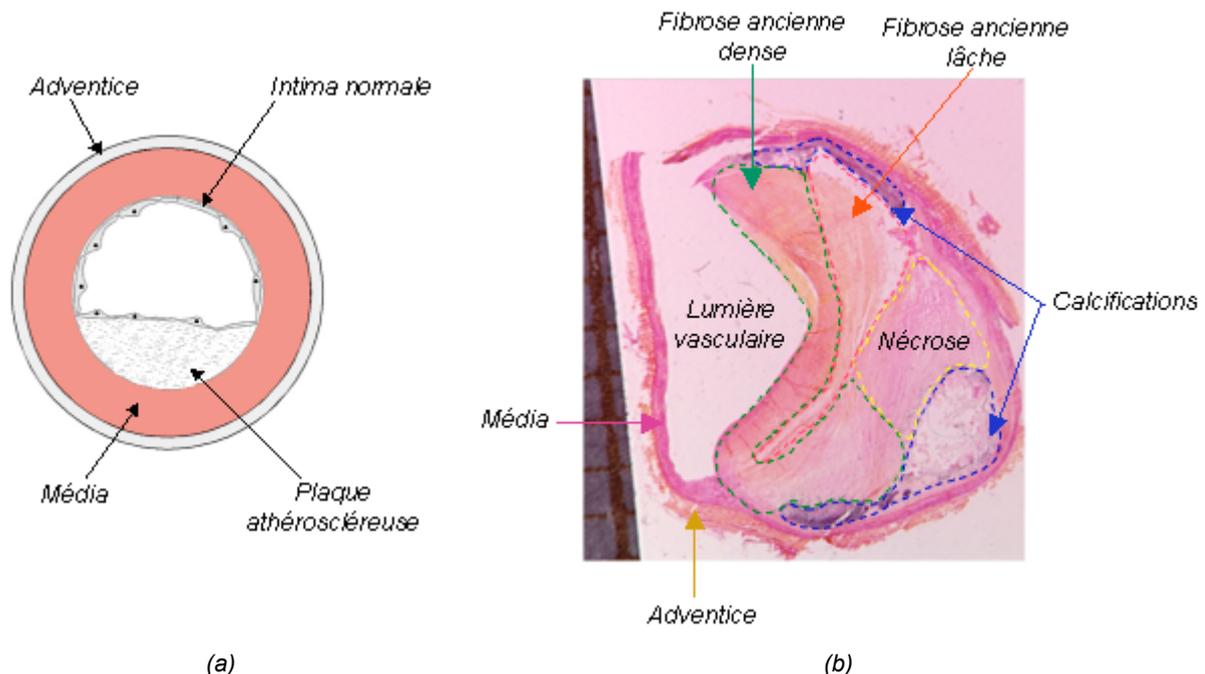


Figure 1.16 - Paroi artérielle et plaque athéroscléreuse. (a) Schéma d'une paroi artérielle sténosée. (b) Coupe histologique d'un vaisseau atteint d'athérosclérose (image fournie par le Dr Jean-Michel Serfaty).

L'athérosclérose a des conséquences diverses selon sa localisation et la taille du vaisseau. Celles-ci sont de deux natures : rétrécissement artériel (sténose) et vulnérabilité de la paroi. La vulnérabilité est à l'origine de la rupture de la plaque d'athérome, responsable des accidents aigus. Elle est le fruit d'une interaction complexe entre géométrie, structure et contraintes

mécaniques en bord de plaque. La sténose, quant à elle, a pour conséquence des troubles hémodynamiques qui, en fonction de sa localisation, présentent des répercussions variables : hypertension (sténose des artères rénales), paralysie progressive des membres (sténose des artères iliaques et/ou fémorales), hypoperfusion cérébrale (sténose des artères carotides), infarctus du myocarde (sténose des artères coronaires), etc. L'enjeu médical associé à la sténose artérielle est donc extrêmement important. Pour la seule sténose des artères coronaires, sa conséquence directe, qui est l'infarctus du myocarde, représente une des premières causes de mortalité chez l'homme en Europe.

Il existe également une relation entre la géométrie de la sténose et la réduction du débit sanguin. Ses paramètres géométriques les plus incidents dans les perturbations hémodynamiques sont la longueur de rétrécissement, le diamètre minimum, la forme et la complexité. En ce qui concerne la morphologie de la sténose, il est possible de déterminer un ensemble de types de base. Dans la section d'une artère, la lumière peut avoir une position concentrique ou excentrique. Sa forme peut être ronde, ovale, en demi-lune, en haricot, en croissant, oblongue ou en fente (Fig. 1.17), mais elle peut être plus complexe [150 - Renaudin].

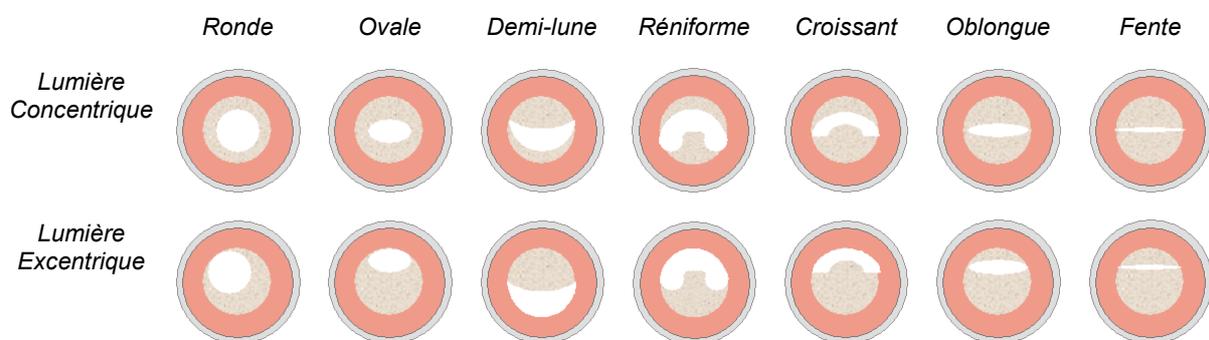


Figure 1.17 - Différents types morphologiques de sténoses.

2.2. L'ANGIOGRAPHIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE ET LES CHOIX THERAPEUTIQUES

La découverte d'une pathologie artérielle athéromateuse permet de proposer au patient un traitement approprié qui tentera d'éviter la dégradation lente et inexorable de la fonctionnalité de l'organe irrigué par l'artère concernée. L'attitude thérapeutique pourra être modulée en fonction du risque inhérent à chaque pathologie, selon le type de lésion et sa localisation. Il existe deux types de traitement : le traitement pharmacologique et le traitement interventionnel (chirurgical ou par cathétérisme). Une évaluation précise du degré de sténose

est fondamentale pour la prise en charge du patient. Ainsi, par exemple, dans le cas d'une sténose carotidienne, il y a trois cas possibles [33 - Collaborators] [32 - Collaborators]:

- Si la sténose est inférieure à 50%, un traitement médical par antiagrégants plaquettaires (aspirine) et un contrôle des facteurs de risque (surpoids, alimentation, hypercholestérolémie, hypertension artérielle) sont proposés.
- Dans le cas d'une sténose située entre 50% et 69%, le bénéfice d'un traitement chirurgical (endartérectomie) est modéré.
- Si le pourcentage de sténose est entre 70% et 99%, il a été prouvé que l'endartérectomie diminue le risque d'accident cérébral.

Dans le cas d'une artère rénale, une sténose supérieure à 50% est considérée comme significative [112 - Marchand *et al.*]. Si elle résiste au traitement pharmacologique ou entraîne une dégradation de la fonction rénale (voire une ischémie rénale), les traitements proposés sont l'angioplastie per-cutanée ou la pose d'un matériel prothétique (stent intra vasculaire) [122 - Morganti].

La connaissance de la plaque d'athérome et de son évolution nécessite d'avoir accès à sa géométrie (aspect morphologique), à sa structure (composition) et aux contraintes biomécaniques dont elle est le siège. Seules des techniques d'imagerie, adaptées au site vasculaire exploré, permettent d'aborder la géométrie et la structure. L'imagerie est à l'origine du diagnostic étiologique et des principales indications opératoires si elle sait répondre de manière précise aux quatre interrogations des chirurgiens : Où se situe la plaque ? Les artères collatérales sont-elles perméables ? La plaque présente-t-elle un caractère emboligène ? Quel est le degré de sténose ?

L'angiographie conventionnelle par rayons X (ARX), la tomодensitométrie (TDM), l'angiographie par résonance magnétique (ARM) et l'écographie Doppler sont les quatre techniques d'imagerie le plus souvent utilisées pour le diagnostic, la planification du traitement et le suivi de cette pathologie. Les trois premières fournissent une image de la lumière vasculaire (luminogramme) : dans l'ARX il s'agit d'une image de projection bidimensionnelle (2D), tandis que les images TDM et ARM sont de nature tridimensionnelle (3D). Le luminogramme (notamment 3D) permet de détecter l'existence d'une sténose, mais il ne permet pas d'apprécier de manière précise, au sein de la paroi vasculaire, l'architecture véritable d'une plaque ni sa composition tissulaire [161 - Serfaty et Douek]. Le rôle de l'écographie Doppler est tout à fait différent. Elle permet d'évaluer la vitesse instantanée de l'écoulement du sang. D'autres techniques d'imagerie pour analyser la paroi artérielle sont en

cours de développement comme l'échographie endovasculaire (en anglais IntraVascular UltraSound - IVUS) ou l'imagerie par résonance magnétique à haute résolution (HR MRI).

L'ARX est considérée comme l'examen de référence pour la quantification du degré de sténose [6 - Barbier *et al.*] [176 - Vanninen *et al.*]. La qualité des images ARM reste en effet inférieure à celle des images ARX. Ainsi, dans les cas de sténoses sévères et avant un geste chirurgical, il reste encore souvent nécessaire de confirmer un diagnostic incertain (pseudo occlusion par exemple) par une artériographie traditionnelle. Cependant, un nombre croissant d'auteurs démontrent une bonne précision de l'ARM comparée à l'ARX [98 - Lee *et al.*]. De plus, en comparaison avec les rayons X (ARX ou TDM), l'ARM n'est pas irradiante. Par conséquent, l'ARM s'avère une alternative efficace particulièrement dans les cas suivants [200 - Young *et al.*] [153 - Ruehm *et al.*] :

- lorsque l'ARX ou la TDM sont trop risqués (exposition du patient et du radiologue aux rayons X),
- sur des patients présentant une maladie vasculaire étendue, un risque de fonction rénale diminuée ou un accès vasculaire difficile,
- lorsque l'information 2D fournie par l'ARX n'est pas suffisante.

2.2.1. L'ARM

L'angiographie par résonance magnétique (ARM) peut être définie comme une technique d'imagerie par RM permettant la détection et la caractérisation de la paroi vasculaire et du flux sanguin par résonance magnétique [112 - Marchand *et al.*]. L'apparition de machines à forts gradients a permis l'utilisation récente de séquences rapides combinées à l'injection intra veineuse de produit de contraste (Gadolinium).

Nous nous limiterons à un bref rappel des principales techniques couramment employées. L'imagerie par résonance magnétique repose sur la résonance des protons de l'organisme après excitation par une onde de radiofréquence. Cette résonance est à l'origine du signal IRM qui varie selon la composition des tissus.

2.2.1.1. Techniques Classiques : Temps de Vol et Contraste de Phase

Les séquences d'ARM dites "conventionnelles" correspondent aux séquences nommées en "Temps de Vol" (en anglais Time-Of-Flight ou TOF) ou en "Contraste de Phase" et ne nécessitent pas d'injection de produit de contraste. Ces séquences reposent sur les différences d'aimantation entre les tissus stationnaires dont le signal est minimal, et le sang circulant dont

le signal est maximal. Ces deux techniques classiques ont été les premières utilisées en ARM [84 - Kaestler *et al.*].

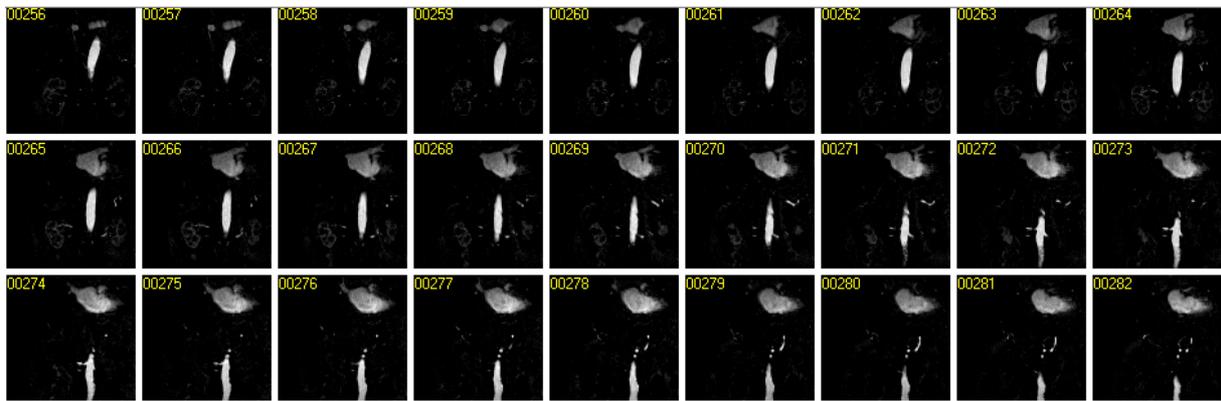
L'ARM TOF permet la mise en évidence sélective des artères ou des veines par l'application d'une bande de pré-saturation supprimant de manière sélective le signal du flux artériel ou veineux. En Contraste de Phase, le signal généré est proportionnel à la vitesse du flux circulant, permettant par ces séquences une quantification du flux artériel dans un organe [112 - Marchand *et al.*]. Ces deux techniques présentent certaines limites liées au long temps d'acquisition des images, aux champs d'exploration réduits et à la qualité des images, dont la résolution spatiale ($\cong 1$ mm) est inférieure à l'angiographie par rayons X ($\cong 250$ μ m).

2.2.1.2. ARM avec injection de produit de contraste

Afin de s'affranchir des limites de l'ARM "classique", une nouvelle méthode ARM a été proposée. Il s'agit de l'ARM avec injection du produit de contraste (en anglais, contrast-enhanced - CE MRA). Inspirée de l'ARX, elle combine une séquence d'imagerie rapide (permettant d'obtenir un certain nombre de coupes coronales jointives des vaisseaux) et un rehaussement vasculaire par injection d'un produit de contraste paramagnétique (Gadolinium). L'équipe de médecins radiologues, membres de CREATIS, a été parmi les premières au monde à réaliser ce type d'images ARM [36 - Douek *et al.*] [12 - Bendib *et al.*]. Pour mettre en exergue les vaisseaux, les structures non vasculaires peuvent être éliminées par un post-traitement consistant à soustraire les données acquises avant injection du produit de contraste aux données acquises après injection du produit de contraste.

2.2.2. Evaluation de la sténose artérielle en ARM : l'enjeu clinique

La méthode classique de quantification de la sténose artérielle en ARM consiste à évaluer le rapport entre le diamètre minimal d'un segment sténosé et le diamètre d'un segment sain. La mesure peut être subjective "à l'œil nu" ou plus ou moins objective, réalisée sur une console de post-traitement à l'aide d'outils interactifs. Malgré le caractère 3D des images ARM, la plupart des consoles de visualisation utilisées en routine clinique proposent d'effectuer ce type de mesures sur des images 2D : soit sur des coupes natives (Fig. 1.18 a), soit sur une image de projection d'intensité maximale (MIP) (Fig. 1.18 b), soit sur un reformatage multiplanaire de l'ensemble des coupes (MPR) (Fig. 1.18 c). Alors que pour quantifier une sténose le plus précisément, il est nécessaire de mesurer le diamètre du segment pathologique sur une coupe perpendiculaire à l'axe du vaisseau [193 - Wise *et al.*].



(a)



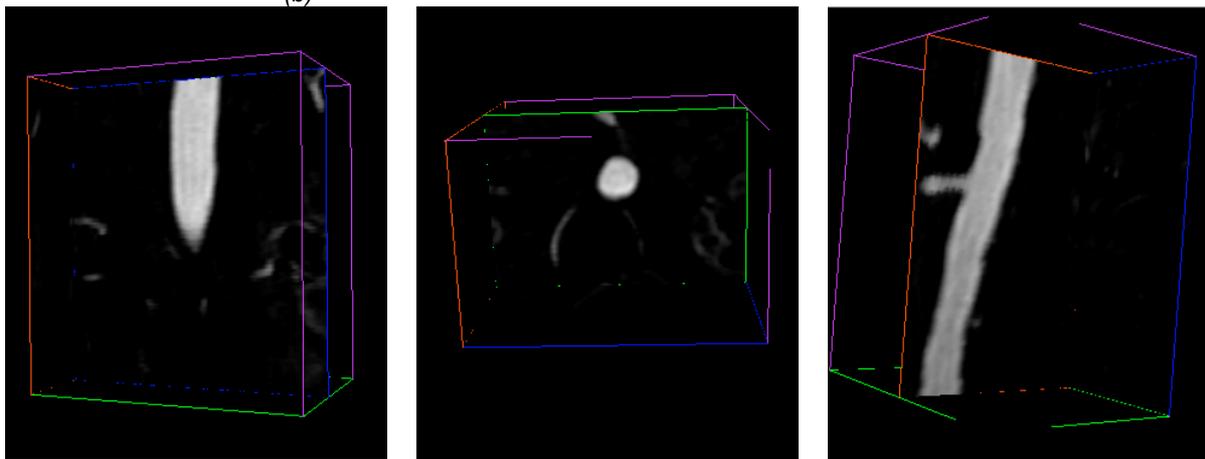
(b)

Figure 1.18 - Différentes modalités de visualisation des images ARM.

(a) Coupes natives.

(b) Image MIP : projection d'intensité maximale.

(c) Images MPR : reformatage multiplanaire. Coupe coronale (gauche), axiale (centre) et sagittale (droite).



(c)

Même si les mesures sont effectuées avec des outils interactifs précis, l'intervention de l'utilisateur peut entraîner une évaluation subjective de la sténose, soumise à une importante variabilité inter observateurs [195 - Wong *et al.*]. Premièrement, le choix du segment sain de

référence et du segment pathologique est très dépendant de l'utilisateur. Deuxièmement, le recadrage manuel des images (inhérent aux outils interactifs) peut agrandir ou rétrécir le diamètre apparent du vaisseau, ce qui peut résulter en une sur-estimation ou une sous-estimation du degré de sténose. Enfin, si l'évaluation interactive de la sténose est effectuée sur une image MIP, il faut avoir la possibilité de générer des projections sous divers angles de vue. En effet, il est très important d'effectuer la mesure du diamètre à l'endroit le plus rétréci du segment pathologique. Sinon, une sténose elliptique ou semi-lunaire par exemple peut être sous-estimée [40 - Elgersma *et al.*]. Le choix d'angle de vue et d'endroit considéré comme le plus étroit est également dépendant de l'utilisateur.

Des nouvelles indications, telles que la pose de matériel prothétique endo-vasculaire, le suivi post-endarterectomie ou la quantification du risque vasculaire, nécessitent une meilleure précision et reproductibilité des résultats, en valeur relative (pourcentage) mais aussi en valeur absolue.

Pour toutes ces raisons, les radiologues concernés par l'ARM sollicitent depuis quelques années les spécialistes en traitement d'images, en demandant une méthode de quantification automatique qui permettrait une évaluation plus précise et reproductible des sténoses. Cette quantification par traitement d'images doit s'appuyer sur une segmentation qui éliminerait la subjectivité d'appréciation des bords du vaisseau. Notons que les mesures interactives du degré de sténose basées sur le diamètre minimum ne reflètent pas nécessairement très bien la modification de la géométrie vasculaire. Or, la segmentation permet d'accéder à d'autres mesures telles que l'aire de la section transversale du vaisseau. En particulier, aucune publication à notre connaissance n'évoque la possibilité (peut-être intéressante) d'évaluer une sténose en volume (longueur et pourcentage) qui pourrait probablement mieux témoigner de l'atteinte athéromateuse.

2.3. CONCLUSION

Les méthodes classiques d'évaluation de la sténose artérielle s'avèrent subjectives et, de ce fait, peu reproductibles. Afin de fournir une évaluation la plus précise et objective possible du pourcentage de sténose et de l'ensemble de paramètres du vaisseau (longueur, diamètres, aires des sections du vaisseau, etc.), l'analyse d'images ARM doit exploiter pleinement son information 3D intrinsèque. Pour contribuer au meilleur choix thérapeutique possible, ainsi que pour permettre un suivi postopératoire précis, il est nécessaire de développer des systèmes d'analyse et de visualisation de vaisseaux sanguins en ARM, fournissant une quantification

automatique du degré de sténose, simples à utiliser et donnant des résultats fiables et reproductibles. Le développement d'un tel système a été la principale motivation de notre travail de recherche.

Deuxième partie

**SEGMENTATION DE
STRUCTURES VASCULAIRES :
OUTILS DE BASE ET ETAT DE
L'ART**

Introduction

Un ouvrage français [29 - Cocquerez et Philipp], définit la segmentation comme "*un traitement de bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions, non-vides, disjoints et tels que leur union est identique à l'image initiale. Une région est un ensemble connexe de points image ayant des propriétés communes (intensité, texture,...) qui les différencient des pixels des régions voisines*". Comme bien d'autres, cette définition ne fait pas unanimité, surtout le terme "bas-niveau". Plutôt que d'alimenter le débat, disons qu'il y a différents niveaux de segmentation et que les approches proposées pour résoudre ce problème de manière automatique sont extrêmement variées.

Dans le cas particulier des images vasculaires, le but de la segmentation est de séparer les vaisseaux des autres tissus, en vue de leur meilleure visualisation ou de leur quantification. Cela constitue une tâche difficile et seul un sous-ensemble des techniques de segmentation existantes peut s'appliquer à la spécificité des images vasculaires, où les formes à segmenter sont complexes, fines, ramifiées, tortueuses, avec des caractéristiques photométriques (intensité, contraste ...) variables en raison de l'effet de volume partiel, des artefacts de flux etc. De plus, l'énorme quantité de données représentée par une image 3D, nécessite des algorithmes de traitement à la fois puissants et relativement simples, pour que le résultat soit disponible dans un délai acceptable pour le médecin.

Nous présentons dans cette deuxième partie du manuscrit le résultat de l'étude bibliographique effectuée en quête d'une solution au problème de segmentation d'images vasculaires. Le chapitre 3 est consacré à la présentation d'un ensemble d'outils de traitement d'images que nous avons utilisés pour la mise en œuvre de nos propres méthodes. Il s'agit de techniques plutôt génériques dont l'application n'est pas restreinte au domaine vasculaire mais qui sont à la base de notre travail. Dans le chapitre 4 nous allons passer en revue les techniques les plus représentatives en matière de segmentation, sélectionnées selon le critère de leur application à l'imagerie vasculaire 3D : ARM bien entendu, mais aussi tomodensitométrie (TDM).

Chapitre 3

Les outils de base

"The essence of science lies not in discovering new facts but in discovering new ways of thinking about them."

W.C. Bragg

Ce chapitre introduit différents outils de traitement d'images qui, sans avoir une application spécifique au problème de la segmentation d'images vasculaires, sont à la base de notre travail. Ils ont été divisés en deux catégories différentes :

- *Approches multi-échelles en vue de la détection de formes à l'aide de tenseurs.*
- *Outils pour l'extraction de contours.*

Notations

Dans ce chapitre, les notations suivantes seront utilisées :

<i>Notations générales et conventions :</i>	
\mathbf{R}	ensemble des réels
N	dimension de l'image,
$f(\mathbf{x})$	fonction image,
$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$	un vecteur de \mathbf{R}^N ou un point de l'image,
$\mathbf{a}, \mathbf{b}, \dots$	nous notons en caractères gras minuscules les vecteurs,
$\mathbf{A}, \mathbf{B}, \dots$	les matrices sont notées par des lettres majuscules grasses,
$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}$	produit scalaire entre les vecteurs \mathbf{a} et \mathbf{b} ,
<i>Notations liées au calcul de moments :</i>	
m_{pq}, m_{pqr}	moments géométriques 2D et 3D d'ordre $(p+q)$ et $(p+q+r)$ respectivement,
$\rho(x,y), \rho(x,y,r)$	fonction de densité 2D et 3D respectivement,
μ_{pq}, μ_{pqr}	moments centrés 2D et 3D d'ordre $(p+q)$ et $(p+q+r)$ respectivement,
<i>Notations liées aux espaces d'échelle linéaires:</i>	
t	échelle
T_t	famille de transformations de paramètre $t \geq 0$,
$u(t, \mathbf{x})$	famille d'images résultat de l'application de T_t à $f(\mathbf{x})$,
$G(\mathbf{x}, \sigma)$	noyau gaussien d'écart-type σ ,
$L(\mathbf{x}, \sigma)$	image à l'échelle σ
<i>Notations concernant les tenseurs :</i>	
I	moment d'inertie,
$I_{O\Delta}$	moment d'inertie d'un solide par rapport à un axe de rotation Δ ,
\mathbf{e}_Δ	vecteur unitaire de l'axe de rotation Δ ,
I_{xx}, I_{yy}, I_{zz}	moments d'inertie par rapport aux axes O_x, O_y, O_z ,
I_{xy}, I_{yx}, I_{xz}	produits d'inertie par rapport aux axes O_x, O_y, O_z ,
\mathbf{I}	tenseur d'inertie,
$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$	valeurs propres de la matrice d'inertie ou hessienne,
$\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$	vecteurs propres correspondants,
$\mathbf{H}_\sigma(\mathbf{x})$	matrice hessienne composée des dérivées secondes gaussiennes d'écart-type σ calculées en un voxel \mathbf{x} ,
$H_{uv}(\mathbf{x})$	dérivée partielle seconde en \mathbf{x} selon les directions u et v ,

3.1. Analyse tensorielle multi-échelle pour la détection de formes

Dans cette section nous introduisons quelques notions sur la théorie multi-échelle et l'analyse de formes dans des images par l'intermédiaire de tenseurs, notions qui constituent les piliers de notre travail de recherche. Ces deux aspects du traitement d'images abordent deux questions principales :

- A quelle échelle d'observation devient représentative une structure dans l'image ?
- Comment sont organisées les structures dans l'image ?

Dans cette section nous nous limitons à l'explication générale de ces théories. Leur intégration dans le développement de nos propres méthodes sera détaillée dans la troisième partie du manuscrit.

3.1.1. Analyse multi-échelle d'images

La caractérisation de la forme locale des structures d'une image est faite en utilisant certains *opérateurs* (gabarits, noyaux de convolution, éléments structurants, etc.). Le type d'information qui peut être obtenue est fortement déterminé par la relation entre la taille des structures présentes dans l'image et la taille (ou résolution) des opérateurs. Prenons l'exemple des structures vasculaires dont la forme locale peut habituellement être qualifiée de fine, allongée et cylindrique. Cependant, l'aorte a beau avoir une forme cylindrique, si dans l'image son diamètre mesure plusieurs dizaines de voxels, alors que l'opérateur utilisé mesure quelques voxels, elle sera considérée comme une grosse région homogène et non comme un vaisseau. Inversement, à une échelle d'analyse telle que l'aorte apparaît comme une forme allongée fine, les artères telles que les rénales ne seront peut-être plus visibles. Par conséquent, plusieurs questions se posent : *quels* opérateurs utiliser, *où* les appliquer et *quelle* *taille* doivent-ils avoir ?

La notion d'échelle est associée à un *concept physique* :

"Effectuer une observation physique signifie qu'une quantité physique est mesurée à l'aide d'un système d'acquisition et avec certaines ouvertures¹... Ce concept d'avoir une série de mesures en utilisant des ouvertures de tailles physiques différentes correspondant à des

¹ "Ouverture" est la traduction du terme "aperture" en anglais qui fait appel à la notion de "trou de serrure" à travers lequel on regarde le monde. Tout système de vision, que ce soit biologique (comme l'œil humain) ou

échelles différentes est appelée une mesure multi-échelle des données" [169 - ter Haar Romeny].

L'objectif des méthodes multi-échelle est d'adapter la taille de l'opérateur (l'ouverture) afin de mieux interpréter ou traiter le contenu de l'image. Dans la littérature, le terme multi-échelle est largement utilisé pour désigner diverses approches qui ont un rapport avec la notion d'échelle. Nous avons voulu les classer en deux catégories, qui seront détaillées dans les paragraphes suivants. Il s'agit de *l'analyse multi-échelle d'attributs locaux* et du *traitement multi-échelle*. Il est important de mentionner qu'il existe d'autres approches souvent cataloguées comme multi-échelle [100 - Lindeberg], dont le principe est de modifier la taille (résolution) de l'image dans le but de simplifier sa représentation physique. La notion d'échelle est alors associée à la résolution de l'image : plus l'échelle est élevée (grossière), plus la résolution de l'image diminue (elle est sous-échantillonnée). Nous préférons dénommer ces méthodes *approches multi-résolution*, parmi lesquelles nous trouvons les pyramides [19 - Burt] [20 - Burt et Adelson] et les ondelettes [106 - Mallat].

3.1.1.1. Analyse multi-échelle d'attributs locaux

Dans le cas particulier des images vasculaires, l'analyse multi-échelle s'avère indispensable en raison de la grande variabilité de taille des vaisseaux présents dans une image. Il est très important de pouvoir détecter et caractériser aussi bien les gros que les petits vaisseaux.

L'analyse multi-échelle d'attributs locaux fait référence aux méthodes qui modifient la taille de l'opérateur afin d'analyser localement une région de l'image (calculer des attributs) à plusieurs échelles sans pour autant modifier son contenu. La notion d'échelle est associée à la taille de la région à analyser (voisinage autour d'un point). Il s'agit d'optimiser la taille de l'opérateur (qui détermine le voisinage) afin d'obtenir une caractérisation plus précise des structures présentes dans la région.

L'estimation des attributs pouvant caractériser une région est un problème classique en traitement des images [29 - Cocquerez et Philipp]. La région est délimitée par la forme de l'opérateur. Celle-ci peut être par exemple une fenêtre rectangulaire (en 2D) ou cubique (en 3D) ou plus généralement, un sous-ensemble de forme quelconque de points connexes de

artificiel (comme un appareil photo) utilise une ouverture de taille finie afin de prendre un échantillonnage des scènes du monde extérieur [168 - ter Haar Romeny].

l'image. Les attributs de région sont exploitables pour la segmentation mais aussi pour la classification et la reconnaissance de formes.

Attributs de région

La nature des attributs quantifiables dépend de la modélisation sous-jacente utilisée pour l'image. Dans les paragraphes qui suivent, nous rappellerons les différentes représentations d'une image N -dimensionnelle et les possibles attributs à mesurer selon la représentation adoptée. La liste ci-dessous n'est évidemment pas exhaustive.

- Représentation déterministe. La représentation la plus naturelle d'une image est obtenue par le biais d'une fonction déterministe $f(\mathbf{x})$, $f: \mathbf{R}^N \rightarrow \mathbf{R}$ de N variables d'espace (x_1, x_2, \dots, x_N) , où la valeur de la fonction $f(x_1, x_2, \dots, x_N)$ dénote l'intensité en le point (x_1, x_2, \dots, x_N) . Outre la fonction intensité, l'image peut être caractérisée par des attributs déterministes à caractère géométrique. Prenons l'exemple d'une image bidimensionnelle. \mathbf{R} étant une région de l'image, dont les pixels ont pour coordonnées (x_{1i}, x_{2j}) , nous pouvons disposer des attributs géométriques tels que : aire, périmètre, coordonnées du barycentre, orientation, diamètre de la région, etc.
- Représentation statistique. Par opposition à la représentation déterministe d'une image, on peut utiliser une représentation statistique, selon laquelle l'image est considérée comme un processus aléatoire discret $A[s]$ à valeurs dans \mathbf{R} . Si s est fixé, donc pour une réalisation donnée, $A[s]$ est alors une variable aléatoire pour laquelle on peut définir différentes grandeurs (statistiques d'ensemble), qui permettent de caractériser le processus $A[s]$ à partir de différentes réalisations. Parmi les attributs statistiques nous pouvons calculer : son espérance ou moyenne d'ensemble, sa variance, sa fonction d'autocorrélation, etc.
- Représentation mécanique. Dans ce type de représentation, l'image est considérée comme un corps solide, c'est-à-dire, un système de particules dont la forme et les dimensions peuvent être supposées invariables dans le temps. Par exemple, dans une image tridimensionnelle, chaque voxel est considéré comme une particule de volume élémentaire, dont la masse équivaut au niveau de gris du voxel. Sur une telle image, nous pouvons calculer des attributs tels que : la masse totale, le centre de gravité et les moments d'inertie.
- Représentation surfacique. Sous cette représentation, l'image est modélisée comme une hyper-surface, dont l'altitude en un point est déterminée par son intensité lumineuse.

Considérons l'exemple d'une image bidimensionnelle qui sera représentée par une surface dans l'espace de dimension 3. Si un point de la surface est défini par sa position $U = (x,y,z)$, alors x et y sont les coordonnées dans l'image et z est le niveau de gris au site (x,y) . Sur cette surface nous pouvons calculer les courbures maximale, minimale, gaussienne et moyenne.

- Représentation fréquentielle. La transformée de Fourier permet de passer d'une représentation de l'image dans le domaine spatial à une représentation dans le domaine fréquentiel. Le spectre est très riche en information. Il est possible par exemple d'en extraire les composantes fréquentielles les plus énergétiques de l'image. Dans le spectre d'une portion d'image contenant un objet allongé, l'énergie se concentre dans un plan perpendiculaire à l'orientation de cet objet.

Moments d'image

A l'exception des attributs surfaciques, la plupart d'attributs de région mentionnés dans le paragraphe précédent peuvent être formulés dans un seul concept, celui de moments d'image. Les propriétés des moments d'image ont les analogies suivantes en statistique et mécanique [125 - Mukundan et Ramakrishnan]. Les moments d'ordre zéro, un et deux d'une fonction de densité de probabilité représentent la probabilité totale, l'espérance et la variance respectivement. En mécanique, ces moments d'une distribution spatiale de masse donnent la masse totale, la position du barycentre et les valeurs d'inertie respectivement. En considérant une image comme une distribution bidimensionnelle (tridimensionnelle) d'intensités, les fonctions de moments géométriques des valeurs des pixels (voxels) par rapport à leur localisation spatiale dans l'image, peuvent également fournir des informations sur la forme locale, telles que l'aire (volume) de l'image, les coordonnées du barycentre de l'image et l'orientation.

L'utilisation des moments pour l'analyse d'image et la représentation des objets a été initiée par les travaux de Hu [79 - Hu] qui s'est penché sur le problème de la reconnaissance de caractères dans des images 2D, avec l'idée de trouver une signature propre à chacun d'entre eux.

Les moment géométriques 2D (aussi appelés moments cartésiens ou moments réguliers) m_{pq} d'ordre $n=p+q$ d'une fonction de densité $\rho(x,y)$ sont définis par :

$$m_{pq} = \iint_{\zeta} x^p y^q \rho(x,y) dx dy \quad p, q = 0,1,2,3 \dots \quad (3.1)$$

où ζ est la région de l'espace de pixels dans lequel la fonction $\rho(x,y)$ est définie.

De même, les moments géométriques 3D m_{pqr} d'ordre $n=p+q+r$ d'une fonction de densité $\rho(x,y,z)$ sont définis par :

$$m_{pqr} = \iiint_{\zeta} x^p y^q z^r \rho(x, y, z) dx dy dz \quad p, q, r = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (3.2)$$

On calcule souvent les moments par rapport à un système de référence dont l'origine correspond au centre de gravité de la région de l'image. Cette transformation permet de calculer les moments indépendamment de la position du système de référence de l'image. Les moments ainsi calculés sont nommés moments centrés et sont définis par :

$$\mu_{pqr} = \iiint_{\zeta} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q (z - \bar{z})^r \rho(x, y, z) dx dy dz \quad (3.3)$$

où \bar{x} , \bar{y} et \bar{z} définissent les coordonnées du centre de gravité de la région de l'image :

$$\bar{x} = \frac{m_{100}}{m_{000}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{010}}{m_{000}} \quad \text{et} \quad \bar{z} = \frac{m_{001}}{m_{000}} \quad (3.4)$$

Il est à noter que:

- $\mu_{000} = m_{000}$
- $\mu_{100} = \mu_{010} = \mu_{001} = 0$

Les moments de second ordre sont aussi appelés moments d'inertie. Les axes principaux d'inertie sont calculés à partir de ces moments et à l'aide du tenseur d'inertie comme nous l'expliquerons en détail plus loin (§3.1.2.1).

Pour décrire entièrement un objet d'une image, il est en théorie nécessaire de disposer d'un nombre infini de valeurs de moments ($n \rightarrow +\infty$). Dans la pratique, seul un sous-ensemble de ces moments est utilisé [145 - Poupon]. Tandis que les moments d'ordre zéro à trois sont utilisés pour représenter des caractéristiques globales de l'image, les moments d'ordre supérieur contiennent des détails plus fins de l'image et sont souvent plus sensibles au bruit [125 - Mukundan et Ramakrishnan].

On peut trouver dans la littérature des variantes de la définition de moments géométriques décrite par les équations (3.1) et (3.2), en fonction de l'application. Quelques-unes de définitions de différents types de moments géométriques fréquemment utilisés sont [125 - Mukundan et Ramakrishnan] :

- Les *moments de silhouette* qui font référence aux moments calculés sur une image binaire. Dans ce cas, la fonction de densité $\rho(x,y,z)$ ne prend que les valeurs 0 et 1. En général, ces moments sont calculés sur des images préalablement segmentées. Dans ce

cas, la région de l'image ne contient que les points considérés comme appartenant à l'objet segmenté.

- Les *moments de frontière* (aussi appelés *moments de périmètre* ou *moments de surface* [172 - Toussaint]) qui font référence aux moments calculés en tenant compte uniquement des points appartenant à la frontière d'un objet (contour en 2D ou surface en 3D).

3.1.1.2. Traitement multi-échelle ou théorie des espaces d'échelle

La théorie des espaces d'échelle (*scale-space theory*) fait référence aux méthodes qui effectuent une transformation de l'image à plusieurs échelles afin de pouvoir traiter des structures de tailles différentes présentes dans l'image. La notion d'échelle est associée à la taille de l'opérateur, dont l'application provoque une transformation, par exemple un filtrage pour la diminution du bruit, un rehaussement de structures, une détection de contours, une squelettisation, etc.

Le traitement multi-échelle est défini par une famille de transformations $(T_t)_{t \geq 0}$ qui, appliquées à une image initiale $f(\mathbf{x})$, donnent une famille d'images $u(t, \mathbf{x}) = T_t f(\mathbf{x})$. Cette famille d'images constitue un espace d'échelle. La théorie des espaces d'échelle comprend deux approches : linéaire et non-linéaire.

Espaces d'échelle linéaires

Les espaces d'échelle linéaires sont caractérisés par l'introduction d'un paramètre d'échelle qui varie de manière continue et "libre" (non conditionnée par la structure de l'image). Leur principe de base est que les structures de l'image à une échelle grossière constituent une simplification des structures à une échelle fine. Cette idée a été formalisée dans une diversité de manières par plusieurs auteurs. Le résultat commun à eux tous est le suivant : "*si des conditions générales sont imposées aux types de transformations à appliquer sur l'image, la convolution par un noyau gaussien et ses dérivées peut être choisie comme classe canonique des transformations multi-échelle*" [100 - Lindeberg]. Les conditions requises sont [169 - ter Haar Romeny] : linéarité (sans connaissances *a priori*, ni modèles, ni mémoire), invariance par translation (sans localisation privilégiée), isotropie (sans orientation privilégiée), invariance par changement d'échelle (sans échelle ou taille privilégiée). Ces propriétés sont exprimées dans un formalisme mathématique particulier et constituent les axiomes des

espaces d'échelle ou axiomatique multi-échelle [194 - Witkin] [87 - Koenderink] [101 - Lindeberg, 202 - Yuille et Poggio] [49 - Florack].

En revenant aux considérations sur l'observation physique (§3.1.1.), la fonction d'ouverture utilisée dans cette approche est donc une fonction gaussienne d'écart type σ où le paramètre σ détermine l'échelle : lorsque σ augmente, l'échelle devient plus grossière (moins de détails).

Un noyau gaussien N-dimensionnel $G: \mathbf{R}^N \times \mathbf{R}_+ \rightarrow \mathbf{R}$ d'écart type σ est défini par :

$$G(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{N/2}} e^{-\frac{(x_1^2 + \dots + x_N^2)}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

La représentation $L: \mathbf{R}^N \times \mathbf{R}_+ \rightarrow \mathbf{R}$ à l'échelle σ , d'une image N-dimensionnelle $f: \mathbf{R}^N \rightarrow \mathbf{R}$, est alors définie par :

$$L(\mathbf{x}, \sigma) = f(\mathbf{x}) * G(\mathbf{x}, \sigma) \quad (3.6)$$

Où $*$ est l'opération de convolution.

L'ensemble $\{L(\mathbf{x}, \sigma) \mid \sigma \in \mathbf{R}_+\}$ est appelé espace d'échelle linéaire.

Dans ce contexte, la dérivation est définie comme la convolution de l'image avec un opérateur dérivatif composé des dérivées partielles de la fonction gaussienne :

$$\frac{\partial}{\partial x_i} L(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{\partial}{\partial x_i} G(\mathbf{x}, \sigma) * f(\mathbf{x}) \quad (3.7)$$

L'utilisation d'un noyau de convolution gaussien permet de dériver une hiérarchie complète de filtres multi-échelles dérivatifs respectant les conditions citées ci-dessus.

Espaces d'échelle non-linéaires

Dans un espace d'échelle linéaire, tous les détails de l'image deviennent flous de manière uniforme à cause du filtrage gaussien. Cet effet est dû à la complète indépendance du filtre linéaire par rapport à la structure locale de l'image. En relâchant quelques-unes des contraintes introduites précédemment, il est possible de prendre en compte certaines informations de l'image et obtenir ainsi un espace d'échelle non-linéaire, caractérisé par l'introduction d'un paramètre d'échelle qui varie en fonction de la structure locale de l'image. Cette structure peut être par exemple un contour ou un point particulier de l'image (comme pour l'œil qui distingue plus de détails au centre du champ de vision que sur les bords).

Un exemple de filtrage multi-échelle non linéaire est la diffusion anisotrope, dont l'objet est de réduire le bruit tout en préservant la position et le contraste des contours, voire en rehaussant les contrastes. Perona et Malik [143 - Perona et Malik] ont proposé l'équation de

diffusion anisotrope (équation aux dérivées partielles non-linéaire), qui est une variante de l'équation de la chaleur, pour laquelle le flux de diffusion est pondéré par une fonction de diffusion, permettant de limiter les échanges d'intensité dans les zones de fort gradient [90 - Krissian *et al.*]. Le choix de l'échelle est alors le suivant : sur un point à fort gradient où la diffusion doit être faible, un noyau de petite taille est appliqué, tandis que dans des régions homogènes, le noyau peut être plus grand afin de mieux "lisser".

Un autre exemple d'espace d'échelle non-linéaire est l'espace d'échelle morphologique, où l'échelle est déterminée par la taille de l'élément structurant et le changement d'échelle est réalisé par une érosion ou une dilatation de l'image originale. L'espace d'échelle complet est généré par la chaîne d'érosions ou de dilatations successives. Des travaux récents proposent de formuler ce domaine sous la forme d'une analyse multi-échelle et montrent qu'il s'intègre dans l'axiomatic définie [82 - Jackway et Deriche].

3.1.2. Représentation de la forme locale par tenseurs

Nous avons décrit dans le paragraphe précédent divers opérateurs utilisés pour la caractérisation des attributs locaux de l'image. Nous avons décidé de les regrouper en deux catégories principales selon le principe utilisé pour leur calcul :

- Opérateurs d'intégration, pour les moments géométriques, puisqu'ils sont définis à partir d'une intégrale du produit de coordonnées.
- Opérateurs dérivatifs gaussiens pour les opérateurs utilisés dans les espaces d'échelle.

Les sorties de ces opérateurs peuvent être combinées dans des structures tensorielles afin d'obtenir des descripteurs plus explicites de la forme locale de l'image. Nous nous sommes particulièrement intéressés aux opérateurs de deuxième ordre, car ils permettent de décrire la structure locale de l'image par l'intermédiaire d'un tenseur de taille 3×3 (pour une image 3D) qui peut être géométriquement représenté par un ellipsoïde (*ellipsoïde de deuxième ordre*). Cet ellipsoïde permet de déterminer des caractéristiques fondamentales de forme, telles que l'orientation locale, le degré d'élongation ou étalement, l'isotropie, etc. Il peut être également utilisé comme un descripteur intuitif de mesures de similarité géométrique dans la mesure où il permet de décrire la structure locale en termes de similarité à une plaque, une sphère, une ligne, etc.

Nous allons décrire les deux tenseurs de deuxième ordre les plus mentionnés dans la littérature de méthodes de caractérisation d'objets linéiques et tubulaires. Il existe un tenseur par type d'opérateur (intégratif ou dérivatif) :

- le tenseur d'inertie, composé des sorties d'opérateurs intégratifs (ou moments) de deuxième ordre.
- la matrice hessienne, composée des sorties d'opérateurs dérivatifs de deuxième ordre.

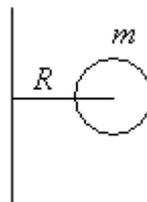
3.1.2.1. Le tenseur d'inertie

Définition

Afin d'expliquer la composition du tenseur d'inertie, nous faisons l'analogie entre une région de l'image et un solide indéformable, considéré comme un système de particules, dans lequel les positions relatives des particules ne changent pas. Dans ce contexte, le moment d'inertie d'une particule simple peut être exprimé par :

$$I = mR^2 \quad (3.8)$$

m est la masse de la particule et R est la distance la plus courte entre l'axe de rotation et le centre de la particule (Fig. 3.1).



Axe de rotation

Figure 3.1- Particule en rotation

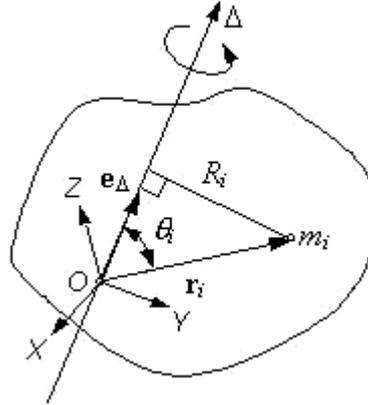
En appliquant l'équation 3.1 à un système de particules, nous obtenons :

$$I = \sum_i m_i R_i^2 \quad (3.9)$$

Exprimons, dans un système d'axes $\mathfrak{R} = O_{xyz}$, le moment d'inertie I d'un solide par rapport à un axe de rotation Δ de vecteur unitaire \mathbf{e}_Δ passant par un point O (Fig. 3.2) :

$$I_{O\Delta} = \sum_i m_i R_i^2 = \sum_i m_i (|\mathbf{r}_i| \sin \theta_i)^2 = \sum_i m_i |\mathbf{r}_i \times \mathbf{e}_\Delta|^2 = \sum_i m_i (\mathbf{r}_i \times \mathbf{e}_\Delta) \cdot (\mathbf{r}_i \times \mathbf{e}_\Delta) \quad (3.10)$$

Où \mathbf{r}_i est la position de la particule i .



Axe de rotation

Figure 3.2 - Système de particules en rotation

En désignant les composantes de \mathbf{e}_Δ et \mathbf{r}_i respectivement par (α, β, γ) et par (x_i, y_i, z_i) , on peut écrire :

$$\mathbf{r}_i = x_i \mathbf{i} + y_i \mathbf{j} + z_i \mathbf{k} = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} \quad \mathbf{e}_\Delta = \alpha \mathbf{i} + \beta \mathbf{j} + \gamma \mathbf{k} = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

où α, β, γ sont les trois cosinus directeurs du vecteur \mathbf{e}_Δ par rapport au système O_{xyz} . En remplaçant les expressions (3.11) dans (3.10), nous obtenons :

$$\begin{aligned} I &= \sum_i m_i (\mathbf{r}_i \times \mathbf{e}_\Delta) \cdot (\mathbf{r}_i \times \mathbf{e}_\Delta) \\ &= \sum_i m_i \begin{bmatrix} 0 & -z_i & y_i \\ z_i & 0 & -x_i \\ -y_i & x_i & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -z_i & y_i \\ z_i & 0 & -x_i \\ -y_i & x_i & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \\ &= \sum_i m_i \begin{bmatrix} y_i \gamma - z_i \beta \\ z_i \alpha - x_i \gamma \\ x_i \gamma - y_i \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_i \gamma - z_i \beta \\ z_i \alpha - x_i \gamma \\ x_i \gamma - y_i \alpha \end{bmatrix} \\ &= \sum_i m_i [(y_i \gamma - z_i \beta)^2 + (z_i \alpha - x_i \gamma)^2 + (x_i \beta - y_i \alpha)^2] \\ &= I_{xx} \alpha^2 + I_{yy} \beta^2 + I_{zz} \gamma^2 + 2I_{xy} \alpha \beta + 2I_{yz} \beta \gamma + 2I_{zx} \gamma \alpha \end{aligned} \quad (3.12)$$

où

$$\begin{aligned} I_{xx} &\equiv \sum_i m_i (y_i^2 + z_i^2) & I_{yy} &\equiv \sum_i m_i (z_i^2 + x_i^2) & I_{zz} &\equiv \sum_i m_i (x_i^2 + y_i^2) \\ I_{xy} &= I_{yx} & & \equiv -\sum_i m_i x_i y_i \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 I_{xz} = I_{zx} &\equiv -\sum_i m_i x_i z_i \\
 I_{yz} = I_{zy} &\equiv -\sum_i m_i y_i z_i
 \end{aligned}
 \tag{3.13}$$

Les quantités I_{xx} , I_{yy} , I_{zz} sont appelées les *moments d'inertie* du système par rapport aux axes respectifs O_x , O_y , O_z , et I_{xy} , I_{yx} , I_{xz} les *produits d'inertie*.

L'expression (3.12) de I suggère l'introduction d'un opérateur \mathbf{I} qui s'explicite dans la base de \mathfrak{R} suivant une matrice carrée, appelée *matrice d'inertie* :

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix}
 \tag{3.14}$$

Le moment d'inertie I peut être considéré comme le produit scalaire du vecteur unitaire \mathbf{e}_Δ et du vecteur \mathbf{Ie}_Δ obtenu par l'action sur \mathbf{e}_Δ de \mathbf{I} , *opérateur ou tenseur d'inertie* :

$$I = \mathbf{e}_\Delta \cdot \mathbf{Ie}_\Delta
 \tag{3.15}$$

Calcul de l'orientation locale

Du point de vue de la cinématique, l'orientation locale d'un objet est définie comme celle de l'axe autour duquel l'objet tourne avec le minimum d'inertie. Le calcul de l'orientation locale se ramène alors à la recherche de l'axe principal d'inertie de l'objet.

La matrice d'inertie étant réelle et symétrique, on montre qu'il est possible de trouver, par changement de base, un système d'axes orthonormés tels que les produits d'inertie soient nuls. Ce trièdre est appelé trièdre *principal* d'inertie et ses axes, les axes *principaux* d'inertie.

La recherche de l'orientation locale est alors un problème de *minimisation*, qui est résolu par diagonalisation de la matrice d'inertie, où chaque valeur propre indique la contribution moyenne des moments selon la direction du vecteur propre correspondant. Notant \mathbf{e}_1 , \mathbf{e}_2 et \mathbf{e}_3 les vecteurs unitaires portés par les axes principaux, on en déduit :

$$\mathbf{Ie}_1 = \lambda_1 \mathbf{e}_1 \quad \mathbf{Ie}_2 = \lambda_2 \mathbf{e}_2 \quad \mathbf{Ie}_3 = \lambda_3 \mathbf{e}_3
 \tag{3.16}$$

On dit que \mathbf{e}_1 , \mathbf{e}_2 et \mathbf{e}_3 sont les vecteurs propres de la matrice d'inertie et que λ_1 , λ_2 et λ_3 sont les valeurs propres correspondantes ($\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$). L'orientation locale est déterminée par le vecteur propre associé à la valeur propre minimale de la matrice d'inertie alors que les deux autres vecteurs indiquent les directions orthogonales à celui-ci.

Ellipsoïde d'inertie et caractérisation de la forme locale

L'ellipsoïde d'inertie (appelé aussi ellipsoïde équivalent) est une représentation géométrique du tenseur d'inertie d'un solide et en particulier de ses symétries. Il s'agit d'un ellipsoïde plein homogène, centré au centre de gravité du solide et qui possède le même tenseur d'inertie (moments et axes principaux d'inertie identiques). Il est indépendant du système de coordonnées car les axes principaux d'inertie coïncident avec les axes principaux de l'ellipsoïde (Fig. 3.3).

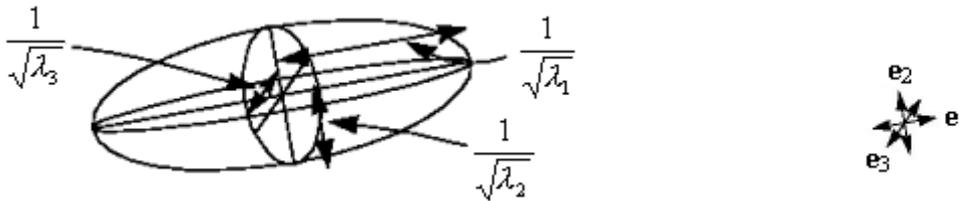


Figure 3.3 - Ellipsoïde d'inertie

La surface de l'ellipsoïde d'inertie est définie par l'équation suivante² :

$$I_{xx}u^2 + I_{yy}v^2 + I_{zz}w^2 + 2I_{xy}uv + 2I_{yz}vw + 2I_{zx}wx = 1 \quad (3.17)$$

où:

$$u = \frac{\alpha}{\sqrt{I}} \quad v = \frac{\beta}{\sqrt{I}} \quad w = \frac{\gamma}{\sqrt{I}} \quad (3.18)$$

Si l'on prend les axes de coordonnées identiques aux axes principaux d'inertie du solide, les produits d'inertie sont nuls ($I_{xy} = I_{yz} = I_{zx} = 0$) et l'on obtient :

$$I_{xx}u^2 + I_{yy}v^2 + I_{zz}w^2 = 1 \quad (3.19)$$

Etant donné que :

$$u^2 + v^2 + w^2 = \frac{1}{I} \quad (3.20)$$

la distance du centre de l'ellipsoïde à la surface est inversement proportionnelle à la racine carrée du moment d'inertie de l'objet par rapport à une orientation donnée.

Chaque objet a un ellipsoïde équivalent unique, mais un même ellipsoïde peut correspondre à un nombre infini d'autres objets plus complexes, ceci s'explique par le fait que la dynamique de rotation d'un corps dépend seulement de son ellipsoïde équivalent, de ses moments et axes principaux d'inertie, et non pas de sa forme détaillée.

² Il faut noter que l'équation (3.17) résulte de la substitution de (3.18) dans (3.12).

Cependant, l'ellipsoïde d'inertie peut être très utile pour la caractérisation des structures locales³. D'une part, ses axes principaux indiquent l'orientation locale. D'autre part, sa forme, qui peut être plus ou moins sphérique, allongée ou aplatie, peut indiquer une similarité géométrique entre la structure locale de l'image et une sphère, une structure tubulaire ou un disque plat respectivement (Fig. 3.4). L'analyse des valeurs propres et des ellipsoïdes correspondants peut être effectuée aussi bien dans le domaine spatial que dans le domaine fréquentiel grâce à l'analogie qui existe entre une fonction d'auto-corrélation spatiale et une distribution d'énergie dans le domaine de Fourier (§ 3.1.1.1).

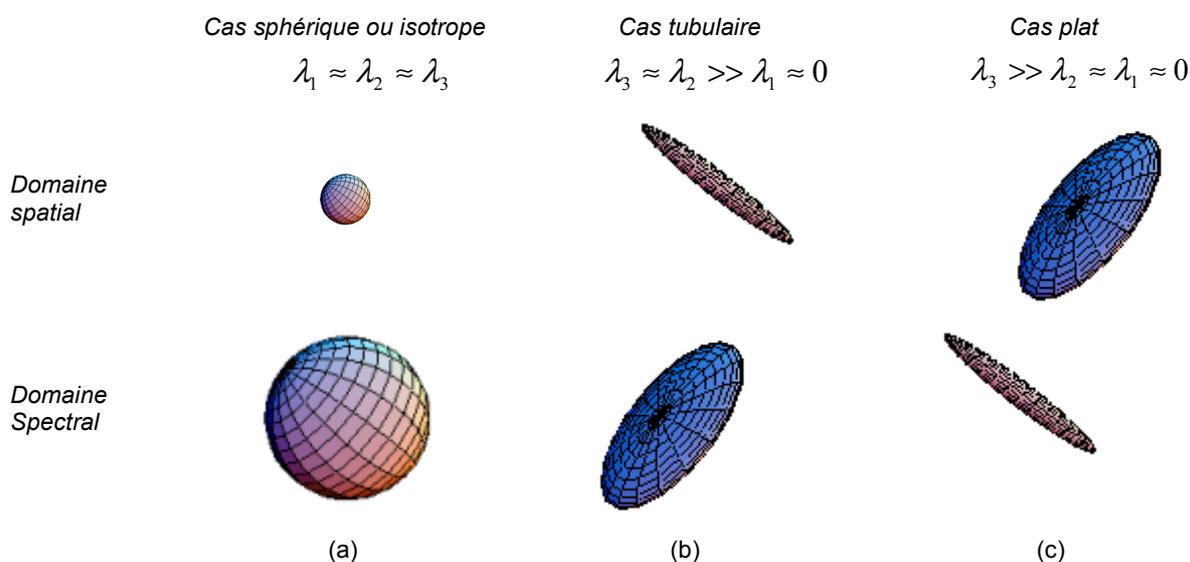


Figure 3.4 - Différentes formes de l'ellipsoïde d'inertie en fonction des valeurs propres de la matrice d'inertie

Le tenseur d'inertie \mathbf{I} (en tant que tenseur symétrique) peut être exprimé en fonction de ses valeurs et ses vecteurs propres sous la forme :

$$\mathbf{I} = \lambda_1 \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T + \lambda_2 \mathbf{e}_2 \mathbf{e}_2^T + \lambda_3 \mathbf{e}_3 \mathbf{e}_3^T \quad 0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3 \quad (3.21)$$

En utilisant cette décomposition, nous pouvons caractériser les 3 cas suivants :

- Cas sphérique ($\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3$).

$$\mathbf{I} \cong \lambda_3 (\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T + \mathbf{e}_2 \mathbf{e}_2^T + \mathbf{e}_3 \mathbf{e}_3^T) \stackrel{\text{déf.}}{=} \lambda_3 \mathbf{I}_1 \quad (3.22)$$

La similarité avec une sphère signifie que la région dans l'image ne présente pas d'orientation privilégiée. Dans le domaine spatial, il s'agit d'une région avec une

³ Dans cette analyse, les structures sont supposées plus claires que le fond comme c'est le cas des vaisseaux rehaussés par un produit de contraste.

distribution homogène d'intensité, ce qui correspond également à une distribution sphérique d'énergie dans le domaine de Fourier (Fig. 3.4. a)

- Cas tubulaire ($\lambda_3 \approx \lambda_2 \gg \lambda_1 \approx 0$).

$$\mathbf{I} \cong \lambda_3 (\mathbf{e}_2 \mathbf{e}_2^T + \mathbf{e}_3 \mathbf{e}_3^T) \stackrel{\text{déf.}}{=} \lambda_3 \mathbf{I}_2 \quad (3.23)$$

Une structure tubulaire est caractérisée par une valeur propre proche de zéro, alors que les deux autres sont presque identiques et beaucoup plus grandes que celle-ci. Dans le domaine spatial, la région de l'image présente une intensité quasiment constante dans la direction indiquée par le vecteur propre \mathbf{e}_1 . Dans le domaine fréquentiel ceci correspond à une distribution plane d'énergie (Fig. 3.4. b).

- Cas plat ($\lambda_3 \gg \lambda_2 \approx \lambda_1 \approx 0$).

$$\mathbf{I} \cong \lambda_3 (\mathbf{e}_3 \mathbf{e}_3^T) \stackrel{\text{déf.}}{=} \lambda_3 \mathbf{I}_3 \quad (3.24)$$

La région présente une structure plate lorsque deux valeurs propres sont proches de zéro et la troisième beaucoup plus grande. Dans le domaine spatial, cela veut dire que le signal est uniformément distribué sur un plan dont le vecteur normal est défini par le vecteur propre \mathbf{e}_3 . Une telle distribution, dans le domaine de Fourier, correspond à une énergie distribuée le long d'une ligne (Fig. 3.4 c).

Le tenseur d'inertie peut être formulé comme une combinaison linéaire de ces trois cas de base [61 - Granlund et Knutsson] :

$$\mathbf{I} = \lambda_1 \mathbf{I}_1 + (\lambda_2 - \lambda_1) \mathbf{I}_2 + (\lambda_3 - \lambda_2) \mathbf{I}_3, \quad (3.25)$$

\mathbf{I}_1 , \mathbf{I}_2 et \mathbf{I}_3 définissant respectivement un *tenseur sphérique*, un *tenseur plat* et un *tenseur tubulaire*. Une alternative aux ellipsoïdes est donc d'utiliser un objet qui peut être interprété comme la somme de ces trois structures (tubulaire, disque plat et sphère).

Autres approches équivalentes

Le tenseur d'inertie a été largement utilisé par plusieurs auteurs sous divers noms et composé de moments géométriques de différents types. Outre la caractérisation de la forme locale, il est principalement utilisé pour la détection préliminaire de l'orientation locale de l'image en vue de l'application d'une technique de filtrage, segmentation, squelettisation, analyse de textures ou estimation de mouvement. Le tableau 3.1. récapitule diverses approches trouvées dans la littérature.

Tableau 3.1. Quelques approches équivalentes au tenseur d'inertie

Nom du tenseur	Description	Applications
Tenseur de structure	Matrice d'inertie du gradient de l'image. Le tenseur de structure résulte du produit tensoriel: $J(\nabla u_\sigma) = \nabla u_\sigma \otimes \nabla u_\sigma = \nabla u_\sigma \nabla u_\sigma^T$ où ∇u_σ est obtenu en convoluant l'image par le gradient d'un noyau gaussien (cf. équation 3.7). La direction locale prédominante est définie comme étant la direction "la plus orthogonale" aux gradients sur un voisinage du point considéré.	<ul style="list-style-type: none"> Filtrage anisotrope [182 - Weickert] [183 - Weickert <i>et al.</i>] Estimation de paramètres de courbure et de direction dans la reconstruction vasculaire 3D en imagerie par rayons X [142 - Payot] Segmentation d'images médicales 2D par contours actifs géodésiques [151 - Rougon et Prêteux] Estimation de mouvement [92 - Kühne <i>et al.</i>] [7 - Barth] [67 - Haußecker et Jähne]
Matrice d'inertie dans le domaine fréquentiel	Matrice d'inertie de la transformée de Fourier de l'image.	<ul style="list-style-type: none"> Analyse de textures et estimation de mouvement [13 - Bigün et Granlund] [14 - Bigün <i>et al.</i>]
Matrice de dispersion ou matrice de covariance	Matrice d'inertie composée de moments de silhouette (calculés sur une image segmentée au préalable).	<ul style="list-style-type: none"> Détection de structures tubulaires [114 - Marquez] Comparaison d'objets 3D [130 - Novotni et Klein]
Tenseur d'inertie	Matrice d'inertie calculée exclusivement sur les points du squelette d'un objet extrait au préalable.	<ul style="list-style-type: none"> Détection de points de bifurcation sur un squelette [60 - Giannitrapani et Murino]
Tenseur symétrique de deuxième ordre / tenseur de saillies (<i>saliency tensor</i>)	Matrice d'inertie qui décrit la distribution des orientations de surface $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n\}$, où $\mathbf{u}_i = (x_i, y_i, z_i)$ est un vecteur représentant l'orientation de la surface et $\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i y_i & \sum x_i z_i \\ \sum x_i y_i & \sum y_i^2 & \sum y_i z_i \\ \sum x_i z_i & \sum y_i z_i & \sum z_i^2 \end{bmatrix}$	<ul style="list-style-type: none"> Description de formes [97 - Lee et Medioni] [167 - Tang <i>et al.</i>] [120 - Medioni <i>et al.</i>]
Tenseur d'orientation	Matrice d'inertie composée des combinaisons des sorties de filtres de quadrature définis dans l'espace de Fourier.	<ul style="list-style-type: none"> Représentation de l'orientation de surfaces 3D [86 - Knutsson] [61 - Granlund et Knutsson] Segmentation d'os sur des images CT [185 - Westin <i>et al.</i>] [186 - Westin <i>et al.</i>]

3.1.2.2. La matrice hessienne

Définition

La matrice hessienne est un tenseur composé des sorties d'opérateurs dérivatifs de deuxième ordre. Sa définition générale est la suivante :

Soit f une fonction $f(\mathbf{x})$, $f: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ de N variables d'espace (x_1, x_2, \dots, x_N) , la matrice hessienne de f est la matrice d'ordre N :

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_N \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_N^2} \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

Cette matrice est symétrique si toutes les dérivées partielles d'ordre 2 sont continues.

Appliquée à l'analyse d'images, la matrice hessienne décrit les variations locales d'intensités autour d'un point. Le problème de l'utilisation des dérivées secondes est une forte sensibilité au bruit haute fréquence présent dans les images. Pour cette raison, dans la pratique, le calcul dérivatif de la matrice hessienne est combiné avec une convolution gaussienne. Cette convolution permet d'une part d'effectuer un lissage de l'image et de diminuer ainsi le niveau de bruit. D'autre part, la combinaison avec le filtrage gaussien permet d'inscrire l'analyse de l'image dans une approche multi-échelle linéaire (§ 3.1.1.2).

Prenons le cas d'une image 3D. La matrice hessienne, composée des dérivées secondes gaussiennes calculées en un voxel \mathbf{x} est :

$$\mathbf{H}_\sigma(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} H_{xx}(\mathbf{x}) & H_{xy}(\mathbf{x}) & H_{xz}(\mathbf{x}) \\ H_{yx}(\mathbf{x}) & H_{yy}(\mathbf{x}) & H_{yz}(\mathbf{x}) \\ H_{zx}(\mathbf{x}) & H_{zy}(\mathbf{x}) & H_{zz}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

où:

$$H_{uv}(\mathbf{x}) = \frac{\partial^2 G(\mathbf{x}, \sigma)}{\partial u \partial v} * f(\mathbf{x}) \quad (3.28)$$

dénote la dérivée partielle seconde lissée à l'échelle σ .

Calcul de l'orientation locale

Une région de l'image qui présente une orientation locale privilégiée est caractérisée par le fait que l'intensité le long de cette orientation est beaucoup plus homogène (ne varie pas localement) que dans les orientations perpendiculaires. En termes des dérivées partielles de l'image, l'orientation locale est celle dans laquelle la dérivée seconde est minimale. Ce problème se ramène à la diagonalisation de la matrice hessienne, où chaque valeur propre indique la variation locale d'intensité selon la direction du vecteur propre correspondant. Notant \mathbf{e}_1 , \mathbf{e}_2 et \mathbf{e}_3 les vecteurs propres de la matrice hessienne et λ_1 , λ_2 et λ_3 les valeurs

propres correspondantes ($|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$), l'orientation locale est déterminée par le vecteur propre \mathbf{e}_1 associé à la valeur propre λ_1 (la plus petite en amplitude) alors que les deux autres vecteurs indiquent les directions orthogonales à celui-ci.

Ellipsoïde équivalent et caractérisation de la forme locale

En suivant un raisonnement similaire à celui du cas inertiel, il est possible de détecter la présence de certaines structures dans l'image à partir de l'analyse des valeurs propres de la matrice hessienne. Celle-ci a été largement utilisée par plusieurs auteurs pour déterminer la similarité géométrique entre la structure locale de l'image et une sphère, une structure tubulaire ou un disque plat [157 - Sato *et al.*] [156 - Sato et Tamura]. Sa principale application a été la détection de vaisseaux ou plus généralement de structures linéiques dans des images 2D et tubulaires dans des images 3D en vue de leur rehaussement [88 - Koller *et al.*] [154 - Sato *et al.*] [155 - Sato *et al.*] [54 - Frangi *et al.*], de l'extraction de leur axe central [105 - Lorenz *et al.*] ou de leur segmentation [91 - Krissian *et al.*] [89 - Krissian] [51 - Frangi *et al.*] [52 - Frangi *et al.*] [53 - Frangi *et al.*].

Le tableau 3.2 résume les relations entre les valeurs propres de la matrice hessienne et la détection des différentes structures [50 - Frangi]. Ces relations sont à la base de la définition de critères d'appartenance d'un point de l'image à une structure donnée.

Tableau 3.2. Relation entre les valeurs propres de la matrice hessienne et la détection de différentes structures *

λ_1	λ_2	λ_3	Structure/Orientation
B	B	B	Bruit, sans orientation privilégiée
F	F	E-	Structure plate claire
F	F	E+	Structure plate sombre
F	E-	E-	Structure tubulaire claire
F	E+	E+	Structure tubulaire sombre
E-	E-	E-	Structure sphérique claire
E+	E+	E+	Structure sphérique sombre

* E = élevée, F = faible, B = bruit (valeurs faibles pour les dérivées calculées par convolution avec les dérivées de la gaussienne), \pm indique le signe de la valeur propre.

Notez que $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$

Afin de représenter la structure locale implicitement décrite par la matrice hessienne, Frangi [54 - Frangi *et al.*] a proposé un modèle géométrique consistant en un *ellipsoïde équivalent de second ordre*. De même qu'il a été décrit pour l'ellipsoïde d'inertie, les axes de l'ellipsoïde équivalent sont déterminés par les directions de trois vecteurs propres et les longueurs des demi-axes correspondants sont les amplitudes des valeurs propres respectives.

Le modèle d'ellipsoïde ainsi défini représente une dualité de la forme réelle de la structure détectée. Par exemple, une structure tubulaire qui a la forme d'un ellipsoïde allongé aura, par cette définition, un modèle d'ellipsoïde aplati (Fig. 3.5).

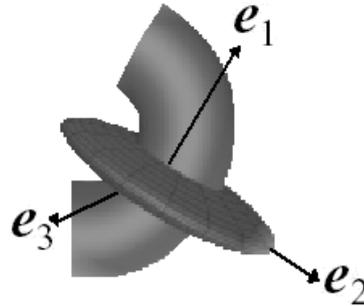


Figure 3.5 - Segment tubulaire et ellipsoïde de variations du second ordre équivalent

Cependant, dans [99 - Lin] il a été montré que l'hypothèse selon laquelle les variations de second ordre dans l'espace 3D peuvent être modélisées par un ellipsoïde est valable seulement quand toutes les valeurs propres de la matrice hessienne ont le même signe. En réalité les variations du second ordre possèdent plus de degrés de liberté que ce qui peut être représenté par un ellipsoïde, et permettent ainsi de modéliser un nombre de formes plus grand que les trois formes de base décrites ci-dessus. Curieusement, plusieurs auteurs semblent avoir négligé ce fait, probablement parce que beaucoup de matrices de variations du second ordre sont en effet définies ou semi-définies positives.

3.2. Outils pour l'extraction de contours

Une des opérations élémentaires en traitement d'images est la recherche des frontières ou contours. La notion de contour admet deux définitions différentes et complémentaires :

- un contour se situe entre les pixels appartenant à des régions ayant des propriétés photométriques (intensités moyennes, variances, textures, etc.) différentes.
- un contour correspond à un maximum ou un minimum de variation locale d'intensité .

Les définitions précédentes, aussi intuitives qu'elles paraissent, ont inspiré une division "classique" des méthodes de segmentation en deux catégories [29 - Cocquerez et Philipp] : *l'approche région* et *l'approche frontière*. L'approche région consiste à chercher l'homogénéité entre pixels, le critère d'homogénéité le plus simple étant un seuil d'intensité. Alors que l'approche frontière cherche les discontinuités de l'image, en s'appuyant la plupart du temps sur le calcul de dérivées partielles de l'image.

Nous allons présenter dans ce paragraphe deux techniques conventionnelles d'extraction de contours que nous avons adaptées à nos besoins spécifiques aussi bien pour la visualisation

que pour la quantification de vaisseaux. Il s'agit des iso-contours et des contours actifs. La première est typiquement une approche région et la deuxième une approche frontière. Dans cette section nous allons nous limiter à l'explication générale de ces techniques. Dans le chapitre 4, nous citons des applications concrètes de ces techniques (ainsi que d'autres techniques de détection de contours) à l'extraction de contours vasculaires. L'intégration des iso-contours et des contours actifs dans nos propres méthodes sera détaillée dans la troisième partie du manuscrit.

3.2.1. Les iso-contours

Le seuillage est l'opération de segmentation la plus simple. Elle consiste à extraire des régions dont l'intensité lumineuse est supérieure à un seuil donné. Les frontières de telles régions peuvent ainsi être définies par une fonction implicite, et s'appellent alors des iso-contours (ou contours d'iso-intensité). Le principal intérêt de l'iso-contour est qu'il peut être approché avec une précision plus fine que la matrice originale de l'image.

3.2.1.1. Définition

Soit f une fonction $f(x,y)$, $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, toute valeur $c \in \mathbb{R}$ (nommée iso-valeur) définit un contour continu appelé iso-contour de f . L'iso-contour est l'ensemble de points $P(x,y) \in \mathbb{R}^2$ vérifiant l'équation implicite $f(x,y) = c$. L'iso-contour divise l'espace en deux sous-domaines, extérieur (-), dans lequel $f(x,y) < c$ et intérieur (+), dans lequel $f(x,y) > c$. L'équation $f(x,y) = c$ ne définit pas exclusivement un contour, elle définit aussi des régions d'intensité homogène c . Une autre définition plus intuitive d'un iso-contour, donnée par [170 - Thirion et Gourdon] est : "l'iso-contour est la frontière entre les régions de l'espace où $f \geq c$ et les régions où $f < c$ " (Fig. 3.6). Un isocontour est une courbe continue.

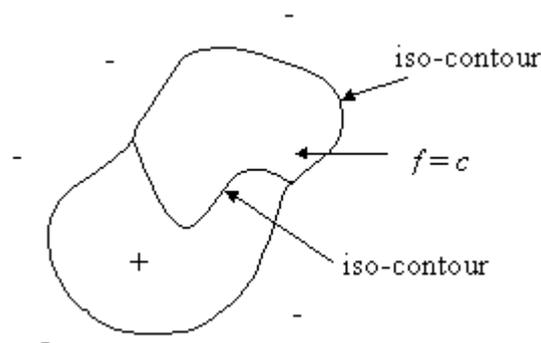


Figure 3.6 - Définition d'un iso-contour

Dans la suite, sauf les cas où cela pourrait porter à confusion, nous utiliserons de manière interchangeable les termes "objet", "blanc", "+" ou "à l'intérieur" pour désigner les régions de l'image où $f \geq c$ alors que les termes "fond", "noir", "-" ou "à l'extérieur" sont utilisés pour faire référence aux régions où $f < c$.

3.2.1.2. Implémentation générale

Le concept d'iso-contour est très simple. Cependant, son implémentation informatique l'est moins car malgré la définition de f comme fonction dans l'espace continu, dans la pratique, une image réelle est discrète (elle est le résultat d'un échantillonnage de la fonction f sur une grille régulière), alors que l'iso-contour reste continu. Ceci constitue la principale difficulté des méthodes d'extraction d'iso-contours.

La procédure d'extraction d'iso-contours se compose généralement de deux étapes :

- Partitionnement spatial du domaine en cellules (polygones simples).
- Analyse et traitement de ces cellules conduisant à la génération des points de l'iso-contour.

Une fonction implicite est évaluée aux sommets de chaque cellule. Le contour implicite est supposé couper toute arête reliant des sommets de signes opposés. Dans chaque cellule les points d'intersection sont alors reliés et on obtient donc un iso-contour décrit par un ensemble de segments de droite.

Considérons par exemple l'image de la figure 3.7. où les valeurs affichées correspondent à l'intensité en chaque pixel. Prenons une iso-valeur égale à 5. Afin de générer l'iso-contour, un mécanisme d'interpolation doit être utilisé car les intensités sont définies sur un ensemble discret de points (dont aucun ne présente la valeur 5) et le contour se trouve quelque part entre eux. Les points du contour peuvent être générés par interpolation le long des arêtes des pixels. Si par exemple les sommets connectés par une arête ont les valeurs 0 et 10 respectivement, le contour doit passer par le point à mi-chemin de celle-ci.

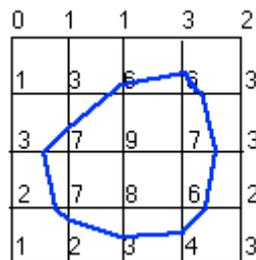


Figure 3.7 - Exemple d'un iso-contour dont l'iso-valeur est 5.

Une fois que les points sur les arêtes des pixels ont été générés par interpolation, ils sont reliés afin de former le contour. La plupart des méthodes décrites dans la littérature ont été proposées pour l'extraction de surfaces (appelées iso-surfaces) sur des images 3D [104 - Lorensen et Cline] [15 - Bloomenthal] [58 - Gallagher et Nagtegaal] [170 - Thirion et Gourdon] [55 - Frey et Borouchaki] [94 - Lachaud], mais également applicables aux images 2D. Dans le cas 3D, les cellules sont des polyèdres simples (au lieu de polygones), les points d'intersection sont reliés par des triangles (à la place de segments de droite) et on obtient donc une iso-surface décrite par un maillage triangulé.

3.2.1.3. Une implémentation spécifique : le "marching squares" et le "marching cubes"

Nous avons utilisé en particulier un algorithme classique proposé par [104 - Lorensen et Cline] connue sous le nom de "marching squares" en 2D et de "marching cubes" en 3D. Le premier définit des cellules carrées et le deuxième cubiques. Les deux principes de base de ces techniques sont :

- Tout contour qui entre dans une cellule doit en sortir.
- Il y a un nombre fini de manières dont un contour peut traverser une cellule. En 2D, il y en a 16 et en 3D 256 qui peuvent être réduites à 15 cas. La figure 3.8 montre les configurations possibles en 2D, appelées *états topologiques*.

En résumé, les algorithmes *marching* procèdent de la manière suivante [160 - Schroeder *et al.*] :

1. Sélection d'une cellule.
2. Calcul de l'état (intérieur ou extérieur) de chaque sommet de la cellule.
3. Détermination de l'état topologique de la cellule.
4. Calcul (par interpolation) du point d'intersection entre le contour et l'arête de la cellule.
5. Passage (*marche*) à la cellule suivante.

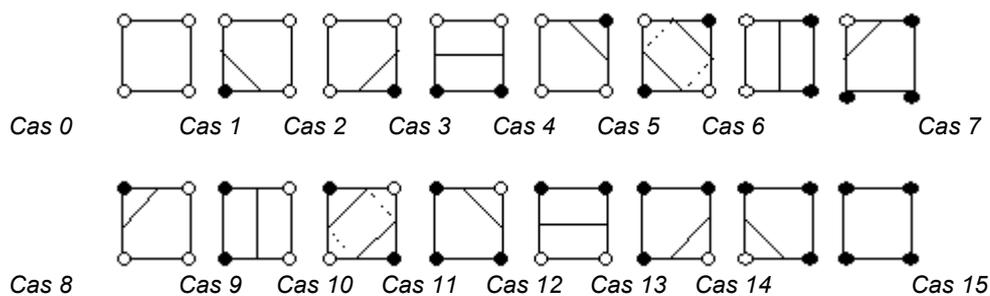


Figure 3.8 - 16 cas différents de l'algorithme *marching squares*. Les sommets noirs indiquent que l'intensité en ce point est inférieure à l'iso-valeur. Les cas 5 et 10 sont ambigus.

L'algorithme crée ainsi des segments de droite et des points qui ne sont pas connectés entre eux et qui peuvent être dupliqués. De ce fait et surtout à cause de la présence de configurations ambiguës (comme les cas 5 et 10 de la figure 3.8), l'iso-contour (ou l'iso-surface) peut présenter des "trous". Pour les applications de visualisation, ce défaut n'a aucune incidence. En revanche, le contour tel qu'il est reconstruit n'est pas exploitable efficacement par d'autres applications. Des traitements supplémentaires sont nécessaires afin de "nettoyer" le contour, c'est à dire d'éliminer les points doubles ainsi que de le rendre connexe.

3.2.2. Les contours actifs

Les modèles déformables sont sans doute les techniques les plus utilisées aujourd'hui pour extraire les frontières des structures d'intérêt dans des images. Ils ont été largement utilisés dans le traitement d'images médicales [118 - McInerney et Terzopoulos] grâce à leur souplesse qui a permis d'une part leur adaptation à la grande variabilité de structures biologiques et d'autre part, l'incorporation des expertises médicales dans leur conception. Les applications des modèles déformables sont très variées et comprennent entre autres la segmentation, la reconnaissance et représentation de formes et le suivi de mouvement. Suivant ses dimensions, le modèle peut être filiforme (1D), surfacique (2D) ou volumique (3D). Les modèles 1D sont connus sous le nom de contours actifs ou *snakes* (serpent en français) et constituent l'objet de notre application.

3.2.2.1. Principe

Le principe général des modèles déformables est d'utiliser une forme initiale (courbe, surface ou solide), munie de certaines propriétés de flexibilité et d'élasticité, qui va se déformer progressivement, pour coïncider avec les frontières présentes dans l'image. Un modèle déformable est défini par trois éléments : une description géométrique, une description physique et une stratégie d'optimisation. La description géométrique fournit des contraintes sur les formes que l'on s'attend à trouver. Les contraintes les plus générales sont la continuité et la régularité (contour lisse), mais on peut introduire des contraintes spécifiques à l'organe considéré (par exemple, forme circulaire de la section d'un vaisseau sain). La description physique définit des forces qui font évoluer le contour, ainsi que l'énergie potentielle associée à chaque position du contour. L'énergie minimum correspond à un équilibre entre les forces internes qui "tirent" le contour vers la forme de référence, et les forces externes qui le "tirent" vers les points de l'image susceptibles d'appartenir à une

frontière (typiquement maxima du gradient). La stratégie d'optimisation détermine la façon dont ce minimum d'énergie va être recherché. Elle constitue généralement un compromis entre la rapidité et la capacité à éviter le piège des minima locaux, éloignés de la solution optimale. Pour ce faire, on peut recourir à une pré-segmentation permettant d'initialiser le contour près de la solution finale [166 - Swift *et al.*] [196 - Xu *et al.*]. Le modèle déformable sert alors à affiner la solution. On peut également faire appel à l'approche multi-échelle où la solution se précise de l'échelle la plus grossière vers la plus fine [152 - Rueckert *et al.*].

3.2.2.2. Formulation

Nous présentons ici la version conventionnelle des contours actifs issue du modèle proposé par [85 - Kass *et al.*]. Le contour actif est défini par une courbe paramétrique $\mathbf{v}(s,t) = (x(s,t), y(s,t))^T$ $s \in [0,1]$, qui évolue dans le temps t en dans l'espace. L'énergie du contour dépend de sa forme et de sa position dans l'image. Elle est composée d'un terme d'énergie interne et d'un terme d'énergie externe :

$$E(\mathbf{v}) = E_{\text{int}}(\mathbf{v}) + E_{\text{ext}}(\mathbf{v}) \quad (3.29)$$

La position finale du contour, ainsi que sa forme finale sont atteintes au minimum de cette énergie totale.

Le premier terme $E_{\text{int}}(\mathbf{v})$ de l'équation (3.29) représente l'énergie interne du modèle qui dépend des propriétés intrinsèques du contour. Ce terme assure la continuité du contour en imposant typiquement des contraintes sur les dérivées première et seconde de la courbe :

$$E_{\text{int}}(\mathbf{v}) = E_{\text{elast}}(\mathbf{v}) + E_{\text{flex}}(\mathbf{v}) = \frac{1}{2} \int_0^l \alpha(s) \left| \frac{\partial \mathbf{v}(s,t)}{\partial s} \right|^2 ds + \frac{1}{2} \int_0^l \beta(s) \left| \frac{\partial^2 \mathbf{v}(s,t)}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (3.30)$$

Les coefficients $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ déterminent les caractéristiques physiques de la courbe : $\alpha(s)$ contrôle son élasticité alors que $\beta(s)$ contrôle sa flexibilité.

L'interaction entre le modèle et l'image, représenté par le second terme E_{ext} de l'équation (3.29), dépend du type de primitives que l'on cherche à extraire de l'image. Il représente l'énergie due aux forces externes appliquées au modèle. Il existe plusieurs types de forces

externes représentées par une énergie potentielle $E_{\text{ext}}(\mathbf{v}) = \int_{s=0}^1 P(\mathbf{v}(s,t)) ds$. On notera en

particulier les forces image et la force "ballon". Le lien entre les potentiels $P_i(\mathbf{v})$ et les forces est donné par : $F_i(\mathbf{v}) = -\nabla P_i(\mathbf{v})$. Les forces image sont généralement utilisées pour attirer le contour actif vers les points de fort gradient. Avec une initialisation du modèle loin d'un

contour, le contour actif a tendance à se replier sur lui même sous l'action des forces internes. Dans le cas de contours fermés, une solution consiste à ajouter une force ballon F_{ballon} [30 - Cohen], laquelle agit comme une pression de gonflage et provoque ainsi un déplacement du contour actif en l'absence de gradient. Cette force est exprimée comme : $F_{\text{ballon}}(\mathbf{v}) = \mathbf{n}(s,t)$, où $\mathbf{n}(s,t)$ est le vecteur normal unitaire sur le point $\mathbf{v}(s,t)$. La force externe totale $F_{\text{ext}}(\mathbf{v})$ est une somme pondérée de ces deux forces :

$$F_{\text{ext}}(\mathbf{v}) = -w_{\text{grad}} \nabla P_{\text{grad}}(\mathbf{v}) + w_{\text{ballon}} F_{\text{ballon}}(\mathbf{v}) \quad (3.31)$$

ou w_{ballon} est le coefficient qui contrôle le gonflage.

La courbe paramétrique $\mathbf{v}(s)$ est fixée à l'image par minimisation de l'énergie $E(\mathbf{v})$. La minimisation est un processus discret dans le temps et dans l'espace, utilisant un nombre fini N de points $\mathbf{v}(i,k)$ du contour qui représentent le contour actif par un polygone. Les dérivées partielles de l'équation (3.30) sont discrétisées par différences finies $\partial \mathbf{v}(s,t) / \partial s \approx (\mathbf{v}((i+1),k) - \mathbf{v}((i-1),k)) / 2h$, où h est le pas de discrétisation des points dans le contour. Le modèle est itérativement déformé, en appliquant explicitement les forces externes $F_{\text{ext}}(\mathbf{v})$ sur chaque point du contour tout en minimisant de manière implicite l'énergie interne. La nouvelle position $\mathbf{v}(i,k)$ à l'instant k est calculée en résolvant les équations d'Euler associées. Ces équations peuvent être résolues par inversion matricielle :

$$\mathbf{v}(i,k) = [\gamma \mathbf{I} + \mathbf{A}]^{-1} \cdot [\gamma \cdot \mathbf{v}(i,(k-1)) + F_{\text{ext}}(\mathbf{v}(i,(k-1)))] \quad (3.32)$$

Cette équation (3.32) est connue comme l'équation d'évolution du contour actif [85 - Kass *et al.*]. La matrice \mathbf{A} représente une formulation discrète de l'énergie interne. Le paramètre de viscosité γ contrôle l'amplitude de la déformation du modèle à chaque itération.

3.3. En résumé ...

Nous avons présenté dans ce chapitre un inventaire des outils de traitement d'images, connus dans la littérature, sur lesquels s'appuient nos travaux (présentés dans la troisième partie). La figure 3.9 montre un schéma synoptique de la manière dont nous avons classé et présenté ces différents outils le long de ce chapitre, ainsi que les choix que nous avons effectué parmi eux (cases grises) et leur application à nos besoins spécifiques en segmentation de vaisseaux. Contrairement aux méthodes générales décrites dans ce chapitre, le chapitre suivant présente une étude bibliographique des méthodes spécifiques appliquées à l'imagerie vasculaire 3D.

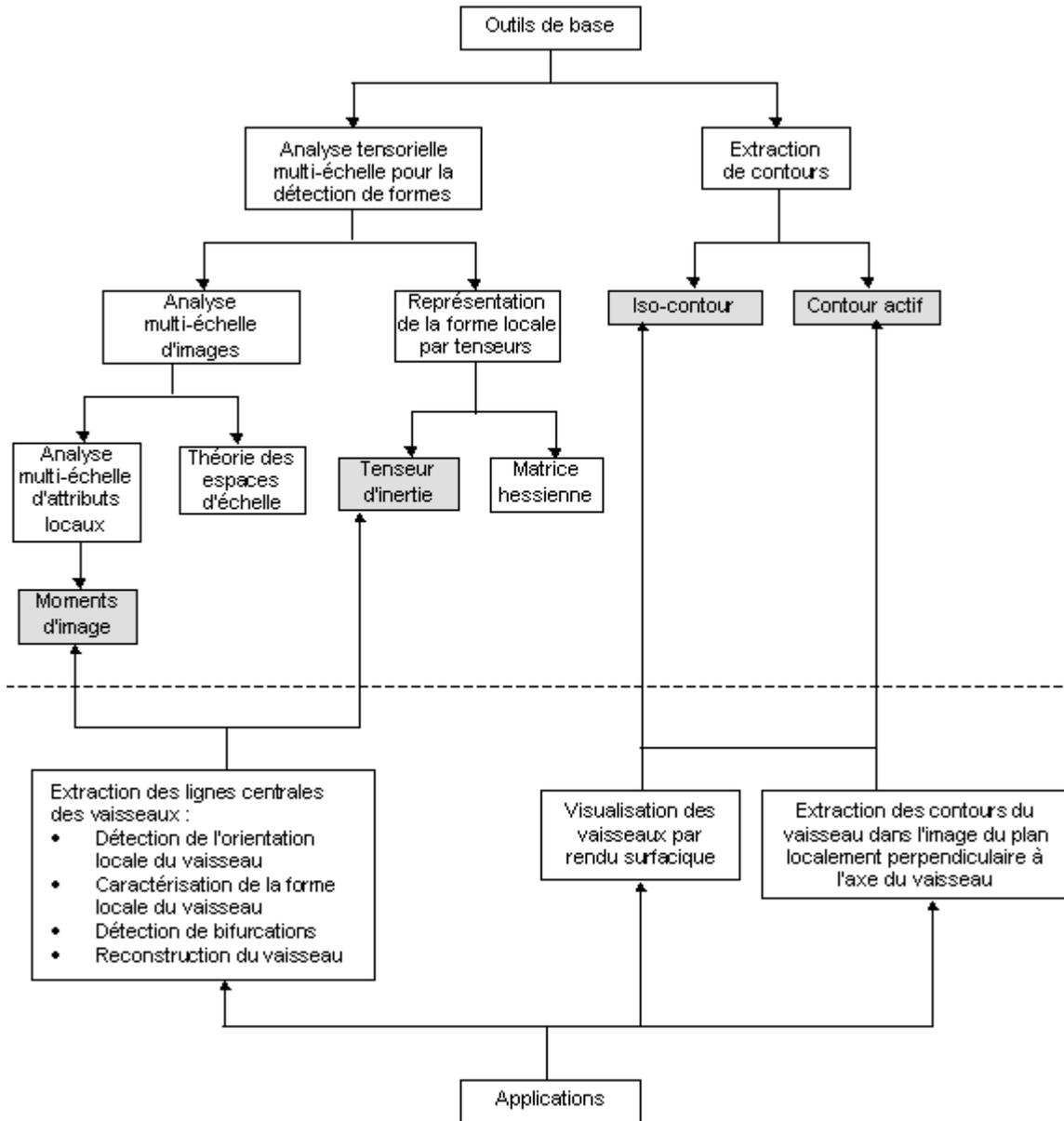


Figure 3.9 - Schéma synoptique des outils de base présentés dans ce chapitre.

Chapitre 4

Segmentation d'images vasculaires : état de l'art

Les "voies" de recherche dans le domaine du traitement d'images vasculaires sont nombreuses et pluridisciplinaires. Elles sont "tracées" principalement en réponse aux besoins médicaux (visualisation, reconstruction, quantification, ...) et "adaptées" en fonction des techniques

d'acquisition (ARX 2D, ARM 3D, TDM 3D, ...). Dans ce chapitre, nous présentons quelques-unes de ces voies décrites dans la littérature en limitant notre étude aux méthodes de rehaussement et de segmentation applicables aux images vasculaires 3D.

4.1. Introduction

Comme il a été dit dans l'introduction générale de cette partie, il y a différents niveaux de segmentation, associés ou non à l'utilisation d'un modèle plus ou moins complexe. D'une manière très générale, on peut classer les outils de segmentation selon deux grandes catégories :

- Approches photométriques (appelées aussi "approches sans modèles" [118 - McInerney et Terzopoulos], "approches directes" [121 - Montagnat] ou encore "approches ascendantes (bas-haut)" par [50 - Frangi]), qui s'appuient surtout sur les caractéristiques photométriques de l'image, c'est à dire le niveau de gris ou la texture.
- Approches géométriques (appelées aussi "approches par modèle" [121 - Montagnat], "approches descendantes (haut-bas)" [118 - McInerney et Terzopoulos] [50 - Frangi]), qui incorporent des connaissances *a priori* (sous la forme d'un modèle), afin de guider la segmentation. Ces connaissances portent souvent sur trois aspects [50 - Frangi] : sur la technique d'acquisition de l'image, sur les objets à segmenter (forme, fonctionnement, etc) ou sur le raisonnement humain. Parmi ces modélisations, nous nous sommes intéressés aux méthodes qui exploitent la spécificité géométrique des objets à segmenter. Dans le cas particulier des images vasculaires, il s'agit des notions d'orientation et de forme tubulaire des structures vasculaires. Pour cette raison, nous appelons cette catégorie "approches géométriques". Notons que les modèles basés sur la connaissance du système d'acquisition portent plutôt sur les propriétés photométriques de l'image et par conséquent s'inscrivent dans la catégorie précédente.

Dans ce chapitre, nous allons présenter un résumé des techniques les plus représentatives des deux approches, photométrique et géométrique, sélectionnées selon le critère de leur application à l'imagerie vasculaire 3D.

4.2. Approches photométriques

Dans les approches photométriques, la segmentation passe par l'application d'opérateurs travaillant sur les intensités ou les textures dans l'image. Les méthodes telles que le seuillage et ses différents raffinements, ainsi que la croissance de régions appartiennent à cette catégorie. Ces opérations conduisent certes à une séparation des structures dans l'image, mais leur analyse et leur interprétation ne sont pas immédiates. Par exemple, dans le but d'une

quantification subséquente à la segmentation, une étape supplémentaire de modélisation serait nécessaire, afin de pouvoir extraire des mesures pertinentes des structures ainsi segmentées.

4.2.1. Seuillage de vaisseaux

Le seuillage d'images vasculaires est souvent utilisé en TDM dans le but de la visualisation de tissus caractérisés par différents niveaux de radio-opacité. Le seuillage est plus facilement applicable sur ce type d'images que sur les images ARM, car il est possible d'exploiter la correspondance entre les propriétés des différents tissus (atténuation des rayons) et le niveau d'intensité exprimé en unités de Hounsfield (HU). On sait, par exemple, que le sang sans produit de contraste présente une intensité de 80 ± 10 HU et avec produit de contraste, celle-ci est comprise entre 150 et 260 HU [42 - Felkel et Wegenkittl]. Une telle correspondance n'ayant pas été déterminée en ARM, le choix du seuil est beaucoup plus difficile. Or, ce choix peut avoir des conséquences très importantes sur la quantification car plus le seuil est haut, plus les vaisseaux paraissent fins et les sténoses serrées.

En pratique, en ARM où le sang circulant apparaît généralement en hyper-signal, certains auteurs se limitent à fixer un seuil global, déterminé expérimentalement. [78 - Hoogeveen *et al.*] a montré que le seuil optimal dépend de la modalité d'acquisition et qu'il doit être fixé en fonction de la valeur maximum du signal intra-luminal : par exemple à 50% pour les images "temps de vol" et à 10% pour les images à contraste de phase.

Le seuil peut aussi être déterminé plus ou moins automatiquement (seuil adaptatif) en utilisant un modèle statistique *a priori* de l'image [187 - Wilson et Noble] [28 - Chung et Noble]. Ces travaux sont fondés sur le principe selon lequel la distribution des intensités dans des images d'angiographie (histogrammes), présente toujours la même forme, pour une modalité et un territoire vasculaire donnés. En imagerie à contraste de phase par exemple, l'histogramme de l'image comporte un pic correspondant aux tissus immobiles⁴ (sombres), suivi d'une distribution uniforme correspondant à la lumière vasculaire. [28 - Chung et Noble] propose d'approcher le pic par une distribution de Rice et, après estimation des paramètres des deux distributions, de fixer le seuil automatique à l'intersection des deux courbes correspondantes.

Un seuil unique peut difficilement satisfaire deux critères à la fois : faire ressortir les vaisseaux faiblement contrastés et éliminer les points lumineux n'appartenant pas aux

⁴ Le terme immobile est utilisé par opposition au sang qui est en mouvement d'écoulement.

vaisseaux. De meilleurs résultats peuvent être obtenus avec un seuillage par hystérésis [59 - Gerig *et al.*] [177 - Verbeek *et al.*]. L'algorithme part des voxels les plus lumineux, situés au dessus du seuil haut, et suit les vaisseaux, par connexité, tant que l'intensité ne passe pas en dessous du seuil bas. Cette technique ne permet cependant pas de récupérer les vaisseaux de faible intensité (petits, avec circulation lente), lorsque ceux-ci ne sont pas connexes à des vaisseaux plus lumineux, en raison d'une sténose ou de l'effet de volume partiel, par exemple.

4.2.2. Croissance de régions à partir de germes

La croissance de régions consiste à propager la connexité à partir d'une petite région initiale (germe) qui peut être choisie de manière interactive ou automatique (ex. un seuil haut). Les points de l'image sont regroupés selon un double critère d'homogénéité et d'adjacence, pour élaborer progressivement les régions. Le processus comprend pour chaque région, une phase d'initialisation (choix d'un germe pour initier la croissance) et une phase itérative (regroupement de pixels adjacents qui satisfont le prédicat d'homogénéité) [80 - Hu *et al.*] [203 - Zahlten *et al.*] [144 - Pisupati *et al.*] [117 - Masutani *et al.*] [35 - Dokládál *et al.*] [165 - Stern *et al.*] [95 - Ladak *et al.*] [123 - Mori *et al.*] [198 - Yim *et al.*]. Le prédicat d'homogénéité peut être un seuil fixé à l'avance ou un critère plus élaboré. Par exemple, [115 - Martínez-Pérez *et al.*] [116 - Martínez-Pérez *et al.*] propose une croissance contrôlée par les dérivées secondes de l'image : les valeurs propres de la matrice hessienne et l'amplitude du gradient sont utilisées pour diviser les pixels de l'image en deux classes : *fond* et *vaisseau*. Sa méthode de croissance de régions est composée de deux étapes. Dans un premier temps, la croissance est limitée aux régions à faible gradient, permettant une croissance rapide des régions du fond d'une part et à l'intérieur des vaisseaux d'autre part. Une étape de raffinement est ensuite appliquée pour définir les frontières entre les classes. Une autre approche intéressante a été proposée par [27 - Chiplunkar *et al.*] pour la segmentation de l'arbre pulmonaire dans des images TDM, qui pourrait être également appliquée aux images vasculaires. La croissance de régions est effectuée sur les coupes natives 2D, basée sur un seuil local adaptatif calculé sur chaque coupe. Les pixels segmentés sur une coupe donnée sont propagés vers la coupe suivante constituant ainsi les germes pour une nouvelle croissance.

4.3. Approches géométriques

L'utilisation d'un seuil de l'intensité ne garantit pas que tous les germes considérés comme vasculaires seront réellement situés dans la lumière vasculaire. Pour diverses raisons (bruit, artefacts...), certains points très lumineux peuvent correspondre à des tissus immobiles et être à l'origine d'une croissance de régions en dehors des vaisseaux.

Pour surmonter cette limitation, les approches géométriques exploitent, en plus des propriétés photométriques, la spécificité géométrique des structures vasculaires. Ces techniques partent d'une modélisation des images ARM, visant à distinguer la forme d'un vaisseau par rapport aux autres régions de l'image. Les principes de cette modélisation sont les suivants :

- Le fond de l'image qui entoure les vaisseaux est représenté par un ensemble de pixels (2D) ou de voxels (3D), d'amplitude constante ou, du moins, variant lentement.
- Les vaisseaux sont représentés par un ensemble de pixels ou de voxels, structuré dans l'espace sous la forme de lignes (2D) ou de cylindres orientés dans une certaine direction. Ces structures linéiques/tubulaires présentent une intensité plus élevée que celle du fond.
- Le bruit est supposé représenté par des variations d'intensité distribuées aléatoirement dans l'image, non structurées et isotropes. Le bruit considéré dans cette modélisation correspond à celui provenant soit du dispositif d'acquisition, soit de la scène elle-même et qui affecte la qualité de l'image.

La prise en compte de ces caractéristiques peut être faite à plusieurs niveaux. Au niveau le plus bas l'image est d'abord transformée à l'aide d'un opérateur sensible à l'orientation locale (on peut parler ici de *rehaussement anisotrope*). Puis on procède à une recherche de germes dans l'image ainsi transformée. Les niveaux plus élevés s'appuient sur une forme de référence, typiquement cylindrique, dont on cherche l'axe et la surface ou que l'on déforme, pour lui faire épouser le segment vasculaire présent dans l'image.

4.3.1. Approches géométriques de "bas-niveau" ou rehaussement anisotrope

Cette catégorie regroupe des traitements de bas-niveau ayant deux objectifs passablement contradictoires. Il s'agit d'une part d'éliminer le bruit dans l'image et d'autre part, de rehausser les structures vasculaires. Dans le premier cas, le caractère anisotrope de ces techniques sert à éviter la suppression des petits vaisseaux en même temps que celle du bruit. Dans le deuxième cas, leur anisotropie est destinée à éviter le rehaussement du bruit en même temps que des vaisseaux. Dans les deux cas, ces méthodes bâtissent un critère plus ou moins heuristique, qui

prend des valeurs élevées pour les points ayant de grandes chances d'appartenir à un vaisseau, et des valeurs faibles partout ailleurs.

Nous avons classé les méthodes trouvées dans la littérature en deux grandes familles : les filtres directionnels mono-échelle et les filtres dérivatifs multi-échelle. Dans les filtres directionnels mono-échelle, la taille de la fenêtre de filtrage est constante, elle n'est pas adaptée à la taille des structures à rehausser. Cependant, ces méthodes sont considérées comme anisotropes dans la mesure où le filtrage est précédé par une étape d'estimation de l'orientation locale et la fenêtre de filtrage est ensuite alignée le long de cette orientation.

Il est clair que ces méthodes ne segmentent pas réellement les vaisseaux car les structures vasculaires, bien qu'elles soient rehaussées, ne sont pas extraites de l'image. Cependant, ces méthodes ont une application indirecte à la segmentation et pour cette raison nous les appelons "approches géométriques de bas-niveau". Leur utilisation en vue de la segmentation consiste en l'extraction de germes que l'on peut considérer, avec un bon degré de confiance, comme situés à l'intérieur de la lumière vasculaire. Une fois ces germes détectés, on peut procéder à une croissance de régions, soit dans l'image d'origine, soit dans l'image du critère.

4.3.1.1. Filtres directionnels mono-échelle

Le filtrage directionnel se doit de préserver les structures linéiques et les transitions entre régions adjacentes. En particulier, il faut privilégier le lissage le long des vaisseaux et éviter le lissage à travers les contours. Le principe de base de toutes ces méthodes est l'application d'un opérateur directionnel sur un ensemble de segments de droite (appelés bâtonnets) centrés sur le voxel considéré (Fig. 4.1). Les sorties de l'opérateur appliqué le long des différentes orientations sont ensuite combinées afin de calculer la nouvelle intensité du voxel (réponse du filtre). Cette nouvelle valeur peut être interprétée comme un critère d'appartenance du voxel à un vaisseau car elle est supposée élevée pour les points à l'intérieur d'un vaisseau et faible ailleurs.

Rappelons qu'on se place sous les hypothèses d'une intensité relativement homogène le long des vaisseaux, plus élevée que le niveau du fond et pouvant varier fortement dans le plan perpendiculaire. Une mesure, telle que l'intensité moyenne [26 - Chen et Hale] [93 - Kutka et Stier] ou la variance des intensités au sein du bâtonnet [175 - Vandermeulen *et al.*], est calculée pour l'ensemble des orientations possibles du bâtonnet. On retient généralement l'orientation qui maximise cette mesure, ainsi que celle qui la minimise. La réponse du filtre (ou critère d'appartenance du voxel considéré à un vaisseau), est souvent une combinaison des

valeurs maximum et minimum obtenues. Pour obtenir un critère plus robuste, on peut calculer, pour chaque bâtonnet, à la fois la variance ou l'écart type au sein du bâtonnet considéré et la différence moyenne entre ce bâtonnet et ses voisins parallèles [132 - Orkisz *et al.*]. Ce critère s'appuie sur les mêmes hypothèses que les critères précédents. En utilisant ce critère pour estimer l'orientation locale, nous avons proposé un nouvel opérateur de rehaussement de structures filiformes [137 - Orkisz *et al.*]. Cet opérateur étant une contribution mineure de notre travail de thèse, il sera décrit dans l'annexe A.

Les mêmes hypothèses enfin, peuvent être exprimées en termes des dérivées secondes directionnelles de l'intensité, qui devraient être proches de zéro pour l'orientation alignée sur l'axe du vaisseau et élevées dans le plan perpendiculaire [37 - Du et Parker] [38 - Du *et al.*].

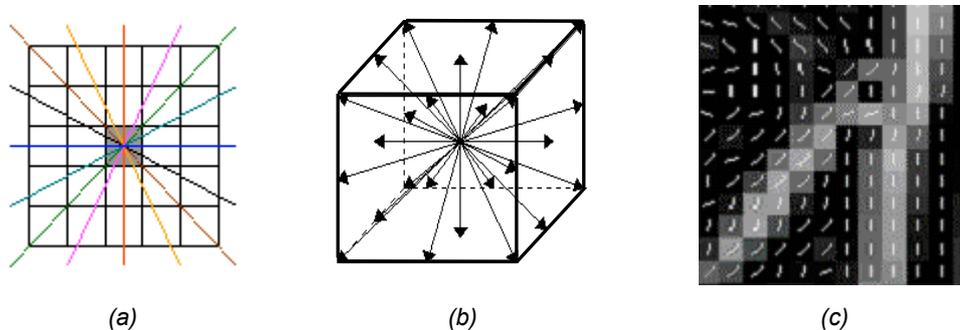


Figure 4.1 – Segments discrets 2D (a) et 3D (b) pour le calcul directionnel de mesures telles que l'intensité moyenne, l'homogénéité etc. (c) Agrandissement d'un fragment d'image montrant les orientations locales, déterminées automatiquement selon le critère d'homogénéité.

4.3.1.2. Filtrés dérivatifs multi-échelle

Ces filtres découlent de la technique de détection de structures linéiques et tubulaires dans l'image à partir de l'analyse des valeurs propres de la matrice hessienne, décrite en détail au paragraphe §3.1.2.2. Rappelons que, dans la pratique, le calcul des composantes de la matrice hessienne (dérivation) est combiné avec une convolution par une gaussienne et que c'est cette combinaison qui permet d'inscrire ces filtres dans une approche multi-échelle linéaire (§ 3.1.1.2). Leur utilisation spécifique à la détection de vaisseaux en vue de leur rehaussement a été proposée par [88 - Koller *et al.*] [154 - Sato *et al.*] [155 - Sato *et al.*] [54 - Frangi *et al.*] [174 - van Bemmelen *et al.*].

A titre d'exemple, analysons la mesure d'appartenance d'un point à un vaisseau proposée par [54 - Frangi *et al.*] et utilisée également par [174 - van Bemmelen *et al.*] :

$$P = \left(1 - \exp\left(-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}\right) \right) \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right) \right) \quad (4.1)$$

Cette mesure, composée de trois termes prend des valeurs comprises entre 0 et 1. Ici, $R_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}$ est une mesure de circularité de la section localement perpendiculaire au vaisseau.

Ainsi le premier terme tend vers 1 lorsque $\lambda_3 \approx \lambda_2$. De même, $R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2/\lambda_3|}}$ est une mesure d'élongation. Par conséquent le deuxième terme tend vers 1 lorsque $|\lambda_1| \ll |\lambda_2| \approx |\lambda_3|$. Enfin, S est la norme de Frobenius de la matrice hessienne, ce qui permet d'éliminer le fond non structuré. Les paramètres α , β et c sont des coefficients de pondération.

Le critère est calculé à plusieurs échelles et normalisé à chacune d'entre elles permettant ainsi la comparaison des réponses à travers les différentes échelles. L'échelle associée à la réponse maximale donne une estimation de la taille locale du vaisseau. La possibilité de la détection multi-échelle de vaisseaux, simultanément à l'estimation de leur taille, est une particularité assez intéressante de ces approches. Leur principale limitation est liée au filtrage gaussien qui élimine les vaisseaux de très faible taille et intensité, au même titre que le bruit.

4.3.2. Approches géométriques "axe + contours"

Les méthodes géométriques de haut niveau s'appuient fréquemment (parfois de manière implicite) sur un modèle de cylindre généralisé défini par son axe central et par sa surface [162 - Shafer] [163 - Shani et Ballard]. La surface étant souvent approchée par un empilement de contours plans, on peut qualifier cette approche de $2D + \frac{1}{2}$. Nous avons classé ces méthodes en trois catégories selon la façon dont elles définissent, extraient et couplent ces deux entités : axe et contours. Il s'agit des méthodes "contours d'abord", "contour-axe-contour" et "axe d'abord". Les modèles déformables 3D seront présentés dans la section 4.3.3.

4.3.2.1. Approche "contours d'abord"

Cette catégorie regroupe les méthodes qui extraient d'abord les contours sur les coupes natives 2D (TDM ou IRM). La discrétisation des contours extraits forme un nuage de points. A partir de ce nuage, il est possible de reconstruire la surface du vaisseau ainsi que de définir son axe. [128 - Nazarian] [83 - Juhan *et al.*] [149 - Puech *et al.*] utilisent une méthode de contours actifs (§3.2.2) pour l'extraction des contours du vaisseau. Dans leurs méthodes, le contour détecté sur une coupe sert à initialiser le contour actif de la coupe suivante. [129 - Nazarian *et al.*] propose ensuite trois méthodes différentes pour définir l'axe à partir du nuage

de points. La première suggère la construction de l'axe par interpolation, à l'aide d'une courbe B-spline, des barycentres des contours 2D extraits. La deuxième consiste à découper récursivement le nuage de points en sous-nuages suffisamment simples pour être décrits par un axe droit correspondant à leur axe principal d'inertie (§3.1.2.1). Le découpage des nuages est fait à l'aide de plans perpendiculaires à l'orientation locale principale (déterminée également par l'axe d'inertie). Dans le cas de structures tubulaires complexes, ce découpage peut être erroné. Pour pallier cette difficulté, il propose une troisième méthode qui consiste à effectuer d'abord une reconstruction de la surface du vaisseau par triangulation à partir des contours 2D et procéder ensuite à la recherche d'une position centrale dans chacune des sections droites de la surface. L'axe est déterminé en ajustant aux moindres carrés, sur l'ensemble de positions centrales estimées, une courbe B-spline.

Cette approche est bien adaptée au cas des images où les vaisseaux sont approximativement perpendiculaires aux coupes natives. En revanche, des erreurs importantes peuvent apparaître si le vaisseau est localement presque parallèle aux coupes natives, surtout lorsque l'épaisseur de ces coupes est importante. Une solution consiste à extraire toujours les contours dans les plans localement perpendiculaires au vaisseau. Cependant, ceci demande la connaissance de l'orientation locale du vaisseau, qui n'est pas disponible sans extraction préalable de l'axe central du vaisseau.

4.3.2.2. Approche "contour-axe-contour" ou "cathéter virtuel"

Ces méthodes sont similaires aux méthodes "contours d'abord", dans la mesure où l'axe est défini par les centres d'une série de contours. Pour limiter les erreurs de localisation des points de l'axe, ces méthodes détectent les contours dans les plans approximativement perpendiculaires à l'axe. Or, à ce stade, l'axe n'est pas encore extrait. Ce paradoxe est résolu par une démarche itérative introduite par [180 - Verdonck *et al.*] [178 - Verdonck] sous le nom de "cathéter virtuel" et utilisée également par [166 - Swift *et al.*] et [190 - Wink *et al.*]. Le nom de "cathéter virtuel" vient d'une ressemblance avec l'introduction d'un "cathéter" dans le vaisseau. Sa "tête", en se déplaçant graduellement le long de l'axe, estime la direction, tandis que ses "côtés" essaient d'adhérer aux parois du vaisseau. A partir des contours, la position de l'axe est réévaluée, extrapolée et le processus est répété.

L'algorithme complet peut être décrit de la manière suivante (Fig.4.4). Après une initialisation, typiquement interactive, d'un point et de l'orientation locale de l'axe : 1) on effectue un pas selon l'orientation courante, 2) on détecte un contour dans le plan

perpendiculaire à cette orientation, 3) on utilise le centre de ce contour pour mettre à jour l'orientation, puis on fait un nouveau pas en avant (retour à 1) et on continue cette alternance : détection d'un contour / localisation d'un point de l'axe. Les implantations de cette approche diffèrent par la méthode de détection de contours et par la technique d'extraction du centre du contour.

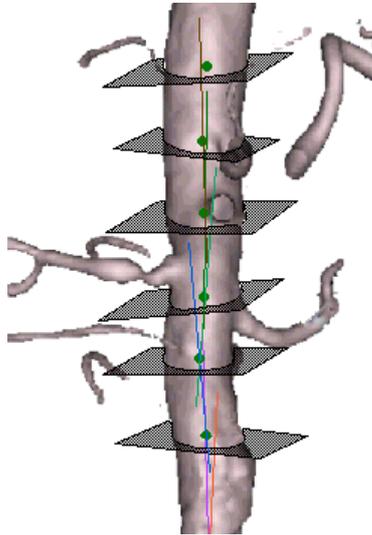


Figure 4.4 - Schéma de la segmentation itérative du "cathéter virtuel". Les points verts représentent les centres des contours trouvés dans les plans consécutifs perpendiculaires à l'orientation courante de l'axe. Les traits de différentes couleurs représentent les ajustements consécutifs de l'orientation locale de l'axe.

Pour détecter les contours du vaisseau, [166 - Swift *et al.*] utilise un modèle de contour actif alors que [180 - Verdonck *et al.*] [190 - Wink *et al.*] [191 - Wink *et al.*] proposent une méthode qui consiste à définir le contour par un nombre limité de points situés sur des rayons partant de l'axe. Ces points sont déterminés par une recherche des maxima du gradient de l'intensité, calculé dans la direction radiale (Fig. 4.5), avec d'éventuelles corrections visant à assurer la cohérence avec les points voisins, voire les contours voisins dans une procédure d'optimisation par programmation dynamique [179 - Verdonck *et al.*]. A cause du bruit et des variations de contraste, les opérateurs conventionnels de détection de contours, tels que le maximum du gradient, peuvent donner des contours discontinus, avec des lacunes et des aspérités. [192 - Wink *et al.*] propose une méthode pour obtenir des contours continus et lisses en s'appuyant sur le formalisme mathématique de la recherche de chemin à coût minimum. Dans cette méthode, la recherche du contour est effectuée après transformation de l'image originale en coordonnées polaires, où un contour circulaire est représenté par un segment de droite. Le coût d'un chemin est alors déterminé par la somme des gradients en tous ses points.

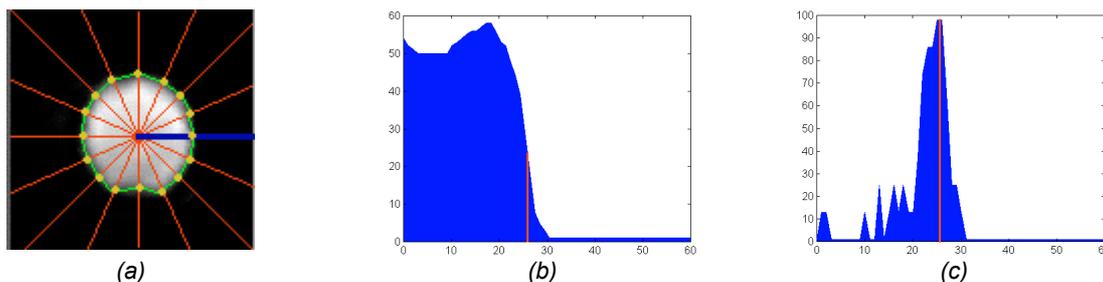


Figure 4.5 – Détection de contour vasculaire dans un plan perpendiculaire à l'axe du vaisseau, par recherche radiale de maxima du gradient (a). Le profil de l'intensité (b) le long du rayon (ligne épaisse) présente une forte rupture au niveau du bord de la lumière vasculaire. Le module du gradient correspondant (c) présente un maximum marqué à cet endroit. La courbe (contour) résulte d'une interpolation des points détectés pour les différents rayons.

Pour l'extraction du centre du contour (qui déterminera la position et l'orientation de l'axe), deux méthodes ont été proposées. Dans [179 - Verdonck *et al.*] et [166 - Swift *et al.*], les points de l'axe sont déterminés par les centres de gravité des contours extraits. [190 - Wink *et al.*] [191 - Wink *et al.*] propose une mesure d'appartenance au centre du vaisseau à partir des longueurs des rayons lancés (Fig. 4.6).

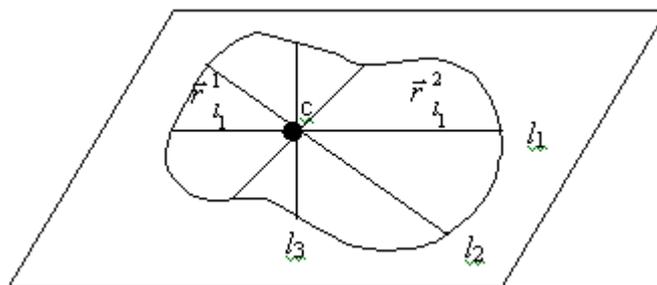


Figure 4.6 – Détermination du centre du vaisseau. Pour chaque ligne l_i , il existe une paire de rayons $(\vec{r}_{l_i}^1, \vec{r}_{l_i}^2)$

La mesure est définie par :

$$CL = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\min\left(\left|\vec{r}_{l_i}^1\right|, \left|\vec{r}_{l_i}^2\right|\right)}{\max\left(\left|\vec{r}_{l_i}^1\right|, \left|\vec{r}_{l_i}^2\right|\right)} \quad (4.2)$$

où n est le nombre de rayons et les longueurs des rayons $(\vec{r}_{l_i}^1, \vec{r}_{l_i}^2)$ représentent la distance entre le point candidat "c" et les maxima locaux de la dérivée directionnelle (radiale) de l'intensité. Ce critère est calculé sur chaque point dans une région carrée autour du centre du vaisseau initialement estimé. Le point présentant la réponse maximale est pris comme le nouveau centre du vaisseau. Notons qu'il n'y a pas ici d'extraction explicite des contours, mais plutôt une détection des discontinuités.

4.3.2.3. Approche "axe d'abord"

Comme son nom l'indique, cette approche consiste à extraire l'axe du vaisseau entièrement, avant de procéder à l'extraction des contours. L'axe n'est donc pas défini par les centres de contours, mais par d'autres critères. Nous allons d'abord citer un certain nombre de méthodes, plus ou moins classiques, d'extraction d'axe (ligne centrale) ou de squelette. Bien qu'elles ne s'intéressent qu'à l'axe seul, leur combinaison avec une méthode d'extraction de contours est envisageable afin de constituer une méthode complète de segmentation.

Commençons par l'extraction de squelette d'objets tubulaires et éventuellement ramifiés. Cette opération suppose une pré-segmentation, réalisée typiquement par une méthode photométrique. L'extraction du squelette d'un objet binaire est un problème fréquemment traité dans le cadre de la reconstruction d'images [43 - Ferley *et al.*], car le squelette permet de décrire les propriétés globales d'un objet, en particulier sa forme. Intuitivement, l'axe peut être défini comme une ligne équidistante des frontières de l'objet. Cependant, plusieurs auteurs ont essayé de formaliser la notion de squelette. Une des définitions très utilisée (notamment en morphologie mathématique) est basée sur le concept de boules maximales. Le squelette est défini comme l'ensemble des centres des boules maximales contenues dans l'objet (Fig. 4.2). Une boule B incluse dans un objet X est dite maximale s'il n'existe pas d'autre boule B' incluse dans X et la contenant strictement, c'est-à-dire :

$$B \subset B' \subset X \Rightarrow B = B'$$

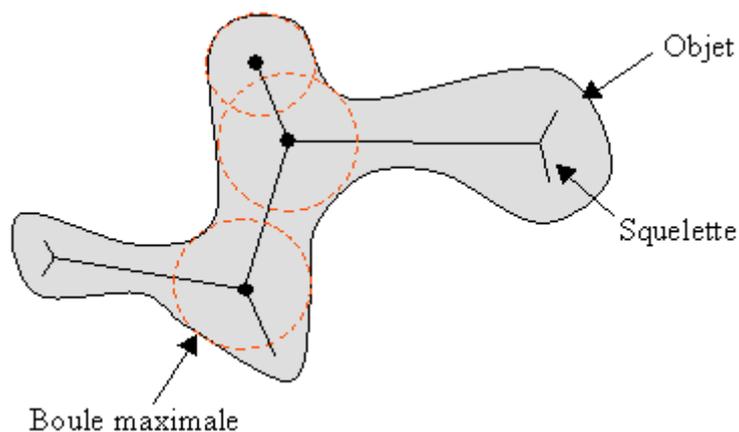


Figure 4.2 – Squelette d'un objet défini comme l'ensemble des centres des boules maximales contenues dans l'objet.

Si l'on attache à chaque point du squelette la valeur de la distance au point le plus proche de la surface de l'objet (le rayon de la boule maximale centrée) en ce point, on obtient ce qui, dans la littérature, est nommé *axe médian*.

Une synthèse intéressante des méthodes classiques de squelettisation peut être trouvée dans [44 - Fernandez-Vidal et Malandain], qui présente une division des méthodes en quatre catégories : algorithmes d'amincissement, algorithmes qui calculent le squelette d'un objet à partir de sa carte de distance, algorithmes basés sur la simulation de la propagation de feu de prairie et algorithmes qui calculent le squelette à partir du diagramme de Voronoï de l'objet. Leurs deux limitations majeures sont leur généralisation difficile au cas 3-dimensionnel (notamment en ce qui concerne le temps de calcul) et la sensibilité du squelette au moindre changement dans la frontière de l'objet. Une petite saillie ou bruit du contour ajoute une nouvelle branche (ou barbule) au squelette. La plupart de ces méthodes sont suivies d'un ébarbulage (*pruning* en anglais), afin d'éliminer ce type de branches.

Les méthodes pionnières, dans ce genre, datent de plusieurs dizaines d'années. Cependant, plusieurs équipes continuent à explorer cette filière de la segmentation d'images, appliquée à la segmentation d'images vasculaires et pulmonaires, en proposant de nouvelles variantes visant surtout à surmonter ses limitations. Quelques exemples de ces méthodes sont : [59 - Gerig *et al.*] [159 - Sauret *et al.*] [158 - Sauret *et al.*] [140 - Paik *et al.*] [188 - Wilson *et al.*] [56 - Gagvani et Silver] [57 - Gagvani et Silver] [124 - Mori *et al.*] [123 - Mori *et al.*].

D'autres méthodes de la squelettisation d'objets tubulaires, également nécessitant une binarisation préalable, ont été proposées par [114 - Marquez] [47 - Flasque *et al.*] [46 - Flasque]. Il s'agit de méthodes fondées sur une stratégie de "suivi" d'une structure arborescente. [114 - Marquez] utilise une méthode de croissance de régions (avec un seuillage local à hystérésis) combinée avec un détecteur d'axe inspiré du concept de boules maximales. A partir d'un voxel situé dans la structure (binaire), un voisinage en forme de boule est construit par croissance, avec un critère d'arrêt sur les contours de la structure. Le centre de cette boule détermine un point de la ligne centrale. En plus, des points de bifurcation peuvent être détectés en examinant les intersections (composantes connexes) de la surface d'une boule de diamètre plus élevé avec la structure binaire (Fig. 4.3). Cette caractérisation suppose qu'un seul objet est inclus dans la boule et qu'elle est centrée à l'intérieur de la structure.

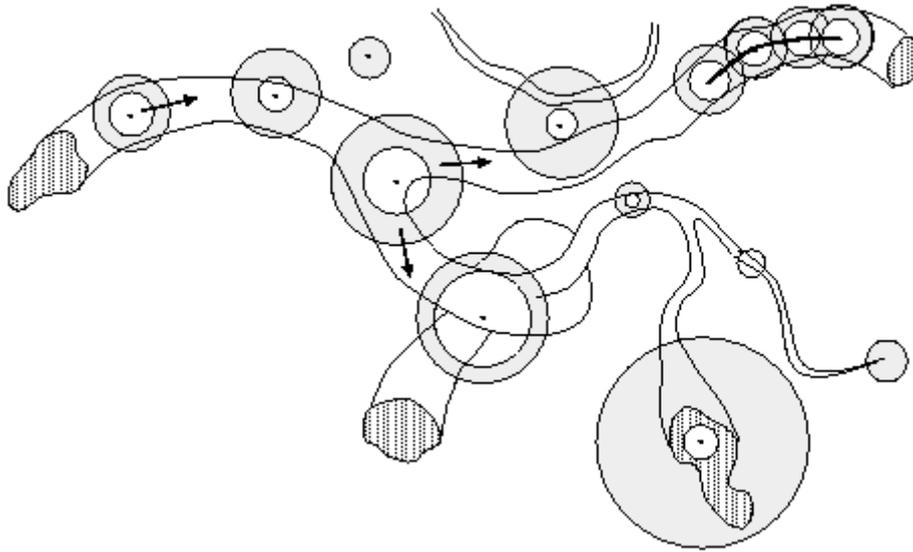


Figure 4.3 – Comportement de la méthode proposée par [114 - Marquez] consistant en un suivi de la structure tubulaire avec un détecteur à deux boules : la première (blanche) aide à la détection des points de la ligne centrale, la deuxième (grise) à la détection de bifurcations (image fournie par Jorge A. Márquez Flores)

Parmi les techniques qui ne nécessitent pas une binarisation préalable, citons l'extraction de lignes de crête [8 - Basset-Merle] [146 - Prinet *et al.*] [147 - Prinet *et al.*], la méthode d'arbre extensible [2 - Angella *et al.*] et l'utilisation d'un contour actif géodésique [31 - Cohen et Kimmel] [96 - Laviaille *et al.*] [34 - Deschamps et Cohen].

Les méthodes d'extraction de lignes de crête partent d'une représentation de l'image par une hypersurface dont l'altitude correspond à l'intensité des points. Ainsi, la recherche des lignes centrales des vaisseaux s'apparente à la recherche des lignes de crête. Ces méthodes sont divisées en deux étapes : chercher les points de crête (supposés localisés le long de l'axe central du vaisseau), et les lier de manière à reconstruire le réseau vasculaire. Il s'agit d'une démarche similaire à la définition de critères d'appartenance à un vaisseau décrite plus haut (§ 4.3.1.2), sauf qu'ici les critères ne sont pas basés sur les valeurs propres de la matrice hessienne. Ils peuvent être définis en fonction des valeurs propres de la matrice de Weingarten [146 - Prinet *et al.*] [147 - Prinet *et al.*]. En effet, les valeurs propres de cette matrice correspondent aux courbures principales et les points de crête sont déterminés par les maxima locaux de la courbure maximale. Ces points peuvent également être définis comme maxima (ou minima s'il s'agit d'une image ARX) locaux le long des profils d'intensité de l'image, selon les directions principales [8 - Basset-Merle].

L'arbre extensible proposé par [2 - Angella *et al.*] est constitué d'un système de particules réagissant comme un modèle déformable dans lequel les particules sont soumises à des forces élémentaires d'attraction et de répulsion. Les particules sont attirées les unes vers les autres, et

sont repoussées par les gradients d'intensité qui sont susceptibles de correspondre aux frontières du vaisseau. Cette méthode a été conçue sur des images 2D mais le concept peut être également applicable en 3D.

Dans la méthode proposée par [31 - Cohen et Kimmel] pour les images 2D, l'axe d'une structure linéique est déterminé à l'aide d'un contour actif géodésique ouvert. Le contour entre deux points est interprété comme le chemin entre ces deux points le long d'une surface, minimal vis-à-vis d'une fonction de potentiel définie à partir des caractéristiques de l'image. Par exemple, le potentiel peut être d'autant plus bas que l'intensité de l'image (altitude de la surface) est élevée. Cette méthode a été améliorée par [96 - Laviolle *et al.*] et étendue au cas 3D par [34 - Deschamps et Cohen].

Passons maintenant aux méthodes complètes de segmentation d'images vasculaires, basées sur l'approche "axe d'abord". Quelques exemples représentatifs sont [105 - Lorenz *et al.*], [91 - Krissian *et al.*], [89 - Krissian], [51 - Frangi *et al.*], [52 - Frangi *et al.*], [53 - Frangi *et al.*], [50 - Frangi], [181 - Wang *et al.*] [201 - Young *et al.*] [199 - Yim *et al.*] [197 - Yim *et al.*]. Leurs implantations diffèrent, d'une part, par la méthode de détection des points susceptibles d'être placés sur la ligne médiane des vaisseaux et, d'autre part, par la technique de reconstruction de leur surface.

La plupart de ces méthodes définissent le critère d'appartenance à l'axe en fonction des valeurs propres de la matrice hessienne (§3.1.2.2) [105 - Lorenz *et al.*], [91 - Krissian *et al.*], [89 - Krissian], [51 - Frangi *et al.*], [52 - Frangi *et al.*], [53 - Frangi *et al.*], [50 - Frangi]. La démarche générale des méthodes basées sur la matrice hessienne est divisée en trois étapes : 1) Evaluer le critère d'appartenance à l'axe, sur chaque point de l'image (ou sur un sous-ensemble de points candidats [91 - Krissian *et al.*]), à plusieurs échelles. 2) Associer à chaque point de l'image la réponse maximale du critère parmi toutes les échelles. Le résultat de cette étape peut être vu comme une nouvelle image dont l'intensité de chaque point indique sa probabilité d'appartenance à l'axe du vaisseau. 3) Extraire de cette carte de probabilités les points qui constitueront l'axe final. Cette extraction peut être faite par la détection des maxima locaux par seuillage ensuite reliés entre eux. Une autre possibilité, proposée par [52 - Frangi *et al.*] [53 - Frangi *et al.*], [50 - Frangi] consiste à utiliser un modèle déformable de type "snake" qui sera attiré progressivement vers l'axe (Fig. 4.7). Dans ce cas, la carte de probabilités est utilisée comme une carte de potentiels pour le terme d'énergie externe associée au contour. Le modèle est initialisé à l'aide d'un chemin géodésique entre plusieurs

points interactivement choisis sur la surface du vaisseau (obtenue par rendu surfacique basé sur un seuillage approché).

Une autre méthode d'extraction de l'axe a été proposée par [189 - Wink *et al.*] et utilisée aussi par [174 - van Bommel *et al.*]. Elle est basée sur la recherche bidirectionnelle du chemin à coût minimum entre deux points définis par l'utilisateur. Dans ce cas, la carte de probabilités est utilisée pour déterminer les contributions des points au coût total du chemin.

Enfin, détaillons la méthode de suivi de l'axe [47 - Flasque *et al.*] [46 - Flasque], déjà citée plus haut, basée sur une binarisation préalable. Elle utilise un voisinage en forme de parallélépipède aligné avec l'orientation locale de la structure tubulaire. La position d'un nouveau point appartenant à la ligne centrale est déterminée comme moyenne pondérée entre le centre de gravité du voisinage et la position du point courant. De même l'orientation locale est une pondération entre l'orientation courante et la nouvelle orientation déterminée par le vecteur différence entre le nouveau point et le point précédent. Le suivi de la structure est continué par un déplacement du parallélépipède le long de l'orientation locale. Une détection de bifurcations est effectuée par la recherche des composantes connexes sur la surface du parallélépipède. Après l'extraction de l'axe du vaisseau, les contours sont extraits (dans les plans perpendiculaires à l'axe) à l'aide d'un modèle elliptique. D'autres auteurs [105 - Lorenz *et al.*] [181 - Wang *et al.*] effectuent une extraction de contours 2D à l'aide de contours actifs.

[52 - Frangi *et al.*] [53 - Frangi *et al.*] [50 - Frangi] [201 - Young *et al.*] [199 - Yim *et al.*] [197 - Yim *et al.*] proposent l'utilisation d'un modèle de surface 3D initialisé à partir de l'axe extrait et d'une estimation du rayon du vaisseau le long de l'axe. Par exemple, dans [52 - Frangi *et al.*] [53 - Frangi *et al.*] [50 - Frangi] le modèle est initialisé comme un cylindre de diamètre égal à la distance entre l'axe du vaisseau (déformé) et le chemin géodésique sur la surface du vaisseau (obtenue par seuillage). Connaissant l'intensité du signal au centre du vaisseau, on calcule un seuil adaptatif, à 10% ou à 50% de la valeur de ce signal, suivant le type d'acquisition [78 - Hoogeveen *et al.*]. La surface déformable est alors attirée vers les points de frontière obtenus avec ce seuillage (Fig. 4.7). Bien qu'il s'agisse d'un modèle déformable de surface 3D, nous le citons ici, car les déformations (déplacements des sommets) sont limitées à la direction radiale, dans les plans perpendiculaires à l'axe. Cela veut dire qu'en dépit de leur représentation 3D, leur déformation se fait en 2D.

Une autre méthode située à la transition entre les modèles "axe + contours 2D" et les modèles déformables 3D, est celle de [91 - Krissian *et al.*] [89 - Krissian]. Les auteurs proposent une détection 3D de tous les contours de l'image, par l'intermédiaire d'iso-surfaces.

Il s'agit d'iso-surfaces de valeur zéro dans l'image des dérivées secondes de l'intensité dans la direction du gradient. Cette détection est suivie d'une sélection automatique de l'iso-surface englobant l'axe du vaisseau.

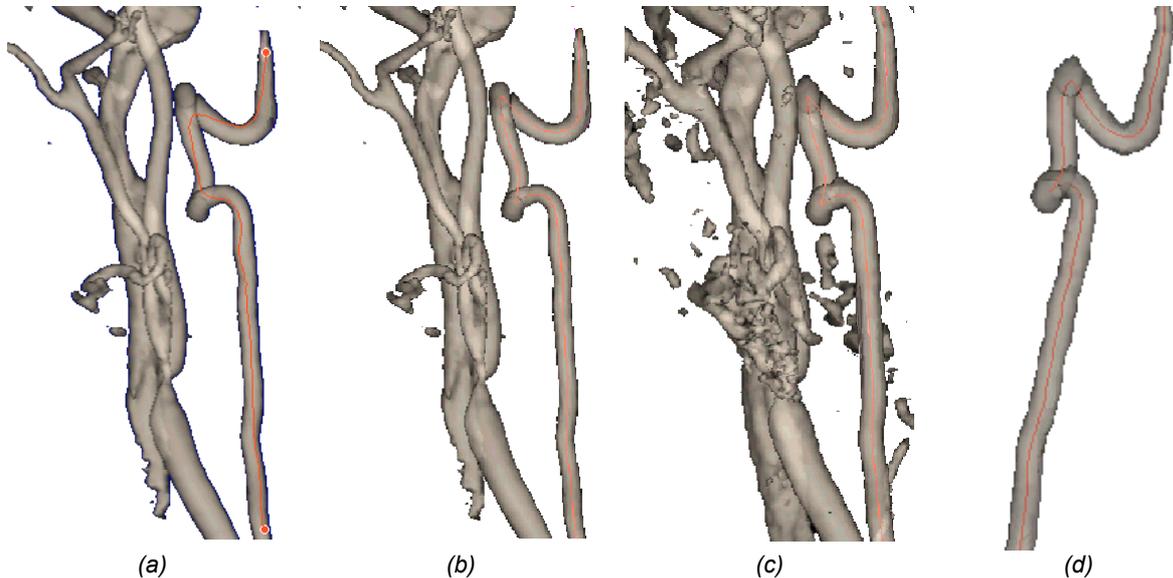


Figure 4.7 - Segmentation d'un vaisseau par un axe déformable associé à une surface déformable : a) rendu surfacique avec un seuil approché, deux points sélectionnés interactivement sur la surface du vaisseau et chemin géodésique reliant ces points, b) modèle déformable de l'axe, c) seuillage avec le seuil adaptatif calculé en fonction de l'intensité du signal au centre du vaisseau, d) vaisseau segmenté.

4.3.3. Modèles déformables 3D

Il existe un autre type de modèles déformables cylindriques, qui associent également axe et surface, mais dont la déformation n'est pas limitée aux plans 2D. Le couplage est fait par l'intermédiaire d'une contrainte axiale. Sous l'action de cette contrainte, la surface ne se déforme pas localement, mais elle fléchit avec l'axe [121 - Montagnat]. La figure 4.8 montre un exemple d'évolution d'un modèle avec contrainte axiale.

Les modèles purement tubulaires et ne s'adaptent pas aux structures ramifiées. On trouve dans la littérature, des modèles déformables 3D, capables de s'adapter à des ramifications. Pour ce faire, ils procèdent à des re-paramétrages, ce qui consiste à relâcher localement et temporairement certaines contraintes, typiquement la contrainte de lissage, pour permettre l'apparition de protubérances [119 - McInerney et Terzopoulos] [17 - Bulpitt] [18 - Bulpitt et Berry]. La croissance de ces protubérances permet alors de segmenter les différentes branches des structures ramifiées. Il s'agit ici de méthodes assez générales qui pourraient être adaptées à la spécificité des images vasculaires. Cette adaptation peut notamment bénéficier de la connaissance *a priori* de l'anatomie du territoire vasculaire étudié.

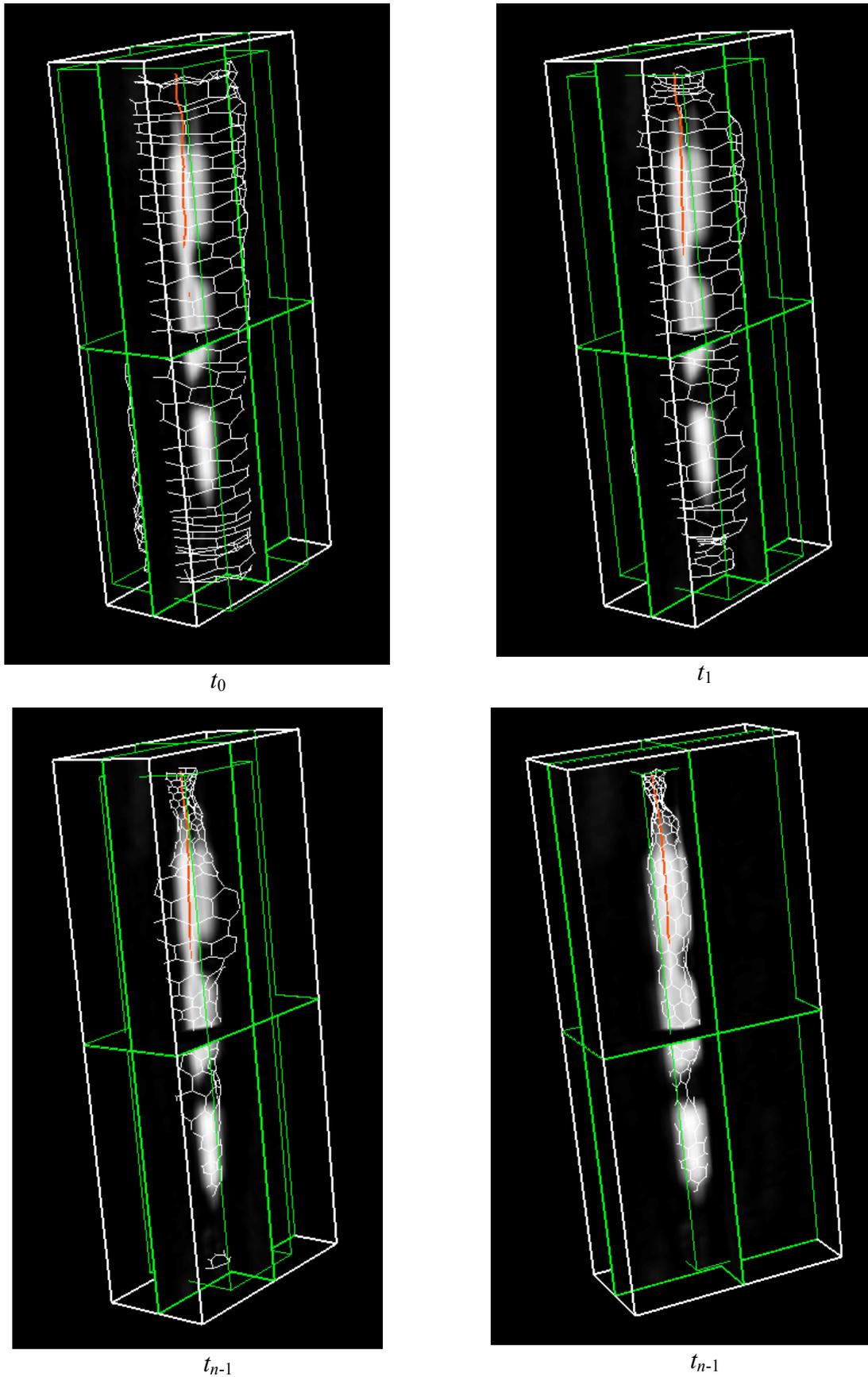


Figure 4.8 - Processus d'évolution d'un modèle déformable 3D avec contrainte axiale.

4.4. En résumé ...

Nous avons présenté dans ce chapitre un inventaire des techniques de rehaussement et de segmentation de structures vasculaires. La figure 4.9 montre un schéma synoptique de la manière dont nous avons classé et présenté ces différentes techniques, ainsi que l'approche que nous avons retenue pour le développement de notre propre méthode de segmentation qui sera expliquée en détail dans la troisième partie du manuscrit.

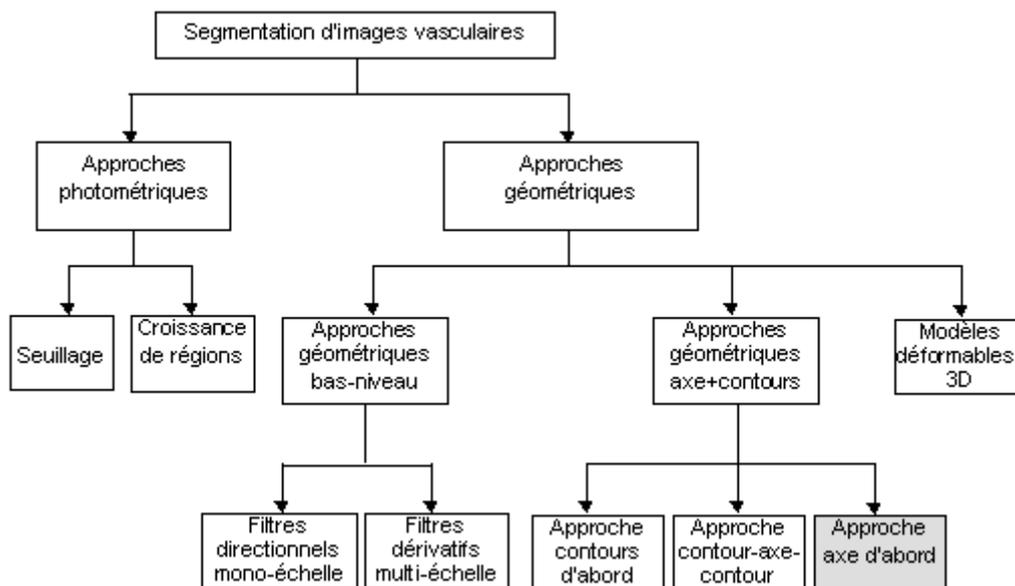


Figure 4.9 - Schéma synoptique des méthodes de segmentation d'images vasculaires présentées dans ce chapitre.

Conclusion

La segmentation d'images vasculaires 3D est un problème difficile qui demande la mise en œuvre de méthodes adaptées aux particularités de ces images. Le choix d'une méthode ou de l'enchaînement de traitements élémentaires, dépendra des informations dont on dispose *a priori* sur le contenu de l'image. Cette idée laisse entrevoir la faiblesse des méthodes purement photométriques, dont le traitement est fondé uniquement sur la comparaison des intensités des voxels voisins. Ces méthodes échouent généralement dès que l'intensité au sein du vaisseau varie de façon trop importante, entraînant par exemple une perte des vaisseaux peu contrastés.

Pour cette raison, nous nous sommes attachés à l'approche géométrique, où l'on s'intéresse à la répartition spatiale des intensités, caractérisant les formes présentes dans les images. Cette approche permet de prendre en compte la spécificité des formes vasculaires : allongées, cylindriques, ayant une orientation locale prédominante. La mise en œuvre de modèles déformables appropriés (contours actifs, surfaces actives ...), permet de réduire l'influence du bruit et de corriger les erreurs de détection de frontières là où les données sont incomplètes (contraste trop faible). De plus, l'utilisation de modèles géométriques donne accès à une description des formes segmentées, débouchant directement à des résultats quantitatifs : longueurs, diamètres, périmètres, aires...

Parmi les approches géométriques que nous avons présentées, nous nous sommes intéressés particulièrement aux méthodes "axe d'abord", qui font appel à la définition de critères d'appartenance des points de l'image aux structures vasculaires. La plupart des méthodes trouvées dans la littérature, classées dans cette catégorie, définissent le critère d'appartenance en fonction de dérivées partielles (matrice hessienne, matrice de Weingarten...). Par conséquent, elles doivent être sensibles au bruit de l'image en absence de lissage préalable. Or, le lissage, réalisé généralement dans ces méthodes par des filtres gaussiens, peut faire disparaître les petits vaisseaux et modifier la position des frontières des structures de plus grande taille.

Cependant, nous avons montré dans le chapitre 3, qu'il est aussi possible de caractériser la forme locale de la structure contenue dans l'image à l'aide de la matrice d'inertie, qui, étant fondée sur le calcul d'intégrales, est supposée être moins sensible au bruit et ne demande pas de filtrage préalable.

Une deuxième limitation des techniques présentées est leur temps d'exécution. En effet, le calcul de dérivées sur chaque point de l'image et ceci à plusieurs échelles est une tâche assez longue. C'est pour cela que [89 - Krissian] a proposé d'introduire une étape préliminaire consistant en la sélection de "points candidats".

Afin de surmonter ces deux limitations, nous avons décidé de nous démarquer des techniques existantes tout en nous inspirant d'elles. C'est ainsi que nous avons abouti à la conception d'une méthode d'extraction de lignes centrales des vaisseaux basée sur un modèle de squelette extensible dont la croissance est régie par l'analyse du tenseur d'inertie. Notre méthode sera présentée en détail dans la troisième partie du manuscrit.

Troisième partie

**EXTRACTION D'UN SEGMENT
VASCULAIRE SIMPLE**

Introduction

Comme nous l'avons exposé dans la deuxième partie, les images ARM sont difficiles à segmenter. Il s'agit de structures 3D à caractère filiforme, présentant des ramifications, des courbures et de fortes inhomogénéités spatiales de l'intensité (effet de volume partiel etc.), alors que les techniques de segmentation classiques s'intéressent plutôt à des régions homogènes de taille importante. Nous avons retenu comme conclusion de cette étude bibliographique, qu'il est nécessaire de prendre en compte la spécificité des vaisseaux et de modéliser les structures à extraire. Cette spécificité fait appel à des propriétés géométriques et densitométriques des structures vasculaires, aspects que nous avons essayé de mettre à profit dans les méthodes que nous avons développées.

Sous une perspective géométrique, nous considérons l'arborescence vasculaire comme étant constituée d'un ensemble de vaisseaux de forme allongée, de section circulaire et de diamètre très variable sur lequel peuvent s'ajouter des sténoses aux formes assez complexes. Les vaisseaux, eux mêmes, seront représentés par une succession de cylindres orientés (qui peuvent se chevaucher aux extrémités) et centrés sur l'axe du vaisseau.

D'un point de vue densitométrique, les vaisseaux sont considérés comme globalement homogènes, entourés par un fond à densité plus faible que la densité du vaisseau. Cette hypothèse d'intensité homogène des vaisseaux est cependant discutable, d'une part à cause de la propagation du produit de contraste pendant l'acquisition des images, et d'autre part du fait de sa dilution progressive dans le sang. Nous partons du principe que l'acquisition de la séquence d'images se fait en un temps assez court pour que la propagation de contraste puisse être négligée sur cette durée et nous supposons que la dilution de produit de contraste dans le sang s'effectue de façon instantanée et constante à la sortie du cathéter et qu'elle évolue peu par la suite. Cette hypothèse ne tient pas compte des variations de débit dues au battement cardiaque.

En partant de cette caractérisation et en suivant une décomposition naturelle et chronologique de la segmentation de structures vasculaires, nous avons divisé le travail en plusieurs étapes dans un ordre croissant de complexité. Cette complexité est liée

principalement à la notion de l'échelle à laquelle l'image est analysée. Il est plus simple de mettre en œuvre une approche mono-échelle qu'une approche multi-échelle. Cependant, l'application des méthodes mono-échelle se limite à une certaine taille de vaisseaux tandis que les techniques multi-échelle peuvent faire face à la variabilité de la taille des vaisseaux dans une image. De même, le traitement d'un segment vasculaire simple et de l'arbre vasculaire entier ne peuvent pas être placés au même niveau de difficulté. Certainement, il est plus naturel de résoudre d'abord la problématique de la segmentation d'un seul vaisseau avant de s'attaquer au réseau vasculaire complet.

Nous présentons dans cette troisième partie du manuscrit une méthode de segmentation conçue pour le traitement de segments vasculaires "simples" *i.e.* sans prise en compte des bifurcations. Cette méthode appartient à la famille d'approches "axe d'abord" (§4.3.2.3), et par conséquent comporte deux étapes : l'extraction de l'axe central du vaisseau (chapitre 5) et l'extraction des contours dans les plans localement perpendiculaires à l'axe (chapitre 6).

Chapitre 5

Extraction de l'axe central du vaisseau à l'aide d'un squelette extensible

L'extraction des lignes centrales des vaisseaux est une étape importante dans l'étude de ces structures. Bien que l'axe ne corresponde à aucune structure anatomique réelle, il constitue une information simplifiée du vaisseau qui permet, entre autres, de caractériser la topologie de l'arbre vasculaire et d'effectuer des mesures quantitatives telles que la longueur

curviligne du vaisseau ou le diamètre, l'aire etc. des sections orthogonales à l'axe. La méthode d'extraction de l'axe central du vaisseau proposée dans ce chapitre s'appuie sur un modèle de squelette extensible, dont la croissance est régie par l'analyse du tenseur d'inertie. Deux approches de la méthode sont présentées : mono-échelle et multi-échelle.

Notations

Dans ce chapitre, les notations suivantes seront utilisées :

<i>Notations générales et conventions :</i>	
$P(k)$	axe extensible à l'instant k ,
p_i	$i^{\text{ème}}$ nœud de l'axe,
$\mathbf{Q}_i = \langle \mathbf{x}_i, m_i, \mathbf{e}_i, \mathbf{v}_i, \sigma_i \rangle$	vecteur d'état associé à p_i ,
\mathbf{x}_i	position spatiale de p_i ,
m_i	densité de masse locale du vaisseau associée à p_i ,
\mathbf{e}_i	orientation locale du vaisseau en p_i ,
\mathbf{v}_i	vecteur vitesse associé à p_i ,
σ_i	échelle optimale de la cellule d'analyse associée à p_i , (correspond au rayon local du vaisseau estimé en p_i),
s_i	sens (signe) du déplacement de l'axe extensible,
\hat{p}_{i+1}	point prédit à l'instant $i+1$,
$\hat{\mathbf{x}}_{i+1}$	position spatiale de \hat{p}_{i+1} ,
<i>Notations concernant la modélisation de structures dans l'image :</i>	
M	masse de la structure,
R	rayon du vaisseau,
ρ	densité de masse (intensité) moyenne à l'intérieur du vaisseau,
$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$	valeurs propres de la matrice d'inertie de la structure. Par convention, $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$,
$\sigma \in \mathbb{R}$	échelle courante d'analyse (<i>i.e.</i> le rayon de la cellule),
$h = 2\sigma$	diamètre de la cellule,
<i>Notations concernant l'approche multi-échelle :</i>	
$f(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$	fonction image, position du centre de la cellule d'analyse,
$\{\lambda_i : i = 1, 2, 3\}$	les valeurs propres de la matrice d'inertie de la cellule telles que $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$,
$\sigma_{opt}(f, \mathbf{x})$	échelle optimale pour une cellule centrée en \mathbf{x} ,
$\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{i+1}$	position initiale du point prédit,
$\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j$	position du point prédit après son $j^{\text{ème}}$ déplacement,
J_{opt}	nombre d'itérations effectuées pour trouver la position optimale de la cellule,
ξ_i	rapport entre la plus petite et la plus grande valeur propre de la matrice d'inertie calculée dans la cellule de prédiction,

<i>Paramètres intervenant dans le modèle de squelette extensible * :</i>	
μ	coefficient pondérateur de l'amplitude du déplacement de p_i dans l'étape de prédiction de \hat{p}_{i+1} ,
η	coefficient pondérateur de la force d'attraction exercée par le centre de gravité local,
κ	coefficient pondérateur de la force d'attraction exercée par le point d'intensité locale maximale,
α_a	coefficient pondérateur de la force de tension,
β_a	coefficient pondérateur de la force de flexion,
δ	rapport entre le rayon de la cellule de prédiction est le rayon de la cellule optimale,

<i>Paramètres intervenant dans les fonctions de caractérisation de la forme contenue dans la cellule d'analyse * :</i>	
a	coefficient pondérateur du degré de sélectivité de la fonction ψ ,
b	coefficient pondérateur du degré de sélectivité de la fonction ω ,
γ	seuil utilisé dans la définition du critère de reconnaissance de forme sphérique,
ε	seuil utilisé dans la définition du critère de centrage de la cellule d'analyse

* Les valeurs de ces paramètres ont été fixées expérimentalement. En particulier, les valeurs des paramètres μ , η , κ , α_a , β_a ont été réglées lors d'une étape de calibrage préalable à la validation pré-clinique de la méthode (cf. quatrième partie du manuscrit). Dans ce chapitre nous nous limitons à expliquer leur usage sans préciser les valeurs.

5.1. Introduction

L'extraction de l'axe central du vaisseau est réalisée à l'aide d'un squelette extensible. La notion de squelette extensible est inspirée du système de particules proposé par [2 - Angella *et al.*]. L'extraction est basée sur une stratégie de suivi, qui démarre sur un point appartenant au vaisseau et qui estime successivement les nouveaux points de l'axe (*i.e.* à chaque instant, un nouveau point est ajouté au modèle). La génération de points est un processus qui comporte deux étapes. Premièrement, une étape de *prédiction* dans laquelle la position du nouveau point est obtenue, basée sur l'orientation locale du vaisseau au point courant (dernier point ajouté à l'axe). Cette position est alors soumise à une correction sous l'influence de forces issues de l'image et de contraintes de forme de l'axe, ce qui constitue l'étape d'*estimation*. Le nouveau point corrigé est pris comme point de départ pour l'itération suivante et le processus est réitéré jusqu'aux extrémités du volume d'intérêt interactivement choisi. Le résultat de cet algorithme est une série de points discrets qui définissent l'axe du vaisseau. Ces points sont interpolés à l'aide d'une courbe B-spline afin de permettre un rééchantillonnage quelconque de l'axe.

Le calcul de l'orientation locale du vaisseau ainsi que des forces issues de l'image est fondé sur l'analyse de moments (centre de gravité ainsi que valeurs et vecteurs propres de la matrice d'inertie) dans un voisinage autour du point courant. Ce voisinage est déterminé par une *cellule* sphérique qui est associée à la notion d'opérateur ou de fonction d'ouverture utilisée pour l'analyse de l'image (§3.1). Une utilisation similaire d'une cellule parallélépipédique, appelée par l'auteur *espace de recherche* est faite dans [46 - Flasque]. La taille de cette cellule peut être fixée une fois pour toutes, pendant la phase d'initialisation du squelette ou elle peut s'adapter à la taille locale du vaisseau pendant le processus de génération. Le premier cas correspond à une approche mono-échelle, tandis que le deuxième s'inscrit dans un cadre multi-échelle.

Dans ce chapitre nous allons décrire le modèle du squelette extensible qui est utilisé aussi bien pour l'approche mono-échelle que pour l'approche multi-échelle. Ensuite, nous allons présenter ces deux approches, chacune comportant les étapes de *prédiction* et d'*estimation*. Enfin, nous montrerons le scénario d'interaction 3D utilisé notamment pour l'initialisation du modèle (sélection interactive d'un volume d'intérêt et d'un point de départ) et la visualisation des résultats.

5.2. Modèle du squelette extensible

L'axe est défini comme un ensemble fini P dont les éléments sont des nœuds notés p_i . Le nombre d'éléments de P , évolue au cours du temps t . Un échantillonnage de t par $t_k = k \cdot \Delta t$, avec Δt pas élémentaire, conduit à formuler P comme :

$$P(k) = \{p_i \mid i \in [1; k]\} \quad (5.1)$$

Un nœud p_i est caractérisé par un vecteur d'état \mathbf{Q}_i :

$$\mathbf{Q}_i = \langle \mathbf{x}_i, m_i, \mathbf{e}_i, \mathbf{v}_i, \sigma_i \rangle \quad (5.2)$$

où :

- $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^3$ est le vecteur position de p_i .
- m_i est la masse locale du vaisseau associée à p_i .
- $\mathbf{e}_i \in \mathbb{R}^3$ est l'orientation locale en p_i .
- $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^3$ est le vecteur vitesse (ou vecteur déplacement) associé à p_i , ce qui en notation discrète s'écrit sous la forme : $\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i-1}$.
- $\sigma_i \in \mathbb{R}$ est l'échelle optimale de la cellule d'analyse associée à p_i qui correspond au rayon local du vaisseau estimé en p_i .

5.3. Approche mono-échelle [68 - Hernández-Hoyos et al.]

Dans l'approche mono-échelle, la cellule sphérique qui détermine la région de l'image à analyser autour d'un point du vaisseau, a une taille constante, déterminée dans la phase d'initialisation de l'algorithme. Cela veut dire que l'analyse des attributs de région (i.e. valeurs et vecteurs propres de la matrice d'inertie) est toujours effectuée à une même échelle quelle que soit la taille du vaisseau. Il est alors nécessaire que la cellule soit suffisamment grande par rapport au diamètre du segment vasculaire présent dans la région (Fig. 5.1).

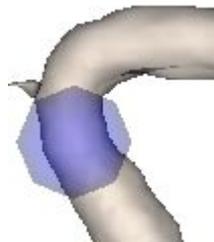


Figure 5.1 - Cellule sphérique utilisée pour l'analyse des attributs de région

5.3.1. Méthode

Le modèle extensible peut être vu comme une tête (l'extrémité courante de l'axe) qui avance tout en tirant derrière elle un long cou (Fig. 5.2). Pour l'extrémité courante, on estime l'orientation locale calculée pour une cellule centrée sur cette extrémité. On étire alors l'axe dans cette direction, ce qui constitue l'étape de *prédiction*. Ensuite, lors de l'étape d'*estimation*, une correction est appliquée afin de tenir compte de la tortuosité des vaisseaux.

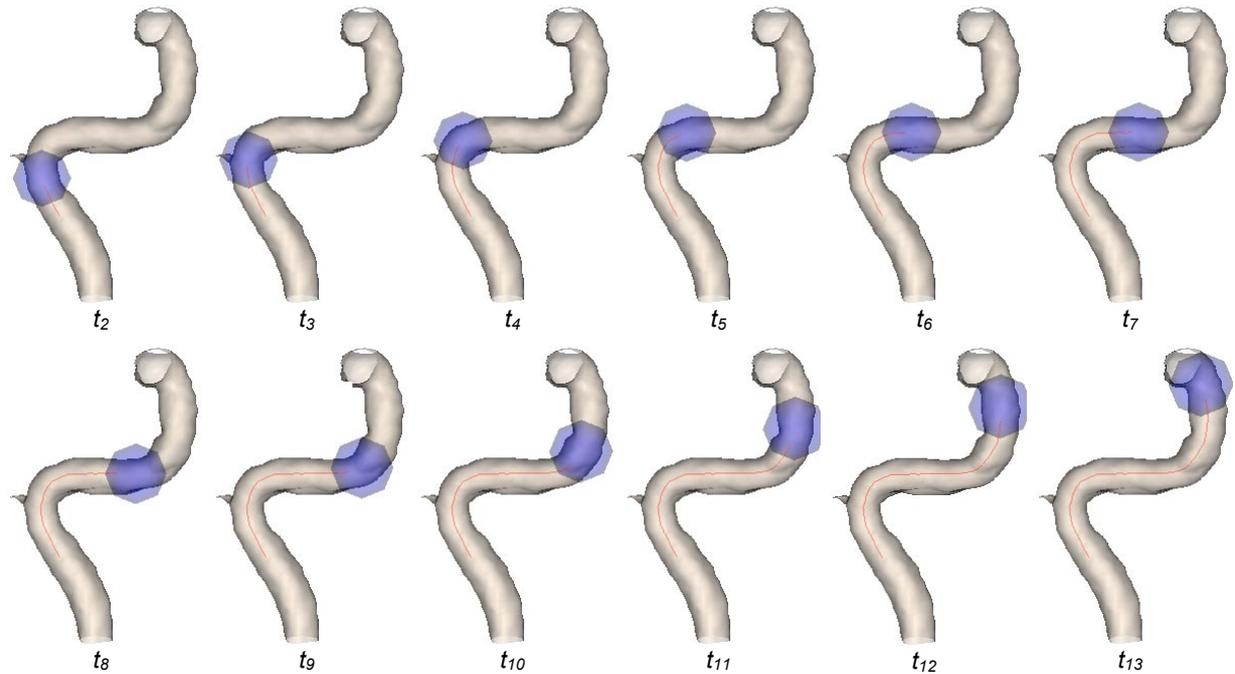


Figure 5.2 -Evolution de l'axe extensible en fonction du temps

5.3.1.1. Prédiction

Désormais, sauf dans les cas où cela pourrait porter à confusion, nous utiliserons de manière interchangeable les termes nœud et point.

Soit p_i le dernier point ajouté à l'axe (*point courant*) à l'instant t_i , la position du nouveau point est prédite en appliquant un déplacement à "vitesse constante" de p_i le long de l'orientation locale du vaisseau. L'orientation locale est estimée par minimisation des moments d'inertie calculés dans la cellule centrée sur le *point courant*. Rappelons (§3.2.1.2) que pour un axe χ passant par le centre de gravité, le moment d'inertie de la cellule peut être exprimé comme :

$$I_{\chi} = \mathbf{e}_{\chi}^T \mathbf{I} \mathbf{e}_{\chi} \quad (5.3)$$

où \mathbf{e}_{χ} est le vecteur unitaire correspondant à χ et \mathbf{I} est la matrice d'inertie définie par rapport à un système de coordonnées dont l'origine est le centre de gravité de la cellule.

L'orientation locale du vaisseau correspond à celle de l'axe χ pour lequel I_χ est minimal. Celui-ci est déterminé par le vecteur propre \mathbf{e}_i associé à la plus petite valeur propre de la matrice d'inertie \mathbf{I} . Cependant, pour prédire la position du point suivant, nous avons besoin non seulement de l'orientation fournie par le vecteur \mathbf{e}_i , mais aussi du sens de déplacement qui doit se faire en continuité par rapport au déplacement courant (\mathbf{v}_i). Ce sens est donné par le signe s_i calculé comme suit :

$$s_i = \text{sign} \left(\frac{\mathbf{e}_i \cdot \mathbf{v}_i}{|\mathbf{e}_i| |\mathbf{v}_i|} \right) \tag{5.4}$$

De plus l'amplitude du mouvement est contrôlée par le coefficient μ . Ainsi, le vecteur position du nouveau point prédit \hat{p}_{i+1} est défini par :

$$\hat{\mathbf{x}}_{i+1} = \mathbf{x}_i + \mu s_i \mathbf{e}_i \tag{5.5}$$

5.3.1.2. Estimation

L'approche inertielle constitue un mécanisme simple et efficace pour l'extraction automatique de l'axe de structures vasculaires peu complexes. Elle est très robuste par rapport au bruit présent dans l'image et donne des résultats satisfaisants même sur des petits vaisseaux. Cependant, il a été constaté qu'un critère basé exclusivement sur l'axe principal d'inertie peut générer un axe erroné dans le cas de bifurcations ou de courbures significatives (Fig. 5.3 et 5.4) [129 - Nazarian *et al.*]. Par conséquent, la position prédite du nouveau point nécessite parfois d'être corrigée.

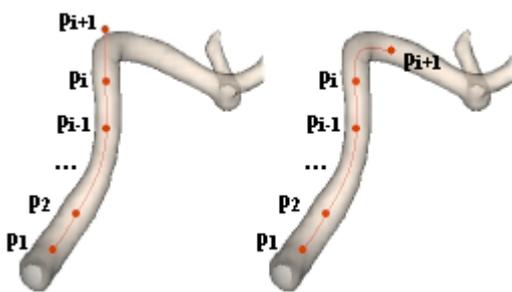


Figure 5.3 – Prédiction (gauche) et correction (droite) d'un nouveau point de l'axe dans le cas d'une courbure significative

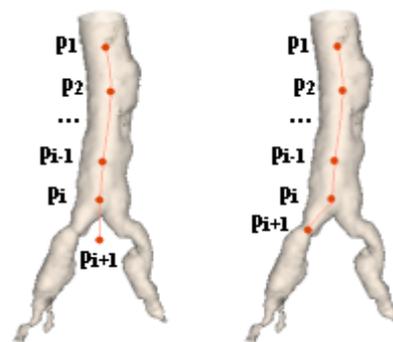


Figure 5.4 - Prédiction (gauche) et correction (droite) d'un nouveau point de l'axe dans le cas d'une bifurcation

Nous proposons donc d'estimer la position définitive du nouveau point en ajoutant une correction à la position prédite $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}$. Pour ce faire, le point \hat{p}_{i+1} est soumis à deux types de forces élémentaires : externes et internes.

Les forces externes sont utilisées pour attirer le point vers une position supposée appartenir à la ligne centrale du vaisseau ou du moins très proche de celle-ci. La valeur maximale du signal MR étant par hypothèse sur l'axe du vaisseau, nous proposons deux forces externes, qui attirent le point prédit vers le point d'intensité maximale et vers le centre de gravité d'une cellule centrée en $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}$ respectivement. Le déplacement total dû à ces forces est défini comme:

$$\Delta_{i+1}^{\text{ext}} = \Delta_{i+1}^{\text{gc}} + \Delta_{i+1}^{\text{max}} \quad (5.6)$$

où :

- $\Delta_{i+1}^{\text{gc}} = -\eta(\mathbf{x}_{i+1}^{\text{gc}} - \hat{\mathbf{x}}_{i+1})$ est le déplacement dû à la force d'attraction exercée par le centre de gravité local $\mathbf{x}_{i+1}^{\text{gc}}$, pondéré par un coefficient η . (5.7)

- $\Delta_{i+1}^{\text{max}} = -\kappa(\mathbf{x}_{i+1}^{\text{max}} - \hat{\mathbf{x}}_{i+1})$ est le déplacement dû à la force d'attraction exercée par le point d'intensité locale maximale $\mathbf{x}_{i+1}^{\text{max}}$ contrôlé par un coefficient κ . (5.8)

Les forces internes sont employées pour imposer des contraintes de lissage et de continuité, afin de limiter les oscillations et de réduire la sensibilité au bruit. Ces forces fournissent les contraintes internes sur les dérivées discrètes de premier et de deuxième ordre et agissent comme les termes de régularisation utilisés dans la formulation de l'énergie interne d'un contour actif classique [85 - Kass *et al.*].

L'expression du déplacement total dû aux forces internes est :

$$\Delta_{i+1}^{\text{int}} = -\alpha_a(\hat{\mathbf{x}}_{i+1} - \mathbf{x}_i) - \beta_a(\mathbf{x}_{i-1} - 2\mathbf{x}_i + \hat{\mathbf{x}}_{i+1}) \quad (5.9)$$

Deux coefficients régissent les caractéristiques de l'axe: α_a contrôle son élasticité et β_a contrôle sa flexibilité. En tenant compte les équations (5.6) et (5.9), la position corrigée du nouveau point est :

$$\mathbf{x}_{i+1} = \hat{\mathbf{x}}_{i+1} + \Delta_{i+1}^{\text{ext}} + \Delta_{i+1}^{\text{int}} \quad (5.10)$$

5.3.1.3. Estimation du diamètre local en fonction de l'inertie

Nous proposons une modélisation des structures vasculaires qui comporte deux aspects principaux. D'une part, les vaisseaux sont représentés par une succession de cylindres orientés et d'autre part, ceux-ci sont considérés d'intensité globalement homogène, entourés par un fond à densité plus faible que celle du vaisseau. En tenant compte de cette modélisation, nous avons adopté une représentation simplifiée de la structure locale de l'image contenue dans la cellule par l'intermédiaire d'un cylindre plein de masse homogène (Fig. 5.5). Cette

représentation nous permet de mieux comprendre le lien entre les valeurs propres de la matrice d'inertie et la structure locale de l'image afin de définir une expression pour estimer le diamètre local du vaisseau en fonction de l'inertie. L'intérêt d'une telle estimation est double. D'une part cela permet de localiser rapidement, sans segmentation, les endroits présentant des anomalies (changements locaux de diamètre) et d'y attirer l'attention du clinicien. D'autre part, un cercle de diamètre ainsi estimé peut être une bonne initialisation pour un processus d'extraction des bords du vaisseau.

La cellule utilisée pour le calcul des moments a une forme sphérique. De ce fait, elle englobe non seulement le segment du vaisseau mais aussi une partie du fond de l'image (Fig. 5.5 (a)). Cependant, le choix d'une représentation cylindrique est justifié par le fait que le fond de l'image possède une intensité beaucoup plus faible que celle du vaisseau et pour cette raison, dans le but de la modélisation, la contribution des voxels appartenant au fond peut être négligée (Fig. 5.5 (b)), et les seuls points du volume qui contribuent au calcul des moments sont les voxels appartenant au cylindre (Fig. 5.5 (c)).

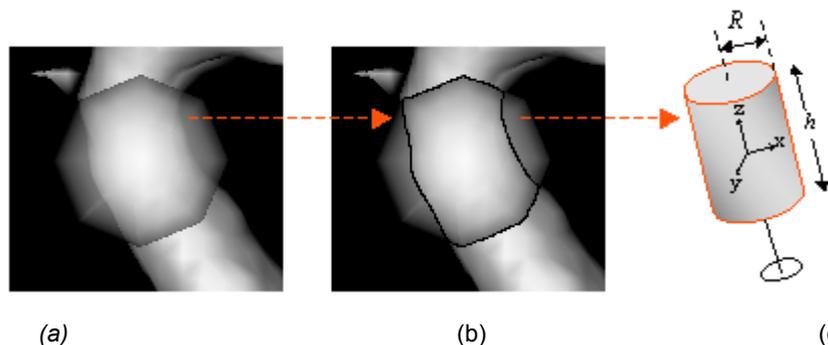


Figure 5.5 - Représentation cylindrique d'un segment de vaisseau. (a) La cellule sphérique englobe un segment du vaisseau mais aussi une partie du fond de l'image. (b) Le fond ayant une intensité beaucoup plus faible que celle du vaisseau, sa contribution est négligée

Considérons le cylindre de la Fig. 5.5 avec une distribution de masse uniforme de densité ρ , dont les axes principaux d'inertie correspondent aux axes du système de coordonnées O_{xyz} . Rappelons que l'analyse de moments, dans notre contexte, s'appuie sur une équivalence entre la densité de masse et l'intensité moyenne de la région dans l'image (§3.1.1.1). D'après leur définition, les moments d'inertie par rapport aux axes O_x , O_y et O_z sont :

$$I_{xx} = \rho \int (y^2 + z^2) dx dy dz \quad I_{yy} = \rho \int (z^2 + x^2) dx dy dz \quad I_{zz} = \rho \int (x^2 + y^2) dx dy dz \quad (5.11)$$

soit encore, en coordonnées cylindriques ($x = r \cos \varphi$, $y = r \sin \varphi$, $0 \leq r \leq R$, $0 \leq \varphi \leq 2\pi$, $0 \leq z \leq h$) :

$$\begin{aligned}
I_{xx} &= \rho \int_0^h \int_0^{2\pi} \int_0^R (r^2 \sin^2 \varphi + z^2) r dr d\varphi dz & I_{yy} &= \rho \int_0^h \int_0^{2\pi} \int_0^R (z^2 + r^2 \cos^2 \varphi) r dr d\varphi dz \\
I_{zz} &= \rho \int_0^h \int_0^{2\pi} \int_0^R r^2 r dr d\varphi dz & &
\end{aligned} \tag{5.12}$$

En calculant ces intégrales et en tenant compte du fait que la masse du cylindre est :

$$M = \rho \pi R^2 h \tag{5.13}$$

nous obtenons :

$$I_{xx} = I_{yy} = \frac{1}{4} MR^2 + \frac{1}{12} Mh^2 \text{ et } I_{zz} = MR^2 \tag{5.14}$$

Ce développement fournit des résultats intéressants. Premièrement, nous pouvons constater l'égalité des valeurs des moments d'inertie par rapport aux axes orthogonaux à l'axe de révolution du cylindre. En plus, nous pouvons en déduire une expression pour estimer le rayon du cylindre à partir du moment d'inertie par rapport à l'axe de révolution :

$$R = \sqrt{\frac{2I_{zz}}{M}} \tag{5.15}$$

La valeur ainsi estimée nous donne une idée de la géométrie locale du vaisseau, sans pour autant avoir extrait ses contours, donc sans avoir accès à sa forme exacte. Cette approximation est proche de la réalité si les conditions suivantes sont satisfaites : 1) le vaisseau a une section circulaire, 2) le fond présente une intensité négligeable par rapport à l'intensité du vaisseau, 3) le segment vasculaire contenu dans la cellule est rectiligne et 4) la cellule est nettement plus grande que le diamètre du vaisseau, pour que l'on puisse négliger la forme "arrondie" des extrémités du cylindre contenu dans la cellule. La première hypothèse est valable pour les vaisseaux sains, mais n'englobe pas le cas des anomalies vasculaires. La deuxième hypothèse s'applique dans le cas des images ARM soustraites dans lesquelles les tissus non-vasculaires ont été éliminés (§2.2.1.2). Les contraintes 3 et 4 sont contradictoires dans le cas des vaisseaux tortueux. Cependant, nous donnons plus d'importance à la contrainte 3 qui détermine également la précision de l'estimation d'orientation qui est essentielle pour le suivi de l'axe.

5.3.2. Résultats et limitations

D'après une évaluation visuelle, la méthode d'extraction de l'axe donne des résultats satisfaisants à condition que la cellule qui détermine la région du vaisseau à analyser, englobe localement le vaisseau. Le calcul de l'axe est assez précis, aussi bien pour les gros vaisseaux

que pour les petits vaisseaux de faible intensité. La ligne centrale extraite suit correctement le vaisseau et reste à l'intérieur de celui-ci même en présence de sténoses sévères (Fig. 5.6).

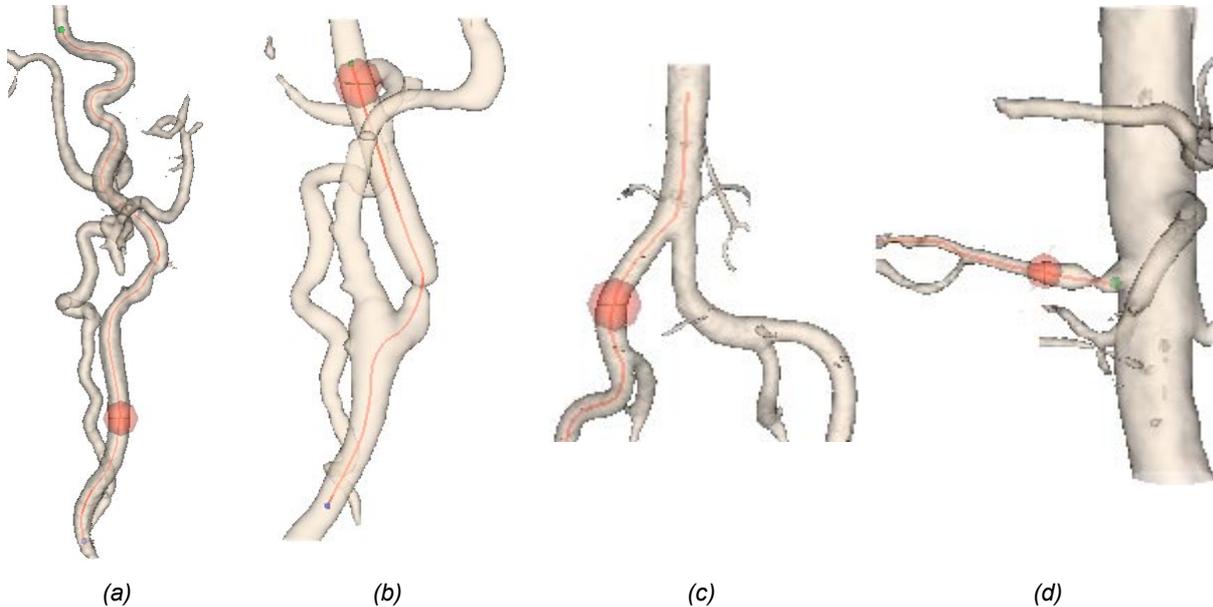


Figure 5.6 – (a) Axe central d'une artère carotide interne. (b) Sténose sur la carotide interne. (c) Axe central de l'aorte et d'une artère iliaque. (d) Axe central d'une artère rénale. La sphère correspond à la cellule placée sur le point de départ.

La limitation majeure de cette approche mono-échelle est l'influence de la taille de la cellule sur l'estimation de l'axe central. La cellule ne peut pas être plus petite que le diamètre local du vaisseau. Sinon, étant entièrement incluse dans le vaisseau où l'intensité est approximativement homogène, elle ne permet pas de déterminer une orientation privilégiée significative. Il paraît donc logique de fixer la taille de la cellule à une valeur supérieure au plus grand diamètre rencontré le long du segment vasculaire considéré. Cependant, le diamètre d'un vaisseau, surtout pathologique, peut fortement varier. Comme nous l'avons expliqué plus haut, la taille de la cellule doit être suffisamment petite, pour que la partie du vaisseau contenue dans la cellule soit approximativement rectiligne. Cette contrainte est nécessaire non seulement pour une estimation correcte du diamètre local, mais surtout pour que l'orientation estimée au sein de la cellule soit représentative pour le point considéré de l'axe. Prenons l'exemple d'un vaisseau fortement incurvé, ayant localement la forme de la lettre U (Fig. 5.7). Considérons un point prédit situé près de la plus forte courbure. Si la cellule placée en ce point est trop grande, son centre de gravité sera situé en dehors du vaisseau, à l'intérieur du U (Fig. 5.7 (a)), et l'orientation principale estimée sera parallèle aux branches du U, donc perpendiculaire à l'orientation locale de l'axe (Fig. 5.7 (b)).

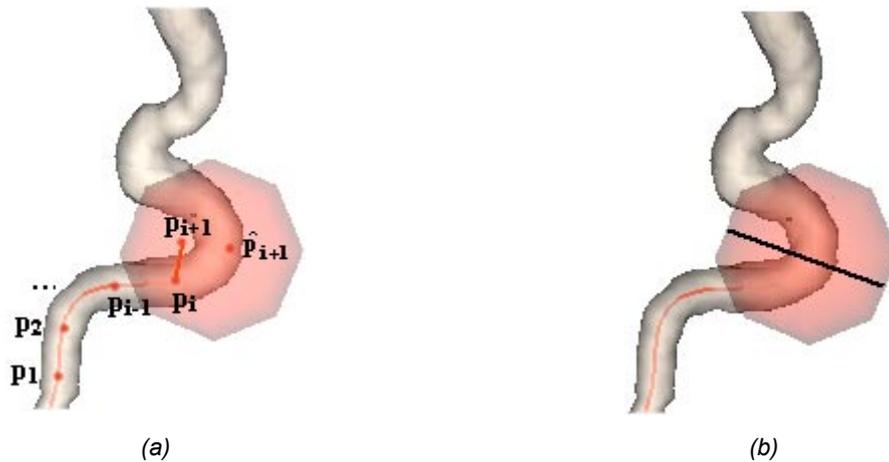
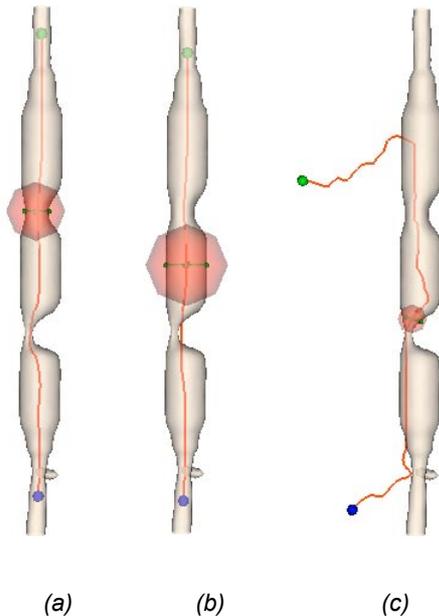


Figure 5.7 – Cellule trop grande par rapport à la taille locale du vaisseau (a) Nouveau point de l'axe en dehors du vaisseau. (b) Orientation principale détectée perpendiculaire à l'orientation locale réelle du vaisseau.

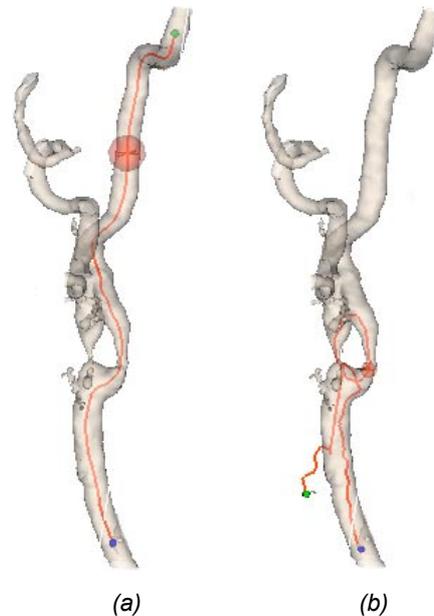
Une taille de cellule fixée en fonction du diamètre maximum peut donc être inadaptée là où le diamètre diminue, et réciproquement. De plus, les diamètres ne sont pas connus à l'avance. Or, pour une application dans la pratique clinique, il est souhaitable que les paramètres sensibles tels que la taille de la cellule soient fixés à l'avance ou adaptés automatiquement. Ainsi, comme nous l'expliquerons plus loin (§5.5), la taille de la cellule est définie en fonction de la taille locale du vaisseau sur le point de départ. Ce point est choisi manuellement, ce qui veut dire que le résultat final dépend de l'initialisation. Les figures 5.8 et 5.9 illustrent cet aspect, sur l'image d'un fantôme et une image réelle respectivement.

Si l'algorithme est initialisé sur un segment assez gros par rapport aux autres sections du vaisseau, la cellule aura une taille suffisamment grande pour englober le vaisseau tout le long de son parcours. Dans ce cas, le problème de la taille fixe de la cellule se pose sur les parties minces, présentant soit une sténose excentrique courte (Fig. 5.8 (b)), soit une forte courbure comme nous l'avons discuté plus haut.

Si au contraire, la cellule est initialisée sur une région étroite (par exemple une branche secondaire de l'arbre vasculaire ou un segment pathologique), elle aura une taille trop petite pour contenir un segment plus gros (par exemple la branche principale ou un segment sain). Dans ce cas, le calcul de l'orientation locale basé sur les moments d'inertie n'est plus valable. La cellule se trouvera à l'intérieur du vaisseau et la structure locale de l'image correspondra à une sphère et non pas à un cylindre. Par conséquent, il n'y aura pas d'orientation locale privilégiée car la sphère est isotrope et l'extension de l'axe échouera (Fig. 5.8 (c) et 5.9 (b)).



(a) (b) (c)
 Figure 5.8 – Extraction de l'axe central d'un fantôme de sténose artérielle avec trois cellules de tailles différentes. La sphère correspond à la cellule placée sur le point de départ. La grande taille de la cellule dans le cas (b) fait que son centre de gravité se trouve localement en dehors du vaisseau et par conséquent l'axe aussi.



(a) (b)
 Figure 5.9 – Extraction de l'axe central d'une artère carotide interne avec deux cellules de taille différente. (a) Cellule adaptée = axe correct. (b) Cellule trop petite = axe erroné. La sphère correspond à la cellule placée sur le point de départ.

Le cas de la Fig. 5.8 mérite cependant une discussion. Dans un premier temps, nous aurions tendance à affirmer que le premier axe extrait (Fig. 5.8 (a)) est correct tandis que le deuxième est erroné (Fig. 5.8 (b)) car il sort du vaisseau au niveau de la sténose. Cependant, il est possible de justifier que dans certains cas l'axe devrait se trouver en dehors de la lumière réelle du vaisseau. En effet, dans les images ARM, seulement la lumière du vaisseau, correspondant au sang circulant, est imagée. Par conséquent, l'axe du vaisseau extrait par notre algorithme est en fait la ligne centrale de cette lumière. Cela ne pose aucun problème dans l'analyse de vaisseaux sains, car la ligne centrale du vaisseau coïncide avec la ligne centrale de la lumière. Au contraire, dans le cas de vaisseaux pathologiques présentant des sténoses sévères ou extrêmement excentriques, une question se pose : quelle courbe devrait être détectée comme ligne centrale du vaisseau afin de générer des plans perpendiculaires optimaux? Deux réponses sont possibles: l'axe du vaisseau peut être centré sur la lumière ou il peut être équidistant de la surface extérieure du vaisseau. Nous discuterons le pour et le contre de chaque approche. L'axe du vaisseau centré sur la lumière indique le parcours réel du flux sanguin. Il peut être employé pour guider une exploration endoscopique virtuelle du vaisseau. Cependant, un tel axe présente des courbures significatives dans les régions adjacentes au segment sténosé. En conséquence, les sections transversales dans ces régions

peuvent être incorrectes (fig. 5.10 (a)) : elles ne sont pas perpendiculaires au vaisseau mais obliques et la forme correspondante de la lumière est elliptique. Avec un axe du vaisseau équidistant de la surface extérieure du vaisseau (Fig. 5.10 (b)), le problème des sections transversales obliques peut être évité. Un tel axe semble également plus approprié pour effectuer des mesures de longueur dans la planification préopérative de prothèses endovasculaires. Cependant, il ne peut pas être employé pour guider une exploration endoscopique virtuelle du vaisseau.

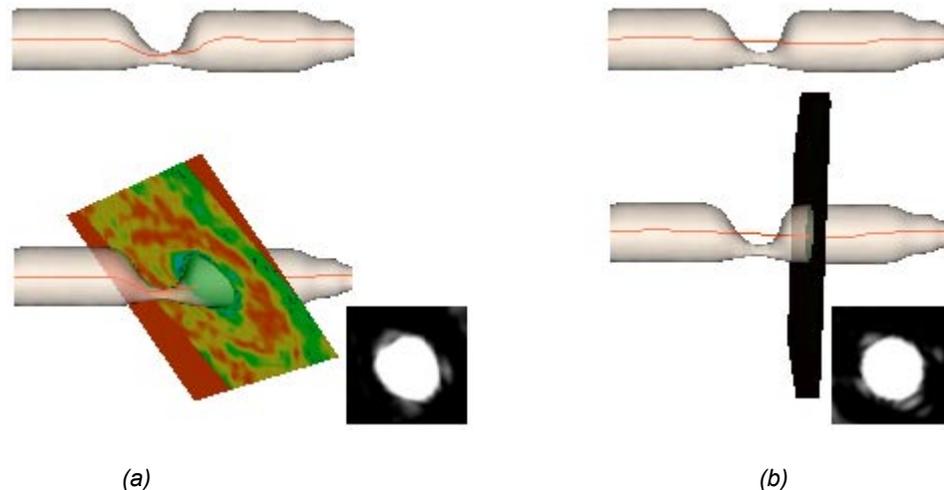


Figure 5.10 – Ligne centrale d'un vaisseau pathologique. (a) Axe du vaisseau centré sur la lumière vasculaire. (b) Axe de vaisseau équidistant de la surface externe réelle du vaisseau.

5.4. Approche multi-échelle

Un des principaux défis du traitement des images vasculaires est de pouvoir rehausser ou segmenter des vaisseaux de tailles diverses. Une manière de tenir compte de cette variabilité est d'appliquer une analyse multi-échelle qui permet de détecter des structures de tailles différentes selon l'échelle à laquelle elles donnent une réponse maximale.

La méthode d'extraction de l'axe central basée sur l'analyse de moments, en tant que méthode fondée sur des calculs intégratifs, présente l'intérêt de donner des résultats corrects même en présence de bruit. Cependant, comme nous l'avons montré dans le paragraphe précédent (§5.3.2), son implémentation dans une approche mono-échelle limite la détection de structures vasculaires à celles qui possèdent un diamètre de l'ordre de la moitié du diamètre de la cellule. Afin de surmonter cette limitation, nous proposons une extension de cette méthode vers une implémentation multi-échelle.

Dans ce contexte, la notion d'échelle fait référence à la taille de la cellule sphérique. L'objectif de notre approche multi-échelle est donc de trouver, parmi plusieurs échelles, celle qui s'adapte le mieux à la taille locale du vaisseau. Dans cette analyse multi-échelle, il faut

envisager qu'à certaines échelles le diamètre de la cellule peut être plus petit que le diamètre du vaisseau. Par conséquent, la structure locale de l'image contenue dans la cellule ne peut pas être toujours modélisée par un cylindre comme nous l'avons fait dans l'approche mono-échelle. Par exemple, si la cellule se trouve à l'intérieur du vaisseau, la structure locale de l'image sera mieux représentée par une sphère.

Avant de décrire la méthode proprement dite nous allons modéliser quelques structures présentes dans une image vasculaire qui peuvent être contenues dans une cellule sphérique suivant sa taille et sa position par rapport au vaisseau. Ceci dans le but de comprendre le lien entre la taille et la position de la cellule et les valeurs des moments (masse, centre de gravité et valeurs propres de la matrice d'inertie) qui permettent de détecter ou de caractériser une structure locale.

5.4.1. Différents modèles de structures présentes dans une image vasculaire

L'introduction de différents modèles des structures locales de l'image contenues dans une cellule sphérique donne un cadre mathématique pour comprendre et améliorer les méthodes d'identification et d'extraction de telles structures. Dans ce paragraphe, nous présentons quelques modèles qui ont été employés pour calculer les caractéristiques de la matrice d'inertie calculée sur des points proches du centre du vaisseau à différentes échelles. Cette modélisation poursuit quatre objectifs principaux :

1. Définir un mécanisme de sélection automatique de l'échelle optimale, à savoir celle qui s'adapte le mieux à la taille locale du vaisseau.
2. Spécifier un critère d'appartenance du centre de la cellule à l'axe du vaisseau afin de proposer un algorithme pour centrer la cellule.
3. Définir une méthode d'estimation de l'orientation locale du vaisseau en fonction de sa forme locale.
4. Déterminer des "gabarits" basés sur les valeurs propres de la matrice d'inertie, pour la reconnaissance de formes locales, en particulier de pathologies vasculaires et de bifurcations.

Dans le but de la modélisation, chaque structure est représentée par un solide plein de masse homogène placé dans un système de coordonnées dont les axes coïncident avec les trois axes principaux d'inertie du solide. Rappelons que dans ce cas, les produits d'inertie sont nuls ($I_{xy} = I_{yz} = I_{zx} = 0$) et par conséquent, les valeurs propres de la matrice d'inertie correspondent aux moments d'inertie par rapport aux axes du repère.

Pour chaque modèle nous illustrons la structure locale correspondante dans l'image, dont nous calculons la masse et la matrice d'inertie.

5.4.1.1. Modèles de segments vasculaires simples normaux

Par définition, un segment vasculaire simple (sans bifurcations) et normal (non pathologique) a une forme cylindrique et sa section est parfaitement circulaire.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, suivant la taille et la position de la cellule utilisée pour l'analyse de la région, nous allons détecter des structures locales différentes. Dans le cas d'un vaisseau normal, nous pouvons retrouver les structures suivantes :

- Sphère : si la cellule se trouve complètement à l'intérieur du vaisseau.
- Demi-sphère : lorsque la cellule est centrée sur la surface du vaisseau ou proche de celle-ci.
- Cylindre circulaire : lorsque la cellule est centrée sur un point appartenant à l'axe du vaisseau ou proche de celui-ci et englobe entièrement le vaisseau.

Sphère

La structure locale de l'image peut être modélisée par une sphère lorsque la cellule est trop petite et se trouve à l'intérieur du vaisseau (Fig. 5.11).

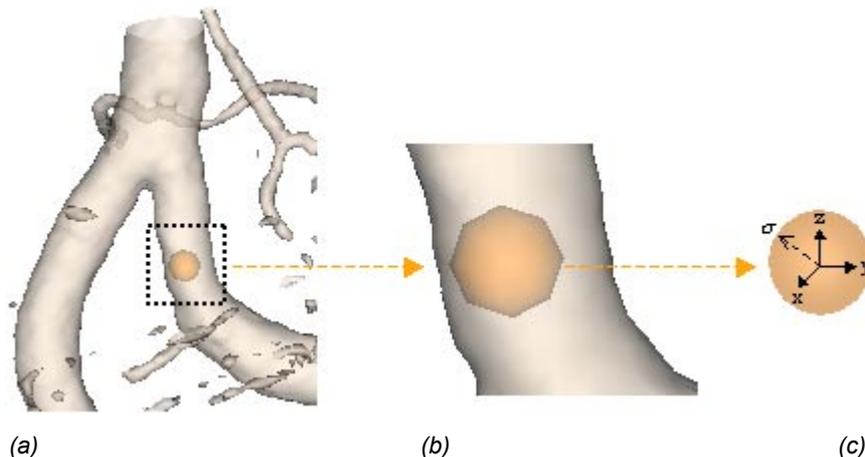


Figure 5.11 – Modélisation de la structure locale de l'image par une sphère. (a) Positionnement de la cellule dans le vaisseau. (b) Agrandissement de la région. (c) Sphère correspondant à la structure locale.

La masse de la sphère est :

$$M = \frac{4}{3} \pi \sigma^3 \rho$$

où σ est le rayon de la cellule est ρ est l'intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau.

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = I_{yy} = I_{zz} = \frac{2}{5} M \sigma^2 \quad \mathbf{I} = \frac{2}{5} M \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

Nous savons qu'en réalité, l'intensité à l'intérieur du vaisseau n'est pas parfaitement homogène. Par conséquent, les valeurs propres calculées ne pourront pas être identiques. Pour cette raison, nous préférons exprimer le rapport entre ces valeurs de la manière suivante :

$$\lambda_1 \cong \lambda_2 \cong \lambda_3 \cong \frac{2}{5} M \sigma^2 \quad (5.16)$$

De l'observation de ces expressions, nous pouvons tirer certaines considérations utiles pour la sélection automatique de l'échelle optimale :

- Lorsque les trois valeurs propres sont presque identiques, nous pouvons affirmer que la cellule se trouve dans une région homogène de l'image : que ce soit à l'intérieur du vaisseau ou dans une région du fond présentant une distribution uniforme.
- En raison de l'homogénéité de la région, il n'y a pas d'orientation privilégiée. Par conséquent, il est impossible d'estimer l'orientation locale du vaisseau. En supposant que le centre de la cellule soit placé à l'intérieur du vaisseau, la condition (5.16) nous indique qu'il faut augmenter l'échelle d'analyse, c'est à dire "agrandir" la cellule sphérique (augmenter son rayon) afin d'englober le vaisseau et pouvoir ainsi détecter son orientation locale.
- Dans le processus d'analyse multi-échelle, le fait de passer d'une échelle σ à laquelle les valeurs propres sont presque identiques, à une échelle supérieure $\sigma+1$ où ces valeurs diffèrent, indique que la cellule a dépassé les bords du vaisseau et que le diamètre local du vaisseau se trouve entre ces deux échelles. De même, le fait de passer d'une échelle donnée σ à laquelle les valeurs propres diffèrent, à une échelle inférieure $\sigma-1$ où ces valeurs deviennent similaires, indique que la cellule a juste pénétré à l'intérieur du vaisseau et que le diamètre local du vaisseau se trouve entre ces deux échelles.
- Tant que la cellule se trouve à l'intérieur du vaisseau, une augmentation (ou réduction) d'échelle induite par une augmentation (ou réduction) linéaire du rayon de la sphère implique une augmentation (ou réduction) cubique de sa masse. A partir du moment où la cellule dépasse les bords du vaisseau et qu'elle commence à englober une partie du fond de l'image, la masse augmente linéairement en même temps que la longueur du vaisseau inclus dans la cellule augmente avec le rayon de la cellule. En pratique,

cette croissance est approximativement linéaire du fait que le fond de l'image possède une densité de masse beaucoup plus faible que celle du vaisseau (Fig. 5.12).

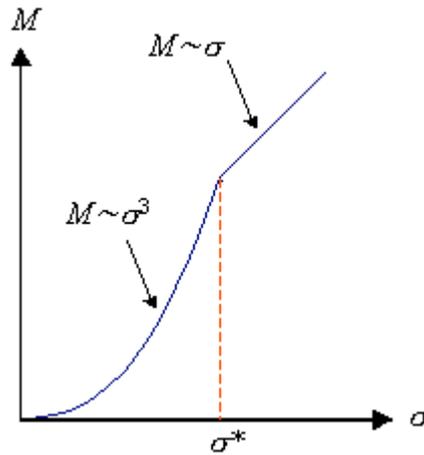


Figure 5.12 – Evolution de la masse de la cellule en fonction du rayon.

Il est possible ainsi de déduire que le rayon du vaisseau a une valeur proche de σ^* .

Demi-sphère

La structure locale de l'image contenue dans la cellule peut être approximativement modélisée par une demi-sphère lorsque le centre de la cellule se trouve sur la surface du vaisseau (Fig. 5.13) et que la courbure de cette surface peut être négligée, donc pour une taille de la cellule suffisamment plus petite par rapport à la taille du vaisseau.

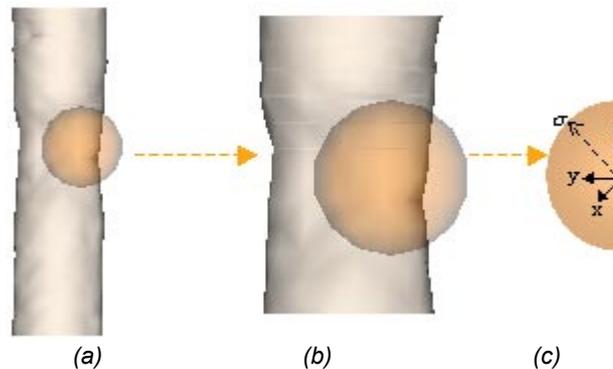


Figure 5.13 – Modélisation de la structure locale de l'image contenue dans la cellule par une demi-sphère. (a) Positionnement de la cellule dans le vaisseau. (b) Agrandissement de la région. (c) Demi-sphère correspondant à la structure locale.

Avec la même notation que précédemment (σ = rayon de la cellule, ρ = intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau), la masse de la demi-sphère est :

$$M = \frac{2}{3} \pi \sigma^3 \rho$$

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = I_{yy} = I_{zz} = \frac{2}{5} M \sigma^2$$

$$\mathbf{I} = \frac{2}{5} M \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

Le rapport entre les valeurs propres calculées sur l'image à niveau de gris peut être exprimé de la manière suivante :

$$\lambda_1 \cong \lambda_2 \cong \lambda_3 \cong \frac{2}{5} M \sigma^2 \quad (5.17)$$

Nous pouvons remarquer que le rapport entre ces valeurs est le même que dans le cas sphérique. Cela nous laisse penser que la définition d'un critère d'appartenance du centre de la cellule à l'axe du vaisseau ne doit pas être fondée exclusivement sur les valeurs propres de la matrice d'inertie car une cellule de taille inférieure à la taille du vaisseau présente le même comportement inertiel que sa position soit centrée sur l'axe ou sur la surface du vaisseau. Cependant, il est possible d'établir une différence entre ces deux cas par rapport au centre de gravité. Pour une cellule qui est placée sur l'axe du vaisseau (ou très près), son centre et son centre de gravité coïncident (ou sont très proches). Au contraire, le centre de gravité de la cellule centrée sur la surface du vaisseau se trouve à l'intérieur du vaisseau et ne correspond pas au centre de la sphère.

Cylindre circulaire

La structure locale de l'image peut être modélisée par un cylindre circulaire lorsque la cellule englobe un segment droit d'un vaisseau à section circulaire (Fig. 5.14). Cette modélisation a été présentée dans le paragraphe (§5.3.1.3) et illustrée également par la figure 5.5.

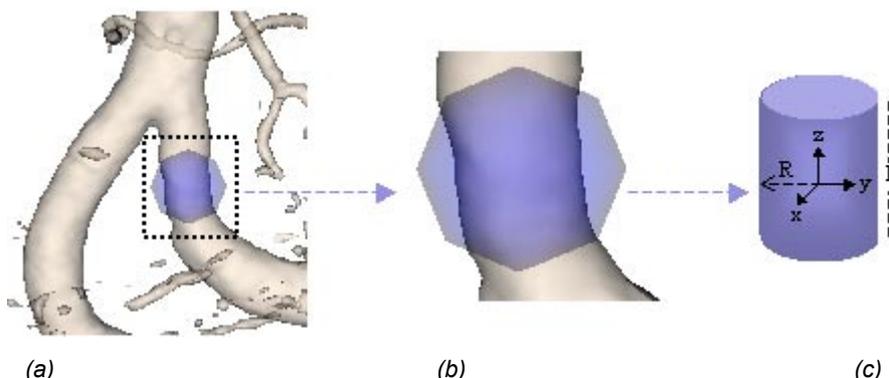


Figure 5.14 – Modélisation de la structure locale de l'image par un cylindre. (a) Positionnement de la cellule dans le vaisseau. (b) Agrandissement de la région. (c) Cylindre correspondant à la structure locale.

En négligeant la forme arrondie des extrémités du cylindre, nous obtenons les relations suivantes. La masse du cylindre est :

$$M = \pi R^2 h \rho$$

où R est le rayon du vaisseau, h est le diamètre de la cellule et ρ l'intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau.

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = I_{yy} = M \left(\frac{R^2}{4} + \frac{h^2}{12} \right)$$

$$I_{zz} = M \frac{R^2}{2}$$

$$\mathbf{I} = M \begin{bmatrix} \frac{R^2}{4} + \frac{h^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{R^2}{4} + \frac{h^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{R^2}{2} \end{bmatrix}$$

Ainsi, les valeurs propres calculées sur l'image à niveaux de gris peuvent être formulées comme :

$$\lambda_1 \cong M \frac{R^2}{2} \quad \lambda_2 \cong \lambda_3 \cong M \left(\frac{R^2}{4} + \frac{h^2}{12} \right) \quad (5.18)$$

Dans la mesure où le diamètre de la cellule est plus grand que le diamètre du vaisseau, nous en déduisons le rapport suivant entre les valeurs propres :

$$\lambda_1 < \lambda_2 \cong \lambda_3 \quad (5.19)$$

Nous pouvons remarquer que le cylindre admet un axe de symétrie de rotation (O_z). De ce fait, deux valeurs propres sont confondues (λ_2 et λ_3) et seul le vecteur propre \mathbf{e}_1 associé à la plus petite valeur propre λ_1 admet une définition unique. Ainsi, l'orientation locale du vaisseau est déterminée par \mathbf{e}_1 (qui dans le cas présent coïncide avec l'axe O_z) et tout couple d'axes orthogonaux à celui-ci et entre eux complète un repère principal.

De l'observation de ces expressions, nous pouvons tirer certaines considérations utiles pour la sélection automatique de l'échelle optimale ainsi que pour la reconnaissance de la forme et de l'orientation locale :

- Lorsque deux valeurs propres sont presque identiques et plus grandes que la troisième, la structure locale de l'image contenue dans la cellule a une forme cylindrique.
- Dans ce cas, nous pouvons estimer le diamètre local du vaisseau en fonction de l'inertie (§5.3.1.3).
- Pour pouvoir détecter une structure tubulaire de rayon R présente dans l'image, il est nécessaire que la cellule ait un diamètre (h) suffisamment grand pour que l'expression

(5.19) soit valable. Autrement dit, la condition $\left(\frac{R^2}{4} + \frac{h^2}{12}\right) > \frac{R^2}{2}$ impose une valeur minimale de $h > \sqrt{6}R$.

Lorsque le vaisseau est très fin, nous pouvons supposer que le diamètre du vaisseau est négligeable par rapport au diamètre de la cellule et dans ce cas, la structure locale de l'image peut être modélisée par une tige (Fig. 5.15).

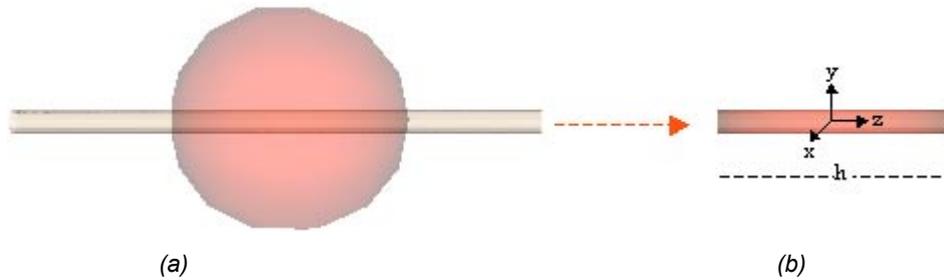


Figure 5.15 – Modélisation de la structure locale de l'image par une tige rectiligne. (a) Positionnement de la cellule par rapport au vaisseau. (b) Tige correspondant à la structure locale.

Avec un rayon du vaisseau extrêmement petit ($R \rightarrow 0$), les moments d'inertie et la matrice correspondant ont la forme suivante :

$$I_{xx} = I_{yy} = M \frac{h^2}{12}$$

$$I_{zz} \cong 0$$

$$\mathbf{I} = M \begin{bmatrix} \frac{h^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{h^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Ainsi, les valeurs propres correspondantes calculées sur l'image à niveaux de gris sont :

$$\lambda_1 \cong 0 \quad \lambda_2 \cong \lambda_3 \cong M \frac{h^2}{12} \tag{5.20}$$

Dans ce cas, l'échelle utilisée pour l'analyse est trop élevée pour une estimation du diamètre local du vaisseau en fonction de l'inertie. Cependant, on peut considérer que le diamètre du vaisseau est inférieur ou égal à un voxel.

5.4.1.2. Modèles de segments vasculaires simples pathologiques

Comme il a été présenté dans la première partie du manuscrit, la morphologie de la section d'un segment vasculaire pathologique est très variée (§2.1). D'une part, la lumière du vaisseau peut être concentrique ou excentrique. D'autre part, sa forme peut être circulaire, elliptique, en demi-lune, en haricot, en croissant, oblongue ou en fente. Néanmoins, pour les besoins de suivi de l'axe du vaisseau, nous avons adopté une modélisation simplifiée de la

forme locale d'un segment sténosé à l'aide de deux types de solides : un cylindre elliptique pour les segments aplatis et un cône pour les segments présentant des sténoses concentriques à section circulaire.

En fonction de la forme du segment (aplatis ou conique), de la taille et de la position de la cellule, nous allons modéliser les structures suivantes :

- Cylindre elliptique : lorsque la cellule englobe entièrement un segment aplati et est centrée sur un point proche de sa ligne centrale.
- Disque mince : lorsque la cellule est centrée sur un point proche de l'axe d'un segment aplati mais elle n'englobe pas entièrement le segment.
- Cône : lorsque la cellule englobe un segment conique.
- Double cône : quand la cellule est placée sur la partie la plus serrée d'une sténose concentrique.

Cylindre elliptique

La structure locale de l'image peut être modélisée par un cylindre elliptique lorsque la cellule englobe un segment droit d'un vaisseau à section elliptique (Fig. 5.16).

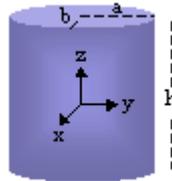


Figure 5.16 – Modélisation de la structure locale de l'image par un cylindre elliptique.

La masse du cylindre est :

$$M = \pi abh\rho$$

où a est le rayon maximal du vaisseau, b est le rayon minimal du vaisseau, ρ est l'intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau et h est le diamètre de la cellule.

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = M \left(\frac{a^2}{4} + \frac{h^2}{12} \right) \quad I_{yy} = M \left(\frac{b^2}{4} + \frac{h^2}{12} \right)$$

$$I_{zz} = M \left(\frac{a^2 + b^2}{4} \right)$$

$$\mathbf{I} = M \begin{bmatrix} \frac{a^2}{4} + \frac{h^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{b^2}{4} + \frac{h^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{a^2 + b^2}{4} \end{bmatrix}$$

Ainsi, les valeurs propres calculées sur l'image à niveaux de gris peuvent être formulées comme :

$$\lambda_1 \equiv M \left(\frac{a^2 + b^2}{4} \right) \quad \lambda_2 \equiv M \left(\frac{b^2}{4} + \frac{h^2}{12} \right) \quad \lambda_3 \equiv M \left(\frac{a^2}{4} + \frac{h^2}{12} \right) \quad (5.21)$$

Le comportement inertiel du cylindre elliptique et en particulier l'orientation de son axe principal d'inertie dépendent surtout de son élongation (rapport entre a et h et entre b et h). Ainsi, nous pouvons remarquer que :

- L'axe principal d'inertie du cylindre coïncide avec l'orientation locale du vaisseau (axe Oz dans la figure 5.16) lorsque le moment d'inertie par rapport à cet axe est minimal. Autrement dit, lorsque $\lambda_1 < \lambda_2 < \lambda_3$. Cette condition impose une valeur minimale de $h > \sqrt{3}a$ (et par hypothèse $a > b$).
- Si $\frac{h}{2} \leq a$ mais $\frac{h}{2} > b$, la cellule englobe le cylindre dans sa partie aplatie, mais elle se trouve partiellement à l'intérieur du cylindre dans sa partie large. Dans cette configuration, la structure locale correspond à un disque mince et comme nous le verrons dans le paragraphe suivant, son axe principal d'inertie est perpendiculaire au vaisseau.

Disque mince

La structure locale de l'image peut être modélisée par un disque mince lorsque la cellule est placée sur une sténose très aplatie (*i.e.* son diamètre est supérieur au diamètre minimal du vaisseau) et son diamètre est égal ou inférieur au diamètre maximal du vaisseau (Fig. 5.17).

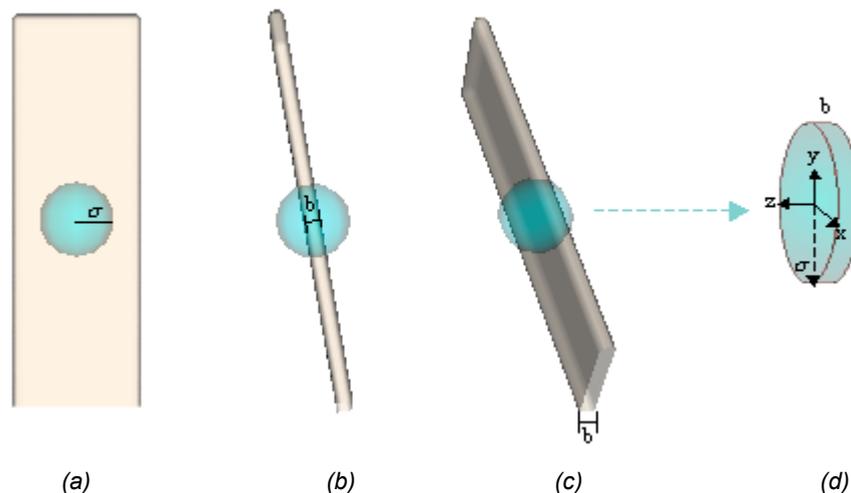


Figure 5.17 – Modélisation de la structure locale de l'image par un disque mince. (a)-(c) Positionnement de la cellule dans le vaisseau. (d) Disque correspondant à la structure locale.

La masse du disque est :

$$M = \pi \sigma^2 b \rho$$

où σ est le rayon de la cellule, b est le diamètre minimal du vaisseau et ρ l'intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau.

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = I_{yy} = M \left(\frac{\sigma^2}{4} + \frac{b^2}{12} \right) \quad I_{zz} = \frac{M\sigma^2}{2} \quad \mathbf{I} = M \begin{bmatrix} \frac{\sigma^2}{4} + \frac{b^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma^2}{4} + \frac{b^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma^2}{2} \end{bmatrix}$$

Ainsi, les valeurs propres correspondantes calculées sur l'image à niveaux de gris sont :

$$\lambda_1 \cong \lambda_2 \cong M \left(\frac{\sigma^2}{4} + \frac{b^2}{12} \right) \quad \lambda_3 \cong \frac{M\sigma^2}{2} \quad (5.22)$$

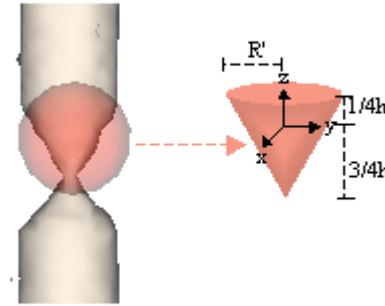
Le disque peut être vu comme un cylindre aplati dont le rayon est beaucoup plus grand que la hauteur ($\sigma \gg b$). Lorsque le vaisseau est très aplati, c'est à dire que $b \rightarrow 0$, nous obtenons le rapport suivant :

$$\lambda_1 \cong \lambda_2 \cong \frac{\lambda_3}{2} \quad (5.23)$$

Il est intéressant de noter que, comme dans le cas du cylindre circulaire, le disque possède un axe de symétrie de rotation (O_z) et de ce fait, deux valeurs propres sont confondues (λ_1 et λ_2). Cependant, à la différence du cylindre, seul le vecteur propre \mathbf{e}_3 (qui dans le cas présent coïncide avec l'axe O_z) associé à la plus grande valeur propre λ_3 admet une définition unique. Le problème est que ce vecteur n'indique pas l'orientation locale du vaisseau, mais au contraire, il est perpendiculaire à celle-ci. Cette particularité nous indique que lorsque l'équation (5.23) est satisfaite, il faut augmenter l'échelle d'analyse, c'est à dire "agrandir" la cellule sphérique afin d'englober complètement le vaisseau et de pouvoir ainsi discerner une orientation privilégiée. Autrement dit, il est indispensable que la structure locale n'ait pas une forme de disque mais de cylindre ou au moins un comportement inertiel similaire à celui-ci.

Cône

La structure locale de l'image peut être modélisée par un cône lorsque la cellule est placée au début d'une sténose concentrique (Fig. 5.18).



(a)

(b)

Figure 5.18 – Modélisation de la structure locale de l'image par un cône. (a) Positionnement de la cellule dans le vaisseau. (b) Cône correspondant à la structure locale

La masse du cône est :

$$M = \frac{1}{3} \pi R'^2 h \rho$$

où R' est le rayon maximum de la partie du vaisseau incluse dans la cellule, h est le diamètre de la cellule, ρ l'intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau.

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = I_{yy} = \frac{3M}{10} \left(\frac{4R'^2 + h^2}{8} \right)$$

$$I_{zz} = \frac{3MR'^2}{10}$$

$$\mathbf{I} = \frac{3M}{10} \begin{bmatrix} \frac{4R'^2 + h^2}{8} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4R'^2 + h^2}{8} & 0 \\ 0 & 0 & R'^2 \end{bmatrix}$$

Ainsi, les valeurs propres calculées sur l'image à niveaux de gris peuvent être formulées comme :

$$\lambda_1 \cong \frac{3MR'^2}{10} \quad \lambda_2 \cong \lambda_3 \cong \frac{3M}{10} \left(\frac{4R'^2 + h^2}{8} \right) \quad (5.24)$$

Nous pouvons remarquer que du point de vue inertiel, le cône a un comportement similaire à celui du cylindre circulaire, dans la mesure où il présente deux valeurs propres presque identiques et plus grandes que la troisième. Cela nous laisse penser que la définition d'un critère de reconnaissance de la forme locale de l'image ne doit pas être fondée exclusivement sur les valeurs propres de la matrice d'inertie car cylindre et cône ne seront pas distingués. Cependant, cette similarité ne nous pose pas de problème en ce qui concerne la détection de l'orientation locale du vaisseau car dans les deux cas l'axe principal d'inertie suit cette orientation.

Double cône

La structure locale de l'image peut être modélisée par un double cône lorsque la cellule est placée sur la partie la plus serrée d'une sténose concentrique (Fig. 5.19).

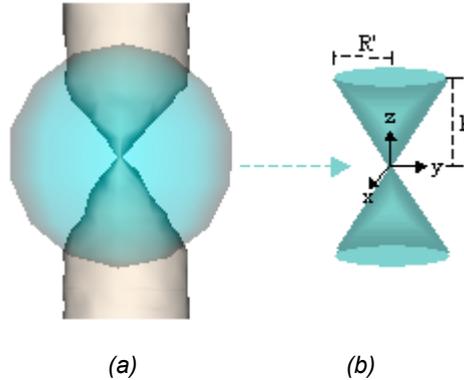


Figure 5.19 – Modélisation de la structure locale de l'image par un double cône. (a) Positionnement de la cellule dans le vaisseau. (b) Double cône correspondant à la structure locale.

La masse du double cône est :

$$M = \frac{2}{3} \pi R'^2 \sigma \rho$$

où R' est le rayon maximum de la partie du vaisseau incluse dans la cellule, σ est le rayon de la cellule, ρ l'intensité moyenne à l'intérieur du vaisseau.

Les moments et la matrice d'inertie ont pour expression :

$$I_{xx} = I_{yy} = \frac{3M}{5} \left(\frac{R'^2 + 4\sigma^2}{2} \right)$$

$$I_{zz} = \frac{3MR'^2}{5}$$

$$\mathbf{I} = \frac{3M}{5} \begin{bmatrix} \frac{R'^2 + 4\sigma}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{R'^2 + 4\sigma}{2} & 0 \\ 0 & 0 & R'^2 \end{bmatrix}$$

Ainsi, les valeurs propres calculées sur l'image à niveaux de gris peuvent être formulées comme :

$$\lambda_1 \cong \frac{3MR'^2}{5} \quad \lambda_2 \cong \lambda_3 \cong \frac{3M}{5} \left(\frac{R'^2 + 4\sigma^2}{2} \right) \quad (5.25)$$

Comme dans le cas du cône simple, cette structure présente deux valeurs propres presque identiques et plus grandes que la troisième et, par conséquent, l'orientation locale du vaisseau est déterminée par le vecteur propre associé à la plus petite valeur propre.

5.4.2. Méthode

L'approche multi-échelle est basée sur le modèle de squelette extensible décrit au paragraphe (§5.2) et suit le même principe de *prédiction/estimation* présenté dans l'approche mono-échelle (§5.3). La différence entre les deux approches réside dans le fait que l'approche mono-échelle suppose que la cellule a , en tout moment, a un diamètre supérieur au diamètre local du vaisseau et qu'elle est centrée en un point près de la ligne centrale du vaisseau. À la différence de celle-ci, l'approche multi-échelle n'est fondée que sur une seule hypothèse selon laquelle, le point courant de l'axe se trouve à l'intérieur du vaisseau. Ainsi, la cellule peut présenter une taille inadaptée par rapport à la taille du vaisseau et elle peut être aussi décentrée. De ce fait, l'étape d'*estimation* ne se limite pas à la correction du point prédit, mais elle comporte également une adaptation de la cellule aux caractéristiques locales du vaisseau. Il s'agit d'une part d'adapter sa taille au diamètre du vaisseau, ce qui équivaut à la recherche de l'échelle optimale et d'autre part, de la positionner sur un point proche de l'axe central du vaisseau. De cette manière, l'étape de *prédiction* du point suivant, qui commence par la recherche de l'orientation locale du vaisseau, part du principe que la cellule courante a une taille adaptée et qu'elle est centrée (Fig. 5.20).

5.4.2.1. Prédiction

L'étape de *prédiction* suit le même principe que dans l'approche mono-échelle :

Soit p_i le dernier point ajouté à l'axe (*point courant*) à l'instant t_i , la position du nouveau point est prédite en appliquant un déplacement à "vitesse constante" de p_i le long de l'orientation locale du vaisseau (§5.3.1.1). L'orientation locale est estimée par minimisation des moments d'inertie calculés dans une cellule centrée sur le *point courant*. Rappelons que cette cellule doit englober le vaisseau afin de pouvoir estimer correctement l'orientation locale. Il ne s'agit pas donc de la cellule à échelle optimale dont le diamètre équivaut au diamètre local du vaisseau puisque, comme nous l'avons expliqué précédemment (§5.4.1.1), une telle cellule contient une structure sphérique n'ayant pas d'orientation privilégiée. Pour éviter toute confusion entre ces deux cellules, dans la suite, nous utiliserons le terme *cellule optimale* pour désigner la cellule à échelle optimale et *cellule de prédiction* pour faire référence à la cellule utilisée pour le calcul de l'orientation locale du vaisseau (Fig. 5.21). Cette idée de cellules concentriques couplées se retrouve dans [114 - Marquez] mais l'usage de la cellule externe est différent.

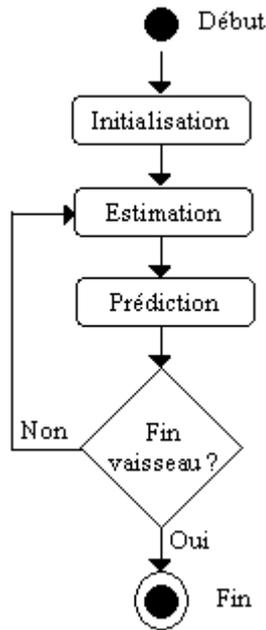


Figure 5.20 – Schéma du processus d'étiement de l'axe.

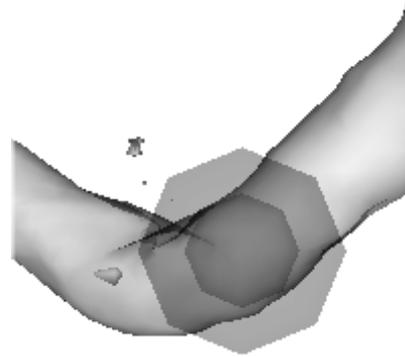


Figure 5.21 – Cellules utilisées pour l'analyse des attributs de la région. La cellule optimale (verte) apparaît à l'intérieur de la cellule de prédiction (bleue).

La taille de la cellule de prédiction est calculée en fonction de l'échelle optimale. Soit σ_{opt} l'échelle optimale (*i.e.* le rayon de la cellule optimale), le rayon de la cellule de prédiction σ_{pre} est calculé dans un premier temps comme :

$$\sigma_{pre} = \delta \cdot \sigma_{opt} \quad (5.26)$$

De cette façon, la taille de la cellule de prédiction est supérieure à la taille de la cellule optimale, et nous sommes sûrs qu'elle ne contiendra pas une structure sphérique. Cependant, si la cellule se trouve sur un segment pathologique aplati, il se peut que sa taille ne soit pas suffisamment grande pour englober entièrement le vaisseau et qu'à sa place, elle contienne un disque mince. Nous nous retrouvons alors dans la situation décrite au paragraphe (§ 5.4.1.2) dans laquelle il est impossible de discriminer correctement l'orientation locale du vaisseau. Dans ce cas, il faut augmenter progressivement le coefficient δ jusqu'à ce qu'il soit possible de discerner une orientation privilégiée. Autrement dit, jusqu'à ce que la structure locale ne soit plus un disque et qu'elle ait une forme cylindrique ou au moins un comportement inertiel similaire à celui du cylindre.

Nous sommes confrontés alors à un problème de reconnaissance de formes. En réalité, plus que la forme exacte de la structure locale, ce qui nous intéresse est son comportement inertiel. Dans le but d'estimer l'orientation locale, nous cherchons à savoir si la structure présente une dynamique de rotation similaire à celle d'un disque ou d'un cylindre. De plus,

comme nous le verrons plus loin dans l'étape d'*estimation*, il nous faudra également reconnaître les structures sphériques pour déterminer l'échelle optimale.

Il est important de noter que ces trois structures que nous souhaitons détecter correspondent justement aux trois formes de l'ellipsoïde d'inertie (sphérique, tubulaire et aplati) décrites dans la deuxième partie du manuscrit (§3.2.1.3). Et comme nous l'y avons expliqué, elles possèdent des dynamiques de rotation assez différentes, permettant leur différenciation en fonction des valeurs propres de leurs tenseurs d'inertie. Le tableau 5.1 présente un résumé des relations entre les valeurs propres de chaque structure.

Tableau 5.1. Relation entre les valeurs propres de la matrice d'inertie et la détection de différentes structures

Structure locale	Relation entre les valeurs propres	Formulation équivalente
Cylindre	$\lambda_1 \ll \lambda_2 \cong \lambda_3$	$(\lambda_2 \cong \lambda_3) \& (\lambda_1 \ll \lambda_3)$
Disque	$\lambda_1 \cong \lambda_2 \ll \lambda_3$	$(\lambda_1 \ll \lambda_3) \& (\lambda_2 \ll \lambda_3)$
Sphère	$\lambda_1 \cong \lambda_2 \cong \lambda_3$	$(\lambda_1 \cong \lambda_2) \& (\lambda_2 \cong \lambda_3)$

En nous appuyant sur ces propriétés, nous proposons une *mesure de similarité* entre chacune de ces formes et la structure locale contenue dans la cellule d'analyse. Bien que l'étape de *prédiction* ne soit pas concernée par la recherche de similarité avec une sphère (car celle-ci est exclusivement effectuée dans l'étape d'*estimation* qui sera expliquée plus loin), nous allons regrouper ci-dessous l'ensemble des mesures correspondant aux trois cas : cylindre, disque et sphère. Une démarche similaire, avec des fonctions semblables, a été proposée par [157 - Sato *et al.*] pour la reconnaissance de formes à partir des valeurs propres de la matrice hessienne.

Similarité avec un cylindre

Soient :

- $f(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ la fonction image,
- $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$ la position du centre de la cellule d'analyse,
- $\sigma \in \mathbb{R}$ l'échelle d'analyse (*i.e.* le rayon de la cellule),
- $\{\lambda_i : i = 1,2,3\}$ les valeurs propres de la matrice d'inertie de la cellule telles que $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$,

la mesure de similarité entre la structure locale et un cylindre est définie comme :

$$m_{\text{cylindre}}(f, \mathbf{x}, \sigma) = \psi(\lambda_2, \lambda_3) \cdot \omega(\lambda_1, \lambda_3) \quad (5.27)$$

La fonction $\psi(\lambda_s, \lambda_t)$ représente la condition $\lambda_s \cong \lambda_t$, à savoir :

- $\psi(\lambda_s, \lambda_t) = 1$ lorsque $\lambda_t = \lambda_s$
- $\psi(\lambda_s, \lambda_t) \cong 0$ lorsque $\lambda_t \gg \lambda_s$

Nous avons choisi :

$$\psi(\lambda_s, \lambda_t) = \left(\frac{\lambda_s}{\lambda_t} \right)^a \quad (5.28)$$

où a contrôle le degré de sélectivité de la fonction (plus a est élevé, plus la fonction est discriminante).

De même, la fonction $\omega(\lambda_s, \lambda_t)$ représente la condition $\lambda_t \ll \lambda_s$, à savoir :

- $\omega(\lambda_s, \lambda_t) = 0$ lorsque $\lambda_t = \lambda_s$
- $\omega(\lambda_s, \lambda_t) \cong 1$ lorsque $\lambda_t \gg \lambda_s$

Nous avons choisi :

$$\omega(\lambda_s, \lambda_t) = 1 - \left(\frac{\lambda_s}{\lambda_t} \right)^b \quad (5.29)$$

où b contrôle le degré de sélectivité de la fonction (plus b est élevé, plus la fonction est discriminante).

La figure 5.22 montre les rôles des fonctions ψ et ω en représentant les conditions de base du cas cylindrique.

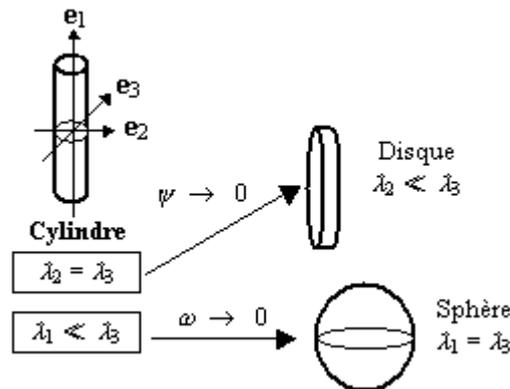


Figure 5.22 – Mesure de similarité avec un cylindre. Schéma montrant les rôles des fonctions ψ et ω . Lorsque la structure s'assimile à un disque, ψ tend vers zéro en raison du non-respect de la condition $\lambda_2 \cong \lambda_3$ et lorsqu'elle s'assimile à une sphère, ω tend vers zéro en raison du non-respect de la condition $\lambda_1 \ll \lambda_3$.

Similarité avec un disque

La mesure de similarité entre la structure locale et un disque est définie comme :

$$m_{\text{disque}}(f, \mathbf{x}, \sigma) = \omega(\lambda_1, \lambda_3) \cdot \omega(\lambda_2, \lambda_3) \tag{5.30}$$

La figure 5.23 montre le rôle de la fonction ω en représentant les conditions de base du cas du disque. Dans l'équation (5.30), $\omega(\lambda_1, \lambda_3)$ représente la condition $\lambda_1 \ll \lambda_3$ et $\omega(\lambda_2, \lambda_3)$ représente la condition $\lambda_2 \ll \lambda_3$.

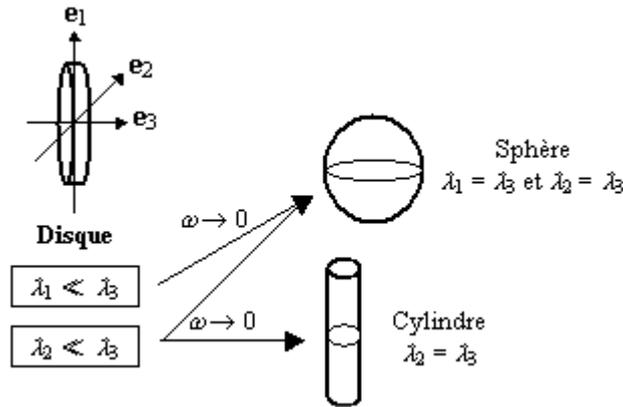


Figure 5.23 – Mesure de similarité avec un disque. Lorsque la structure s'assimile à une sphère, ω tend vers zéro en raison du non-respect des conditions $\lambda_1 \ll \lambda_3$ et $\lambda_2 \ll \lambda_3$ simultanément, et lorsqu'elle s'assimile à un cylindre, ω tend vers zéro en raison du non-respect de la condition $\lambda_2 \ll \lambda_3$ seule.

Similarité avec une sphère

La mesure de similarité entre la structure locale et une sphère est définie comme :

$$m_{\text{sphère}}(f, \mathbf{x}, \sigma) = \psi(\lambda_1, \lambda_2) \cdot \psi(\lambda_2, \lambda_3) \tag{5.31}$$

La figure 5.24 montre le rôle de la fonction ψ en représentant les conditions de base du cas sphérique. Dans l'équation (5.31), $\psi(\lambda_1, \lambda_2)$ représente la condition $\lambda_1 \cong \lambda_2$ et $\psi(\lambda_2, \lambda_3)$ représente la condition $\lambda_2 \cong \lambda_3$.

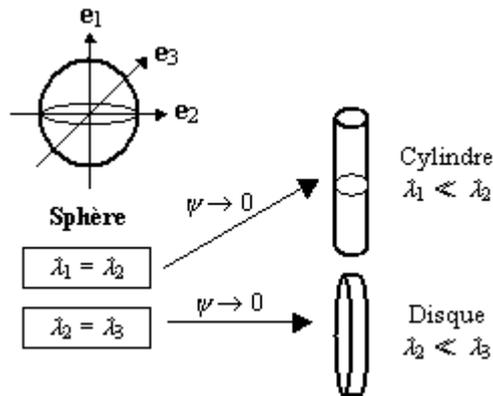


Figure 5.24 – Mesure de similarité avec une sphère. Lorsque la structure s'assimile à un cylindre, ψ tend vers zéro en raison du non-respect de la condition $\lambda_1 \cong \lambda_2$ et lorsqu'elle s'assimile à un disque, ψ tend vers zéro en raison du non-respect de la condition $\lambda_2 \cong \lambda_3$.

5.4.2.2. Estimation

Cette étape constitue le noyau de l'approche multi-échelle, car c'est ici que s'effectue la recherche de l'échelle optimale. L'estimation du point prédit $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}$ (*i.e.* estimation de la position définitive de p_{i+1}) résulte de l'adaptation de la cellule (centrée sur ce point) aux caractéristiques locales du vaisseau. Le centre de la cellule adaptée deviendra le nouveau point de l'axe \mathbf{x}_{i+1} (corrigé).

L'adaptation de la cellule comprend deux aspects :

- Adaptation du diamètre de la cellule au diamètre local du vaisseau, ce qui revient à sélectionner l'échelle optimale.
- Adaptation de la position de la cellule qui consiste à la centrer sur un point supposé appartenir à la ligne centrale du vaisseau ou du moins très proche de celle-ci, tout en lui imposant des contraintes de lissage et de continuité.

Adaptation de taille et centrage sont alternés dans un processus itératif : tout changement d'échelle est accompagné d'un repositionnement de la cellule à cette échelle. Afin de faciliter l'explication de ces deux aspects, nous allons d'abord les détailler séparément. Ensuite nous expliquerons leur intégration dans le processus itératif d'*estimation*.

Sélection de l'échelle optimale ou adaptation automatique de la taille de la cellule

Nous avons défini, de manière informelle, la notion d'échelle optimale comme celle qui s'adapte le mieux à la taille locale du vaisseau. Désormais, sauf dans les cas où cela pourrait porter à confusion, nous utiliserons de manière interchangeable les expressions "échelle" et "rayon de la cellule".

Deux situations possibles peuvent se présenter, obligeant à modifier la taille de la cellule. Dans la première, la cellule est trop petite par rapport à la taille du vaisseau et elle doit être "gonflée" jusqu'à ce que sa surface atteigne les bords du vaisseau. La situation inverse est celle dans laquelle la cellule est trop large par rapport au vaisseau et elle doit être "dégonflée". La question clef sur laquelle repose la sélection de l'échelle optimale est la suivante : comment déterminer que la cellule a la taille idéale et qu'il faut arrêter le processus de gonflage/dégonflage ? A la lumière des observations effectuées sur le comportement inertiel d'une sphère (§5.4.1.1) et des mesures de similarité présentées au paragraphe §5.4.2.1, il est possible de répondre à cette question et de donner ainsi une définition plus formelle au concept d'échelle optimale.

Analysons par exemple la réponse de $m_{sphère}(f, \mathbf{x}, \sigma)$ et de $m_{cylindre}(f, \mathbf{x}, \sigma)$ dans le processus de gonflage. Il s'agit, dans ce cas, d'augmenter progressivement l'échelle σ . Tant que la cellule se trouve à l'intérieur du vaisseau, l'augmentation de σ n'a pas d'influence sur ces mesures : $m_{sphère}$ aura toujours une valeur proche de 1 alors que $m_{cylindre}$ aura une valeur proche de 0. A partir du moment où la cellule dépasse les bords du vaisseau et qu'elle commence à englober une partie du fond de l'image, la réponse de $m_{sphère}$ commence à décroître dans la mesure où la structure locale devient similaire à un cylindre, si le vaisseau est normal (Fig. 5.25) ou à un disque, si le vaisseau est aplati. Dans le cas cylindrique, la réponse de $m_{cylindre}$ augmente au fur et à mesure que $m_{sphère}$ diminue.

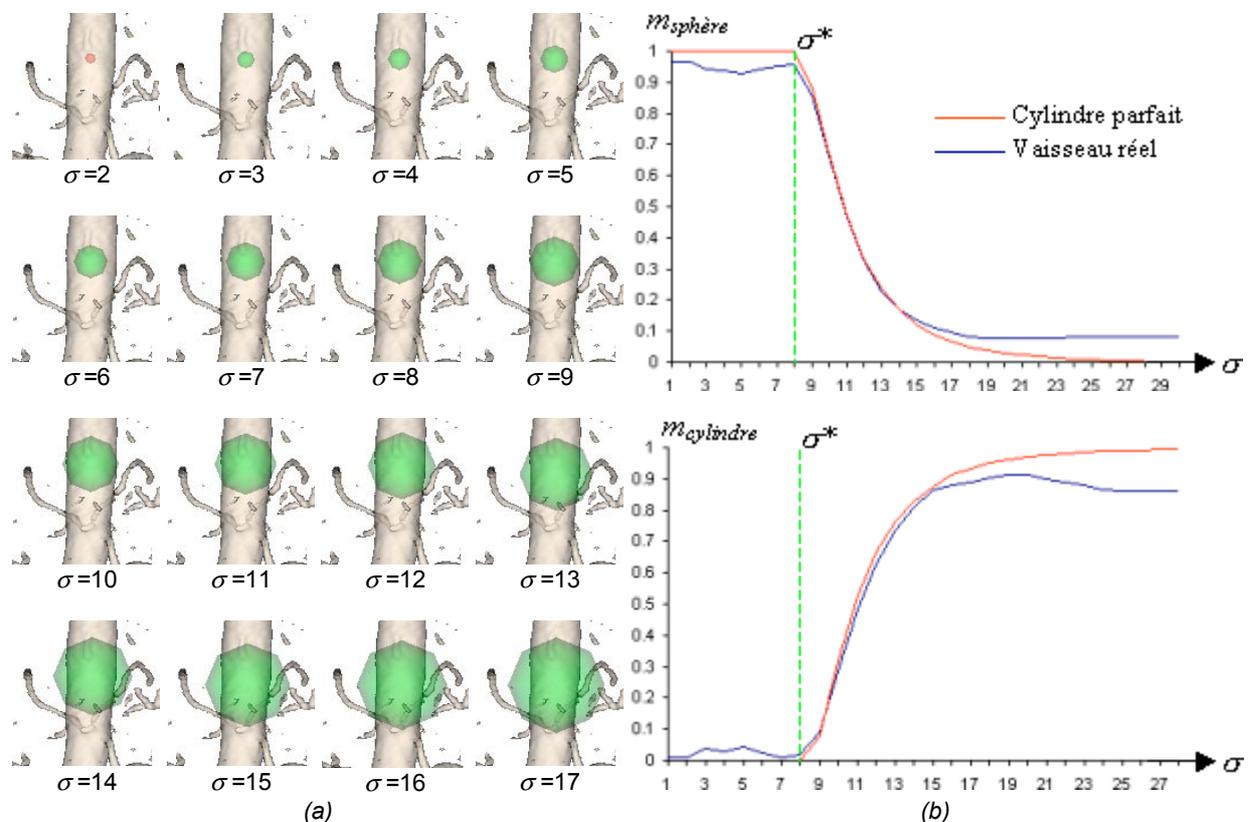


Figure 5.25 – Réponse des mesures $m_{sphère}$ et $m_{cylindre}$ en fonction de l'échelle σ . (a) Représentation graphique du changement d'échelle sur un vaisseau réel. (b) Evolution de $m_{sphère}$ (haut) et de $m_{cylindre}$ (bas) en fonction de σ . La courbe bleue correspond à la mesure effectuée sur une image d'un vaisseau réel alors que la courbe rouge représente l'évolution des mesures sur une image de synthèse d'un cylindre parfait.

Nous pouvons constater que l'échelle optimale se trouve en effet autour de σ^* qui dans le cas de la fig. 5.25 équivaut à la valeur 8. En pratique, nous avons adopté un critère binaire $C_{sphère}$ dépendant d'un seuil γ , selon lequel la structure contenue dans la sphère est considérée comme sphérique si la réponse de $m_{sphère}$ est supérieure au seuil :

$$C_{sphère}(f, \mathbf{x}, \sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } m_{sphère}(f, \mathbf{x}, \sigma) > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.32)$$

Le critère $C_{sphère}$ est appliqué à différentes échelles σ . L'échelle optimale σ_{opt} est alors la plus grande des échelles auxquelles la réponse du critère est 1 :

$$\sigma_{opt}(f, \mathbf{x}) = \max_{\sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max}} \{ \sigma | C_{sphère}(f, \mathbf{x}, \sigma) = 1 \} \quad (5.33)$$

où σ_{min} et σ_{max} sont les échelles minimale et maximale auxquelles nous espérons trouver des structures significatives. Ces échelles peuvent être choisies de façon à couvrir la variété de tailles de vaisseaux présents dans l'image. Dans la pratique, afin de limiter le temps de calcul, nous n'appliquons le critère $C_{sphère}$ à toutes les échelles que pour le premier point de l'axe. Pour les points suivants, l'algorithme d'estimation du point prédit \hat{p}_{i+1} démarre à l'échelle optimale σ_i (calculée sur le dernier point de l'axe \mathbf{x}_i) et la cellule est adaptée par gonflage ou dégonflage selon le cas.

Adaptation de la position de la cellule

Le déplacement de la cellule centrée sur le point prédit résulte de l'application de deux types de forces : internes et externes. Les premières imposent à l'axe des contraintes de lissage et de continuité tandis que les deuxièmes sont utilisées pour attirer le point vers une position supposée appartenir à la ligne centrale du vaisseau ou du moins très proche de celle-ci. Ces dernières sont exercées d'une part par le point d'intensité locale maximale (contenu dans la cellule) et d'autre part, par le centre de gravité de la cellule. Bien que le principe de déplacement soit très similaire à celui de l'approche mono-échelle, son implémentation dans l'approche multi-échelle a été modifiée.

Rappelons que dans la version mono-échelle, l'estimation du point prédit consiste en un seul déplacement induit par l'application des forces. Cela semble suffisant pour le centrage car, par hypothèse, la cellule mono-échelle englobe complètement le vaisseau et, par conséquent, la position de son centre de gravité est proche de l'axe aussi bien avant qu'après l'estimation. Au contraire, dans l'approche multi-échelle, à un instant donné, la cellule peut avoir une taille beaucoup plus petite que la taille du vaisseau et son centre de gravité peut être assez éloigné de l'axe du vaisseau.. Dans ce cas, la correction itérative de sa position s'avère nécessaire pour la centrer correctement à l'intérieur de la lumière vasculaire. Nous avons noté, dans le processus d'étirement de l'axe, trois cas dans lesquels cette situation est particulièrement sensible :

- Lorsque la cellule initiale est trop décentrée en raison d'un point de départ incorrect.

- En présence de sténoses excentriques sévères.
- Lors du prolongement de l'axe d'un petit vaisseau vers un vaisseau de taille plus importante. Ce dernier cas est illustré dans la figure 5.26.

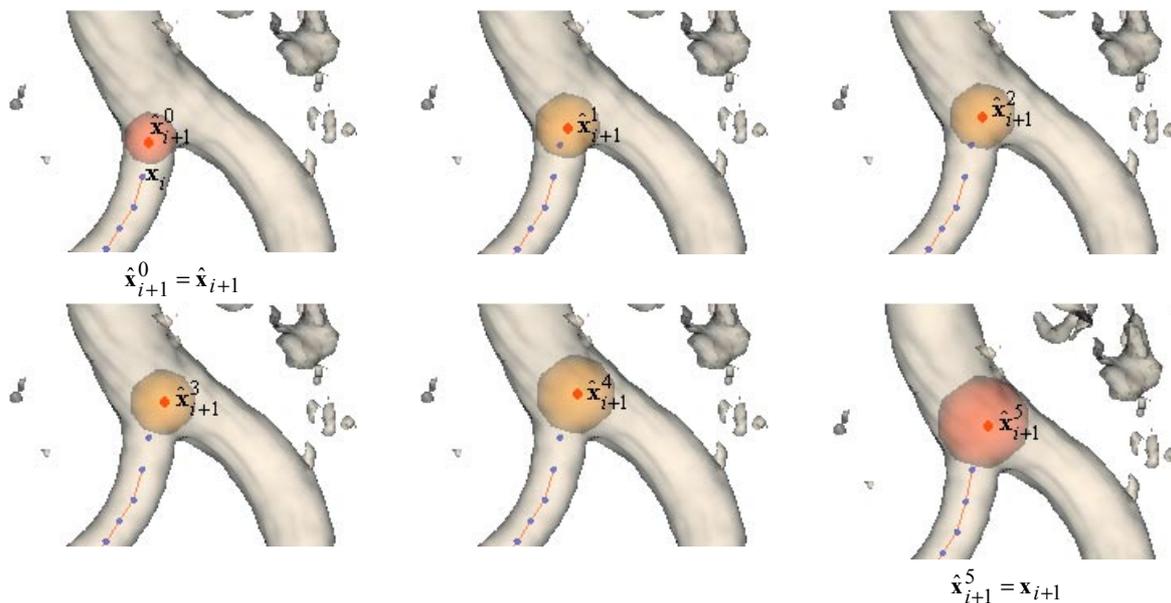


Figure 5.26 – Correction itérative du point prédit $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}$. $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j$ est la position du point après la $j^{\text{ème}}$ itération. Le changement de taille de la cellule à chaque itération sera expliqué dans la section suivante.

Soit $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{i+1}$ la position initiale du point prédit, sa position $\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j$ après la $j^{\text{ème}}$ itération est calculée comme :

$$\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j = \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j-1} + \Delta^{\text{ext}j-1} + \Delta^{\text{int}j-1} \quad (5.34)$$

$\Delta^{\text{int}j-1}$ est le déplacement dû aux forces internes :

$$\Delta^{\text{int}j-1} = \underbrace{-\alpha_a (\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j-1} - \hat{\mathbf{x}}_{i+1})}_{\text{force de tension}} - \underbrace{\beta_a (\mathbf{x}_{i-1} - 2\mathbf{x}_i + \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j-1})}_{\text{force de flexion}} \quad (5.35)$$

$\Delta^{\text{ext}j-1}$ est le déplacement dû aux forces externes :

$$\Delta^{\text{ext}j-1} = - \underbrace{\eta (\mathbf{x}_{i+1}^{\text{gc}j-1} - \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j-1})}_{\substack{\text{force d'attraction exercée} \\ \text{par le centre de gravité} \\ \text{local } \mathbf{x}_{i+1}^{\text{gc}j-1}}} - \underbrace{\kappa (\mathbf{x}_{i+1}^{\text{max}j-1} - \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j-1})}_{\substack{\text{force d'attraction exercée} \\ \text{par le maximum local} \\ \text{d'intensité } \mathbf{x}_{i+1}^{\text{max}j-1}}} \quad (5.36)$$

Ainsi, le point corrigé a pour expression :

$$\mathbf{x}_{i+1} = \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j_{\text{opt}}} \quad (5.37)$$

où j_{opt} est le nombre d'itérations effectuées pour trouver la position optimale de la cellule. Une définition informelle de la position optimale est celle pour laquelle la cellule est bien centrée à l'intérieur de la lumière vasculaire. La question se pose de savoir comment

déterminer le caractère ou non de la cellule. Nous considérons que celle-ci est bien positionnée lorsque sa position (coordonnées du centre) reste pratiquement stable d'une itération à l'autre.

En effet, nous avons montré lors de la modélisation d'une structure demi-sphérique (§5.4.1.1), que le centre de gravité et le centre géométrique d'une cellule placée sur l'axe du vaisseau (ou très près) coïncident à peu près. Au contraire, le centre de gravité d'une cellule décentrée (placée par exemple sur la surface du vaisseau) se trouve à l'intérieur du vaisseau et ne correspond pas à son centre géométrique. De ce fait, plus la cellule est éloignée de l'axe du vaisseau, plus elle sera attirée par le centre de gravité local ainsi que par le point d'intensité maximale (qui doit se trouver également près de l'axe du vaisseau). Ainsi, dans le processus itératif de correction, les premiers déplacements de la cellule seront importants mais au fur et à mesure que celle-ci s'approche du centre du vaisseau, les déplacements deviendront plus petits car la distance au centre de gravité local diminuera.

En nous appuyant sur ces observations, nous avons défini un critère binaire $C_{centrée}$ selon lequel la cellule est considérée comme bien centrée si le déplacement induit entre deux itérations consécutives est inférieur à un seuil ε . L'expression qui définit ce critère est :

$$C_{centrée}(f, \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j - \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^{j-1}| < \varepsilon \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.38)$$

Ainsi, un déplacement j est dit j_{opt} , si $C_{centrée}(f, \hat{\mathbf{x}}_{i+1}^j) = 1$.

Intégration de l'adaptation de taille et de position

Comme nous l'avons mentionné précédemment, tout changement d'échelle est suivi par un repositionnement de la cellule à cette échelle. L'adaptation de taille et de position font donc l'objet d'un processus itératif alterné jusqu'à l'obtention d'une cellule centrée d'échelle optimale (Fig. 5.27).

Ce mécanisme a des répercussions importantes sur l'expression 5.33 qui définit l'échelle optimale. En effet, afin de faciliter l'explication du principe de sélection de cette échelle, nous l'avons définie en fonction d'une position fixe : $\sigma_{i+1} = \sigma_{opt}(f, \hat{\mathbf{x}}_{i+1})$. Cependant, cette position n'est pas fixe, elle peut varier à chaque itération, si la cellule à la nouvelle taille est décentrée. Par conséquent, le vecteur position \mathbf{x} dans l'expression 5.33 varie au cours du temps et la définition de l'échelle optimale devient :

$$\sigma_{opt}(f, \hat{\mathbf{x}}_{i+1}) = \max_{\sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max}} \left\{ \sigma \mid C_{sphère}(f, \hat{\mathbf{x}}_{i+1}, \sigma) = 1 \quad j = 0, \dots, j_{opt} \right\} \quad (5.39)$$

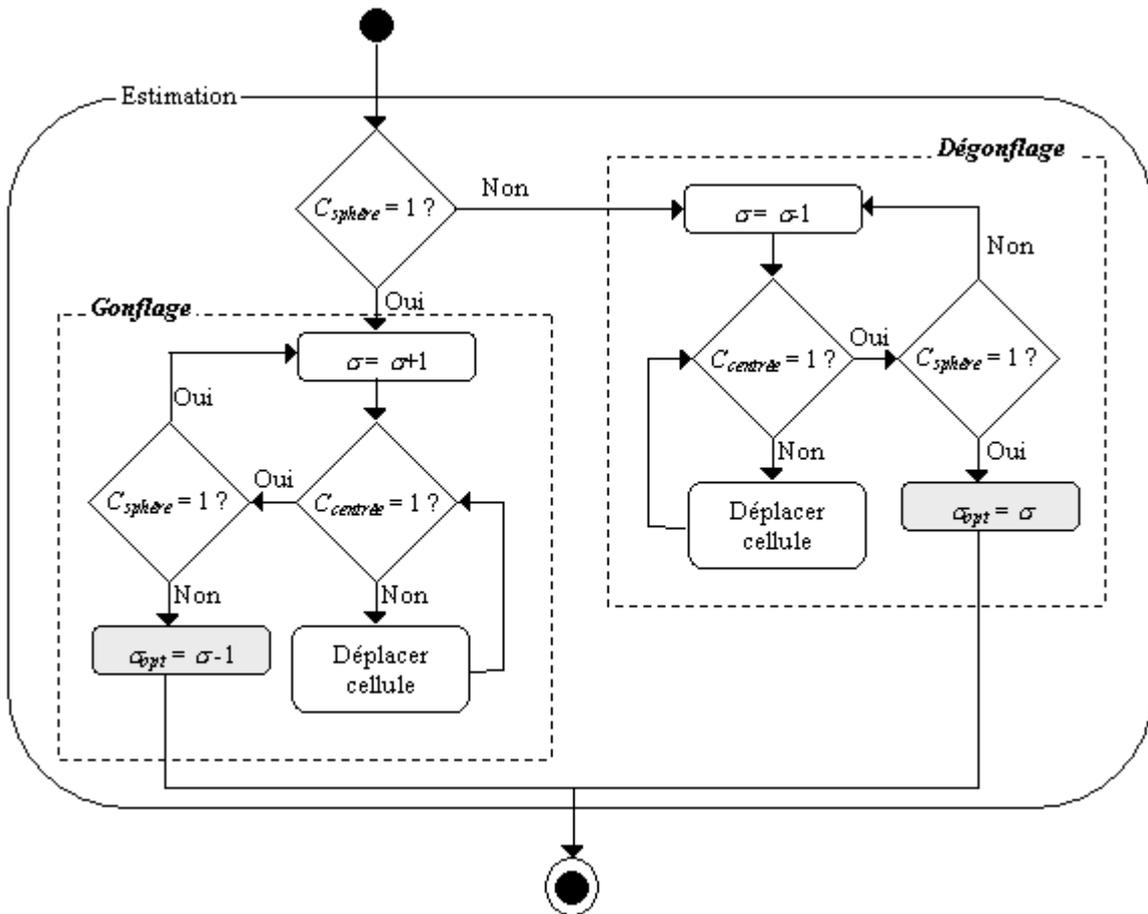


Figure 5.27 – Schéma détaillé du bloc "estimation" (Fig. 5.20). Intégration de l'adaptation de taille et de position dans les processus de gonflage et dégonflage de la cellule.

5.4.3. Limitation et solution

La méthode de correction présentée possède une limitation majeure qui se manifeste principalement lors du prolongement de l'axe d'un segment de grand diamètre vers un segment plus fin. Ceci est le cas du passage d'une partie normale vers une partie sténosée (Fig. 5.28) ou vers une bifurcation, lorsque l'on passe d'une branche principale vers une branche secondaire (par exemple de l'aorte vers une artère iliaque).

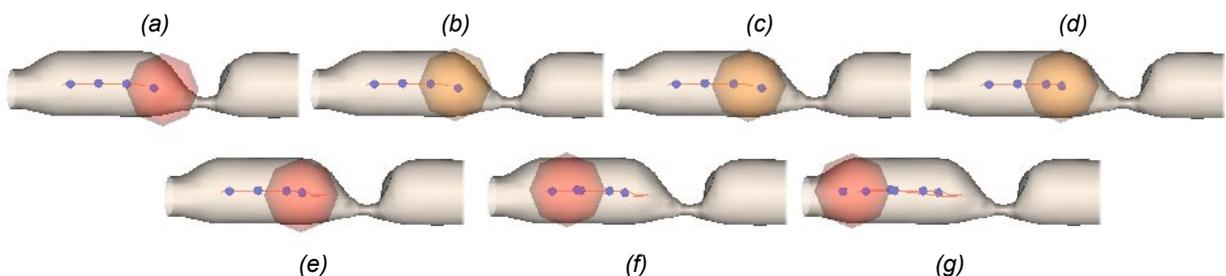


Figure 5.28 – Erreur de recentrage du point prédit, dans le cas d'une sténose. (a) Cellule centrée sur le dernier point prédit. (b)-(d) Processus de repositionnement de la cellule (la cellule recule au lieu d'avancer). (e)-(g) Continuation du processus d'étirement de l'axe (l'axe a fait demi-tour).

En effet, le centre de gravité d'une cellule située à l'endroit où le vaisseau se rétrécit, se trouve là où se concentre la masse, donc du côté où le vaisseau est plus large. Par conséquent, la cellule a du mal à avancer, attirée vers le centre de gravité local qui se trouve en arrière (Fig. 5.28 (b)-(d)). Elle finit par reculer et l'axe fait demi-tour (Fig. 5.28 (e)-(g)). Ce problème pourrait être partiellement résolu par une augmentation de la rigidité de l'axe, mais au détriment de la capacité à suivre des vaisseaux très tortueux.

Nous proposons une autre solution, qui consiste à "brûler" le vaisseau au fur et à mesure que l'axe s'étend. Brûler signifie affecter une valeur nulle aux points appartenant aux régions englobées par la cellule de taille optimale. Ceci est effectué entre l'étape de prédiction et l'étape d'estimation du nouveau point. En réalité, seule la demi-sphère postérieure de la cellule est brûlée afin de ne pas altérer l'estimation de l'orientation locale effectuée ensuite pour la prédiction du point suivant. La masse de la partie déjà traitée du vaisseau étant ainsi devenue nulle, le nouveau point n'est plus attiré vers l'arrière, bien au contraire, il avance dans la direction où la masse subsiste. La figure 5.29 illustre cette procédure.

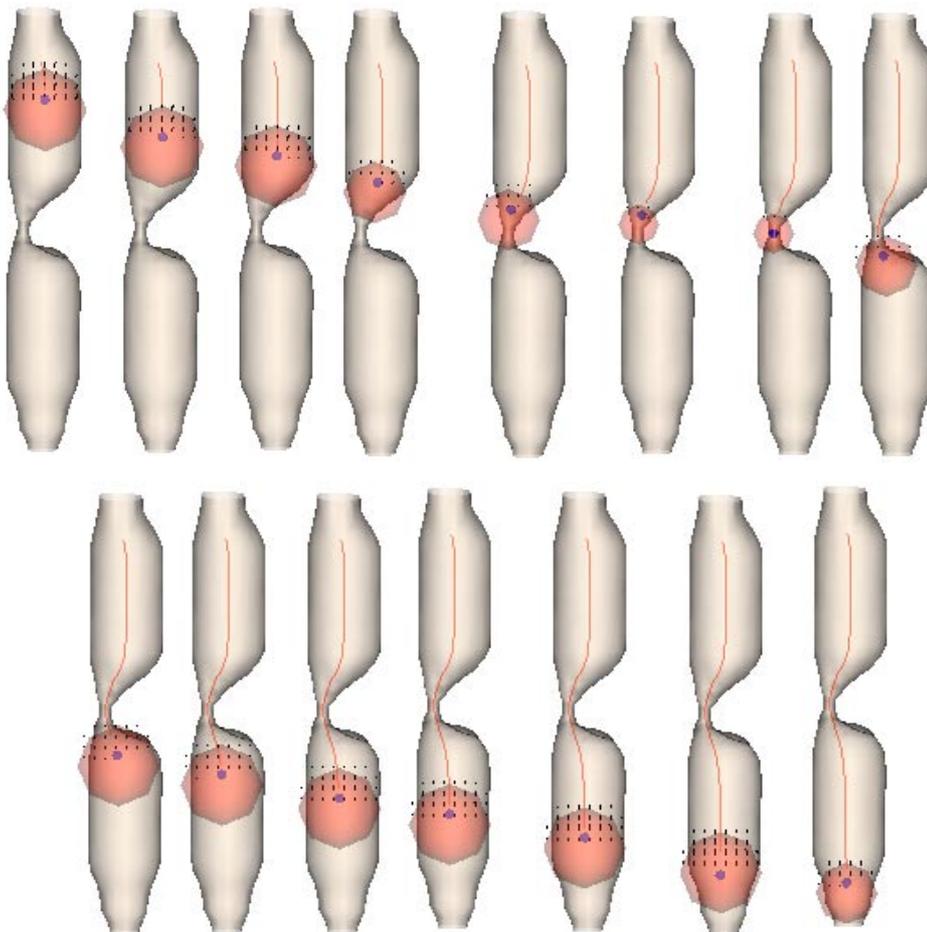


Figure 5.29 – Suppression de la demi-sphère postérieure de la cellule lors du processus d'étirement de l'axe. Les points noirs correspondent aux voxels du volume dont l'intensité est mise à zéro.

5.4.4. Reconstruction du vaisseau à l'aide d'ellipsoïdes

Le mécanisme de suppression décrit ci-dessus peut être utilisé pour reconstruire approximativement le vaisseau sans segmentation préalable. En effet, l'échelle optimale associée à chaque point de l'axe indique la taille du vaisseau en ce point et l'union des sphères correspondantes donne une bonne idée de la forme du vaisseau [89 - Krissian]. Cependant, un vaisseau reconstruit à l'aide de sphères ressemble un peu à un verre de terre (fig. 5.30). Nous préférons profiter de l'information concernant l'orientation locale et utiliser des formes plus ou moins allongées, selon les valeurs des moments d'inertie locaux, afin d'obtenir une surface plus lisse.

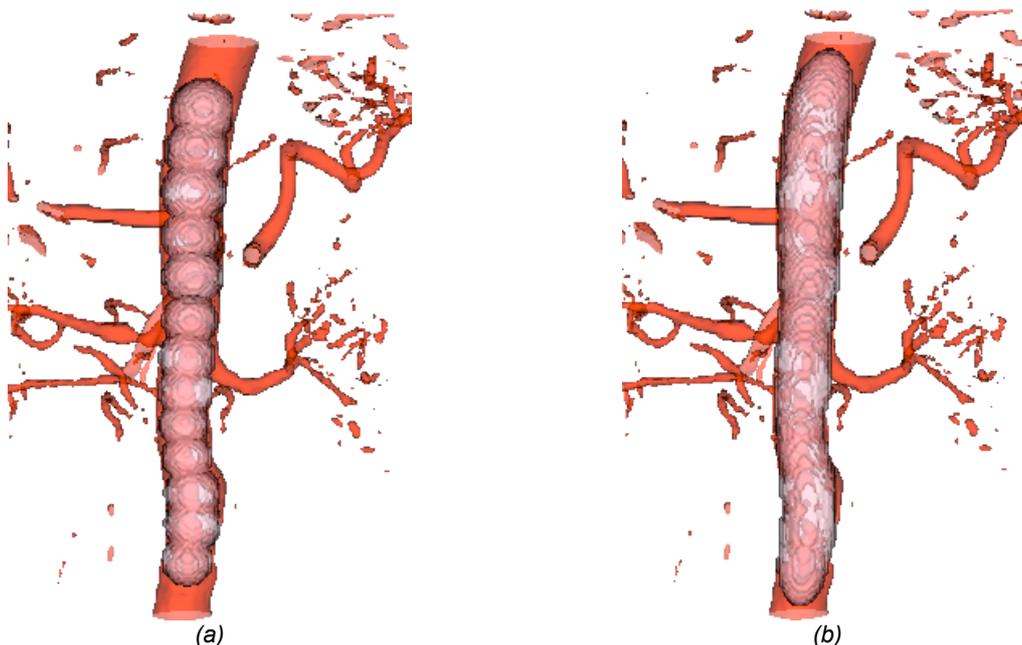


Figure 5.30 – Reconstruction d'un vaisseau à l'aide de sphères de taille optimale (a) et à l'aide de sphéroïdes dont les deux petits axes correspondent à la taille optimale, tandis que le grand axe est déterminé selon la formule 5.39 (b). Cette reconstruction est superposée au rendu surfacique des vaisseaux) basé sur un seuillage. Notons la forme en "verre de terre" de la reconstruction à base de sphères.

Dans ce but, nous ajoutons un nouveau composant au vecteur d'état associé à chaque point de l'axe et décrit dans l'expression 5.2. Pour un point p_i de l'axe, la nouvelle variable ξ_i équivaut au rapport entre la plus petite et la plus grande valeur propre de la matrice d'inertie calculée dans la cellule de prédiction centrée sur ce point. Cette variable a pour expression :

$$\xi_i = \frac{\lambda_1}{\lambda_3} \quad (5.40)$$

où λ_1 et λ_3 sont les valeurs propres d'inertie minimale et maximale respectivement.

Parallèlement à l'extension de l'axe, nous reconstruisons un volume binaire composé par une succession d'ellipsoïdes, chacun d'entre eux centré sur un point de l'axe et orienté selon

l'orientation locale du vaisseau. En réalité, il s'agit de sphéroïdes car les longueurs de deux de ses axes sont identiques. Le sphéroïde correspondant au nœud p_i de l'axe aura les propriétés suivantes :

- Il est centré sur le point x_i
- Son grand axe est parallèle au vecteur e_i (orientation locale du vaisseau en p_i).
- La longueur de ses deux demi petits axes est σ_i (l'échelle optimale associée à p_i).
- La longueur de son demi grand axe est $b_i = \frac{\sigma_i}{\xi_i}$.

Le vaisseau ainsi reconstruit peut être visualisé dans une image de rendu surfacique (Fig. 5.31).

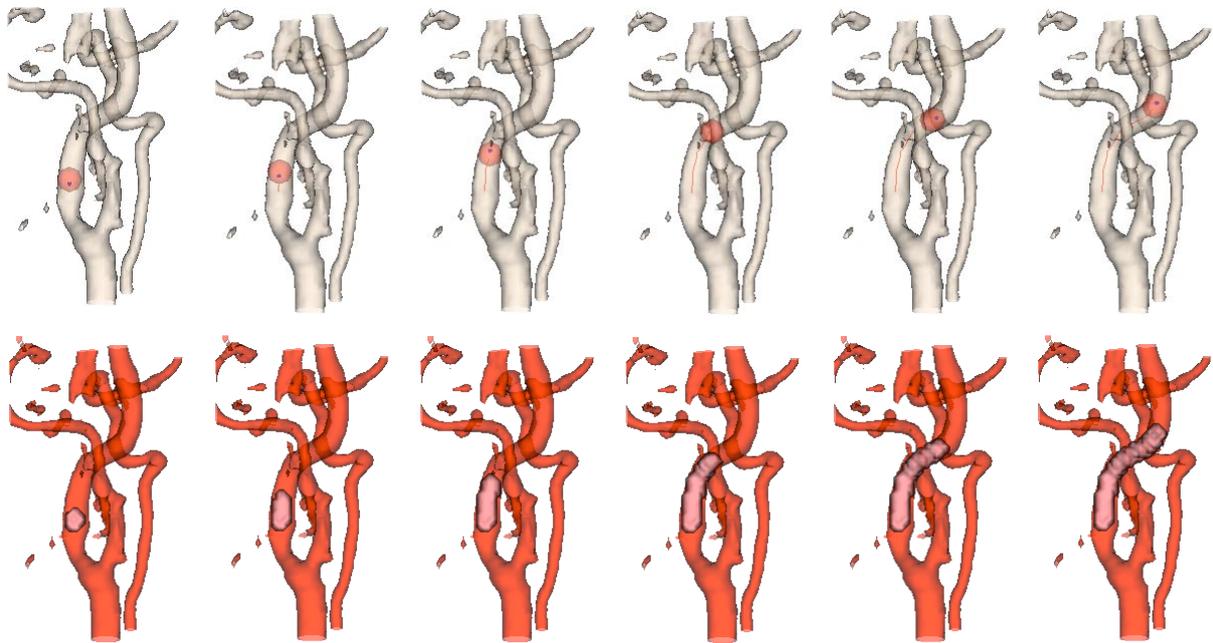


Figure 5.31 – Extraction de l'axe d'un segment vasculaire et reconstruction parallèle du vaisseau à l'aide de sphéroïdes. Dans la partie supérieure : rendu surfacique de l'image vasculaire, cellule optimale détectée en chaque nouveau point de l'axe du vaisseau et l'axe même. Partie inférieure : superposition du rendu surfacique de l'image vasculaire entière et du volume binaire correspondant au vaisseau reconstruit.

5.4.5. Résultats

D'après une évaluation visuelle, la méthode multi-échelle donne des résultats très satisfaisants. Une validation pré-clinique de la méthode sera décrite en détail dans la quatrième partie de ce manuscrit. Ici notons seulement que l'extraction automatique de l'axe du vaisseau a été jugée correcte dans 98% des cas.

Les figures 5.32 et 5.33 montrent des résultats sur une image d'un fantôme vasculaire et une image réelle respectivement.

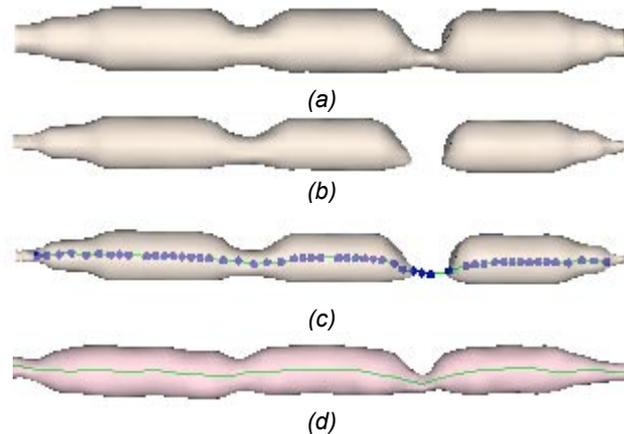


Figure 5.32 – Image d'un fantôme vasculaire et résultat de l'extraction automatique de l'axe (a) et (b) Rendu surfacique de l'image avec deux seuils différents. (c) Points de l'axe. (d) Reconstruction de la surface du fantôme à l'aide des ellipsoïdes.

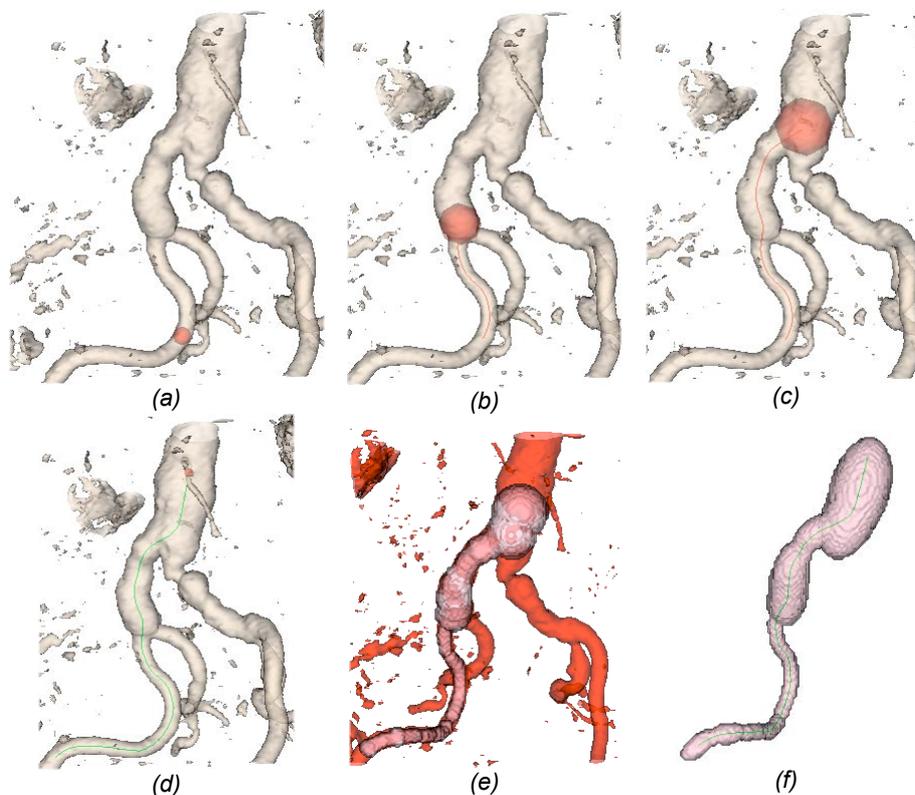


Figure 5.33 – Extraction de l'axe central d'une partie de l'aorte abdominale et d'une artère iliaque. (a)-(c) Adaptation de la cellule à l'échelle optimale pendant l'extension de l'axe. (d) Axe central complet. (e) Superposition du rendu surfacique de l'image vasculaire entière et du volume binaire correspondant au vaisseau reconstruit. (f) Reconstruction de la surface du vaisseau à l'aide des ellipsoïdes, l'axe étant visible par transparence.

La figure 5.32 montre la performance de l'algorithme sur la sténose excentrique très serrée. Elle montre aussi combien le rendu surfacique basé sur le seuillage est dépendant du choix du seuil ((a) et (b)). La représentation du volume reconstruit à l'aide des sphéroïdes est en revanche indépendante de tout seuillage car le volume est binaire (d). Comme il a été dit plus haut, cette représentation s'appuie sur une approximation circulaire des sections transversales du vaisseau. Il est probablement possible de s'approcher encore plus des formes réelles du vaisseau en utilisant une approximation elliptique, donc des ellipsoïdes et non des

sphéroïdes, et en exploitant pour cela les rapports entre les valeurs propres de la matrice d'inertie pour fixer le rapport entre les deux petits axes de chaque ellipsoïde.

5.5. Scénario d'interaction 3D pour l'initialisation du squelette extensible

Le squelette extensible requiert une initialisation par un seul point placé à proximité de l'axe. Suivant l'implantation, cette initialisation peut se faire de diverses façons : dans deux images MIP obtenues par des projections perpendiculaires l'une à l'autre, dans une coupe native, etc.

Nous proposons un scénario d'interaction 3D dans lequel l'initialisation est faite en cliquant sur la surface du vaisseau, dans une image de rendu surfacique obtenue à l'aide de l'algorithme *marching cubes* [104 - Lorensen et Cline].

La définition du point initial est illustrée dans la figure 5.34. A partir du point sélectionné par l'utilisateur sur la surface du vaisseau (p_1), on lance un rayon à travers le vaisseau jusqu'au côté opposé de la surface (p_2). Le point médian du segment $\overline{p_1p_2}$ est adopté comme *point de départ* pour l'algorithme d'extraction de l'axe central du vaisseau.

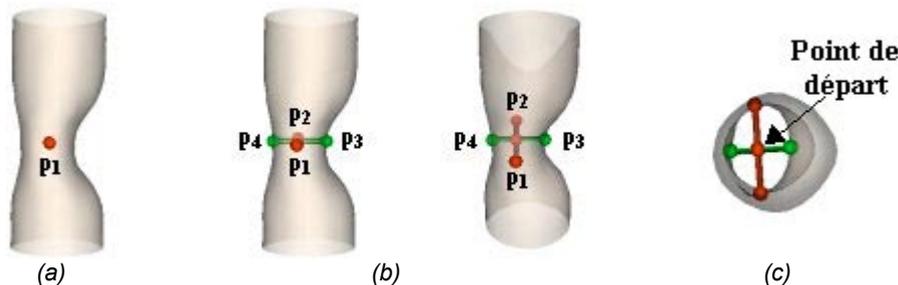


Figure 5.34 – Scénario d'interaction pour la sélection du point de départ. (a) Point initialisé par l'utilisateur (p_1) sur la surface du vaisseau. (b) Points sur la surface du vaisseau, p_2 , p_3 et p_4 , automatiquement déduits à partir du point p_1 . (c) Point de départ calculée comme le point médian du segment $\overline{p_1p_2}$.

Dans le cas de l'approche mono-échelle, cette étape d'initialisation détermine également la taille de la cellule d'analyse en fonction du diamètre local du vaisseau sur le point de départ. Afin d'estimer ce diamètre, on trace une droite ($\overline{p_3p_4}$) perpendiculaire au segment $\overline{p_1p_2}$. Le diamètre du vaisseau est alors calculé comme la moyenne des longueurs des segments $\overline{p_1p_2}$ et $\overline{p_3p_4}$. Le choix du seuil pour le rendu surfacique est crucial dans ce cas. En effet, au fur et à mesure que la valeur du seuil est augmentée, les vaisseaux paraissent plus fins. Par conséquent, les segments tracés seront plus courts et le diamètre du vaisseau sera sous-estimé. La cellule d'analyse aura donc une taille trop petite par rapport à la taille du vaisseau et l'algorithme d'extraction de l'axe peut échouer comme nous l'avons montré au paragraphe §5.3.2. Ce problème ne se pose pas dans le cas de l'approche multi-échelle, où le

rendu surfacique est utilisé seulement comme support pour l'interaction visuelle. Dans cette approche, la cellule centrée sur le point initial est adaptée (en taille et position) selon les mêmes critères qui servent à adapter les cellules centrées sur les points suivants de l'axe pendant l'étape d'*estimation* (§5.4.2.2).

5.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une nouvelle méthode d'extraction de l'axe central de segments vasculaires simples à l'aide d'un squelette extensible. L'extension de l'axe est fondée sur l'analyse locale des moments de l'image. En particulier, nous calculons des valeurs et des vecteurs propres de la matrice d'inertie dans une région délimitée par une cellule sphérique.

Nous avons montré deux versions de la méthode : mono-échelle et multi-échelle. Nous avons constaté que l'approche mono-échelle, du fait que la taille de la région d'analyse est constante, est trop dépendante de l'initialisation de l'algorithme et ne peut pas traiter en même temps des segments vasculaires présentant de variations de taille importantes.

La principale contribution de l'approche multi-échelle est l'adaptation de la taille de la cellule à la taille locale du vaisseau, ce qui nous a permis d'aboutir à des résultats intéressants, tels que :

- Rendre l'algorithme quasi-indépendant de son initialisation interactive.
- Analyser la forme locale de l'image en vue de la reconnaissance de structures vasculaires normales et pathologiques.
- Gérer la variabilité de tailles des vaisseaux présents dans l'image.
- Obtenir une reconstruction approximative du vaisseau sans segmentation préalable. Ce résultat permet d'envisager la mise en œuvre d'un modèle déformable de surface 3D, initialisé à l'aide de cette reconstruction. Une telle initialisation, proche des vraies frontières du vaisseau, devrait permettre de converger rapidement vers la solution.

Il faut noter qu'en dépit du fait que les bifurcations ne sont pas incorporées dans le modèle (qui considère le vaisseau comme une structure tubulaire), l'algorithme réussit à extraire la ligne centrale du vaisseau même aux endroits des bifurcations (Figures 5.4, 5.6, 5.9, 5.26, 5.32). Cependant, il extrait une seule branche à la fois. Par conséquent, si la branche extraite n'est pas celle d'intérêt, il est important d'offrir la possibilité d'effectuer des corrections manuelles et de forcer interactivement l'extraction d'une autre ramification.

Chapitre 6

Extraction des contours du vaisseau

Après avoir extrait l'axe central du vaisseau, en calculant pour chacun de ses points l'orientation locale, nous sommes désormais en mesure d'extraire les plans orthogonaux le long de l'axe et d'effectuer une recherche de contours 2D.

Nous proposons dans ce chapitre deux

méthodes différentes pour l'extraction des contours du vaisseau. La première est basée sur l'extraction d'iso-contours et la deuxième sur le modèle de contour actif. Chacune d'entre elles est issue d'une définition différente de la localisation des bords du vaisseau dans les images ARM.

Notations

Dans ce chapitre, les notations suivantes seront utilisées:

<i>Notations liées à l'implémentation de l'iso-contour:</i>	
$f(x,y,z)$	image vasculaire 3D,
$g(x,y)$	image 2D correspondant à un plan localement perpendiculaire à l'axe central du vaisseau,
q	nombre total de points de l'axe,
$P(k)$	axe central du vaisseau,
p_i	$i^{\text{ème}}$ nœud de l'axe,
\mathbf{x}_i	position spatiale de p_i ,
σ_i	rayon local du vaisseau au point \mathbf{x}_i ,
$f_{\max}(\mathbf{x}_i)$	intensité maximale locale associée à p_i , qui correspond à l'intensité maximale dans une sphère de rayon σ_i centrée sur \mathbf{x}_i ,
$u(i)$	signal composé des valeurs de $f_{\max}(\mathbf{x}_i)$ pour tous les points de l'axe,
$W(i, \tau)$	noyau unidimensionnel de convolution d'un filtre moyennneur de taille τ , centré sur le point i ,
$\tilde{u}(i)$	signal u lissé avec le filtre moyennneur $W(i, \tau)$,

<i>Notations liées à l'implémentation du contour actif (snake) :</i>	
$\mathbf{v}(s,t)$	courbe paramétrique qui définit le <i>snake</i> ,
$E(\mathbf{v})$	énergie associée au <i>snake</i> ,
h	pas de discrétisation du <i>snake</i> ,
\bar{h}_{k-1}	distance moyenne entre les sommets du <i>snake</i> ,
$\mathbf{v}(i,k)$	position de l' $i^{\text{ème}}$ sommet du <i>snake</i> à l'instant k ,
\mathbf{A}	matrice correspondant à la formulation discrète de l'énergie interne du <i>snake</i> ,
h'	pas de discrétisation normalisé égal à 1,
$\mathbf{v}'(i,k)$	position de l' $i^{\text{ème}}$ sommet du <i>snake</i> normalisé à l'instant k

6.1. Où se trouvent les bords du vaisseau dans une image ARM ?

Sur les images 2D correspondant aux coupes localement perpendiculaires à l'axe central du vaisseau (Fig. 6.1), le bord du vaisseau constitue un contour qui sépare la lumière vasculaire du fond de l'image. La question que nous nous posons est où se trouve exactement ce contour ?

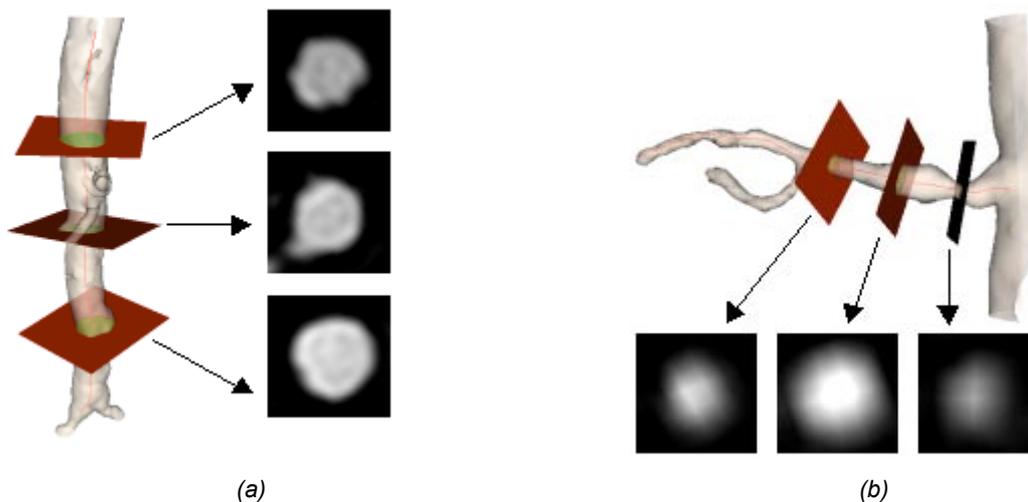


Figure 6.1 – Axe central du vaisseau et coupes localement perpendiculaires à celui-ci. (a) Aorte (b) Artère rénale.

Dans la deuxième partie du manuscrit (§3.2), nous avons essayé de répondre à une question similaire concernant la localisation des contours dans une image quelconque. Nous avons choisi deux réponses possibles 1) un contour se situe entre les pixels appartenant à des régions ayant des propriétés photométriques différentes et/ou 2) ses points correspondent à un maximum ou un minimum de variation locale d'intensité. Les contours vasculaires dans des images ARM n'échappent pas à cette double définition. Nous allons présenter dans la suite la portée de chacune de ces réponses dans le cas particulier des images ARM.

6.1.1. Réponse 1 : Entre les pixels appartenant à des régions ayant des propriétés photométriques différentes

Durant les dix dernières années, plusieurs équipes de recherche ont essayé de caractériser les images ARM sous une perspective "photométrique". Elles ont travaillé sur la définition de critères permettant la détection des contours à partir de l'analyse des lignes de profil d'intensité tracées sur les coupes natives 2D (Fig. 6.2) [76 - Hoogeveen *et al.*] [75 - Hoogeveen *et al.*] [78 - Hoogeveen *et al.*] [77 - Hoogeveen *et al.*] [74 - Hofman *et al.*] ou sur la projection MIP [184 - Westenberg *et al.*], en exploitant des connaissances *a priori* sur la technique d'acquisition.

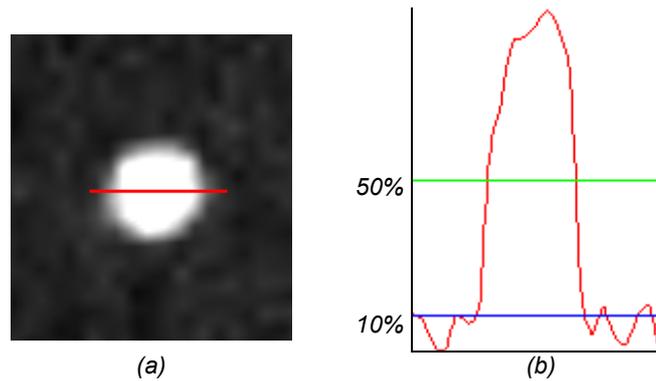


Figure 6.2 – (a) Ligne de profil sur une coupe native ARM avec injection de produit de contraste. (b) En bas de la courbe le critère FWTM (10% du maximum d'intensité) et au milieu de la courbe le critère FWHM (50% du maximum d'intensité).

Par l'intermédiaire de simulations et de tests in vitro, [39 - Du *et al.*], [74 - Hofman *et al.*], [141 - Parker *et al.*], [178 - Verdonck], [75 - Hoogeveen *et al.*] et [78 - Hoogeveen *et al.*] ont démontré que l'apparence du vaisseau (intensité du signal, géométrie de la lumière, etc.) et par conséquent la délimitation de son contour en vue d'une quantification sont fortement déterminés par les conditions d'acquisition. Les limitations intrinsèques du processus de formation et de reconstruction de l'image, la résolution spatiale utilisée, les effets d'interpolation, etc. sont des facteurs déterminants dans l'estimation de la position du contour. Une solution à cette limitation a été proposée, qui consiste à définir un critère objectif pour la détection du contour du vaisseau dépendant de la modalité d'acquisition. Il s'agit d'un seuil fixé en fonction de la valeur maximum du signal intra-luminal. [74 - Hofman *et al.*] et [75 - Hoogeveen *et al.*] ont proposé un seuil de 50% (en anglais full-width half-maximum FWHM) pour les images ARM temps de vol. [78 - Hoogeveen *et al.*] a proposé un seuil de 10% (en anglais full-width tenth-of-maximum FWTM) pour les images ARM contraste de phase. Enfin, [51 - Frangi *et al.*] a utilisé également le critère FWHM pour les images ARM avec injection de produit de contraste.

Ces critères peuvent fournir une estimation assez précise de la position du contour du vaisseau si l'acquisition satisfait un certain nombre de conditions [78 - Hoogeveen *et al.*] : 1) la résolution est suffisamment fine (au minimum trois pixels/diamètre), 2) la saturation due au ralentissement du flux vers les bords du vaisseau est limitée (pour le ARM temps de vol) et 3) les artefacts de flux sont négligeables. En effet, [178 - Verdonck] a observé que des mesures fondées sur un tel seuillage sont très sensibles au choix du seuil et que le critère FWHM tend à sous-estimer les petits vaisseaux. Cependant, [77 - Hoogeveen *et al.*] montre que la détection des contours de petits vaisseaux est possible, mais un modèle d'acquisition plus

complexe est nécessaire qui incorpore des propriétés des tissus et des paramètres de la séquence RM.

6.1.2. Réponse 2 : Ses points correspondent à un maximum ou un minimum de variation locale d'intensité.

La plupart des techniques proposées dans la littérature pour la détection de contours vasculaires et présentées dans la deuxième partie du manuscrit sont basées sur la recherche des variations locales d'intensité [128 - Nazarian] [83 - Juhan *et al.*] [149 - Puech *et al.*] [166 - Swift *et al.*] [180 - Verdonck *et al.*] [190 - Wink *et al.*] [191 - Wink *et al.*] [91 - Krissian *et al.*] [89 - Krissian] [181 - Wang *et al.*] [201 - Young *et al.*] [199 - Yim *et al.*] [197 - Yim *et al.*] [152 - Rueckert *et al.*]. Elles s'appuient sur le calcul de dérivées partielles de l'image. Dans ce cas, aucune connaissance *a priori* sur l'acquisition de l'image n'est incorporée dans la méthode et le contour est détecté par la recherche du maximum local de la valeur absolue de la dérivée première ou par la recherche du passage par zéro de la dérivée seconde. La principale limitation de ces méthodes est qu'étant fondées sur le calcul de dérivées, elles sont généralement accompagnées d'un filtrage pas bas qui a tendance à lisser également les bords du vaisseau. [178 - Verdonck] a en effet constaté que les contours ainsi détectés sont erronés pour des vaisseaux trop petits par rapport à la taille du noyau de lissage. Dans ce cas, la position du gradient maximal se fixe sur les bords du noyau de lissage et les petits vaisseaux sont alors surestimés.

6.2. Solution adoptée : une méthode pour chaque réponse

Étant donné la dualité dans la définition de la localisation des contours vasculaires, et dans l'optique d'une comparaison ultérieure, nous avons adopté comme solution au problème d'extraction des contours, l'implémentation de deux méthodes, chacune issue d'une définition différente. La première est basée sur l'extraction d'iso-contours, dont l'iso-valeur est fixée en fonction des caractéristiques photométriques des images ARM. La deuxième est basée sur le modèle de contour actif attiré par les maxima du gradient.

6.2.1. Extraction du contour du vaisseau à l'aide d'un iso-contour

Rappelons qu'un iso-contour divise l'espace de l'image g en deux sous-domaines, l'extérieur, dans lequel $g(x,y) < c$ et l'intérieur, dans lequel $g(x,y) > c$. Où c est le seuil appelé iso-valeur (§3.2.1). Le résultat est par conséquent entièrement dépendant de l'iso-valeur. Pour

déterminer cette valeur, nous nous sommes inspirés des travaux présentés dans le paragraphe (§6.1.1) et nous avons fixé le seuil en fonction de la valeur maximale locale du signal intraluminal.

Afin de rendre le critère plus robuste au bruit, nous utilisons comme intensité intraluminaire de référence, une moyenne des intensités maximales locales le long de l'axe central du vaisseau, calculée de la manière suivante.

Soient :

- $f_{max}(\mathbf{x}_i)$ l'intensité maximale locale associée au nœud p_i de l'axe, qui correspond à l'intensité maximale dans une sphère de rayon σ_i centrée sur \mathbf{x}_i ,
- q le nombre total de points de l'axe,

Un signal $u(i)$ est créé comme :

$$u(i) = \{f_{max}(\mathbf{x}_i) \mid i \in \mathbf{N}, i \leq q\} \quad (6.1)$$

Ce signal est filtré, donnant lieu à un nouveau signal $\tilde{u}(i)$ ⁵, défini comme :

$$\tilde{u}(i) = u(i) * W(i, \tau) \quad (6.2)$$

Où $*$ est l'opération de convolution et W est le noyau d'un filtre moyenneur de taille τ .

L'iso-valeur locale c est alors calculée comme un pourcentage de $\tilde{u}(i)$, déterminé par un coefficient Ω :

$$c = \Omega \tilde{u}(i) \quad (6.3)$$

Il faut noter que cet algorithme retourne tous les iso-contours présents dans l'image. Nous en choisissons ensuite celui qui est le plus proche à l'axe du vaisseau (Fig. 6.3).

Les figures 6.4 et 6.5 montrent des résultats sur des images réelles et une image d'un fantôme vasculaire respectivement. Ces exemples montrent un bon comportement de l'algorithme sur des sténoses très serrées. Des résultats quantitatifs exhaustifs sur la précision de cette méthode avec différents pourcentages pour déterminer l'iso-valeur seront présentés dans la quatrième partie du document.

⁵ Notons que les valeurs $\tilde{u}(i)$ sont sauvegardées dans le vecteur d'état de p_i comme la densité de masse locale m_i .



Figure 6.3 – Detection des contours de l'image par la méthode d'iso-contours.
 (a) Tous les iso-contours détectés. (b) En vert, le contour correspondant au vaisseau analysé.

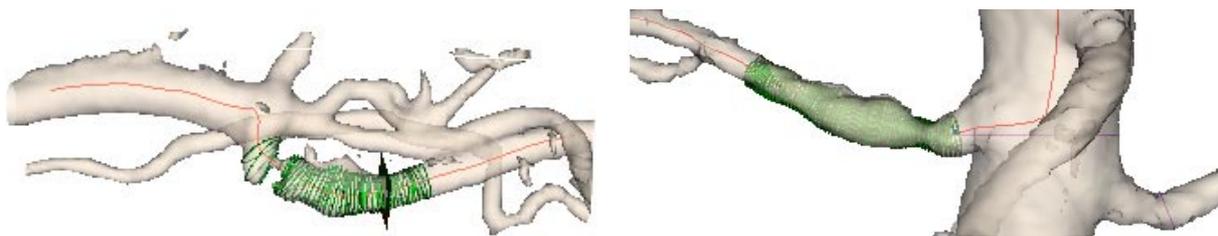


Figure 6.4 - Extraction de contours du vaisseau à l'aide d'iso-contours. (a) Exemple sur une artère carotide. (b) Exemple sur une artère rénale.

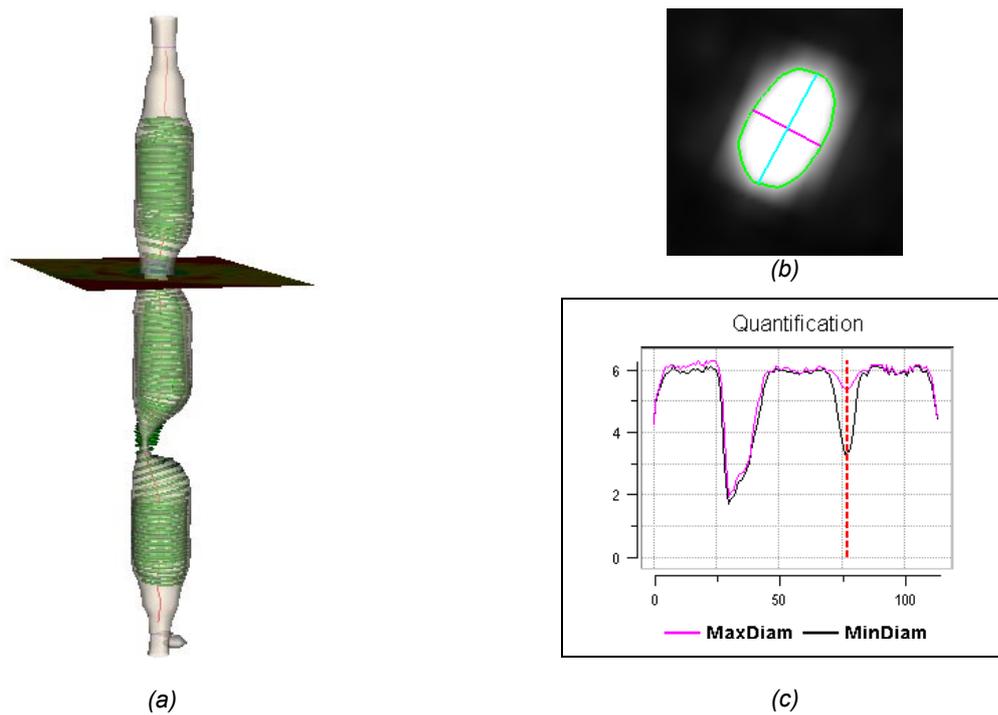


Figure 6.5 - Extraction de contours d'un fantôme vasculaire. (a) Superposition des contours au rendu surfacique de l'image. (b) Contour extrait sur la coupe perpendiculaire à l'axe central du vaisseau, affichée dans (a). Les lignes mauve et turquoise correspondent au diamètre minimal et maximal du vaisseau respectivement. (c) Courbe des diamètres maximal et minimal du vaisseau mesurés le long de la coordonnée curviligne de l'axe. Il faut préciser que le diamètre réel du fantôme sur une section non pathologique est de 6 mm.

6.2.2. Extraction du contour du vaisseau à l'aide d'un contour actif

Le modèle de contour actif (*snake*) permet d'assurer la continuité et le lissage des contours extraits. Un compromis est cherché entre ces contraintes internes et les forces

externes attirant le *snake* vers les caractéristiques de l'image qui, dans le cas présent, sont les maxima du gradient. La version conventionnelle des contours actifs a été présentée dans le chapitre 3 (§3.2.2.2). Ici, nous allons rappeler d'abord quelques concepts de base pour expliquer ensuite l'implémentation particulière que nous avons utilisée, qui a besoin d'un seul point pour l'initialisation du modèle. Cela nous a permis d'initialiser automatiquement le contour actif par le point d'intersection entre l'axe central du vaisseau et le plan localement perpendiculaire à celui-ci.

Le contour actif est défini par une courbe paramétrique $\mathbf{v}(s,t)$ qui est fixée à l'image par minimisation itérative de l'énergie $E(\mathbf{v})$ composée de deux termes, interne et externe (éq. 3.29). Le terme d'énergie interne (éq. 3.30) implique des dérivées partielles discrétisées par différences finies $\partial \mathbf{v}(s,t)/\partial s \approx (\mathbf{v}((i+1),k) - \mathbf{v}((i-1),k)) / 2h$, où h est le pas de discrétisation des points dans le contour et correspond initialement à la distance entre les sommets. Le modèle est itérativement déformé, en appliquant explicitement les forces externes $F_{\text{ext}}(\mathbf{v})$ sur chaque sommet du contour, tout en minimisant de manière implicite l'énergie interne. La nouvelle position $\mathbf{v}(i,k)$ à l'instant k est calculée par l'équation (3.31):

$$\mathbf{v}(i,k) = [\gamma \mathbf{I} + \mathbf{A}]^{-1} \cdot [\gamma \cdot \mathbf{v}(i,(k-1)) + F_{\text{ext}}(\mathbf{v}(i,(k-1)))]$$

où la matrice \mathbf{A} est une formulation discrète de l'énergie interne.

L'équation (3.31) n'est valable que si les sommets du contour sont placés de manière équidistante le long du contour et que le pas d'échantillonnage h est invariant au cours de l'évolution du modèle. Or, après chaque itération, la longueur du contour augmente sous l'action des forces externes (force ballon et force associée au gradient de l'intensité) et le nouveau pas h ne correspond plus à la distance initiale entre les sommets. Ainsi, l'énergie interne, et en particulier le terme de l'énergie d'élasticité $E_{\text{elast}}(\mathbf{v})$ associé à la tension du contour, augmente et peut arrêter le contour avant les bords du vaisseau. Cela est d'autant plus probable que le contour est initialisé loin de la position finale attendue. Une solution consiste à ré-échantillonner le contour avec un nombre N plus élevé de sommets, pour conserver la même valeur du pas de discrétisation au cours des itérations. Dans ce cas, la matrice $[\gamma \mathbf{I} + \mathbf{A}]$ de dimension $N \times N$, ainsi que son inverse doivent être ré-calculées. Ceci est une tâche coûteuse en temps de calcul, et limite les applications du modèle classique des contours actifs.

Afin de surmonter cette limitation, nous avons utilisé une nouvelle implémentation numérique des contours actifs proposée par [3 - Anwander] [68 - Hernández-Hoyos *et al.*]. Il

s'agit des "contours actifs à longueur normalisée" (CALN) dont le but est de préserver la validité de l'équation (3.31) malgré l'évolution de la taille du contour. Dans ce nouveau schéma numérique, le nombre de sommets du contour est fixe au cours de son évolution et sa longueur est normalisée, ne nécessitant ainsi de calculer les matrices $[\gamma\mathbf{I} + \mathbf{A}]$ et $[\gamma\mathbf{I} + \mathbf{A}]^{-1}$ qu'une seule fois. Cela permet des calculs rapides et une initialisation du *snake* par un seul pixel éloigné du contour du vaisseau.

A chaque itération, le modèle est normalisé en posant la valeur du pas de discrétisation normalisé constante et égale à $h' = 1$. La longueur du *snake* normalisé $\mathbf{v}'(i, (k-1))$ est donc le nombre de sommets du contour. Ce nouveau *snake* est obtenu à partir du *snake* original, en utilisant la distance moyenne \bar{h}_{k-1} entre ses sommets :

$$\mathbf{v}'(i, (k-1)) = \mathbf{v}(i, (k-1)) / \bar{h}_{k-1} \quad (6.4)$$

Le *snake* normalisé est déformé selon l'équation d'évolution (3.31), en appliquant à chaque sommet les forces externes calculées sur le *snake* non normalisé. Ces forces sont calculées pour les positions des sommets du contour à sa taille originale. Il n'est pas nécessaire de les normaliser car elles ne dépendent pas de la discrétisation de la courbe.

Ainsi, les nouvelles positions des sommets du *snake* normalisé $\mathbf{v}'(i, k)$ sont :

$$\mathbf{v}'(i, k) = [\gamma\mathbf{I} + \mathbf{A}]^{-1} \cdot [\gamma \cdot \mathbf{v}'(i, (k-1)) + F_{\text{ext}}(\mathbf{v}(i, (k-1)))] \quad (6.5)$$

Soient $\Delta\mathbf{v}'(i, k)$ les vecteurs de déformation pour chaque sommet du *snake* normalisé :

$$\Delta\mathbf{v}'(i, k) = \mathbf{v}'(i, k) - \mathbf{v}'(i, (k-1)) \quad (6.6)$$

La déformation est directement appliquée au *snake* non normalisé, sans mise à l'échelle :

$$\mathbf{v}(i, k) = \mathbf{v}(i, (k-1)) + \Delta\mathbf{v}'(i, k) \bar{h}_{k-1} \quad (6.7)$$

Après déformation, les sommets du *snake* sont redistribués sur le polygone représentant le contour, afin d'assurer une équidistance h_k des sommets pour l'itération suivante.

Des résultats quantitatifs exhaustifs seront présentés dans la quatrième partie du manuscrit, correspondant à la validation pré-clinique. Dans cette validation, nous avons utilisé, entre autres, des fantômes de segments vasculaires avec sténoses (exemple : Fig. 6.5), qui seront décrits en détail plus loin (§ 8.2.1). Ici, nous présentons un exemple de résultats d'application du CALN à la quantification de sténoses sur deux de ces fantômes, préalables à cette validation [68 - Hernández-Hoyos *et al.*].

Les aires des contours "normaux" (hors sténoses) ont été utilisées pour calculer "l'aire normale moyenne", l'écart-type relatif et l'erreur maximale relative. Pour estimer le degré de sténose, nous avons utilisé la différence relative entre l'aire normale moyenne et l'aire

minimale de chaque section sténosée (la formule appropriée et les méthodes d'appréciation des sténoses seront exposées dans la quatrième partie §7.1). Les mesures d'aire des contours vasculaires extraits par le CALN ont été comparées aux mesures théoriques connues sur les fantômes. Un résumé des résultats quantitatifs est montré dans la figure 6.6.

L'écart type relatif est inférieur à 2% et l'erreur maximale relative est inférieure à 5%. Cela montre la stabilité de l'extraction des contours. Compte tenu de la résolution spatiale des images et du diamètre du fantôme, les contours extraits ne contiennent pas plus de deux pixels mal classés.

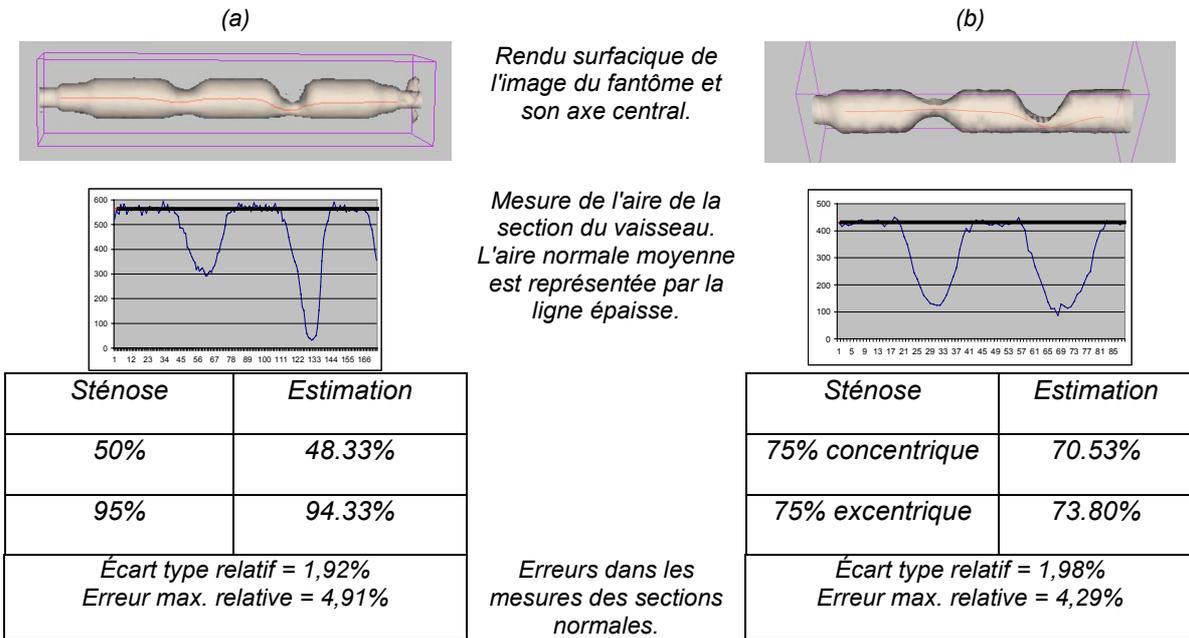


Figure 6.6 – Exemples de résultats sur images de fantômes. Colonne (a) : Fantôme avec des sténoses de 50% et 95%, elliptique et excentrique. Colonne (b) : Fantôme avec des sténoses de 75% semi-lunaire excentrique et semi-lunaire concentrique.

La figure 6.7 montre des contours extraits sur des coupes orthogonales à l'axe central du fantôme (a) au niveau de la sténose de 95%.

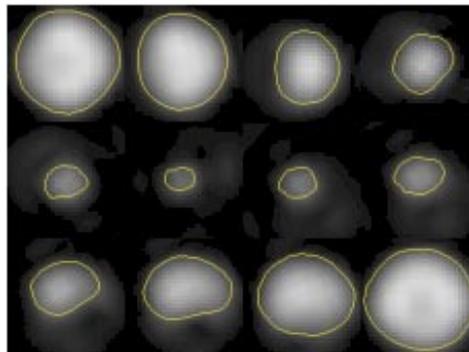


Figure 6.7 – Appréciation qualitative des contours du vaisseau extraits par le CALN. Les contours sont superposés aux images.

6.3. Discussion et conclusion

Nous avons présenté deux méthodes différentes que nous avons implémentées pour l'extraction de contours vasculaires dans des images ARM. Les résultats quantitatifs de leur validation seront présentés dans la quatrième partie du manuscrit. En termes généraux, nous avons observé que les résultats obtenus avec les deux méthodes sont corrects, mais plus ou moins dépendants de la position de l'axe central du vaisseau extrait au préalable.

Concernant la méthode basée sur l'iso-contour, nous avons constaté qu'un axe décentré conduira à un calcul erroné de l'intensité locale maximale et par conséquent, de l'iso-valeur localement utilisée. Plus l'axe extrait est éloigné du centre du vaisseau, plus l'intensité locale maximale sera faible, ainsi que l'iso-valeur calculée à partir de celle-ci. De ce fait, le contour extrait peut être trop large et, étant à la base d'une quantification de sténose, peut entraîner sa sous-estimation. De même, la taille du masque de convolution utilisé pour filtrer le signal des intensités maximales $u(i)$ a une incidence dans le résultat de l'extraction, en particulier des petits vaisseaux ou de vaisseaux sténosés. Cette taille fixe le compromis entre les effets liés à l'utilisation d'un seuil global et d'un seuil purement local. En effet, lorsque le diamètre local du vaisseau ne dépasse pas 3 voxels environ, on ne peut plus faire l'hypothèse selon laquelle l'intensité le long de l'axe est homogène. En raison de l'effet de volume partiel on observe une baisse notable de l'intensité dans les parties fortement rétrécies des vaisseaux (Fig.6.7 et 6.8).

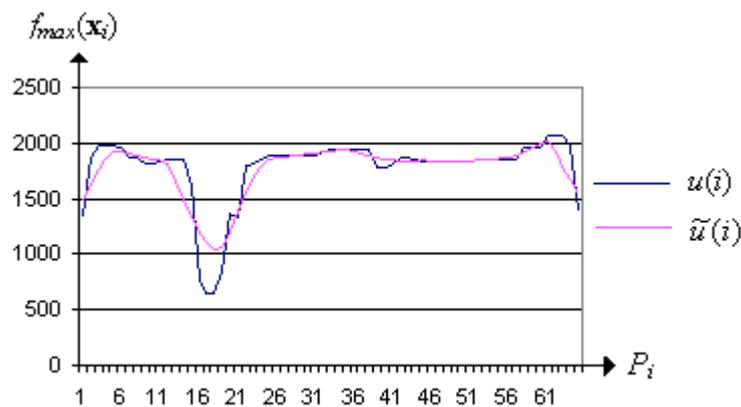


Figure 6.8 – Courbes correspondant aux signaux $u(i)$ et $\tilde{u}(i)$ calculés le long de l'axe du fantôme (a) de la figure 6.6 ($\tau=7$). La forte baisse de l'intensité maximum entre les points 16 et 21 correspond au rétrécissement vasculaire important (sténose 95%).

Dans ces parties, un seuil global ($\tau \rightarrow \infty$) fixé en fonction de l'intensité maximum des parties plus larges n'est plus valable. Plus précisément, il s'avère trop élevé et la taille locale du vaisseau est sous-estimée [178 - Verdonck]. Inversement, en absence de filtrage ($\tau=1$), le seuil sera purement local, donc trop bas et le contour pourra être trop large.

En ce qui concerne le CALN, comme nous l'avons mentionné précédemment, il permet une initialisation du modèle par un seul point, loin de la solution finale. Cependant, nous avons pu constater certaines contraintes sur la position de ce point :

- Le point initial doit absolument se trouver à l'intérieur de la lumière vasculaire. Dans le cas contraire, le contour aura tendance à se "coller" aux bords d'une structure extravasculaire (Fig. 6.9). Rappelons que le point initial correspond à l'intersection de l'axe du vaisseau avec le plan localement perpendiculaire à celui-ci. Cette situation peut donc se présenter lorsque l'axe, lui même passe en dehors de la lumière vasculaire (§ 5.3.2, Fig. 5.10).

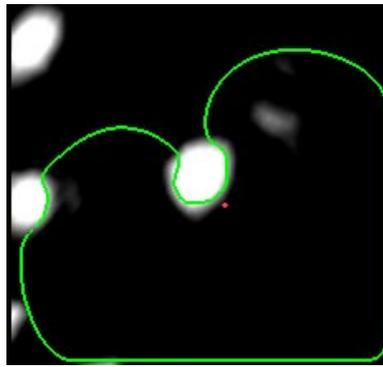


Figure 6.9 – Contour extrait erroné en raison d'un point initial (rouge) localisé en dehors de la lumière vasculaire.

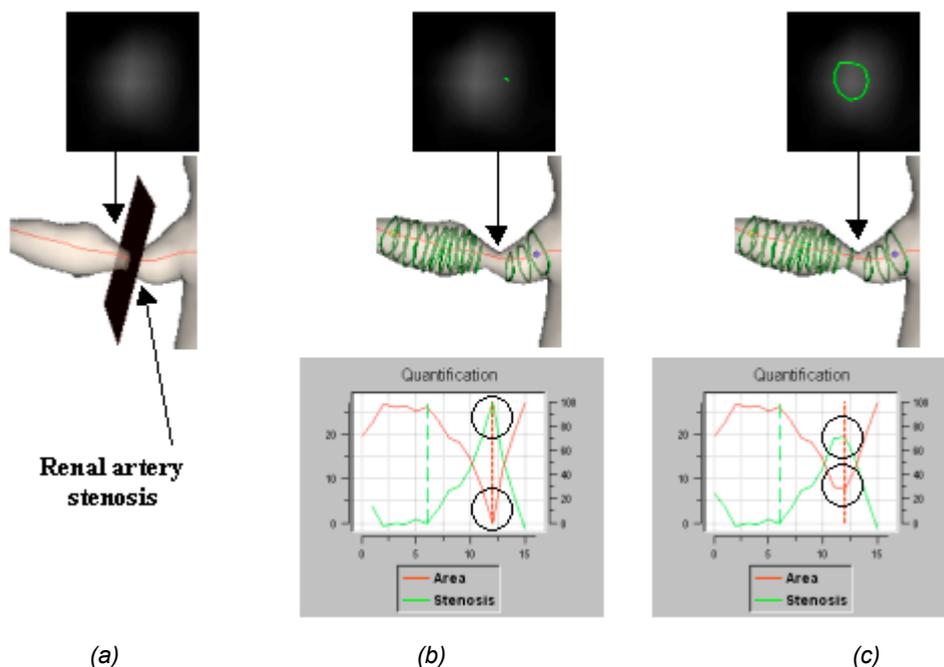


Figure 6.10 – Correction manuelle d'un contour vasculaire extrait par le CALN. (a) Section perpendiculaire dans une région très sténosée. (b) Courbes de quantification obtenues à partir de l'extraction automatique du contour du vaisseau : la valeur de l'aire égale à zéro attire l'attention sur la section dans laquelle le contour n'a pas été extrait correctement. En effet, le contour est resté sur un seul point car l'axe touché localement le bord du vaisseau. (c) Correction manuelle du contour du vaisseau et actualisation automatique des courbes de quantification.

- Le point initial ne doit pas se trouver sur le bord réel du vaisseau car le processus de déformation est immédiatement arrêté. Ce cas peut se présenter dans le cas d'une section vasculaire très petite (2 ou 3 pixels de diamètre) correspondant à un vaisseau fin ou sévèrement sténosé (Fig. 6.10).

Il est intéressant de laisser à l'utilisateur la possibilité de corriger manuellement les situations dans lesquelles les méthodes automatiques échouent. Le logiciel dans lequel nous avons implémenté ces méthodes (annexe B), propose deux voies pour la correction interactive du contour. La première consiste en une détection automatique du contour, initialisé sur un point sélectionné manuellement par l'utilisateur. La deuxième consiste en un traçage manuel du contour (Fig. 6.10).

Quatrième partie

APPLICATION CLINIQUE :
QUANTIFICATION DE LA STENOSE
ARTERIELLE AVEC LE LOGICIEL
MARACAS

Introduction

La richesse et la spécificité de CREATIS résident dans l'association, au sein d'une même unité, de médecins et de spécialistes en traitement du signal et de l'image. Dans ce contexte, il est possible de réaliser à la fois des projets de recherche amont et des projets de recherche finalisée, allant jusqu'à la validation clinique. Notre projet de recherche s'inscrit précisément dans ce schéma : partir d'un besoin médical concret, passer par la recherche de méthodes susceptibles de répondre à ce besoin, puis par l'implantation de ces méthodes dans un environnement informatique convivial afin de permettre aux médecins d'utiliser les algorithmes développés et aller jusqu'à une validation clinique.

C'est ainsi que le développement informatique a occupé une place très importante parmi nos activités et que nous avons abouti à la création du logiciel Maracas (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted analysis). Maracas est un logiciel interactif de visualisation et de traitement d'images ARM 3D, orienté vers la quantification automatique des sténoses artérielles. Son cahier des charges a été initialement établi par les médecins de CREATIS et des membres du "Groupe de Recherche et de Réflexion en Angiographie par Résonance Magnétique (Club Angio RM), puis amélioré et adapté au cours du développement.

Nous avons implémenté dans Maracas nos algorithmes de segmentation présentés dans la troisième partie du manuscrit, ainsi qu'un module de quantification de sténoses basé sur les résultats de la segmentation. Une description détaillée du logiciel a été publiée dans [70 - Hernández-Hoyos *et al.*], article que nous avons inclus dans l'annexe B de ce manuscrit. Dans cette partie nous allons nous limiter à l'explication de la méthode de quantification de sténoses (chapitre 7) suivie de la présentation des résultats d'une pré-validation clinique, effectuée dans le cadre d'un DEA [148 - Puech] (chapitre 8).

Chapitre 7

Quantification de la sténose artérielle dans Maracas

Dans Maracas, la quantification est effectuée en trois étapes : extraction de l'axe central du vaisseau, détection des contours du vaisseau sur les plans perpendiculaires à l'axe et calcul des paramètres de sténose à partir des contours résultants.

Les méthodes d'extraction de l'axe et des contours ayant déjà été expliquées dans les chapitres précédents, ce chapitre est consacré au calcul automatique des paramètres de sténose.

7.1. Comment quantifier une sténose artérielle en 3D ?

Par "quantification" nous entendons la caractérisation géométrique du rétrécissement du segment artériel sténosé. Les principaux paramètres géométriques accessibles lors d'un examen angiographique, sont (Fig. 7.1) [150 - Renaudin] :

- la longueur du rétrécissement (l),
- le diamètre local le long du vaisseau (d_{local}) avec, en particulier, sa valeur de référence sur la partie saine, notée d_{distal} , et sa valeur minimale au niveau de la sténose ($d_{minimal}$).
- l'aire de la section perpendiculaire à l'axe du vaisseau (s_{local}), sa valeur de référence sur la partie saine (s_{distal}) et sa valeur minimale au niveau de la sténose ($s_{minimal}$).

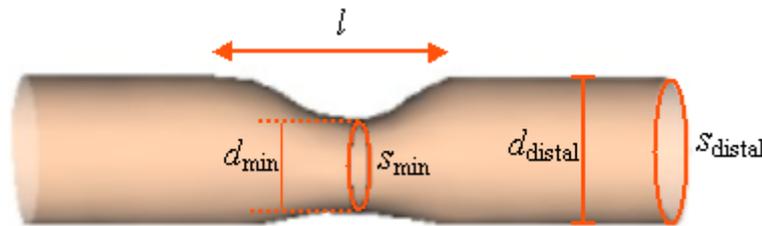


Figure 7.1 – Paramètres de sténose.

L'indice "distal" vient du fait que l'on prend comme référence la partie du vaisseau située au-delà de la sténose, en partant du cœur.

Les mesures absolues, avec unité, sont indispensables pour le choix d'une prothèse endovasculaire [45 - Finet]. Le rétrécissement relatif est le critère le plus communément employé pour caractériser la sévérité d'une sténose et faire le choix du geste thérapeutique. Son calcul détermine la réduction de la lumière vasculaire en diamètre ($\%d$) ou en aire ($\%s$), selon les formules suivantes :

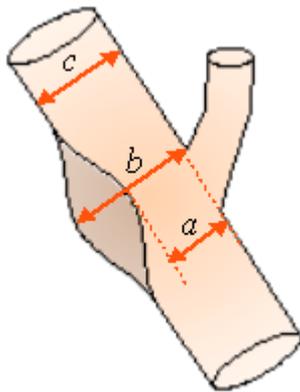
Sténose en diamètre :	Sténose en aire :
$\%d = \frac{d_{distal} - d_{min}}{d_{distal}} \times 100 \%$	$\%s = \frac{s_{distal} - s_{min}}{s_{distal}} \times 100 \%$

(7.1)

La mesure du degré de sténose au niveau de la bifurcation carotidienne constitue un cas particulier en raison de l'anatomie de l'artère dans cette zone (Fig. 7.2) [102 - Long et Bousser]. Le pourcentage de sténose est exprimé par le rapport entre le diamètre mesuré à l'angiographie (sur l'incidence où la sténose est la plus serrée) et 2 dénominateurs différents :

- Le diamètre du bulbe carotidien reconstruit par extrapolation visuelle. Ceci correspond à la méthode ESCT (European Carotid Surgery Trial) [32 - Collaborators].

- Le diamètre de l'artère carotide interne normale en aval de la sténose, correspondant à la méthode NASCET (North American Symptomatic Carotid Endarterectomy Trial) [33 - Collaborators].



*a = diamètre luminal minimal de la sténose
b = diamètre du bulbe carotidien reconstruit visuellement
c = diamètre de l'artère carotide interne saine en aval de la sténose*

$$\% \text{NASCET} = \left(1 - \frac{a}{c}\right) \times 100\%$$

$$\% \text{ECST} = \left(1 - \frac{a}{b}\right) \times 100\%$$

Figure 7.2 - Méthodes de calcul du degré de sténose carotidienne selon ECST et NASCET.

Il est important de noter que ces méthodes de mesure ont été validées sur des mesures planaires pour les différentes modalités d'imagerie (ARX, ARM, angioscanner spiralé, échographie) et n'ont été décrites qu'en diamètre.

7.2. Quantification de sténose dans Maracas

Au fur et à mesure que Maracas extrait les contours du vaisseau sur les plans perpendiculaires à l'axe, plusieurs mesures sont prises sur ces contours : le périmètre, le diamètre (maximal, minimal et moyen) et l'aire. L'utilisateur choisit la (les) mesure(s) à afficher. L'évolution de la (des) mesure(s) choisie(s), le long de l'axe du vaisseau, est affichée sous la forme de courbe(s) dont l'abscisse correspond à la coordonnée curviligne de l'axe du vaisseau et l'ordonnée à la(les) mesure(s) prise(s) sur le contour.

Une fois ces mesures calculées sur le segment vasculaire entier, la quantification du degré de sténose peut être effectuée. Cette tâche a besoin de l'intervention de l'expert afin d'identifier la section normale (saine) du vaisseau. Le degré de rétrécissement local est calculé en chaque point de l'axe, selon la formule (7.1), et affiché également sous forme de courbe. La figure 7.3 montre deux exemples de quantification de sténose, en diamètre (b) et en aire (c) respectivement.

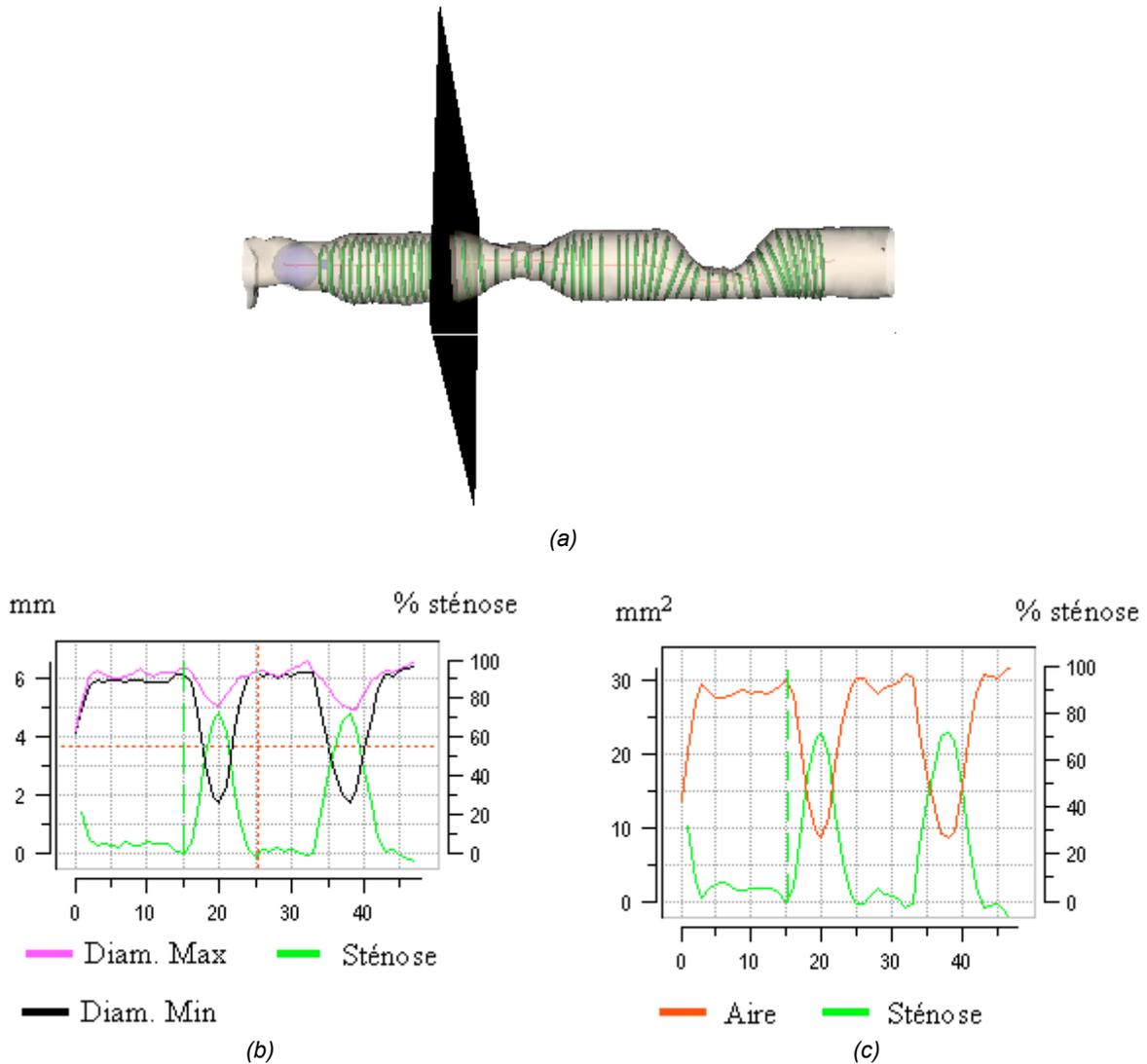


Figure 7.3 – Exemple de quantification dans Maracas. (a) Fantôme avec superposition des contours extraits. (b) Quantification du diamètre maximal et minimal du vaisseau. Le pourcentage de sténose est calculé par rapport au diamètre minimal. (c) Quantification de l'aire de la section perpendiculaire. Le pourcentage de sténose est calculé par rapport à l'aire.

Il faut noter que, dans chaque graphique, il y a deux échelles différentes sur l'axe des ordonnées : à gauche, l'échelle des mesures absolues et à droite le pourcentage de sténose.

La forme de la lumière dans les sections perpendiculaires à l'axe n'étant pas toujours circulaire, notamment dans les régions atteintes de pathologie, le concept de "diamètre du vaisseau" est assez subjectif. Cependant, dans le langage radiologique existent les termes "diamètre maximal" et "diamètre minimal" qui font référence à la plus grande élongation et le plus grand rétrécissement de la lumière dans une section transversale du vaisseau. Nous avons donc implémenté dans Maracas le calcul de ces deux mesures, ainsi que du diamètre moyen. L'algorithme utilisé dans ce but est le suivant :

1. Déterminer le centre de gravité et les orientations des axes principaux d'inertie du contour (Fig. 7.4 (b)).
2. A partir du centre de gravité du contour, tracer deux rayons suivant les directions des axes principaux (Fig. 7.4 (c)).
3. Rechercher tous les points d'intersection entre les rayons et le contour (Fig. 7.4 (d)). Il faut noter que dans les cas de contours à forme très irrégulière (présentant plusieurs concavités), un rayon peut intersecter plusieurs fois le contour (Fig. 7.5). Les deux couples de points d'intersection les plus éloignés entre eux le long de chacun des rayons sont pris comme les extrémités des axes principaux du contour. La longueur du grand axe ainsi délimité est prise comme diamètre maximal du contour. De même, la longueur du petit axe devient le diamètre minimal. Enfin, la moyenne des deux diamètres constitue le diamètre moyen.

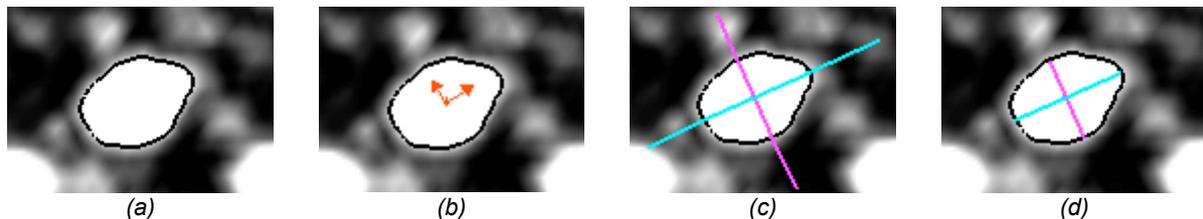


Figure 7.4 – Calcul des diamètres maximal et minimal d'un contour. (a) Contour extrait. (b) Centre de gravité et directions des axes principaux d'inertie du contour. (c) Rayons lancés à partir du centre de gravité selon les directions principales. (d) Axes du contour délimités par l'intersection des rayons avec le contour.



Figure 7.5 – Calcul des diamètres maximal et minimal des contours à forme très irrégulière. Dans ces cas, les rayons peuvent intersecter plusieurs fois le contour.

En ce qui concerne le calcul de l'aire du contour (ou plutôt du polygone qui approche le contour), nous utilisons la forme discrète du théorème de Green selon laquelle l'aire d'un polygone à n côtés peut être estimée en parcourant ses sommets (x_i, y_i) (Fig. 7.6). L'aire a est calculée selon la formule :

$$a = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i y_{i-1} - x_{i-1} y_i), \text{ avec } x_0 = x_n \text{ et } y_0 = y_n \quad (7.2)$$

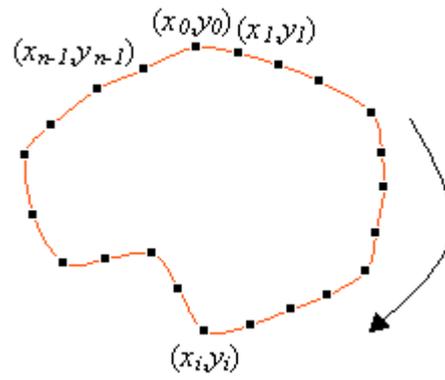


Figure 7.6 – Parcours des sommets d'un polygone en vue du calcul de l'aire par l'intermédiaire du théorème de Green.

Chapitre 8

Validation et résultats

Une pré-validation clinique de la quantification automatique des sténoses artérielles à l'aide de Maracas a été réalisée. La validation a porté sur 6 modèles physiques de vaisseaux (fantômes) et sur des

images de 27 patients. Ce chapitre décrit le protocole de validation utilisé ainsi que les principaux résultats obtenus.

8.1. Introduction

Il existe typiquement trois moyens d'évaluer la précision d'un algorithme en traitement d'images vasculaires : sur des images synthétiques [63 - Greenspan *et al.*] [89 - Krissian] [46 - Flaque] [5 - Azencot et Orkisz], sur des images de fantômes physiques [150 - Renaudin] [111 - Marchand *et al.*] [50 - Frangi] [178 - Verdonck] [8 - Basset-Merle] et sur des images de patients. La validation d'une méthode de segmentation et/ou de quantification d'images nécessite la comparaison avec une "vérité terrain", ce qui demande la connaissance des dimensions d'objets, des positions réelles de leurs frontières, etc. Cette connaissance est difficilement accessible dans le cas des images de patients. Elle s'appuie alors généralement sur une autre modalité d'imagerie, considérée comme référence (ang. *gold standard*) ou sur une segmentation plus ou moins manuelle effectuée par un ou plusieurs experts. La première de ces solutions n'est pas toujours réalisable et, en tout cas, elle est limitée par la précision de la méthode de référence. La deuxième solution est extrêmement laborieuse et sujette aux erreurs d'appréciation des opérateurs humains. Inversement, le principal avantage des images synthétiques est la possibilité de maîtriser parfaitement leur contenu (position des contours, niveau de bruit etc.), de tester les méthodes dans un ordre croissant de difficulté en générant des images de plus en plus complexes et de détecter ainsi les limitations des méthodes. Cependant ces images ne reflètent pas toute la complexité des images réelles, et en particulier elles n'incorporent pas tous les effets d'une chaîne d'acquisition réelle. Les images de fantômes physiques constituent une excellente alternative. D'une part, les dimensions des fantômes sont connues, ce qui permet d'effectuer une comparaison objective entre les mesures automatiques obtenues par les algorithmes et les valeurs théoriques. D'autre part, ayant été acquises par le même système d'imagerie que les images de patients, elles s'approchent des conditions des images réelles. Cependant, il est très difficile, voire impossible, d'obtenir des images de fantômes intégrant simultanément des facteurs tels que la variabilité de la qualité de l'injection du produit de contraste, la présence d'une paroi de densité variable (intima), les turbulences, les artefacts de battement, les effets induits par la présence des différents tissus, les bifurcations le retour veineux etc. Par conséquent, la validation sur des images de patients est également indispensable car elle est la seule à permettre d'estimer la qualité des algorithmes lorsqu'ils sont appliqués sur des vaisseaux humains. Dans ce cas, en absence d'autre "vérité terrain", l'analyse par des opérateurs humains reste la seule référence permettant de juger l'efficacité d'une méthode.

Le travail de validation des algorithmes implémentés dans Maracas a été effectué par un radiologue utilisateur du logiciel et a impliqué deux autres experts. Ce travail a comporté deux étapes. La première étape ou *calibrage de paramètres* a consisté à tester l'ensemble des algorithmes sur 6 fantômes vasculaires ainsi que sur des images vasculaires typiques (artères de courbures et calibres variables). Cette expérimentation a permis de définir un jeu de paramètres "optimisé" pour l'exploration des artères carotides et rénales. La deuxième étape ou *étude clinique* "in vivo" a été ensuite réalisée sur des images d'artères carotides et d'artères rénales. Les résultats de quantification semi-automatique, obtenus avec les paramètres retenus dans la première étape, ont été comparés avec les quantifications effectuées par deux autres experts disposant des outils classiques d'évaluation clinique.

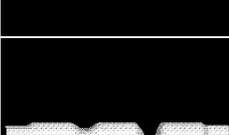
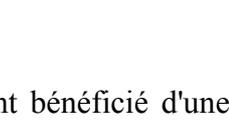
8.2. Description des images

8.2.1. Images de fantômes vasculaires

Les fantômes physiques ont été réalisés en CAO. Leur surface intérieure représente la forme endoluminale de segments artériels, dont les parties saines sont cylindriques, identiques d'un fantôme à l'autre, et mesurent 6 mm de diamètre. Chaque fantôme comporte deux sténoses, de forme, position et degré de rétrécissement variables. Le tableau 8.1 montre la configuration de chaque fantôme, accompagnée d'une image de la surface interne.

Les images des fantômes 1 à 6 du tableau 8.1 ont été acquises sur un imageur IRM Siemens, Magnetom Vision 1.5 Tesla de l'hôpital Neuro-Cardiologique de Lyon. Le protocole d'acquisition a été le suivant. Séquence: FISP 3D ; acquisition axiale ; antenne corps ; angle de bascule : 25 degrés ; matrice: 256x256 ; temps de répétition (T_R) : 5 ms ; temps d'écho (T_E) : 2,1 ms ; temps d'acquisition (T_{ACQ}) : 40 s ; taille du voxel : 0,78 mm x 0,78 mm x 1 mm. Dans le but de simuler des conditions d'acquisition plus réelles, les fantômes ont été placés à l'intérieur d'une cuisse de porc. Une deuxième acquisition du fantôme 5 a été réalisée (fantôme A tableau 8.1) avec un protocole différent : acquisition frontale ; $T_R = 4,4$ ms ; $T_E = 1,4$ ms ; $T_{ACQ} = 22$ s ; matrice : 512x512 ; taille du voxel : 0,78 mm x 0,78 mm x 0,75 mm. Dans cette dernière acquisition, le fantôme a été placé dans un récipient rempli d'eau.

Tableau 8.1 - Description des fantômes vasculaires utilisés dans la validation.

<i>Fantôme</i>	<i>% de sténose</i>	<i>Forme des sténoses</i>	<i>Excentricité</i>	<i>Apparence</i>
1	50	<i>circulaire</i>	<i>excentrique</i>	
	95	<i>elliptique</i>	<i>concentrique</i>	
2	95	<i>circulaire</i>	<i>excentrique</i>	
	50	<i>elliptique</i>	<i>concentrique</i>	
3	95	<i>semi-lunaire</i>	<i>excentrique</i>	
	75	<i>circulaire</i>	<i>concentrique</i>	
4	95	<i>elliptique</i>	<i>concentrique</i>	
	95	<i>elliptique</i>	<i>excentrique</i>	
5=A	50	<i>elliptique</i>	<i>excentrique</i>	
	95	<i>elliptique</i>	<i>excentrique</i>	
6	75	<i>semi-lunaire</i>	<i>concentrique</i>	
	75	<i>semi-lunaire</i>	<i>excentrique</i>	

8.2.2. Images de patients

La validation sur des images réelles a comporté 27 patients : 16 ayant bénéficié d'une ARM abdominale (évaluation d'une sténose des artères rénales, coarctation, recherche de thrombose, bilan artérite des membres inférieurs) et 11 ayant bénéficié d'une ARM carotidienne (recherche ou évaluation d'une sténose carotidienne). Sur ces 27 patients, 51 segments vasculaires ont été évalués (dont 28 considérés comme normaux par l'interprétation initiale) : 29 artères rénales et 22 carotides internes.

Les images ont été acquises sur une IRM SIEMENS Magnetom Vision avec des séquences en écho de gradient 3D : acquisition frontale, antenne corps, $T_R=4,6$; $T_E=1,8$; angle de bascule = 30° ; matrice = 512×512 ; taille du voxel : $0,78 \text{ mm} \times 0,78 \text{ mm} \times 0,75 \text{ mm}$

pour les artères carotides avec 48 coupes par série et 0,88 mm x 0,88 mm x 1,42 mm pour les aortes et les artères rénales avec 57 coupes par série.

8.3. Calibrage des paramètres

Dans l'étape de *calibrage*, les effets de quelques paramètres de Maracas ont été étudiés afin de déterminer leur importance et de pouvoir proposer des protocoles optimisés pour l'étude "in vivo" des artères carotides et rénales. Le calibrage a été effectué en deux étapes : 1) d'abord choix de meilleurs paramètres pour l'algorithme d'extraction de l'axe central du vaisseau, 2) ensuite choix de meilleurs paramètres pour l'algorithme d'extraction des contours. En effet, avant de vouloir affiner l'extraction des contours, il fallait s'assurer d'un positionnement correct de l'axe du vaisseau.

8.3.1. Calibrage des paramètres de l'algorithme d'extraction de l'axe central du vaisseau

Il faut préciser que ce calibrage a été effectué sur la version mono-échelle de l'algorithme d'extraction de l'axe du vaisseau, décrit dans le chapitre 5 (§5.3). Les paramètres qui ont été évalués sont :

- *Coefficient de cellule (CC)*. Rapport entre le diamètre de la cellule utilisé pour le calcul de la matrice d'inertie et le diamètre du vaisseau estimé lors de l'initialisation de l'algorithme (§5.5). Soit R le rayon du vaisseau au point initial, CC détermine la taille (σ) de la cellule d'analyse, comme :

$$\sigma = CC \times R$$

- *Coefficient d'avance (CA)*. Rappelons que la prédiction d'un nouveau point de l'axe est faite en appliquant un déplacement au point courant selon l'orientation locale du vaisseau (§5.3.1.1). L'amplitude de ce déplacement correspond au coefficient μ de l'expression (5.5). CA détermine la valeur de μ en fonction de la taille de la cellule de la manière suivante :

$$\mu = \frac{\sigma}{CA}$$

- *Coefficient du centre de gravité (CDG)*. C'est le coefficient de pondération du déplacement dû à la force d'attraction exercée par le centre de gravité local. Ceci est le paramètre η de l'équation (5.7).

- Coefficient du maximum local d'intensité (*CMIL*). Coefficient de pondération du déplacement dû à la force d'attraction exercée par le point d'intensité locale maximale. Ceci est le paramètre κ de l'équation (5.8).
- Coefficient de tension (*CT*). Contrôle l'élasticité de l'axe. Ceci correspond au coefficient α_a de l'équation (5.9).
- Coefficient de flexion (*CF*). Contrôle la flexibilité de l'axe. Ceci correspond au coefficient β_a de l'équation (5.9).

La précision de l'algorithme d'extraction de l'axe central du vaisseau étant difficile à estimer quantitativement, son évaluation a été limitée à une appréciation visuelle qualitative effectuée par l'expert. Cependant, un barème a été utilisé afin de noter les axes obtenus (Fig. 8.1) :

- 2 : axe parfait passant par la lumière sténosée sans inflexion trop importante pré- ou post-sténotique.
- 1 : axe correct, soit ne passant pas par la sténose, mais très proche d'elle, soit passant à l'intérieur de la lumière vasculaire, mais présentant une inflexion pré- ou post-sténotique risquant de fausser la mesure de ces segments.
- 0 : axe erroné, axe perdu, axe trop éloigné de la sténose.

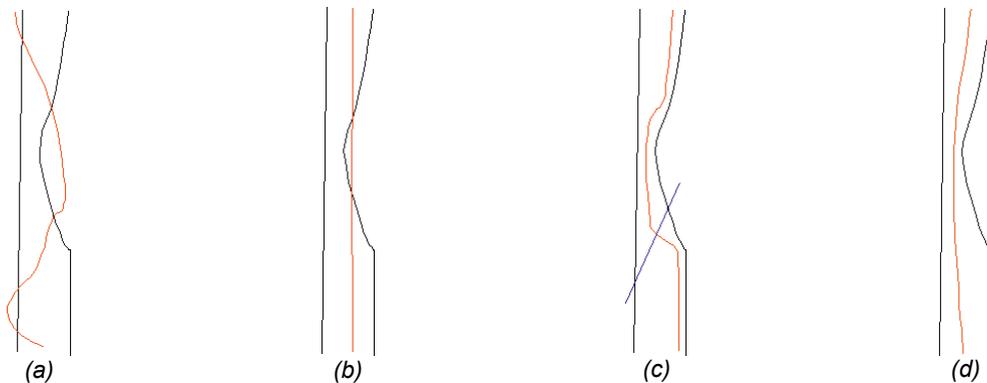


Figure 8.1 - Exemples de notation des axes. (a) = 0. (b) = 1. (c) = 1. (d) = 2.

Pour effectuer ce calibrage, 11 échantillons de structures vasculaires ont été sélectionnés (7 images de fantômes + 4 vaisseaux réels), considérés représentatifs des possibles configurations vasculaires, selon les critères suivants :

- Diamètre variable : 2 artères carotides (1 saine, 1 athéromateuse), 1 artère rénale de calibre moyen, 2 aortes de calibre important (1 saine, 1 présentant une coarctation).
- Orientation variable par rapport à l'acquisition : 1 artère rénale d'axe oblique frontal imagée par des coupes coronales, 2 artères carotides d'axe frontal vertical acquises dans un plan axial.

- Degré et type de sténose variables : les 7 images de fantômes décrits dans le tableau 8.1.
- Tortuosité variable : 2 artères carotides (1 rectiligne, 1 courbée), 2 aortes (1 "déroulée", 1 rectiligne).
- Séquences d'acquisition différentes : les 6 fantômes en acquisition axiale, 1 fantôme en acquisition coronale, 2 artères carotides, 1 artère rénale, avec des résolutions différentes.

8.3.1.1. Protocole

Sur chacun des 11 échantillons, un ensemble de tests visant à évaluer l'influence des paramètres de l'algorithme d'extraction de l'axe a été effectué. Etant donné la diversité de possibles combinaisons de paramètres, ainsi que des séries étudiées, les expériences ont été divisées en 3 groupes, un par couple de paramètres. A la fin de chaque groupe d'expériences, les meilleures valeurs obtenues pour le couple de paramètres étudiés ont été utilisées pour le groupe suivant. Le tableau 8.2 montre les paramètres étudiés dans chaque groupe d'expériences ainsi que les valeurs correspondantes testées.

Des valeurs initiales pour les paramètres ont été fixées empiriquement. Le point initial à partir duquel démarre l'extraction de l'axe a été sélectionné par l'utilisateur à environ 1 cm en amont de la sténose ou dans un segment sain présténotique.

Tableau 8.2 - Paramètres de l'algorithme d'extraction de l'axe central du vaisseau étudiés.

Groupes d'expériences	Paramètres étudiés	Valeurs testées
1	<i>CC</i>	1, 1.2, 1.5
	<i>CA</i>	1, 2
2	<i>CDG</i>	0, 0.3, 0.5, 0.8
	<i>CMIL</i>	0, 0.3, 0.5, 0.8
3	<i>CT</i>	0, 0.3, 0.5, 0.7
	<i>CF</i>	0, 0.3, 0.5, 0.7

8.3.1.2. Résultats

Ce calibrage a porté au total sur 21 segments vasculaires extraits des échantillons, sur lesquels 798 mesures ont été effectuées. Le tableau 8.3 montre, pour chaque groupe

d'expériences, trois mesures ou *taux* qui indiquent le comportement de l'algorithme d'extraction de l'axe au cours des différents tests. Le taux de réussite parfaite (*TRP*) indique le nombre de tests pour lesquels l'axe a été noté 2, le taux de réussite acceptable (*TRA*) pour une note de 1 et le taux d'échec (*TE*) pour une note de 0. Notons que ces taux s'entendent pour toutes les combinaisons confondues. Les raisons de l'indétermination des taux du groupe 3 seront expliquées plus loin.

Tableau 8.3 – Comportement de l'algorithme d'extraction de l'axe au cours des différents tests.

Groupe d'expériences	<i>TRP</i>	<i>TRA</i>	<i>TE</i>
1	78%	98%	2%
2	96%	99%	1%
3	Indéterminé	Indéterminé	Indéterminé

Les principales observations relevées du groupe d'expériences No.1 sont les suivantes :

- Pour que la cellule permette de déterminer un axe passant par une sténose serrée, elle doit s'étendre jusqu'au segment post-sténotique. Si la cellule est trop petite, elle ne contiendra que le segment pré-sténotique et l'extension de l'axe peut être arrêtée ou l'axe peut faire demi-tour.
- Si l'avancement est trop rapide ($CA=1$), l'axe risque de passer directement du segment pré-sténotique au segment post-sténotique, sans passer par la lumière vasculaire à la hauteur de la sténose.
- Les principales difficultés de ce genre se sont présentées sur les sténoses à 95% excentriques.

En ce qui concerne le groupe d'expériences No.2, les principaux points soulevés sont les suivants :

- Les résultats sont moins sensibles à la variation des valeurs que dans le groupe 1, étant donné que les paramètres de cellule étaient déjà "optimisés".
- Le coefficient *CMIL* n'a pas beaucoup d'influence. Des résultats corrects ont été obtenus avec une valeur de $CMIL = 0$. Il n'est utile que dans le cas des sténoses excentrées.
- Le seul échec rencontré : demi-tour devant une sténose carotidienne à 75% avec $CDG=0.3$ et $CMIL=0.8$.

Les principales observations relevées du groupe d'expériences No.3 sont les suivantes :

- Un CF trop élevé entraîne systématiquement un échec. 33% des expériences avec un $CF=0.7$ ont échoué. Pour cette raison, le taux TRP , TRA et TE n'ont pas été déterminés car ils ont été considérés faussés.
- Les meilleurs résultats sont obtenus avec des forces modérées.

8.3.1.3. En résumé ...

Le taux de réussite de l'axe (extraction parfaite ou correcte), pour l'ensemble des valeurs des paramètres testées (sauf $CT = 0,7$ et $CF = 0,7$) est excellent (98%). Les 2% restants (cas de sténoses à 95% ou plus, excentrées, les sténoses concentriques ne posant pas de problème sur les fantômes vasculaires) peuvent être corrigés interactivement. Dans les échantillons d'images de patients, avec un paramétrage optimisé, l'algorithme a permis de détecter l'axe sur toute la longueur, y compris les segments de très faible calibre (branches intra rénales de l'artère rénale, segments distaux de la carotide interne) (Fig. 8.2). Il est intéressant de constater que les paramètres optimaux sont identiques pour les artères carotidiennes, l'aorte et les artères rénales (Tableau 8.4).

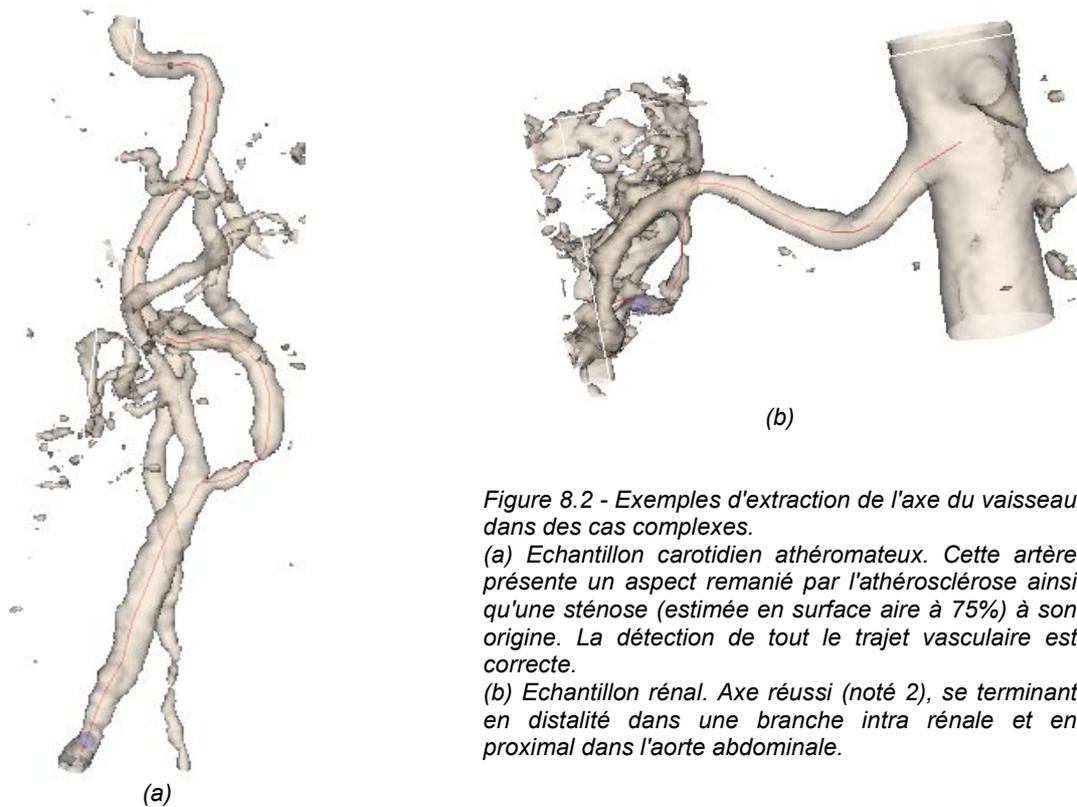


Figure 8.2 - Exemples d'extraction de l'axe du vaisseau dans des cas complexes.

(a) Echantillon carotidien athéromateux. Cette artère présente un aspect remanié par l'athérosclérose ainsi qu'une sténose (estimée en surface aire à 75%) à son origine. La détection de tout le trajet vasculaire est correcte.

(b) Echantillon rénal. Axe réussi (noté 2), se terminant en distalité dans une branche intra rénale et en proximal dans l'aorte abdominale.

Tableau 8.4 - Valeurs optimales retenues pour l'étude "in vivo".

Paramètre	Valeur optimale choisie	Interprétation
<i>CC</i>	1.5	La cellule d'analyse englobe complètement le vaisseau.
<i>CA</i>	2	Dans l'étape de prédiction, la magnitude du déplacement du point courant de l'axe est équivalent à la moitié du diamètre de la cellule.
<i>CDG</i>	0.8	Dans l'étape d'estimation, le point est fortement attiré par le centre de gravité local.
<i>CMIL</i>	0	Le maximum local d'intensité n'est pas pris en compte dans l'estimation.
<i>CT</i>	0.5	L'élasticité de l'axe est modérée.
<i>CF</i>	0.3	L'axe est modérément rigide.

8.3.2. Calibrage des paramètres des algorithmes d'extraction des contours du vaisseau

Cette partie du calibrage concerne l'évaluation des deux algorithmes implémentés dans Maracas pour l'extraction des contours du vaisseau. L'objectif de ce calibrage a été double. D'abord, évaluer la précision de chaque algorithme en modifiant les valeurs de paramètres. Ceci a été fait en comparant les mesures automatiquement calculées par le logiciel sur les contours extraits avec les valeurs théoriques connues, aussi bien en valeur absolue du diamètre normal qu'en pourcentage de sténose. Ensuite, de déterminer lequel des deux algorithmes est le plus adapté pour la validation "in vivo".

Les paramètres qui ont été évalués sont :

- Pour l'algorithme basé sur l'iso-contour, le coefficient qui détermine le pourcentage de l'intensité maximale utilisé pour fixer l'iso-valeur. Ceci est le paramètre Ω de l'expression (6.3).
- Pour le CALN, le coefficient de pondération de la force d'attraction exercée par les maxima du gradient. Ceci est le paramètre w_{grad} de l'expression (3.31).

Le tableau 8.5 montre les paramètres étudiés pour chaque algorithme ainsi que les valeurs correspondantes testées.

Tableau 8.5 - Paramètres des algorithmes d'extraction de l'axe central du vaisseau étudiés.

Algorithme	Paramètre étudié	Valeurs testées
Iso-Contour	Ω	0.3, 0.4, 0.45, 0.5
CALN	w_{grad}	0.3, 0.5

8.3.2.1. Protocole

L'évaluation a été effectuée exclusivement sur les images des fantômes, en utilisant les 2 algorithmes et les différentes valeurs des paramètres de chacun. Le protocole suivi a été le suivant :

1. Extraire le contour du fantôme sur une section jugée normale (non pathologique). Retenir l'aire (s_{distal}) et le diamètre minimal ($\min(d_{\text{distal}})$) calculés automatiquement par le logiciel.
2. Pour chacune des sténoses du fantôme, extraire le contour sur la section la plus rétrécie. Retenir l'aire (s_{min}) calculée automatiquement par le logiciel.
3. Calculer le pourcentage de sténose en aire ($\%s$) selon l'équation 7.1.

La différence entre $\min(d_{\text{distal}})$ et le diamètre normal théorique du fantôme (DT) permet de déterminer la qualité du contour extrait. La différence entre $\%s$ et le pourcentage de sténose théorique ($\%ST$) permet d'évaluer la précision de la quantification du degré de sténose.

8.3.2.2. Résultats

Le tableau 8.6 montre un exemple de toutes les mesures prises dans l'évaluation d'un algorithme selon le protocole décrit précédemment. Dans ce cas, il s'agit de l'algorithme d'iso-contour avec $\Omega = 0.45$.

Tableau 8.6 – Mesures prises dans l'évaluation de l'algorithme iso-contour, $\Omega=0.45$.

	F1	F1	F2	F2	F3	F3	F4	F4	F5	F5	FA	FA	F6	F6
DT	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
$\%ST$	95	50	50	95	75	95	95	95	50	95	50	95	75	75
s_{distal}	28,5	28,5	28,3	28,3	29,4	29,4	28,4	28,4	28,4	28,4	29,1	29,1	28,4	28,4
$\min(d_{\text{distal}})$	5,9	5,9	6,0	6,0	6,1	6,1	6,0	6,0	5,9	5,9	6,1	6,1	6,0	6,0
s_{min}	0,0*	12,1	13,7	1,3	7,3	0,0*	1,1	0,7	12,1	0,9	15,0	3,5	9,4	7,7
$\%s$	100	57,5	51,5	95,5	75,3	100	96,1	97,5	57,3	96,8	48,6	87,8	67	73,1
$\%s - \%ST$	5,0	7,5	1,5	0,5	0,3	5,0	1,1	2,5	7,3	1,8	1,4	7,2	8,0	1,9
$\min(d_{\text{distal}}) - DT$	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0

F1-F6 et FA : Fantôme étudié. Il y a deux colonnes par fantôme, une par sténose.

* Contours non détectés. En raison de la qualité de l'acquisition il n'y avait pas de signal dans la région sténosée. L'axe a été correctement extrait, mais la détection des contours a échoué.

Iso-Contour

Le résumé des résultats obtenus avec les différentes valeurs du paramètre Ω de l'iso-contour sont montrés dans le tableau 8.7.

Tableau 8.7 – Résultats de l'algorithme basé sur l'iso-contour en fonction de Ω .

Ω	Mesure du diamètre d'une section saine (moyenne et écart-type des 7 fantômes)	Moyenne des différences absolues entre les pourcentages de sténoses calculés (sur les 14 sténoses) et les valeurs théoriques correspondantes
0.3	6.9 ± 0.2 mm	6.3%
0.4	6.5 ± 0.2 mm	5.0%
0.45	6.0 ± 0.1 mm	3.6%
0.5	6.0 ± 0.1 mm	4.7%

On constate qu'une iso-valeur fixée à 30% de l'intensité maximale locale ($\Omega = 0.3$) s'avère trop basse. Le contour extrait est par conséquent trop large, présentant un diamètre de 6.9 mm au lieu de 6 mm théorique. De même, l'erreur dans le calcul du degré de sténose est le plus élevé (6.3 %). Les mesures de diamètre avec $\Omega = 0.45$ et $\Omega = 0.5$ sont identiques et très proches des valeurs théoriques. Concernant le calcul du degré de sténose, l'iso-valeur à 45% de l'intensité maximale donne les meilleurs résultats (3.6% d'erreur). En dépit de ces résultats, le pourcentage utilisé pour l'étude clinique a été 50%. En effet, l'iso-valeur à 45% s'est avérée sensible aux structures voisines, notamment dans les cas des veines rénales droite et gauche qui sont au contact des artères, ainsi que dans le cas des veines jugulaires. De ce fait, le contour extrait englobait parfois la structure adjacente au vaisseau.

CALN

Le résumé des résultats obtenus avec les différentes valeurs du paramètre w_{grad} du CALN est montré dans le tableau 8.8.

Tableau 8.8 – Résultats de l'algorithme CALN en fonction de w_{grad} .

w_{grad}	Mesure du diamètre d'une section saine (moyenne et écart-type des 7 fantômes)	Moyenne des différences absolues entre les pourcentages de sténoses calculés (sur les 14 sténoses) et les valeurs théoriques correspondantes
0.3	5.6 ± 0.2 mm	11.9%
0.5	5.7 ± 0.3 mm	14.7%

Dans les deux cas, les diamètres de la section saine ont été sous-estimés, mais restent encore proches des valeurs théoriques (l'erreur est de l'ordre de 6%). En revanche, l'erreur dans le calcul du degré de sténose est trop importante. Cela veut dire que, malgré une détection acceptable des contours des sections saines, l'algorithme n'a pas réussi à extraire correctement les contours des sections sténosées, en particulier dans les cas de sténoses sévères et de sténoses semi-lunaires.

Dans le cas de sténoses sévères, la principale cause d'erreurs a été une mauvaise localisation du maximum du gradient en regard de la sténose : l'algorithme sur-évalue le diamètre sténosé, ce qui entraîne une sous-évaluation de la sténose.

Dans le cas de sténoses semi-lunaires, les erreurs ont été dues au fait que le *snake* s'est arrêté trop tôt avant d'atteindre les "coins" de la section du vaisseau.

8.3.2.3. En résumé ..

L'algorithme d'iso-contour avec une valeur de seuil entre 45% et 50% de l'intensité maximum a été retenu comme solution idéale pour être utilisé dans la validation 'in vivo'.

8.4. Etude clinique "in vivo"

L'objectif de cette étude clinique a été de comparer les résultats d'une quantification semi-automatique de sténose artérielle avec ceux d'une évaluation classique effectuée par deux experts. 51 segments vasculaires ont été évalués : 29 artères rénales et 22 carotides internes. L'étude a été rétrospective, sélectionnant au hasard des séries d'images archivées après un examen de routine.

Seules ont été prises en considération : les sténoses carotidiennes internes, mesurées selon la méthode NASCET (§8.1), et les sténoses de l'artère rénale localisées à une distance maximale de 6 cm par rapport à l'ostium (jonction avec l'aorte).

8.4.1. Protocole clinique de validation

L'étude clinique a été effectuée en simple aveugle (2 radiologues examinateurs ont travaillé à des temps différents sur les mêmes images sans connaître les évaluations de l'autre).

Le protocole d'évaluation d'une sténose, suivi par chaque évaluateur a été le suivant :

1. Estimer visuellement le degré de sténose (à l'aide éventuelle des outils interactifs proposés par Maracas ou par d'autres logiciels) et l'inscrire sur la feuille d'évaluation.

Ensuite, dans Maracas :

2. Sélectionner un point initial pour l'extraction de l'axe du vaisseau sur un segment pré-sténotique direct (localisé à moins de 3 cm de la sténose).
3. Extraire l'axe et le qualifier selon la notation décrite en (§8.3.1).
4. Corriger manuellement l'axe si nécessaire et inscrire le nombre d'essais nécessaires et des causes d'échec.

5. Lancer la quantification automatique de sténose sur le segment pathologique, en le limitant par deux points localisés à une distance de 2 cm en amont et en aval de la sténose.
6. Sélectionner le contour le plus large, dans ce segment, comme section normale de référence pour le calcul du degré de sténose.
7. Compléter sur les carotides par une évaluation ponctuelle en distalité permettant de calculer l'index NASCET.
8. Noter sur la feuille d'évaluation le pourcentage de sténose maximale (par rapport à la section la plus rétrécie du segment quantifié) calculé automatiquement par le logiciel, en diamètre et en aire.

8.4.2. Résultats qualitatifs

Les résultats qualitatifs de la validation font référence à la position de l'axe central du vaisseau. Les principales observations effectuées à ce propos sont :

- L'axe a été extrait correctement dans 99% des cas. Aucun axe n'a échoué sur les carotides internes. Chez un seul patient, il n'a pas été possible de réaliser l'axe malgré la visibilité de l'artère (cas d'une artère rénale droite principale grêle croisée par une polaire et par le retour veineux). C'est la seule véritable cause d'échec que les experts ont rencontré. Chez un autre patient, ayant une sténose serrée et longue sur l'artère rénale gauche, les experts ont utilisé le module de correction manuelle de l'axe proposé par Maracas qui s'est montré efficace.
- Dans 5 cas, une thrombose complète a empêché l'évaluation du degré de sténose (1 cas de néphrectomie).

8.4.3. Résultats quantitatifs

Les résultats quantitatifs de la validation font référence à l'extraction des contours et à la quantification du degré de sténose. A partir des différentes mesures collectées pendant la validation, les indices quantitatifs suivants ont été calculés (Tableau 8.9) :

1. Variabilité inter-observateurs. Cette variabilité est calculée comme la moyenne (et l'écart-type correspondant) des différences absolues entre le degré de sténose estimé par chaque expert, sur les 51 segments évalués.

2. Pour chaque sténose évaluée, la différence absolue entre le degré moyen de sténose estimé par les experts et le degré calculé par Maracas (en diamètre et en aire). Ensuite, la moyenne (et l'écart-type) de ces mesures a été déterminée.

Tableau 8.9 – Résultats quantitatifs de la validation "in vivo"

		Artères carotides	Artères rénales
Variabilité inter-observateurs	Moyenne	7%	9%
	Ecart-type	7%	7%
Différence absolue entre la quantification du degré de sténose des experts et celle de Maracas en aire	Moyenne	5%	8%
	Ecart-type	7%	9%
Différence absolue entre la quantification du degré de sténose des experts et celle de Maracas en diamètre	Moyenne	13%	10%
	Ecart-type	12%	7%

On peut noter que la quantification du degré de sténose effectuée par Maracas en aire a été assez proche de celle des experts. Du moins, la différence entre le logiciel et les experts a été, dans les deux cas (artères carotides et rénales), inférieure à la variabilité inter-observateurs. En revanche, la différence entre la quantification automatique en diamètre et celle des experts a été plus élevée.

Par ailleurs, l'étude a confirmé que dans les cas de sténoses très serrées, il est très difficile d'extraire les contours du vaisseau lorsque son diamètre ne dépasse pas 3 pixels [78 - Hoogeveen *et al.*] [64 - Haacke et Kong].

Discussion et conclusion

Nous avons présenté dans cette partie, la principale application de nos méthodes d'extraction de l'axe central et des contours du vaisseau, à savoir : la quantification automatique de sténoses artérielles.

Bien que le travail de validation réalisé n'ait pas été exhaustif, il nous a permis d'évaluer les algorithmes proposés dans Maracas et d'avoir une première idée sur les avantages et les limitations de chacun. En particulier, c'est grâce à cette validation que nous avons pu constater les limitations de l'approche mono-échelle de l'algorithme d'extraction de l'axe du vaisseau, ce qui nous a incité à développer la version multi-échelle. En effet, malgré un taux de réussite déjà très élevé, il nous a paru très important de rendre l'extraction de l'axe la plus fiable possible. Or, ce taux de réussite comprend (outre les axes "parfaits") les cas "corrects" où l'axe soit ne passe pas exactement dans la lumière vasculaire au niveau de la sténose, soit il est localement incurvé d'une façon anormale. Ces imperfections peuvent donner lieu à des erreurs importantes lors de la quantification des sections transversales correspondantes.

La réalisation par un groupe de radiologues externe à l'équipe de développement du logiciel, confère à cette étude un caractère objectif. Cependant, pour la même raison, la validation présente à notre avis divers biais qui limitent la portée des observations effectuées. Notamment en ce qui concerne le calibrage de paramètres des algorithmes d'extraction des contours du vaisseau, certains paramètres sont restés fixés tout au long de l'étude et le choix de leurs valeurs, ainsi que des plages de variation des autres paramètres, peut être discutable. Une évaluation plus exhaustive de tous les paramètres, aussi bien pour l'algorithme basé sur l'iso-contour que pour le CALN, aurait peut-être conduit à un choix différent. Dans le cas particulier des tests du CALN, une augmentation de la force ballon aurait pu éviter l'erreur concernant l'arrêt prématuré du *snake* en présence de sténoses semi-lunaires. Ce comportement permet de confirmer la sensibilité connue des modèles déformables au choix des paramètres [29 - Cocquerez et Philipp].

Néanmoins, la précision des méthodes de détection des contours, avec les paramètres "optimaux", s'est avérée excellente sur les fantômes (erreurs inférieures à la taille du voxel),

donc dans le cas où les valeurs de référence étaient objectivement connues. Dans le cas d'images de patients, où la seule référence était constituée par des évaluations subjectives de deux experts, l'écart entre les résultats fournis par Maracas et ceux fournis par les experts n'était pas plus grand que l'écart entre les évaluations des deux experts. Rappelons que les estimations de pourcentage de sténose effectuées par les experts étaient purement visuelles, "intuitives", sans que l'on puisse déterminer si elles correspondent à une réduction de diamètre ou d'aire. Or, le degré d'une sténose est évidemment différent selon la mesure utilisée pour son calcul. Par exemple, une sténose à 50% en diamètre équivaut à 75% en aire. En absence d'une autre "vérité terrain", il est légitime de se poser la question suivante : pourquoi l'erreur commise par Maracas sur les images de patients serait plus importante que celle sur les images de fantômes ? Probablement, ce n'est pas la précision de l'extraction des contours qui est en cause, mais plutôt la sensibilité de cette extraction aux situations absentes dans les images des fantômes, notamment à la présence de structures localement adjacentes au vaisseau d'intérêt (autre artère, veine, artéfact).

Cinquième partie

**EXTRACTION DE L'ARBRE
VASCULAIRE COMPLET**

Introduction

Nous avons parlé jusqu'à présent de deux principales applications de la segmentation d'images médicales, à savoir la *visualisation* et la *quantification*. C'est grâce à la segmentation, même quand elle est réalisée par un simple seuillage, qu'il est possible de mettre en œuvre les différentes techniques de visualisation telles que le rendu surfacique ou volumique, qui facilitent grandement l'appréhension des relations spatiales entre les différentes structures présentes dans le volume [21 - Calhoun *et al.*]. Cependant, si la segmentation n'est pas accompagnée d'une description structurelle de l'image, ces relations spatiales restent abstraites car elles sont le résultat d'une reconstruction mentale effectuée par l'observateur et limitée ainsi par ses connaissances anatomiques.

Dans cette dernière partie du manuscrit, nous abordons le problème d'extraction et de modélisation de l'ensemble des ramifications présentes dans les images vasculaires. Nous nous intéressons aux modèles de haut niveau, décrivant les relations spatiales entre les différentes branches d'un réseau vasculaire. Un tel modèle peut faciliter l'exploitation des résultats d'une segmentation préalable, en vue d'une application clinique autre que la visualisation et la quantification, comme par exemple l'endoscopie virtuelle [11 - Bellemare *et al.*], la reconnaissance et l'étiquetage automatique de branches basé sur des connaissances *a priori* [66 - Haris *et al.*] [123 - Mori *et al.*] [24 - Chalopin *et al.*] ou la localisation de lésions à partir d'une segmentation fonctionnelle (identification de différents segments de l'arbre) [203 - Zahlten *et al.*].

Quelques-unes des techniques de segmentation applicables aux images vasculaires comme celles que nous avons présentées dans le chapitre 4 incorporent une étape supplémentaire de traitement consacrée à la reconstruction d'un modèle symbolique de la structure arborescente. Ce modèle prend, dans la plupart des cas, la forme d'un arbre ou d'un graphe, dont les nœuds correspondent aux points de bifurcation et les arcs aux différents

segments vasculaires simples⁶. Par conséquent, la reconstruction proprement dite nécessite une détection préliminaire des bifurcations.

Nous avons divisé les approches de reconstruction trouvées dans la littérature en deux catégories, selon la méthode utilisée pour détecter les points de bifurcation. Il s'agit des approches dites "*a posteriori*" qui effectuent la détection après squelettisation et celles dans lesquelles la détection de bifurcations est faite "*en cours d'extraction*" du vaisseau (ou de son axe).

Approches "a posteriori"

Ces approches extraient d'abord le squelette entier de la structure vasculaire et cherchent ensuite les points de bifurcation à l'aide d'un algorithme de suivi du squelette [158 - Sauret *et al.*] [159 - Sauret *et al.*] [60 - Giannitrapani et Murino] [124 - Mori *et al.*] [123 - Mori *et al.*] [8 - Basset-Merle] (Tableau 1). Tous ces algorithmes de suivi, à l'exception de [60 - Giannitrapani et Murino] sont basés sur une analyse de connexité locale dans un voisinage autour de chaque point du squelette. Si un point a plusieurs voisins (voisinage non connexe), le point est considéré comme un point de bifurcation. La qualité du squelette (absence de barbules et continuité) conditionne très fortement les performances de l'algorithme de reconstruction du modèle symbolique. Pour pallier cette limitation, [8 - Basset-Merle] propose d'effectuer l'analyse de connexité en utilisant plusieurs tailles de voisinage. La robustesse de la description du modèle symbolique peut être sensiblement améliorée en adaptant le squelette extrait à un modèle topologique incorporant des connaissances anatomiques *a priori* [23 - Chalopin] [24 - Chalopin *et al.*].

Dans [60 - Giannitrapani et Murino], la détection de bifurcations est faite par l'analyse des valeurs propres du tenseur d'inertie calculé dans un voisinage sphérique autour de chaque point du squelette. L'auteur ne détaille pas la manière d'effectuer cette analyse, mais il soulève la variation des résultats en fonction de la taille du voisinage.

⁶ Nous utilisons une terminologie vasculaire ("vaisseau", "arbre vasculaire", etc.) pour faire référence aux structures arborescentes composées de segments tubulaires. Il est important de souligner que quelques-unes des méthodes que nous allons présenter ont été conçues pour la reconstruction de l'arbre bronchique, mais peuvent être également appliquées au cas vasculaire.

Tableau 1 – Approches "*a posteriori*". Pour chaque approche les informations suivantes sont détaillées : dimension de l'image traitée, modèle utilisé pour la représentation de la structure ramifiée et application médicale visée.

Référence	D	Modèle	Application
[159 - Sauret <i>et al.</i>] [158 - Sauret <i>et al.</i>]	3D	Arbre	Reconstruction de l'arbre bronchique en TDM
[60 - Giannitrapani et Murino]	3D	Graphe	Extraction du squelette d'un ensemble de points distribués sur une surface 3D (image obtenue par échoscopes)
[124 - Mori <i>et al.</i>] [123 - Mori <i>et al.</i>]	3D	Graphe	Etiquetage de l'arbre bronchique
[8 - Basset-Merle]	2D	Graphe	Reconstruction de l'arbre coronaire à partir de deux vues ARX
[23 - Chalopin] [24 - Chalopin <i>et al.</i>]	2D	Graphe	Etiquetage de l'arbre coronaire en ARX

Approches "en cours d'extraction"

Ces approches cherchent les points de bifurcation pendant le processus d'extraction du vaisseau (ou de son axe) (Tableau 2).

[203 - Zahlten *et al.*] et [144 - Pisupati *et al.*] détectent les bifurcations dans un processus de croissance de régions appelé par [203 - Zahlten *et al.*] "propagation d'une onde". Les bifurcations sont détectées par le nombre de composantes connexes sur le "front de l'onde" de propagation. A chaque itération du processus de croissance, un test de connexité est effectué. Si la région n'est pas connexe, il existe une bifurcation. Chaque nouvelle composante connexe détectée est considérée comme une nouvelle onde (branche de l'arbre).

Dans le processus de suivi du vaisseau, [65 - Haris *et al.*] [66 - Haris *et al.*] [47 - Flasque *et al.*] [46 - Flasque] [48 - Flasque *et al.*] [114 - Marquez] utilisent une cellule pour délimiter l'espace de recherche (voisinage) dans lequel ils vont extraire les points de l'axe central (§4.3.2.3). La cellule est supposée englober le segment vasculaire et être centrée sur un point appartenant à celui-ci. La détection de bifurcations est faite par l'analyse de composantes connexes sur la surface de la cellule (Fig. 1). Ces composantes résultent de l'intersection de la surface de la cellule avec la structure vasculaire segmentée au préalable (totalement ou localement). Il reste cependant à déterminer précisément à quel endroit, dans l'espace de recherche, se trouve le point de jonction, car l'existence de la bifurcation est déterminée non pas en termes d'un point, mais en fonction des composantes connexes de surface. Pour résoudre ce problème, [47 - Flasque *et al.*] [46 - Flasque] [48 - Flasque *et al.*] propose comme point de jonction, le centre de gravité des barycentres des composantes connexes surfaciques.

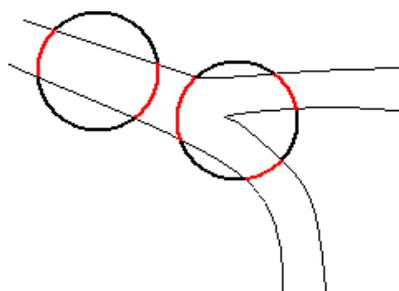


Figure 1 – Composantes connexes surfaciques détectées (plus claires) par l'intersection de la cellule avec la structure.

[9 - Bellemare *et al.*] [10 - Bellemare *et al.*] [11 - Bellemare *et al.*] propose une méthode de détection de bifurcations associée à une navigation endoscopique virtuelle. Dans un premier temps, une carte de profondeurs est générée par un algorithme de lancer de rayons à partir d'un centre optique, vers la surface de la lumière vasculaire (détectée par un seuillage local adaptatif). La "profondeur" est la distance entre le centre optique et le point d'intersection avec la surface de la lumière. Une détection de maxima locaux est effectuée sur cette carte. La détection de plus d'un maximum indique la présence d'une bifurcation. De même, les minima de la carte sont utilisés pour déterminer les points exacts de jonction [11 - Bellemare *et al.*]. La principale limitation de cette méthode est une forte dépendance de l'orientation, de la position et du champ de vision de l'endoscope.

Tableau 2 – Approches "en cours d'extraction". Pour chaque approche les informations suivantes sont détaillées : dimension de l'image traitée, modèle utilisé pour la représentation de la structure ramifiée et application médicale visée.

Référence	D	Modèle	Application
[65 - Haris <i>et al.</i> [66 - Haris <i>et al.</i>]	2D	Graphe directionnel Acyclique	Etiquetage de l'arbre coronaire en ARX
[47 - Flasque <i>et al.</i> [46 - Flasque] [48 - Flasque <i>et al.</i>]	3D	Arbre	Reconstruction de l'arbre vasculaire cérébral en ARM 3D
[114 - Marquez]	3D	Non spécifié	Non spécifié
[203 - Zahlten <i>et al.</i>]	3D	Arbre	Reconstruction de réseau vasculaire hépatique (TDM)
[144 - Pisupati <i>et al.</i>]	3D	Arbre binaire	Analyse de structures arborescentes bronchiques
[9 - Bellemare <i>et al.</i>] [10 - Bellemare <i>et al.</i>] [11 - Bellemare <i>et al.</i>]	3D	Arbre	Endoscopie virtuelle en IRM / TDM

Ce bref aperçu de différentes méthodes de détection de bifurcations en vue de la reconstruction du modèle symbolique d'une structure arborescente, montre que cette tâche

s'appuie habituellement sur une pré-segmentation (locale ou globale) ou sur une extraction préalable du squelette.

Nous allons présenter, dans cette dernière partie du manuscrit (chapitre 9), une approche de détection semi-automatique de bifurcations artérielles que nous avons développée comme complément de la méthode d'extraction de l'axe central du vaisseau. A la différence des méthodes présentées dans cette introduction elle ne nécessite pas de segmentation préliminaire.

Chapitre 9

Détection et gestion de bifurcations en vue de la modélisation de l'arbre vasculaire

Nous proposons dans ce chapitre une nouvelle technique de détection semi-automatique de bifurcations artérielles. Conçue comme un complément de la méthode d'extraction de l'axe central du vaisseau, elle est fondée sur le même principe théorique, à savoir l'analyse de moments : valeurs propres de la matrice d'inertie, variation de taille et d'orientation locale le long de l'axe.

Le traitement récursif des bifurcations ainsi détectées vise à aborder la problématique de l'extraction de l'arbre vasculaire entier.

Le chapitre est divisé en deux sections. La première est consacrée à la méthode de détection et de gestion de bifurcations. La deuxième présente le modèle de graphe que nous avons adopté pour la description symbolique de l'arbre vasculaire.

Notations

Dans ce chapitre, les notations suivantes seront utilisées :

<i>Notations liées au modèle du squelette extensible :</i>	
p_i	$i^{\text{ème}}$ nœud de l'axe,
$\mathbf{Q}_i = \langle \mathbf{x}_i, m_i, \mathbf{e}_i, \mathbf{v}_i, \sigma_i \rangle$	vecteur d'état associé à p_i ,
\mathbf{x}_i	position spatiale de p_i ,
m_i	densité de masse locale du vaisseau associée à p_i ,
\mathbf{e}_i	orientation locale du vaisseau en p_i ,
\mathbf{v}_i	vecteur vitesse associé à p_i ,
σ_i	taille optimale de la cellule d'analyse associée à p_i ,
$f(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$,	fonction image,
$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$	position du centre de la cellule d'analyse,
$\sigma \in \mathbb{R}$	échelle courante d'analyse (<i>i.e.</i> le rayon de la cellule),
$\overline{p_{i-1}}, \overline{p_{i+1}}$	voisins les plus proches de p_i à une distance supérieure à σ_i ,
<i>Notations liées au modèle de graphe :</i>	
$G = \{N, A\}$	graphe constitué d'un ensemble N de nœuds et d'un ensemble A de arcs,
N_i	nœud i du graphe,
A_{kl}	arc reliant les nœuds N_k et N_l ,
V_{sem}^{Ni}	vecteur sémantique du nœud N_i ,
V_{sem}^{Akl}	vecteur sémantique de l'arc A_{kl} ,

9.1. Détection et gestion de bifurcations

Rappelons que notre méthode d'extraction de l'axe central du vaisseau (chapitre 5) n'incorpore pas la notion de bifurcation. En effet, le modèle de squelette extensible considère le vaisseau comme une structure à comportement inertiel tubulaire. Cependant, nous avons montré que l'algorithme réussit à extraire la ligne centrale du vaisseau même en présence des bifurcations. De ce fait, après avoir extrait l'axe, nous disposons d'un ensemble de points localisés à l'intérieur du vaisseau, parmi lesquels il peut y avoir quelques-uns qui se trouvent aux endroits des bifurcations. Nous avons donc commencé par chercher un moyen de distinguer ces points particuliers des points localisés loin des jonctions.

C'est ainsi que nous avons abouti à la conception d'une méthode de détection de bifurcations hybride entre les approches "*a posteriori*" et "*en cours d'extraction*" présentées dans l'introduction de cette partie. Certes, elle pourrait être cataloguée comme "*a posteriori*", car la détection des bifurcations est effectuée après l'extraction de l'axe central d'un segment vasculaire simple. Cependant, elle entre aussi dans la catégorie "*en cours d'extraction*" dans la mesure où nous ne disposons pas du squelette complet de la structure et qu'au contraire, c'est grâce à la gestion récursive des bifurcations détectées que d'autres segments de l'arbre vasculaire peuvent être extraits.

9.1.1. Caractérisation de points proches d'une bifurcation

Intuitivement il est possible de distinguer un point localisé dans une région dite "de bifurcation" d'un autre point éloigné de celle-ci à partir de l'analyse de leur voisinage (Fig. 9.1). Considérons les trois éléments suivants : orientation locale du vaisseau, taille locale du vaisseau et comportement inertiel de la structure locale de l'image.

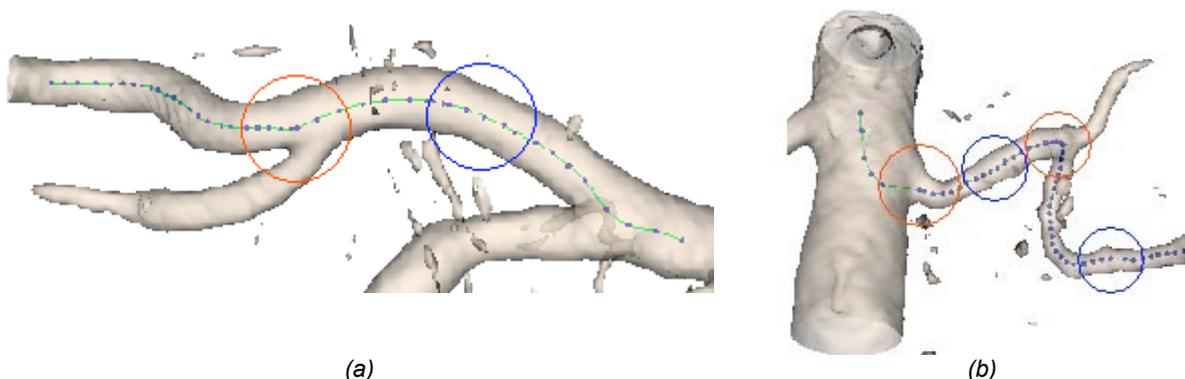


Figure 9.1 – Exemples de voisinages autour de points appartenant à des régions bifurcations (cercles rouges) et éloignées de celles-ci (cercles bleus).

En ce qui concerne les points éloignés des bifurcations. Nous pouvons remarquer que :

En général ...	Sauf dans les cas de ...
<ul style="list-style-type: none"> • Il n'y a pas de variation forte de l'orientation locale du vaisseau entre un point et ses voisins proches. • Il n'y a pas de variation forte de la taille locale du vaisseau entre un point et ses voisins proches. • La structure locale de l'image a un comportement inertiel cylindrique. 	<ul style="list-style-type: none"> • Vaisseaux fins présentant des courbures importantes. • Segments pathologiques. • Sténoses aplaties.

Alors qu'à propos des points appartenant à des régions de bifurcation, nous pouvons observer que :

En général ...	Et cela d'autant plus lorsque ...
<ul style="list-style-type: none"> • Il y a un changement de l'orientation locale du vaisseau entre les points voisins localisés avant et après la bifurcation, au moins pour une des deux branches. • Il y a un changement de la taille locale du vaisseau entre les points voisins localisés avant et après la bifurcation. • La structure locale de l'image n'a pas un comportement inertiel cylindrique. 	<ul style="list-style-type: none"> • Le calibre de la branche secondaire est beaucoup plus petit que le calibre avant la bifurcation (cf. §1.2). • La bifurcation est asymétrique (§1.2) et le point analysé se trouve dans l'artère secondaire (figure 9.1b). • La bifurcation est dichotomique (symétrique). En revanche, dans le cas de bifurcations asymétriques (typiquement la bifurcation aorto-rénale) et lorsque le point analysé se trouve dans l'artère principale (aorte), le comportement inertiel de la région est quasiment cylindrique.

A la lumière de la théorie de moments et tenant compte des observations effectuées ci-dessus, nous avons essayé de déterminer un moyen de caractériser formellement les points

appartenant à des régions de bifurcation. Il s'agit de parcourir tous les points de l'axe extrait et de détecter les variations fortes d'orientation et de taille, ainsi que d'analyser la forme locale.

Soient :

- p_i le point courant analysé dont le vecteur d'état associé est $\mathbf{Q}_i = \langle \mathbf{x}_i, m_i, \mathbf{e}_i, \mathbf{v}_i, \sigma_i \rangle$, σ_i étant le calibre local estimé du vaisseau (rayon de la cellule optimale centrée en p_i);
- \bar{p}_{i-1} et \bar{p}_{i+1} (avec leurs vecteurs d'état $\bar{\mathbf{Q}}_{i-1}$ et $\bar{\mathbf{Q}}_{i+1}$ respectivement) les voisins les plus proches de p_i satisfaisant la condition suivante :

$$|\bar{\mathbf{x}}_i - \bar{\mathbf{x}}_{i-1}| \geq \sigma_i \quad \text{et} \quad |\bar{\mathbf{x}}_{i+1} - \bar{\mathbf{x}}_i| \geq \sigma_i \quad (9.1)$$

Une variation forte d'orientation locale du vaisseau est détectée par un critère binaire $C_{VarOrientation}(\bar{\mathbf{e}}_{i+1}, \bar{\mathbf{e}}_{i-1})$ dépendant d'un seuil θ et défini selon l'expression suivante :

$$C_{VarOrientation}(\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } \arccos\left(\frac{\mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_2}{\|\mathbf{e}_1\| \|\mathbf{e}_2\|}\right) \geq \theta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (9.2)$$

De même, une variation forte de la taille locale du vaisseau est détectée par un critère binaire $C_{VarTaille}(\bar{\sigma}_{i+1}, \bar{\sigma}_{i-1})$ dépendant d'un seuil ν et défini selon l'expression suivante :

$$C_{VarTaille}(\sigma_1, \sigma_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } \left(\frac{\max(\sigma_1, \sigma_2)}{\min(\sigma_1, \sigma_2)}\right) \geq \nu \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (9.3)$$

En ce qui concerne la forme locale du vaisseau, ce qui nous intéresse c'est de pouvoir déterminer s'il s'agit d'un cylindre (structure à comportement inertiel similaire au cylindre). Pour ce faire, nous avons adopté un critère binaire $C_{cylindre}(f, \mathbf{x}_i, \sigma_i)$ dépendant d'un seuil γ selon lequel la structure contenue dans une cellule de taille $\sigma_{pre} = \delta \cdot \sigma_i$ (Eq. 5.26) est considérée comme cylindrique si la réponse de $m_{cylindre}$ (Eq. 5.27) est supérieure au seuil :

$$C_{cylindre}(f, \mathbf{x}, \sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } m_{cylindre}(f, \mathbf{x}, \sigma) > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (9.4)$$

Enfin, la détection d'un point appartenant à une région de bifurcation est déterminée par un critère binaire $C_{bifurcation}(f, \mathbf{x}_i, \sigma_i, \bar{\mathbf{e}}_{i+1}, \bar{\mathbf{e}}_{i-1}, \bar{\sigma}_{i+1}, \bar{\sigma}_{i-1})$ résultant d'une combinaison logique des critères précédents :

$$C_{bifurcation}(f, \mathbf{x}, \sigma, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \sigma_1, \sigma_2) = \quad (9.5)$$

$$\begin{cases} 1 & \text{si } ((C_{VarTaille}(\sigma_1, \sigma_2) = 1 \text{ et } C_{VarOrientation}(\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2) = 1) \text{ ou} \\ & (C_{VarTaille}(\sigma_1, \sigma_2) = 1 \text{ et } C_{cylindre}(f, \mathbf{x}, \sigma) = 0) \text{ ou} \\ & (C_{VarAngle}(\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2) = 1 \text{ et } C_{cylindre}(f, \mathbf{x}, \sigma) = 0)) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les figures 9.2 et 9.3 montrent des exemples de détection de points appartenant à la région d'une bifurcation à l'aide du critère $C_{bifurcation}$ évalué sur tous les points de l'axe extrait, sur une image de synthèse et des images réelles de patients respectivement.

Nous pouvons constater que le critère $C_{bifurcation}$ a une réponse *positive* (égale à 1) sur plusieurs points consécutifs de l'axe, déterminant ainsi une *région de bifurcation* et non un seul point. Le nombre de points dits "*positifs*" (pour lesquels la réponse du critère est positive), dépend bien évidemment de l'espacement entre eux : plus la région est dense (les points son rapprochés les uns des autres), plus nombreux seront les points positifs dans une région de bifurcation. La distance entre les points, quant à elle, dépend des paramètres du squelette extensible, notamment du poids du terme d'élasticité.

Or, dans le but de la construction d'un modèle symbolique de la structure arborescente, il est indispensable de calculer un point de jonction unique. Ceci nécessite une analyse supplémentaire de chaque région de bifurcation, afin de choisir un seul point parmi tous les points appartenant à une même région.

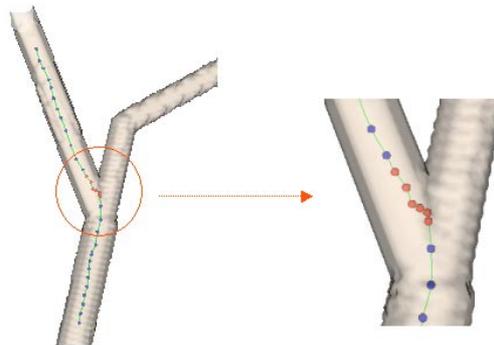


Figure 9.2. - Exemple de détection de points appartenant à la région d'une bifurcation (points rouges) dans une image de synthèse.

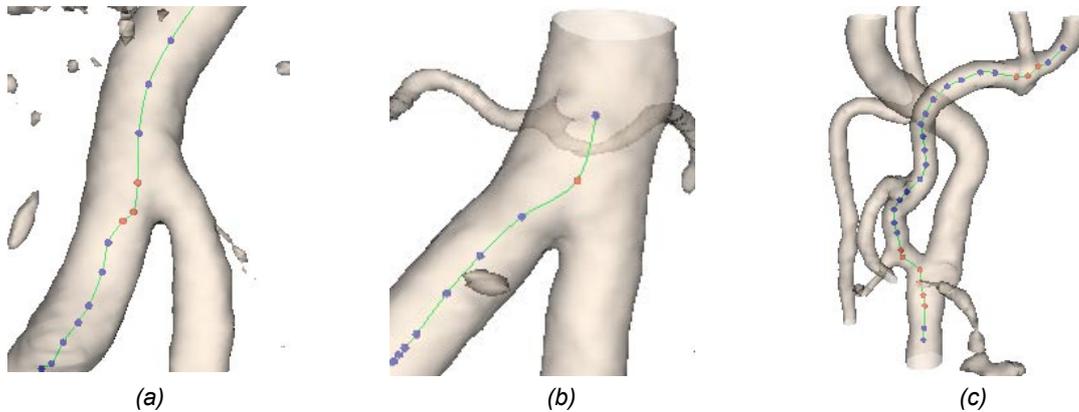


Figure 9.3. - Exemples de détection de points appartenant à la région d'une bifurcation (points rouges) dans des images réelles. (a) Bifurcation artère iliaque commune - artère hypogastrique. (b) Bifurcation aorto-iliaque. (c) Bifurcation carotidienne

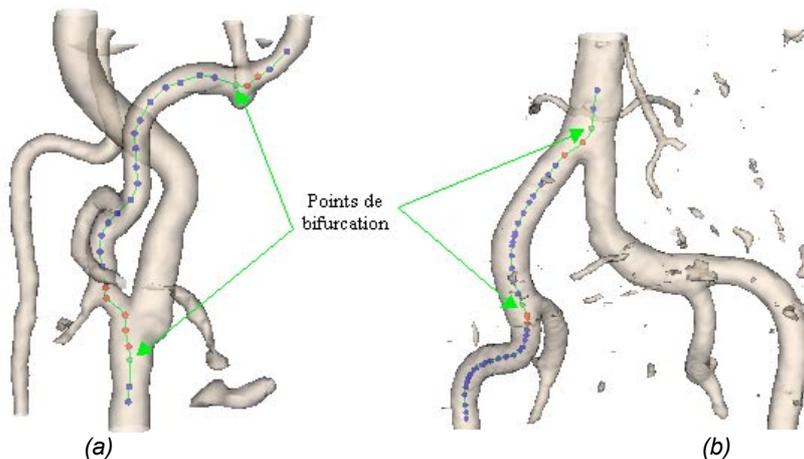


Figure 9.4. - Exemples de détection de points uniques de bifurcation (points verts) dans des images réelles. (a) Artère carotide. (b) Artère iliaque.

9.1.2. Choix d'un point unique de jonction

La solution au problème de multiplicité de points dans une même région de bifurcation découle des réponses aux questions suivantes :

- Qu'est-ce qu'une région de bifurcation ?
- Quel est le point le plus "représentatif" d'une bifurcation ?

Nous appelons *région de bifurcation*, chacune de suites de points *positifs* rencontrés le long de l'axe. Ainsi par exemple, les figures 9.2, 9.3 (a) et (b) contiennent une seule région de bifurcation, alors que la fig. 9.3. (c) en comporte deux. Les points appartenant à une même région sont des points *candidats* parmi lesquels il faut en sélectionner un seul. Nous avons adopté comme critère de choix du point unique de jonction, la mesure du rayon local du vaisseau : le point sélectionné est celui sur lequel le rayon présente la valeur la plus élevée. La figure 10.4 illustre deux exemples de cette procédure.

9.1.3. Extraction récursive des segments vasculaires

Une fois les points de bifurcation détectés tout le long de l'axe d'un segment simple, nous procédons à l'extraction des autres segments constituant le réseau vasculaire, à l'aide de squelettes extensibles (un par segment). Les points de bifurcation jouent désormais le rôle de points initiaux pour les squelettes extensibles. Une implémentation récursive du processus "extraction de l'axe central du vaisseau - détection de bifurcations" nous permet d'atteindre les ramifications secondaires.

La figure 9.5 montre un exemple d'extraction d'un arbre vasculaire. Le processus récursif suivi pour obtenir ce résultat est illustré dans la figure 9.6.

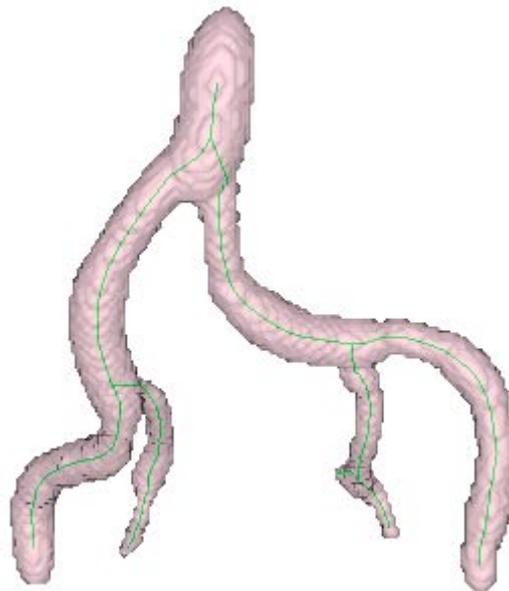


Figure 9.5 – Résultat d'extraction de un arbre vasculaire. Reconstruction de la surface des vaisseaux à l'aide des ellipsoïdes d'inertie, les axes étant visibles par transparence

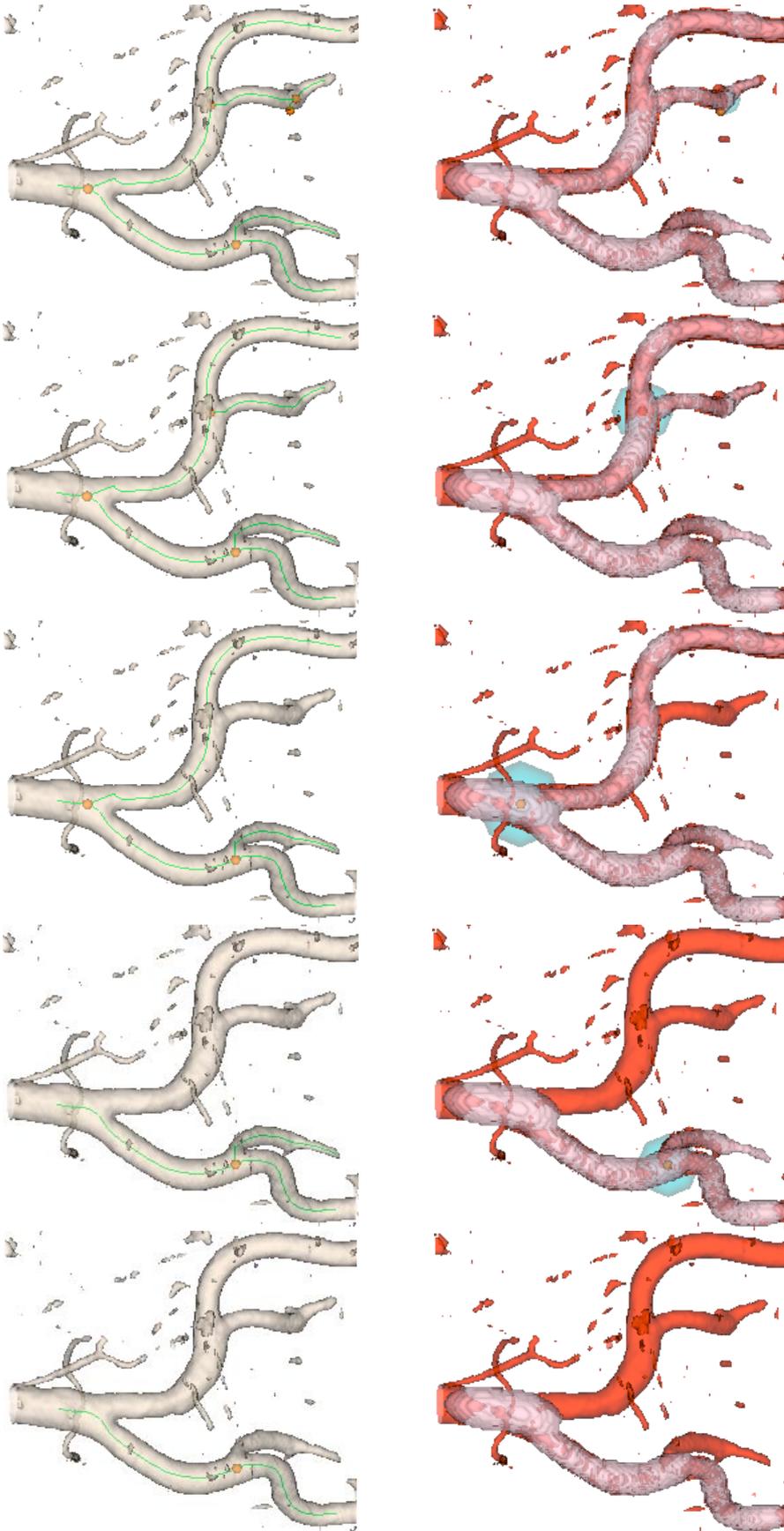


Figure 9.6 – Extraction récursive de l'arbre vasculaire et reconstruction parallèle des vaisseaux simples à l'aide de sphéroïdes.
 Partie supérieure : rendu surfacique de l'image vasculaire, point de bifurcation détecté et axe central extrait.
 Partie inférieure : superposition du rendu surfacique de l'image vasculaire entière (en rouge) et du volume binaire correspondant aux vaisseaux reconstruits (en rose).
 La bifurcation détectée est entourée d'une sphère bleue.

9.2. Quelques résultats préliminaires

Nous n'avons pas encore validé quantitativement la précision de la méthode de détection de bifurcations. Nous présentons dans cette section quelques résultats qualitatifs préliminaires. D'après une appréciation visuelle, nous avons constaté que l'algorithme extrait correctement les ramifications principales de l'arbre (les deux premiers niveaux d'embranchements), nécessitant parfois une intervention de l'utilisateur afin de supprimer des faux points de bifurcation *positifs*. Les figures 9.7, 9.8, 9.9 et 9.10 illustrent le comportement de l'algorithme dans diverses situations, telles que bifurcations symétriques et asymétriques, présence d'une sténose et vaisseaux de calibre différent. Chacune de ces figures est composée de deux images : la première est un rendu surfacique basé sur un seuillage et la deuxième correspond à la reconstruction de la surface des vaisseaux à l'aide des sphéroïdes. Les axes centraux des vaisseaux sont visibles par transparence.

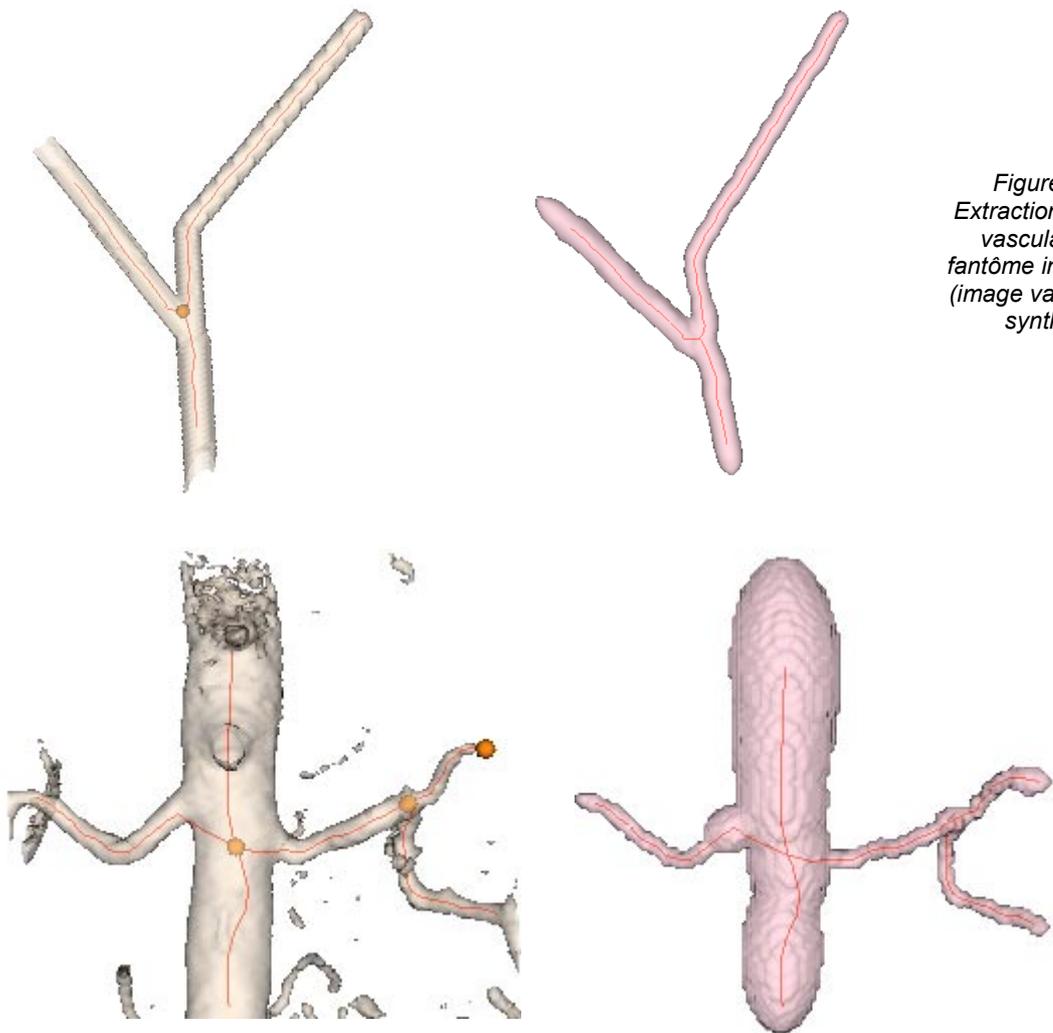


Figure 9.7 –
Extraction de l'arbre
vasculaire d'un
fantôme informatique
(image vasculaire de
synthèse).

Figure 9.8 – Extraction de l'arbre vasculaire comportant un segment de l'aorte et les artères rénales. Il faut préciser que pour aboutir à ce résultat, l'axe extrait en premier doit correspondre à celui d'une des artères rénales, pour que la bifurcation aorto-rénale puisse être détectée.

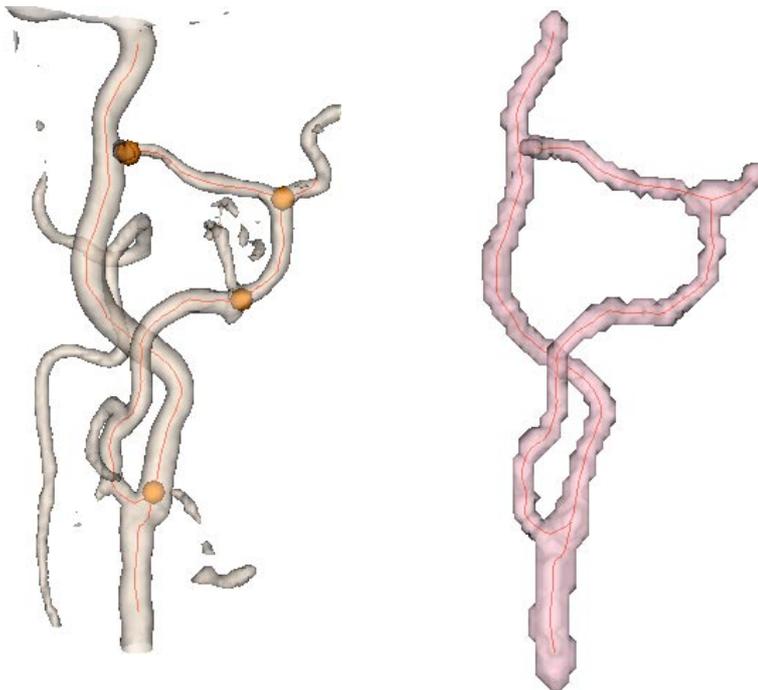


Figure 9.9 – Extraction de un arbre vasculaire comportant les artères carotides internes et externes. Dans cet exemple il est intéressant de noter que la détection de points de bifurcation est assez correcte (un seul point non détecté). Une branche n'a pas été extraite malgré la détection correcte de la bifurcation.

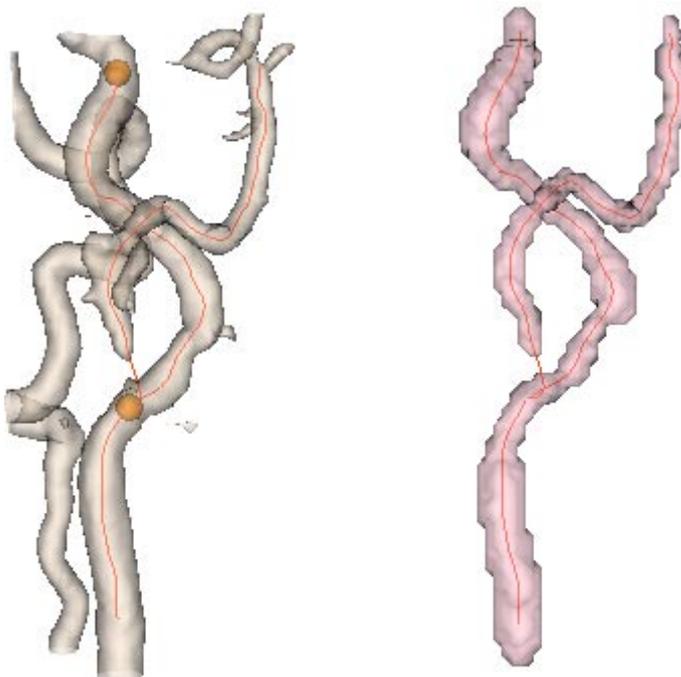


Figure 9.10 – Extraction de un arbre vasculaire comportant les artères carotides interne et externe. Cette figure illustre la détection correcte de la bifurcation même en présence d'une sténose très sévère.

9.3. Modélisation de l'arbre vasculaire

Afin de réaliser une description symbolique de l'arbre vasculaire extrait, nous avons adapté un modèle de graphe décrit par [23 - Chalopin] [24 - Chalopin *et al.*].

9.3.1. Définition mathématique d'un graphe

Un graphe $G = \{N, A\}$ est constitué d'un ensemble N de n nœuds ($n > 0$) et d'un ensemble A de t arcs orientés ($t \geq 0$). Les nœuds, notés N_i , $i = 1, \dots, n$, représentent les objets d'intérêt. Les arcs définissent les relations entre ces objets. Un arc A_{kl} relie les deux nœuds N_k et N_l . (Fig. 9.11. c)

Une fonction $\mu : N \rightarrow Id_N$ assigne à chaque nœud un identificateur de l'ensemble Id_N des symboles syntaxiques des nœuds. Une fonction $\varepsilon : A \rightarrow Id_A$ assigne à chaque arc un identificateur de l'ensemble Id_A des symboles syntaxiques des arcs.

Il est possible d'attacher aux nœuds et aux arcs du graphe des *symboles syntaxiques* et des *vecteurs sémantiques*. Le *symbole syntaxique* est l'étiquette identifiant l'objet que le nœud ou l'arc représente. Le *vecteur sémantique* contient les caractéristiques des objets (paramètres géométriques par exemple) ou leurs liens avec les autres objets. Pour un nœud N_i , le vecteur sémantique est noté $V_{sem}^{N_i} = \langle a_j \rangle$ $j = 1, \dots, J_N$. Pour un arc A_{kl} , il est noté $V_{sem}^{A_{kl}} = \langle b_j \rangle$ $j = 1, \dots, J_A$, avec J_N et J_A les nombres d'attributs des nœuds et arcs. Un tel graphe est appelé graphe relationnel attribué [173 - Tsai et Fu].

9.3.2. Description symbolique de l'arbre vasculaire à l'aide d'un modèle de graphe

L'utilisation d'un graphe est bien appropriée pour la description d'un réseau vasculaire. Sa structure décrit la composition du réseau. L'ensemble des attributs apporte des informations géométriques et relationnelles sur les objets représentés par les nœuds et les arcs.

Dans ce modèle, les *nœuds* représentent les points extrémités des axes centraux des segments vasculaires simples (Fig. 9.11 a). Ainsi, un nœud peut être un point terminal d'un axe appelé *nœud feuille* et noté N_F ou une bifurcation appelé *nœud bifurcation* et noté N_B (Fig. 9.11 b). Un arc représente l'axe central d'un segment vasculaire simple appelé *arc vaisseau* et noté A_v (Fig. 10.11 b). Ainsi, à partir des définitions du paragraphe précédent, les ensembles de symboles syntaxiques des nœuds et des arcs sont :

$$\begin{aligned} Id_N &= \{ N_F, N_B \} \\ Id_A &= \{ A_v \} \end{aligned} \quad (9.6)$$

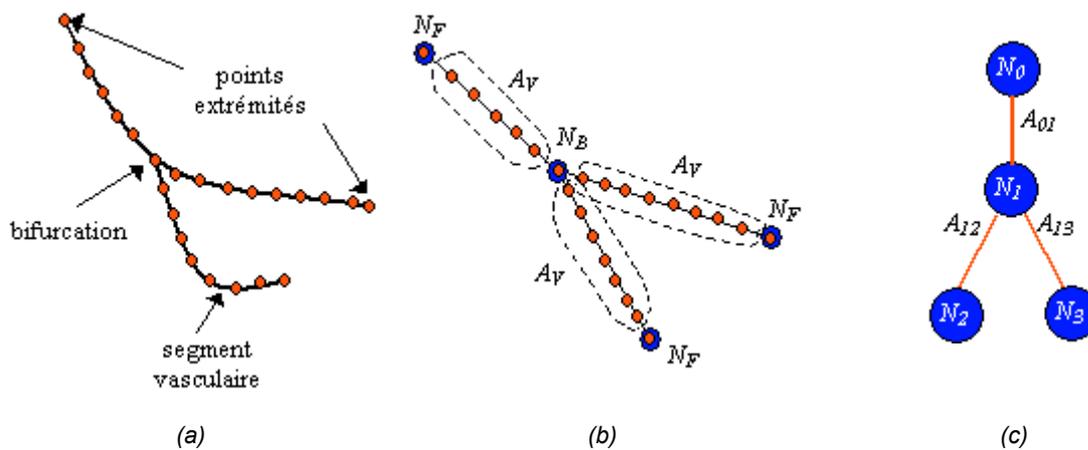


Figure 10.11 – Exemple de description symbolique d'un arbre vasculaire à l'aide d'un graphe. (a) Forme anatomique de l'arbre vasculaire. Les petites sphères représentent les points des axes vasculaires extraits. (b) Représentation schématique. Les sphères concentriques représentent les nœuds correspondants aux extrémités des axes centraux des segments vasculaires simples ou aux bifurcations. (c) Modèle de graphe correspondant.

Comme il a été dit plus haut, les vecteurs sémantiques contiennent les caractéristiques des objets du graphe. Ainsi, le vecteur sémantique d'un nœud N_i correspond au vecteur d'état du point correspondant appartenant à l'axe du vaisseau (Eq. 6.2). Soit P_k le point de l'axe associé au nœud N_i du graphe, son vecteur sémantique est :

$$V_{sem}^{N_i} = (\mathbf{Q}_k) = \langle \langle \mathbf{x}_k, m_k, \mathbf{e}_k, \mathbf{v}_k, \sigma_k \rangle \rangle \quad (9.7)$$

Concernant les arcs, étant donné qu'un arc A_{kl} représente l'ensemble de points l'axe central d'un segment vasculaire simple (sans tenir compte de ses deux points extrémités), son vecteur sémantique est composé des vecteurs d'état de l'ensemble de points et des références aux deux nœuds liés par celui-ci :

$$V_{sem}^{A_{kl}} = \left(\left[\mathbf{Q}_j \mid j \in [1; (s-2)] \right] N_k, N_l \right) \quad (9.8)$$

où s est le nombre de points de l'axe.

Les figures 9.12 et 9.13 montrent quelques exemples de possibles descriptions symboliques d'arbres vasculaires par l'intermédiaire de graphes.

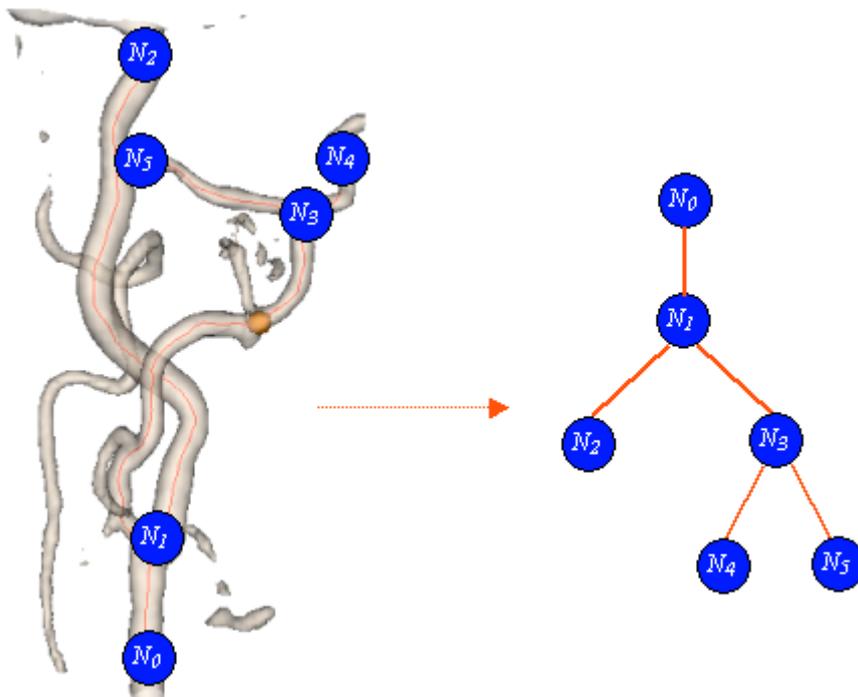
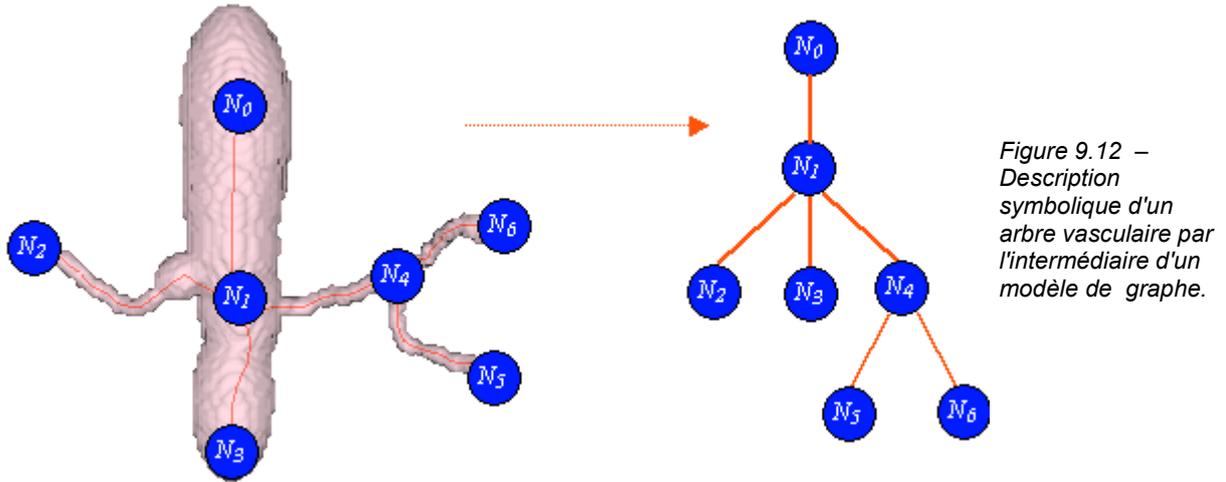


Figure 9.13 – Description symbolique d'un arbre vasculaire par l'intermédiaire d'un modèle de graphe.

Discussion et conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre nos premiers résultats de recherche en matière de détection automatique de bifurcations artérielles en vue de la reconstruction d'un modèle symbolique de l'arbre vasculaire.

Les résultats préliminaires obtenus sont encourageants. Cependant un travail méthodologique supplémentaire est nécessaire afin d'augmenter la fiabilité de la détection de bifurcations notamment sur des données réelles. La méthode présente encore quelques limitations, à savoir :

- La détection de *faux positifs*, c'est-à-dire de points de l'axe considérés comme points de bifurcation sans l'être. Ce problème est particulièrement présent dans les cas de vaisseaux à fortes courbures ou présentant des sténoses.
- L'estimation de l'orientation initiale des nouveaux squelettes extensibles n'est pas toujours bien calculée. Nous avons dit plus haut, que les points de bifurcation deviennent les points initiaux des modèles de squelette extensible utilisés pour extraire les ramifications restantes. En plus du point initial, il faut savoir de quel côté se trouve la nouvelle branche à extraire.

Par ailleurs, concernant le modèle du graphe utilisé pour la représentation symbolique du réseau vasculaire extraite, nous voulons attirer l'attention sur le fait que le graphe n'est pas directionnel. Cela veut dire qu'après l'extraction récursive des axes centraux des vaisseaux du réseau, nous ne disposons pas de forme immédiate de l'information hiérarchique de la structure. Cependant une détermination ultérieure de la présence de connexions de type branche secondaire par rapport à une branche principale reste possible à partir de l'analyse du graphe, ainsi que des informations géométriques telles que l'orientation locale et la taille des structures à l'approche de la bifurcation.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'objectif de cette thèse a été la segmentation d'images vasculaires tridimensionnelles obtenues par résonance magnétique en vue de la quantification de sténoses artérielles. Nous avons atteint cet objectif en l'inscrivant dans un cadre plus large d'analyse et de traitement d'images 3D. La chaîne complète des méthodes que nous avons proposées dans ce but est illustrée dans la Figure 1.

La *segmentation de vaisseaux* a constitué l'axe principal de notre recherche. En nous inspirant de méthodes existantes dans la littérature, nous avons décomposé cette tâche en deux étapes : extraction de l'axe central du vaisseau et détection des contours sur les plans localement perpendiculaires à l'axe.

Notre principale contribution réside dans la méthode d'*extraction automatique de la ligne centrale du vaisseau*. Cette méthode originale est fondée sur un *modèle de squelette extensible* dont la croissance est régie par l'*analyse multi-échelle du tenseur d'inertie*. Cette analyse nous fournit des informations sur l'orientation, le diamètre et la forme locale du vaisseau en chaque point de l'axe. En profitant de cette information, nous avons proposé une méthode de *reconstruction automatique approximative du vaisseau* à l'aide d'un volume binaire composé d'une succession de sphéroïdes centrés sur l'axe, orientés selon l'orientation locale du vaisseau et adaptés à la taille locale du vaisseau.

Sur la même base théorique, nous avons développé une méthode de *détection semi-automatique de bifurcations artérielles*. Le traitement récursif des bifurcations détectées vise à aborder la problématique de l'*extraction de l'arbre vasculaire* complet en vue de la *construction d'un modèle descriptif* sous la forme d'un graphe.

Le calcul des paramètres de sténose s'appuie sur l'*extraction de contours planaires*. Pour ce faire, nous avons implémenté deux algorithmes : le premier basé sur l'extraction d'*iso-contours* à seuil adaptatif et le deuxième sur un modèle de *contour actif à longueur normalisée*. Les algorithmes d'extraction de l'axe, des contours et de quantification ont été implémentés dans un logiciel convivial appelé Maracas (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted analysis) qui a été soumis à une validation pré-clinique portant sur 6 fantômes vasculaires et sur des données cliniques de 27 patients.

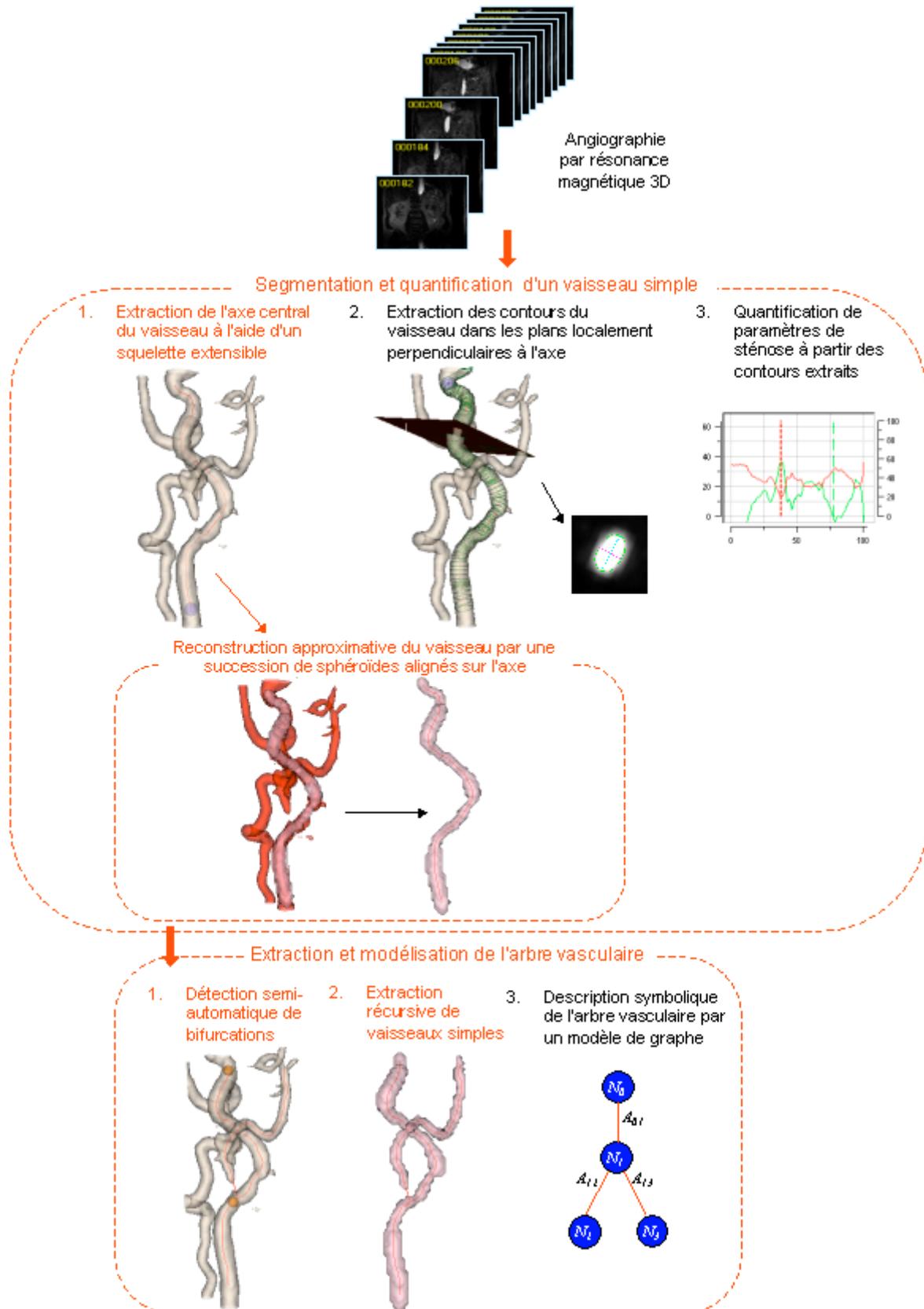


Figure 1 - Chaîne complète des méthodes d'analyse et de traitement d'images ARM 3D proposées et développées dans ce travail de thèse. Nos principales contributions sont indiquées en rouge.

Principaux résultats

L'intégration de nos algorithmes dans l'environnement interactif du logiciel Maracas a permis leur validation par un groupe de radiologues. Bien que le travail de validation réalisé n'ait pas été exhaustif, cela nous a permis d'avoir une première évaluation objective de la précision des nos méthodes, de leurs avantages et de leurs limitations.

Les évaluateurs ont souligné la précision, rapidité et fiabilité de la méthode d'extraction de l'axe central du vaisseau. La précision des méthodes de détection des contours s'est avérée excellente sur les fantômes. Dans le cas d'images de patients, l'écart entre les résultats fournis par Maracas et ceux fournis par les observateurs a été inférieur à la variabilité inter-observateurs. Cette étude a également contribué à un choix empirique des valeurs de paramètres des différents algorithmes. Un tel choix est en général délicat, en particulier dans le cas des modèles de contours actifs. Cependant, ce choix peut rester transparent pour l'utilisateur final, car le jeu de paramètres déterminé empiriquement donne de bons résultats et ceci sur différents types d'images [109 - Mansard-Desbleds *et al.*] [107 - Mansard-Desbleds *et al.*].

Le bilan de la validation par les radiologues est très positif, comme le démontre la conclusion de son auteur principal [148 - Puech] :

"... un outil comme Maracas doit pouvoir s'intégrer dans une évaluation clinique de routine et qu'en dehors de sa capacité reconnue à pouvoir quantifier et détecter une sténose sur une branche vasculaire, d'autres applications peuvent lui être adjointes : quantification d'une sténose en volume, en longueur, mesure de la plaque d'athérome (projet en cours), quantification automatique basée sur des critères anatomiques. Une quantification complètement automatique pourrait par ailleurs détecter automatiquement le nombre de sténoses et leur importance « globale » sur tout un territoire vasculaire. Ce type de quantification pourrait être un témoin fidèle, reproductible et automatisé de l'atteinte vasculaire d'un patient."

Perspectives

De nombreuses perspectives sont envisageables à l'issue de ce travail. Celles-ci sont de plusieurs natures. Les perspectives à court terme concernent l'amélioration de certains algorithmes, tels que l'extraction de contours du vaisseau à l'aide d'un modèle déformable et la détection automatique de bifurcations.

En ce qui concerne la méthode de détection de contours du vaisseau, nous avons envisagé plusieurs améliorations possibles.

Une limitation du modèle de contour actif tel que nous l'avons implémenté dans Maracas, inhérente aux techniques fondées sur le calcul des dérivées de l'image, est son couplage avec un filtrage pas bas. Dans l'implémentation actuelle, les paramètres de filtrage, et en particulier la taille du masque, sont globaux. Cela veut dire qu'ils ne s'adaptent pas aux caractéristiques locales de l'image. Une première amélioration consisterait à implémenter la détection de contours dans une approche multi-échelle, pour la rendre adaptable notamment à la taille locale du vaisseau. Cette étape pourrait profiter de l'estimation préalable du diamètre du vaisseau en chaque point de l'axe, réalisé pendant son extraction.

Par ailleurs, nous notons que l'extraction des contours pourrait éventuellement bénéficier d'un filtrage 3D anisotrope préliminaire appliqué très localement, par exemple dans le volume binaire reconstruit à partir des sphéroïdes légèrement dilatés et avec limitation des orientations possibles à un sous-ensemble autour de l'orientation locale de l'axe.

Une alternative à l'extraction des contours du vaisseau sur les plans localement perpendiculaires à l'axe est l'utilisation d'un modèle déformable surfacique 3D. Un premier travail dans ce sens est déjà en cours dans le cadre d'un DEA, faisant usage d'un modèle à contrainte axiale développé par [121 - Montagnat]. Ce modèle est initialisé à partir de l'axe central préalablement extrait et de l'information du diamètre local du vaisseau en chaque point. Une dernière solution envisagée consisterait à initialiser le modèle surfacique à l'aide du volume reconstruit par les sphéroïdes.

Au niveau de la détection automatique de bifurcations, une perspective que nous avons envisagée serait de coupler notre détecteur avec une des méthodes proposées par [46 - Flasque] et [114 - Marquez] consistant en une détection de composants connexes sur la surface de la cellule d'exploration utilisée pour faire le suivi du vaisseau. Cela nécessite une segmentation locale préalable, qui dans notre cas pourrait être réalisée par le même seuillage adaptatif local que celui que nous avons proposé pour l'extraction des isocontours. Avec le même type de pré-segmentation, on peut envisager l'implantation d'une méthode inspirée de [11 - Bellemare *et al.*], fondée sur l'analyse de la carte de profondeur dans une navigation endoscopique virtuelle.

Deux autres perspectives réalisables à courte échéance sont :

- L'évaluation quantitative de la méthode d'extraction de l'axe central du vaisseau et de la technique de détection de bifurcations sur des images de synthèse dont on connaît la position et l'orientation exacte de l'axe central, des contours et des bifurcations.
- La validation clinique du logiciel Maracas à plus grande échelle.

En dépit des avantages de l'ARM liés à l'absence d'effets secondaires, les progrès des scanners multi-barettes font qu'on ne peut pas ignorer aujourd'hui les images de l'angioscanner. Les premiers tests de nos algorithmes d'extraction de l'axe et des contours des vaisseaux sur ce type d'images sont prometteurs, néanmoins il est nécessaire de vérifier de façon approfondie leur applicabilité. Cela constitue le sujet de travail d'un DEA en cours.

Notre technique de segmentation de vaisseaux devrait être applicable à des problématiques médicales autres que la quantification de sténoses artérielles. Citons en particulier le problème de séparation artério-veineuse. Le rehaussement veineux, gênant pour la visualisation des artères, se produit même dans les images du premier passage de produit de contraste. Cette superposition d'artères et veines devient inévitable dans les images obtenues avec un produit à rémanence vasculaire. Or, ces produits sont souvent considérés comme l'avenir de l'ARM, du fait d'un rehaussement plus homogène et d'un meilleur rapport signal/bruit. Une segmentation et une description symbolique de l'ensemble des vaisseaux présents dans l'image, devraient permettre de visualiser les parties de l'arbre vasculaire sélectionnées par l'utilisateur, en éliminant les superpositions.

Rien que l'extraction automatique de l'axe du vaisseau a plusieurs retombées dans le domaine médical, dont l'implémentation est envisageable à moyen terme, par exemple : endoscopie virtuelle guidée automatiquement par l'axe, simulation de la pose de prothèses endo-vasculaires, étiquetage automatique de l'arbre vasculaire en vue de la caractérisation lésionnelle globale ou encore optimisation de plans d'acquisition pour la mesure du flux sanguin par IRM.

ANNEXE A

FILTRAGE ANISOTROPE APPLIQUE AU REHAUSSEMENT DE PETITS VAISSEAUX

Il est très difficile de rehausser les petits vaisseaux sans amplifier en même temps le bruit du fond de l'image. La méthode de filtrage anisotrope non-linéaire que nous proposons dans ce chapitre semble offrir un compromis raisonnable.

Cette méthode combine un lissage par un L-filtre directionnel appliqué le long de l'orientation locale du vaisseau, avec un rehaussement à l'aide du laplacien appliqué sur le plan localement orthogonal à cette orientation.

Introduction

Chronologiquement parlant, nos premiers travaux de recherche sur le traitement d'images vasculaires étaient axés sur l'amélioration de la qualité des images. L'effet escompté était surtout d'améliorer la visualisation des petits vaisseaux, notamment dans le cas du MIP (Maximum Intensity Projection), afin de permettre une meilleure appréciation par le médecin de la pathologie artérielle, ainsi que de la vascularisation collatérale dans le cas des vaisseaux obstrués.

Malgré l'émergence de nouvelles techniques de visualisation, la projection MIP est encore très répandue dans la pratique clinique. Cette technique tend à augmenter l'intensité du fond, puisqu'elle retient en chaque point du plan de projection, l'intensité maximale rencontrée par le rayon de projection traversant le volume de données. De ce fait, dans les images obtenues par MIP, les petits vaisseaux de faible intensité peuvent disparaître partiellement ou totalement, bien qu'ils soient visibles dans des coupes individuelles. Il s'avère donc nécessaire de filtrer l'image, afin de réduire le niveau de bruit dans chaque coupe avant la projection, tout en conservant le nombre, le contour précis et la longueur des vaisseaux.

Du fait de la diversité de formes, de dimensions et de brillance des vaisseaux sur l'image, les techniques traditionnelles de filtrage, et plus particulièrement le lissage par filtres passe-bas isotropes, n'offrent pas un compromis satisfaisant entre l'élimination du bruit et la préservation des petits vaisseaux et des contours nets. En quête d'un tel compromis, une méthode de filtrage anisotrope, adaptatif, nommée filtre *HD* [132 - Orkisz *et al.*] fondée sur le calcul de l'orientation locale a été proposée et a montré des résultats intéressants dans ce domaine. Nous avons exposé sommairement le principe de cette méthode dans la deuxième partie du manuscrit (§ 4.3.1.1). Celle-ci consiste à lisser l'image d'une manière directionnelle, en s'alignant sur les structures susceptibles d'être des vaisseaux. Cela permet d'éviter le lissage à travers les frontières, ce qui effacerait les petits vaisseaux et rendrait flous les contours des vaisseaux de plus grand diamètre.

En suivant la même ligne de recherche, nous proposons un opérateur destiné à rehausser les petits vaisseaux tout en limitant l'amplification du bruit. Pour ce faire, nous adaptons la technique d'estimation de l'orientation locale, précédemment citée, en proposant un nouvel opérateur de lissage. Cette annexe est consacrée à la présentation de cet opérateur.

Notations

Dans cette annexe, les notations suivantes seront utilisées :

<i>Notations générales et conventions :</i>	
I	Indice des orientations discrètes,
S_i	Ensemble de bâtonnets voisins parallèles dans l'orientation i ,
S_i^j	$j^{\text{ème}}$ bâtonnet dans l'orientation i ,
S_i^0	Bâtonnet central dans l'orientation i ,
σ_i^j	Ecart-type de l'intensité le long du bâtonnet S_i^j ,
$\bar{\sigma}_i$	Moyenne des σ_i^j de tous les bâtonnets appartenant à S_i ,
g_i^j	Moyenne du gradient d'intensités dans une orientation orthogonale au bâtonnet S_i^j ,
\bar{g}_i	Moyenne des valeurs absolues de tous les g_i^j ,
Opt	Orientation locale optimale,
S_{opt}	Ensemble de bâtonnets voisins parallèles dans l'orientation locale optimale,
F	Fonction image,
Δf	Laplacien de f
$f_{isotrope}$	Image résultante d'un rehaussement laplacien conventionnel (isotrope),
$f_{anisotrope}$	Image résultante de l'application du nouveau filtre anisotrope,

1. Méthode

La première étape du filtrage consiste en l'extraction de l'orientation locale en chaque point de l'image. Ensuite, un L-filtre directionnel est appliqué le long de cette orientation dans un but de lissage, tandis qu'un rehaussement est obtenu grâce à l'utilisation du laplacien sur le plan localement orthogonal à celle-ci.

1.1. Estimation de l'orientation locale [132 - Orkisz *et al.*]

L'orientation locale est sélectionnée parmi un ensemble d'orientations discrètes, représentées chacune par un segment de droite appelé "bâtonnet". Le critère de choix de l'orientation optimale exploite simultanément l'homogénéité de l'intensité le long du bâtonnet et la différence d'intensités avec les bâtonnets voisins, d'où le nom du filtre *HD* (*Homogénéité et Différence*).

Une longueur du bâtonnet a été déterminée expérimentalement en tenant compte d'un compromis entre la résolution spatiale et le coût de calcul d'une part, et l'efficacité du lissage d'autre part. Elle a été fixée à 5 voxels, déterminant ainsi le nombre i possible d'orientations discrètes autour du point central à 8 en 2D et à 49 en 3D. Chaque orientation correspond à une paire de pixels symétriques (extrémités du segment correspondant) dans le périmètre de 5×5 en 2D (Fig. 1) et dans une surface de $5 \times 5 \times 5$ en 3D.

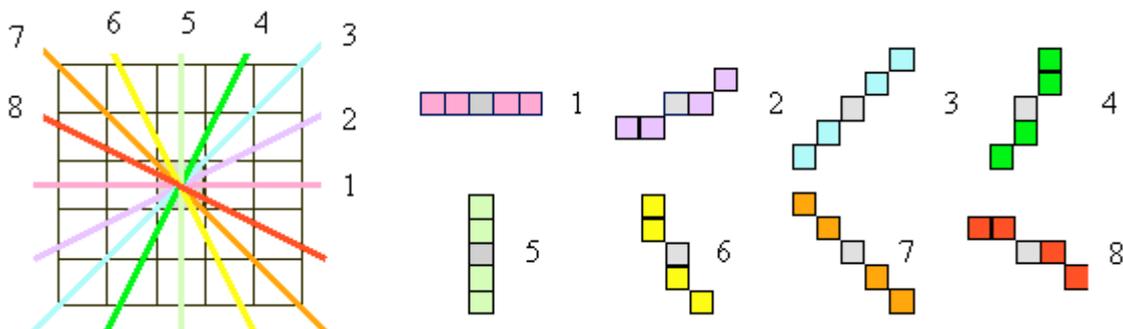


Figure 1 - Segments discrets correspondants aux 8 orientations possibles pour le calcul de l'orientation locale en 2D.

1.1.1. Mesure de l'homogénéité

Pour chaque voxel de l'image et dans chaque orientation i , on considère un ensemble $S_i = \{S_i^j \mid j \in \mathbb{N}, j \leq n\}$ de n bâtonnets voisins parallèles au bâtonnet central S_i^0 . La figure 2 montre un exemple en 2D où $n = 2$.

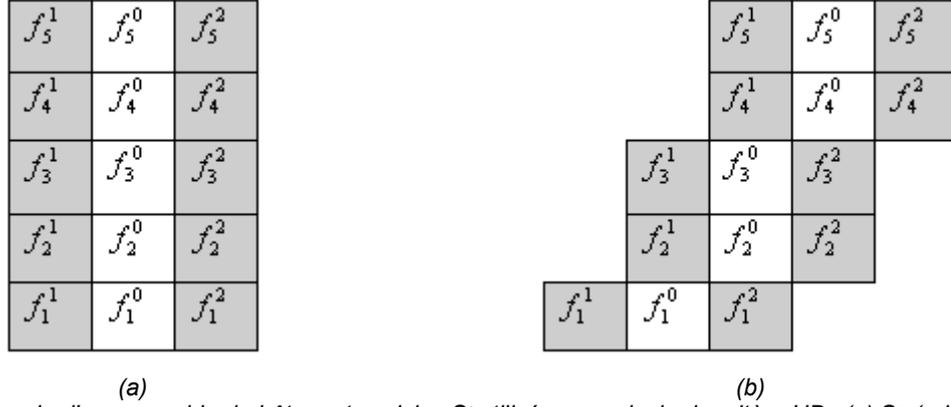


Figure 2 - Exemple d'un ensemble de bâtonnets voisins S_i utilisé pour calculer le critère HD : (a) S5 (orientation 5), (b) S4 (orientation 4).

La mesure d'homogénéité est calculée individuellement pour chaque bâtonnet de l'ensemble. Cette mesure correspond à l'écart-type de l'intensité σ_i^j le long du bâtonnet S_i^j . L'homogénéité globale $\bar{\sigma}_i$, pour un voxel et une orientation discrète i , est la moyenne des mesures d'homogénéité de tous les bâtonnets appartenant à S_i (plus $\bar{\sigma}_i$ est petit et plus grande est l'homogénéité) :

$$\bar{\sigma}_i = \frac{1}{n+1} \sum_{S_i} \sigma_i^j \quad (1)$$

1.1.2. Mesure de la différence

La différence entre le bâtonnet central et son $j^{\text{ème}}$ voisin est déterminée par la moyenne du gradient d'intensités dans une orientation orthogonale aux bâtonnets. Avec une longueur de bâtonnet égale à m , cette différence est définie par :

$$g_i^j = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (f_k^0 - f_k^j) \quad j = 1, \dots, n \quad (2)$$

où f_k^0 correspond à l'intensité du $k^{\text{ème}}$ voxel du bâtonnet central, et f_k^j correspond à l'intensité du $k^{\text{ème}}$ voxel du bâtonnet voisin. Ce gradient est équivalent à la différence d'intensités moyennes entre le bâtonnet central et son $j^{\text{ème}}$ voisin. La différence globale est la moyenne des valeurs absolues des n gradients orientés :

$$\bar{g}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |g_i^j| \quad (3)$$

Le bâtonnet optimal doit prendre des petites valeurs de $\bar{\sigma}_i$ et, à proximité des frontières, des valeurs élevées de \bar{g}_i . Le bâtonnet qui détermine donc l'orientation locale optimale est celui qui maximise le critère suivant :

$$HD_i = \bar{g}_i - \alpha \bar{\sigma}_i \quad (4)$$

Soit $opt = \arg \max\{HD_i\}$ l'orientation locale optimale, nous nommons S_{opt} l'ensemble des bâtonnets voisins parallèles dans cette orientation. La valeur du coefficient de pondération α a été calculée pour prendre en compte les vaisseaux fortement incurvés : $\alpha = 5/3$ en 2D et $\alpha = 23/4$ en 3D.

1.2. L'opérateur de rehaussement

Ayant connaissance de l'orientation locale, il est possible d'implémenter un schéma de rehaussement similaire à celui proposé par [103 - Looock *et al.*], c'est à dire d'appliquer d'abord un *lissage directionnel* (filtre passe-bas) le long de cette orientation et ensuite un *rehaussement de contraste* (filtre passe-haut) dans le plan orthogonal à celle ci.

1.2.1. Lissage directionnel

Les filtres passe-bas (moyen, gaussiens) donnent des résultats insatisfaisants pour les vaisseaux très minces et tortueux. Au lieu de cela, nous préférons utiliser des L-filtres [29 - Cocquerez et Philipp]. Rappelons-nous que ces filtres sont basés sur un tri des voxels par ordre croissant d'intensité : $f_1 \leq \dots \leq f_l$, où l est le nombre de voxels (dans notre cas l est la longueur des bâtonnets). Un L-filtre correspond à une combinaison linéaire des intensités ainsi ordonnées, avec des coefficients a_k selon le rang k .

Nous proposons donc d'effectuer le lissage directionnel en appliquant un L-filtre sur chaque bâtonnet appartenant à S_{opt} basé sur le calcul de la moyenne tronquée.

Soit :

$$a_k = \begin{cases} \frac{1}{2w+1} & \text{pour } k = k_0 = \frac{l+1}{2}, k_0 \pm 1, \dots, k_0 \pm w \\ 0 & \text{pour les rangs restants, } 0 \leq w < k_0 \end{cases} \quad (5)$$

la moyenne tronquée calculée sur le $j^{\text{ème}}$ bâtonnet de S_{opt} est définie par:

$$m_{opt}^j = \sum_{k=1}^l a_k f_k \quad (6)$$

Notons que $w = 0$ équivaut à un filtre médian alors que $w = \frac{l-1}{2}$ correspond à un filtre moyenneur.

1.2.2. Rehaussement de contraste

Le rehaussement de contraste est effectué dans le plan orthogonal à l'orientation locale (ou dans la direction orthogonale à cette orientation lorsque l'image initiale est 2D), et s'inspire de la technique conventionnelle consistant à combiner l'image avec son laplacien [29 - Cocquerez et Philipp]. Cet opérateur conventionnel peut être mis sous la forme suivante :

$$f_{isotrope} = \gamma_{iso} f + (1 - \gamma_{iso}) \cdot \Delta f \quad (7)$$

Soient $\{m_{opt}^j : j = 0, 1, \dots, n\}$ les valeurs moyennes tronquées calculées pour l'ensemble des bâtonnets de S_{opt} . Nous calculons une approximation du laplacien 2D (ou de la dérivée seconde directionnelle) appliquée sur ces valeurs :

$$\Delta m_{opt} = n \cdot m_{opt}^0 - \sum_{j=1}^n m_{opt}^j \quad (8)$$

Pour obtenir l'effet de rehaussement, nous combinons ce laplacien avec m_{opt}^0 . Ainsi, l'intensité initiale du voxel central dans S_{opt}^0 est remplacée par :

$$f_{anisotrope} = \gamma_{aniso} \cdot m_{opt}^0 + (1 - \gamma_{aniso}) \cdot \Delta m_{opt} \quad (9)$$

Le coefficient γ_{aniso} contrôle l'effet de rehaussement, tandis que le coefficient w dans l'expression 5 contrôle l'effet de lissage. Ainsi, lorsque $\gamma_{aniso} = 1$, l'effet de l'opérateur anisotrope est uniquement un lissage puisque son résultat est exactement la sortie du L-filtre directionnel $f_{anisotrope} = m_{opt}^0$. Au fur et à mesure que γ_{aniso} diminue, le rehaussement des structures fines et des contours augmente au détriment des régions homogènes qui disparaissent complètement pour $\gamma_{aniso} = 0$. Les résultats ci-dessous ont été obtenus avec $\gamma_{aniso} = 0,5$ et $w = 0$.

2. Résultats

Ce nouvel opérateur a été testé sur des images ARM soustraites (§2.2.1.2) de 9 patients, dans lesquelles les structures non-vasculaires ont été, au moins partiellement, éliminées par soustraction. Rappelons que ces images sont obtenues en effectuant, pour un même patient, deux acquisitions consécutives : la première avant, la deuxième après injection intravasculaire du produit de contraste. La première image sert de masque. En la soustrayant à la seconde, à l'instar de l'angiographie numérisée conventionnelle aux rayons X, on obtient une image de vaisseaux sur un fond plus ou moins sombre. Idéalement (sans artefacts de mouvement) la

soustraction devrait éliminer les tissus non-vasculaires. Dans la pratique, elle amplifie également le bruit. En raison d'un coût informatique élevé de l'algorithme d'estimation de l'orientation 3D les tests ont été effectués en 2D sur des images MIP.

Nos résultats ont été comparés avec ceux de la technique conventionnelle de rehaussement à l'aide du laplacien (7), avec la même valeur du coefficient de pondération $\gamma_{iso} = 0,5$. La comparaison a été qualitative et quantitative. L'inspection qualitative s'est concentrée sur la visibilité de petits vaisseaux. La comparaison quantitative a été basée sur des mesures de contraste et de bruit. Un algorithme de suivi automatique du vaisseau appliqué aux segments vasculaires choisis par l'utilisateur nous a permis de mesurer le signal moyen à l'intérieur et à l'extérieur des vaisseaux, ainsi que l'écart type du bruit à proximité des vaisseaux. Notons que le niveau de bruit est habituellement mesuré dans une région de l'image en dehors du corps du patient. Ce choix n'est pas approprié dans le cas des images de ARM puisque le niveau de bruit dépend du niveau local du signal. Les mesures ont été effectuées sur 65 segments artériels avec des diamètres variant entre 1 et 8 pixels et représentant des régions vasculaires différentes: des artères carotides aux artères de membres inférieurs, y compris l'aorte abdominale et ses ramifications.

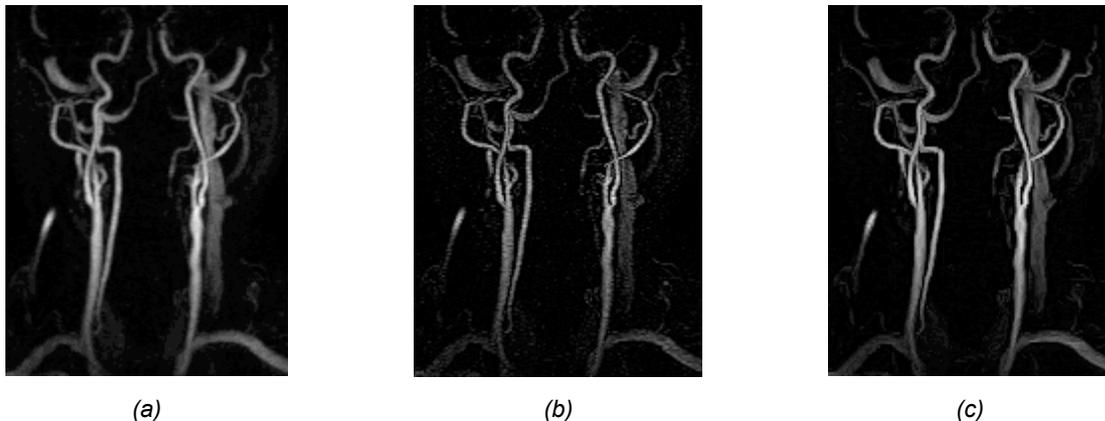


Figure 3 - Images de la région des artères carotides. (a) Image originale. (b) Image rehaussée par l'opérateur isotrope. (c) Image rehaussée par l'opérateur anisotrope.

L'inspection visuelle des figures 3 et 4 montre que les artères apparaissent plus nettes après l'application des opérateurs isotrope et anisotrope. Cependant, l'opérateur isotrope conventionnel amplifie fortement le bruit, alors que notre opérateur anisotrope génère une amplification plus modérée du bruit. Cette impression qualitative a été confirmée par les mesures quantitatives. En effet, en moyenne notre opérateur anisotrope a produit une amélioration significative du contraste (50,5 %) et une plus petite amplification de l'écart type de bruit (41,5 %). Ceci a eu comme conséquence une amélioration du rapport contraste/bruit (11,7 %). L'opérateur isotrope a produit un rehaussement similaire du contraste (45 %) mais le

niveau de bruit a été fortement amplifié (106,6 %), ce qui a mené à une dégradation du rapport contraste/bruit (- 26,3 %).

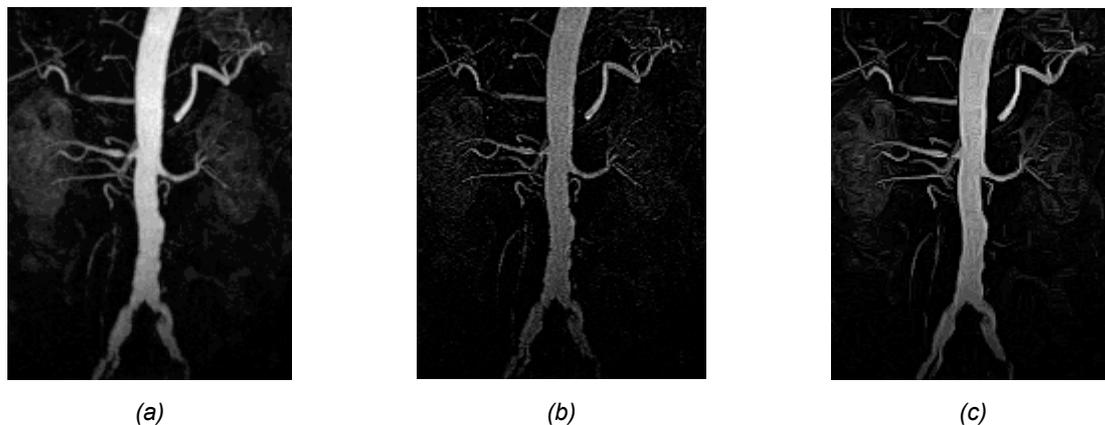


Figure 4 - Images de la région de l'aorte abdominale avec les artères rénales et les artères iliaques. (a) Image originale. (b) Image rehaussée par l'opérateur isotrope. (c) Image rehaussée par l'opérateur anisotrope.

Conclusion

Il est très difficile de rehausser des objets linéiques fins sans amplifier le bruit. Notre nouvelle méthode qui applique un L-filtre le long des vaisseaux et un laplacien sur le plan localement orthogonal à l'axe du vaisseau, semble être un compromis raisonnable. Elle améliore fortement le contraste tandis que le bruit est modérément amplifié. Nous l'avons testée sur des images ARM dans lesquelles la visualisation des petits vaisseaux sanguins a été nettement améliorée.

Cette méthode pourrait donc être employée pour faciliter l'évaluation visuelle de la vascularisation collatérale ou périphérique. Dans ce but, il serait nécessaire d'optimiser l'implémentation informatique de l'algorithme, afin de le rendre utilisable en pratique clinique.

Par ailleurs, le filtre peut être appliqué comme pré-traitement à la segmentation de vaisseaux. En choisissant des valeurs de paramètres favorisant le lissage, on peut diminuer le bruit de l'image tout en préservant les petits vaisseaux, ce qui devrait faciliter la tâche de segmentation. Avec des valeurs des paramètres privilégiant le rehaussement, notre opérateur pourrait être également utilisé pour la détection automatique de germes en vue de l'extraction des vaisseaux. Cette application ouvre une autre perspective de travail futur, consistant en une implémentation de l'opérateur dans un cadre multi-échelle. En effet, son caractère mono-échelle actuel se traduit par un rehaussement plus important des structures fines et des contours que des régions homogènes. Dans le but du rehaussement, cette caractéristique n'est pas gênante, car les gros vaisseaux sont en principe très visibles dans l'image, sans avoir besoin d'être rehaussés. Cependant, pour une détection de germes, il est important de pouvoir détecter aussi bien les petites structures que les vaisseaux de gros calibre.

Toutes ces perspectives sont très intéressantes et restent encore à explorer. Elles n'ont pas été exploitées dans le cadre de ce travail dont l'objectif est la quantification automatique des sténoses artérielles, pour deux raisons principales. D'abord, rappelons que les sténoses se trouvent dans les vaisseaux de taille importante. Certes, le rehaussement des petits vaisseaux permet une meilleure appréciation du réseau vasculaire collatéral au niveau des rétrécissements, facilitant ainsi l'évaluation de l'état général du patient atteint de la maladie

athéromateuse. Cependant, dans un but purement quantitatif, il n'est pas nécessaire de segmenter les petits vaisseaux de l'image. Ce qui nous intéresse particulièrement sont les artères de gros calibre. Par ailleurs, notre travail de recherche sur la segmentation s'est orienté vers les méthodes de type "suivi de l'axe", ce qui permet de se limiter à des calculs très locaux et de réduire ainsi le temps du calcul. De plus, notre nouvelle méthode, qui s'appuie sur la caractérisation de formes à l'aide du tenseur d'inertie, s'est avérée très robuste au bruit de l'image, ne nécessitant pas de filtrage préalable.

ANNEXE B

COMPUTER-ASSISTED ANALYSIS OF THREE-DIMENSIONAL MR ANGIOGRAMS

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Affeld K., Goubergrits L., Fernandez-Britto J., *et al.* Variability of the geometry of the human common carotid artery. A vessel cast study of 31 specimens. *Pathology Research and Practice*. 1998, No. 194, pp. 597-602.
- [2] Angella F., Laviolle O., Baylou P. A deformable and expansible tree for structure recovery. **In** : IICIP'98 - IEEE International Conference on Image Processing, October 4-7, 1998, Chicago, Illinois. 1998, pp. 5p.
- [3] Anwander A. Segmentation d'images couleur par un opérateur gradient vectoriel multiéchelle et contour actif : application à la quantification des phases minéralogiques du clinker de ciment. Thèse de doctorat. Images et Systèmes. Lyon : INSA de Lyon, 2001. 144 p.
- [4] Ayache N. L'analyse automatique des images médicales - Etat de l'art et perspectives. Rapport de recherche 3364. Sophia Antipolis : INRIA, 1998.
- [5] Azencot J., Orkisz M. Deterministic and stochastic state model of right generalized cylinder (Rgc-Sm) : application in computer phantoms synthesis. *Graphical Models*. 2002. Accepté pour publication.
- [6] Barbier C., Lefevre F., Bui P., *et al.* Contrast-enhanced MRA of the carotid arteries using 0.5 Tesla: comparison with selective digital angiography. *J Radiol*. 2001, Vol. 82, No. 3 Pt 1, pp. 245-249.
- [7] Barth E. The minors of the structure tensor. **In** : G. Sommer, N. Krüger, C. Perwass Eds. *Mustererkennung 2000*, September 13-15 2000, Heidelberg. Berlin : Springer, 2000, pp. 221-228.
- [8] Basset-Merle A. Reconstruction 3D filaire de l'arbre coronaire en angiographie par rayons X. Thèse de doctorat. Images et Systèmes. Lyon : INSA de Lyon, 1999. 231 p.
- [9] Bellemare M., Haigron P., Lucas A. Analyse de cartes de profondeur pour la navigation active dans un volume image. **In** : 16ème Colloque GRETSI, September 15-19 1997, Grenoble. 1997, pp. 1371-1374.
- [10] Bellemare M., Haigron P., Lucas A. Toward an active three dimensional navigation system in medical imaging. **In** : J. Troccaz, E. Grimson, R. Mosges Eds. *CVRMed-MRCAS'97*, March 1997, Grenoble. Berlin : Springer, 1997, pp. 337-346. (Lecture Notes in Computer Sciences).
- [11] Bellemare M.E., Haigron P., Lucas A. Application de la navigation active à la caractérisation automatique de structures anatomiques. **In** : 17ème colloque GRETSI, September 13-17 1999, Vannes. 1999, pp. 1189-1192.

- [12] Bendib K., Berthezene Y., Croisille P., *et al.* Assessment of complicated arterial bypass grafts. Value of contrast-enhanced subtraction MR angiography. *Journal Vascular Surgery*. 1997, No. 6, pp. 1036-1042.
- [13] Bigün J., Granlund G.H. Optimal orientation detection of linear symmetry. **In** : ICCV'87 - Int. Conf. on Computer Vision, London. 1987, pp. 433-438.
- [14] Bigün J., Granlund G.H., Wiklund J. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1991, Vol. 13, No. 8, pp. 775-790.
- [15] Bloomenthal J. Polygonization of implicit surfaces. *Computer Aided Geometric Design*. 1988, Vol. 5, pp. 341-355.
- [16] Bouchet A., Cuilleret J. Anatomie topographique, descriptive et fonctionnelle: le cou et le thorax. Villeurbanne : Simep, 1983, 1148 p.
- [17] Bulpitt A.J. Segmentation of complex anatomical structures using 3D deformable models. **In** : 1st British Medical Imaging Understanding and Analysis Conference, July 1997, Oxford, U.K. 1997, pp. 25-28.
- [18] Bulpitt A.J., Berry E. An automatic 3D deformable model for segmentation of branching structures compared with interactive region growing. **In** : 2nd British Medical Imaging Understanding and Analysis Conference (MIUA98), July 1998, Leeds, U.K. 1998, pp. 189-192.
- [19] Burt P.J. Fast filter transform for image processing. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*. 1981, Vol. 16, pp. 20-51.
- [20] Burt P.J., Adelson E.H. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans. on Communications*. 1983, Vol. COM-31, No. 4, pp. 532-540.
- [21] Calhoun P.S., Kuszyk B.S., Heath D.G., *et al.* Three-dimensional volume rendering of spiral CT data: theory and method. *Radiographics*. 1999, Vol. 19, pp. 745-764.
- [22] Capron L. Mécanismes inflammatoires de l'athérosclérose: inférences pathogéniques et étiologiques. **In** : IIèmes Journées du Groupe de Recherche et de Reflexion en Angiographie par Résonance Magnétique, Paris. 1998, pp. 3-14.
- [23] Chalopin C. Modélisation topologique 3D de l'arbre coronaire pour l'étiquetage automatique en angiographie par rayons X. Thèse de doctorat. Images & Systèmes. Lyon : Université Lyon I, 2000. 160 p.
- [24] Chalopin C., Finet G., I.E. M. Automatic model based coronary tree labeling in x-ray angiography. *Medical Image Analysis*. 2001, Vol. 5, No. 4, pp. 301-315.
- [25] Changizi M., Charniak C. Modeling the large-scale geometry of human coronary arteries. *Can. J. Physiol. Pharmacol.* 2000, Vol. 78, pp. 603-611.
- [26] Chen H., Hale J. An algorithm for MR angiography image enhancement. *Magnetic Resonance in Medicine*. 1995, Vol. 33, pp. 534-540.
- [27] Chiplunkar R., Reinhardt J.M., Hoffman E.A. Segmentation and quantitation of the primary human airway tree from 3D x-ray CT. *SPIE Medical Imaging Physiology and Function from Multidimensional Images*. 1997, No. 3033, pp. 403-414.
- [28] Chung A., Noble J.A. Statistical 3D vessel segmentation using a rician distribution. **In** : C. Taylor, A.C.F. Colchester Eds. MICCAI'99 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, September 19-22, 1999, Cambridge, UK. Berlin : Springer, 1999, pp. 82-89. (Lecture Notes in Computer Science).
- [29] Cocquerez J.-P., Philipp S. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Paris : Masson, 1995, 457 p. (Enseignement de la physique).
- [30] Cohen L.D. On active contour models and balloons. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*. 1991, Vol. 53, No. 2, pp. 211-218.
- [31] Cohen L.D., Kimmel R. Global minimum for active contour models: a minimal path approach. *International Journal of Computer Vision*. 1997, Vol. 24, No. 1, pp. 57-78.

- [32] Collaborators E.C.S.T. MRC European Carotid Surgery Trial: interim results for symptomatic patients with severe (70-99%) or with mild (0-29%) carotid stenosis. *Lancet*. 1991, No. 337, pp. 1235-1243.
- [33] Collaborators N.A.S.C.E.T. Beneficial effect of carotid endarterectomy in symptomatic patients with high-grade carotid stenosis. *N. Engl. J. Med.* 1991, No. 325, pp. 445-453.
- [34] Deschamps T., Cohen L. Fast extraction of minimal paths in 3D images and applications to virtual endoscopy. *Medical Image Analysis*. 2001, Vol. 5, pp. 281-299.
- [35] Dokládal P., Lohou C., Perroton L., *et al.* Liver blood vessel extraction by a 3D topological approach. **In** : C. Taylor, A.C.F. Colchester Eds. MICCAI'99 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, September 19-22, 1999, Cambridge, UK. Berlin : Springer, 1999, pp. 98-105. (Lecture Notes in Computer Science).
- [36] Douek P., Chazel S., Tournut P., *et al.* Dynamic Gd-DOTA MR angiography of aorto-iliac and lower limb arteries with subtraction. **In** : Soc Magn Reson, 2nd meeting, San Francisco. 1994, pp. 947.
- [37] Du Y.P., Parker D. Digital vessel-enhancement filtering of 3D MR angiograms using long range signal correlation. **In** : ISMRM'95, 19-25 August 1995, Nice. International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 1995, pp. 581.
- [38] Du Y.P., Parker D., Davis W. Vessel enhancement filtering in three-dimensional MR angiography. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*. 1995, Vol. 5, pp. 151-157.
- [39] Du Y.P., Parker D.L., Davis W.L., *et al.* Reduction of partial-volume artifacts with zero-filled interpolation in three-dimensional MR angiography. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*. 1994, Vol. 4, pp. 733-741.
- [40] Elgersma O.E., Wust A.F., Buijs P.C., *et al.* Multidirectional depiction of internal carotid arterial stenosis: three-dimensional time-of-flight MR angiography versus rotational and conventional digital subtraction angiography. *Radiology*. 2000, Vol. 216, No. 2, pp. 511-516.
- [41] Fanucci E., Orlacchio A., Pocek M. The vascular geometry of human arterial bifurcations. *Invest Radiol*. 1988, Vol. 23, No. 10, pp. 713-718.
- [42] Felkel P., Wegenkittl R. Vessel tracking in peripheral CTA datasets - an overview. **In** : T.L. Kunii Eds. SCCG'2001 - IEEE Spring Conference on Computer Graphics, April 25-28, 2001, Budmerice, Slovakia. 2001, pp. 269-278.
- [43] Ferley E., Cani Gascuel M.-P., Attali D. Skeletal reconstruction of branching shapes. *Computer Graphics Forum*. 1997, Vol. 16, No. 15, pp. 283-293.
- [44] Fernandez-Vidal S., Malandain G. Squelettes euclidiens d'objets discrets n-dimensionnels. Rapport de recherche 2771. Sophia Antipolis : INRIA, 1996.
- [45] Finet G. Imagerie échographique endovasculaire. Thèse Sci. Lyon : Université Claude Bernard Lyon I, 1994. 284 p.
- [46] Flasque N. Détection et représentation de structures tubulaires 3D. Application à l'angiographie par résonance magnétique. Thèse de doctorat. Informatique. Caen : Université de Caen, 2001. 174 p.
- [47] Flasque N., Desvignes M., Constans J.-M., *et al.* Accurate detection of 3D tubular tree structures. **In** : ICIP'2000 - IEEE International Conference on Image Processing, September 10 - 13, 2000, Vancouver, Canada. 2000, pp. 436-439.
- [48] Flasque N., Desvignes M., Constans J.-M., *et al.* Acquisition, segmentation and tracking of the cerebral vascular tree on 3D magnetic resonance angiography images. *Medical Image Analysis*. 2001, Vol. 5, No. 3, pp. 173-183.
- [49] Florack L.M.J. The syntactical structure of scalar images. PhD thesis. Dept. Med. Phys. Physics. Utrecht, Netherlands : University of Utrecht, 1993.

- [50] Frangi A.F. Three-dimensional model-based analysis of vascular and cardiac images. Ph.D Thesis. Utrecht, The Netherlands : Utrecht University, 2001. 174 p.
- [51] Frangi A.F., Niessen W.J., Hoogeveen R.M., *et al.* Model-Based Quantitation of 3-D Magnetic Resonance Angiographic Images. IEEE Transactions on Medical Imaging. 1999, Vol. 18, No. 10, pp. 946-956.
- [52] Frangi A.F., Niessen W.J., Hoogeveen R.M., *et al.* Quantitation of vessel morphology from 3-D MRA. **In** : C. Taylor, A.C.F. Colchester Eds. MICCAI'99 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, September 19-22, 1999, Cambridge, UK. Berlin : Springer, 1999, pp. 358-367. (Lecture Notes in Computer Science).
- [53] Frangi A.F., Niessen W.J., Nederkoorn P.J., *et al.* Three-dimensional model-based stenosis quantification of the carotid arteries from contrast-enhance MR angiography. **In** : IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis - MMBIA2000, June 11-12 2000, South Carolina. 2000.
- [54] Frangi A.F., Niessen W.J., Vincken K.L., *et al.* Multiscale vessel enhancement filtering. **In** : W.M. Wells, A. Colchester, S. Delp Eds. MICCAI'98 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 1998, Cambridge, MA, USA. Berlin : Springer, 1998, pp. 130-137. (Lecture notes in computer science).
- [55] Frey P.J., Borouchaki H. Texel: triangulation de surfaces implicites. Partie I: aspects théoriques. Rapport de recherche RR-3066. Rocquencourt : INRIA, 1996.
- [56] Gagvani N., Silver D. Parameter controlled skeletons for 3D visualization. **In** : IEEE Visualization 1997, October 19-24 1997, Phoenix, AZ, USA. 1997, pp. 4.
- [57] Gagvani N., Silver D. Parameter controlled volume thinning. Graphical Models and Image Processing. 1999, Vol. 61, No. 3, pp. 149-164.
- [58] Gallagher R.S., Nagtegaal J.C. An efficient 3-d visualization technique for finite element models and other coarse volumes. Computer Graphics. 1989, Vol. 23, No. 3, pp. 185-194.
- [59] Gerig G., Koller T., Szekely G., *et al.* Segmentation and symbolic description of cerebral vessel structure, based on MR angiography volume data. **In** : H.U. Lemke, M.L. Rhodes, C.C. Jaffee, *et al.* Eds. Computer Assisted Radiology, Berlin. Berlin : Springer, 1993, pp. 359-365.
- [60] Giannitrapani R., Murino V. Three-dimensional skeleton extraction by point set contraction. **In** : ICIP'99 - IEEE International Conference on Image Processing, October 24-28, 1999, Kobe, Japan. 1999, pp. 5p.
- [61] Granlund G.H., Knutsson H. Signal processing for computer vision. Dordrecht, The Netherlands : Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [62] Gray H. Anatomy of the Human Body **[en ligne]**. 20th ed. Philadelphia : Bartleby.com, 1918. Disponible sur <www.bartleby.com/107/>. (consulté le 11.2001).
- [63] Greenspan H., Laifenfeld M., Einav S., *et al.* Evaluation of center-line extraction algorithms in quantitative coronary angiography. IEEE Transactions on Medical Imaging. 2001, Vol. 20, No. 9, pp. 928-941.
- [64] Haacke E.M., Kong W. Inherent errors in measuring cross sectional area of blood vessels. **In** : XII Int. Workshop on MRA, Oct. 4-7 2000, Lyon. 2000, pp. 21.
- [65] Haris K., Efstratiadis S.N., Maglaveras N., *et al.* Coronary arterial tree extraction based on artery tracking and mathematical morphology. **In** : A. Murray, S. Swiryn Eds. IEEE Computers in Cardiology, September 13-16 1998, Cleveland, Ohio, USA. IEEE Computer Society Press, 1998, pp. 769-772.
- [66] Haris K., Efstratiadis S.N., Maglaveras N., *et al.* Model-based morphological segmentation and labeling of coronary angiograms. IEEE Transactions on Medical Imaging. 1999, Vol. 18, No. 10, pp. 1003-1015.

- [67] Haußecker H., Jähne B. A tensor approach for local structure analysis in multi-dimensional images. **In** : B. Girod, H. Niemann, H.-P. Seidel Eds. 3D Image Analysis and Synthesis '96, November 18-19 1996, Erlangen. Sankt Augustin : Infix-Verlag, 1996, pp. 171-178.
- [68] Hernández-Hoyos M., Anwander A., Orkisz M., *et al.* A deformable vessel model with single point initialization for segmentation, quantification and visualization of blood vessels in 3D MRA. **In** : S.L. Delp, A.M. DiGioia, B. Jaramaz Eds. MICCAI'2000 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 11-14, 2000, Pittsburgh, PA, USA. Berlin : Springer, 2000, pp. 735-745. (Lecture Notes in Computer Science).
- [69] Hernández-Hoyos M., Orkisz M., Mansard C., *et al.* Maracas (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted Analysis): an interactive software for visualization and analysis of blood vessels in 3D MRA providing automatic quantification of the arterial stenosis. MAGMA. 2001, Vol. 12, pp. 47.
- [70] Hernández-Hoyos M., Orkisz M., Puech P., *et al.* Computer assisted analysis of 3D MRA images. RadioGraphics. 2002, Vol. 22, No. 2, pp. 421-436.
- [71] Hernández-Hoyos M., Orkisz M., Roux J.P., *et al.* Inertia-based vessel axis extraction and stenosis quantification in 3D MRA images. **In** : H.U. Lemke, M.W. Vannier, K. Inamura, *et al.* Eds. CARS'99 - Computer Assisted Radiology and Surgery, 23-26 June 1999, Paris. Amsterdam : Elsevier-Verlag, 1999, pp. 189-193.
- [72] Hernández-Hoyos M., Orkisz M., Roux J.-P., *et al.* Maracas (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted Analysis): an interactive software for visualization and analysis of blood vessels in 3D MRA providing automatic quantification of the arterial stenosis. **In** : InfoRAD at RSNA 86th Annual Meeting, Chicago, IL, USA. 2000, pp. 700.
- [73] Hernández-Hoyos M., Orkisz M., Roux J.-P., *et al.* Maracas (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted Analysis): Logiciel de visualisation et de traitement d'images ARM 3D. Journal de Radiologie. 2000, Vol. 81, No. 10, pp. 1524.
- [74] Hofman M., Visser F., van Rossum A., *et al.* In vivo validation of magnetic resonance blood volume flow measurements with limited spatial resolution in small vessels. Magnetic Resonance in Medicine. 1995, Vol. 33, No. 6, pp. 778-784.
- [75] Hoogeveen R., Bakker C., Mali W., *et al.* Vessel diameter measurements in TOF and PC angiography: a need for standardization? **In** : 5th annual meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, April 12-18 1997, Vancouver. 1997, pp. 1847.
- [76] Hoogeveen R., Bakker C., Viergever M. Phase-derivative analysis in MR angiography: reduced Venc dependency and improved vessel wall detection in laminar and disturbed flow. Journal on Magnetic Resonance Imaging. 1997, Vol. 7, No. 2, pp. 321-30.
- [77] Hoogeveen R., Bakker C., Viergever M. MR phase-contrast flow measurement with limited spatial resolution in small vessels: value of model-based image analysis. Magnetic Resonance in Medicine. 1999, Vol. 41, No. 3, pp. 520-528.
- [78] Hoogeveen R.M., Bakker C., Viergever M.A. Limits to the accuracy of vessel diameter measurement in MR Angiography. Journal of Magnetic Resonance Imaging. 1998, Vol. 8, No. 6, pp. 1228-1235.
- [79] Hu M.K. Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Transactions on Information Theory. 1962, Vol. 8, No. 2, pp. 179-187.
- [80] Hu X., Alperin N., Levin D., *et al.* Visualization of MR angiographic data with segmentation and volume-rendering techniques. Journal of Magnetic Resonance Imaging. 1991, Vol. 1, pp. 539-546.
- [81] INTELLIMED I.C. Human anatomy online **[en ligne]**. Disponible sur <<http://www.innerbody.com/htm/body.html>>. (consulté le 11.2001).

- [82] Jackway P., Deriche M. Scale-space properties of the multi-scale morphological dilatation-erosion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*. 1996, Vol. 18, No. 1, pp. 38-51.
- [83] Juhan V., Nazarian B., Malkani K., *et al.* Geometrical modelling of abdominal aortic aneurysms. **In** : J. Troccaz, E. Grimson, R. Mosges Eds. CVRMed-MRCAS'97, March 1997, Grenoble. Berlin : Springer, 1997, pp. 243-252. (Lecture Notes in Computer Sciences).
- [84] Kaestler B., Vetter D., Patay Z., *et al.* Comprendre l'IRM : manuel d'auto-apprentissage. 2e ed. Paris : Masson, 1998, 265 p. (Collection d'imagerie radiologique).
- [85] Kass M., Witkin A., Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*. 1987, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331.
- [86] Knutsson H. Representing local structure using tensors. **In** : 6th Scandinavian Conference on Image Analysis, Oulu, Finland. 1989, pp. 244-251.
- [87] Koenderink J.J. The structure of images. *Biological cybernetics*. 1984, Vol. 50, pp. 363-370.
- [88] Koller T., Gerig G., Szekely G., *et al.* Multiscale detection of curvilinear structures in 2D and 3D image data. **In** : E. Grimson Eds. Fifth International Conference on Computer Vision - ICCV95, June 1995, Cambridge, MA, USA. IEEE Computer Society Press, 1995, pp. 864-869.
- [89] Krissian K. Traitement multi-échelle: applications à l'imagerie médicale et à la détection tridimensionnelle de vaisseaux. Thèse de doctorat. INRIA. Nice : Université de Nice - Sophia Antipolis, 2000. 271 p.
- [90] Krissian K., Malandain G., Ayache N. Directional anisotropic diffusion applied to segmentation of vessels in 3D images. Rapport de recherche 3064. Sophia Antipolis : INRIA, 1996.
- [91] Krissian K., Malandain G., Ayache N. Model based multiscale detection and reconstruction of 3D vessels. Rapport de recherche 3442. Sophia Antipolis : INRIA, 1998.
- [92] Kühne G., Weickert J., Schuster O., *et al.* A tensor-driven active contour model for moving object segmentation. **In** : ICIP'2001 - IEEE International Conference on Image Processing, October 7-10, 2001, Thessaloniki, Greece. 2001, pp. 73-76.
- [93] Kutka R., Stier S. Extraction of line properties based on direction fields. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 1996, Vol. 15, No. 1, pp. 51-58.
- [94] Lachaud J.-O. Extraction de surfaces à partir d'images tridimensionnelles : approche discrète et approche par modèle déformable. Thèse de doctorat. Informatique. Grenoble : Joseph Fourier, 1998. 186 p.
- [95] Ladak H.M., Milner J.S., Steinman D.A. Rapid three-dimensional segmentation of the carotid bifurcation from serial MR images. *J. Biomech. Engineering*. 2000, Vol. 112, pp. 96-99.
- [96] Laviaille O., Angella F., Baylou P. Approche min-max pour la recherche d'un chemin optimal. **In** : Dix-septième colloque GRETSI, 13-17 septembre 1999, Vannes. 1999, pp. 689-692.
- [97] Lee M.-S., Medioni G. Grouping \cdot , $-$, \rightarrow , O -, into Regions, Curves and Junctions. *Journal of Computer Vision and Image Understanding*. 1999, Vol. 76, No. 1, pp. 54-69.
- [98] Lee V.S., Doug J.M., Krinsky G.A., *et al.* Gadolinium-enhanced MR angiography: artifacts and pitfalls. *AJR Am J Roentgenol*. 2000, Vol. 175, pp. 197-205.
- [99] Lin Q. Enhancement, detection, and visualization of 3D volume data. Licenciate thesis. Department of Electrical Engineering. Linköping : Linköping University, 2001. 101 p.
- [100] Lindeberg T. Scale-space theory: A framework for handling image structures at multiple scales. **In** : CERN School of Computing, Sep. 8-21, Egmond aan Zee, The Netherlands. 1996.

- [101] Lindeberg T. Feature Detection with Automatic Scale Selection. *International Journal of Computer Vision*. 1998, Vol. 30, No. 2, pp. 77-116.
- [102] Long A., Bousser M.G. Recommandations et références médicales 1997. *Journal des Maladies Vasculaires*. 1998, Vol. 23, No. 2, pp. 125-143.
- [103] Looock T., Westin C., Haglund L., *et al.* Multidimensional adaptive filtering of 3D MRA data. **In** : 4th SMR Scientific Meeting and Exhibition, Berkeley, USA. 1995, pp. 716.
- [104] Lorensen W.E., Cline H.E. Marching cubes: a high resolution 3D surface reconstruction algorithm. **In** : *Computer Graphics: SIGGRAPH'87*, July 27-31 1987, Anaheim, California. 1987, pp. 163-169.
- [105] Lorenz C., Carlsen I.-C., Buzug T.M., *et al.* Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images. **In** : J. Troccaz, E. Grimson, R. Mosges Eds. CVRMed-MRCAS'97, March 1997, Grenoble. Berlin : Springer, 1997, pp. 233-242. (Lecture Notes in Computer Sciences).
- [106] Mallat S.G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1989, Vol. 11, No. 7, pp. 674-693.
- [107] Mansard-Desbleds C., Anwander A., Chaabane L., *et al.* Size independent active contour model for blood vessel lumen quantification in high-resolution magnetic resonance images. **In** : W.J. Niessen, M.A. Viergever Eds. MICCAI'2001 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 14-17, 2001, Utrecht, The Netherlands. Berlin : Springer, 2001, pp. 854-861. (Lecture Notes in Computer Science).
- [108] Mansard-Desbleds C., Hernández-Hoyos M., Orkisz M., *et al.* Automatic image segmentation and stenosis quantification applied to MRA and to high resolution MR images. **In** : 2nd Int. Workshop on Coronary MR and CT Angiography, Chicago IL. 2001.
- [109] Mansard-Desbleds C., Hernández-Hoyos M., Orkisz M., *et al.* Automatic image segmentation and stenosis quantification applied to MRA and to high resolution MR images. **In** : XIII Int. Workshop on MRA, Madison WI. 2001.
- [110] Marchand B., Douek P.C., Robert P., *et al.* Standardized MR protocol for the evaluation of MRA sequences and/or contrast agents effects in high-degree arterial stenosis analysis. *MAGMA*. 2002. Accepté pour publication.
- [111] Marchand B., Douek P.C., Robert P., *et al.* Value of MRA sequences and contrast agents for the evaluation of high-degree stenosis: a phantom study. **In** : ISMRM Annual Meeting, April 21-27, 2001, Glasgow, Scotland, UK. International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 2001, pp. 1 p.
- [112] Marchand B., Hernández-Hoyos M., Orkisz M., *et al.* Diagnostic des sténoses de l'artère rénale en angiographie par résonance magnétique et appréciation du degré de sténose. *Journal des Maladies Vasculaires*. 2001, Vol. 25, No. 5, pp. 312-320.
- [113] Marieb E.N. Anatomie et physiologie humaines. 2 ed. Saint-Laurent, Canada : DeBoeck Université, 1993, 1014 p.
- [114] Marquez J.A. Analyse et visualisation des structures complexes en 3D : une approche par frontières discrètes. Thèse de doctorat. Signal et Images. Paris : Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1999. 276 p.
- [115] Martínez-Pérez M.E., Hugues A.D., Stanton A.V., *et al.* Retinal blood vessel segmentation by means of scale-space analysis and region growing. **In** : C. Taylor, A.C.F. Colchester Eds. MICCAI'99 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, September 19-22, 1999, Cambridge, UK. Berlin : Springer, 1999, pp. 90-97. (Lecture Notes in Computer Science).
- [116] Martínez-Pérez M.E., Hugues A.D., Stanton A.V., *et al.* Segmentation of retinal blood vessel based on the second directional derivative and region growing. **In** : ICIP'99 - IEEE

- International Conference on Image Processing, October 24-28, 1999, Kobe, Japan. 1999, pp. 5 p.
- [117] Masutani Y., Schiemann T., Hohne K.H. Vascular shape segmentation and structure extraction using a shape-based region-growing model. **In** : W.M. Wells, A. Colchester, S. Delp Eds. MICCAI'98 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 1998, Cambridge, MA, USA. Springer, 1998, pp. 1242-1249. (Lecture notes in computer science).
- [118] McInerney T., Terzopoulos D. Deformable models in medical image analysis: a survey. *Medical Image Analysis*. 1996, Vol. 1, No. 2, pp. 91-108.
- [119] McInerney T., Terzopoulos D. Medical image segmentation using topologically adaptable surfaces. **In** : J. Troccaz, E. Grimson, R. Mosges Eds. CVRMed-MRCAS'97, March 1997, Grenoble. Springer, 1997, pp. 23-32. (Lecture Notes in Computer Sciences).
- [120] Medioni G., Tang C.-K., Lee M.-S. Tensor Voting: Theory and Applications. **In** : (RFIA'2000) 12eme Congres Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, 1-3 février 2000, Paris. 2000, pp. 15-24.
- [121] Montagnat J. Modèles déformables pour la segmentation et la modélisation d'images médicales 3D et 4D. Thèse de doctorat. INRIA. Nice : Université de Nice - Sophia Antipolis, 1999. 294 p.
- [122] Morganti A. Angioplasty of the renal artery: antihypertensive and renal effects. *J Nephrol*. 2000, Vol. 13, No. 3, pp. 28-33.
- [123] Mori K., Hasegawa J., Suenaga Y., *et al.* Automated anatomical labeling of the bronchial branch and its application to the virtual bronchoscopy system. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2000, Vol. 19, No. 2, pp. 103-114.
- [124] Mori K., Hasegawa J.-i., Suenaga Y., *et al.* Automated labeling of bronchial branches in virtual bronchoscopy system. **In** : W.M. Wells, A. Colchester, S. Delp Eds. MICCAI'98 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 1998, Cambridge, MA, USA. Berlin : Springer, 1998, pp. 870 - 877. (Lecture notes in computer science).
- [125] Mukundan R., Ramakrishnan K.R. Moment functions in image analysis, theory and applications. Singapore : World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1998, 150 p.
- [126] Murray C. The physiological principle of minimum work applied to the angle of branching arteries. *J. Gen. Physiol*. 1926, No. 9, pp. 835-841.
- [127] Murray C. The physiological principle of minimum work. I. The vascular system and the cost of blood volume. *Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 1926, No. 12, pp. 207-214.
- [128] Nazarian B. Reconstruction automatique de structures anatomiques tubulaires à l'aide de surfaces de forme libre. Thèse de doctorat. Faculté des Sciences de Luminy. Marseille : Université de la Méditerranée, 1996. 145 p.
- [129] Nazarian B., Chédot C., Sequeira J. Automatic reconstruction of irregular tubular structures using generalized cylinders. *Revue de CFAO et d'informatique graphique*. 1996, Vol. 11, No. 1-2, pp. 11-20.
- [130] Novotni M., Klein R. A geometric approach to 3D object comparison. **In** : International conference on shape modeling and applications, 7-11 May 2001, Genova, Italy. IEEE Computer Society Press, 2001, pp. 167-175.
- [131] Oka S., Nakai M. Optimality principle in vascular bifurcation. *Biorheology*. 1987, Vol. 24, No. 6, pp. 737-751.
- [132] Orkisz M., Bresson C., Magnin I., *et al.* Improved vessel visualization in MR angiography by nonlinear anisotropic filtering. *Magnetic Resonance in Medicine*. 1997, Vol. 37, pp. 914-919.
- [133] Orkisz M., Hernández-Hoyos M. Développements récents dans le traitement d'images : principes des techniques de segmentation d'images vasculaires 3D. **In** : IIèmes Journées du

- Groupe de Recherche et de Réflexion en Angiographie par Résonance Magnétique, 4-6 Juin 1998, Paris. 1998, pp. 94-103.
- [134] Orkisz M., Hernández-Hoyos M. Models for 3D vascular image analysis. *Journal of Medical Informatics and Technologies*. 2001, Vol. 2 part 1, pp. 13-22.
- [135] Orkisz M., Hernández-Hoyos M. Développement récent dans le traitement d'images : principes des techniques de segmentation. **In** : P.C. Douek, J.-P. Laissy, C. Lévy, *et al.* Angiographie par Résonance Magnétique : techniques, applications cliniques et stratégies diagnostiques. Paris : Masson, 2002. Accepté pour publication.
- [136] Orkisz M., Hernández-Hoyos M. Podstawy technik segmentacji stosowanych w przetwarzaniu obrazów 3D naczyń krwionosnych. **In** : M. Nalecz. *Polska Akademia Nauk. Biocybernetyka i Inżynieria Biomedyczna 2000*. Warszawa, Pologne : Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, 2002. Accepté pour publication., (*Obrazowanie biomedyczne*).
- [137] Orkisz M., Hernández-Hoyos M., Douek P., *et al.* Advances of blood vessel morphology analysis in 3D magnetic resonance images. *Machine Graphics & Vision*. 2000, Vol. 9, No. 1/2, pp. 463-471.
- [138] Orkisz M., Hernández-Hoyos M., Douek P.C. Automatic vessel axis extraction and equivalent diameter estimation from 3D MRA data. *Acta Radiologica Supplementum*. 1999, Vol. 41, No. 422, XI Int. Workshop on MRA, Lund (Sweden), pp. 63.
- [139] Orkisz M., Hernández-Hoyos M., Magnin I.E., *et al.* Advances in image processing techniques applied to 3D MRA images enhancement, segmentation and quantification - a survey and contributions. *MAGMA*. 2000, Vol. 12, pp. 44.
- [140] Paik D.S., Beaulieu C.F., Jeffrey R.B., *et al.* Automated flight path planning for virtual endoscopy. *Medical Physics*. 1999, Vol. 25, No. 5, pp. 629-637.
- [141] Parker D.L., Parker D.J., Duane D.B., *et al.* The effect of image resolution on vessel signal in high-resolution magnetic resonance angiography. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*. 1996, Vol. 6, pp. 632-641.
- [142] Payot E. Reconstruction vasculaire 3D en imagerie par rayons X. Thèse de doctorat. Paris : Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1996. 149 p.
- [143] Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*. 1990, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639.
- [144] Pisupati C., Wolff L., Mitzner W., *et al.* A central axis algorithm for 3D bronchial tree structures. **In** : IEEE International Symposium on Computer Vision, November 19-21 1995, Coral Gables, FL, USA. 1995, pp. 76-82.
- [145] Poupon F. "Parcellisation" systématique du cerveau en volumes d'intérêt : le cas des structures profondes. Thèse de doctorat. Génie biologique et médical. Lyon : INSA de Lyon, 1999. 270 p.
- [146] Prinnet V., Monga O., Ma S. Extraction of vascular network in 3D images. **In** : ICIP'96 - IEEE International Conference on Image Processing, September 16-19, 1996, Lausanne, Switzerland. 1996, pp. 307-310.
- [147] Prinnet V., Monga O., Rocchisani J.M. Vessels representation in 2D and 3D angiograms. **In** : H.U. Lemke, M.W. Vannier, K. Inamura Eds. *CARS'97 - Computer Assisted Radiology and Surgery*, June 25-28 1997, Berlin. Amsterdam : Elsevier Science B.V., 1997, pp. 240-245.
- [148] Puech P. Evaluation de MARACAS : Logiciel de quantification de sténose vasculaire. Rapport de DEA. Ingénierie médicale et biologique. Lyon : Université Claude Bernard, 2001. 72 p.
- [149] Puech W., Passail G., Nicolay S., *et al.* Analyse et amélioration de méthodes de reconstruction 3D de l'aorte à partir d'une séquence d'images. **In** : Dix-septième colloque GRETSI, September 13-17 1999, Vannes. 1999, pp. 1053-1056.

- [150] Renaudin C. Qualité image et évaluation de la sténose artérielle en angiographie numérique à l'aide du scanner X 3D morphomètre. Thèse de doctorat. Sci. Lyon : Université Claude Bernard Lyon I, 1993. 286 p.
- [151] Rougon N., Prêteux F. Contours actifs géodésiques généralisés. **In** : 11ème congrès AFCET-RFIA (RFIA'98), Janvier 1998, Clermont-Ferrand. 1998, pp. 287-296.
- [152] Rueckert D., Burger P., Forbat S.M., *et al.* Automatic tracking of the aorta in cardiovascular MR images using deformable models. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 1997, Vol. 16, No. 5, pp. 581-590.
- [153] Ruehm S.G., Goyen M., Barkhausen J., *et al.* Rapid magnetic resonance angiography for detection of atherosclerosis. *Lancet*. 2001, Vol. 357, No. 9262, pp. 1086-1091.
- [154] Sato Y., Nakajima S., Atsumi H., *et al.* 3D Multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. **In** : J. Troccaz, E. Grimson, R. Mosges Eds. CVRMed-MRCAS'97, March 1997, Grenoble. Berlin : Springer, 1997, pp. 233-242. (Lecture Notes in Computer Sciences).
- [155] Sato Y., Nakajima S., Shiraga N., *et al.* Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Medical Image Analysis*. 1998, Vol. 2, No. 2, pp. 143-168.
- [156] Sato Y., Tamura S. Detection and quantification of line and sheet structures in 3-D images. **In** : S.L. Delp, A.M. DiGioia, B. Jaramaz Eds. MICCAI'2000 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 11-14, 2000, Pittsburgh, PA, USA. Berlin : Springer, 2000, pp. 154-165. (Lecture Notes in Computer Science).
- [157] Sato Y., Westin C.-F., Bhalerao A., *et al.* Tissue classification based on 3D local intensity structures for volume rendering. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2000, Vol. 6, No. 2, pp. 160-180.
- [158] Sauret V., Goatman K.A., Fleming J.S., *et al.* 3D topology and morphology of branching networks using computed tomography (CT) - Application to the airway tree. **In** : MIUA'99 - Medical Imaging Understanding and Analysis Conference 1999, 19-20 July 1999, Oxford, U.K. 1999, pp. 4p.
- [159] Sauret V., Goatman K.A., Fleming J.S., *et al.* Semi-automated tabulation of the 3D topology and morphology of branching networks using CT: application to the airway tree. *Physics in Medicine and Biology*. 1999, Vol. 44, No. 7, pp. 1625-1638.
- [160] Schroeder W., Martin K., Lorensen B. The visualization toolkit : An object-oriented approach to 3D graphics. 2nd ed. Upper Saddle River, New Jersey : Prentice Hall PTR, 1998, 645 p.
- [161] Serfaty J.-M., Douek P. Peut-on reconnaître une plaque instable ? Le point de vue du radiologue : l'IRM. **In** : IIèmes Journées du Groupe de Recherche et de Reflexion en Angiographie par Résonance Magnétique, 4-6 Juin 1998, Paris. 1998, pp. 144-147.
- [162] Shafer S.A. Shadows and Silhouettes in Computer Vision. Boston : Kluwer Academic Publishers, 1985.
- [163] Shani U., Ballard D. Splines as embeddings for generalized cylinders. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*. 1984, Vol. 27, No. 2, pp. 129-156.
- [164] Shipkowitz T., Rodgers V., Frazin L., *et al.* Numerical study on the effect of steady axial flow development in the human aorta on local shear stresses in abdominal aortic branches. *Journal of Biomechanics*. 1998, No. 31, pp. 995-1007.
- [165] Stern C., Wildermuth S., Weissmann J., *et al.* Interactive definition of endoluminal aortic stent and morphology based on virtual angioscopic rendering of 3D magnetic resonance angiography (MRA). **In** : H.U. Lemke, M.W. Vannier, K. Inamura, *et al.* Eds. CARS'99 - Computer Assisted Radiology and Surgery, 23-26 June 1999, Paris. Amsterdam : Elsevier-Verlag, 1999, pp. 176-180.

- [166] Swift R.D., Ramaswamy K., Higgins W.E. Adaptive axes generation algorithm for 3D tubular structures. **In** : ICIP'97 - IEEE International Conference on Image Processing, 1997, Sta Barbara, CA. 1997, pp. 136-139.
- [167] Tang C.-K., Lee M.-S., Medioni G. Tensor voting. **In** : K. Boyer, S. Sarkar. Perceptual Organization for Artificial Vision Systems. Boston : Kluwer Academic Publishers, 2000, (The kluwer international series in engineering and computer science).
- [168] ter Haar Romeny B.M. Scale-space for theory in computer vision. Dordrecht, the Netherlands : Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [169] ter Haar Romeny B.M. Scale-space theory for multiscale geometric image analysis. **In** : CVPR'99 - IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-25 1999, Fort Collins, CO, USA. IEEE Computer Society Press, 1999, pp. 24 p.
- [170] Thirion J.-P., Gourdon A. The marching lines algorithm : new results and proofs : part 2. Rapport de recherche 1881-2. Sophia Antipolis : INRIA, 1993.
- [171] Tortora G., Grabowsky S. Principes d'anatomie et de physiologie. 2 ed. Québec : DeBoeck Université, 1994, 1204 p.
- [172] Toussaint G.T. Moments **[en ligne]**. Disponible sur <<http://cgm.cs.mcgill.ca/~godfried/teaching/pr-notes/moments.ps>>. (consulté le 20.02.2002).
- [173] Tsai W., Fu K. Error-correcting isomorphisms of attributed relational graphs for pattern analysis. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. 1979, Vol. 9, No. 12, pp. 757-768.
- [174] van Bommel C.M., Niessen W., Wink O., *et al.* Blood pool agent CE-MRA: improved arterial visualization of the aortoiliac vasculature in the steady-state using first-pass data. **In** : W.J. Niessen, M.A. Viergever Eds. MICCAI'2001 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 14-17, 2001, Utrecht, The Netherlands. Berlin : Springer, 2001, pp. 699-706. (Lecture Notes in Computer Science).
- [175] Vandermeulen D., Delaere D., Suetens P., *et al.* Local filtering and global optimisation methods for 3D magnetic resonance angiography (MRA) image enhancement. **In** : R.A. Robb Eds. Visualization in Biomedical Computing 1992, Octobre 1992, Chapel Hill, North Carolina. SPIE, 1992, pp. 274-288.
- [176] Vanninen R.L., Manninen H.I., Partanen P.K., *et al.* How should we estimate carotid stenosis using magnetic resonance angiography? Neuroradiology. 1996, Vol. 38, No. 4, pp. 299-305.
- [177] Verbeeck R., Bosmans H., Vandermeulen D., *et al.* A new post-processing algorithm to improve Maximum Intensity Projections of MR angiography acquisitions : Performance testing and applications in intracranial MR angiography acquisitions. **In** : ISMRM'95, 19-25 August 1995, Nice. International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 1995, pp. 717.
- [178] Verdonck B. Segmentation, mesure et visualisation des vaisseaux sanguins à partir d'angiographies 3D par résonance magnétique et tomodensitométrie hélicoïdale. Thèse de doctorat. Signal et images. Paris : Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1996. 228 p.
- [179] Verdonck B., Bloch I., Maître H. Accurate segmentation of blood vessels from 3D medical images. **In** : ICIP'96 - IEEE International Conference on Image Processing, September 16-19, 1996, Lausanne, Switzerland. 1996, pp. 311-314.
- [180] Verdonck B., Bloch I., Maître H., *et al.* Blood vessel segmentation and visualization in 3D MR and spiral CT angiography. **In** : H.U. Lemke, K. Inamura, C.C. Jaffe, *et al.* Eds. CAR'95 - Computer Assisted Radiology, June 21-24 1995, Berlin. Berlin : Springer, 1995, pp. 177-182.
- [181] Wang K.C., Dutton R.W., Taylor C.A. Improving geometric model construction for blood flow modeling. IEEE Engineering in Medicine and Biology. 1999, Vol. 18, No. 6, pp. 33-39.

- [182] Weickert J. Multiscale texture enhancement. **In** : V. Hlavac, R. Sara Eds. CAIP'95 - 6th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, September 6-8 1995, Prague, Czech Republic. Heidelberg : Springer, 1995, pp. 230-237. (Lecture Notes in Computer Science).
- [183] Weickert J., ter Haar Romeny B.M., Lopez A., *et al.* Orientation analysis by coherence-enhancing diffusion. **In** : Symposium on Real World Computing - RWC '97, January 29-31 1997, Tokyo. 1997, pp. 96-103.
- [184] Westenberg J., van der Geest R., Wasser M., *et al.* Vessel diameter measurements in gadolinium contrast-enhanced three-dimensional MRA of peripheral arteries. *Magnetic Resonance Imaging*. 2000, Vol. 18, No. 1, pp. 13-22.
- [185] Westin C.-F., Bhalerao A., Knutsson H., *et al.* Using local 3D structure for segmentation of bone from computer tomography images. **In** : CVPR'97 - IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-19 1997, San Juan, Puerto Rico. IEEE Computer Society Press, 1997, pp. 794-800.
- [186] Westin C.-F., Warfield S., Bhalerao A., *et al.* Tensor controlled local structure enhancement of CT images for bone segmentation. **In** : W.M. Wells, A. Colchester, S. Delp Eds. MICCAI'98 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Cambridge, MA, USA. Berlin : Springer, 1998, pp. 1205-1212. (Lecture Notes in Computer Science).
- [187] Wilson D.L., Noble J.A. Segmentation of cerebral vessels and aneurysms from MR angiography data. **In** : J. Duncan, G. Gindi Eds. IPMI'97 - 15th International Conference on Information Processing in Medical Imaging, June 9-13 1997, Poultny, Vermont, USA. Berlin : Springer, 1997, pp. 423-428. (Lecture Notes in Computer Science).
- [188] Wilson L.S., Brown S.F., Young J.A., *et al.* Three-dimensional computer models of abdominal aortic aneurysms by knowledge-based segmentation. **In** : H.U. Lemke, M.W. Vannier, K. Inamura, *et al.* Eds. CARS'99 - Computer Assisted Radiology and Surgery, 23-26 June 1999, Paris. Amsterdam : Elsevier-Verlag, 1999, pp. 213-217.
- [189] Wink O., Niessen S.J., Viergever M.A. Minimum cost path determination using a simple heuristic function. **In** : ICPR2000 - International Conference on Pattern Recognition, September 3-8 2000, Barcelona. 2000, pp. 1010-1013.
- [190] Wink O., Niessen W.J., Viergever M.A. Fast quantification of abdominal aortic aneurysms from CTA volumes. **In** : W.M. Wells, A. Colchester, S. Delp Eds. MICCAI'98 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 11-13, 1998, Cambridge MA, USA. Berlin : Springer, 1998, pp. 138-145. (Lecture notes in computer science).
- [191] Wink O., Niessen W.J., Viergever M.A. Fast delineation and visualization of vessel in 3D angiography images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2000, Vol. 19, No. 4, pp. 337-346.
- [192] Wink O., Niessen W.J., Wever J.J., *et al.* Semi-automated quantification and segmentation of abdominal aorta aneurysms from CTA volumes. **In** : H.U. Lemke, M.W. Vannier, K. Inamura, *et al.* Eds. CARS'99 - Computer Assisted Radiology and Surgery, 23-26 June 1999, Paris. Amsterdam : Elsevier-Verlag, 1999, pp. 208-212.
- [193] Wise S.W., Hopper K.D., Ten Have T., *et al.* Measuring carotid artery stenosis using CT angiography: the dilemma of artifactual lumen eccentricity. *AJR Am J Roentgenol*. 1998, Vol. 170, pp. 919-923.
- [194] Witkin A.P. Scale-space filtering. **In** : 8th Int. Joint Conf. Art. Intell., August 1983, Karlsruhe, West Germany. 1983, pp. 1019-1022.
- [195] Wong K.S., Lam W.W., Liang E., *et al.* Variability of magnetic resonance angiography and computed tomography angiography in grading middle cerebral artery stenosis. *Stroke*. 1996, Vol. 27, No. 6, pp. 1084-1087.

- [196] Xu D., Hwang J.N., Chun J. Atherosclerotic blood vessel tracking and lumen segmentation in topology changes situations of MR image sequences. **In** : ICIP'2000 - IEEE International Conference on Image Processing, September 10 - 13, 2000, Vancouver, Canada. 2000, pp. 637-640.
- [197] Yim P., Cebal J., Rakesh M., *et al.* Vessel surface reconstruction with a tubular deformable model. IEEE Transactions on Medical Imaging. 2001, Vol. 20, No. 12, pp. 1411-1421.
- [198] Yim P., Choyke P., Summers R. Gray-scale skeletonization of small vessels in magnetic resonance angiography. IEEE Transactions on Medical Imaging. 2001, Vol. 19, No. 6, pp. 568-576.
- [199] Yim P., Mullick R., Summers R., *et al.* Measurement of stenosis from magnetic resonance angiography using vessel skeletons. **In** : C.-T. Chen, A.V. Clough Eds. SPIE Medical Imaging 2000: Physiology and Function from Multidimensional Images, February 12-17 2000, San Diego, USA. SPIE--The International Society for Optical Engineering, 2000, pp. 245-255.
- [200] Young G.R., Humphrey P.R., Nixon T.E., *et al.* Variability in measurement of extracranial internal carotid artery stenosis as displayed by both digital subtraction and magnetic resonance angiography: an assessment of three caliper techniques and visual impression of stenosis. Stroke. 1996, Vol. 27, No. 3, pp. 467-473.
- [201] Young S., Pekar V., Weese J. Vessel segmentation for visualization of MRA with blood pool contrast agent. **In** : W.J. Niessen, M.A. Viergever Eds. MICCAI'2001 - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 14-17, 2001, Utrecht, The Netherlands. Berlin : Springer, 2001, pp. 491-498. (Lecture Notes in Computer Science).
- [202] Yuille A.L., Poggio T.A. Scaling theorems for zero-crossing. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). 1986, Vol. 8, pp. 15-25.
- [203] Zahlten C., Jürgens H., Peitgen H.O. Reconstruction of branching blood vessels from CT-data. **In** : H.M.a.B.U.e. M. Göbel Eds. Visualization in Scientific Computing, Wien. Berlin : Springer-Verlag, 1995, pp. 41-52.
- [204] Zamir M., Brown N. Arterial branching in various parts of the cardiovascular system. Am J Anat. 1982, Vol. 163, No. 4, pp. 295-307.
- [205] Zamir M., Brown N. Internal geometry of arterial bifurcations. J Biomech. 1983, Vol. 16, No. 10, pp. 857-863.

FOLIO ADMINISTRATIF

THESE SOUTENUE DEVANT L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON

Nom : HERNANDEZ-HOYOS	Date de soutenance : 12 juillet 2002
Prénom : Marcela	
Titre : Segmentation anisotrope 3D pour la quantification en imagerie vasculaire par résonance magnétique	
Nature : Doctorat	Numéro d'ordre : 02ISAL0039
Formation doctorale : Images & Systèmes	
Cote B.I.U. - Lyon : T 50/210/19 / et bis	Classe :
Résumé : L'objectif de cette thèse est la segmentation d'images vasculaires tridimensionnelles obtenues par résonance magnétique. L'application clinique visée est la quantification de sténoses artérielles. Nous proposons une méthode de segmentation divisée en deux étapes : extraction de l'axe central du vaisseau et détection des contours sur les plans localement perpendiculaires à l'axe. Notre principale contribution est la méthode d'extraction automatique de la ligne centrale du vaisseau, basée sur un modèle de squelette extensible dont la croissance est régie par l'analyse multi-échelle du tenseur d'inertie. Cette analyse nous fournit des informations sur l'orientation, le diamètre et la forme locale du vaisseau en chaque point de l'axe. Ceci nous permet de proposer un mécanisme de reconstruction approximative du vaisseau à l'aide d'un volume binaire composé d'une succession de sphéroïdes centrés sur l'axe, orientés selon l'orientation locale du vaisseau et adaptés à la taille locale du vaisseau. Sur la même base théorique, nous proposons une méthode de détection semi-automatique de bifurcations artérielles. Le traitement récursif des bifurcations détectées vise à aborder la problématique de l'extraction de l'arbre vasculaire entier. Le calcul des paramètres de sténose s'appuie sur l'extraction de contours planaires. Pour ce faire, nous avons implémenté deux algorithmes : le premier basé sur l'extraction d'iso-contours à seuil adaptatif et le deuxième sur un modèle de contour actif à longueur normalisée. Ces algorithmes ont été implémentés dans un logiciel convivial appelé MARACAS (MAGnetic Resonance Angiography Computer ASSisted analysis) qui a été soumis à une validation pré-clinique portant sur 6 fantômes vasculaires et sur des données cliniques de 27 patients.	
Mots-Clés : Traitement image, imagerie médicale, images 3D, angiographie, résonance magnétique, segmentation, quantification, modèle déformable, squelettisation.	
Laboratoire de recherche : CREATIS - UMR CNRS 5515 affiliée à l'INSERM	
Directeurs de thèse: Isabelle MAGNIN, Maciej ORKISZ, Philippe DOUEK	
Président de jury : Composition du jury : Isabelle BLOCH (rapporteur), Philippe DOUEK, José Tiberio HERNANDEZ, Isabelle E. MAGNIN, René NAHUM, Jean SEQUEIRA (rapporteur), Maciej ORKISZ.	