

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE DE LA PRODUCTION AUTOMATISÉE
M.Ing.

PAR
RAMNADA CHAV

SEGMENTATION TRIDIMENSIONNELLE
DES ANÉVRISMES DE L'AORTE ABDOMINALE

MONTRÉAL, LE 6 JANVIER 2006

© droits réservés de Ramnada Chav

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Jacques A. de Guise, directeur de mémoire
Département de génie de la production automatisée, École de technologie supérieure

M. Jaques André Landry, président du jury
Département de génie de la production automatisée, École de technologie supérieure

D^r Gilles Soulez, jury externe
Département de radiologie, CHUM - Hôpital Notre-Dame

IL A FAIT L'OBJET D'UNE PRÉSENTATION DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 13 DÉCEMBRE 2005

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

SEGMENTATION DES ANÉVRISMES DE L'AOORTE ABDOMINALE

Ramnada Chav

SOMMAIRE

L'anévrisme de l'aorte abdominale (AAA), traduit par une dilatation anormale des parois de l'artère, est l'une des maladies du système artériel parmi les plus mortelles. Pour traiter cette maladie, deux types de traitements sont possibles : la chirurgie ouverte classique et le traitement endovasculaire. Dans les deux cas, des mesures précises de l'AAA sont nécessaires afin de déterminer le moment où un traitement est nécessaire, déterminer la forme et la taille de la prothèse à utiliser ainsi que la position précise où elle doit être placée. Toutes ces informations peuvent facilement être accessibles par la création d'un modèle 3D de l'AAA du patient à partir d'images médicales. Pour y arriver, la délimitation, ou la segmentation de l'AAA, doit être réalisée sur chacune des images. Dans ce projet, deux méthodes de segmentation tridimensionnelle ont été mises au point dans le but de délimiter l'AAA à partir des images acquises par tomographie axiale. La première méthode, basée sur l'évolution par courbes de niveaux, repose sur la combinaison de techniques existantes et nouvelles. La seconde méthode, appelée Chav-Troeung, a été spécialement développée dans le cadre de ce projet et repose sur des techniques simples et extrêmement rapides. Ces deux méthodes permettent de segmenter les structures qui composent l'AAA soit la lumière, le thrombus et les calcifications. Les tests de validation ont permis de confirmer la supériorité de la méthode Chav-Troeung, autant pour la précision et la robustesse de la segmentation, que pour sa rapidité. Toutes ces méthodes ont été implantées et testées avec MATLAB.

ABDOMINAL AORTIC ANEURYSM SEGMENTATION

Ramnada Chav

ABSTRACT

The abdominal aortic aneurysm (AAA) that can be described by an abnormal dilatation of the arterial wall is one amongst the most fatal diseases. To treat that disease two type of treatment are possible: the classical opening surgery and the endovascular procedure. In those two cases accurate measurements of the AAA are needed to determine when a treatment is needed, to know the shape and the size of the graft and find the exact position where it must be place. All these information can easily be accessible by the creation of a 3-D model of the AAA of the patient from the medical images. To get that 3-D model a delimitation or segmentation of the AAA must be done. In that project two 3-D segmentation methods have been developed to segment the AAA from computerized tomography images. The first one is based around the evolution by level set that combined new technique and efficient recent techniques. The second one named Chav-Troeung was specially created within the context of that project and is composed of simple but extremely fast technique. Those two methods allow the segmentation of the lumen, the thrombus and the calcification that compose the AAA. In spite of the efficiency of the method based on the evolution by level set the validations tests reveal the superiority of the Chav-Troeung method for the precision, the robustness and the speed of the method. All these method have been implanted and tested in MATLAB.

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier très sincèrement mon directeur de recherche, M. Jacques A. de Guise, professeur au département de génie de la production automatisée, de l'École de technologie supérieure, à Montréal pour m'avoir guidé dans mes recherches tout au long de cette maîtrise. Merci pour m'avoir fait confiance!

Je remercie également tous les membres, associés de recherche et étudiants du Laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO), de l'École de technologie supérieure, du Centre de recherche du CHUM - Hôpital Notre-Dame, notamment M. Benoît Godbout et Mme Brigitte Dubreuil, pour leurs contributions respectives. Un remerciement spécial est adressé à M. Ovalong Troeung avec qui j'ai passé tant d'heures de conversation et de brassages d'idées permettant ainsi la création de cette fameuse méthode de segmentation Chav-Troeung. De plus, je profite de l'occasion pour remercier le radiologue D^r Gilles Soulez, du CHUM - Hôpital Notre-Dame, à Montréal pour son expertise, son soutien technique et sa grande vocation pour la recherche.

Évidemment, mes derniers remerciements sont réservés aux membres de ma famille (Chav et Lu) et amis qui m'ont toujours soutenu durant ces dernières années d'études.

Enfin, je réserve mes plus grands remerciements à ma bien-aimée, Yit Tho Lu, qui n'a cessé de m'encourager dans les moments les plus difficiles, merci pour tout ce bonheur partagé, je t'adore mon amour!

TABLE DES MATIÈRES

	Page
SOMMAIRE	ii
ABSTRACT	iii
REMERCIEMENTS	iii
TABLE DES MATIÈRE.....	v
LISTE DES TABLEAUX.....	x
LISTE DES FIGURES.....	xi
LISTE DES ABRÉVIATIONS ET SIGLES	xv
INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	6
1.1 Notions médicales	6
1.1.1 L'aorte	6
1.1.2 L'anévrisme de l'aorte	7
1.1.3 Causes et statistiques concernant les anévrismes de l'aorte.....	9
1.1.4 Symptômes liés aux anévrismes de l'aorte	10
1.1.5 Traitements des anévrismes de l'aorte abdominale.....	10
1.1.5.1 Mise à plat de l'anévrisme	10
1.1.5.2 Procédure endovasculaire.....	12
1.2 Techniques d'acquisition des images.....	15
1.2.1 Représentation des images numériques.....	15
1.2.2 Échographie ultrasonore.....	16
1.2.3 Angiographie par résonance magnétique	17
1.2.4 Tomographie axiale assistée par ordinateur	18
1.2.5 Angiographie par rayons X	23
1.3 Segmentation des anévrismes de l'aorte abdominale dans la littérature	25
1.4 Prétraitement des images.....	33
1.4.1 La convolution.....	33

1.4.1.1	Processus par masque.....	34
1.4.1.2	Filtres de détection des arêtes.....	36
1.4.1.3	Filtres morphologiques.....	37
1.4.2	Équation de dérivées partielles.....	38
1.4.2.1	Équation de chaleur.....	39
1.4.2.2	Liens entre l'équation de chaleur et les ÉDP.....	39
1.4.2.3	Diffusion isotropique linéaire.....	40
1.4.2.4	Diffusion isotropique non linéaire.....	41
1.4.2.5	Diffusion anisotropique non linéaire.....	42
1.4.2.6	Optimisation des techniques itératives.....	43
1.5	Segmentation des images.....	44
1.5.1	Stratégie de segmentation manuelle vs automatique.....	44
1.5.2	Segmentation en imagerie médicale.....	46
1.5.2.1	Seuillage.....	46
1.5.2.2	Croissance de région.....	46
1.5.2.3	Modèle déformable.....	47
1.5.2.4	Courbes de niveaux.....	50
1.5.2.5	Évaluation d'une fonction de vitesse.....	53
1.5.2.6	Avantages et inconvénients des courbes de niveaux.....	57
1.5.3	Technique d'optimisation.....	58
1.5.3.1	Cheminement rapide.....	58
1.5.3.2	Bande étroite.....	60
1.5.3.3	« Sparse Field ».....	60
1.5.3.4	Séparation par opérateurs additifs.....	61
1.5.3.5	Courbes de niveaux sans résolution d'ÉDP.....	64
1.6	Résumé.....	66
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE.....		67
2.1	Segmentation des anévrismes de l'aorte abdominale.....	67
2.2	Interaction avec l'utilisateur.....	67
2.3	Segmentation de la lumière par la méthode basée sur les courbes de niveaux.....	70
2.3.1	Présegmentation.....	71
2.3.1.1	Présegmentation par cheminement rapide (« Fast Marching »).....	72
2.3.1.2	Présegmentation par croissance de régions de la lumière.....	73
2.3.2	Diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS de la lumière.....	74
2.3.3	Création des images de vitesse de la lumière.....	74
2.3.4	Précalcul des matrices d'évolution par la méthode AOS de la lumière.....	75
2.3.5	Segmentation de la lumière par courbes de niveaux AOS.....	76
2.4	Segmentation du thrombus par la méthode basée sur les courbes de niveaux.....	77

2.4.1	Masquage de la lumière à partir de la lumière segmentée	77
2.4.2	Filtrage non linéaire rapide par la méthode AOS des images du thrombus.....	78
2.4.3	Création des images de vitesse des images du thrombus.....	79
2.4.4	Fermeture du thrombus par la méthode de lancer de rayons.....	79
2.4.5	Précalcul des matrices d'évolution par la méthode AOS du thrombus.....	83
2.4.6	Segmentation du thrombus par courbes de niveaux AOS.....	83
2.5	Proposition de la méthode Chav-Troeung.....	83
2.5.1	Explication de la méthode Chav-Troeung.....	85
2.5.1.1	Image de vitesse	85
2.5.1.2	Évolution du contour actif.....	87
2.5.1.3	Contrôle de la courbure du contour actif.....	87
2.5.1.4	Optimisation de la méthode Chav-Troeung	88
2.5.1.5	Méthode Chav-Troeung	89
2.5.1.6	Les avantages de cette nouvelle méthode	90
2.6	Segmentation des AAA par la méthode Chav-Troeung.....	90
2.6.1	Segmentation de la lumière	92
2.6.1.1	Création de l'image de vitesse de la lumière.....	92
2.6.1.2	Segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung.....	92
2.6.2	Segmentation du thrombus.....	93
2.6.2.1	Masquage de la lumière à partir de la lumière segmentée	93
2.6.2.2	Filtrage non linéaire rapide par la méthode AOS des images du thrombus.....	93
2.6.2.3	Création de l'image de vitesse du thrombus	93
2.6.2.4	Segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung.....	94
2.7	Segmentation des calcifications	94
2.8	Création des modèles de validation 2D et 3D.....	96
CHAPITRE 3 VALIDATION ET RÉSULTATS.....		99
3.1	Tests et validation des méthodes.....	99
3.2	Validation des techniques de segmentation sur le cercle synthétique 2D.....	101
3.2.1	Techniques de segmentation basées sur la méthode des courbes de niveaux	101
3.2.1.1	Validation de la méthode par croissance de régions	101
3.2.1.2	Lancer de rayons	104
3.2.2	Validation de la méthode Chav-Troeung sur l'image 2D du cercle synthétique.....	107
3.3	Validation des techniques de segmentations sur le modèle 3D synthétique	110
3.3.1	Techniques de segmentations provenant de la méthode basée sur les courbes de niveaux.....	110

3.3.2	Segmentation de la lumière par croissance de régions et courbes de niveaux	110
3.3.3	Segmentation du thrombus par lancer de rayons et courbes de niveaux	113
3.3.4	Validation de la technique basée sur la méthode Chav-Troeung	117
3.3.5	Validation de la méthode Chav-Troeung sur modèle 3D synthétique	117
3.4	Images utilisées	120
3.5	Segmentation des cas réels par la méthode des courbes de niveaux....	120
3.5.1	Segmentation de la lumière par courbes de niveaux.....	120
3.5.1.1	Présegmentation de la lumière par croissance de région.....	121
3.5.1.2	Atténuation du bruit par diffusion non linéaire AOS.....	122
3.5.1.3	Calcul des images de vitesse de la lumière	122
3.5.1.4	Segmentation de la lumière par courbes de niveaux	123
3.5.2	Segmentation du thrombus par courbes de niveaux.....	125
3.5.2.1	Masquage de la lumière sur les images du thrombus.....	125
3.5.2.2	Atténuation du bruit par diffusion non linéaire AOS.....	125
3.5.2.3	Calcul des images de vitesse du thrombus.....	126
3.5.2.4	Présegmentation du thrombus par technique de lancer de rayons	126
3.5.2.5	Segmentation du thrombus par courbes de niveaux.....	128
3.6	Segmentation de cas réels par la méthode Chav-Troeung	130
3.6.1	Segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung.....	130
3.6.1.1	Calcul de l'image de vitesse de la lumière.....	130
3.6.1.2	Segmentation finale de la lumière par la méthode Chav-Troeung :.....	131
3.6.2	Segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung.....	132
3.6.2.1	Masquage de la lumière sur les images du thrombus.....	132
3.6.2.2	Atténuation du bruit par diffusion non linéaire AOS.....	132
3.6.2.3	Calcul de l'image de vitesse binaire du thrombus.....	132
3.6.2.4	Segmentation finale du thrombus par la méthode Chav-Troeung.....	133
3.7	Résultats de segmentation par la méthode basée sur les courbes de niveaux versus la méthode Chav-Troeung	134
CHAPITRE 4 DISCUSSION.....		141
4.1	Méthodes étudiées par rapport à la littérature	141
4.1.1	Techniques basées sur les connaissances a priori	141
4.1.2	Techniques de segmentation tridimensionnelle dans la littérature.....	142
4.1.2.1	Comparaison avec la méthode basée sur les courbes de niveaux	142
4.1.2.2	Comparaison avec la méthode Chav-Troeung	143
4.2	Ajustement des paramètres.....	144
4.2.1	Méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux	144
4.2.1.1	Segmentation de la lumière par courbes de niveaux	144
4.2.1.2	Segmentation du thrombus par courbes de niveaux.....	145

4.2.2	Méthode de segmentation Chav-Troeung	145
4.2.2.1	Segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung.....	145
4.2.2.2	Segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung.....	146
4.3	Méthode d'évolution par courbes de niveaux vs Chav-Troeung	147
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		148
ANNEXE 1 Résultats de segmentation des AAA par la méthode Chav-Troeung...		150
BIBLIOGRAPHIE		169

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau I	Calibration de la plage Hounsfield.....23
Tableau II	Algorithme de masquage de la lumière..... 78
Tableau III	Évolution de contour actif par la méthode Chav-Troeung 89
Tableau IV	Validation de la technique de croissance de région sur images 2D 103
Tableau V	Validation de la technique de lancer de rayons sur images 2D..... 106
Tableau VI	Validation de la technique Chav-Troeung sur images 2D 109
Tableau VII	Validation de la technique de croissance de région et courbes de niveaux sur simulation d'un volume synthétique de la lumière..... 113
Tableau VIII	Validation de la technique de lancer de rayons et courbes de niveaux sur simulation d'un volume synthétique de thrombus..... 116
Tableau IX	Validation de la technique Chav-Troeung sur simulation d'un volume synthétique de la lumière et du thrombus..... 119
Tableau X	Données réelles de patients utilisées pour les résultats 120
Tableau XI	Temps de segmentation sur données réelles par la méthode basée sur l'évolution par courbes de niveaux 129
Tableau XII	Temps de segmentation sur données réelles par la méthode basé sur l'évolution Chav-Troeung 134

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1	Illustration anatomique d'un anévrisme de l'aorte 1
Figure 2	L'anatomie de l'aorte 7
Figure 3	L'anévrisme de l'aorte abdominale (AAA)..... 8
Figure 4	Composition de l'anévrisme de l'aorte 9
Figure 5	Mise à plat de l'anévrisme..... 11
Figure 6	Alliage à mémoire de forme inséré à l'intérieur d'un cathéter..... 12
Figure 7	Procédure endovasculaire..... 13
Figure 8	Endoprothèse bifurquée aorto-bi-iliaque..... 14
Figure 9	Représentation des images et des volumes..... 16
Figure 10	Échographie ultrasonore..... 17
Figure 11	Angiographie par résonance magnétique 18
Figure 12	Image de gauche : tomographie axiale assistée par ordinateur 19
Figure 13	Fonctionnement de la tomographie axiale assistée par ordinateur..... 21
Figure 14	Angiographie par fluoroscopie..... 24
Figure 15	Angiographie par fluoroscopie avec endoprothèse 24
Figure 16	Frontières difficilement perceptibles entre le thrombus et les tissus voisins..... 26
Figure 17	Résultats de segmentation d'anévrisme Subasic 27
Figure 18	Résultats de segmentation d'anévrisme proposés par Magee 28
Figure 19	Résultat de segmentation d'aorte proposé par Deschamps 29

Figure 20	Résultat de segmentation d'anévrisme proposé par de Bruijne.....	30
Figure 21	Résultat de segmentation d'anévrisme proposé par Sollie.....	31
Figure 22	Résultat de segmentation d'anévrisme proposé par Olabbarriaga	32
Figure 23	Le filtre	34
Figure 24	Quelques diffuseurs non linéaires	43
Figure 25	Problèmes liés l'évolution par déplacements de marqueurs.....	49
Figure 26	Évolution du contour actif par courbes de niveaux	50
Figure 27	Carte de distance : Fonction ϕ	52
Figure 28	Exemple d'image d'advection.....	56
Figure 29	Exemple d'image RAGS	57
Figure 30	Évolution par courbes de niveaux sans résolution d'ÉDP	64
Figure 31	Segmentation d'une image IRM du cerveau	66
Figure 32	Interface utilisateur ANEVX sous MATLAB 7.0	68
Figure 33	Interface utilisateur ANEVX suite aux interactions de l'utilisateur	70
Figure 34	Ordinogramme – Méthode basée sur la segmentation par courbes de niveaux	71
Figure 35	Courbe des temps d'arrivés par Cheminement rapide.....	73
Figure 36	Image de vitesse adaptée pour la méthode par lancer de rayons.....	80
Figure 37	Lancer de rayons sur 360 degrés à partir du centre approximatif	80
Figure 38	Analyse 1D de la longueur des 360 rayons lancés	81
Figure 39	Détection des discontinuités dans la longueur des rayons	81
Figure 40	Élimination des rayons erronés du signal 1D.....	82
Figure 41	Interpolation des rayons manquants, par courbes adoucies.....	82

Figure 42	Résultat de la segmentation par lancer de rayons.....	83
Figure 43	Exemple d'image de vitesse pour l'évolution de contour actif.....	86
Figure 44	Optimisation de la méthode CT à l'aide d'une boîte.....	88
Figure 45	Ordinogramme – Méthode basée sur la segmentation Chav-Troeung	91
Figure 46	Résultat de segmentation pour calcifications et endoprothèse	95
Figure 47	Modèle de validation : Image 2D et AAA 3D synthétiques.....	100
Figure 48	Validation de la méthode par CR sur le cercle sans et avec fuites	102
Figure 49	Validation de la méthode de lancer de rayons sur le cercle avec fuites	105
Figure 50	Validation de la méthode Chav-Troeung sur le cercle sans et avec fuites	108
Figure 51	Validation de la méthode CR et CN sur volume synthétique de lumière.....	111
Figure 52	Erreur entre segmentation CR-CN et lumière synthétique originale	112
Figure 53	Validation LR et CN sur volume synthétique du thrombus avec fuites	114
Figure 54	Erreur entre segmentation LR-CN et thrombus synthétique originale..	115
Figure 55	Validation Chav-Troeung volumes synthétique (lumière et thrombus).....	118
Figure 56	Résultat de présegmentation rapide de la lumière par croissance de région.....	121
Figure 57	Filtre de diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS.....	122
Figure 58	Images de vitesse de la lumière par courbes de niveaux.....	123
Figure 59	Résultat de segmentation de la lumière par courbes de niveaux	124
Figure 60	Résultat du masquage de la lumière sur les images du thrombus	125

Figure 61	Image filtrée par diffusion non linéaire optimisée AOS du thrombus ..	126
Figure 62	Image de vitesse du thrombus	126
Figure 63	Présegmentation du thrombus par lancer de rayons sur images de vitesse	127
Figure 64	Présegmentation du thrombus par lancer de rayons sur images originales	127
Figure 65	Segmentation 3D d'un thrombus par lancer de rayons	128
Figure 66	Segmentation d'un thrombus par lancer de rayons et courbes de niveaux	129
Figure 67	Images de vitesse de la lumière pour segmentation Chav-Troeung	131
Figure 68	Résultat de segmentation Chav-Troeung (en rouge) de la lumière avec calcification et prothèse	131
Figure 69	Images de vitesse du thrombus pour la méthode Chav-Troeung	133
Figure 70	Segmentation CT (en rouge) du thrombus avec calcifications.....	133
Figure 71	Résultat de segmentation AAA par courbes de niveaux : patient no. 1	135
Figure 72	Résultat de segmentation AAA par Chav-Troeung : patient no. 1.....	136
Figure 73	Résultat de segmentation AAA par courbes de niveaux : patient no. 2	137
Figure 74	Résultat de segmentation AAA par Chav-Troeung : patient no. 2.....	138
Figure 75	Résultat de segmentation AAA par courbes de niveaux : patient no. 3	139
Figure 76	Résultat de segmentation AAA par Chav-Troeung : patient no. 3.....	140

LISTE DES ABRÉVIATIONS ET SIGLES

α	Paramètre d'ajustement pour le terme de propagation
β	Paramètre d'ajustement pour le terme d'advection
δ	Coefficient d'atténuation
ε	Paramètre d'ajustement pour le terme de courbure
Γ	Emplacement du contour actif (niveau zéro des courbes de niveaux)
κ	Terme de courbure moyenne
Ω	Région située à l'intérieur du contour actif
ϕ	Représentation des courbes de niveaux sous forme de carte de distance
τ	Pas de temps équivalent à Δt
2D	Bidimensionnelle : deux dimensions
3D	Tridimensionnelle : trois dimensions
AAA	Anévrisme de l'aorte abdominale
AOS	Séparation par opérateurs additifs
ARM	Angiographie par résonance magnétique
C_0	Contour actif initial
C_t	Position du contour actif au temps t
CHUM	Centre hospitalier de l'Université de Montréal
CN	Courbes de niveaux
CR	Cheminement rapide
CT	Chav-Troeung
CTA	Tomographie axiale assistée par ordinateur
D	Diffuseur ou tenseur
DCM	Extension pour fichier de format Dicom
ÉDP	Équation de dérivée partielle
f	Fonction matricielle qui représente une image 2D ou un volume 3D

F	Champ de force
F_N	Champ de force dans la direction normale au contour actif
g	Terme de propagation
G	Fonction gaussienne
GVF	Flux de vecteur gradient
GGVF	Flux de vecteur gradient généralisé
h	Noyau pour filtre
HU	Unité Hounsfield pour les images CTA
I	Image
I_0	Image initiale
IRM	Imagerie par résonance magnétique
MD	Modèle déformable
MFA	Modèle de forme active
N	Normale au contour actif
$O()$	Complexité numérique
RAGS	Assistance-Régions pour modèle déformable
t	Temps

INTRODUCTION

La prolifération des technologies de ces dernières décennies a grandement contribué à la recherche et au développement permettant d'améliorer la performance de nos accomplissements. Nous pouvons le constater dans tous les domaines notamment dans le milieu médical. Ce dernier, gardé à la fine pointe de la technologie, offre un environnement favorable à ce type d'avancement puisqu'en plus d'être au premier plan d'un point de vue technologique, il est le bassin d'un nombre incalculable de recherches impliquant un grand nombre de domaines. Le projet proposé dans ce mémoire s'inscrit dans cette lignée et démontre parfaitement l'étroite collaboration qui existe entre les avancements technologiques ainsi que les développements en recherche dans le but de favoriser les soins administrés aux patients.

L'une des maladies qui bénéficie grandement de ces percées en technologie et en recherche est l'anévrisme de l'aorte abdominale (AAA), caractérisée par la dilatation (expansion) permanente de la paroi vasculaire (Figure 1). En effet, les techniques d'acquisition des images, les techniques de traitement des images, la procédure d'intervention ainsi que les matériaux utilisés pour traiter cette maladie jouissent tous des plus récentes découvertes. Cette maladie est d'autant plus importante à étudier puisqu'elle affecte un très grand nombre d'individus. Selon Stokes et Lindsay (2000) de l'Agence de santé publique du Canada, l'AAA est la 10^e principale cause de décès.



Figure 1 Illustration anatomique d'un anévrisme de l'aorte
(Adapté de Surgical-Tutor (2005))

La dilatation permanente de l'AAA mène inévitablement à la rupture de la paroi vasculaire de l'aorte, générant une hémorragie interne importante et provoquant la mort quasi immédiate du patient. Pour cette raison, dès qu'elle est décelée, il est crucial de suivre son évolution afin de la traiter au moment jugé opportun. Récemment, un nouveau type d'intervention a été mis au point pour traiter les AAA. Cette technique, dite minimalement invasive, consiste à placer à l'aide d'un cathéter inséré dans le système vasculaire du patient, une endoprothèse semblable à celle utilisée durant la chirurgie ouverte classique, sans toutefois avoir à pratiquer de grandes incisions au niveau du thorax et de l'abdomen. Des informations supplémentaires et détaillées ainsi que les procédures médicales liées à cette maladie sont présentées au chapitre 1.

Problématique

Que ce soit pour le suivi de l'évolution de l'AAA en phase préopératoire ou le suivi de la résorption de l'AAA suite au traitement en phase postopératoire, la mesure du diamètre maximal de l'anévrisme est nécessaire. De plus, si une endoprothèse doit être installée, les mesures du diamètre du collet sain en aval et en amont de l'anévrisme doivent être prises pour déterminer les diamètres de l'endoprothèse qui devra être utilisée.

Les techniques actuelles employées pour déterminer ces diamètres (diamètre maximal et diamètre des collets) se font manuellement par un radiologue. La mesure du diamètre maximum de l'anévrisme doit être prise sur l'image perpendiculaire à la ligne centrale de l'anévrisme. Ainsi, plusieurs étapes doivent être respectées afin d'obtenir une mesure précise et réelle du diamètre maximum de l'anévrisme. Puisque ce travail est effectué « à l'œil » et qu'il peut être fortement influencé par l'expérience, les connaissances et la patience de l'opérateur, les mesures effectuées manuellement sont difficilement reproductibles et peuvent manquer de précision.

De plus, bien que la méthode endovasculaire soit très attrayante pour les chirurgiens et pour les patients, elle n'est pas sans danger. Certains risques, liés à un mauvais choix ou une mauvaise pose de l'endoprothèse, peuvent occasionner une fuite du flux sanguin à l'extérieur de l'endoprothèse, communément appelée endofuite. Une endofuite provoque la poursuite de la dilatation de l'anévrisme et des complications majeures. Ainsi, plusieurs problèmes doivent être résolus avant de pouvoir pratiquer ce type d'intervention.

Tout d'abord, l'endoprothèse doit être choisie de manière à ce qu'elle s'accroche parfaitement à la paroi interne de l'aorte et qu'elle l'épouse hermétiquement. Pour y arriver, il est très important de connaître les dimensions exactes de la partie saine de l'aorte en aval et en amont de l'anévrisme. Actuellement, la technique classique utilisée par les radiologues pour déterminer les dimensions de l'endoprothèse, consiste à prendre les mesures directement à partir des images 2D acquises par tomographie axiale (CTA) ou par résonance magnétique (IRM). L'endoprothèse est généralement choisie légèrement plus grande que les mesures obtenues. Malheureusement, une endoprothèse ayant un diamètre trop grand ne peut se déployer complètement et augmente les risques éventuels d'endofuite (MedHyg, 2003).

Il existe un second problème lié à la pose de l'endoprothèse. Puisque l'intervention est endovasculaire, seule une incision suffisamment grande pour y insérer le cathéter, est pratiquée au niveau de l'aîne. Ce cathéter, qui contient l'endoprothèse, est généralement muni de marqueurs (Figure 8) qui permettent de suivre l'évolution de l'endoprothèse durant sa navigation vers l'anévrisme grâce aux images générées par angiographie par fluorescence. De plus, il est très important de déployer l'endoprothèse à l'endroit précis où est situé l'anévrisme, afin d'éviter un déploiement inadéquat de l'endoprothèse et s'assurer qu'elle s'agrippe parfaitement à la paroi interne de l'aorte. Pour ces raisons, seuls les spécialistes expérimentés ayant un bon sens de l'orientation peuvent pratiquer ce type d'intervention.

Motivation du projet

Pour pallier à ces problèmes, une solution intéressante consiste à créer un modèle tridimensionnel (3D) de l'anévrisme du patient (Marti (2003)). Ce modèle 3D offrirait aux intervenants des informations très importantes autant dans les phases préopératoires, opératoires et postopératoires (avant, pendant et après l'intervention). Tout d'abord, dans la phase préopératoire, ce modèle 3D fournirait la morphologie exacte de l'anévrisme du patient ainsi que des mesures précises. Cette information permettrait de pronostiquer si une intervention est nécessaire et permettrait de créer une endoprothèse personnalisée à chacun des patients. Durant l'intervention, en plus des images fournies grâce à l'angiographie par fluoroscopie, ce modèle 3D servirait d'information supplémentaire. Ainsi, des techniques offrant la navigation virtuelle du cathéter à l'intérieur du modèle 3D seraient envisageables afin de suivre l'ascension vers l'anévrisme. Enfin, dans la phase postopératoire, ce modèle 3D permettrait de déterminer si l'intervention est réussie et de suivre l'évolution de l'anévrisme durant la réhabilitation du patient.

Évidemment, il faut, pour réussir à créer ce modèle 3D de l'anévrisme du patient, des techniques qui isoleront les structures d'intérêt contenues à l'intérieure des images. Les premières méthodes pour créer un modèle 3D de l'anévrisme du patient reposent sur une technique manuelle qui consiste à tracer le contour de l'anévrisme sur chacune des images composant le volume. Chacun de ces contours, replacés les uns par-dessus les autres, forme le modèle 3D recherché. Évidemment, ce travail nécessite beaucoup de patience, de concentration, de connaissance et de temps. Tous ces facteurs font en sorte que le modèle généré manuellement n'assure en rien un bon modèle 3D. Heureusement, de récentes techniques ont été proposées afin de réduire l'assistance humaine dans le but d'augmenter la précision, la reproductibilité, la robustesse et de diminuer les temps de traitement. Ces méthodes sont présentées dans le cadre d'une revue de littérature au prochain chapitre.

Objectif du projet

L'objectif principal de ce travail se concentre sur l'utilisation des techniques numériques de traitement d'images et de modélisation géométrique permettant de repérer l'AAA à partir d'images acquises par tomographie axiale afin de générer, de manière précise, robuste et rapide, un modèle 3D de l'anévrisme du patient.

Structure du mémoire

Le travail est séparé en quatre grands chapitres. Tout d'abord, le premier chapitre permet de décrire l'état de l'art. Il présentera les informations nécessaires à la compréhension de ce projet ainsi que toutes les récentes techniques qui ont été à l'étude pour arriver à accomplir cette tâche. Le second chapitre exposera deux méthodes développées dans le présent travail pour segmenter l'AAA à partir des images CTA. L'une est basée sur la combinaison de techniques existante et innovante rassemblées de manière à obtenir le plus précisément et le plus rapidement possible un modèle 3D de l'anévrisme du patient. La seconde méthode propose une toute nouvelle technique de segmentation spécialement conçue dans le cadre de ce travail pour permettre de résoudre les principaux problèmes généralement liés à la segmentation des images. Le troisième chapitre présentera une validation ainsi que différents résultats obtenus avec chacune des méthodes présentées au chapitre deux. Le chapitre quatre, quant à lui, permettra de discuter et d'analyser ces résultats et, enfin, le dernier chapitre conclura ce projet.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

Ce premier chapitre a pour objectif de fournir au lecteur toutes les notions nécessaires à la compréhension de ce projet. Ce chapitre sera séparé en deux grandes sections. La première fournira les notions médicales sur l'anévrisme de l'aorte ainsi que les techniques d'acquisition des images utilisées pour le traitement de cette maladie. La deuxième section sera consacrée à la présentation des différentes méthodes développées jusqu'à aujourd'hui pour la segmentation des AAA. De plus, cette section présentera différentes techniques liées au prétraitement des images ainsi que les récents développements en segmentation 3D.

1.1 Notions médicales

1.1.1 L'aorte

L'aorte est l'artère principale du corps humain. Elle a pour but d'acheminer le sang oxygéné vers les différents organes et tissus du corps. L'aorte se divise en deux grandes sections : l'aorte thoracique et l'aorte abdominale. Ces deux sections sont séparées par un muscle, le diaphragme, permettant l'expansion et la contraction de la cage thoracique. Partant du ventricule gauche du cœur, l'aorte thoracique se divise en trois segments : l'aorte ascendante, horizontale et descendante. L'aorte abdominale est à son tour divisée en deux segments soit l'aorte abdominale sus rénale et l'aorte abdominale sous rénale qui sont respectivement le segment de l'aorte situé dessus et dessous le départ des artères rénales, artères qui partent de l'aorte pour aller vers les reins. L'aorte abdominale se sépare finalement pour former les artères iliaques gauche et droite (Figure 2).

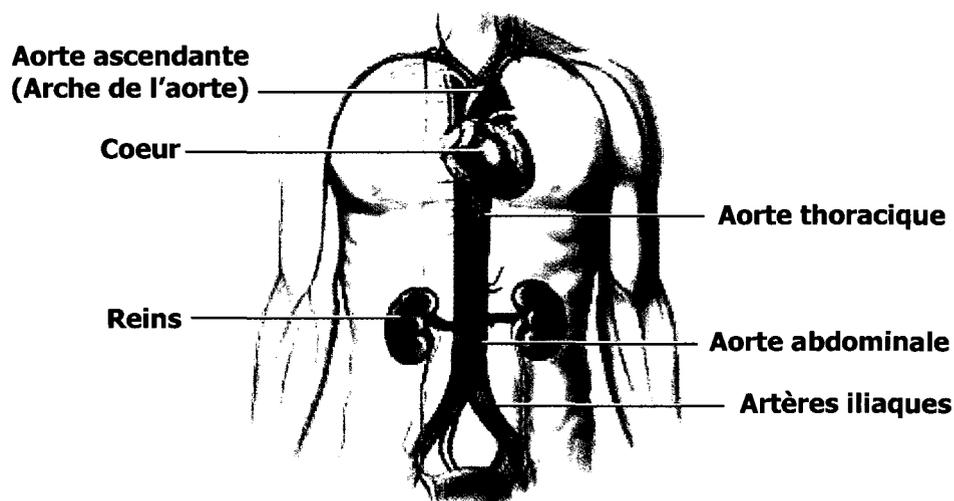


Figure 2 L'anatomie de l'aorte
(Adaptée de Mt Auburn (2005))

1.1.2 L'anévrisme de l'aorte

L'origine du mot anévrisme provient du mot grec « aneurysma » qui signifie : dilatation (élargissement). Bien que les anévrismes puissent se former sur n'importe quelle paroi vasculaire, elles se forment principalement sur les gros vaisseaux tels que l'aorte.

Les anévrismes de l'aorte sont généralement provoqués par un affaiblissement ou une perte d'élasticité de la paroi aortique. Cet affaiblissement, associé à la forte pression du sang, provoque une dilatation permanente de la paroi aortique. Bien que la vitesse d'évolution d'un anévrisme soit imprévisible, tout anévrisme est menacé de rupture. Suite à une rupture d'anévrisme, une hémorragie interne importante provoque généralement le décès immédiat du patient.

L'anévrisme peut se former à n'importe quel endroit autour de l'aorte. Par contre, la majorité des anévrismes se situent le long de l'aorte abdominale. De plus, 90 % des AAA se situent sous les artères rénales (Figure 3). Environ le 2/3 des anévrismes abdominaux s'étendent sur l'une, sinon les deux artères iliaques.

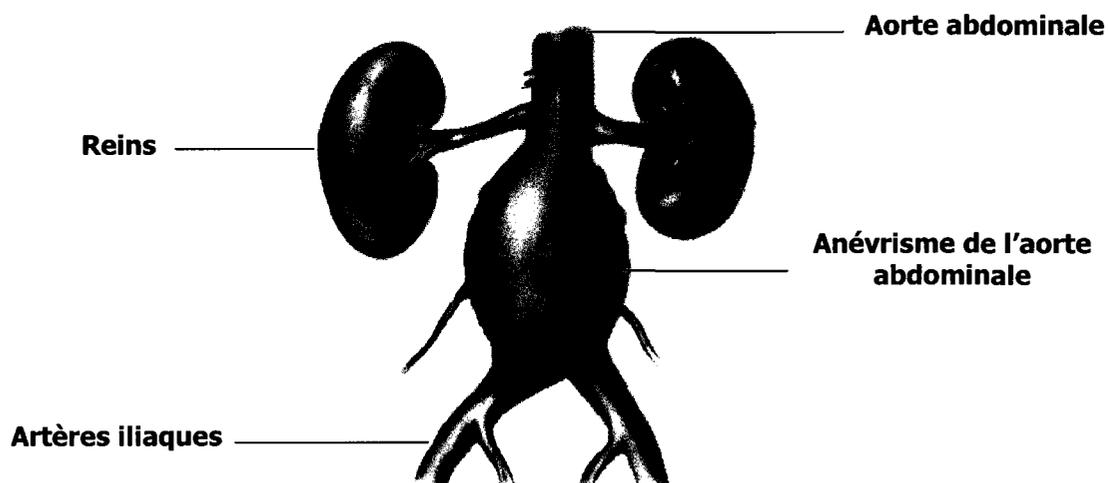


Figure 3 L'anévrisme de l'aorte abdominale (AAA)
(Adapté de Guidant (2005))

Un anévrisme est composé de lumière, du thrombus et des calcifications (Figure 4). La lumière est l'espace où il y a une circulation sanguine et le thrombus est la poche qui se forme à l'intérieur de la paroi aortique suite à l'expansion de l'anévrisme. Les calcifications, quant à elles, sont généralement caractérisées par des dépôts de calcium qui s'accumulent et qui se durcissent le long des parois artérielles.

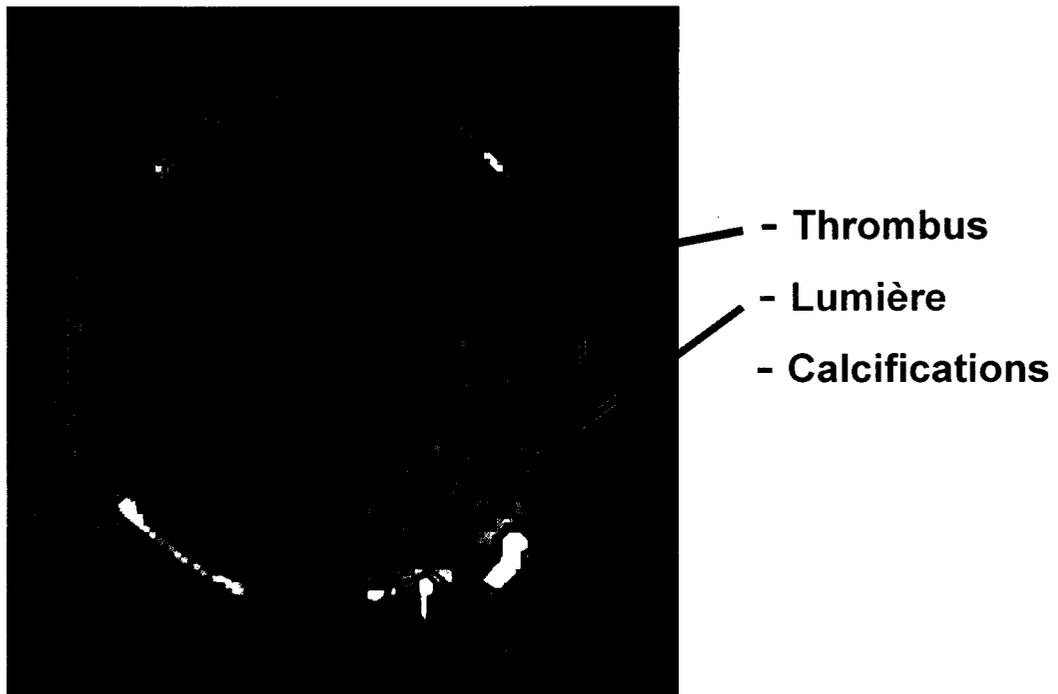


Figure 4 Composition de l'anévrisme de l'aorte

1.1.3 Causes et statistiques concernant les anévrismes de l'aorte

Les anévrismes de l'aorte sont principalement causés par l'artériosclérose (épaississement et obstruction des artères) qui provoque un affaiblissement de la paroi aortique par la perte de son élasticité. Ainsi, l'artériosclérose associée à la forte pression sanguine peut provoquer l'expansion de l'anévrisme. Les autres facteurs favorisant la formation des anévrismes sont la syphilis, l'hypertension artérielle, le tabagisme, l'hérédité ainsi que les chocs importants provoqués par un accident (Guidant (2005)).

Selon les études de Cole, Hill, Millar, Laupacis et Johnston (2000) et de Stokes et Lindsay (2000), les anévrismes de l'aorte touchent environ 5 % de la population et sont la 10^e cause de décès chez les gens de 65 ans et plus. Ils se développent principalement

chez les personnes âgées de 55 ans et plus. Les hommes sont cinq fois plus à risque d'être affectés par cette maladie que les femmes.

1.1.4 Symptômes liés aux anévrismes de l'aorte

La plupart des anévrismes restent longtemps asymptomatiques. Certains anévrismes peuvent grossir et rompre sans aucun avertissement. Dans les autres cas, une croissance rapide de l'anévrisme peut provoquer des douleurs lombaires ou abdominales ainsi que des troubles digestifs. De plus, tremblements, évanouissement, sudation, étourdissement, augmentation du rythme cardiaque et faiblesse soudaine sont des signes précurseurs de rupture d'anévrisme (Huart (2005), Guidant (2005) et MeritCare (2005)).

1.1.5 Traitements des anévrismes de l'aorte abdominale

En 1951, le D^r Charles Dubost exécute la première intervention réussie permettant de traiter un AAA. L'intervention a pour objectif de faire circuler le sang à l'intérieur d'une prothèse. Le but de cette prothèse consiste à éviter que la pression générée par le flux sanguin exerce une pression continue sur la paroi artérielle de l'aorte et provoque sa dilatation. Une intervention est généralement considérée lorsque l'anévrisme a atteint un diamètre supérieur à 5 cm. Les anévrismes de tailles inférieures à cette dimension ont généralement des risques de ruptures faibles (Huart (2005)). Lorsqu'une intervention est nécessaire, deux techniques sont proposées.

1.1.5.1 Mise à plat de l'anévrisme

Le premier type d'intervention, communément appelé mise à plat de l'anévrisme, est une intervention longue, délicate et dangereuse. Elle consiste à pratiquer une grande incision au niveau du thorax et de l'abdomen. L'aorte est ensuite pincée en aval et en amont de l'anévrisme afin de bloquer toute circulation sanguine. La poche anévrismale

est ensuite ouverte. Le tronçon d'aorte qui se trouve sous cette poche est remplacé par une prothèse synthétique cousue par ses extrémités à l'aorte. La poche anévrismale est ensuite refermée autour de la prothèse afin de protéger les organes environnants (Figure 5). Ce type d'intervention peut durer entre 2 à 5 heures, exiger une hospitalisation moyenne de 7 à 12 jours et une réhabilitation d'environ 3 mois. Cette procédure est reconnue pour être compliquée. De plus, cette intervention est très invasive et peut occasionner des traumatismes chez le patient.

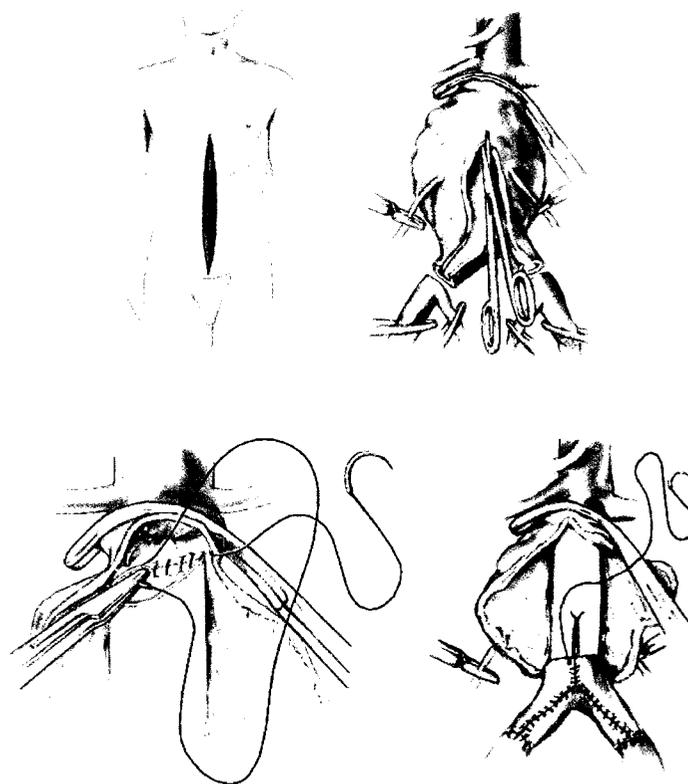


Figure 5 Mise à plat de l'anévrisme
(Adapté de Guidant (2005))

1.1.5.2 Procédure endovasculaire

Récemment, les recherches en génie des matériaux ont permis de concevoir un alliage à mémoire de forme. Cet alliage a pour caractéristique principale de reprendre, à une température donnée, sa forme initiale prédéfinie lors de sa conception.



Figure 6 Alliage à mémoire de forme inséré à l'intérieur d'un cathéter (Adapté de Tremblay (2005))

Le milieu médical a évidemment bénéficié de cette découverte innovatrice. Une prothèse, faite de cet alliage à mémoire de forme, a été conçue par Guidant et utilisée pour la première fois en 1999. Ainsi, à 37°C, soit la température interne du corps humain, cette prothèse reprend sa forme initiale pour se déployer et s'accrocher à l'intérieur de la paroi vasculaire.

Conséquemment, un deuxième traitement, nommé procédure endovasculaire, a été mis au point pour traiter les AAA. Les méthodes dites endovasculaire sont des techniques de chirurgie minimalement invasive et consistent à insérer un cathéter à l'intérieur des vaisseaux sanguins jusqu'au site précis où un traitement doit être effectué. Cette deuxième procédure consiste à placer une endoprothèse que l'on nomme parfois

prothèse endovasculaire ou prothèse à mémoire de forme, pliée sur elle-même à l'intérieur d'un cathéter (Figure 6). Par la suite, ce cathéter est acheminé à l'endroit précis où doit être déployée l'endoprothèse, à l'intérieur de l'anévrisme du patient (Figure 7). Pour insérer le cathéter, une petite incision est pratiquée au niveau de l'aîne. Le chirurgien emprunte l'artère fémorale pour se rendre jusqu'à l'artère iliaque et s'engager à l'intérieur de l'aorte pour s'arrêter à l'endroit où est situé l'anévrisme. C'est à cet endroit précis qu'est déployée l'endoprothèse (Figure 8). Tout comme la prothèse utilisée par la méthode classique, cette endoprothèse a pour objectif de faire circuler le flux sanguin à l'intérieur de cette prothèse pour éviter que l'anévrisme poursuive sa dilatation. De plus, elle a pour but de redonner à l'aorte sa forme circulaire et réduire la pression sanguine sur la paroi interne de l'aorte, affaiblie par l'anévrisme.



Figure 7 Procédure endovasculaire
(Adaptée de Guidant (2005))

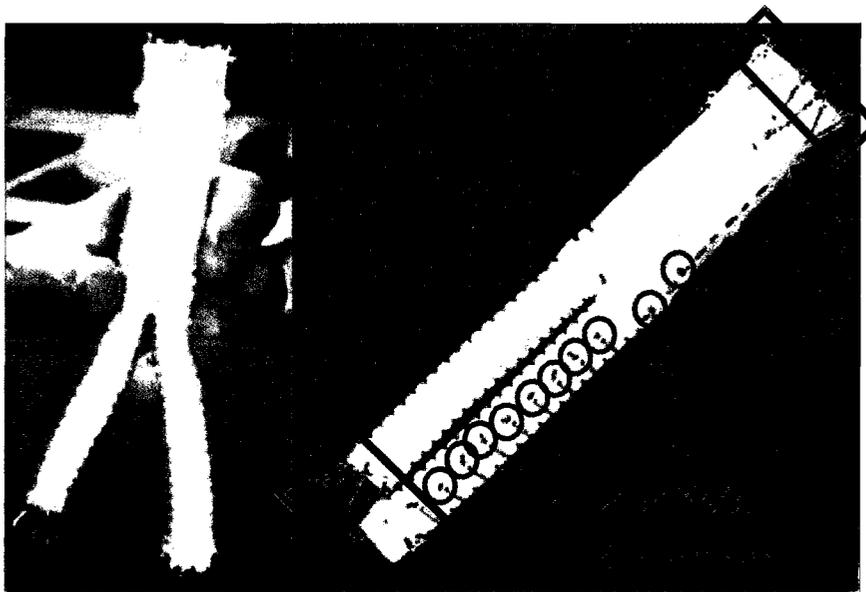


Figure 8 Endoprothèse bifurquée aorto-bi-iliaque
(Adapté de MeritCare (2005) et UIHealthcare (2001))

Évidemment, cette procédure offre plusieurs avantages par rapport à la méthode classique. Tout d'abord, la taille de l'incision, donc celle de la cicatrice, est beaucoup plus petite. De plus, le temps de l'intervention est considérablement réduit. Enfin, puisque l'aorte est insensible, aucune douleur n'est causée par l'endoprothèse. Seules des douleurs au niveau du site d'incision peuvent être ressenties. La durée d'hospitalisation est réduite à environ deux jours et le retour aux activités normales est possible après seulement deux semaines.

Malheureusement, cette technique ne peut pas être employée sur tous les patients atteints d'anévrismes. Les principaux critères consistent à s'assurer que la présence de thrombus ou de calcification au niveau du collet de l'anévrisme ne soit pas trop sévère. Un thrombus au niveau du collet ne peut pas être traité par procédure endovasculaire puisque l'endoprothèse obstruerait les artères rénales. De plus, une présence importante de calcification peut occasionner des complications lors du déploiement de l'endoprothèse et provoquer une infiltration du flux sanguin à l'extérieur de

l'endoprothèse (UIHealthcare (2001)). Il est donc très important de connaître l'emplacement de l'anévrisme et d'avoir une mesure efficace du taux de calcification autour de l'anévrisme afin d'envisager un traitement endovasculaire.

1.2 Techniques d'acquisition des images

Durant la phase préopératoire, opératoire et postopératoire du traitement des anévrismes de l'aorte, différentes techniques d'acquisition sont utilisées pour fournir aux intervenants, des images numérisées qui représentent l'anatomie du patient. Cette partie fournira les informations nécessaires liées à ces techniques d'acquisition des images pour le traitement des anévrismes de l'aorte (Blankensteijn (2002), Foley (2001) et MedicineNet (2005)).

1.2.1 Représentation des images numériques

Dans le domaine de l'imagerie médicale, les images (2D) ou volumes (3D) numériques sont généralement représentés sous forme de fonction matricielle $f(x,y)$ pour une image 2D, où x et y dénotent les coordonnées spatiales et la fonction f , l'intensité ou niveau de gris de la coordonnée (x,y) . Chacune des coordonnées de la fonction matricielle est nommée pixel pour les images 2D et voxel pour les volumes 3D (Figure 9). Chaque intensité représente un niveau de gris, le minimum étant noir et le maximum blanc. Généralement dans le domaine médical, les images sont représentées en niveaux de gris, à l'intérieur d'une plage d'intensité variant entre 8 bits (256 intensités différentes) et 16 bits (65535 intensités différentes). Souvent, les techniques d'acquisitions des images en milieu médical fournissent des volumes à espacement variable entre les coordonnées x,y et z . Ainsi, l'espacement entre les coordonnées x et y est nommé espacement entre pixels et l'espacement en z est nommé espacement entre tranches.

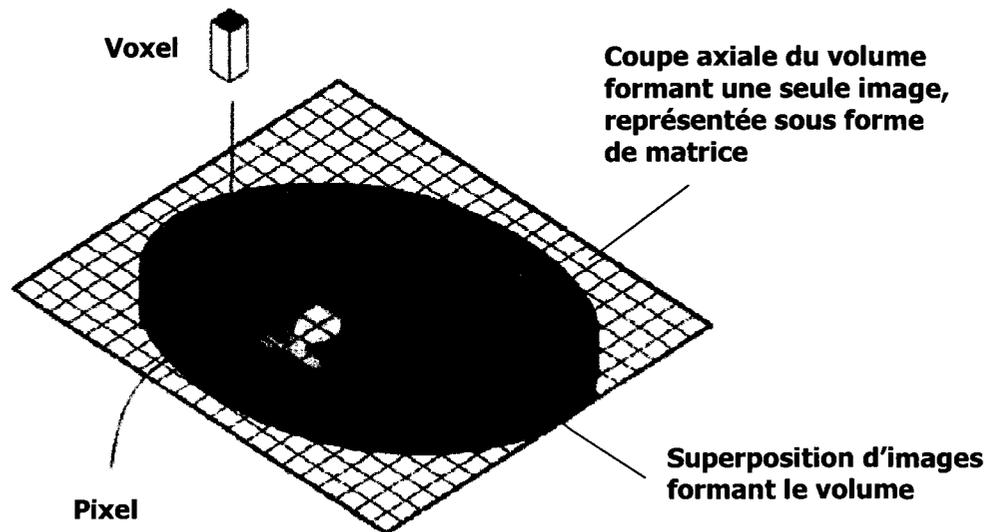


Figure 9 Représentation des images et des volumes
(Adapté de Bushberg, Seibert, Leidholdt et Boone (2001))

1.2.2 Échographie ultrasonore

Dans la phase préopératoire, différentes techniques d'acquisition des images sont utilisées. L'une des méthodes parmi les plus utilisées pour détecter les anévrismes de l'aorte est l'échographie ultrasonore (Figure 10). Tout d'abord, cette technique est accessible dans les différents hôpitaux et est peu dispendieuse. De plus, elle permet un diagnostic rapide et est relativement précise pour déterminer de manière générale le diamètre d'un anévrisme. Par contre, cette technique ne peut offrir une visualisation suffisamment détaillée de l'anévrisme et des organes environnants pour fournir les informations nécessaires à une procédure endovasculaire.



Calcification Thrombus Lumière

Figure 10

Échographie ultrasonore

- Image de gauche : salle d'échographie conventionnelle (Adapté de Dundee (2005))
- Image de droite : image échographique d'un AAA (Adapté de Tristram (2005))

1.2.3 Angiographie par résonance magnétique

Une des techniques permettant d'obtenir une représentation tridimensionnelle de l'anatomie du patient est l'angiographie par résonance magnétique (ARM) (Figure 11). Cette technique très récente et considérablement dispendieuse n'est malheureusement pas disponible dans tous les hôpitaux. L'ARM est souvent utilisée pour visualiser les tissus mous. Grâce à un agent de contraste non toxique, appelé gadolinium, il est possible de visualiser les vaisseaux sanguins. Un autre avantage lié à cette technique est qu'elle n'est pas dommageable pour le corps humain contrairement aux techniques basées sur les Rayons X. Ainsi, l'ARM est une option intéressante pour l'acquisition d'images dans le cas d'anévrisme de l'aorte. Par contre, quelques limitations font en sorte que cette technique ne soit pas très utilisée pour ce type de maladie. Tout d'abord, l'ARM ne permet pas de détecter les calcifications. De plus, puisque le procédé permettant d'acquérir les images requiert un champ magnétique extrêmement élevé, il

n'est pas envisageable d'utiliser cette technique lorsqu'il y a présence d'objet métallique à l'intérieur du patient. Puisque les prothèses endovasculaires sont conçues à base d'alliage, l'ARM ne peut pas être utilisée en phase postopératoire pour suivre l'évolution de l'anévrisme. Préférant comparer le même type d'image avant et après intervention, cette technique d'acquisition n'est pas très utilisée.

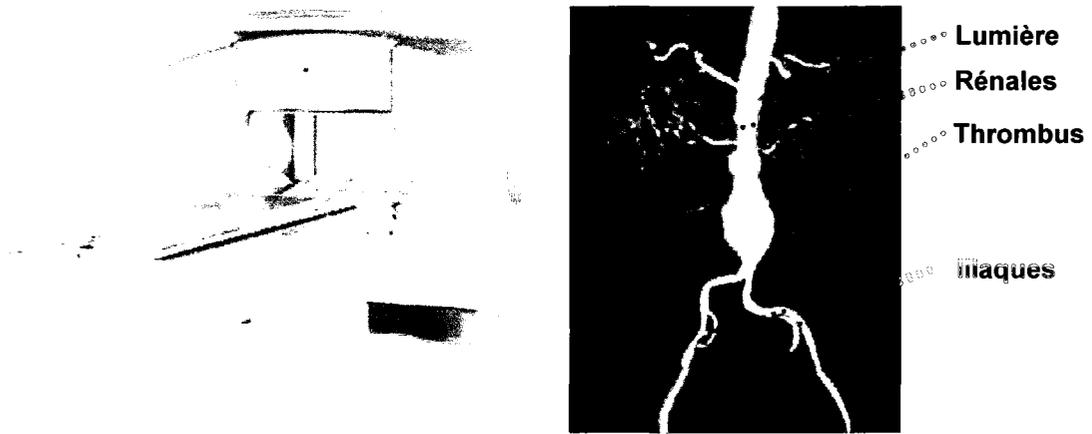


Figure 11 Angiographie par résonance magnétique
 - Image de gauche : Appareil d'AAA
 (Adapté de RadiologyInfo (2005))
 - Image de droite : image ARM d'AAA
 (Adapté de MRProtocols (2005))

1.2.4 Tomographie axiale assistée par ordinateur

La technique d'acquisition des images la plus utilisée pour traiter les anévrismes de l'aorte est sans aucun doute la tomographie axiale assistée par ordinateur (CTA) (Figure 12).

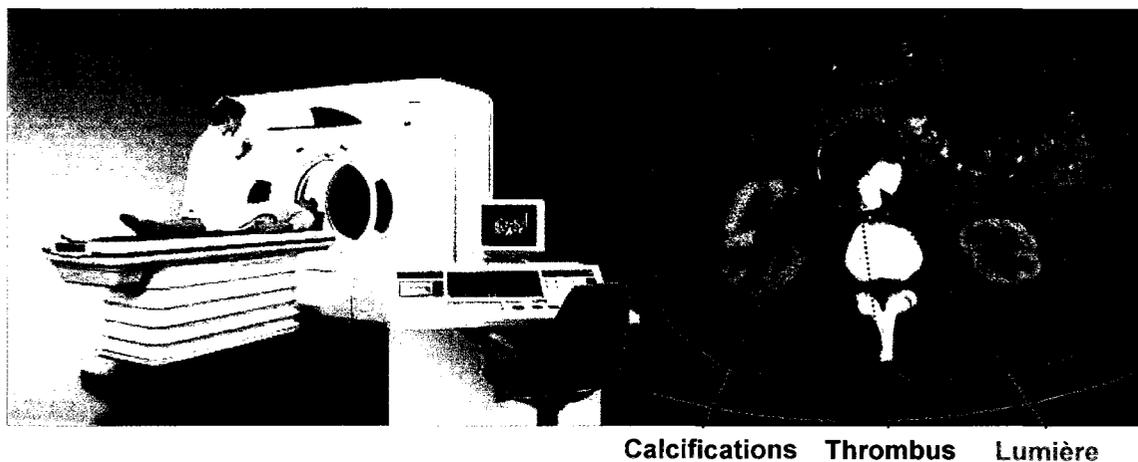


Figure 12 Image de gauche : tomographie axiale assistée par ordinateur (Adapté de RadiologyInfo (2005))
 Image de droite : image CTA d'un AAA
 Département de radiologie, CHUM - Hôpital Notre-Dame, Montréal

L'invention de la tomographie axiale assistée par ordinateur est remarquable puisqu'elle rassemble ingénierie, physique et mathématique développée plusieurs décennies auparavant.

En effet, les rayons X sont des rayons qui permettent de voir l'intérieur du corps humain. Ils ont été utilisés pour la première fois par Wilhelm Roentgen en 1895. L'une de ses premières images radiographiques fut la main de sa femme. Les rayons X ont été appelés ainsi puisque personne ne pouvait dire ce qu'ils étaient. Ces rayons sont en fait des radiations électromagnétiques très courtes, pouvant passer à travers le corps pour apparaître sur une plaque radiographique. Les structures osseuses sont radio opaques et absorbent les rayons X pour créer des zones blanches sur les radiographies. Ainsi, chacune des structures qui composent le corps humain présente des quantités d'absorption différentes aux rayons X, ce qui permet de les percevoir sur les radiographies. Auparavant, l'une des grandes limitations des rayons X était qu'ils ne pouvaient fournir que des images de projection en 2D du corps humain (Bordry, Fayard

et Curie, 1992). Au début du 20^e siècle, plus précisément en 1917, Johann Radon, un mathématicien, dérive une transformation permettant la reconstruction d'une image à partir d'une série de projections planaires prise autour d'un objet (Bingham, 1998).

Il faut attendre jusqu'en 1972 pour voir apparaître les premiers appareils dédiés à l'acquisition d'images tridimensionnelles. La tomographie axiale assistée par ordinateur a été développée par Godfrey Hounsfield et Alan Cormack. Elle est aujourd'hui parmi les techniques les plus utilisées en imagerie tridimensionnelle. L'appareil d'acquisition est généralement constitué d'une table calibrée qui se déplace en translation, d'un tube à rayons X monté de manière à ce qu'il puisse compléter une révolution complète autour du patient et une série de détecteurs à rayons X. Les rayons X issus du tube sortent en forme d'éventail (« Fan Beam ») contrôlé par l'opérateur de la machine. Durant l'acquisition d'une tranche (image) axiale de données, la source/détecteur effectue une révolution complète autour du patient (Figure 13). Ainsi, les données brutes provenant du détecteur sont une série de rétroprojections de la section. La reconstruction de ces rétro projections, grâce à la transformée de Radon inverse, forme une tranche axiale. Lorsqu'empilées les unes sur les autres, ces tranches axiales forment le volume qui correspond à l'anatomie du patient (EMedecine, 2005).

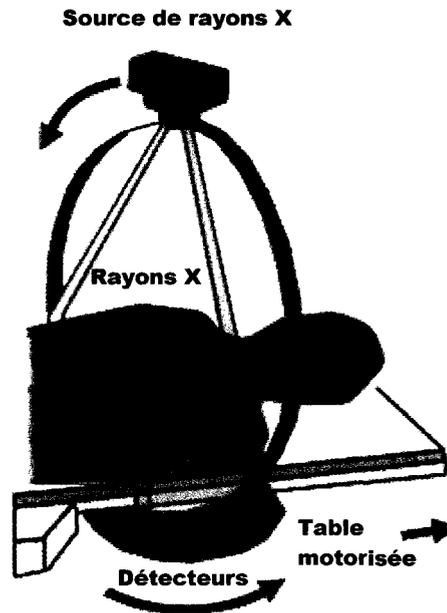


Figure 13 Fonctionnement de la tomographie axiale assistée par ordinateur (Adapté de Negrete (2003))

Bien que le principe soit resté le même, de récentes technologies ont permis quelques innovations. Depuis quelques années, le développement de détecteurs plus petits et moins dispendieux a permis de fixer une série de détecteurs tout autour de l'anneau. La seule pièce mobile demeure le tube à rayons X, permettant une simplification d'ingénierie et de câblage. Ainsi, il est libre de tourner autour du patient. En déplaçant la table vers l'anneau, il est maintenant possible de faire une acquisition hélicoïdale (en spirale). De plus, les nouveaux appareils offrent une acquisition multitranches, qui se traduit par l'acquisition de plusieurs tranches par révolution au lieu d'une seule. Ces nouvelles méthodes permettent une acquisition beaucoup plus rapide et réduisent les artefacts causés par les mouvements du patient.

Les rayons X rejoignent considérablement notre intuition. Les objets plus denses, tels que les os, absorbent plus de photons. Les objets moins denses comme les tissus mous, les muscles et le gras absorbent moins les photons. La distribution de ces photons suit une distribution de Poisson qui génère inévitablement du bruit de Poisson à l'intérieur

des rétros projections. Par contre, puisque les images sont obtenues par la reconstruction des rétros projections grâce à la transformée de Radon inverse, le bruit présent à l'intérieur des images axiales est caractérisé par du bruit de Poisson modifié par cette transformée de Radon inverse.

Un examen inclut généralement une série d'images permettant de constituer un volume. Parfois, pour le traitement des anévrismes par exemple, les images nécessitent l'utilisation d'un agent de contraste permettant un meilleur diagnostic lors de la lecture des données. Cet agent de contraste, à base d'iode, permet d'absorber les rayons X. Ainsi, le sang, généralement invisible sur les images, présente avec l'agent de contraste, une intensité semblable à celle des os. Tout dépendamment des besoins, l'espace entre les tranches peut être acquis de manière superposée, continue ou espacée. Une série d'images dépasse généralement 100 images de 512 x 512 pixels/image.

L'unité de mesure pour les valeurs d'intensité des images CTA est standard et connue sous le nom d'unité Hounsfield (HU). Chaque voxel représente l'absorption du petit volume qu'il couvre. La plage d'unité Hounsfield est calibrée, par convention, à l'aide du coefficient d'atténuation (δ) de l'eau par les rayons X, situé à 0 HU (Tableau 1).

$$HU = \frac{\delta_{tissu} - \delta_{eau}}{\delta_{eau}} \times 1000 \quad (1.1)$$

Tableau I
Calibration de la plage Hounsfield

Matière	Minimum	Maximum
Air	-1024 HU	
Gras	-300 HU	-100 HU
Eau	0 HU	
Muscles et tissus mous	10 HU	70 HU
Os	75 HU	3071 HU

1.2.5 Angiographie par rayons X

Bien que les images CTA soient généralement utilisées pour le diagnostic des anévrismes de l'aorte, pour des raisons d'encombrement, il n'est pas possible d'utiliser ce type d'équipement durant l'intervention. Ainsi, un autre type d'appareil assure la visualisation durant l'intervention. Cet appareil, nommé Angiographie par fluoroscopie ou « C-Arm », est utilisé pour suivre l'évolution, en temps réel, du cathéter contenant l'endoprothèse pendant sa progression à l'intérieur des vaisseaux sanguins du patient (Figure 14) et ce, grâce aux marqueurs placés sur l'endoprothèse (Figure 8 et Figure 15). Puisque cette technologie est aussi basée sur l'utilisation de rayons X, il est nécessaire d'injecter un agent de contraste à l'intérieur des vaisseaux sanguins pour l'acquisition des images. Le principal avantage de ce type d'appareil est la possibilité d'effectuer des rotations pour fournir aux intervenants l'orientation nécessaire à la navigation du cathéter à l'intérieur des vaisseaux sanguins. Cette intervention nécessite une certaine expertise de la part de l'intervenant afin d'acheminer le cathéter à l'endroit précis de l'anévrisme grâce aux images fournies par ce type d'appareil.



Figure 14 Angiographie par fluoroscopie
À gauche : appareil d'angiographie biplanaire
À droite : image d'angiographie d'un AAA
(Adapté de Mayfield (2005))

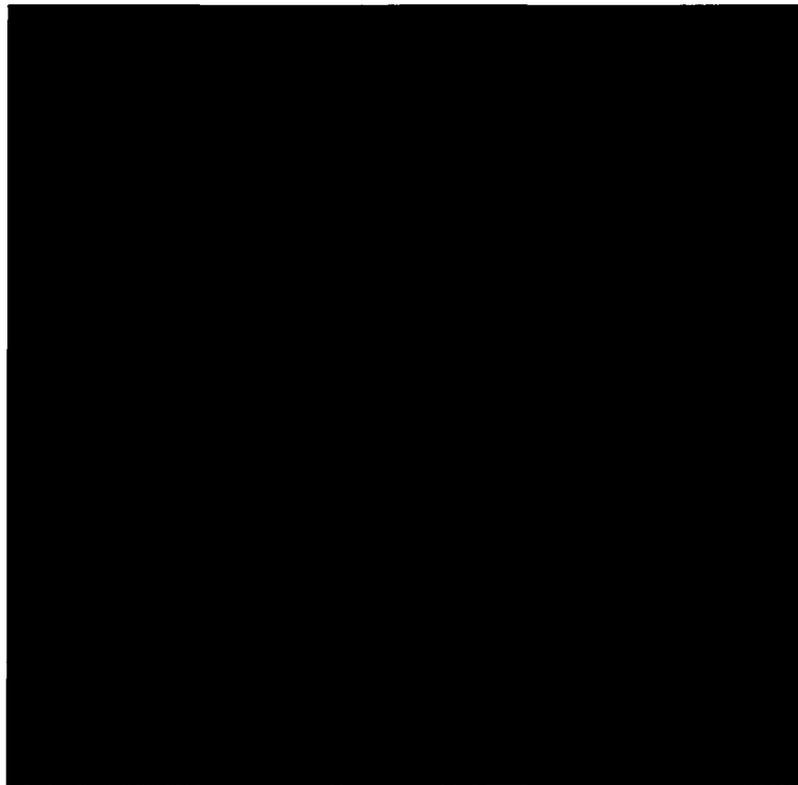


Figure 15 Angiographie par fluoroscopie avec endoprothèse
(Adapté de MeritCare (2005))

1.3 Segmentation des anévrismes de l'aorte abdominale dans la littérature

La segmentation des images peut être définie comme étant la division d'un ensemble de données (image ou volume) en régions d'intérêts où les éléments qui les constituent ont des propriétés semblables. Dans le domaine médical, ces différentes régions d'intérêts correspondent souvent à des structures spécifiques, tels que les os, les organes et les différents tissus mous, retrouvées à l'intérieur des images obtenues par les différents modes d'acquisition. Les buts sont de détecter des anomalies, d'analyser des structures, de planifier des interventions ou d'effectuer le suivi postopératoire d'un patient.

Généralement, le principal défi lié à la segmentation des images est de déterminer l'emplacement exact des frontières bruitées, floues ou partiellement inexistantes qui séparent ces différentes structures. La segmentation des AAA ne fait pas exception. Durant l'acquisition des images, un agent de contraste est injecté à l'intérieur de l'aorte du patient. Cet agent de contraste permet de bien distinguer la lumière sur les images CTA. Bien que la lumière soit facilement visible, il peut arriver qu'elle se rapproche des autres structures, telle que la colonne vertébrale ou les os de la hanche, qui généralement présentent le même niveau de contraste que la lumière avec agent de contraste. Par contre, c'est le thrombus qui constitue le défi majeur de la segmentation des AAA puisqu'il présente une capacité d'absorption similaire aux tissus voisins. Il est parfois très difficile de déterminer automatiquement l'emplacement exact de la frontière de la paroi externe du thrombus. Le principal problème de la segmentation des AAA est donc fortement lié aux frontières difficilement perceptibles (Figure 16).

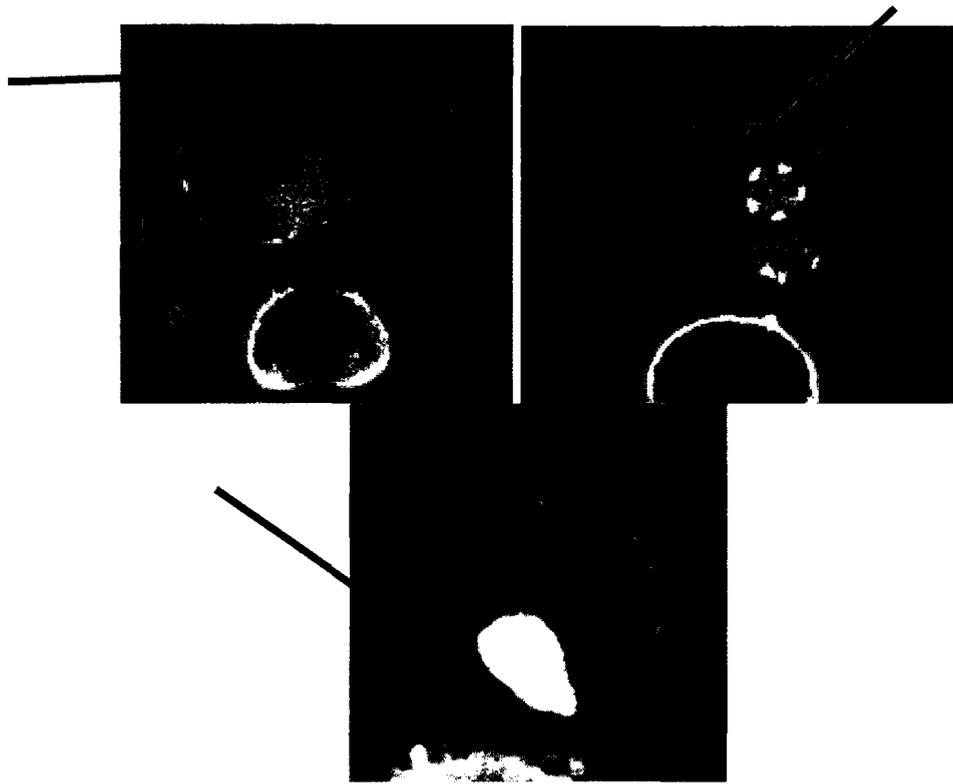


Figure 16 Frontières difficilement perceptibles entre le thrombus et les tissus voisins

Bien que les anévrismes de l'aorte soient connus depuis longtemps, les travaux menant à un modèle 3D d'un AAA sont tout récents. Jusqu'à aujourd'hui, quelques chercheurs se sont penchés sur des procédés de segmentation semi manuelle ou semi-automatique des AAA basées sur différentes techniques. Certaines reposent sur des techniques de segmentations avancées tandis que d'autres utilisent des méthodes statistiques.

Subasic, Loncaric et Sorantin (2001) ont mis au point une technique basée sur les courbes de niveaux 3D permettant de segmenter la lumière ainsi que le thrombus à partir d'images CTA de patients souffrants d'AAA. La méthode proposée se décompose en deux étapes. La première étape consiste à segmenter la lumière à partir d'une sphère positionnée entièrement à l'intérieur de la lumière, placée par l'utilisateur. Cette sphère est ensuite déformée dans les trois dimensions pour épouser la paroi de la lumière grâce

à une méthode de segmentation nommée courbes de niveaux (CN) ou « Level Set ». Le résultat obtenu de cette première étape représente la segmentation complète de la lumière. La deuxième étape consiste à segmenter le thrombus à partir du résultat obtenu par la segmentation de la lumière. L'utilisation des CN permet d'éliminer les petites fuites lorsque la frontière partiellement inexistante est relativement petite. Par contre, lorsqu'elle est grande, il devient très difficile d'éviter les fuites dans les régions voisines. Ainsi, un critère d'arrêt basé sur un ratio relatif au résultat de segmentation de la lumière est déterminé pour freiner l'évolution de la segmentation du thrombus. Les principaux désavantages de cette technique sont le temps de calcul nécessaire pour obtenir une segmentation complète de l'anévrisme ainsi que le manque de précision de la segmentation (Figure 17).

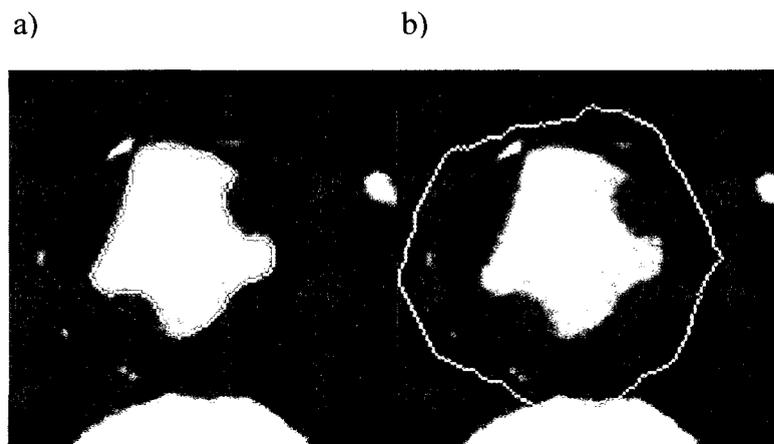


Figure 17 Résultats de segmentation d'anévrisme Subasic
 a) Résultat de segmentation de la lumière;
 b) Résultat de segmentation du thrombus.
 (Adapté de Subasic, Loncaric et Sorantin (2001))

Magee, Bulpitt et Berry (2001) proposent à leur tour une solution basée sur la combinaison d'un modèle déformable (MD) 3D et des courbes de niveaux (CN). Les modèles déformables proposés ici sont basés sur un maillage triangulé qui se déplace selon la normale jusqu'à ce qu'il atteigne la frontière externe du thrombus. L'avantage

du MD est sa grande rapidité à évoluer. Son désavantage majeur est son incapacité à aller dans les petits recoins telles que les artères rénales. Pour obtenir une segmentation plus détaillée, ils utilisent les CN. Les CN, bien que beaucoup moins rapides, permettent d'évoluer aisément dans les régions plus petites (Figure 18). Ainsi, la combinaison des deux techniques permet d'obtenir un modèle 3D du thrombus en moins de 2 heures comparativement aux 16 à 32 heures (variant selon la résolution utilisée lors de l'acquisition des images) normalement nécessaire pour segmenter en courbes de niveaux pures (sur un Pentium III).

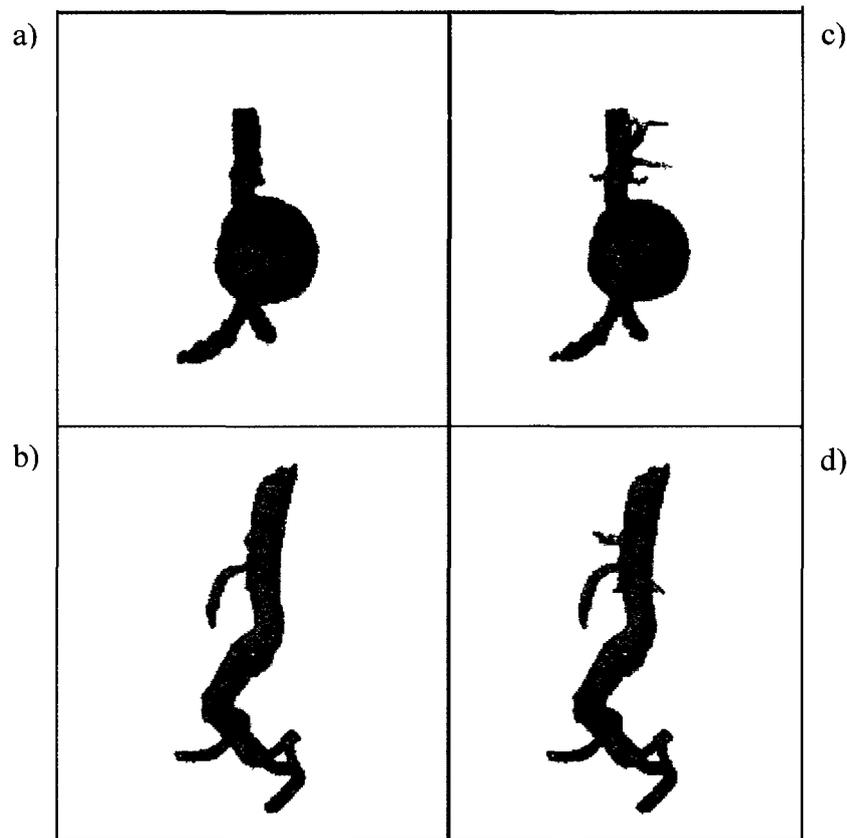


Figure 18 Résultats de segmentation d'anévrisme proposés par Magee
 a) Segmentation de la lumière et du thrombus par MD;
 b) Segmentation de la lumière par MD;
 c) Segmentation de la lumière et du thrombus par MD et CN;
 d) Segmentation de la lumière par MD et CN.
 (Adapté de Magee, Bulpitt et Berry (2001))

De leur côté, Deschamps et Cohen (2002) proposent une méthode basée sur une présegmentation rapide par Cheminement Rapide (CR) ou « Fast Marching » suivi d'un raffinement par CN. La méthode par CR proposée ici a été spécialement adaptée pour la segmentation d'objets tubulaires. Il faut comprendre que la méthode par CR tel que proposée par Sethian (1996) occasionne inévitablement des fuites. La méthode proposée par Deschamps permet de geler les points qui atteignent la frontière de manière à éviter les fuites éminentes (Figure 19).



Figure 19 Résultat de segmentation d'aorte proposé par Deschamps (Adapté de Deschamps et Cohen (2002))

Bruijne, Ginneken, Viergever et Niessen (2004) proposent une approche de segmentation interactive du thrombus. D'abord, une segmentation manuelle précise du thrombus est faite sur la première image du volume. Ensuite, une méthode automatique basée sur un modèle de forme active (MFA), mieux connue sous le nom de « Active Shape Model », permet de détecter les contours des images subséquentes en utilisant, comme référence, les résultats obtenus sur l'image précédente. Lorsqu'un contour n'est pas suffisamment précis, l'intervention de l'utilisateur est nécessaire. Le MFA est une technique de segmentation proposée par Cootes, Taylor, Cooper et Graham (1995) qui

combine les connaissances statistiques de la forme des objets et des variations de forme possibles selon les informations locales provenant des contours images. Ainsi, une solution est générée à partir du profil de niveau de gris provenant d'une base de connaissances statistiques et déformée selon les informations images (Figure 20). Des modifications ont été apportées à la méthode originale pour baser le profil du niveau de gris aux tranches adjacentes et permettre un repositionnement des marqueurs sur le gradient maximum des images (contours locaux).

Bien que cette technique s'avère précise et solide pour segmenter le thrombus, elle comporte tout de même quelques lacunes. Lors de l'utilisation de la segmentation tranche par tranche (segmentation 2D), la gestion de changements de topologie, telles que la fusion et la séparation du contour actif, devient impossible. Par exemple, pour les cas rencontrés au niveau de l'aorte abdominale pour, entre autres, former les artères iliaques. Ainsi, cette technique ne peut être utilisée pour la segmentation de la lumière. De plus, une segmentation manuelle précise du thrombus sur la première image est nécessaire et la segmentation automatique des tranches suivantes peut nécessiter des retouches de la part de l'utilisateur.

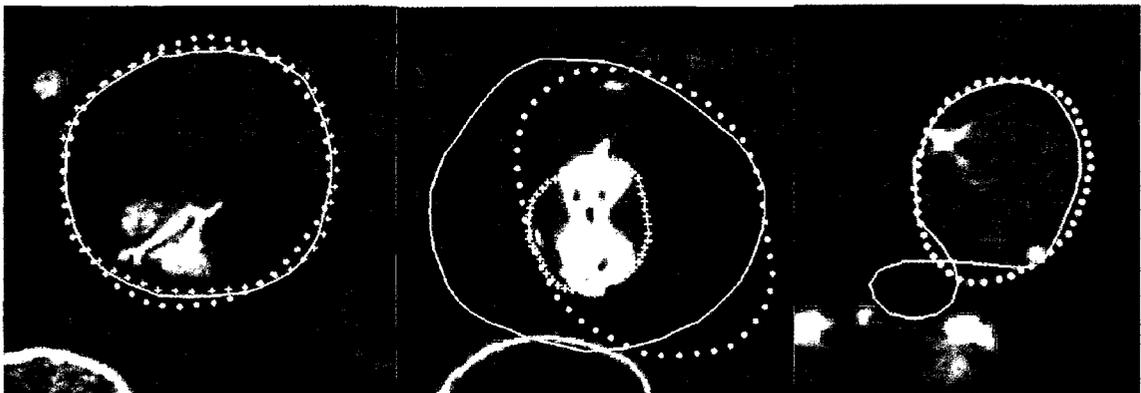


Figure 20 Résultat de segmentation d'anévrisme proposé par de Bruijne
 - Les points représentent la segmentation manuelle;
 - Les + représentent la segmentation par MFA linéaire;
 - Le trait représente la segmentation par MFA non linéaire.
 (Adapté de Bruijne, Ginneken, Viergever et Niessen (2004))

Sollie (2004) effectue une étude approfondie de différentes techniques souvent utilisées en segmentation des images médicales pour fournir une méthode de segmentation automatique de l'AAA. Des techniques aussi variées que la logique floue (« Fuzzy connectedness »), la montée des eaux (« Watershed ») et les courbes de niveaux (« Level Set ») ont été étudiées. La méthode estimée la plus efficace pour la segmentation des AAA, selon son étude, s'est avérée les courbes de niveaux (Figure 21). Des techniques de prétraitement des images simples tels que le filtre gaussien et le filtre médian, présentés dans la prochaine section, sont utilisées pour réduire l'effet du bruit dans les images. Tout comme Subasic, Loncaric et Sorantin (2001), la segmentation est effectuée en deux étapes, soit la segmentation de la lumière et ensuite la segmentation du thrombus.



Figure 21 Résultat de segmentation d'anévrisme proposé par Sollie
- Image de droite : modèle 3D de la lumière;
- Image de gauche : modèle 3D du thrombus et de la lumière.
(Adapté de Sollie (2004))

Récemment, Olabbarriaga, Rouet, Fradkin, Breeuwer et Niessen (2005) ont proposé une méthode de segmentation du thrombus par Modèle Déformable (MD) 3D basée sur les statistiques de niveaux de gris provenant d'une base d'apprentissage. La segmentation de la lumière est effectuée par MD et est restreinte par deux seuils correspondants à la plage d'unité HU qui correspond, à son tour, à l'agent de contraste injecté dans le sang du patient. La segmentation de la lumière est par la suite modifiée manuellement si nécessaire. À partir de la segmentation de la lumière, un MD du thrombus est généré et déformé selon une force interne et une force externe. La force interne a pour but de régulariser et lisser l'évolution du modèle déformable durant sa déformation. De son côté, la force externe, basée sur les classes d'entraînement, permet d'attirer le modèle déformable vers les contours de l'image (Figure 22).

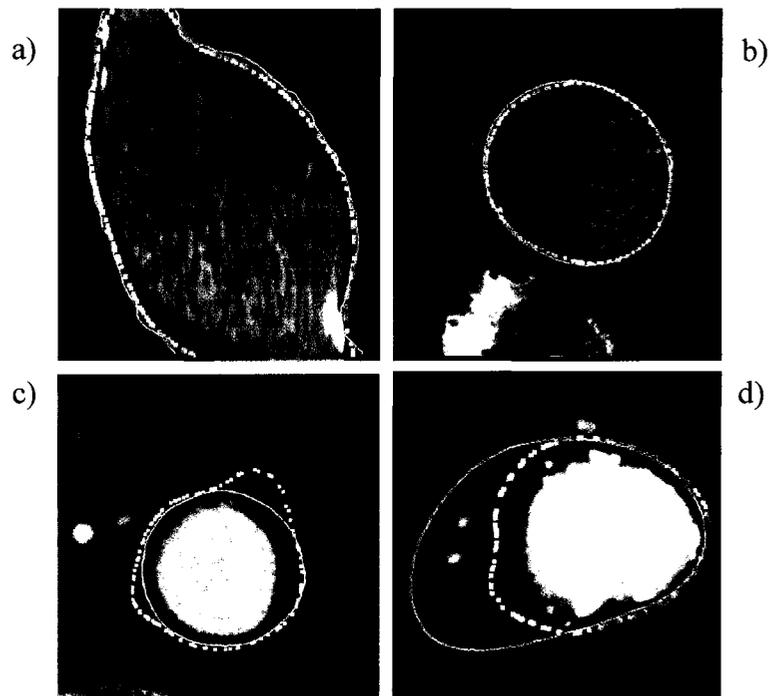


Figure 22

Résultat de segmentation d'anévrisme proposé par Olabbarriaga
 Ligne pleine : segmentation manuelle; Pointillés : segmentation MD
 a) et b) Segmentations réussies du thrombus;
 c) et d) Mauvais résultats de segmentation par MD.
 Adapté de Olabbarriaga, Rouet, Fradkin, Breeuwer et Niessen (2005)

Bien que différentes techniques aient été proposées pour la segmentation des AAA, le projet qui suit se penchera particulièrement sur les méthodes basées sur la segmentation par courbes de niveaux. Une description détaillée des techniques de prétraitement des images ainsi que des méthodes de segmentation précédemment discutées seront présentées dans la partie qui suit.

1.4 Prétraitement des images

Parmi les travaux sur la segmentation des AAA qui ont été présentés précédemment, bien peu discutent du prétraitement des images. Pourtant, en traitement des images, le prétraitement des images consiste en une étape très importante afin d'obtenir une segmentation précise. Le prétraitement des images a deux buts bien précis : la réduction du bruit et le rehaussement des caractéristiques importantes présentes dans les images.

Peu importe la technique d'acquisition des images utilisée, l'image obtenue à la sortie contient plus ou moins de bruit. Le bruit est caractérisé par la variation stochastique d'intensité ou par des parasites contenus dans les images. Le procédé utilisé pour atténuer le bruit dans les images est normalement appelé filtre. De son côté, le rehaussement des caractéristiques passe généralement par l'amélioration du contraste et par le rehaussement des arêtes des différentes structures présentes dans les images. Des informations complémentaires peuvent être retrouvées dans Gonzalez et Woods (2002).

1.4.1 La convolution

La convolution est l'une des principales opérations utilisées dans le prétraitement des images. La convolution 2D, représenté par $*$, se traduit par l'équation :

$$I(x, y) * h(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x-u, y-v) h(u, v) dv du \quad (1.2)$$

Où I est l'image, h est le noyau du filtre, x et y les dimensions de l'image, u et v les dimensions du noyau. La combinaison des filtres à l'utilisation de la convolution a permis le développement d'un très grand nombre de filtres.

1.4.1.1 Processus par masque

L'une des techniques parmi les plus connues permettant de réduire le bruit et de rehausser les caractéristiques d'une image est l'utilisation d'un processus par masque. Celle-ci est en fait l'implantation numérique de la convolution. Cette technique a pour objectif d'étudier le voisinage d'un pixel dans le but de lui attribuer une nouvelle intensité. Pour y arriver, nous utilisons un masque (noyau, fenêtre) d'une taille correspondant à la zone du voisinage à étudier. Chacun des emplacements de ce masque est appelé coefficient. Le centre du masque est déplacé sur l'image à traiter, d'un pixel à l'autre. Le pixel situé sous le coefficient central du masque est affecté entre chacun des déplacements (Figure 23).

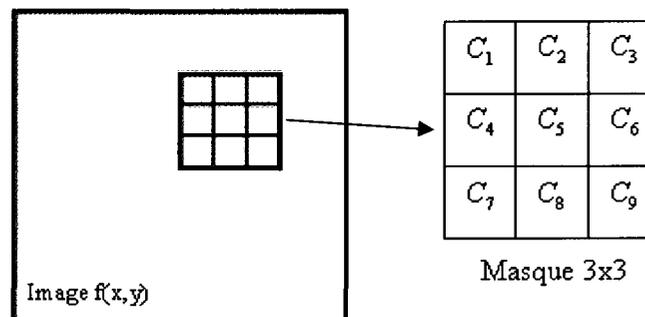


Figure 23 Le filtre

La modification des coefficients ainsi que la méthode utilisée pour calculer la valeur centrale du masque a permis de développer plusieurs types de filtre. Le bruit est souvent provoqué par des changements brusques et ponctuels dans l'intensité de l'image. Ils se présentent généralement dans les hautes fréquences de l'image. Ainsi, tel le filtre moyeneur, les filtres passe-bas permettent de couper ces hautes fréquences et sont utilisés afin d'atténuer l'effet du bruit dans les images.

Filtres gaussiens

Par contre, les filtres moyeneurs ont pour effet de lisser considérablement l'image d'entrée. Il est donc préférable, pour éviter ce type d'effet, d'utiliser un masque avec coefficient plus élevé au centre que sur les contours du noyau. Le filtre gaussien répond parfaitement à ce type de problème et est parmi les noyaux les plus utilisés pour lisser les images. Ce filtre est de type linéaire et est une version discrétisée de la fonction gaussienne 2D :

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1.3)$$

Équivalent à la convolution d'un filtre gaussien 3x3 avec écart-type $\sigma = 0.6746$

$$h(u, v) = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 \\ 3 & 9 & 3 \\ 1 & 3 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Grâce à la forme de son noyau, le filtre gaussien offre un lissage à peu près égal dans toutes les directions du filtre et est beaucoup plus homogène que le filtre moyeneur.

Évidemment, le filtre moyenneur et le filtre gaussien sont des filtres passe-bas qui réduisent autant les transitions brusques d'intensité causées par le bruit, que celles provoquées par les changements de structure, aussi nommés contours ou arêtes, dans les images.

Une alternative est d'utiliser un filtre non linéaire médian qui se base sur les statistiques. En classifiant les valeurs d'intensités contenues à l'intérieur du masque et en sélectionnant la valeur médiane, ce type de filtre permet souvent de préserver de manière plus efficace les arêtes de l'image.

1.4.1.2 Filtres de détection des arêtes

L'utilisation des filtres ne se limite pas à la réduction du bruit dans les images. La détection des arêtes est souvent parmi les premières étapes permettant la segmentation des images. Pour retrouver ces arêtes, le meilleur moyen est d'identifier les transitions brusques d'intensité qui séparent les différentes structures. Le calcul des dérivées d'une image permet de retrouver ces transitions d'intensités qui caractérisent les arêtes entre structures.

L'une des approches parmi les plus populaires pour calculer les dérivées premières d'une image est l'utilisation de l'opérateur gradient (∇). Le gradient est en fait la différence selon x et selon y de l'image. Cet opérateur permet d'aider à trouver les arêtes de l'image. L'amplitude du gradient d'une image I est calculée par :

$$|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\delta I}{\delta x}\right)^2 + \left(\frac{\delta I}{\delta y}\right)^2 + \left(\frac{\delta I}{\delta z}\right)^2} \quad (1.5)$$

Équivalent à effectuer la convolution d'un filtre gradient selon x et selon y :

$$x: \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad y: \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

D'autres techniques, tels que l'opérateur Roberts (Roberts, 1965), l'opérateur Prewitt (Prewitt, 1970) et l'opérateur Canny (Canny, 1986), ont été développées et permettent aussi de détecter les arêtes d'une image par des filtres de premier ordre. Notez que la dérivée seconde peut aussi être exprimée sous forme de filtre pour la détection des arêtes.

1.4.1.3 Filtres morphologiques

Les filtres morphologiques sont très souvent utilisés dans les techniques de traitement d'images. Ils découlent des mathématiques et plus précisément de la théorie des ensembles. En imagerie, ces ensembles sont représentés par les structures ou objets qui composent l'image. La morphologie permet l'étude de la forme des objets permettant d'effectuer des traitements différents suivant les valeurs de pixels. Il existe deux opérateurs fondamentaux qui sont à la base de plusieurs autres opérateurs morphologiques. Ces deux opérateurs sont la dilation et l'érosion morphologique. Dans les filtres morphologiques, le noyau est utilisé comme élément structurant.

Dilatation morphologique

La dilatation est un opérateur souvent utilisé pour augmenter la surface (2D) d'un objet, boucher progressivement les trous, réduire les concavités des objets et fusionner deux objets.

Érosion morphologique

L'érosion est l'opposé de la dilation. Elle est souvent utilisée pour réduire la surface d'un objet, creuser progressivement les trous, augmenter les concavités des objets et séparer les objets en contact.

1.4.2 Équation de dérivées partielles

Évidemment, les techniques de débruitage développées autour des filtres permettent de réduire le bruit en coupant les hautes fréquences de l'image. Malheureusement, les hautes fréquences ne contiennent pas uniquement du bruit. Des caractéristiques importantes de l'image telles que les arêtes se retrouvent aussi dans les hautes fréquences. Pour cette raison, les arêtes se retrouvent généralement adoucies, voire floues après un filtrage conventionnel. Naturellement, le prétraitement des images dans le but de mieux segmenter les images nécessite des arêtes précises et bien délimitées. Ainsi, des techniques basées sur la diffusion ont été développées pour contrer ce type de problème.

Depuis quelques années, le traitement numérique des images dans des domaines aussi variés que l'aérospatial, l'astronomie, l'imagerie médicale, etc. a suscité l'intérêt des mathématiciens et physiciens. Rapidement, des liens se sont tissés entre des phénomènes physiques déjà bien connus et le traitement des images. Parmi ces phénomènes physiques, celui qui a sans doute le plus marqué le traitement des images est sans doute le phénomène d'écoulement de la chaleur, à qui l'on doit les équations de dérivées partielles (ÉDP). Plusieurs techniques en traitement d'image, dont les techniques basées sur la diffusion ainsi que des méthodes de segmentation avancées telles que les courbes de niveaux, reposent sur la résolution d'ÉDP.

1.4.2.1 Équation de chaleur

Les premiers travaux s'intéressant à l'équation de chaleur à l'intérieur de matériaux ont été effectués par Joseph Fourier en 1807. Plus récemment, Koenderink (1984) a démontré que la convolution d'une image bruitée par un filtre gaussien était la solution générale d'une ÉDP de type $L_t = \Delta L$, connue sous le nom de fonction de Green. En physique, cette équation est connue depuis très longtemps et décrit l'évolution de la température à l'intérieur d'un matériau. Cette équation permet en effet de suivre l'évolution de la température à l'intérieur d'un matériau, lorsque chauffé à un endroit bien précis, localement, d'où son nom équation de chaleur. Nous pouvons aussi considérer cette équation comme étant un axiome échelle/espace (« Scale-Space ») puisque le résultat de ce type d'équation s'obtient par un état initial sous l'effet du temps. En général, seule la solution convergée est le résultat recherché. L'échelle/espace n'est que le moyen utilisé pour y arriver. Dans le domaine de l'imagerie, cette équation est mieux connue sous le nom d'équation de diffusion et l'échelle est souvent remplacée par le temps, d'où son appellation commune espace/temps (Keriven (1997), Caselles et Morel (1998), Jolly et Planck's (2002)).

1.4.2.2 Liens entre l'équation de chaleur et les ÉDP

À partir d'un contexte physique, l'équation de diffusion, provient de la loi de Fick :

$$j = -D\nabla I \quad (1.7)$$

Associée à l'équation de continuité :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\nabla \cdot j \quad (1.8)$$

D'où l'équation générale de diffusion :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla \cdot (D\nabla I) \quad (1.9)$$

Où D est un paramètre permettant de contrôler la diffusion, aussi connue sous le nom de tenseur, et I est la concentration de chaleur.

Le développement explicite de l'équation générale de diffusion est exprimé numériquement par :

$$I^{n+1} = I^n + \tau [\nabla \cdot (D \nabla I)] \quad (1.10)$$

Où I^n est la concentration de chaleur à l'itération présente, I^{n+1} la concentration de chaleur à l'itération suivante et τ le pas de temps qui doit satisfaire la condition de Courant-Friedrichs-Levy (CFL) pour assurer la stabilité numérique. Comme on peut le constater, les ÉDP permettent de trouver des solutions par un processus itératif (espace-temps). L'image évolue d'une itération à l'autre (dans le temps) et la solution recherchée est généralement le résultat de la dernière itération.

1.4.2.3 Diffusion isotropique linéaire

La première utilisation de la diffusion dans le traitement des images fut la diffusion isotropique linéaire (Weeratunga et Kamath (2002)). Ce diffuseur se comporte exactement comme le filtre gaussien, mais selon un processus itératif. La relation qui existe entre le filtre gaussien (éq. 1.3) et la diffusion isotropique linéaire se décrit comme suit :

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \nabla I(x, y, t) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} I(x, y, t) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} I(x, y, t) \quad (1.11)$$

Où $I(x, y, t)$ est une image 2D, avec un temps $t = 0.5\sigma^2$, et une condition initiale $I(x, y, 0) = I_0(x, y)$ où I_0 est l'image originale. Sous une forme plus générale, nous pouvons écrire :

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \nabla \cdot (D(x, y, t) \nabla I(x, y, t)) \quad (1.12)$$

avec

$$I(x, y, 0) = I_0(x, y) \quad (1.13)$$

Où nous retrouvons le terme de diffusion $D(x, y, t)$, ∇ est l'opérateur de gradient et $\nabla \cdot$ est l'opérateur de divergence. Lorsque D est constant, donc indépendant de x, y et t , nous sommes en présence d'une équation de diffusion linéaire. Peu importe la position du diffuseur dans l'image, qu'il y ait arêtes ou pas, tout est lissé (filtré) de manière égale. Bien entendu, ce phénomène n'est pas recherché lorsque nous voulons rehausser les images.

1.4.2.4 Diffusion isotropique non linéaire

Perona et Malik (1987) proposent de rendre le terme de diffusion D dépendant des caractéristiques de l'image. Ainsi, l'équation de diffusion linéaire est devenue une équation de diffusion non linéaire. En utilisant une fonction D basée sur la dérivée de l'image au temps t , il est possible de contrôler la diffusion près des contours de l'image. Voici quelques exemples de fonction de diffusion tels que proposés par Perona-Malik :

$$D = g(|\nabla I|^2) \quad (1.14)$$

et

$$g(s^2) = \frac{1}{\left(1 + \frac{s^2}{\lambda^2}\right)} \quad \text{ou} \quad g(s^2) = e^{-\left(\frac{s^2}{\lambda^2}\right)} \quad (1.15)$$

avec λ un seuil de détection d'arêtes.

Ainsi, la diffusion isotropique non linéaire permet de lisser dans les parties de l'image où le gradient est faible, donc dans les zones homogènes, et de limiter le lissage dans les régions où le gradient est élevé, près des arêtes. Par contre, puisque la diffusion près des arêtes est minimale, la réduction du bruit près des arêtes se retrouve aussi minimisée. Pour remédier à ce problème, la diffusion anisotropique non linéaire a été développée.

1.4.2.5 Diffusion anisotropique non linéaire

Dans les travaux de Perona et Malik (1990), le terme anisotropique est référé à une diffusion non linéaire et non-homogène. Le terme anisotropique est donc réservé aux cas où la diffusion est contrôlée par un tenseur qui varie selon la position ainsi que l'orientation des arêtes :

$$D = [v_1 \quad v_2] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

où v_1 et v_2 sont des vecteurs propres tel que :

$$v_1 \parallel \nabla I_\sigma \text{ et } v_2 \perp \nabla I_\sigma \quad (1.17)$$

Avec ∇I_σ e gradient de l'image préalablement convoluée par un filtre gaussien ayant comme variance σ . Lorsque le but de la diffusion anisotropique est de rehausser les arêtes, la valeur propre λ_2 est généralement fixée à 1 pour favoriser le lissage dans la direction de v_2 . De son côté, la valeur propre λ_1 peut être l'une des formes de diffusion présentée dans la diffusion isotropique linéaire (éq. 1.11) en limitant la diffusion dans la direction du gradient. Ainsi, près des contours, la diffusion anisotropique favorise un lissage parallèle aux contours pour éviter le lissage des arêtes.

Depuis, plusieurs auteurs se sont penchés sur cette approche et ont proposé des améliorations à cette technique (Figure 24).

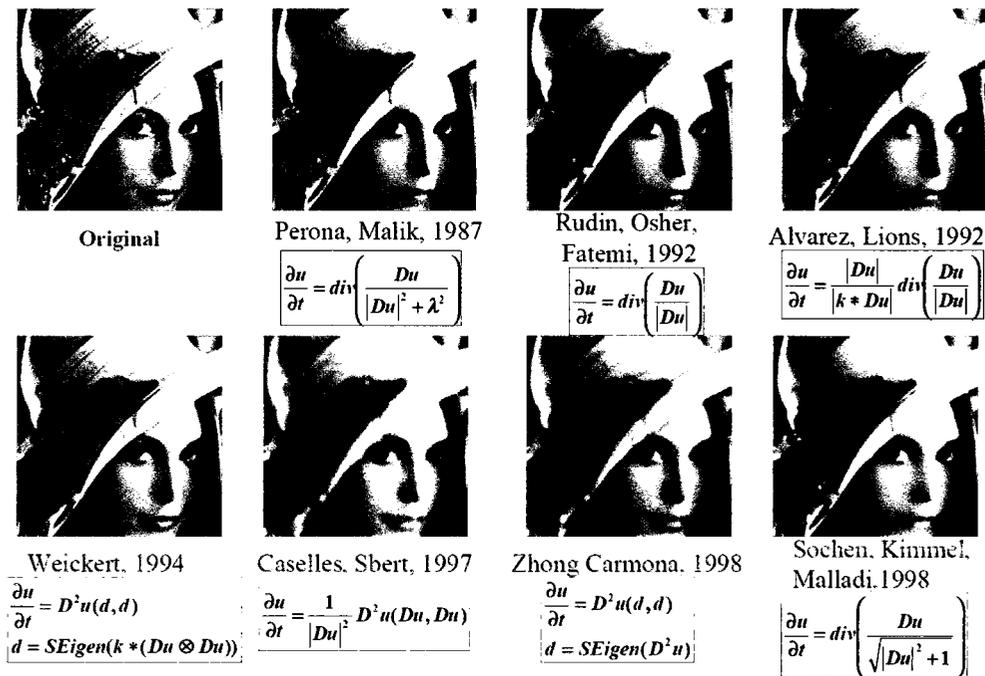


Figure 24 Quelques diffuseurs non linéaires
(Adapté de Guichard et Morel (2000))

1.4.2.6 Optimisation des techniques itératives

L'un des principaux avantages des techniques basées sur les ÉDP est la possibilité de les adapter facilement aux résolutions numériques. La façon la plus simple d'y arriver est l'utilisation des méthodes de résolution explicite (i.e.: éq.1.10). Bien que cette stratégie de résolution soit la plus simple, elle est généralement très lourde pour résoudre les ÉDP puisque qu'un très petit pas Δt est nécessaire pour assurer la stabilité du système (CFL). Heureusement, des travaux ont permis d'optimiser la résolution de ces ÉDP en discrétisant le temps et l'espace pour augmenter de manière significative la stabilité de la résolution numérique. Entre autres, la méthode proposée par Weickert, Bart et Romeny (1998), appelée « Additive Operator Splitting », permet de passer d'une résolution d'ÉDP explicite à une résolution d'ÉDP semi-implicite et discrédite l'espace et temps de

la résolution numérique. Ceci permet l'utilisation d'un pas de temps Δt beaucoup plus élevé tout en assurant la stabilité de la résolution numérique.

1.5 Segmentation des images

Bien qu'un bon prétraitement des images favorise une segmentation précise des images, l'étape de segmentation des images demeure souvent très complexe. La section suivante traite des différentes stratégies de segmentation ainsi que des différentes techniques de segmentation les plus couramment utilisées en imagerie médicale 2D et 3D.

1.5.1 Stratégie de segmentation manuelle vs automatique

Il existe différentes stratégies pour segmenter les images. Quelques-unes exigent beaucoup d'interaction de l'utilisateur tandis que d'autres sont tout à fait autonomes. On peut ainsi répertorier les stratégies de segmentation en quatre grandes catégories : manuelle, semi-manuelle, semi-automatique et automatique.

La segmentation manuelle implique une assistance continue de l'utilisateur. En milieu médical, c'est généralement un radiologue expérimenté qui segmente manuellement les objets d'intérêt contenus dans les images. Cette segmentation manuelle est généralement réalisée par le traçage précis des contours des objets souhaités. Ainsi, dans un volume d'image, l'expert devra délimiter manuellement et très précisément, chacun de ces objets. Pour la segmentation des AAA, la lumière, le thrombus et les calcifications doivent être tracés sur chacune des images qui composent le volume. Ce travail peut exiger entre 3 à 15 heures de travail selon la complexité et le nombre d'images à traiter, variant en moyenne entre 100 et 1000 images par patient. De plus, les segmentations manuelles ne sont souvent pas objectives et reproductibles puisque la fatigue, l'expertise et la patience sont tous des critères pouvant influencer le résultat final. Pour éviter ces problèmes, des techniques semi-manuelles ont été développées.

La segmentation semi-manuelle implique moins d'assistance de la part de l'utilisateur. Généralement, les techniques de segmentation semi-manuelles exigent un contour approximatif entourant la structure à segmenter. Par la suite, une déformation automatique de ce contour est effectuée en attirant ce contour vers les arêtes présentes dans l'image. Un contour initial qui évolue dans le temps pour arriver à une solution finale est appelé contour actif. Bien que cette technique apporte une assistance considérable à l'utilisateur, le contour fourni manuellement doit se trouver suffisamment près du contour final. Sinon, il y a un risque que le contour actif se colle à des contours voisins ne correspondant pas à la solution recherchée. De plus, des retouches manuelles sont souvent nécessaires. Évidemment, bien qu'elle soit plus rapide que la segmentation manuelle, cette technique peut tout de même prendre jusqu'à 2 h, pour un volume contenant environ 200 images, avant d'obtenir une segmentation satisfaisante. Pour ces raisons, des techniques semi-automatiques ont été développées et sont de plus en plus utilisées.

Généralement, les méthodes manuelles et semi-manuelles sont traitées en 2D. Chacune des images formant le volume est segmentée indépendamment. Ainsi, la cohérence entre les tranches est difficilement prévisible. De son côté, la segmentation semi-automatique peut tout aussi bien traiter les images 2D que les volumes 3D. Généralement, les méthodes semi-automatiques sont initialisées par l'utilisateur à l'aide de marqueurs situés à l'intérieur des objets à segmenter. L'initialisation n'a pas autant d'importance et ne nécessite pas autant de précision que les méthodes semi-manuelles. Deux avantages majeurs favorisent les méthodes semi-automatiques. Dans un premier temps, la segmentation est consistante et objective. Dans un deuxième temps, les résultats peuvent être obtenus dans une fraction du temps généralement requis par les méthodes manuelles ou semi-manuelles.

Bien que plusieurs auteurs tels que Magee, Bulpitt et Berry (2001), Bruijne, Ginneken, Bartels, van der Laan, Blankensteijn, Niessen et Viergever (2003) et Sollie (2004)

prétendent développer des techniques de segmentation totalement automatiques bien peu le sont réellement. Généralement, il y a un minimum d'interaction requis; elles seraient donc répertoriées dans la catégorie semi-automatique. Malgré tout, certaines méthodes sont tout de même totalement automatiques et sont généralement utilisées lorsque les images ne varient pas ou très légèrement d'une étude à l'autre.

1.5.2 Segmentation en imagerie médicale

Dans la section suivante, différentes techniques de segmentation tridimensionnelle, utilisées en imagerie médicale, sont présentées et discutées.

1.5.2.1 Seuillage

Le seuillage est sans doute la technique de segmentation la plus simple et permet parfois d'obtenir de très bons résultats. Elle permet de séparer en deux classes les intensités de chacun des pixels contenus dans une image, grâce à l'utilisation de seuils d'intensité définis par l'utilisateur.

1.5.2.2 Croissance de région

Les méthodes de segmentation par évolution de contours actifs sont de plus en plus courantes pour la segmentation de structure et sont grandement utilisées dans le domaine de l'imagerie médicale. Il existe deux types de représentation permettant de suivre l'évolution des contours actifs soit, la représentation explicite et la représentation implicite. Pour ne pas confondre le lecteur, précisons immédiatement que la représentation implicite/explicite concerne le schéma utilisé pour représenter les contours actifs et la résolution implicite/semi-implicite/explicite concerne la manière dont l'ÉDP est résolue.

L'une des techniques de segmentation 2D/3D parmi les plus simples, basée sur une représentation implicite d'évolution par contour actif, est sans doute l'approche par croissance de région. Toutes croissances de région sont initialisées par un ou des marqueurs, qui sont en fait des contours actifs, situés à l'intérieur des structures à segmenter. Ils font donc partie des méthodes de segmentation semi-automatiques. Comme son nom l'indique, la méthode consiste à faire évoluer le ou les contours actifs initiaux en couvrant toute la région voulue pour s'arrêter aux frontières de la structure recherchée, en se basant sur la similarité des pixels/voxels voisins. Pour y arriver, deux approches peuvent être utilisées. Dans sa plus simple version, l'approche est basée sur une plage d'intensité tolérée dans le voisinage des pixels/voxels du contour actif. Cette version est appelée croissance de région par seuillage. La deuxième version, appelée croissance de région basée sur intervalle de confiance, est basée sur les propriétés statistiques recueillies durant l'évolution du contour actif. Ainsi, la moyenne et la variance sont les critères d'évolution (Ilic et Ulicny (2000)).

Bien que ce type d'évolution soit très simple à comprendre, à implanter et surtout très rapide, son principal désavantage est sa facilité à fuir dans les structures voisines qui présentent des intensités semblables à la structure à segmenter, comme il est souvent le cas en imagerie médicale. Pour contrer ce problème majeur, différentes techniques basées sur les modèles à contours actifs ont été développées dans le but de contrôler, durant la segmentation, l'évolution du contour actif.

1.5.2.3 Modèle déformable

Une autre technique à être développée pour l'évolution de contours actifs est le modèle déformable mieux connu sous le nom de « Snakes » et développé par Kass, Witkin et Terzopoulos (1987). Cette technique, basée sur l'évolution de courbe ou de surface paramétrique, repose sur une représentation explicite. Dans une représentation explicite, la courbe est définie par un ensemble de marqueurs qui correspondent à des

coordonnées. Le but du modèle déformable est de faire évoluer, par minimisation d'énergie, un contour initial situé relativement près de la solution recherchée, et initialement positionnée par l'utilisateur. Il est exprimé sous la forme d'un contour paramétrique explicite situé dans le plan de l'image. Cette stratégie de segmentation est de type semi-manuelle.

La déformation de ce contour est généralement régie par deux fonctions d'énergie. Le premier terme $S(v)$ correspond à l'énergie de déformation interne propre au contour permettant de contrôler l'élasticité ainsi que la rigidité du contour actif durant son évolution. Le deuxième terme $P(v)$ permet de coupler le modèle déformable aux caractéristiques de l'image. Cette dernière permet de pousser l'évolution du contour actif dans les régions homogènes et à le freiner près d'un contour image. L'énergie du modèle déformable est donc représentée par :

$$\varepsilon(v) = S(v) + P(v) \quad (1.18)$$

Ainsi, le but est de minimiser l'énergie du modèle déformable $\varepsilon(v)$. Lorsque le contour atteint une énergie minimum, il a donc atteint sa forme finale. Ce type de modèle comble certaines caractéristiques recherchées en imagerie médicale. Tout d'abord, il permet d'obtenir une certaine cohérence sur la connectivité des points du modèle paramétrique. Ensuite, ce type d'approche permet un certain contrôle sur le lissage du contour actif durant son évolution grâce à l'énergie interne permettant d'être moins sensible au bruit et d'éviter les irrégularités.

Malheureusement, les modèles déformables comportent plusieurs limitations majeures. Tout d'abord, lorsque le modèle initial est considérablement éloigné de la solution recherchée, l'évolution du contour actif a tendance à rester coincée à l'intérieur de

minimums locaux qui ne correspondent généralement pas à la solution recherchée. De plus, puisque cette technique repose sur le mouvement de marqueurs connectés entre eux par des segments, le croisement des marqueurs ainsi que la gestion des changements topologiques rend l'opération très complexe (0Figure 25). Un changement topologique survient lorsque le contour actif doit se séparer ou fusionner. Ces changements topologiques sont très fréquents en imagerie médicale. Une solution permettant de repérer ce type de changement durant l'évolution du contour actif est de paramétrer de nouveau la courbe lorsqu'un changement topologique est détecté. Évidemment, ceci requiert des schémas sophistiqués et lourds. De plus, bien que ce type d'approche soit adapté pour la segmentation d'image 2D, elle l'est beaucoup moins pour les dimensions supérieures (3D/4D).

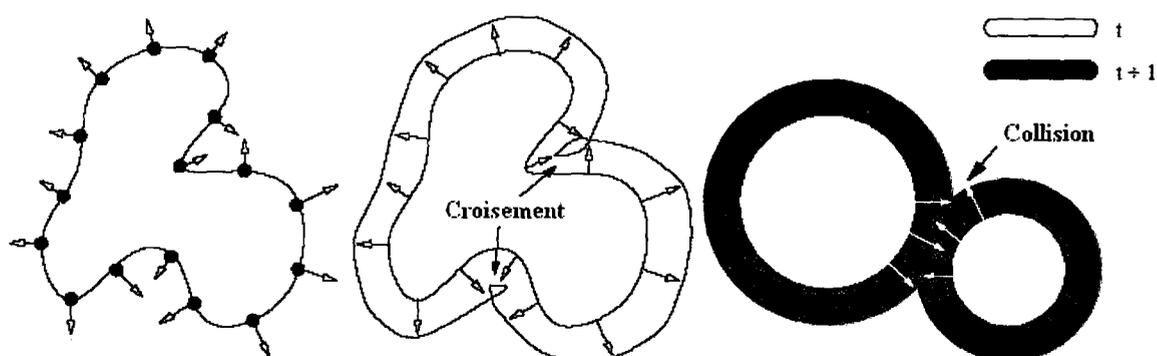


Figure 25 Problèmes liés l'évolution par déplacements de marqueurs
 - Image de gauche : technique par déplacement de marqueurs;
 - Image du centre : problème lié au croisement des marqueurs;
 - Image de droite : problème lié à la collision entre marqueurs.
 (Adapté de Deschamps (2001))

Ces limitations ne rendent pas cette approche très attrayante pour la segmentation 3D des AAA. Heureusement, une alternative plus élégante peut nous aider à combler les lacunes des modèles déformables.

1.5.2.4 Courbes de niveaux

Parallèlement aux travaux menés sur les modèles déformables, Osher et Sethian (1988) ont eux aussi travaillé sur une technique permettant de suivre l'évolution de contours actifs. Cette technique repose sur une représentation implicite du contour actif. Ainsi, le contour actif n'est plus défini par une liste de points mais plutôt représenté à l'intérieur d'une fonction scalaire.

Cette technique se base sur une évolution par courbes de niveaux, connue sous le nom de « Level Set ». Puisque implicite, cette technique permet de négocier sans effort avec les différents changements topologiques que peut subir le contour actif durant son évolution (Figure 26). De plus, cette méthode peut facilement être adaptée aux dimensions supérieures.

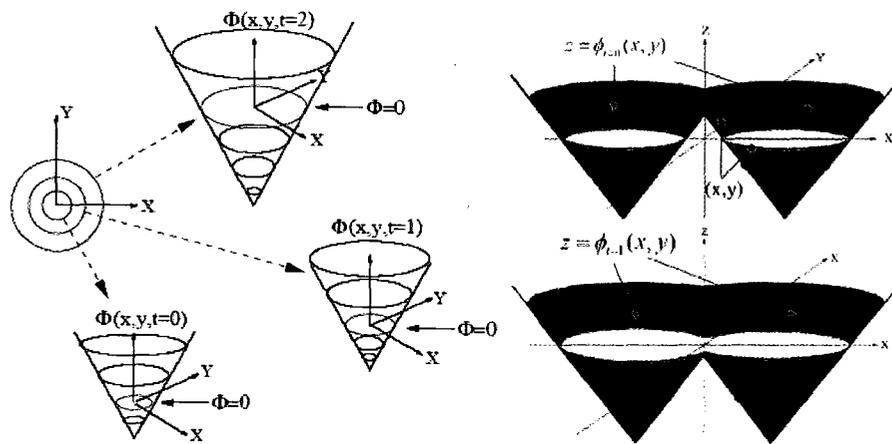


Figure 26 Évolution du contour actif par courbes de niveaux
 - Image de gauche : évolution par courbes de niveaux;
 - Image de droite : gestion des changements topologiques
 (Adapté de Sethian (1999))

Une formule générale a tout d'abord été développée par Osher et Sethian (1988) pour la simulation de phénomènes physiques. Caselles, Catté, Coll et Dibos (1993) ainsi que

Malladi, Sethian et Vemuri (1995) apportent une extension à la méthode par courbes de niveaux pour l'adapter à la segmentation des images et plus particulièrement aux images médicales.

Le principe derrière cette méthode est issu des ÉDP présentées précédemment et est semblable à celui proposé par les modèles déformables. Partant de l'idée que nous avons un contour actif initial défini par l'utilisateur ou obtenu par une présegmentation, le but est de propager ce contour actif dans le temps selon une certaine vitesse dans la direction de sa normale.

Pour y arriver, considérons le contour actif initial nommé C_0 qui sera défini par un ensemble de points (x, y) . Dans les méthodes par courbes de niveaux, le contour actif initial est représenté à l'intérieur d'une fonction augmentée d'une dimension qui, en fait, est une carte de distance signée $\varphi(x, y; t = 0)$, carte 2D augmentée d'une dimension t , où les différents points de cette carte représentent la distance euclidienne minimum entre le point (x, y) et le contour actif au temps t (C_t). Le niveau zéro $\varphi(x, y; t) = 0$ de cette carte de distance représente toujours l'emplacement du contour actif au temps t (Figure 27).

5	4,2	3,6	3,2	2,8	2,2	2	2	2	2,2	2,8	3,2	3,6	4,2	5
4,2	3,6	2,8	2,2	2	1,4	1	1	1	1,4	2	2,2	2,8	3,6	4,2
3,6	2,8	2,2	1,4	1	1	0	0	0	1	1	1,4	2,2	2,8	3,6
3,2	2,2	1,4	1	0	0	-1	-1	-1	0	0	1	1,4	2,2	3,2
2,8	2	1	0	-1	-1	-1,4	-2	-1,4	-1	-1	0	1	2	2,8
2,2	1,4	1	0	-1	-2	-2,2	-2,8	-2,2	-2	-1	0	1	1,4	2,2
2	1	0	-1	-1,4	-2,2	-3,2	-3,6	-3,2	-2,2	-1,4	-1	0	1	2
2	1	0	-1	-2	-2,8	-3,6	-4,5	-3,6	-2,8	-2	-1	0	1	2
2	1	0	-1	-1,4	-2,2	-3,2	-3,6	-3,2	-2,2	-1,4	-1	0	1	2
2,2	1,4	1	0	-1	-2	-2,2	-2,8	-2,2	-2	-1	0	1	1,4	2,2
2,8	2	1	0	-1	-1	-1,4	-2	-1,4	-1	-1	0	1	2	2,8
3,2	2,2	1,4	1	0	0	-1	-1	-1	0	0	1	1,4	2,2	3,2
3,6	2,8	2,2	1,4	1	1	0	0	0	1	1	1,4	2,2	2,8	3,6
4,2	3,6	2,8	2,2	2	1,4	1	1	1	1,4	2	2,2	2,8	3,6	4,2
5	4,2	3,6	3,2	2,8	2,2	2	2	2	2,2	2,8	3,2	3,6	4,2	5

— Ω
— Γ

Figure 27 Carte de distance : Fonction ϕ

$$C_0(x, y) = \phi(x, y; t = 0) = 0 \quad (1.19)$$

$$C_t(x, y) = \phi(x, y; t) = 0 \quad (1.20)$$

$$\phi(x, y; t) = \pm d \quad (1.21)$$

Selon l'auteur, la fonction ϕ peut être négative à l'intérieur et positive à l'extérieur, ou l'inverse :

$$\phi(x, y; t) < 0 \text{ Pour } (x, y) \in \Omega \quad (1.22)$$

$$\phi(x, y; t) > 0 \text{ Pour } (x, y) \notin \Omega \quad (1.23)$$

$$\phi(x, y; t) = 0 \text{ Pour } (x, y) \in \partial\Omega = \Gamma(t) \quad (1.24)$$

Où Ω définit la région située à l'intérieur de la courbe et $\Gamma(t)$ l'ensemble des points qui est situé exactement sur la courbe du temps t .

Le mouvement de ϕ dans le temps peut alors être défini par une ÉDP sous l'influence d'un champ de force F :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F \cdot \nabla \phi = 0 \quad (1.25)$$

La direction normale de φ est définie par :

$$N = \frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|} \quad (1.26)$$

Puisque seul le mouvement de F dans la direction normale au contour actif est considéré :

$$F_N = F \cdot \frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|} \quad (1.27)$$

Nous obtenons alors l'équation générale d'évolution par courbes de niveaux permettant de faire avancer et reculer le contour actif (bidirectionnel) dans sa direction normale selon un champ de vitesse :

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} + F_N \cdot |\nabla\varphi| = 0 \quad (1.28)$$

1.5.2.5 Évaluation d'une fonction de vitesse

L'évolution par courbes de niveaux permet au contour actif de prendre la forme de la structure que nous désirons segmenter. La précision de cette segmentation dépend précisément du moment et de la position où le contour actif doit s'arrêter et est entièrement liée à la fonction de vitesse utilisée.

Caselles, Catté, Coll et Dibos (1993,) suivi de Malladi, Sethian et Vemuri (1995) ont mis au point une extension à la méthode de courbes de niveaux permettant de l'adapter à la segmentation des images grâce à la création d'une fonction de vitesse qui combine à la fois un terme de propagation g et un terme de courbure moyenne κ .

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla I_\sigma|} \quad \text{ou} \quad g = e^{-\gamma|\nabla I_\sigma|} \quad (1.29)$$

$$\kappa = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \quad (1.30)$$

$$F_N = g \varepsilon \kappa \quad (1.31)$$

D'où l'équation de propagation par courbes de niveaux proposée pour la segmentation :

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g (\varepsilon \kappa + \alpha) |\nabla \varphi| \quad (1.32)$$

Où I_σ est l'image convoluée par un filtre gaussien d'écart-type σ , g est la fonction de propagation, κ le terme de courbure moyenne du contour actif, α l'ajustement du terme de propagation constante et ε l'ajustement du terme de courbure.

Le terme de courbure moyenne a pour but de contrôler la forme du contour actif tout en le conservant plus ou moins lisse durant son évolution. Ce terme a deux rôles bien précis. Le premier permet de contrôler la sensibilité du contour actif au bruit présent dans l'image. Le deuxième empêche les fuites dans les structures voisines lorsque les arêtes sont floues, bruitées ou partiellement inexistantes.

La fonction g , basée sur l'inverse du gradient de l'image convoluée par un filtre gaussien, donne en sortie une fonction de propagation propre aux données de l'image de manière à ce que les régions homogènes aient une valeur de propagation située près de 1 et que les arêtes aient une valeur de propagation située près de 0. Ainsi, cette fonction de propagation pousse le contour actif vers les arêtes, dans les régions homogènes et le freine, près des arêtes.

Évidemment, cette fonction de vitesse n'est pas réellement adéquate puisqu'elle comporte quelques lacunes. Tout d'abord, la fonction de propagation n'est pas suffisamment robuste et peut facilement entraîner des fuites près des contours à faible

gradient. De plus, le terme seul de courbure moyenne n'est pas suffisant pour faire reculer le contour actif s'il vient à fuir dans une région voisine .

Kichenassamy, Kumar, Olver, Tannenbaum et Yezzi (1995) et Malladi et Sethian (1996) tentent de résoudre ces problèmes en ajoutant un terme, la force d'advection, qui permet de retenir le contour actif près des arêtes contenues dans l'image :

$$-\beta(\nabla P \cdot \nabla \phi) \quad \text{avec} \quad P = |\nabla I_\sigma| \quad (1.33)$$

Où β est une variable permettant l'ajustement du terme d'advection.

Ainsi, le gradient de la fonction de propagation permet d'obtenir un champ de force qui n'a d'effet que lorsque le contour actif s'approche d'une arête image (Figure 28). Son but est de pousser/tirer le contour actif lorsqu'il approche/dépasse l'arête image. Évidemment, puisque cette force d'advection n'a d'effet que très près des arêtes, il arrive souvent que le contour actif parvienne tout de même à traverser les arêtes image et provoquer une fuite.

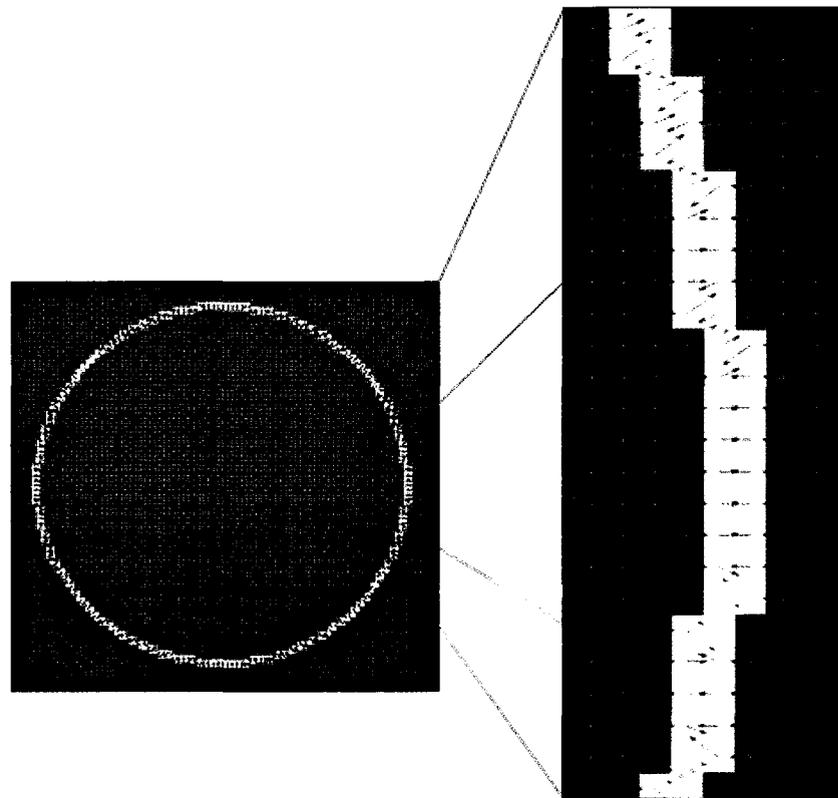


Figure 28 Exemple d'image d'advection
Le champ d'advection est représenté par les flèches qui pointent vers les arêtes du cercle

Des alternatives ont été proposées par l'utilisation d'un terme d'advection plus robuste. Ainsi, le GVF proposé par Xu et Prince (1997), le GGVF proposé par Xu et Prince (1998) et le RAGS proposé par Xie et Mimehdi (2003) sont des techniques permettant de généraliser le terme d'advection non seulement près des arêtes mais sur tout le domaine de l'image. Ces nouveaux termes d'advection permettent de pousser le contour actif vers les arêtes de l'image, peu importe où se situe le contour actif grâce à ces champs d'advection généralisés (Figure 29). Bien que ces techniques soient très efficaces pour éviter les fuites dans les structures voisines, elles sont très longues à calculer.

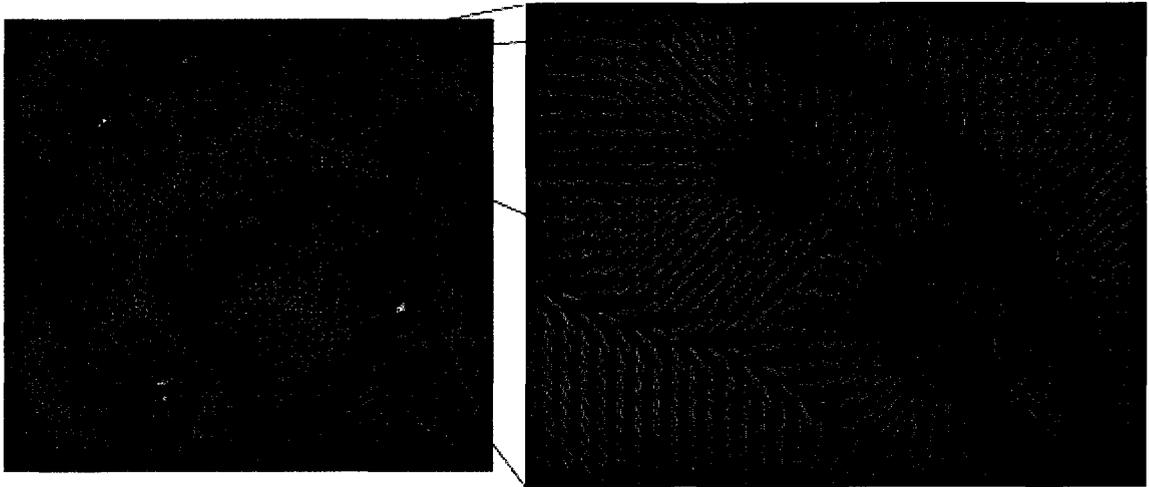


Figure 29 Exemple d'image RAGS
Le champ d'advection est représenté par les flèches qui pointent vers les arêtes de l'image

Les fonctions de vitesse présentées précédemment ne sont efficaces que lorsque les arêtes sont visibles, puisqu'ils reposent sur le gradient des images. Évidemment, dans les problèmes de segmentation, ce n'est pas toujours le cas. Une deuxième approche, développée par Chan et Vese (1999), permet de créer une fonction de vitesse basée sur une minimisation d'énergie. Reposant sur la méthode proposée par Mumford et Shah (1985), l'aire, le périmètre, l'intensité moyenne à l'intérieure et à l'extérieure du contour actif sont des critères d'évolution. Cette stratégie permet donc de segmenter les structures qui ont des arêtes floues ou peu visible.

1.5.2.6 Avantages et inconvénients des courbes de niveaux

Les courbes de niveaux offre évidemment plusieurs avantages. Tout d'abord, la représentation implicite des courbes de niveaux permet une gestion naturelle des changements topologiques telles que la séparation et la fusion du contour actif durant son évolution. De plus, des caractéristiques, comme la courbure moyenne, peuvent facilement être calculées à partir de la fonction de distance φ . Enfin, cette formulation

permet de facilement étendre les courbes de niveaux aux dimensions supérieures (3D, 4D, etc.). Le principal désavantage de ce type de représentation est sa complexité numérique qui est de $O(N^2)$ en 2D et $O(N^3)$ en 3D où N est le nombre de pixels/voxels qui compose l'image/volume.

1.5.3 Technique d'optimisation

Puisque les segmentations effectuées par courbes de niveaux sont relativement lentes et très exigeantes en temps de calcul, plusieurs travaux ont été accomplis afin d'optimiser et améliorer cette méthode. Les plus importants sont présentés dans la partie suivante.

1.5.3.1 Cheminement rapide

Développé par Sethian (1996), la méthode de cheminement rapide (CR), mieux connue sous le nom de « Fast Marching », est une version simplifiée des courbes de niveaux qui contraint le contour actif à évoluer dans une seule direction. Ceci implique une fonction de vitesse strictement positive (pour une évolution vers l'extérieur) ou strictement négative (pour une évolution vers l'intérieur) pour assurer que le contour actif ne passe qu'une seule fois par un pixel/voxel. Par contre, au lieu d'utiliser une carte de distance, comme c'est le cas pour les courbes de niveaux, cette technique utilise une carte de temps T couvrant le domaine de l'image. Cette carte de temps T permettra de déterminer le temps exact où le contour actif a passé par un pixel/voxel. La fonction de vitesse v_N utilisée pour la méthode par CR n'utilise que le terme de propagation constante basé sur le gradient de l'image.

$$v_N |\nabla T| = v_N \sqrt{\left(\frac{\partial T}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial y}\right)^2} = 1 \quad (1.34)$$

Cette équation stipule simplement que le gradient de cette carte de temps est inversement proportionnel à la vitesse du contour actif. Puisque la vitesse ne dépend que de la position du contour actif, cette équation se rapporte à l'équation Eikonal, qui est, en fait, un cas spécial de l'équation Hamilton-Jacobi. Des méthodes numériques de l'équation Eikonal, basées sur la résolution d'ÉDP, sont bien connues. La gestion des temps d'arrivée peut être optimisée par un algorithme nommé « Heap Sort » (Sethian (1999)).

Puisque le contour actif ne fait qu'avancer ou reculer, l'utilisation de cette technique permet une segmentation beaucoup plus rapide que par les courbes de niveaux. La complexité de cette méthode est de $O(\log N)$ où N est le nombre de pixels/voxels situé autour du contour actif. Par contre, le CR ne permet pas d'arrêter parfaitement le contour actif sur les arêtes de l'image. Généralement, des critères d'arrêt basés sur un seuillage de temps d'arrivée ou l'étude de l'évolution des temps d'arrivée, permettent d'arrêter l'évolution du contour actif par CR. De plus, la méthode par CR ne permet pas l'utilisation d'un terme de courbure moyenne durant l'évolution du contour actif. Pour ces deux raisons, le résultat d'une segmentation par CR n'est souvent pas assez précis. Notez que cette méthode est aussi largement utilisée pour résoudre les problèmes liés aux chemins minimaux et pour la création de cartes de distance.

La stratégie de plusieurs auteurs consiste à utiliser la méthode par CR pour initialiser la méthode par courbes de niveaux. Ainsi, au lieu de partir d'un marqueur situé à l'intérieur de la structure à segmenter et faire plusieurs itérations par courbes de niveaux (correspond à plusieurs heures de calcul), il est préférable d'effectuer une première segmentation grossière mais rapide de la structure en question par CR pour ensuite effectuer quelques itérations par courbes de niveaux afin d'obtenir une segmentation finale précise.

1.5.3.2 Bande étroite

L'utilisation d'une bande étroite ou « Narrow Banding », proposé par Adalsteinson et Sethian (1995), est une autre optimisation possible qui permet d'améliorer le temps de calcul par courbes de niveaux. En segmentation, seul le niveau zéro des courbes de niveaux est important. Les valeurs situées à l'intérieur et à l'extérieur de φ importent peu. Ainsi, l'idée de base derrière la bande étroite est d'effectuer les calculs que sur une région située autour du niveau zéro. Cette bande étroite est déplacée à chaque fois que le contour actif approche la limite de cette bande étroite, ou après un certain nombre d'itération, et est ensuite réinitialisé par CR pour réinitialiser la carte de distance à l'intérieur de la bande étroite.

1.5.3.3 « Sparse Field »

Proposé par Whitaker (1997), cette méthode s'apparente légèrement à la méthode par bande étroite. Au lieu de créer une bande étroite autour du niveau zéro, le « Sparse Field » propose d'utiliser cinq listes indépendantes, soit les listes L_{-2} , L_{-1} , L_0 , L_{+1} et L_{+2} . Ces liste correspondent respectivement aux pixels/voxels situés sur les deux couches intérieures du niveau zéro, le niveau zéro et les deux couches extérieures du niveau zéro. Ainsi, le passage des points d'une liste à l'autre permet l'évolution du contour actif. De plus, la résolution de l'ÉDP n'est effectuée que sur la couche zéro. Le calcul des valeurs des couches extérieures et intérieures à L_0 est ensuite effectué de la manière suivante :

$$\begin{aligned}
 L_{-1} &= L_0 - 1 \\
 L_{-2} &= L_{-1} - 1 \\
 L_{+1} &= L_0 + 1 \\
 L_{+2} &= L_1 + 1
 \end{aligned}
 \tag{1.35}$$

Le passage d'une liste à l'autre est effectué lorsque :

$$\begin{aligned}
-2.5 < L_{-2} &\leq -1.5 \\
-1.5 < L_{-1} &\leq -0.5 \\
-0.5 < L_0 &\leq 0.5 \\
0.5 < L_{+1} &\leq 1.5 \\
1.5 < L_{+2} &\leq 2.5
\end{aligned}
\tag{1.36}$$

Ainsi, le niveau zéro est toujours représenté par les points situés à l'intérieur de L_0 . Puisque les listes L_{-2} , L_{-1} , L_{+1} et L_{+2} sont mises à jour à partir de L_0 , contrairement à la méthode par bande étroite, aucune mise à jour et aucune réinitialisation de la carte de distance φ ne sont nécessaire.

1.5.3.4 Séparation par opérateurs additifs

Une autre méthode d'optimisation pour courbes de niveaux est proposée par Goldenberg, Kimmel, Rivlin et Rudzsky (2001) et Kühne, Weickert, Beier et Effelsberg (2002). Ceux-ci proposent de convertir le schéma de résolution explicite des courbes de niveaux par un schéma de résolution semi-implicite et de résoudre, à l'aide de la méthode de séparation par opérateurs additifs, ou « Additive Operator Splitting » (AOS), tel que décrit par Weickert, Bart et Romeny (1998) pour la résolution des ÉDP de diffusion. Les schémas de résolution semi-implicite et implicite permettent l'utilisation d'un pas de temps beaucoup plus élevé que celui utilisé par un schéma de résolution explicite, tout en assurant la stabilité de la résolution numérique. Un pas de temps élevé permet d'obtenir une solution avec moins d'itération que lorsque le pas de temps est faible.

Dans un schéma explicite, les dérivées spatiales sont calculées au temps k et sont souvent représentées par une équation semblable à :

$$u^{k+1} = u^k + \tau \left[A(u^k) \cdot u^k \right] \tag{1.37}$$

Où k est l'itération actuelle, τ est le pas de temps permettant de passer d'une itération à une autre et A est une matrice de dérivation spatiale

Ainsi, l'image de la prochaine itération I^{k+1} est calculée à partir des informations contenues dans l'image actuelle I^k . Pour assurer la stabilité d'un schéma explicite, on doit utiliser un pas de temps suffisamment faible.

Dans un schéma de résolution implicite, les dérivées spatiales sont estimées au temps $k+1$ et sont de type :

$$u^{k+1} = u^k + \tau \left[A(u^{k+1}) \cdot u^{k+1} \right] \quad (1.38)$$

Puisque ce système n'est pas linéaire, il est très compliqué à résoudre. Par contre, étant donné que ce système est numériquement stable, un pas de temps τ très élevé peut être utilisé.

Le schéma de résolution semi-implicite est un compromis entre le schéma de résolution explicite et implicite et est facile à résoudre par la méthode AOS. On utilise le temps k pour contrôler la diffusion et l'appliquer au temps $k+1$:

$$u^{k+1} = u^k + \tau \left[A(u^k) u^{k+1} \right] \quad (1.39)$$

Équivalent à :

$$\left[I - \tau A(u^k) \right] u^{k+1} = u^k \quad (1.40)$$

I étant la matrice identité.

Comme nous pouvons l'observer, ce schéma ne donne pas directement la solution u^{k+1} . La résolution d'un système linéaire est nécessaire d'où le nom linéairement implicite ou semi-implicite. Le système à résoudre est donc linéaire et la complexité dépend directement de la matrice à inverser. Évidemment, la stabilité numérique permet d'utiliser un pas de temps τ beaucoup plus important que par la résolution explicite.

Le schéma d'optimisation AOS intervient à la résolution linéaire du schéma semi-implicite. Le but étant de décomposer la matrice A de m dimensions en m matrices 1D, d'où le nom « Additive Operator Splitting », et de simplifier la résolution de l'équation semi-implicite en addition de matrice 1D par l'algorithme de Thomas :

$$u^{k+1} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \left[I - m\tau A_l(u^k) \right]^{-1} u^k \quad (1.41)$$

Dans tous les problèmes de diffusion (éq. 1.9), A est représenté par une matrice tridiagonale qu'il est possible de résoudre par l'algorithme de Thomas. Le temps d'application de l'algorithme de Thomas aux schémas semi-implicites est équivalent au temps nécessaire pour calculer deux itérations de résolution par schéma explicite. Par contre, puisque le schéma semi-implicite est inconditionnellement stable numériquement, il permet l'utilisation d'un pas de temps très grand ayant pour effet de réduire le nombre d'itérations et, par le fait même, les temps de calcul.

Le schéma d'optimisation AOS permet non seulement d'accélérer le calcul des équations de diffusion mais aussi le calcul du terme de courbure moyenne du contour actif, dans le calcul de la fonction de vitesse pour l'évolution par courbes de niveaux.

1.5.3.5 Courbes de niveaux sans résolution d'ÉDP

Récemment, Shi et Karl (2005) ont proposé une nouvelle méthode d'évolution par courbes de niveaux sans la nécessité de résoudre l'ÉDP. Semblable à la méthode de « Sparse Field », proposée par Whitaker (1997), cette méthode se base que sur la gestion de deux listes de points L_{in} et L_{out} , respectivement situées à l'intérieur et à l'extérieur du niveau zéro (Figure 30). Ces deux listes coïncident ainsi le contour actif.

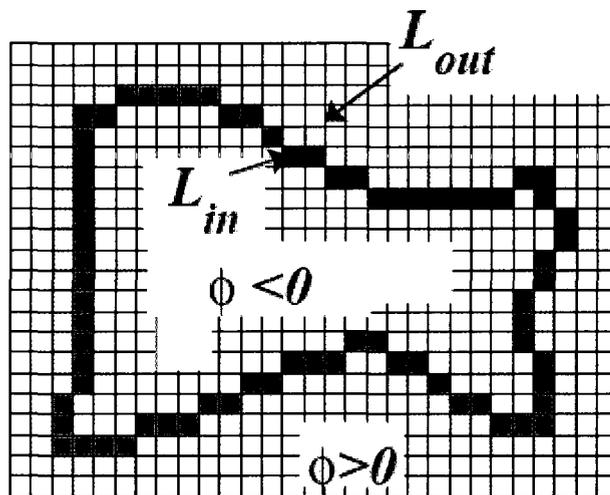


Figure 30 Évolution par courbes de niveaux sans résolution d'ÉDP
(Adapté de Shi et Karl (2005))

L'évolution du contour actif est alors assurée par un algorithme séparé en deux phases. Dans un premier temps, la phase d'évolution du contour actif d'un pixel/voxel vers l'intérieur ou l'extérieur, selon la fonction de vitesse. Ensuite, la deuxième phase permet de contrôler la courbure moyenne du contour actif durant son évolution.

L'évolution du contour actif est assurée par les fonctions « Switch_In » et « Switch_Out ». Ces fonctions permettent de faire passer les points d'une liste à l'autre et d'ajouter de nouveaux points lorsque nécessaire. Évidemment, puisque ces listes

coïncident le contour actif, le passage des points d'une liste à l'autre et l'ajout/suppression des points voisins provoque le mouvement du contour actif.

La seconde étape, concernant le contrôle de la courbure, a aussi été simplifiée. Tel que présenté à l'équation 1.30, le calcul de la courbure moyenne exige de calculer la dérivée seconde de la carte de distance φ . Ceci demande évidemment beaucoup de temps de calcul. Puisque l'équation de courbure moyenne (éq. 1.30) est équivalente à l'équation de diffusion isotropique linéaire présentée à l'équation 1.12, qui est à son tour une approximation du filtre gaussien à $t = 0.5\sigma^2$, nous pouvons déduire que la courbure moyenne peut être estimée par un filtre gaussien. Ainsi, le contrôle de la courbure n'est plus calculé par la dérivée seconde mais estimé par un filtre gaussien, appliqué sur la carte de distance φ qui permet, par le fait même, d'adoucir le contour actif. Évidemment, puisque le contour actif n'est représenté que par des listes de points, cela limite le déplacement du contour actif d'un seul pixel par itération. Plusieurs itérations doivent être alors utilisées selon la taille du filtre utilisé.

Malgré tout, cette méthode est extrêmement rapide et donne des résultats semblables à la méthode par courbes de niveaux (Figure 31).



Figure 31 Segmentation d'une image IRM du cerveau
 - Image de gauche : initialisation du contour actif;
 - Image du centre : segmentation ITK Sparse-Field;
 - Image de droite : segmentation Shi-Karl.
 (Adapté de Shi et Karl (2005))

1.6 Résumé

Comme nous constatons dans cette revue de littérature, l'anévrisme de l'aorte abdominale est une maladie très dangereuse qui peut être traitée soit par chirurgie ouverte ou par une technique endovasculaire. Une évaluation reproductible du diamètre maximale est nécessaire pour fournir une indication thérapeutique éclairée. La segmentation de la lumière, du thrombus et des calcifications est souhaitable afin d'obtenir un modèle 3D complet de l'anévrisme du patient fournissant à l'expert des informations bien précises. Plusieurs chercheurs se sont déjà penchés sur le problème et ont proposés des méthodes plus ou moins satisfaisantes impliquant généralement un modèle 3D de l'AAA. Suite aux présentations des différentes techniques de traitement des images, le chapitre deux propose deux nouvelles méthodes de segmentation des AAA. La première méthode est basée sur la combinaison de techniques nouvelles et existantes. La seconde méthode est innovatrice et a été spécialement conçue dans le cadre de ce travail.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE

Le présent chapitre propose deux méthodes qui permettent de segmenter rapidement, efficacement et précisément les anévrismes de l'aorte abdominale. Ainsi, ce chapitre est divisé en deux grandes sections. La première section propose une méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux. La deuxième section propose une nouvelle méthode de segmentation, nommée Chav-Troeung, spécialement conçue et développée dans le cadre de ce travail.

2.1 Segmentation des anévrismes de l'aorte abdominale

Plusieurs stratégies peuvent être employées pour segmenter la lumière, le thrombus et les calcifications qui composent les AAA. La stratégie privilégiée dans le cadre de ce travail comporte quatre grandes étapes. La première nécessite l'assistance de l'utilisateur. Elle consiste à fournir les renseignements nécessaires pour délimiter l'espace de travail et initialiser la segmentation. La deuxième étape consiste à segmenter la lumière et la troisième étape permet de segmenter le thrombus à partir du résultat de segmentation de la lumière, tel que proposé par Subasic, Loncaric et Sorantin (2001). En dernier lieu, les calcifications sont segmentées à partir des résultats de segmentations de la lumière et du thrombus.

2.2 Interaction avec l'utilisateur

Telles que mentionnées, les méthodes présentées dans ce travail requièrent un minimum d'information de la part de l'utilisateur. Pour faciliter les échanges entre l'application et l'utilisateur, une interface graphique, nommée ANEVRX, a été développée sous MATLAB 7.0 (Figure 32).

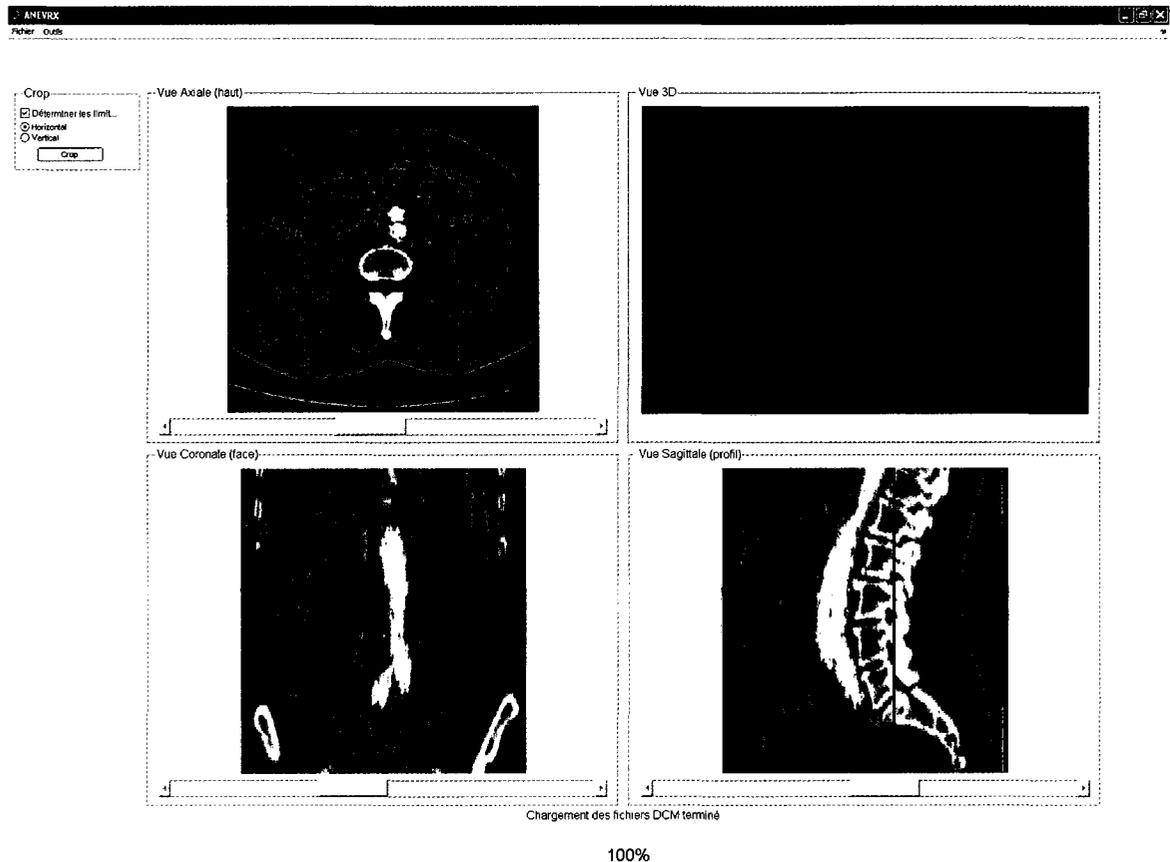


Figure 32 Interface utilisateur ANEVrx sous MATLAB 7.0

Premièrement, les images à traiter sont chargées à partir d'un répertoire donné. Pour l'instant, seules les séries d'images de type DICOM (*.DCM) sont acceptées. Lorsque l'interface est activée, chacune des images contenues dans le répertoire est chargée et emmagasinée en mémoire, sous la forme d'une matrice tridimensionnelle qui forme le volume. Les vues axiales (dessus), coronales (face) et sagittales (côté) sont alors affichées. Il est à noter que seule la vue axiale affiche une image réelle. Les vues coronales et sagittales sont respectivement des plans de coupe interpolés de face et de profil provenant du volume et respectant l'espacement entre voxels. Grâce aux barres de défilement situées sous chacune des vues, il est possible de visionner les plans de coupes : de haut en bas pour la vue axiale, de gauche à droite pour la vue sagittale et de l'arrière vers l'avant pour la vue coronale.

Une fois le volume chargé et affiché, quelques informations sont requises pour démarrer les méthodes de segmentation. Tout d'abord, l'utilisateur doit positionner des plans de coupe pour délimiter la région à segmenter soit la lumière et le thrombus. Ces plans de coupe doivent former une boîte de confinement autour de cette région d'intérêt. Quatre plans de coupe doivent être spécifiés par l'utilisateur. Il devra s'assurer que toute la région à segmenter (lumière incluant les iliaques ainsi que le thrombus) soit entièrement incluse à l'intérieur de cette boîte de confinement (Figure 32). Notez que cette première étape n'est pas obligatoire. Par contre, l'utilisation de cette boîte de confinement permet de minimiser la taille du volume en espace mémoire et aura un impact direct sur les temps de calcul.

Dans un deuxième temps, deux plans de coupe doivent être positionnés de manière à spécifier le début et la fin du thrombus (sur le plan axial). Bien que ces plans soient facultatifs, ils permettront de fournir au logiciel une idée générale de l'emplacement du thrombus et permettront éventuellement d'accélérer la segmentation de celui-ci.

Enfin, la dernière interaction consiste à positionner un seul marqueur à n'importe quel endroit situé à l'intérieur de la lumière (Figure 33). Ce marqueur permettra d'initialiser les méthodes de segmentations présentées dans les prochaines sections. Pour l'instant, cette étape est nécessaire.

Dans cette première étape, le nombre d'interactions se résume à 7 cliques de souris qui ne demandent aucune précision de la part de l'utilisateur pour permettre une segmentation rapide de la lumière, du thrombus et des calcifications.

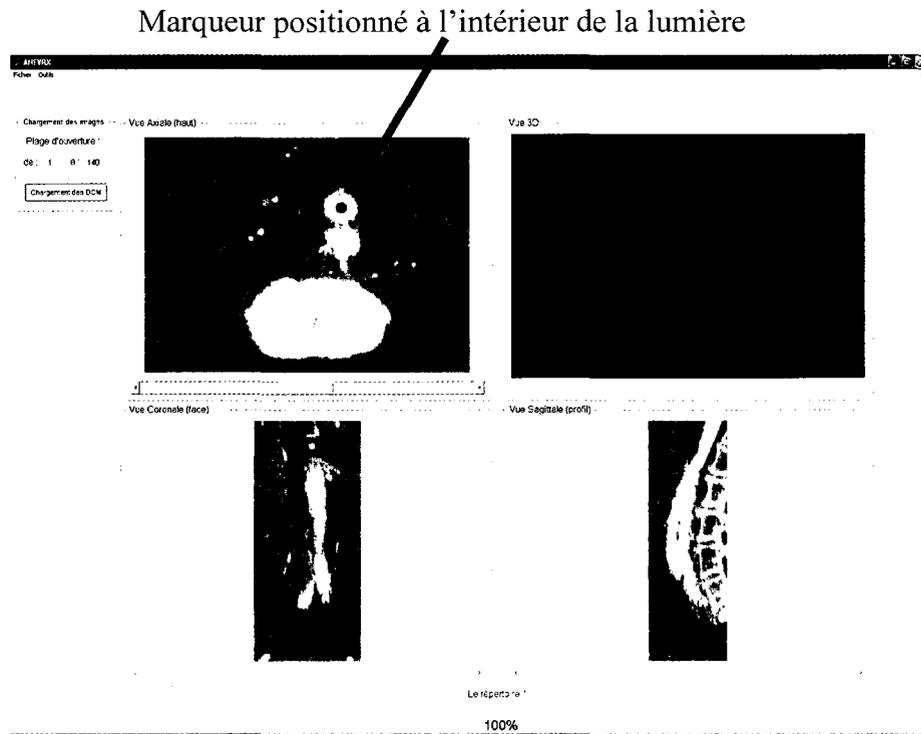


Figure 33 Interface utilisateur ANEVrx suite aux interactions de l'utilisateur

2.3 Segmentation de la lumière par la méthode basée sur les courbes de niveaux

Deux méthodes ont été développées dans le cadre de ce projet. Cette deuxième section présente la première méthode de segmentation, basée sur l'évolution par courbes de niveaux et résumée par l'ordinogramme de la page suivante (Figure 34).

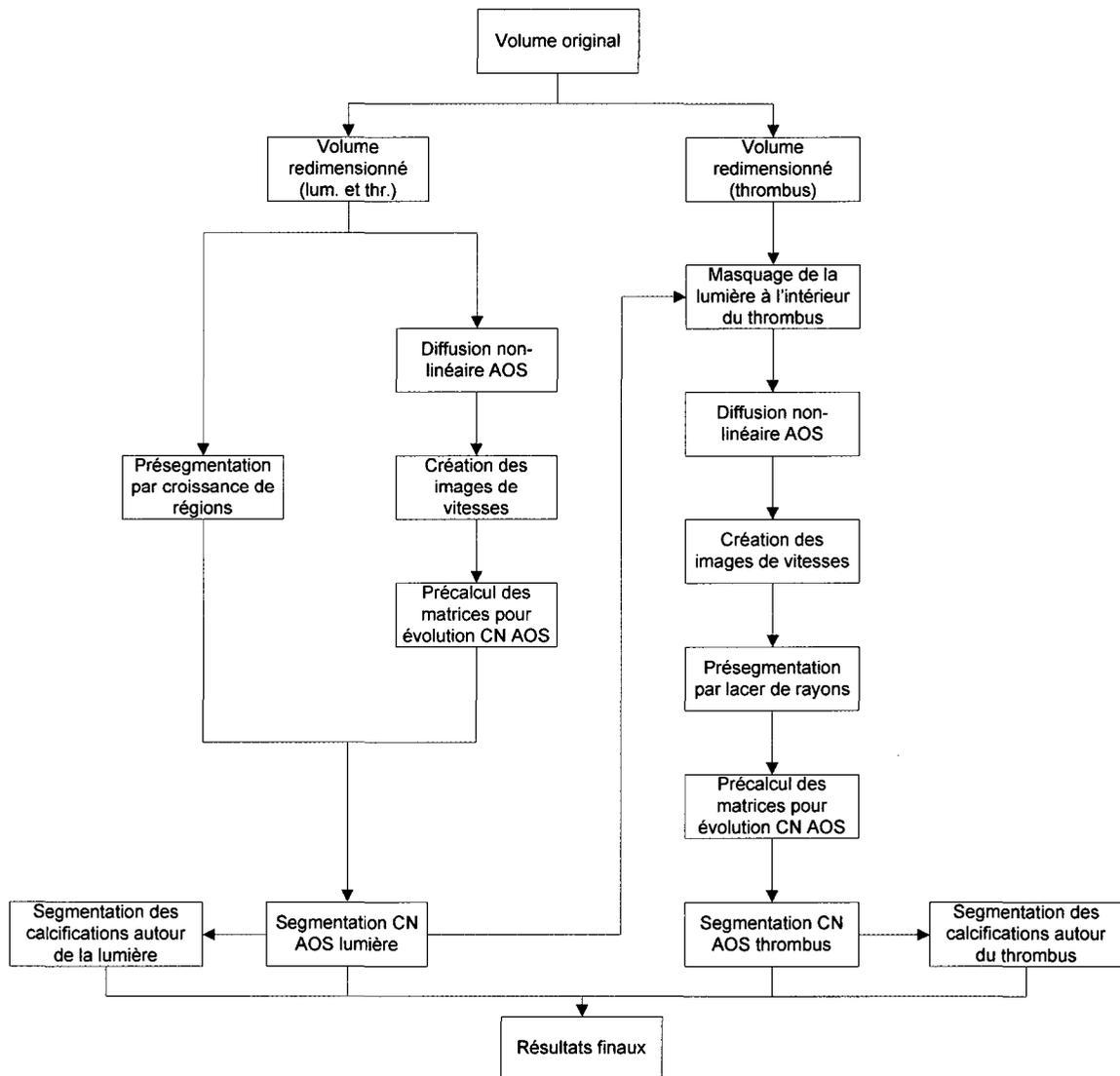


Figure 34 Ordinoigramme – Méthode basée sur la segmentation par courbes de niveaux

2.3.1 Présegmentation

Tout débute à partir du marqueur initial positionné par l'utilisateur à la première étape. Puisque les méthodes basées sur les courbes de niveaux sont considérablement lourds en temps de calcul une présegmentation rapide et grossière est généralement favorisée pour

l'initialiser. Ainsi, au lieu d'initialiser la méthode par courbes de niveaux à partir d'un marqueur situé à l'intérieur de la structure à segmenter, la présegmentation permettra d'initialiser la méthode par courbes de niveaux tout près de la segmentation finale recherchée. Cette étape permettra alors d'accélérer considérablement la segmentation de la lumière en évitant un grand nombre d'itérations par courbes de niveaux.

2.3.1.1 Présegmentation par cheminement rapide (« Fast Marching »)

La technique par cheminement rapide (CR) est souvent associée à la méthode par courbes de niveaux pour fournir une première segmentation 3D rapide. Malheureusement, l'utilisation du CR dans la segmentation de volume tel que l'aorte ne s'est pas avérée très concluante. Rappelons que cette méthode est de type itératif et nécessite un critère d'arrêt souvent difficile à déterminer puisque l'évolution par CR repose sur des temps d'arrivée. L'une des meilleures méthodes pour détecter un critère d'arrêt est l'étude de l'évolution des temps d'arrivée et la détermination du point d'inflexion, qui est lui-même difficile à prédire (Figure 35). Évidemment, une sursegmentation est à proscrire car elle provoque une fuite du contour actif dans les structures voisines. De plus, puisque la complexité de cette méthode est de $O \log(N)$, N étant le nombre de points actifs situés sur et près du contour actif, il n'est pas approprié d'utiliser ce type méthode pour la segmentation de gros volumes. L'une des solutions est d'utiliser une stratégie semblable à celle développée par Deschamps et Cohen (2002), en gelant, durant l'évolution, les points actifs qui atteignent la frontière. Par contre, la complexité de la méthode et favorisent l'utilisation, pour ce projet, d'une stratégie différente.

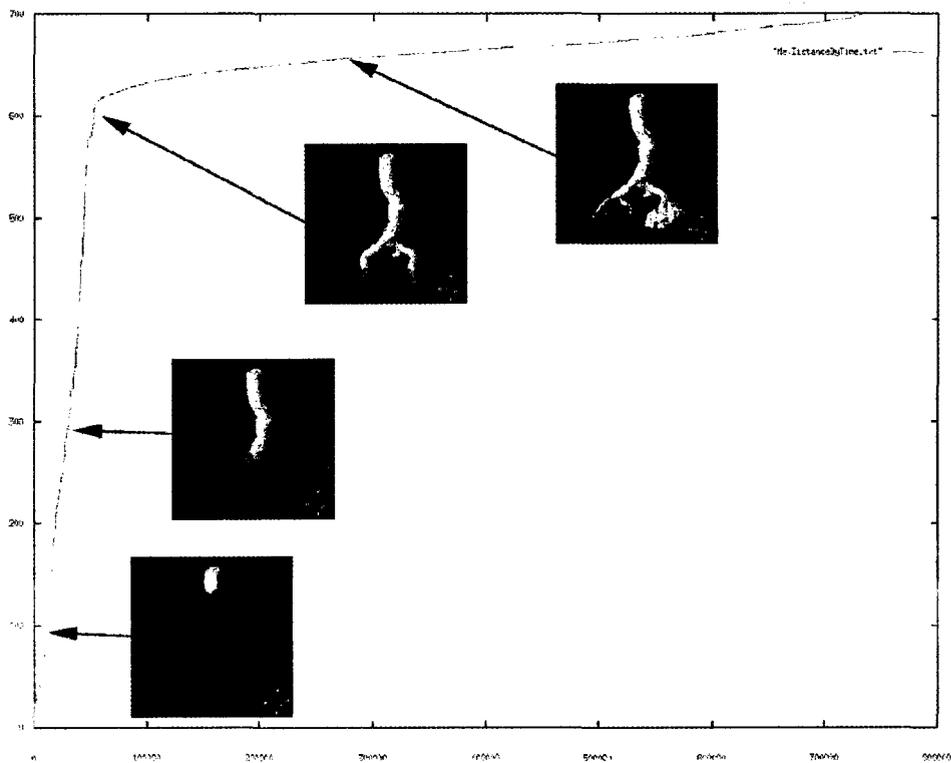


Figure 35 Courbe des temps d'arrivés par Cheminement rapide
(Adapté de Deschamps et Cohen (2002))

2.3.1.2 Présegmentation par croissance de régions de la lumière

Cette stratégie passe par la méthode de croissance de région basée sur l'intervalle de confiance. Puisque cette présegmentation ne nécessite aucune précision près des arêtes, l'utilisation d'un filtre médian est justifiée pour atténuer l'effet du bruit dans les images. L'avantage majeur de la méthode par croissance de région est sa simplicité ainsi que sa rapidité à segmenter. La croissance de région permet une évolution tridimensionnelle ainsi qu'une liberté totale sur la topologie du contour actif (séparation/fusion). Évidemment, un seuil faible sur l'écart-type est généralement nécessaire afin d'éviter les fuites dans les structures voisines d'intensités semblables.

Puisque le seuil de l'écart-type doit rester faible afin d'éviter les fuites, la présegmentation obtenue est généralement très bruitée. Bien qu'elle soit près de la segmentation recherchée, elle ne peut pas être considérée comme étant une bonne segmentation finale. L'utilisation des courbes de niveaux est alors utilisée pour préciser la segmentation. Toutefois, dans le but d'obtenir la meilleure segmentation possible, il est préférable, à ce stade-ci, d'atténuer le bruit et de rehausser les détails des images.

2.3.2 Diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS de la lumière

Le résultat obtenu par courbes de niveaux est très dépendant de la fonction de vitesse utilisée. Pour obtenir une fonction de vitesse précise, nous devons dans un premier temps atténuer le bruit contenu dans les images tout en s'assurant que les contours ne soient pas déplacés. Pour des raisons d'efficacité à préserver les contours, à filtrer les régions homogènes et surtout pour sa grande rapidité, la méthode de diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS, tel que proposée par Weickert, Bart et Romeny (1998), a été utilisé et appliqué sur les images originales du volume.

2.3.3 Création des images de vitesse de la lumière

Puisque le terme de propagation ne dépend que de l'image, il est préférable de le précalculer afin de réduire les calculs durant l'évolution du contour actif. À partir de l'image filtrée par diffusion non linéaire, le terme de propagation peut alors être créé. Rappelons que ce terme doit être construit de manière à ce que les régions homogènes de l'image aient une valeur qui se rapproche de 1 et que les arêtes aient une valeur qui se rapproche de 0. Dans ce travail, l'équation utilisée pour calculer ce terme de propagation est semblable à celle présentée à l'équation 1.29, en plus d'avoir un terme de seuillage pour la détection des arêtes s_g :

$$g(I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|^2}{s_g^2} \right)} \quad (1.42)$$

Seules quelques itérations par courbes de niveaux seront nécessaires pour obtenir une segmentation finale de la lumière. Les fuites dans les régions voisines ne sont pas un problème en soit puisque le nombre d'itération ne permet pas une très grande propagation du contour actif par courbes de niveaux. Pour cette raison, un terme d'advection simple sera utilisé (éq. 1.33). Une partie du terme d'advection peut alors être précalculé :

$$\nabla g = \left(\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y}, \frac{\partial g}{\partial z} \right) \quad (1.43)$$

2.3.4 Précalcul des matrices d'évolution par la méthode AOS de la lumière

Dans le but d'optimiser les temps de traitement, il est possible, grâce au schéma d'optimisation AOS, tel que décrit par Weickert, Bart et Romeny (1998) et adapté aux courbes de niveaux par Goldenberg, Kimmel, Rivlin et Rudzsky (2001), de précalculer les matrices tridiagonales A_i en minimisant les calculs. Puisque les matrices A_i sont une décomposition 1D de la matrice A , tridimensionnelle dans notre cas, il est nécessaire de calculer trois matrices tridiagonales, soit A_x , A_y et A_z . Par contre, dans le but d'optimiser les calculs (d'un point de vue programmation), il est préférable de redécomposer ces matrices tridiagonales en trois matrices diagonales. Ainsi, à cette étape, neuf matrices de la taille du volume original sont précalculées et gardées en mémoire. Nul besoin de mentionner que le point faible du schéma AOS est situé au niveau de l'espace mémoire.

2.3.5 Segmentation de la lumière par courbes de niveaux AOS

Puisque la présegmentation par croissance de région se situe normalement près de la segmentation finale et que le schéma de résolution semi-implicite, rendu possible par le schéma d'optimisation AOS, est numériquement stable et permet un pas de temps élevé, seules quelques itérations par courbes de niveaux sont nécessaires pour obtenir une segmentation finale de la lumière.

Inspirée par les travaux de Goldenberg, Kimmel, Rivlin et Rudzsky (2001), l'évolution du contour actif est tout d'abord assurée par le terme de propagation et le terme d'advection effectuée par une résolution explicite conventionnelle de l'ÉDP suivante :

$$\phi_{temp}^{k+1} = \phi^k + \tau \left[g - \beta (\nabla g \cdot \nabla \phi^k) \right] \quad (1.44)$$

Rappelons que g et ∇g sont précalculés. Le dernier terme à calculer de manière itérative est $\nabla \phi^k$. Suite à la phase d'évolution, le terme de courbure est alors estimé grâce à l'équation :

$$\phi^{k+1} = \phi_{temp}^{k+1} + \tau \left[\nabla \cdot \left(g \frac{\nabla \phi^k}{|\nabla \phi^k|} \right) \right] \quad (1.45)$$

Cette équation est résolue par le schéma d'optimisation AOS. Le choix du pas de temps τ est limité par la résolution explicite puisqu'il doit demeurer le même pour la résolution semi-implicite et doit assurer la stabilité de résolution explicite. Malgré tout, il est possible d'utiliser un pas de temps largement supérieur (jusqu'à 40 fois) au pas de temps généralement utilisé lors d'une résolution explicite. Ainsi, seulement 5 itérations d'évolution par courbes de niveaux sont nécessaires pour obtenir une segmentation finale de la lumière.

2.4 Segmentation du thrombus par la méthode basée sur les courbes de niveaux

La troisième étape consiste à segmenter le thrombus à l'aide de la méthode par courbes de niveaux. Pour minimiser le nombre d'interaction, la segmentation du thrombus est initialisée par la segmentation finale obtenue de la lumière. Tout d'abord, grâce aux plateaux supérieurs et inférieurs du thrombus fournis par l'utilisateur à la première étape, une nouvelle boîte de confinement est créée à partir du volume original.

2.4.1 Masquage de la lumière à partir de la lumière segmentée

La première étape dans le processus de segmentation du thrombus consiste à masquer la lumière de ce nouveau volume à partir de la segmentation finale de la lumière. Pour éviter de créer une arête entre le masque et le thrombus, une méthode d'interpolation des pixels, de l'extérieur vers l'intérieur, est utilisée sur chacune des images 2D axiales composant le volume. Les détails de l'algorithme sont résumés dans le tableau qui suit.

Tableau II

Algorithme de masquage de la lumière

Boucle 1 : pour chacune des images qui compose le volume

- Légère dilatation de la segmentation finale de la lumière;
- Recherche des listes d'index L_{out} et L_{in} qui correspondent respectivement aux index du périmètre extérieur et intérieur de la lumière dilatée.

Boucle 2 : tant que la lumière n'est pas entièrement masquée :

- Identifier précisément l'intensité des pixels I_{out} et I_{in} qui correspondent aux intensités de L_{out} et L_{in} sur l'image du thrombus;
- Interpolation linéaire de I_{out} à I_{in} affectant les pixels du périmètre intérieur sur l'image du thrombus;
- L_{in} devient L_{out} et une nouvelle liste L_{in} est calculée.

Fin de la boucle 2***Fin de la boucle 1*****2.4.2 Filtrage non linéaire rapide par la méthode AOS des images du thrombus**

Puisque le nouveau volume du thrombus provient du volume original non traité, il est nécessaire de filtrer ce volume bruité. Ainsi, une fois que toutes les images ont été masquées, le filtre non linéaire par schéma AOS est à nouveau appliqué sur ce volume.

2.4.3 Création des images de vitesse des images du thrombus

Tout comme pour la segmentation de la lumière, il est préférable de précalculer le terme de propagation et le terme d'advection. Cette étape est identique à celle présentée pour la création des images de vitesse de la lumière.

2.4.4 Fermeture du thrombus par la méthode de lancer de rayons

Tout comme pour la segmentation de la lumière, il est préférable de présegmenter le thrombus pour éviter un trop grand nombre d'itérations par courbes de niveaux. Puisqu'un seul pixel dans une structure voisine peut provoquer une fuite, ni la méthode de segmentation par croissance de région, ni la méthode par cheminement rapide ne peut être utilisée pour effectuer une première segmentation rapide du thrombus. Ainsi, une technique basée sur le lancer de rayons a été mise au point pour effectuer la présegmentation du thrombus.

Wink et Niessen (2000) utilisent la technique de lancer de rayons pour déterminer la ligne centrale de la lumière seule à partir d'images angiographiques. De leur côté, Tek, Comaniciu et Williams (2001) utilisent une technique de lancer de rayons pour segmenter la lumière (ou tout autre objet où les contours objets sont bien définis).

Dans ce travail, la technique de lancer de rayon a été considérablement exploitée et adaptée pour proposer une méthode innovante permettant une segmentation grossière, mais rapide, du thrombus, malgré les frontières partiellement inexistantes.

Tout d'abord, mentionnons que cette méthode est appliquée sur chacune des images 2D constituant le volume du thrombus. Dans un premier temps, par l'utilisation des filtres morphologiques, l'image originale est dépourvue des petits éléments et les arêtes sont épaissies pour éviter que les rayons ne passent à travers les arêtes (Figure 36). Le centre

du thrombus est alors évalué à partir d'une carte de distance combinée à la segmentation finale de la lumière obtenue précédemment.



Figure 36 Image de vitesse adaptée pour la méthode par lancer de rayons

Par la suite, en partant de ce centre, un certain nombre de rayons sont lancés sur 360 degrés jusqu'à ce qu'ils atteignent un pixel appartenant à une arête (Figure 37). La longueur des rayons est alors analysée (Figure 38). Règle générale, la majorité des rayons devraient s'arrêter sur les arêtes du thrombus. Par contre, d'autres s'arrêteront sur du bruit situé à l'intérieur du thrombus (rayons trop courts) ou sur des arêtes appartenant à une structure voisine (rayons trop longs).

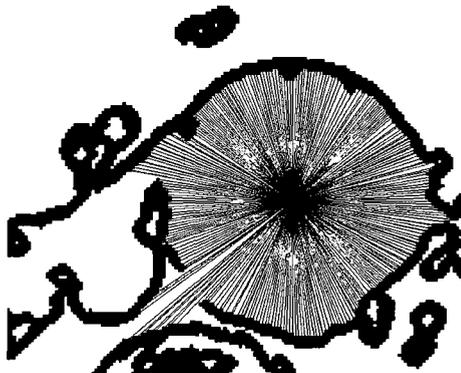


Figure 37 Lancer de rayons sur 360 degrés à partir du centre approximatif

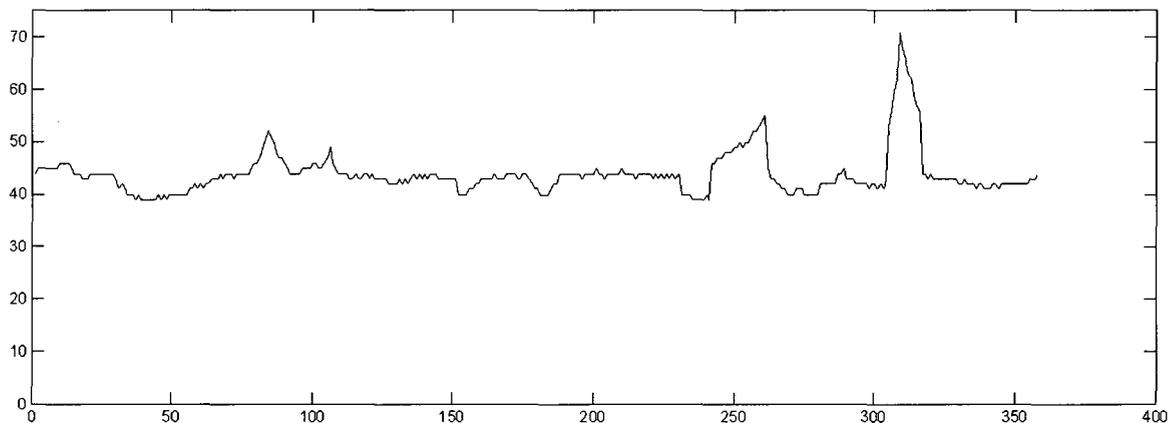


Figure 38 Analyse 1D de la longueur des 360 rayons lancés

Ensuite, une analyse de continuité est effectuée pour détecter ces discontinuités et éliminer les rayons trop longs ou trop courts (Figure 39 et Figure 40).

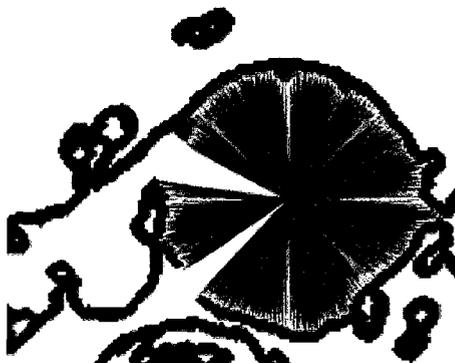


Figure 39 Détection des discontinuités dans la longueur des rayons

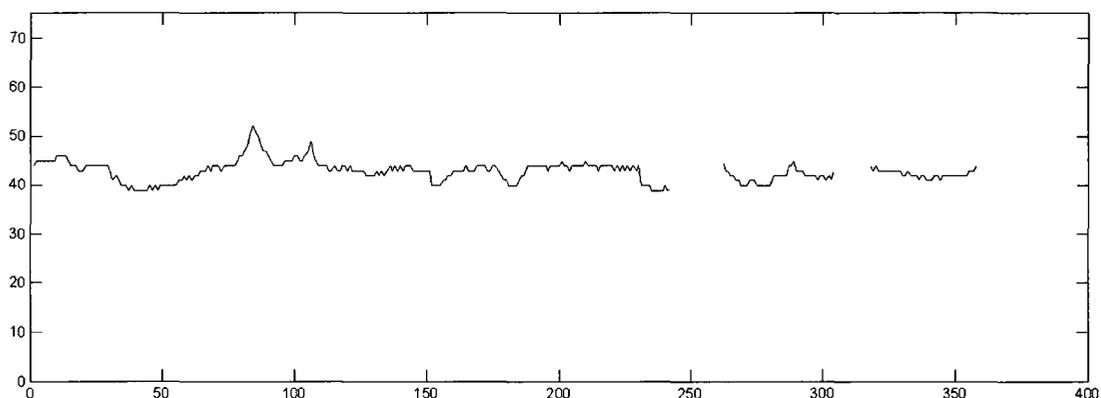


Figure 40 Élimination des rayons erronés du signal 1D

En éliminant ces rayons, des trous sont formés. Il est donc nécessaire d'estimer la position du contour du thrombus par les rayons voisins restants et de fermer ces trous en y créant de nouveaux rayons. L'approximation est calculée grâce à une interpolation par courbes adoucies ou « Smoothing Spline » (Mathworks (2005)) (Figure 41). Ainsi, la position de l'extrémité de chacun de ces rayons forme une présegmentation grossière mais rapide du thrombus, relativement près d'une segmentation parfaite du thrombus (Figure 42).

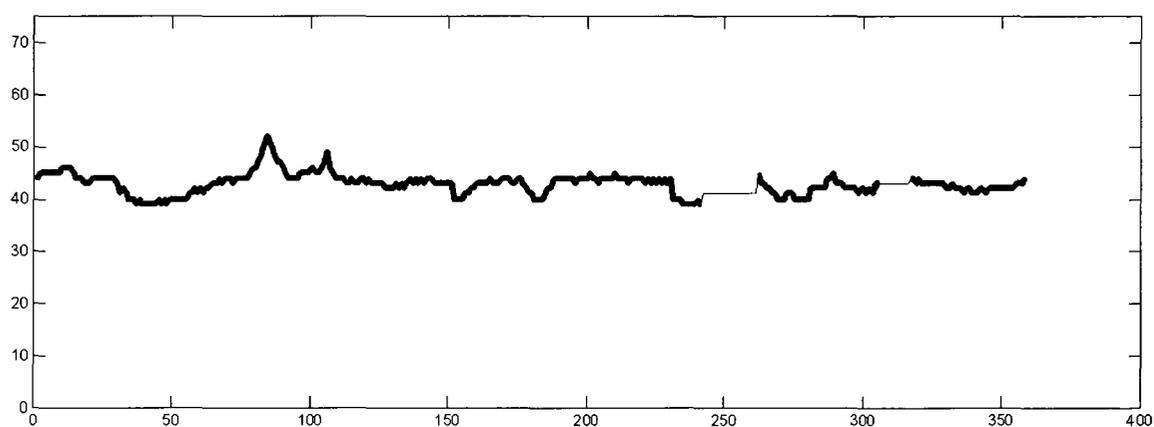


Figure 41 Interpolation des rayons manquants, par courbes adoucies



Figure 42 Résultat de la segmentation par lancer de rayons

2.4.5 Précalcul des matrices d'évolution par la méthode AOS du thrombus

Tel qu'expliqué pour la segmentation de la lumière, il est préférable de précalculer les matrices tridiagonales AOS, bien qu'elles occupent un très grand espace mémoire. Cette étape est identique à celle présentée pour le précalcul des matrices d'évolution par la méthode AOS de la lumière.

2.4.6 Segmentation du thrombus par courbes de niveaux AOS

Enfin, une segmentation par courbes de niveaux AOS est alors possible et procure une segmentation finale du thrombus. Cette étape est identique à celle présentée pour la segmentation de la lumière par courbes de niveaux AOS.

2.5 Proposition de la méthode Chav-Troeung

À partir des récents travaux effectués par Shi et Karl (2005), Ovalong Troeung et Ramnada Chav ont tenté de simplifier d'avantage les techniques de segmentation par contour actif et ont développé la méthode Chav-Troeung.

Les courbes de niveaux sont une forme complexe d'Équation de Dérivée Partielle (ÉDP) et sont limitées par le temps de calcul exigé pour une segmentation. Malgré les schémas de calculs rapides proposés par de nombreux auteurs, les courbes de niveaux restent tout de même une méthode lente pour la segmentation d'images. Après une analyse complète de cette méthode, des optimisations possibles et des atouts importants pour la segmentation, la méthode Chav-Troeung offre de remédier aux lacunes tout en conservant les propriétés intéressantes. La méthode Chav-Troeung est une méthode de contours actifs basée sur le modèle proposé par Shi et Karl (2005) et inclue des éléments de croissance de régions, des courbes de niveaux et, plus généralement, de la propagation de contours actifs en imagerie. La méthode développée ne se restreint pas à un cas d'image en particulier et peut être considérée comme une méthode générique qui peut être employée lors de problèmes de segmentation.

Récemment, Shi et Karl (2005) ont proposé une technique permettant de segmenter les images tout en conservant les propriétés des courbes de niveaux. Des propriétés telles que la flexibilité topologique (fusion et séparation) du contour actif durant son évolution et la facilité d'adapter le modèle aux dimensions supérieures, sans toutefois avoir à résoudre les équations de dérivées. Cette segmentation, exécutée en deux étapes, est possible grâce à la gestion de listes permettant de connaître l'emplacement exact du contour actif. La première étape consiste à faire évoluer le contour actif en le faisant avancer ou reculer d'un pixel par passage. La deuxième étape consiste à contrôler la courbure du front grâce aux passages consécutifs du filtre gaussien, de manière à ce que le contour actif ne soit pas trop sensible au bruit en conservant un contour actif suffisamment lisse. Tout comme la passe d'évolution, le contrôle de la courbure ne fait avancer ou reculer le contour actif que d'un seul pixel par passe d'où la nécessité des passages consécutifs, en fonction de la taille du filtre gaussien utilisé. Évidemment, une méthode comme celle-ci devient plus lourde lorsque l'utilisation d'un filtre de grande taille est nécessaire pour éviter les fuites dans les régions voisines.

La nouvelle méthode proposée permet de contourner ce problème en ramenant une méthode basée sur une représentation totalement implicite. Ainsi, aucune liste n'est utilisée pour contrôler l'évolution du contour actif. De plus, cette nouvelle méthode repose sur des techniques existantes, très bien connues et très faciles à implanter.

2.5.1 Explication de la méthode Chav-Troeung

Tout comme la méthode proposée par Shi et Karl (2005), cette nouvelle méthode est divisée en deux étapes. La première propage le contour actif en le faisant avancer ou reculer. La deuxième étape contrôle la courbure du contour actif. Le tout repose sur une image de vitesse. Toutefois, au lieu d'utiliser des listes permettant de connaître l'emplacement du contour actif, nous utilisons une représentation totalement implicite évitant ainsi la contrainte d'avancer ou reculer d'un seul pixel par passe. Le contour actif est représenté implicitement par la fonction φ . Par contre, la fonction φ n'est plus définie comme étant une carte de distance. Elle est plutôt représentée de manière binaire, par des étiquettes, indiquant l'intérieur (1) et l'extérieur (0) du contour actif. (Notez que l'utilisation d'une fonction φ sous forme de carte de distance peut aussi être utilisée selon les besoins).

2.5.1.1 Image de vitesse

Tout comme la méthode par courbes de niveaux, la méthode Chav-Troeung exige une fonction de vitesse (Figure 43). Cette image de vitesse peut être basée sur plusieurs caractéristiques soutirées des images. Par contre, cette image de vitesse n'a que deux états possibles permettant d'avancer ou reculer le contour actif. Évidemment, cette image de vitesse est libre de changer durant l'évolution du contour actif. Ainsi, différentes approches permettent de faire évoluer le contour actif.

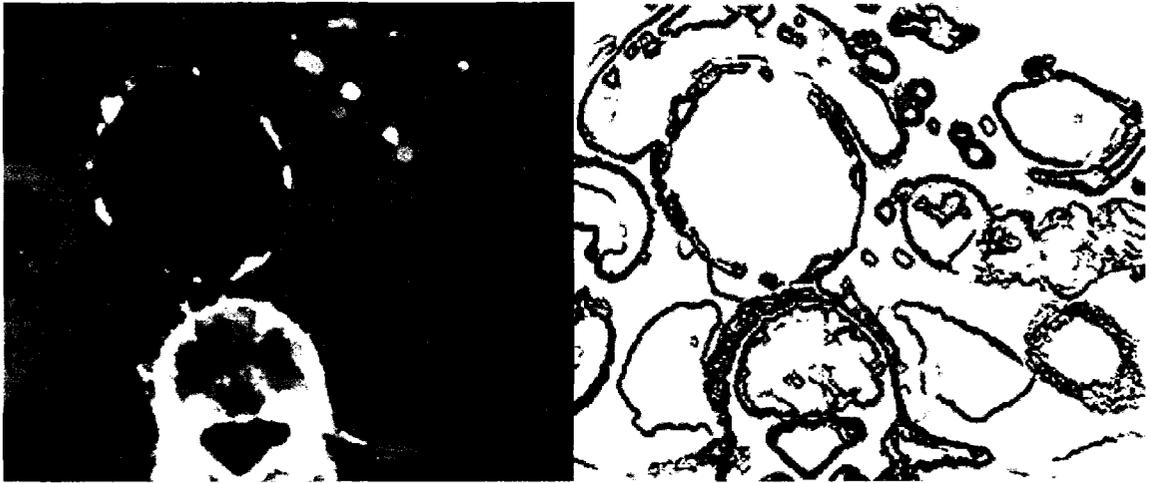


Figure 43 Exemple d'image de vitesse pour l'évolution de contour actif
 - À gauche : image originale filtrée par diffusion non linéaire AOS
 - À droite : image de vitesse par calcul du gradient

La première option est l'utilisation d'une image de vitesse créée par seuillage. Même si cette image de vitesse est ainsi créée, les régions ne sont généralement pas parfaitement délimitées, provoquant une fuite inévitable dans les régions voisines lorsque segmentées par une méthode conventionnelle. Par contre, grâce au contrôle de la courbure du contour actif, cette méthode permet d'éviter ces fuites. Notons que différentes stratégies peuvent être utilisées pour obtenir l'image des arêtes (opérateur Canny, Sobel, Prewitt, gradient, etc.). Une image de vitesse créée par seuillage peut être utilisée lorsque dans celles-ci les régions d'intensités sont suffisamment distinctes et que les arêtes sont facilement visibles.

La seconde option est d'utiliser les intensités de l'image pour créer une image de vitesse dynamique permettant de s'adapter durant l'évolution du contour actif (Chan et Vese, 1999). Ainsi, l'image de vitesse est créée à partir de statistiques provenant de l'intensité moyenne des pixels situés à l'intérieur du contour actif. Un seuil est alors fixé permettant un écart-type toléré. Durant l'évolution du contour actif, l'image de vitesse s'adapte aux nouvelles intensités moyennes. Ce type d'approche peut être utilisé lorsque les contours sont flous ou difficilement perceptibles.

Rappelons que peu importe l'option utilisée, l'image de vitesse ne comporte que deux valeurs : l'une indiquant au contour actif d'avancer et l'autre indiquant au contour actif de reculer.

2.5.1.2 Évolution du contour actif

La passe d'évolution permet de faire évoluer le contour actif en le faisant avancer ou reculer selon les valeurs de l'image de vitesse. L'une des stratégies les plus efficaces pour y arriver est l'utilisation de la méthode par croissance de région. À un pixel donné, lorsque l'image de vitesse indique d'avancer/reculer, le contour actif se propagera d'un pixel vers l'extérieur/intérieur. Ainsi, l'évolution du contour actif est assurée par son déplacement d'un pixel par passe. Évidemment, le problème majeur de la méthode par croissance de région est sa faiblesse à gérer les fuites durant son évolution. La deuxième étape de notre méthode contribue donc à contrôler la courbure du contour actif durant son évolution.

2.5.1.3 Contrôle de la courbure du contour actif

Dans la méthode d'évolution par courbes de niveaux, le contrôle de la courbure permet de lisser le contour actif, de lui éviter une certaine sensibilité au bruit et d'éviter les fuites dans les régions voisines. Par contre, la technique utilisée requiert le calcul de la dérivée seconde et ce, à chaque itération. Dans notre méthode, nous préférons utiliser les caractéristiques du filtre gaussien (notons qu'une ouverture morphologique avec un élément structurant circulaire ou sphérique est aussi applicable).

Au niveau du contrôle de la courbure, selon les besoins, la taille du filtre peut varier considérablement. Pour diminuer la sensibilité au bruit, la taille de filtre peut être entre 3 et 5 pixels. Dans le but d'obtenir un contour actif suffisamment lisse, l'utilisateur devra

expérimenter différentes tailles de filtre. Finalement, afin d'éviter les fuites dans les zones voisines, une taille équivalent au diamètre de la fuite est généralement adéquate.

Pour mieux comprendre l'effet du contrôle de la courbure sur l'évolution du contour actif, nous pouvons faire l'analogie avec la viscosité d'un liquide. Plus le contrôle de la courbure est élevé, plus le liquide sera visqueux. Évidemment, parfois il est nécessaire de faire un certain compromis entre viscosité et perméabilité, question de permettre au contour actif de se diriger dans les petites concavités.

2.5.1.4 Optimisation de la méthode Chav-Troeung

Il est possible d'optimiser la méthode Chav-Troeung en utilisant une boîte de confinement autour du contour actif. Durant l'évolution du contour actif, cette boîte est modifiée automatiquement de manière à ce que le contour actif soit toujours confiné à l'intérieur. Les opérations sont effectuées que sur la zone restreinte de l'image, et non sur l'image tout entière, assurant ainsi la diminution du nombre de calcul (Figure 44).

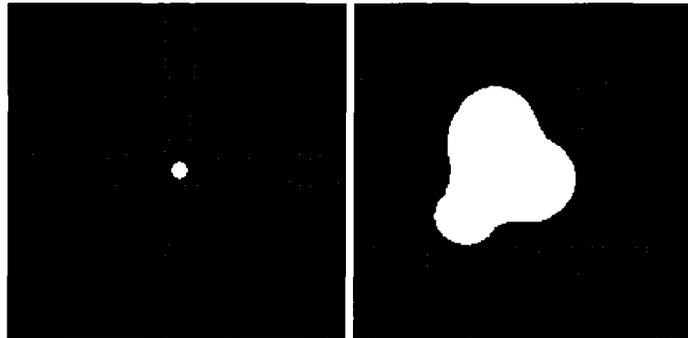


Figure 44 Optimisation de la méthode CT à l'aide d'une boîte
Exemple par évolution de contour actif (blanc) avec boîte
englobante adaptative (pointillés rouges)

2.5.1.5 Méthode Chav-Troeing

Le tableau suivant résume les différentes étapes de la méthode de segmentation Chav-Troeing :

Tableau III

Évolution de contour actif par la méthode Chav-Troeing

- Étape 1 : Contour actif initial sous forme implicite (φ), image de vitesse (g) et image_des_zones (f)
- Étape 2 : Cycle d'évolution du contour actif (pour les zones à 1) :
 Expansion du contour actif (vers l'extérieur) : $\varphi = E(\varphi) \times g$
 Contraction du contour actif (vers l'intérieur) : $\varphi = C(\varphi) \times \bar{g}$
- Étape 3 : Mise à jour de f pour chaque zone. Si la segmentation n'a pas évolué par rapport à l'itération précédente, on gèle la zone (mise à -1 de la zone)
- Étape 4 : Cycle de contrôle de la courbure du contour actif (pour les zones à 1)
 Contrôle de la courbure : filtre Gaussien selon la taille et le sigma prédéfinis.
- Étape 5 : Si le critère d'arrêt n'est pas atteint, retour à l'étape 2, sinon, fin de l'algorithme. (Le critère d'arrêt peut être, par exemple, un nombre d'itération fixé au préalable.)

$E(\varphi)$ = Expansion de φ de 1 pixel dans toutes les directions.

$C(\varphi)$ = Contraction de φ de 1 pixel dans toutes les directions.

\bar{g} = Inverse de l'image de vitesse (0=1 et 1=0).

2.5.1.6 Les avantages de cette nouvelle méthode

La méthode proposée offre plusieurs avantages par rapport aux autres méthodes. Tout d'abord, notons que le contour actif est représenté de manière totalement implicite évitant ainsi la gestion de listes. L'utilisation de listes permet de suivre l'évolution du contour actif et limite le mouvement du front à un seul pixel par passe. Aussi, pour éviter les fuites, l'utilisation d'un grand filtre gaussien requiert un processus permettant de reculer d'un seul pixel par itération en couvrant le filtre en entier. La méthode Chav-Troeung, utilisant une représentation totalement implicite, n'exige qu'un seul passage de filtre, peu importe la taille du filtre gaussien utilisé, pour contrôler la courbure du contour actif. Cet algorithme présente plusieurs autres avantages intéressants. En voici une liste :

- Diminution des problèmes liés aux arêtes floues/bruitées/partiellement inexistantes;
- Évolution du contour sans résolution d'équation de dérivées partielles;
- Flexibilité pour les dimensions supérieures;
- Possibilité de faire du suivi vidéo;
- Optimisation en vitesse et en mémoire;
- Aucune présegmentation de la lumière n'est nécessaire;
- Nombre des paramètres à ajuster considérablement réduit et plus intuitif comparativement aux courbes de niveaux;
- Présegmentation plus rapide et plus efficace que le « Fast Marching ».

2.6 Segmentation des AAA par la méthode Chav-Troeung

Rappelons que les opérations qui consistent à déterminer un volume d'intérêt autour de la lumière et du thrombus, à déterminer le plateau supérieur et inférieur contenant le

thrombus ainsi qu'un point initial à l'intérieur de la lumière a déjà été effectuée à l'étape 1.

Puisque optimisée en espace mémoire et en temps de calcul, l'utilisation de la méthode Chav-Troeung pour la segmentation de la lumière et du thrombus simplifiera considérablement la procédure de segmentation des AAA comme vous pouvez le constater par la Figure 45.

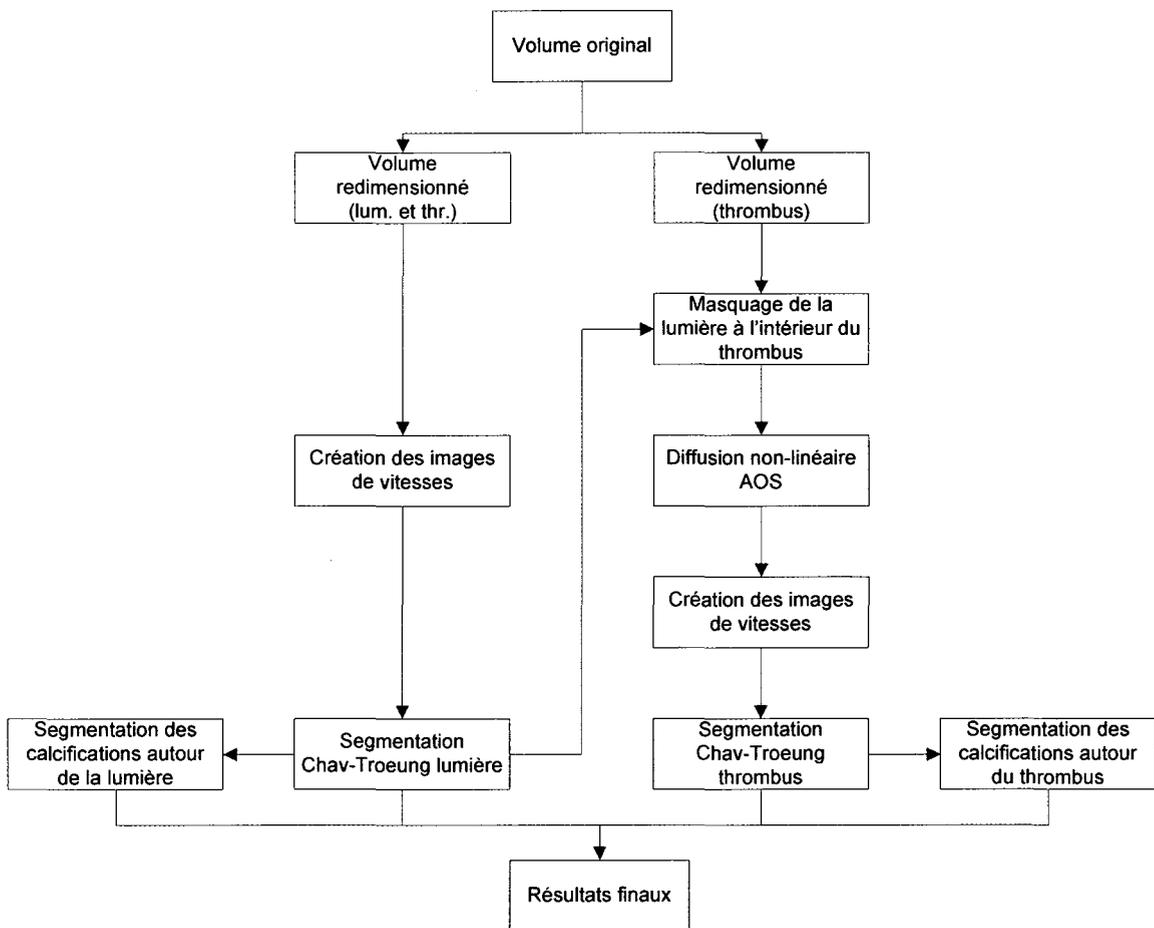


Figure 45 Ordinogramme – Méthode basée sur la segmentation Chav-Troeung

2.6.1 Segmentation de la lumière

Comme pour la méthode de segmentation par courbes de niveaux, la segmentation de l'anévrisme sera effectuée en deux étapes. D'abord, il y a la segmentation de la lumière à partir du marqueur préalablement positionné par l'utilisateur.

Contrairement à la méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux, la méthode Chav-Troeung ne demande aucune présegmentation. De plus, aucun filtre n'est nécessaire pour la segmentation de la lumière puisque cette méthode est suffisamment résistante au bruit pour en faire abstraction.

2.6.1.1 Création de l'image de vitesse de la lumière

Comme dans toute méthode d'évolution de contour actif, il est nécessaire de créer une image de vitesse permettant de bien délimiter la structure à segmenter qui, dans notre cas, est la lumière. L'agent de contraste utilisé pour rehausser la lumière sur les images CTA est normalement mélangé de sorte que la lumière soit à l'intérieur d'une certaine plage d'intensité bien déterminée (1200-1400HU). Ainsi, pour créer l'image de vitesse, un seuillage à l'intérieur de cette plage est suffisant.

2.6.1.2 Segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung

Puisque la méthode est extrêmement rapide, il n'est pas nécessaire de présegmenter la lumière au préalable. Nous pouvons obtenir une segmentation précise de la lumière en appliquant directement la méthode Chav-Troeung à partir de l'image de vitesse que nous venons de calculer. Grâce à l'agent de contraste préalablement injecté dans l'aorte du patient, il est facile de segmenter la lumière. Malgré tout, dans certaines régions où l'aorte passe très près de la colonne vertébrale ou des hanches, des fuites sont possible. Mais à l'aide du contrôle de la courbure, durant l'évolution du contour actif, ces fuites seront aisément évitées.

2.6.2 Segmentation du thrombus

Une fois la segmentation de la lumière obtenue, une nouvelle boîte de confinement est créée autour du thrombus grâce aux plans préalablement définis par l'utilisateur à l'étape 1.

2.6.2.1 Masquage de la lumière à partir de la lumière segmentée

Tout comme dans la méthode de segmentation par courbes de niveaux, il est nécessaire de masquer la lumière dans ce nouveau volume. Cette étape demeure identique à celle présentée dans la méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux.

2.6.2.2 Filtrage non linéaire rapide par la méthode AOS des images du thrombus

Bien que le masquage de la lumière soit efficace, elle apporte occasionnellement des artefacts et des résidus à l'intérieur de la lumière et près de la frontière. Il est donc nécessaire d'utiliser le filtre non linéaire par schéma AOS afin d'en minimiser les effets.

2.6.2.3 Création de l'image de vitesse du thrombus

La même méthode est employée pour la création de l'image de vitesse du thrombus que pour les images de vitesse de la lumière. Par contre, la détermination de la plage de seuillage est moins facile à déterminer puisqu'elle peut considérablement varier selon les configurations de l'appareil d'acquisition, l'épaisseur du patient ainsi que la composition et la morphologie du thrombus. Généralement, la plage d'intensité du thrombus varie entre 900 et 1200.

2.6.2.4 Segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung

Puisque les structures voisines au thrombus ont très souvent la même intensité et la même texture, il est généralement difficile de déterminer la position exacte de la frontière du thrombus. C'est pourquoi le contrôle de la courbure prend toute son importance dans la segmentation du thrombus. L'utilisation d'un filtre de taille considérable doit être utilisée afin d'éviter les fuites dans ces structures voisines. Heureusement, puisque la topologie du thrombus présente une forme assez lisse, l'utilisation d'un contrôle de courbure important n'empêchera pas une segmentation précise du thrombus. La taille des filtres utilisés pour la segmentation du thrombus se situent généralement près de 21 pixels. L'utilisation de la méthode Chav-Troeung offre une segmentation rapide et complète du thrombus par rapport à la méthode par courbes de niveaux. La rapidité est un facteur important lorsqu'une fuite est détectée et qu'un ajustement de la taille du filtre est nécessaire pour une seconde segmentation du thrombus. Pour l'instant, lorsqu'une fuite est détectée, cet ajustement doit être effectué par l'utilisateur.

2.7 Segmentation des calcifications

Contrairement aux autres procédés rencontrés dans la littérature, une technique efficace est proposée pour la segmentation des images de calcifications et de prothèses endovasculaires. Rappelons qu'il est important de segmenter les calcifications puisqu'elles constituent un critère permettant d'établir si une intervention endovasculaire est appropriée. Cette technique simple et rapide peut être utilisée autant avec la méthode basée sur l'évolution classique par courbes de niveaux qu'avec la méthode Chav-Troeung.

Tout d'abord, les calcifications sont majoritairement à base de calcium et présente un taux d'absorption de photons très élevés sur les images CTA, tout comme les os et la

prothèse endovasculaire à base d'alliage. En conséquence, sur les images, chacune de ces structures est représentée par des intensités très claires (blanches). Alors, en réalisant un seuillage très élevé sur les images, il est possible d'obtenir une image d'os, de calcification et de prothèse endovasculaire; le défi étant d'isoler les calcifications, la prothèse endovasculaire pour ensuite éliminer les os de cette image. Généralement, les calcifications et la prothèse endovasculaire sont situées en périphérie de la lumière et du thrombus. Une méthode facile, efficace et très rapide pour segmenter les calcifications et la prothèse endovasculaire consiste à effectuer une légère dilatation de la lumière, et de calculer l'intersection entre l'image d'os/calcification/prothèse et cette dilatation de la lumière (Figure 46). De la même manière, cette méthode est appliquée à la suite de la segmentation du thrombus.

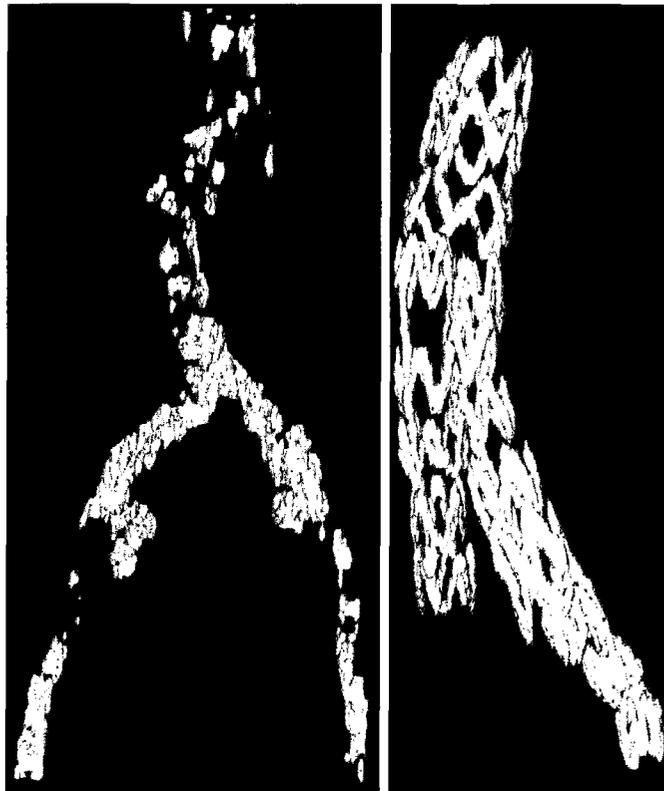


Figure 46 Résultat de segmentation pour calcifications et endoprothèse
- À gauche : calcifications
- À droite : prothèse endovasculaire

2.8 Création des modèles de validation 2D et 3D

La validation de modèle 3D est loin d'être simple. Dans la littérature, plusieurs chercheurs comparent une segmentation manuelle à une segmentation par algorithmes pour évaluer la précision de cette dernière. Dans le cas de la segmentation des AAA à partir d'image CTA, il n'est pas possible de procéder ainsi. Une segmentation manuelle telle que mentionnée précédemment, ne peut fournir une segmentation reproductible, solide et objective même lorsque effectuée par un radiologue expérimenté. Il n'est donc pas convenable de comparer un modèle 3D issu d'une segmentation manuelle à une segmentation obtenue par une méthode semi-manuelle, semi-automatique ou automatique.

En fait, sur des images de cas réel, il n'est pas possible d'avoir une représentation exacte de la structure en question à moins d'avoir des données morphologiques très précises de cette structure. Une telle étude exigerait une biopsie précise de cette structure. Une alternative consisterait à utiliser un fantôme. En imagerie médicale, un fantôme est une maquette synthétique, fait sur mesure, pour simuler au mieux la structure à étudier. Par exemple, un tronçon d'aorte affecté par un anévrisme. Cette maquette synthétique est constituée de matériaux choisis de manière à ce que leur coefficient d'absorption se rapproche le plus près de la structure en question (aorte et thrombus) pour qu'à l'acquisition des images, les résultats obtenus possèdent des intensités semblables aux tissus ou aux os réels. Puisque les données morphologiques de la maquette synthétique sont très bien connues, il est possible de comparer le résultat de la segmentation (modèle 3D) aux données morphologiques de la maquette. Malheureusement, la création d'une telle maquette peut exiger beaucoup de temps et est généralement très dispendieuse.

Le moyen le plus rapide et le plus économique de valider une méthode de segmentation reste l'utilisation d'un modèle synthétique numérique créé à partir d'images. En créant des images synthétiques semblables aux structures réelles, il est facile de connaître très

précisément les dimensions de ces structures qui permettront de valider les résultats de segmentation. De plus, il est possible de simuler parfaitement une image acquise par CTA en ajoutant du bruit de Poisson sur les rétroprojections des images.

Effectivement, selon les travaux effectués par Gravel, Beaudoin et de Guise (2004), autant l'intensité des pixels que le bruit d'une image acquise par rayons X (bombardement de photons) suivent une distribution de Poisson. À la base de l'acquisition par tomographie axiale assistée par ordinateur (CTA), on retrouve aussi les rayons X. Par contre, les images acquises par CTA ne sont pas directement issues des rayons X. C'est ici que la partie « assistée par ordinateur » prend tout son sens. Tel que décrit dans la revue de littérature, en CTA, les images créées par les rayons X sont une série de rétroprojections. À l'aide de la transformée de Radon inverse, la reconstruction de ces rétroprojections forme une image axiale CTA. Ainsi, le bruit contenu à l'intérieur des rétroprojections suit bien une distribution de Poisson. Par contre, le bruit contenu dans l'image axiale, suite à la transformée de Radon inverse, ne suit plus une distribution de Poisson mais plutôt une distribution gaussienne asymptotique.

Un bruit qui suit une distribution gaussienne asymptotique est très difficile à créer. Par contre, autant la transformée de Radon que la transformée de Radon inverse sont connues. La méthode la plus efficace de simuler une image CTA bruitée est de créer une image CTA sans bruit, en respectant les intensités des objets à simuler. Ensuite, on effectue une transformée de Radon sur cette image pour retrouver les rétroprojections équivalentes. Sur ces rétroprojections, il est convenable d'appliquer un bruit de distribution de Poisson. Enfin, on reconstruit le tout à partir de ces nouvelles rétroprojections bruitées afin de retrouver l'image CTA avec un bruit qui suit une distribution gaussienne asymptotique. En conclusion, en utilisant les intensités réelles de la lumière, du thrombus et des calcifications, il est possible d'obtenir des images bruitées qui simulent parfaitement une image acquise par CTA.

Dans ce chapitre, deux méthodes ont été développées afin de segmenter les AAA à partir d'images CTA. Au cours du prochain chapitre, des tests de validation ainsi que des segmentations de cas réels seront effectués pour déterminer l'efficacité de ces méthodes.

CHAPITRE 3

VALIDATION ET RÉSULTATS

Au chapitre deux, deux techniques ont été proposées pour la segmentation des composantes de l'AAA soit la lumière, le thrombus et les calcifications. Dans ce présent chapitre, ces techniques ont été évaluées afin de mesurer leur efficacité. Dans un premier temps, des tests de validation ont été effectués sur chacune des techniques de segmentation afin de déterminer leur précision et leur temps de calcul. Suite aux différentes validations, des résultats préliminaires et finaux sont présentés pour chacune des techniques à partir d'images réelles.

3.1 Tests et validation des méthodes

La validation des algorithmes est effectuée sur une image 2D et deux volumes 3D synthétiques (Figure 47). Ces données synthétiques ont été spécialement conçues pour mettre à l'épreuve les différentes difficultés que nous pouvons rencontrer lors d'une segmentation d'AAA.

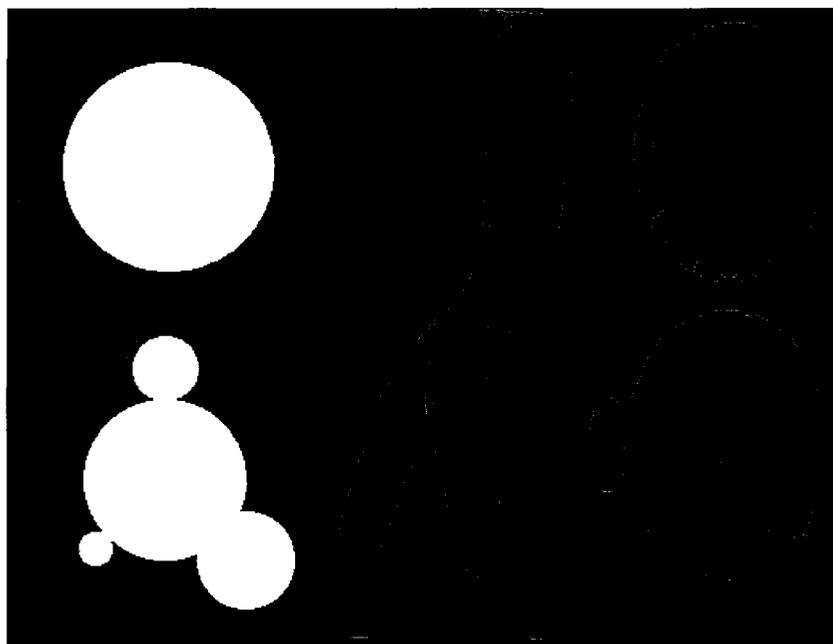


Figure 47 Modèle de validation : Image 2D et AAA 3D synthétiques
 - À gauche : image 2D d'un cercle sans et avec fuites
 - Au centre : lumière 3D synthétique d'une aorte
 - À droite : thrombus 3D synthétique sans et avec fuites

Afin de valider les différentes techniques, les analyses sont présentées sous forme de tableaux. La distance euclidienne est utilisée pour calculer l'erreur maximale et l'erreur moyenne entre le modèle synthétique et le résultat obtenu par la technique de segmentation. Le nombre de pixels erronés et le nombre de bons pixels sont aussi calculés. Le nombre de pixels erronés correspond au nombre de pixels restant, suite à la différence entre le modèle synthétique et le résultat de la segmentation. Le nombre de bons pixels correspond au nombre de pixels à l'intersection entre le modèle synthétique et le résultat de la segmentation.

3.2 Validation des techniques de segmentation sur le cercle synthétique 2D

L'image 2D du cercle permet de tester la performance des techniques en présence de bruit et fuites. Une comparaison a été faite entre les techniques de la méthode par courbes de niveaux et la méthode de segmentation Chav-Troeung.

3.2.1 Techniques de segmentation basées sur la méthode des courbes de niveaux

Les premières validations portent sur la méthode basée sur les courbes de niveaux appliquée sur le cercle synthétique 2D. Dans cette méthode, les techniques par croissance de région (Figure 48) et par lancer de rayons (Figure 49) sont utilisées afin d'obtenir une première segmentation grossière et rapide; ces deux techniques ont donc aussi été évaluées.

3.2.1.1 Validation de la méthode par croissance de régions

Pour la validation de la méthode par croissance de régions, cinq tests ont été réalisés (Figure 48). Tout d'abord, une segmentation sur le cercle synthétique original pour tester la technique en condition idéal, ensuite, une segmentation sur un cercle synthétique mais cette fois-ci, avec présence de bruit. Sur cette image bruitée, deux tests sont effectués : le premier sans filtre et le second avec filtre médian. Enfin, les deux derniers tests sont effectués sur le cercle synthétique avec fuites possibles afin de tester l'efficacité de cette technique face aux fuites potentielles sans et avec bruit. Les résultats de cette validation sont présentés au tableau IV.

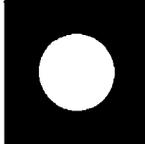
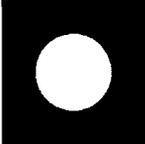
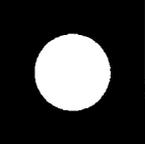
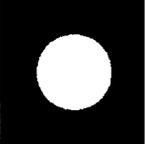
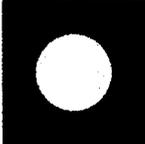
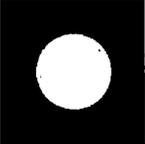
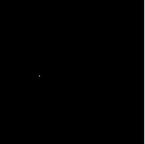
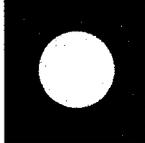
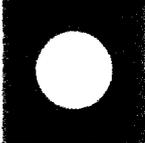
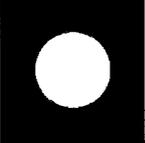
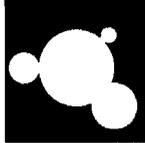
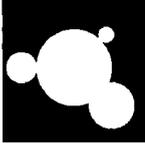
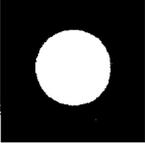
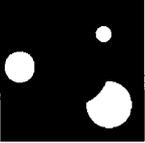
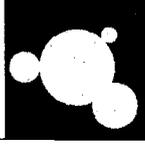
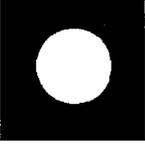
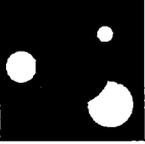
	Image sans ou avec bruit	Image sans ou avec filtre médian	Segmentation sur image sans ou avec bruit	Segmentation sur image du cercle synthétique	Erreur entre la segmentation et le cercle synthétique
Cercle synthétique original					
Cercle synthétique avec bruit					
Cercle synthétique avec bruit et filtre médian					
Cercle synthétique avec fuites					
Cercle synthétique avec bruit et fuites					

Figure 48 Validation de la méthode par CR sur le cercle sans et avec fuites

Tableau IV

Validation de la technique de croissance de région sur images 2D

Segmentation par croissance de région : Cercle 2D	Originale	Bruité sans filtre	Bruité avec filtre médian	Fuite sans bruit	Fuite avec bruit et filtre
Erreur maximale (pixels)	0	1	1	51.31	51.31
Erreur moyenne (pixels)	0	0.84	0.03	2.99	18.43
Nombre pixels erronés	0	4.70	8.05	871.40	4512.8
Nombre bons pixels	8023	8022.8	8014.9	8023	7684.4
Temps (secondes)	0.6	0.7	0.6	0.8	1.2
Seuil écart-type (intensité)	0	60	30	0	30

Comme nous le constatons dans le tableau IV, la méthode par croissance de région permet d'obtenir une très bonne segmentation sous certaines conditions. En conditions idéales (aucune présence de bruit et aucune fuite possible), cette technique permet une segmentation parfaite et très rapide. En présence de bruit, il est nécessaire d'augmenter considérablement le seuil de l'écart-type afin d'obtenir une bonne segmentation. Évidemment, dans des images réelles, lorsqu'il y a présence de différentes structures voisines d'intensités semblables, un grand seuil de l'écart-type peut provoquer des fuites dans ces zones. Pour cette raison, il est nécessaire de conserver un seuil de l'écart-type assez faible permettant d'éviter ces fuites. Par contre, ceci entraîne une segmentation moins précise. Enfin, nous constatons qu'il n'est pas possible d'utiliser cette méthode en présence de fuite puisqu'aucun contrôle sur le contour actif n'est possible. Dans ces conditions l'alternative est d'utiliser la technique par lancer de rayons.

3.2.1.2 Lancer de rayons

Pour la technique de lancer de rayons il faut une image de vitesse (image d'arête), obtenue ici en calculant le gradient de l'image. Le gradient est très sensible au bruit et peut influencer considérablement le résultat de la segmentation par lancer de rayon. Cette fois-ci, trois tests sont effectués (Figure 49). Pour débiter, un test fait sur le cercle synthétique avec fuite sans bruit. Les deux tests suivants sont quant à eux, effectués sur le cercle synthétique avec fuites, mais cette fois-ci avec bruit. Pour les images bruitées, le filtre médian, ensuite la diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS ont été utilisés pour atténuer le bruit. Voici les résultats de cette validation présentés au tableau V.

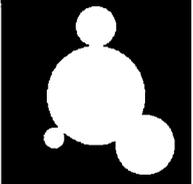
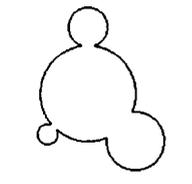
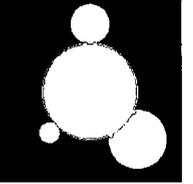
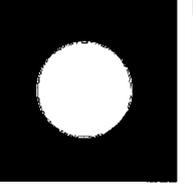
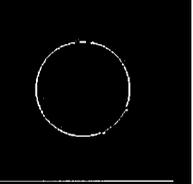
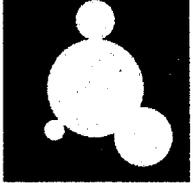
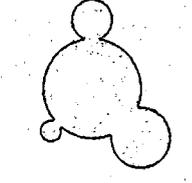
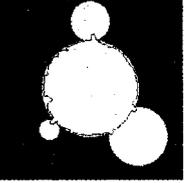
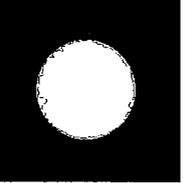
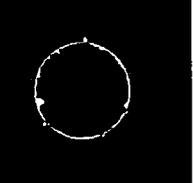
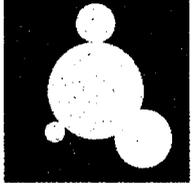
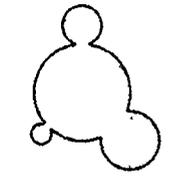
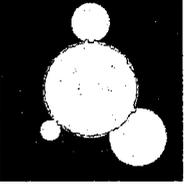
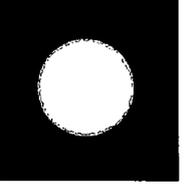
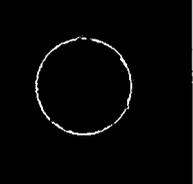
	Image sans ou avec bruit	Image sans ou avec filtre	Image de vitesse	Segmentation sur image avec ou sans bruit	Segmentation sur cercle synthétique	Erreur entre la segmentation et le cercle synthétique
Cercle synthétique avec fuites						
Cercle synthétique avec fuites, bruit et filtre médian						
Cercle synthétique avec fuite, bruit et filtre non-linéaire AOS						

Figure 49 Validation de la méthode de lancer de rayons sur le cercle avec fuites

Tableau V

Validation de la technique de lancer de rayons sur images 2D

Segmentation par lancer de rayons : Cercle 2D	Fuite sans bruit	Fuite avec bruit -Filtre médian	Fuite avec bruit -Filtre diffusion AOS
Erreur maximale (pixels)	3	9	5
Erreur moyenne (pixels)	1.49	2.42	1.96
Nombre pixels erronés	438	699	575
Nombre bons pixels	7598	7343	7466
Taille du noyau : filtre (pixels)	N/A	médian 3X3	diffusion AOS
Temps (secondes)	2.6	3.4	4.2

La technique par lancer de rayon permet une bonne première segmentation. Bien que cette technique soit plus lente que la technique par croissance de région, elle permet d'éviter les fuites dans les régions voisines. Par contre, nous pouvons constater que l'image de gradient (l'image d'arête) est très sensible au bruit et peut grandement atténuer les performances de cette technique lorsque le bruit n'est pas suffisamment atténué. L'utilisation du filtre médian n'est pas efficace pour atténuer le bruit dans l'image. Par contre, le filtre par diffusion non linéaire AOS permet d'obtenir une bien meilleure image de gradient sans toutefois être trop exigeant en temps de calcul.

Grâce aux tests de validations effectués sur l'image 2D, le choix des méthodes pour la présegmentation de la lumière et du thrombus devient clair. Tout d'abord, rappelons que la méthode par lancer de rayon ne s'effectue qu'en 2D. Pour cette raison, les changements de topologie ne sont pas gérés par cette méthode. De plus, cette méthode est plus lente que la méthode par croissance de région. Puisque la lumière est rehaussée par un agent de contraste et que les fuites dans les régions voisines sont plutôt rares, l'utilisation de la technique par croissance de région est un bon choix pour la présegmentation de la lumière. Par contre, la présegmentation du thrombus nécessite

l'utilisation de la méthode par lancer de rayon en raison des nombreuses fuites possibles dans les régions voisines.

3.2.2 Validation de la méthode Chav-Troeung sur l'image 2D du cercle synthétique

Afin de comparer les techniques de croissance de région et de lancer de rayon tel qu'utiliser dans la méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux, les mêmes tests sont effectués à l'aide de la méthode de segmentation Chav-Troeung c'est-à-dire : cercle synthétique dans les conditions idéales, cercle synthétique avec bruit sans contrôle de la courbure, cercle synthétique avec bruit et contrôle de courbure, cercle synthétique avec fuite sans bruit et enfin, cercle synthétique avec fuite, bruit et contrôle de courbure. Les résultats de cette validation sont présentés au tableau VI.

	Image sans ou avec bruit	Image de vitesse	Segmentation CT sans ou avec contrôle de courbure	Segmentation sur image sans ou avec bruit	Segmentation sur cercle synthétique	Erreur entre la segmentation et le cercle synthétique
Cercle synthétique						
Cercle synthétique avec bruit sans contrôle de courbure						
Cercle synthétique avec bruit et contrôle de courbure						
Cercle synthétique avec fuites et contrôle de courbure						
Cercle synthétique avec bruit, fuites et contrôle de courbure						

Figure 50 Validation de la méthode Chav-Troeung sur le cercle sans et avec fuites

Tableau VI

Validation de la technique Chav-Troeung sur images 2D

Segmentation Chav-Troeung : Cercle 2D	Original	Bruité sans filtre	Bruité avec filtre	Fuite sans bruit	Fuite avec bruit
Erreur maximale (pixels)	0	1.97	1.15	2	1.50
Erreur moyenne (pixels)	0	0.18	0.04	0.52	0.47
Nombre pixels erronés	0	762.75	10.6	151	135.15
Nombre bons pixels	8023	7260.3	8012.4	7909	7902.8
Temps (secondes)	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
Taille du noyau filtre (pixels)	N/A	N/A	5x5	25x25	23x23

Pour l'image synthétique du cercle sans bruit, nous obtenons une segmentation parfaite, tout comme par la méthode par croissance de région. En présence de bruit, nous remarquons que la contribution du contrôle de courbure évite au contour actif d'être trop sensible au bruit. De plus, nous remarquons l'efficacité du contrôle de la courbure pour éviter les fuites dans les régions voisines. Nous pouvons donc souligner la précision, la rapidité, la résistance au bruit et la polyvalence de cette méthode. Ainsi, cette méthode peut être utilisée autant pour la segmentation de la lumière que pour la segmentation du thrombus.

Nous remarquons aussi que contrairement aux techniques utilisées par la méthode par courbes de niveaux, la méthode de segmentation Chav-Troeung ne nécessite aucune présegmentation grâce à sa grande rapidité. De plus, grâce au contrôle de courbure de la méthode Chav-Troeung, le bruit n'est plus un obstacle dans la segmentation de la lumière. Enfin, grâce à la polyvalence de la méthode Chav-Troeung, une seule et même méthode est nécessaire pour segmenter la lumière et le thrombus.

3.3 Validation des techniques de segmentations sur le modèle 3D synthétique

Le modèle 3D synthétique utilisé dans ce travail est une simulation d'AAA. Ce modèle a permis de tester les propriétés d'évolution tridimensionnelle des méthodes en présence de bruit et de fuites. Encore une fois, une comparaison entre les techniques basées sur la méthode par courbes de niveaux et la méthode de segmentation Chav-Troeung a été effectuée.

3.3.1 Techniques de segmentations provenant de la méthode basée sur les courbes de niveaux

Pour la méthode de segmentation basée sur les courbes de niveaux, les tests de validations effectués sur les images du cercle 2D synthétiques ont permis de conclure que l'utilisation de la technique de croissance de région est adaptée pour la présegmentation de la lumière et que la technique par lancer de rayons est adaptée pour la présegmentation du thrombus. Ainsi, dans la section suivante, ces deux techniques seront validées sur modèle 3D synthétique d'AAA.

3.3.2 Segmentation de la lumière par croissance de régions et courbes de niveaux

Afin de mettre à l'épreuve la technique par croissance de région pour la segmentation de la lumière et la technique par lancer de rayons pour la segmentation du thrombus, les prochains tests ont été effectués sur le modèle synthétique 3D de la lumière (Figure 51) et du thrombus (Figure 53).

Tout d'abord, la segmentation de la lumière a été effectuée grâce aux techniques de croissance de régions et courbes de niveaux. Ainsi, trois tests ont été faits : une segmentation de la lumière synthétique sans bruit par croissance de régions, une segmentation de la lumière synthétique avec présence de bruit par la technique de croissance de régions et enfin, segmentation de la lumière synthétique avec présence de

bruit par la technique de croissance de régions et la technique de courbes de niveaux. La Figure 52 présente l'erreur entre la segmentation finale par croissance de régions et la lumière synthétique. Les résultats de validation sont présentés au tableau VII.

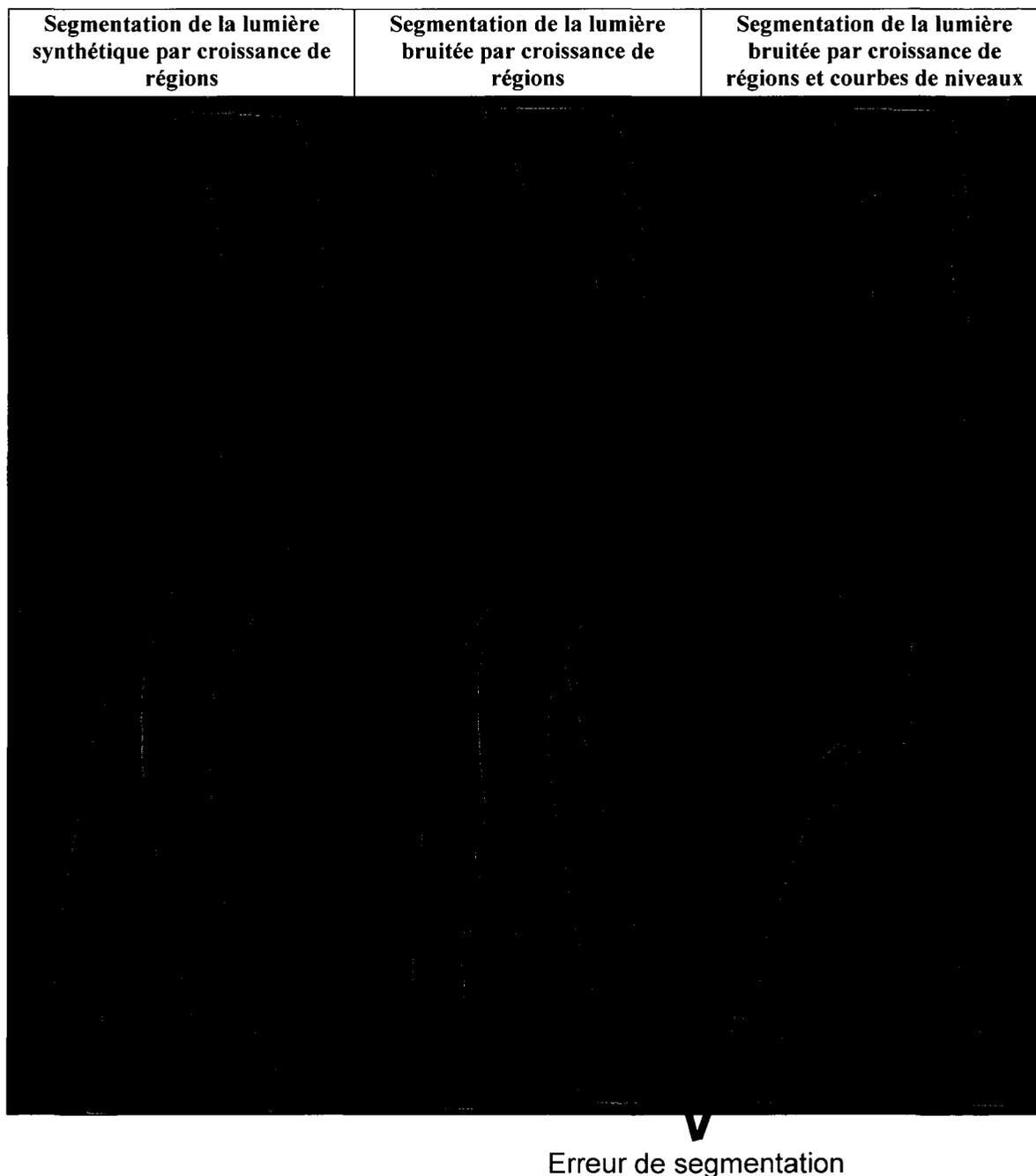


Figure 51 Validation de la méthode CR et CN sur volume synthétique de lumière

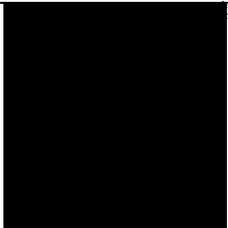
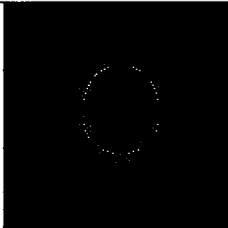
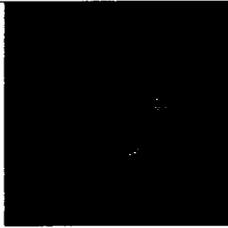
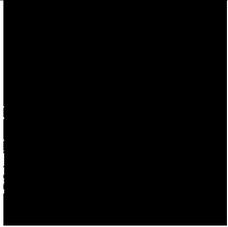
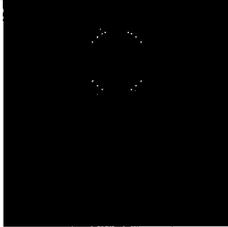
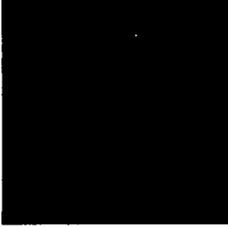
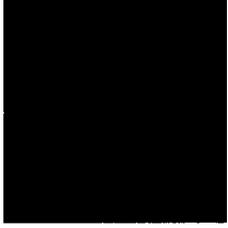
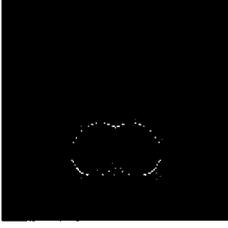
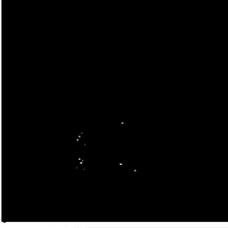
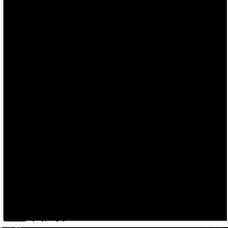
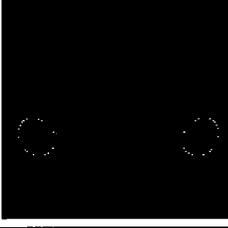
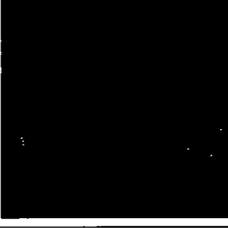
	Segmentation de la lumière synthétique par croissance de régions	Segmentation de la lumière synthétique avec bruit par croissance de régions	Segmentation de la lumière synthétique avec bruit par croissance de régions et courbes de niveaux
Tranche 1/150			
Tranche 50/150			
Tranche 100/150			
Tranche 150/150			

Figure 52 Erreur entre segmentation CR-CN et lumière synthétique originale

Tableau VII

Validation de la technique de croissance de région et courbes de niveaux sur simulation d'un volume synthétique de la lumière

Segmentation par CR et CN : Lumière 3D	Lumière sans bruit	Lumière bruitée CR	Lumière bruitée CR et CN
Erreur maximale (pixels)	0	2	1.41
Erreur moyenne (pixels)	0	0.30	0.13
Nombre pixels erronés	0	4179	2922
Nombre bons pixels	186565	182394	186565
Temps (secondes)	3.6	3.8	88.1

Comme nous pouvons le constater au tableau VII, la technique par croissance de région permet une segmentation parfaite de la lumière lorsqu'il y a absence de bruit. En présence de bruit, la segmentation est toujours très rapide quoique moins précise. Afin d'aller chercher plus de précision, la méthode par courbes de niveaux est appliquée à partir de la segmentation obtenue par croissance de région. Bien que l'erreur maximale soit semblable, l'erreur moyenne est presque trois fois moins élevée. De plus, le nombre de pixels erronés ainsi que le nombre de bons pixels permettent de conclure que la méthode parvient à segmenter totalement le modèle synthétique et que tous les pixels erronés représentent une sursegmentation, dûe au bruit et au déplacement des arêtes par le calcul du gradient. Évidemment, le temps requis pour obtenir la segmentation par courbes de niveaux est beaucoup plus élevé.

3.3.3 Segmentation du thrombus par lancer de rayons et courbes de niveaux

La segmentation du thrombus nécessite une technique qui permet d'éviter les fuites. Ainsi, la segmentation du thrombus est possible grâce à la technique par lancer de rayons et courbes de niveaux. Encore une fois, trois tests sont effectués : une segmentation du thrombus synthétique sans bruit par la technique de lancer de rayons,

une segmentation du thrombus synthétique avec présence de bruit par la technique de lancer de rayons et enfin, une segmentation du thrombus avec présence de bruit par la technique de lancer de rayons et la technique de courbes de niveaux. Les résultats de cette validation sont présentés au tableau VIII.

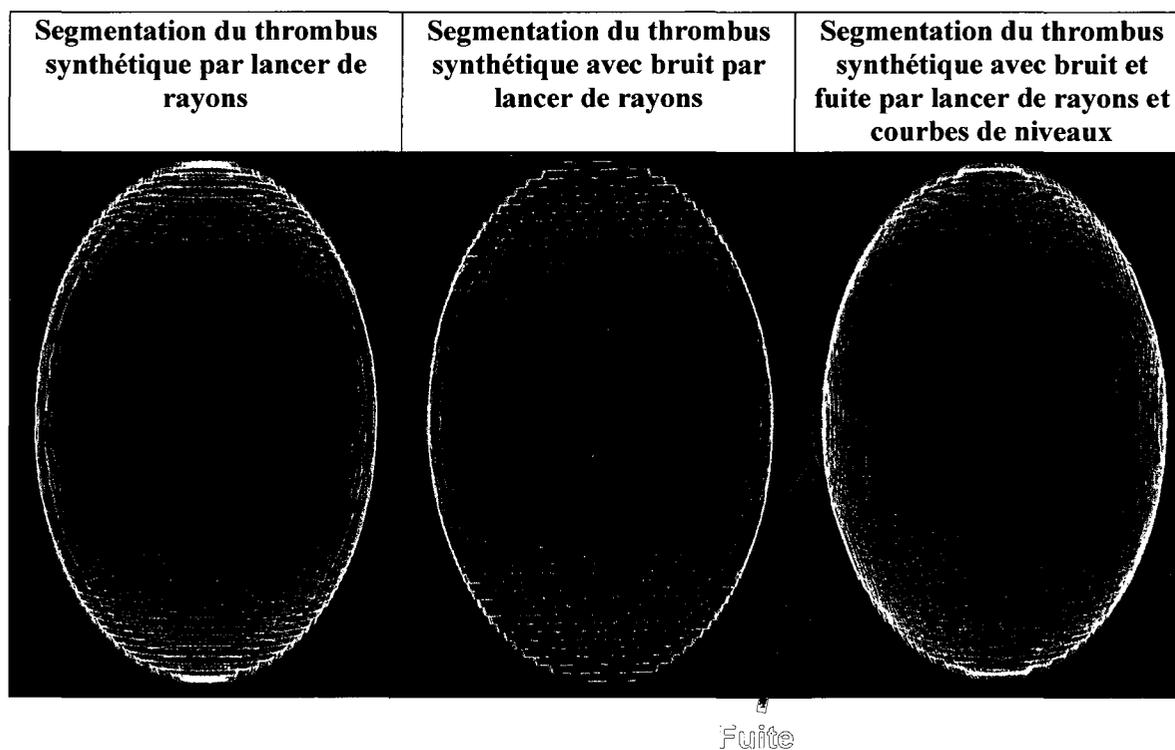


Figure 53 Validation LR et CN sur volume synthétique du thrombus avec fuites

- En blanc : thrombus synthétique;
- En vert : résultats de segmentation.

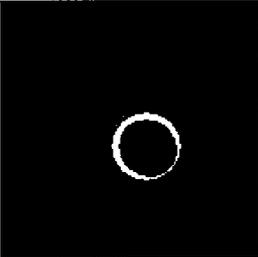
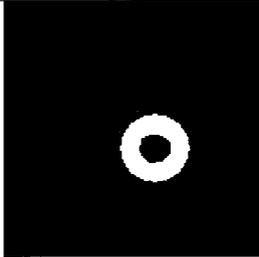
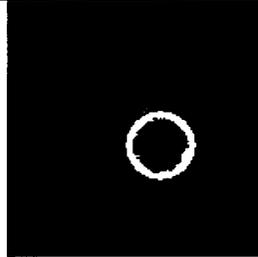
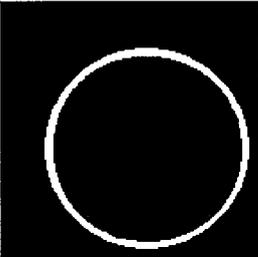
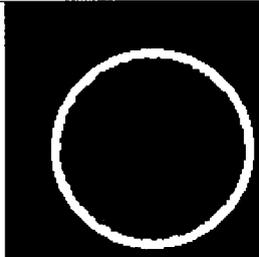
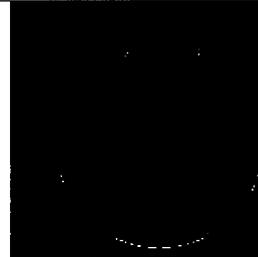
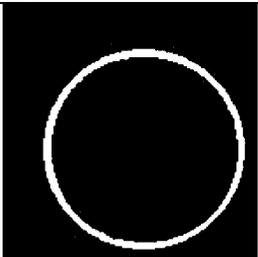
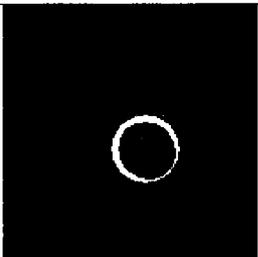
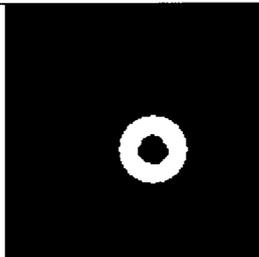
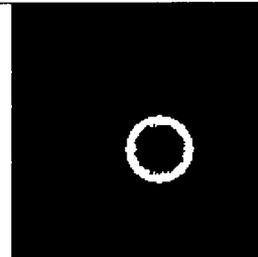
	Segmentation du thrombus synthétique par lancer de rayons	Segmentation du thrombus synthétique avec bruit par lancer de rayons	Segmentation du thrombus synthétique avec bruit et fuites par lancer de rayons et courbes de niveaux
Tranche 1/60			
Tranche 20/60			
Tranche 40/60			
Tranche 60/60			

Figure 54 Erreur entre segmentation LR-CN et thrombus synthétique originale

Tableau VIII

Validation de la technique de lancer de rayons et courbes de niveaux sur simulation d'un volume synthétique de thrombus

Segmentation par LR et CN : Thrombus 3D	Thrombus sans bruit	Thrombus bruité LR	Thrombus bruité LR et CN
Erreur maximale (pixels)	6	8	6
Erreur moyenne (pixels)	3.90	4.72	0.52
Nombre pixels erronés	93732	141006	36580
Nombre bons pixels	378153	351760	456224
Temps (secondes)	42.2	53.9	81.8

Contrairement à la technique par croissance de région, la méthode par lancer de rayon est moins précise avec ou sans présence de bruit. De plus, comparativement à la technique par croissance de régions, cette technique est très exigeante en temps de calcul. Par contre, nous constatons qu'elle est efficace pour fournir une première segmentation tout en évitant les fuites dans les régions voisines. Tout comme pour la segmentation de la lumière, la segmentation du thrombus est améliorée par la méthode de courbes de niveaux. Nous remarquons sur la troisième image que le contour actif a légèrement fuit dans la région voisine (côté gauche du thrombus). Malgré tout, cette présegmentation du thrombus est satisfaisante.

De nouveau, nous constatons que les méthodes de croissance de région et de lancer de rayons combinées à la méthode par courbes de niveaux permettent d'obtenir une segmentation satisfaisante du modèle synthétique 3D d'un AAA. Afin de comparer les résultats obtenus, nous allons tester dans la partie qui suit la méthode développée dans le cadre de ce travail, soit la méthode Chav-Troeung.

3.3.4 Validation de la technique basée sur la méthode Chav-Troeung

Nous retrouvons dans la section suivante, les tests de validation de la méthode basée sur la méthode Chav-Troeung pour les modèles synthétiques 3D de la lumière et du thrombus. Des comparaisons seront ensuite effectuées pour comparer la méthode Chav-Troeung et la méthode basée sur les courbes de niveaux.

3.3.5 Validation de la méthode Chav-Troeung sur modèle 3D synthétique

Tel que spécifié lors des tests de validation de la méthode Chav-Troeung sur le cercle 2D synthétique, cette méthode peut être utilisée autant pour la segmentation de la lumière que la segmentation du thrombus grâce à sa résistance aux fuites (Figure 55). Cinq tests sont effectués. Les résultats de ces tests sont présentés au tableau IX.

1. Segmentation de la lumière synthétique dans les conditions idéales par la technique Chav-Troeung;
2. Segmentation de la lumière synthétique avec bruit par la méthode Chav-Troeung;
3. Segmentation du thrombus synthétique dans les conditions idéales par la méthode Chav-Troeung;
4. Segmentation du thrombus avec présence de bruit par la méthode Chav-Troeung;
5. Segmentation du thrombus avec présence de bruit et fuites par la méthode Chav-Troeung;

Segmentation de la lumière synthétique par la méthode Chav-Troeung	Segmentation de la lumière synthétique bruitée par la méthode Chav-Troeung	Segmentation du thrombus synthétique par la méthode Chav-Troeung	
			Thrombus synthétique
			Thrombus synthétique bruité
			Thrombus synthétique bruité avec fuites Légères fuites

Figure 55 Validation Chav-Troeung volumes synthétique (lumière et thrombus)
 - En blanc : modèle synthétique;
 - En vert : résultats de segmentation.

Tableau IX

Validation de la technique Chav-Troeung sur simulation d'un volume synthétique de la lumière et du thrombus

Segmentation C-T : Lumière et thrombus 3D	Lumière originale	Lumière bruitée	Thrombus original	Thrombus bruité	Thrombus bruité avec fuites
Erreur maximale en pixels	0	2	0	1.41	5.88
Erreur moyenne en pixels	0	0.01	0	0.02	0.10
Nombre pixels erronés	0	124.6	0	293.4	1365
Nombre bons pixels	186565	186489	471885	471605	471149
Nombre d'itérations	266	265	94	95	128
Seuil itération filtre	N/A	260	N/A	85	60
Taille du filtre en pixels	N/A	5x5x5	N/A	5x5x5	25x25x7
Temps en secondes	1.1	2.9	0.5	1.4	37.8

La segmentation de la lumière 3D synthétique sans présence de bruit est accomplie très rapidement, sans aucune erreur et sans nécessité d'utiliser un contrôle de courbure. En présence de bruit, une segmentation précise est possible avec un léger contrôle de la courbure permettant d'augmenter la résistance du contour actif au bruit. De son côté, la segmentation du thrombus nécessite un contrôle de courbure beaucoup plus élevé afin d'éviter au maximum les fuites possibles. Comme le constatons, un contrôle de courbure plus important augmente considérablement le temps de calcul et est le principal facteur ralentissant cette méthode.

Par les tests effectués sur le modèle synthétique nous remarquons que la méthode basée sur la méthode de Chav-Troeung surpasse la méthode basée sur la méthode par courbes de niveaux dans tous les domaines autant au niveau de la précision, de la gestion des fuites et du temps de calcul. Dans la section suivante, nous appliquerons ces méthodes sur des images réelles.

3.4 Images utilisées

Suite aux tests de validation des différentes techniques utilisés pour segmenter les AAA sur modèles synthétiques, des résultats de segmentations sur des images réelles seront présentés. Avant tout, mentionnons que toutes les images utilisées proviennent du département de radiologie du CHUM et qu'elles ont toutes été préalablement anonymisées avant leur utilisation. Trois ensembles d'images (Patient no.1, Patient no.2 et Patient no.3) ont été utilisés pour la présentation des résultats tels que présentés dans le tableau suivant :

Tableau X

Données réelles de patients utilisées pour les résultats

Données images	Patient no. 1	Patient no. 2	Patient no. 3
Nombre d'images	173	145	181
Espace entre pixels (mm)	0.70313	0.60547	0.74219
Espace entre images (mm)	2	2	2

3.5 Segmentation des cas réels par la méthode des courbes de niveaux

Cette section décrira les tests de la méthode par courbes de niveaux sur des cas réels. Des résultats intermédiaires et finaux seront présentés.

3.5.1 Segmentation de la lumière par courbes de niveaux

Rappelons que la première étape, qui consiste à interagir avec l'utilisateur, a préalablement été effectuée. Ainsi, l'étape qui suit consiste à segmenter la lumière.

3.5.1.1 Présegmentation de la lumière par croissance de région

Tel que présenté dans la méthodologie, il est fortement recommandé d'initialiser cette méthode près de la solution recherchée pour éviter un trop grand nombre d'itération par courbes de niveaux. La première étape consiste donc à effectuer une première segmentation par croissance de région. Pour chacun des volumes présentés précédemment voici les résultats obtenus à la Figure 56.



Figure 56 Résultat de présegmentation rapide de la lumière par croissance de région

3.5.1.2 Atténuation du bruit par diffusion non linéaire AOS

La présegmentation effectuée, une phase d'atténuation du bruit est assurée par la méthode de diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS tel que proposée par Weicker 1998 (Figure 57).



Figure 57 Filtre de diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS
À gauche image originale, à droite, image après filtre

3.5.1.3 Calcul des images de vitesse de la lumière

Après avoir filtré les images, des termes de la fonction de vitesse peuvent être précalculés. Voici donc quelques images qui démontrent le résultat suite au calcul du terme de propagation. Rappelons que pour la méthode par courbes de niveaux, le terme de propagation doit être créé de manière à ce que les régions homogènes soient près de 1 (blanc) pour pousser le contour actif vers l'extérieur et que les arêtes soient près de 0 (noir) pour freiner l'évolution du contour actif près des contours (Figure 58).

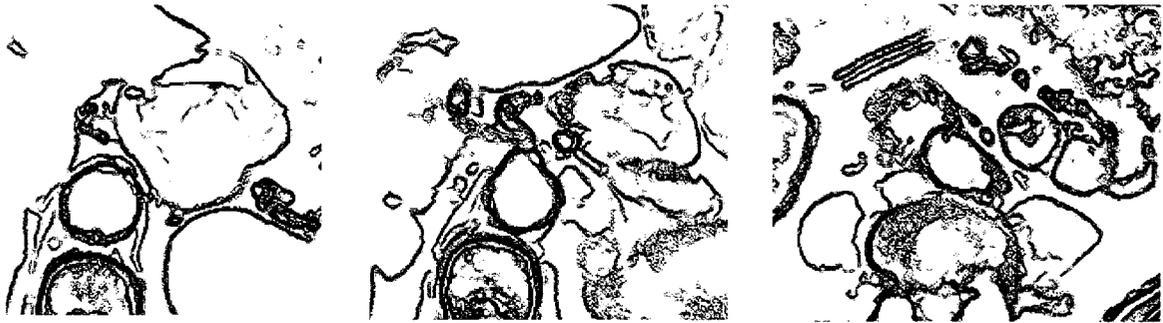


Figure 58 Images de vitesse de la lumière par courbes de niveaux

3.5.1.4 Segmentation de la lumière par courbes de niveaux

La dernière étape, liée à la segmentation de la lumière consiste à raffiner la présegmentation, précédemment obtenue par croissance de région, par la méthode de courbes de niveaux par schéma d'optimisation AOS. Cette dernière étape génère une segmentation finale de la lumière (Figure 59).

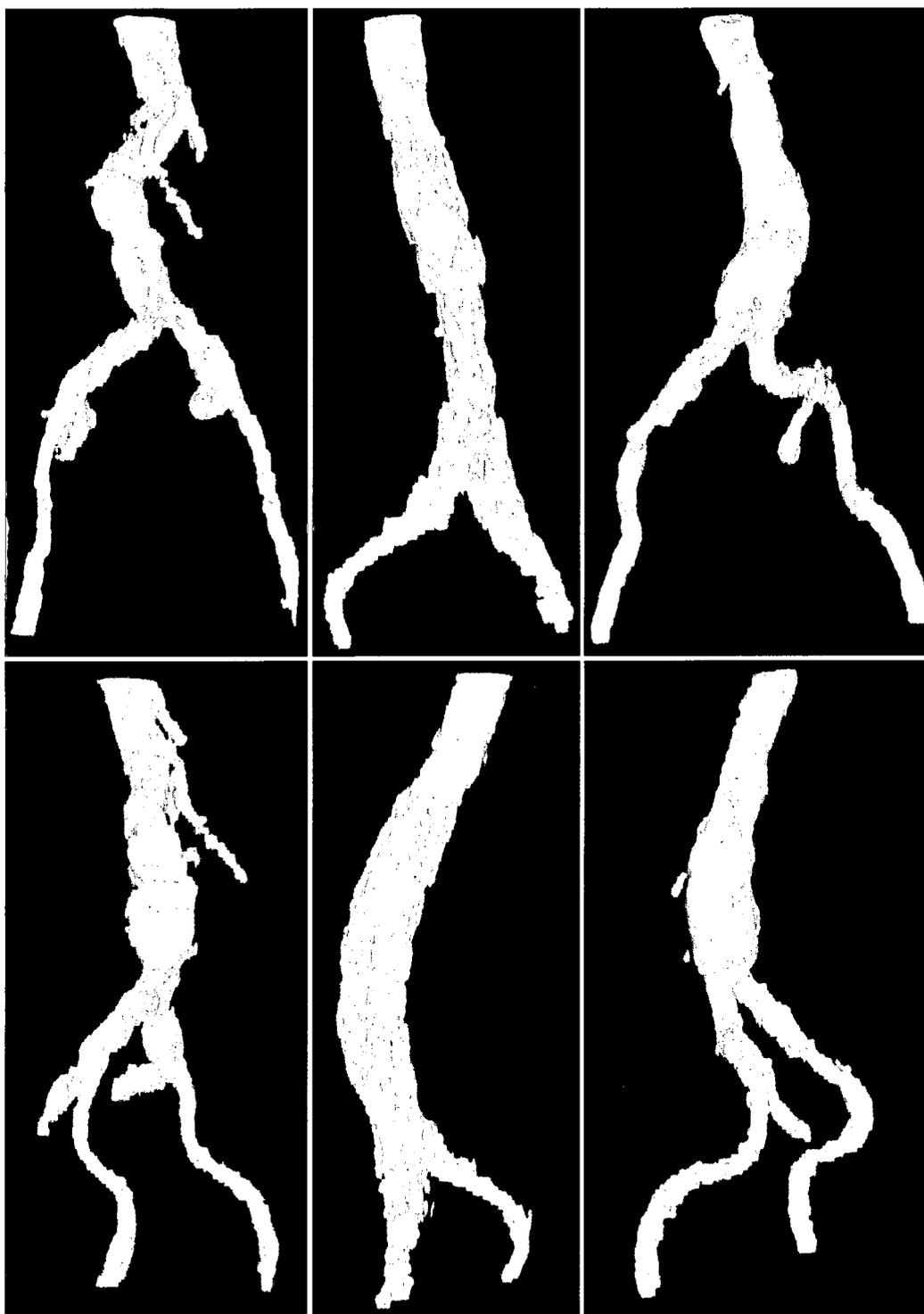


Figure 59 Résultat de segmentation de la lumière par courbes de niveaux
En beige : la lumière; En rose : les calcifications et l'endoprothèse

3.5.2 Segmentation du thrombus par courbes de niveaux

3.5.2.1 Masquage de la lumière sur les images du thrombus

Suite à la segmentation de la lumière, nous passons à la phase de segmentation du thrombus. Après avoir créé une nouvelle région d'intérêt autour de l'anévrisme (donc du thrombus), l'étape qui suit consiste à utiliser la segmentation finale de la lumière, pour masquer la lumière sur le volume original bruité (Figure 60).



Figure 60 Résultat du masquage de la lumière sur les images du thrombus

3.5.2.2 Atténuation du bruit par diffusion non linéaire AOS

Évidemment, puisque le volume original bruité a été utilisé, il est nécessaire de filtrer les images par la méthode de diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS (Figure 61).



Figure 61 Image filtrée par diffusion non linéaire optimisée AOS du thrombus

3.5.2.3 Calcul des images de vitesse du thrombus

Par la suite, les termes de vitesse sont précalculés de la même façon que la segmentation de la lumière (Figure 62).



Figure 62 Image de vitesse du thrombus

3.5.2.4 Présegmentation du thrombus par technique de lancer de rayons

Après avoir calculé les images qui correspondent aux termes de vitesse, la méthode de lancer de rayon est utilisée afin d'obtenir une présegmentation grossière du thrombus (Figure 63 et Figure 64).



Figure 63 Présegmentation du thrombus par lancer de rayons sur images de vitesse



Figure 64 Présegmentation du thrombus par lancer de rayons sur images originales

Puisque la méthode par lancer de rayons est effectuée en 2D, la visualisation de cette première segmentation grossière du thrombus donne généralement une segmentation que l'on nomme « artéfacts en escalier » (Figure 65). Évidemment, puisque ce n'est qu'une présegmentation et qu'elle sera raffinée par la segmentation 3D par courbes de niveaux AOS, elle est satisfaisante.



Figure 65 Segmentation 3D d'un thrombus par lancer de rayons

3.5.2.5 Segmentation du thrombus par courbes de niveaux

Enfin, la dernière étape de la méthode basée sur l'évolution par courbes de niveaux consiste à raffiner la présegmentation obtenue par la méthode de lancer de rayon pour constituer la segmentation finale du thrombus (Figure 66).



Figure 66 Segmentation d'un thrombus par lancer de rayons et courbes de niveaux

Le tableau qui suit présente les temps de segmentation par la méthode basée sur l'évolution par courbes de niveaux de la lumière et du thrombus sur des données réelles :

Tableau XI

Temps de segmentation sur données réelles par la méthode basée sur l'évolution par courbes de niveaux

Segmentation méthode courbes niveaux	V1	V2	V3
Segmentation de la lumière (secondes)	260,0	282,7	231,5
Segmentation du thrombus (secondes)	199,7	245,5	136,4

3.6 Segmentation de cas réels par la méthode Chav-Troeung

Le deuxième méthode développée et proposée dans le cadre de ce travail est l'algorithme Chav-Troeung. Tel que mentionné précédemment, grâce à la rapidité de cette méthode, beaucoup d'étapes de la méthode par courbes de niveaux ne sont plus nécessaires.

3.6.1 Segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung

Vu la rapidité de cette méthode, aucune présegmentation n'est nécessaire. De plus, puisqu'une image binaire est utilisée comme image de vitesse et que cet algorithme résiste considérablement bien au bruit, il n'est pas nécessaire de filtrer les images avant de débiter la segmentation.

3.6.1.1 Calcul de l'image de vitesse de la lumière

La première étape de cette méthode consiste à calculer l'image de vitesse. Contrairement à la méthode par courbes de niveaux, seul le terme de propagation est nécessaire puisque le terme d'advection n'est pas utilisé et le terme de courbure moyenne est estimé par un filtre gaussien. Rappelons que pour cette méthode une image binaire est utilisée, soit 1 pour avancer et 0 pour reculer (Figure 67).

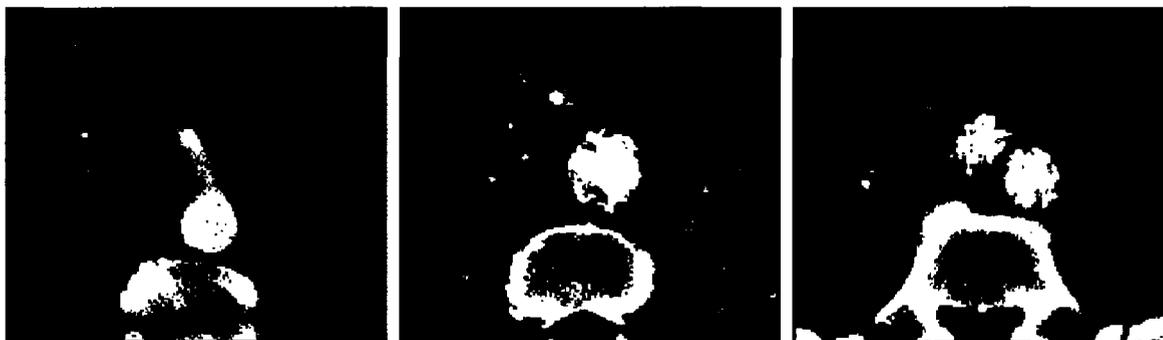


Figure 67 Images de vitesse de la lumière pour segmentation Chav-Troeung

3.6.1.2 Segmentation finale de la lumière par la méthode Chav-Troeung :

La segmentation par la méthode Chav-Troeung ne nécessite qu'une image de vitesse et une carte d'initialisation qui correspond au marqueur préalablement positionné par l'utilisateur. À la Figure 68 quelques résultats finaux de segmentation de la lumière obtenue par la méthode Chav-Troeung.



Figure 68 Résultat de segmentation Chav-Troeung (en rouge) de la lumière avec calcification et prothèse

3.6.2 Segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung

Suite à la segmentation de la lumière, nous passons à la segmentation du thrombus. La première étape consiste toujours à limiter la région d'intérêt autour du thrombus grâce aux plans préalablement positionnés par l'utilisateur.

3.6.2.1 Masquage de la lumière sur les images du thrombus

Par la suite, le masquage de la lumière sur les images grâce à la segmentation finale de la lumière est toujours nécessaire. La technique utilisée pour masquer la lumière est identique à celle présentée dans la section de la segmentation par courbes de niveaux et donne des résultats identiques.

3.6.2.2 Atténuation du bruit par diffusion non linéaire AOS

Suite au masquage de la lumière sur les images du thrombus, il est nécessaire d'atténuer le bruit dans ce nouveau volume. La méthode par diffusion non linéaire est aussi identique à celle utilisée à la section de la segmentation par courbes de niveaux.

3.6.2.3 Calcul de l'image de vitesse binaire du thrombus

Une fois les images filtrées, les images de vitesses binaires sont calculées par simple seuillage (Figure 69).



Figure 69 Images de vitesse du thrombus pour la méthode Chav-Troeung

3.6.2.4 Segmentation finale du thrombus par la méthode Chav-Troeung

La segmentation finale du thrombus par la méthode Chav-Troeung est enfin appliquée et est présentée par les images suivantes (Figure 70). Les résultats de cette validation sont présentés au tableau XII.

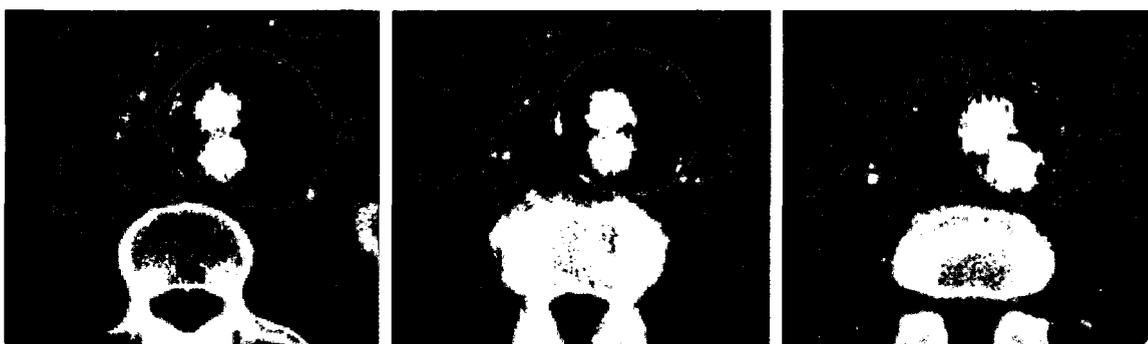


Figure 70 Segmentation CT (en rouge) du thrombus avec calcifications

Le tableau qui suit présente les temps de segmentation par la méthode basée sur l'évolution Chav-Troeung de la lumière et du thrombus sur des données réelles :

Tableau XII

Temps de segmentation sur données réelles par la méthode basé sur l'évolution Chav-Troeung

Segmentation méthode Chav-Troeung	V1	V2	V3
Segmentation de la lumière (secondes)	27,6	21,0	22,6
Segmentation du thrombus (secondes)	99,5	110,4	75,8

3.7 Résultats de segmentation par la méthode basée sur les courbes de niveaux versus la méthode Chav-Troeung

Cette dernière partie présentera les résultats de segmentation obtenus par les deux méthodes proposées pour chacun des patients testés. Pour la méthode Chav-Troeung, les résultats de segmentations sur images 2D sont présentés à l'Annexe 1. Mentionnons qu'aucune retouche manuelle n'a été effectuée sur ces résultats.



Figure 71 Résultat de segmentation AAA par courbes de niveaux : patient no. 1

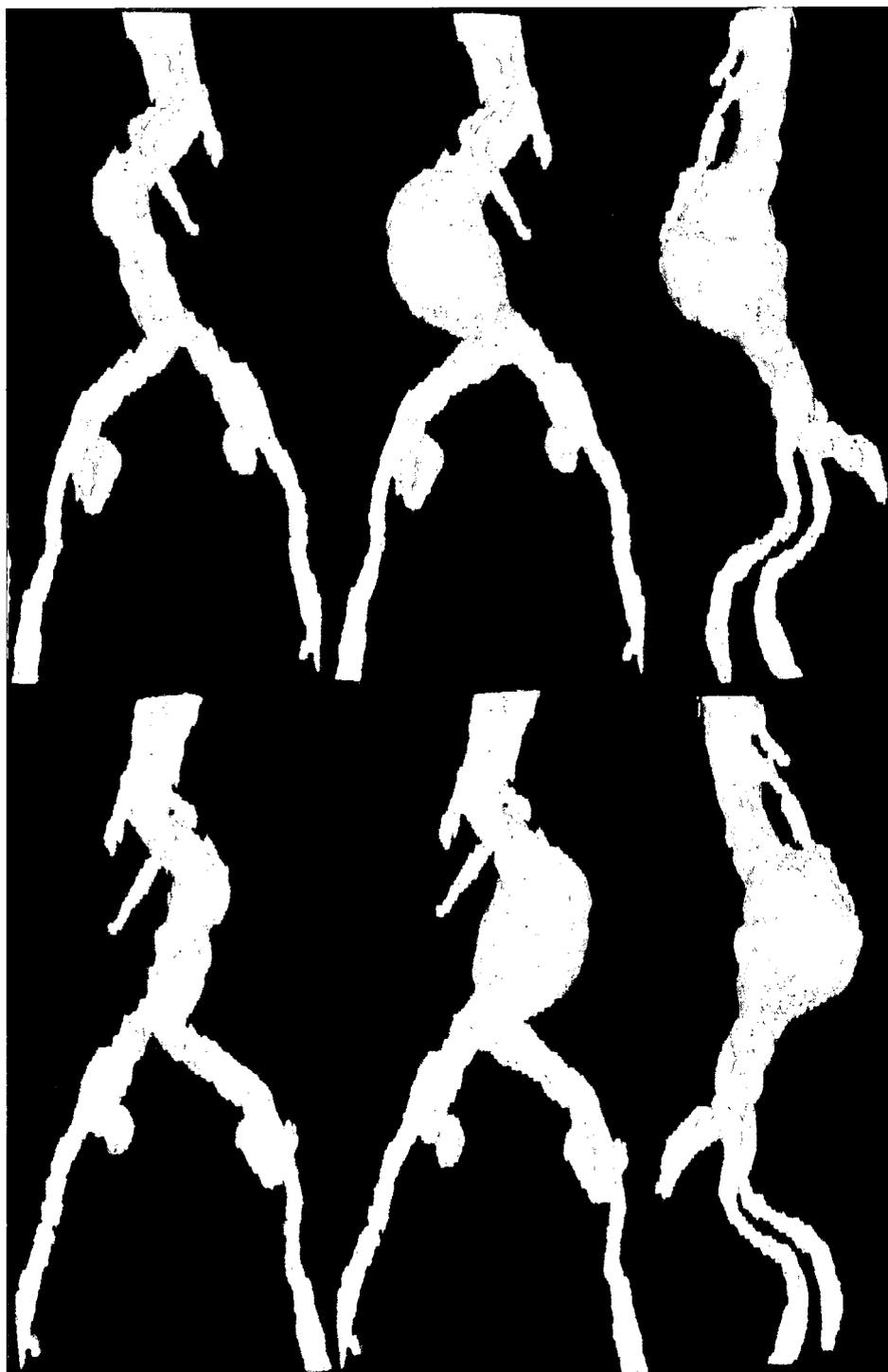


Figure 72 Résultat de segmentation AAA par Chav-Troeung : patient no. 1

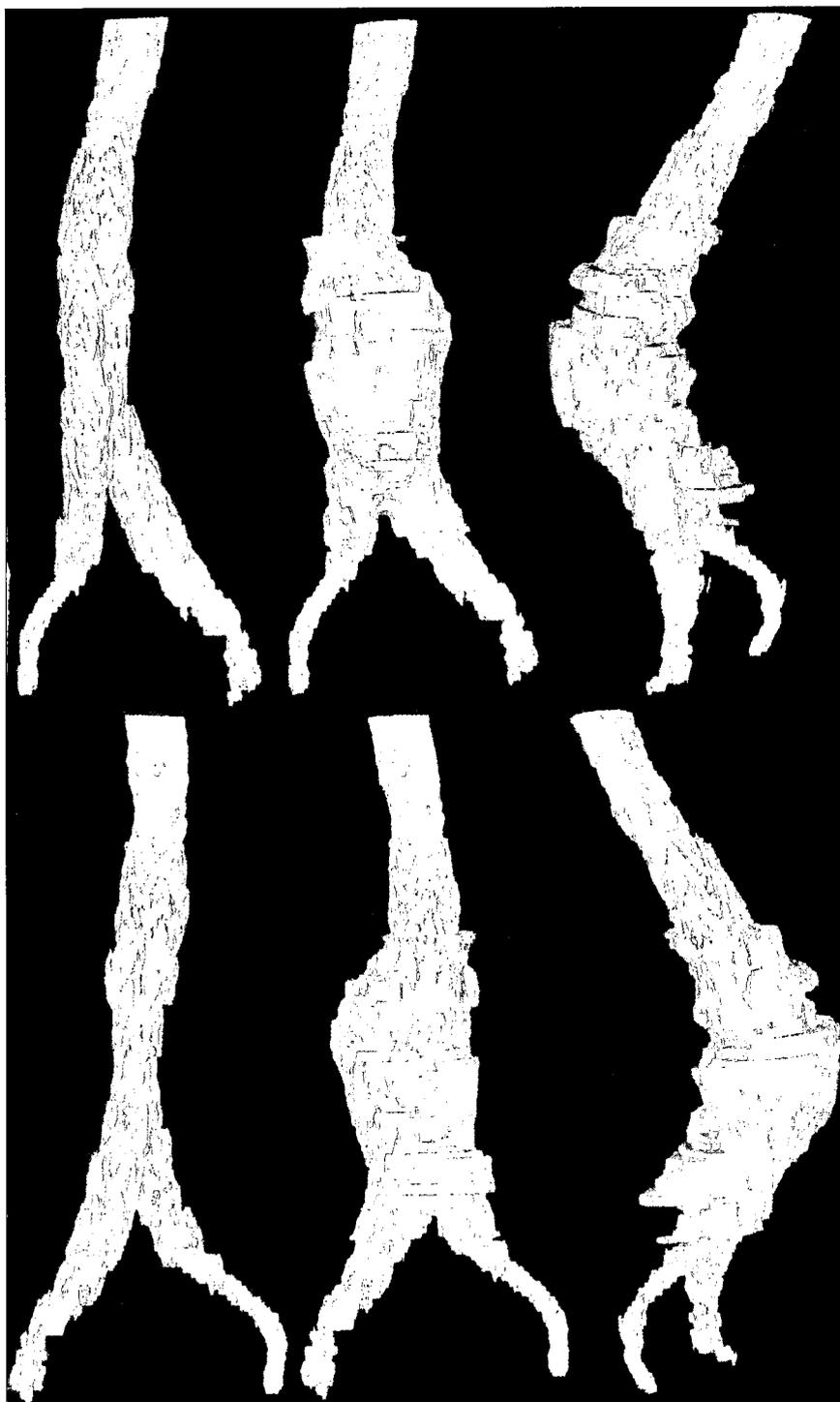


Figure 73 Résultat de segmentation AAA par courbes de niveaux : patient no. 2

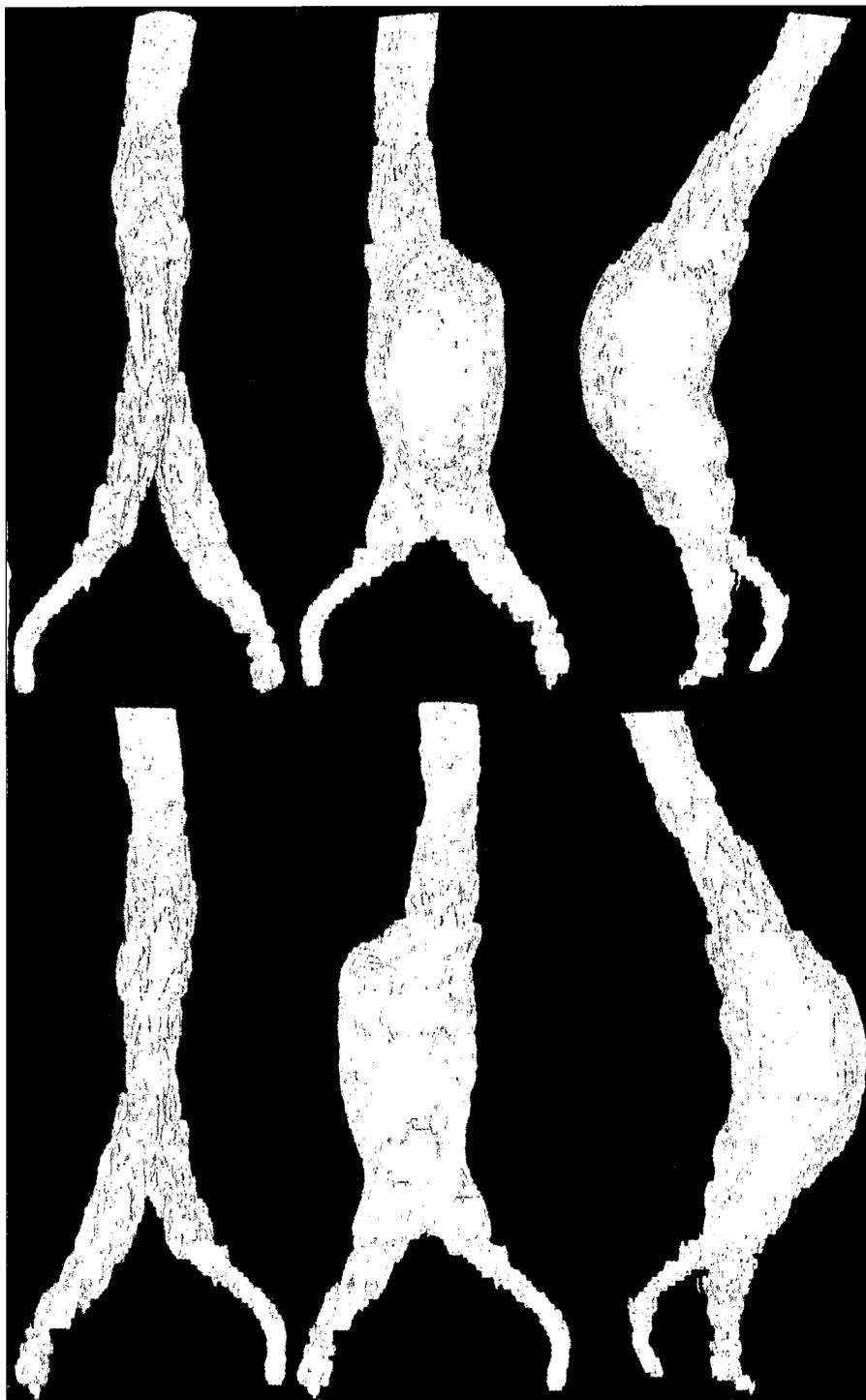


Figure 74 Résultat de segmentation AAA par Chav-Troeung : patient no. 2

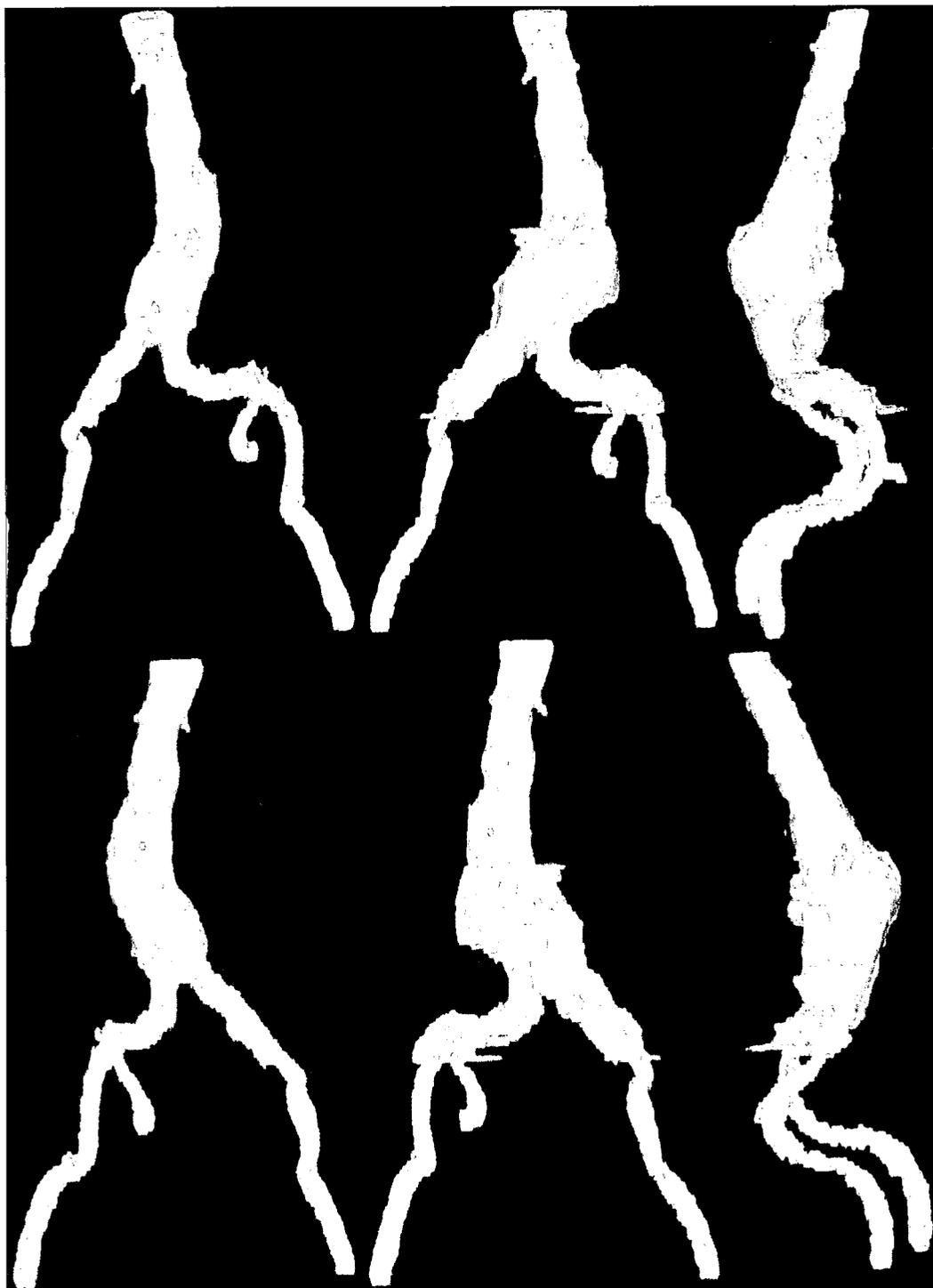


Figure 75 Résultat de segmentation AAA par courbes de niveaux : patient no. 3

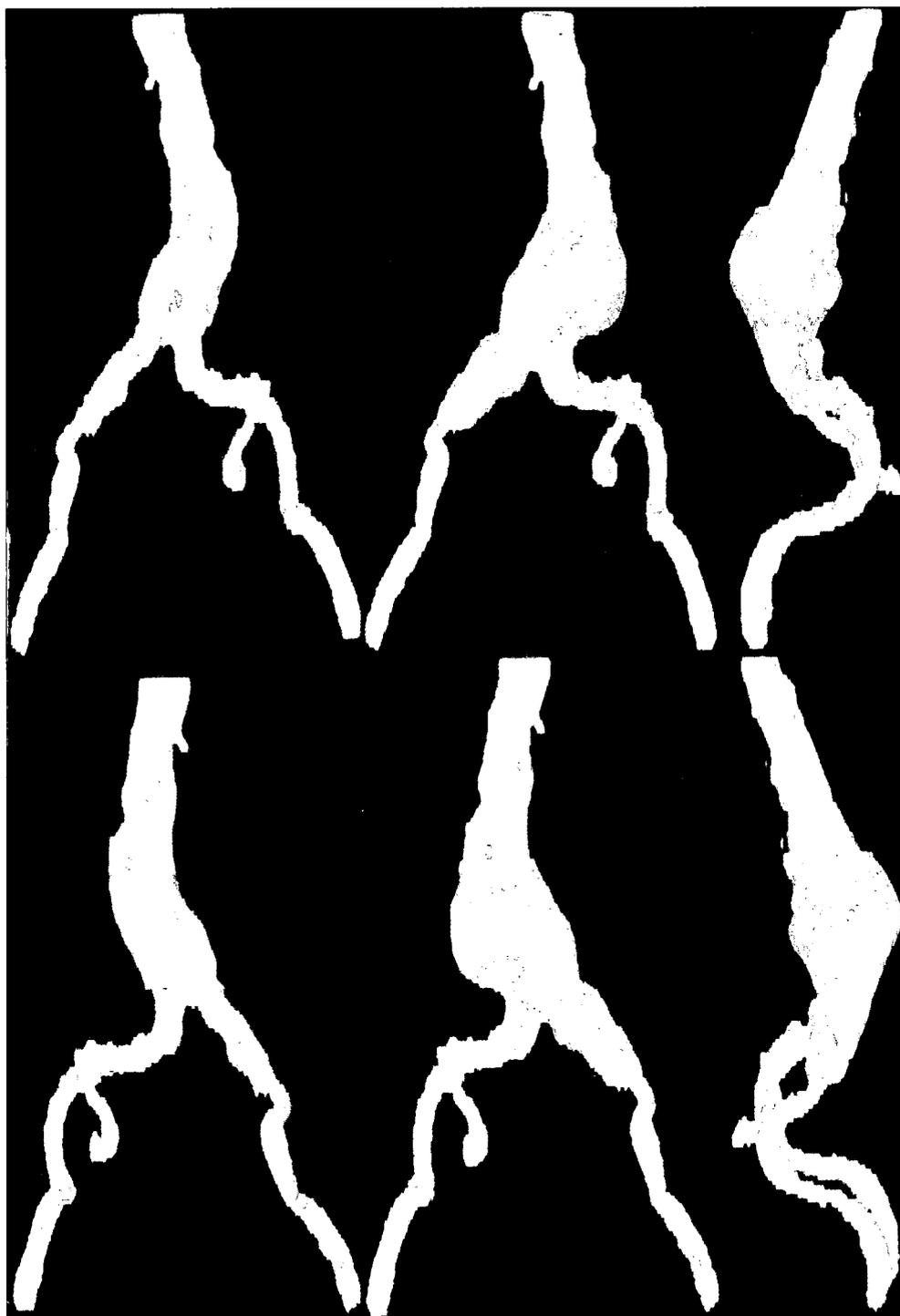


Figure 76 Résultat de segmentation AAA par Chav-Troeung : patient no. 3

CHAPITRE 4

DISCUSSION

Suites aux différents résultats obtenus dans le chapitre précédent, ce chapitre a pour but de comparer les deux méthodes proposées dans ce travail en premier lieu par rapport à la littérature et ensuite entre eux.

4.1 Méthodes étudiées par rapport à la littérature

Dans la littérature, on peut distinguer deux méthodes généralement utilisées pour segmenter les AAA. La première repose sur l'utilisation de méthodes basées sur des connaissances a priori obtenues par apprentissage. La deuxième consiste à utiliser des techniques de segmentation tridimensionnelle telles que l'algorithme par cheminement rapide et/ou courbes de niveaux. Les deux techniques proposées dans ce travail s'inscrivent parmi les techniques de segmentation tridimensionnelle.

4.1.1 Techniques basées sur les connaissances a priori

Les techniques de segmentation basées sur les connaissances a priori reposent sur une reconnaissance tranche par tranche donc 2D (Bruijne, Ginneken, Bartels, van der Laan, Blankensteijn, Niessen et Viergever (2003), Bruijne, Ginneken, Viergever et Niessen (2004)). Souvent précises, ces techniques ne gèrent généralement pas les changements de topologies. De plus, afin d'obtenir une segmentation satisfaisante, une inspection visuelle tranche par tranche et une intervention manuelle est généralement nécessaire pour corriger les erreurs de reconnaissance. Plusieurs facteurs tels que la précision, la résistance et le temps de segmentation peuvent varier selon la base d'apprentissage, l'expertise humaine et les données images du patient. Pour ces raisons, il est difficile d'effectuer des comparaisons concrètes entre les techniques basées sur les connaissances a priori et les techniques développées dans le cadre de ce travail.

Contrairement aux techniques basées sur les connaissances a priori, le but ultime des techniques basées sur des techniques de segmentation tridimensionnelle sont d'éliminer l'intervention manuelle afin d'obtenir, avant tout, une reproductibilité, une résistance, une précision et une rapidité supérieure.

4.1.2 Techniques de segmentation tridimensionnelle dans la littérature

Faisons tout d'abord une comparaison entre les techniques développées dans le cadre de ce travail par rapport aux techniques actuelles de segmentation tridimensionnelle d'AAA proposées dans la littérature. Notez que tous les travaux concernant la segmentation des AAA cités précédemment ont validé leurs modèles à l'aide d'une segmentation manuelle effectuée sur les images réelles. De plus, aucun travail dans la littérature ne propose de solution pour la segmentation des calcifications et des prothèses endovasculaires.

4.1.2.1 Comparaison avec la méthode basée sur les courbes de niveaux

Dans la littérature, l'algorithme par cheminement rapide (Deschamps (2001)) est souvent utilisé pour fournir une présegmentation rapide et des techniques tels que la bande étroite (Adalsteinson et Sethian (1995)) et le « Sparse Field » (Whitaker (1997)) sont combinées aux courbes de niveaux afin de diminuer les temps de calcul.

Dans ce mémoire, la méthode de segmentation basée sur les courbes de niveaux propose plusieurs techniques novatrices et a été utilisée dans le but d'accélérer les temps de calcul : l'utilisation de la croissance de région au lieu du cheminement rapide pour la segmentation de la lumière; l'utilisation de la méthode de masquage de la lumière et de lancer de rayons pour la segmentation du thrombus et la minimisation des temps de calcul grâce à l'utilisation du schéma d'optimisation AOS (Weickert, Bart et Romeny (1998), Goldenberg, Kimmel, Rivlin et Rudzsky (2001) et Kühne, Weickert, Beier et Effelsberg (2002)) pour le filtrage des images et l'évolution par courbes de niveaux.

Côté précision et résistance, les méthodes proposées dans ce mémoire basée sur les courbes de niveaux offrent d'excellents résultats pour la segmentation de la lumière, tout comme dans la majorité des travaux de la littérature. Les résultats sont toutefois moins exceptionnels pour la segmentation du thrombus. Dans la littérature, les problèmes de précision sont beaucoup plus importants au niveau de la segmentation du thrombus. Le gain majeur se trouve au niveau des temps de calcul. Tandis que dans la littérature, des temps de calculs situés entre 2h et 32h sont cités, moins de 10 minutes sont nécessaires pour obtenir une segmentation complète de la lumière, du thrombus et des calcifications. Ainsi, la supériorité de la méthode basée sur les courbes de niveaux, réside dans le temps de calcul nécessaire pour obtenir une solution adéquate.

4.1.2.2 Comparaison avec la méthode Chav-Troeung

La deuxième méthode, spécialement conçue et développée dans le cadre de ce travail propose une solution très intéressante à la segmentation des AAA. Tout d'abord, la segmentation de la lumière par la méthode CT offre d'excellents résultats, tout comme la majorité des travaux de la littérature (Subasic, Loncaric et Sorantin (2001), Magee, Bulpitt et Berry (2001), Deschamps et Cohen (2002) et Sollie (2004)). Toutefois, l'apport majeur de cette méthode se situe au niveau de la segmentation du thrombus. Grâce au contrôle de courbure efficace et facile à utiliser, cette technique est parfaitement adaptée à la segmentation tridimensionnelle du thrombus. Ainsi, les résultats de segmentation du thrombus sont précis, solides et relativement rapides comparativement à la littérature. La segmentation des calcifications est effectuée de la même manière que pour la méthode de segmentation basée sur les courbes de niveaux, et offre ainsi des résultats comparables.

4.2 Ajustement des paramètres

Dans cette section, nous discuterons des différents paramètres qui doivent être ajustés afin d'obtenir une segmentation satisfaisante d'AAA. Notez que l'ajustement des paramètres a été déduit par un processus d'essais erreurs et ont été sélectionné pour leur polyvalence (fonctionnel pour la majorité des cas).

4.2.1 Méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux

L'un des désavantages d'une méthode qui regroupe plusieurs techniques avancées est la multiplication des paramètres à ajuster. Par le fait même, puisque la méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux est justement un regroupement de techniques avancées, le nombre de paramètres à ajuster est malheureusement élevé.

4.2.1.1 Segmentation de la lumière par courbes de niveaux

Tout d'abord, la croissance de région permettant d'obtenir une présegmentation de la lumière, nécessite l'ajustement de l'écart-type. Avec les images utilisées de patients, un écart-type sur l'intensité variant entre 35 et 45 niveaux de gris est utilisé.

Le filtre par diffusion non linéaire par schéma d'optimisation AOS nécessite l'ajustement de trois paramètres : nombre d'itération, λ et τ . Puisque les techniques de diffusion reposent sur un processus itératif, le nombre d'itération permet de déterminer ce critère. De son côté, λ est un seuil de gradient utilisé à l'intérieur du diffuseur. Enfin, τ est le pas utilisé entre chaque itération.

Le calcul des termes de vitesse nécessitent l'ajustement d'un seul paramètre, soit λ , le seuil sur le gradient.

La première évolution par courbes de niveaux nécessite l'ajustement du nombre d'itération, d'alpha, de bêta et de tau. Le nombre d'itération permet de déterminer combien d'évolutions par courbes de niveaux doivent être effectuées (nombre de fois que l'ÉDP doit être résolue). Les termes alpha et bêta permettent d'ajuster respectivement la force de propagation et d'advection du contour actif. Enfin, tau est le pas utilisé entre chacune des itérations de l'évolution par courbes de niveaux et doit être identique à celui utilisé pour le calcul des termes de vitesse.

4.2.1.2 Segmentation du thrombus par courbes de niveaux

La segmentation du thrombus, basée sur l'évolution par courbes de niveaux nécessite la majorité des étapes utilisées pour la segmentation de la lumière ainsi que l'ajustement de tous les paramètres qui s'y rattachent. À ceci s'ajoute l'algorithme de masquage de la lumière et l'algorithme de lancer de rayons qui ne demandent toutefois l'ajustement d'aucun paramètre.

En résumé, la méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux nécessite l'ajustement de 17 paramètres.

4.2.2 Méthode de segmentation Chav-Troeung

De son côté, la méthode de segmentation Chav-Troeung comporte beaucoup moins de techniques et se traduit par une réduction considérable de paramètres à ajuster (9 paramètres).

4.2.2.1 Segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung

La création de l'image de vitesse binaire nécessite l'ajustement d'un seuil sur l'intensité. Puisqu'un seuillage est extrêmement rapide à appliquer, l'ajustement peut facilement être effectué en variant le seuil et en visualisant le résultat. Rappelons que suite au

seuillage, l'image de vitesse devrait être blanche (1) pour les voxels qui appartiennent à la lumière. Notez que le même seuil a été utilisé pour la segmentation des trois patients.

La segmentation de la lumière par la méthode Chav-Troeung nécessite l'ajustement de la taille du filtre et d'un seuil de filtrage. La taille du filtre est fixée à 5 pixels et le seuil de filtrage est fixé à l'avant-dernière itération (i.e. : pour 100 itérations, une seule passe de filtre à la 99^e itération). Ainsi, pour la segmentation de la lumière, une seule passe de filtre à la fin de la segmentation est utilisée pour éliminer le bruit.

4.2.2.2 Segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung

Tout comme pour la méthode basée sur l'évolution par courbes de niveaux, le masquage de la lumière ne nécessite pas l'ajustement de paramètre.

Pour le filtrage par diffusion non linéaire AOS, il est nécessaire, par contre, d'ajuster le nombre d'itération, lambda et tau. Ces variables sont fixes et sont les mêmes qu'utilisés par la méthode basée sur l'évolution par courbes de niveaux.

La création de l'image de vitesse binaire demande toujours l'ajustement d'une seule variable, soit le seuil correspondant à l'intensité du thrombus. Cette fois-ci, l'image de vitesse doit être blanche (1) pour les voxels qui appartiennent au thrombus et à la lumière. Puisque la lumière a préalablement été éliminée du thrombus par le processus de masquage de la lumière et du filtrage non linéaire AOS, un seul seuil n'est nécessaire pour créer l'image de vitesse du thrombus.

La segmentation du thrombus par la méthode Chav-Troeung nécessite les mêmes ajustements que pour la segmentation de la lumière. Toutefois, l'ajustement de la taille du filtre doit être fait de manière à ce que les fuites soient évitées. De plus, le seuil de filtrage est fixé de manière à ce qu'il y ait une passe de filtre à chaque itération.

Comme nous pouvons le constater, la méthode Chav-Troeung demande l'ajustement de beaucoup moins de paramètres.

4.3 Méthode d'évolution par courbes de niveaux vs Chav-Troeung

Bien que la méthode par courbes de niveaux utilisée dans ce travail apporte plusieurs idées novatrices pour améliorer la précision, la robustesse et le temps de calcul, la méthode Chav-Troeung offre des résultats encore plus intéressants. Tout d'abord, bien que les résultats liés à la segmentation de la lumière soient très semblables, les temps de calcul sont largement inférieurs, plus de dix fois inférieurs à ceux présentés pour la méthode basée sur les courbes de niveaux.

L'efficacité de la méthode Chav-Troeung est beaucoup plus impressionnante au niveau de la segmentation du thrombus. Le problème majeur de la segmentation du thrombus avec la méthode basée sur les courbes de niveaux est lié à la présegmentation par lancer de rayons. Puisque cette présegmentation est effectuée en 2D et que cette technique est très sensible au bruit, il est fréquent d'obtenir des présegmentations 3D très saccadées, nommés « artéfacts en escalier », et relativement éloignées du résultat escompté. Malgré l'utilisation des courbes de niveaux pour raffiner le résultat de la segmentation, les résultats finaux sont souvent décevants. Par la méthode Chav-Troeung, non seulement les temps sont inférieurs, mais la précision des résultats de segmentation du thrombus est excellente.

Enfin, la simplicité, la robustesse et la rapidité de la méthode Chav-Troeung permettent de réduire considérablement le nombre d'étape nécessaire pour segmenter la lumière et le thrombus, et se traduisent en une méthode efficace et conviviale pour segmenter les AAA.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Dans ce travail, deux méthodes de segmentation ont été étudiées pour segmenter la lumière, le thrombus et les calcifications qui composent les AAA à partir d'image CTA. La segmentation de ces structures est nécessaire afin de créer un modèle tridimensionnel de l'AAA du patient. Ce modèle a pour but de fournir aux cliniciens le maximum d'information nécessaire au traitement de cette maladie par une intervention dite minimalement invasive. Pour cette raison, la technique de segmentation retenue doit fournir des segmentations précises, robustes et rapides.

Pour arriver à obtenir précision, robustesse et rapidité, l'utilisation de techniques parmi les plus récentes et les plus performantes combinées à des techniques spécialement conçues et développées pour répondre à ces besoins est au cœur de ce travail.

La méthode de segmentation basée sur l'évolution par courbes de niveaux repose sur un regroupement de techniques parmi les plus efficaces. La deuxième méthode de segmentation, nommée Chav-Troeung, a été spécialement développée dans le cadre de ce travail et propose des techniques simples, précises, robustes et rapides. Chacun de ces méthodes a été développée, testée et validée. Issue de ces différents tests, la méthode de segmentation Chav-Troeung s'est particulièrement démarquée par la précision, la robustesse et les temps de calcul nécessaires pour la segmentation de la lumière, du thrombus et des calcifications qui composent les AAA.

Évidemment, la maîtrise des différentes techniques de prétraitement et de segmentation des images est à la base de ce travail. Les techniques de prétraitement parmi les plus simples jusqu'aux plus complexes sont généralement nécessaires et préalables à une segmentation robuste et précise. Les différentes techniques de segmentation comportent toutes et chacune leurs avantages et leurs inconvénients. La compréhension de chacun de ces méthodes a permis un choix éclairé des techniques à utiliser. De plus, ces

connaissances ont permis de mettre au point une toute nouvelle technique de segmentation nommée Chav-Troeung permettant des segmentations multidimensionnelles précises, robustes et rapides tout en palliant à l'une des difficultés majeures en segmentation des images, les arêtes floues, bruitées et partiellement inexistantes. Cette technique est présentement à l'étude pour une déclaration d'invention.

Afin d'assurer la continuité de ce travail, voici différents points qui pourraient faire l'objet de travaux futurs :

- Fournir aux médecins les informations désirées à partir des modèles 3D obtenus de la lumière, du thrombus et des calcifications.
- Réaliser une validation comparative de segmentations manuelles effectuées inter/intra experts et comparer aux segmentations obtenues par la méthode Chav-Troeung.
- Automatiser la sélection des paramètres par la méthode Chav-Troeung.
- Augmenter la vitesse et la précision de segmentation par la méthode Chav-Troeung grâce à l'utilisation de filtre à taille variable.
- Améliorer la technique de masquage de la lumière utilisée dans la méthode basée sur les courbes de niveaux.
- Améliorer la technique de segmentation par lancer de rayons utilisée dans la méthode basée sur les courbes de niveaux.

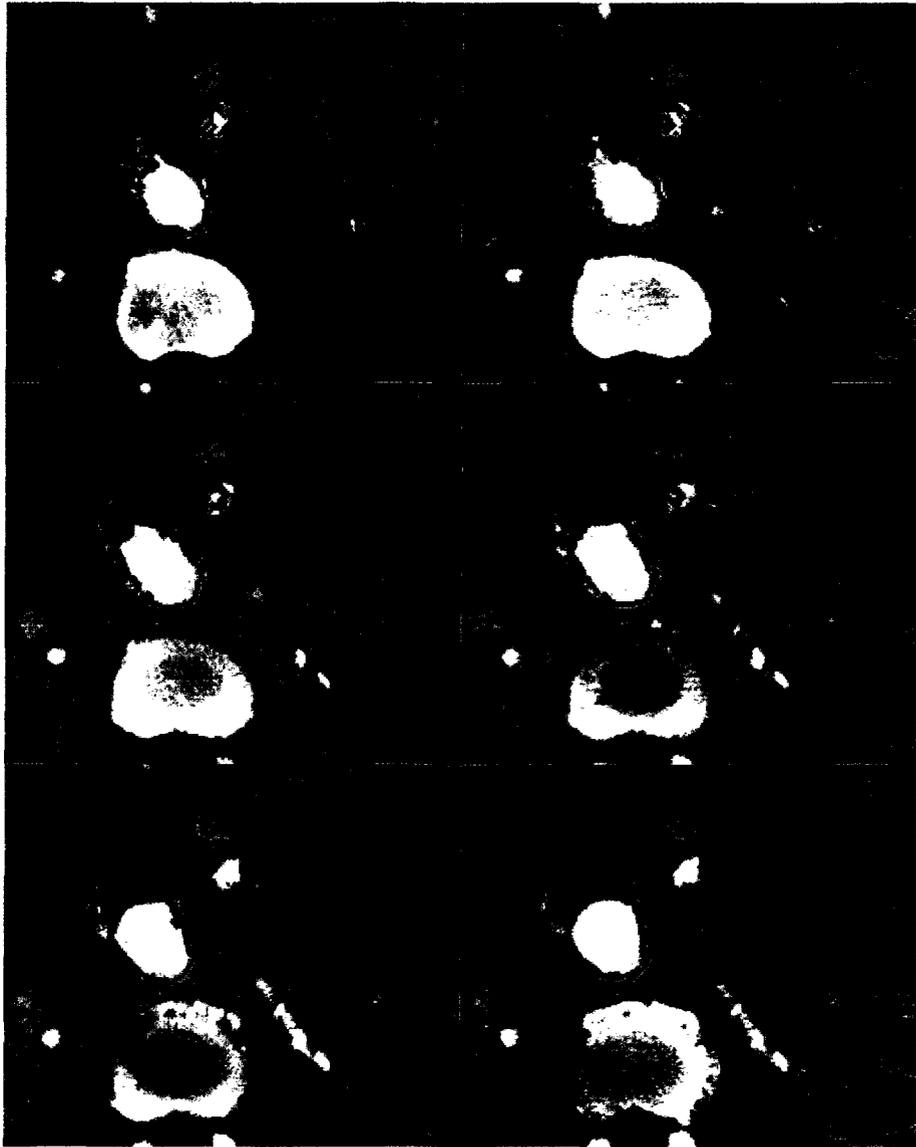
ANNEXE 1

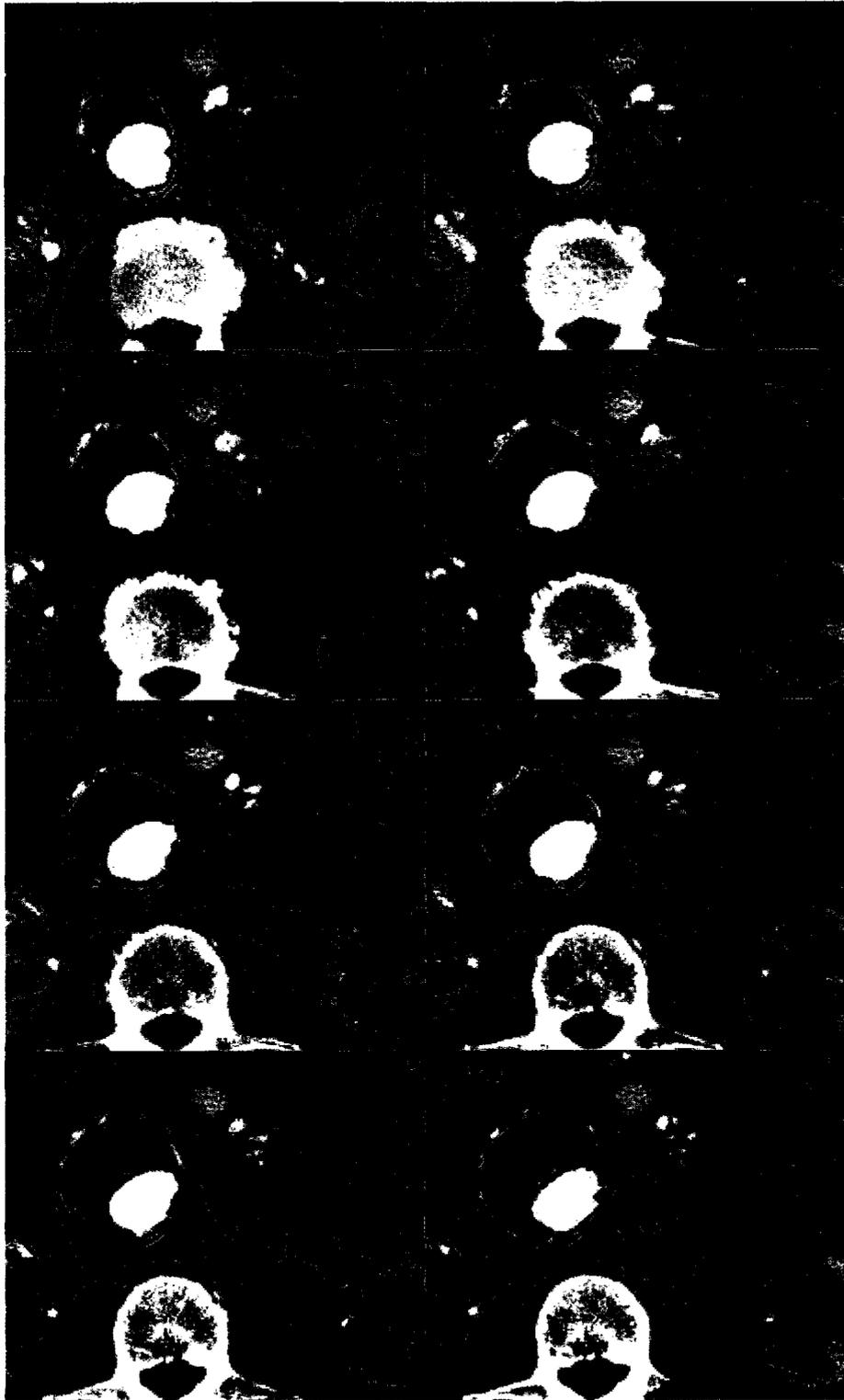
Résultats de segmentation des AAA par la méthode Chav-Troeung

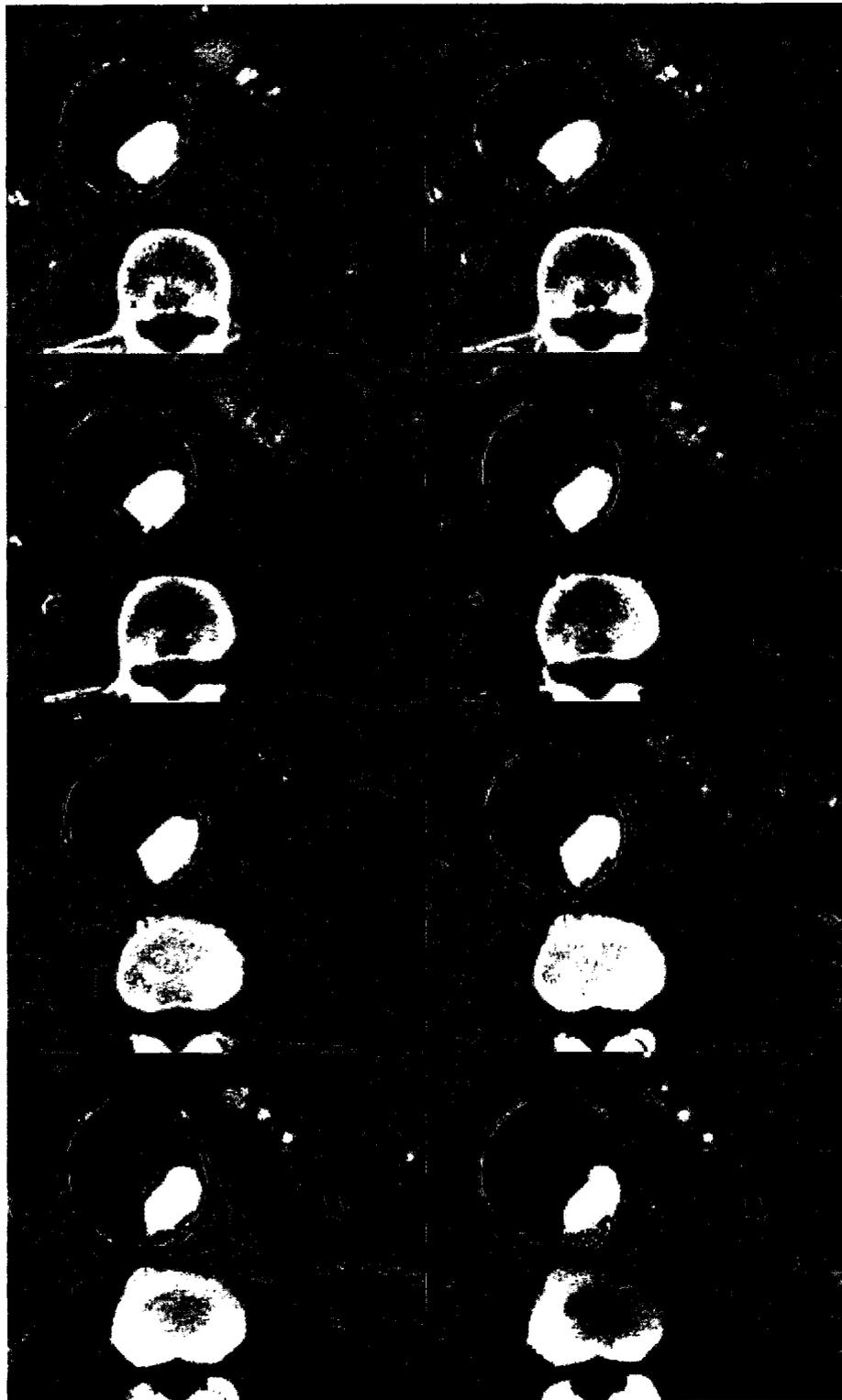
Légende :

- Contour vert : délimitation de la lumière
- Contour bleu : délimitation du thrombus
- Contour rouge : délimitation des calcifications
- Séquence des images : de gauche à droite et de haut en bas

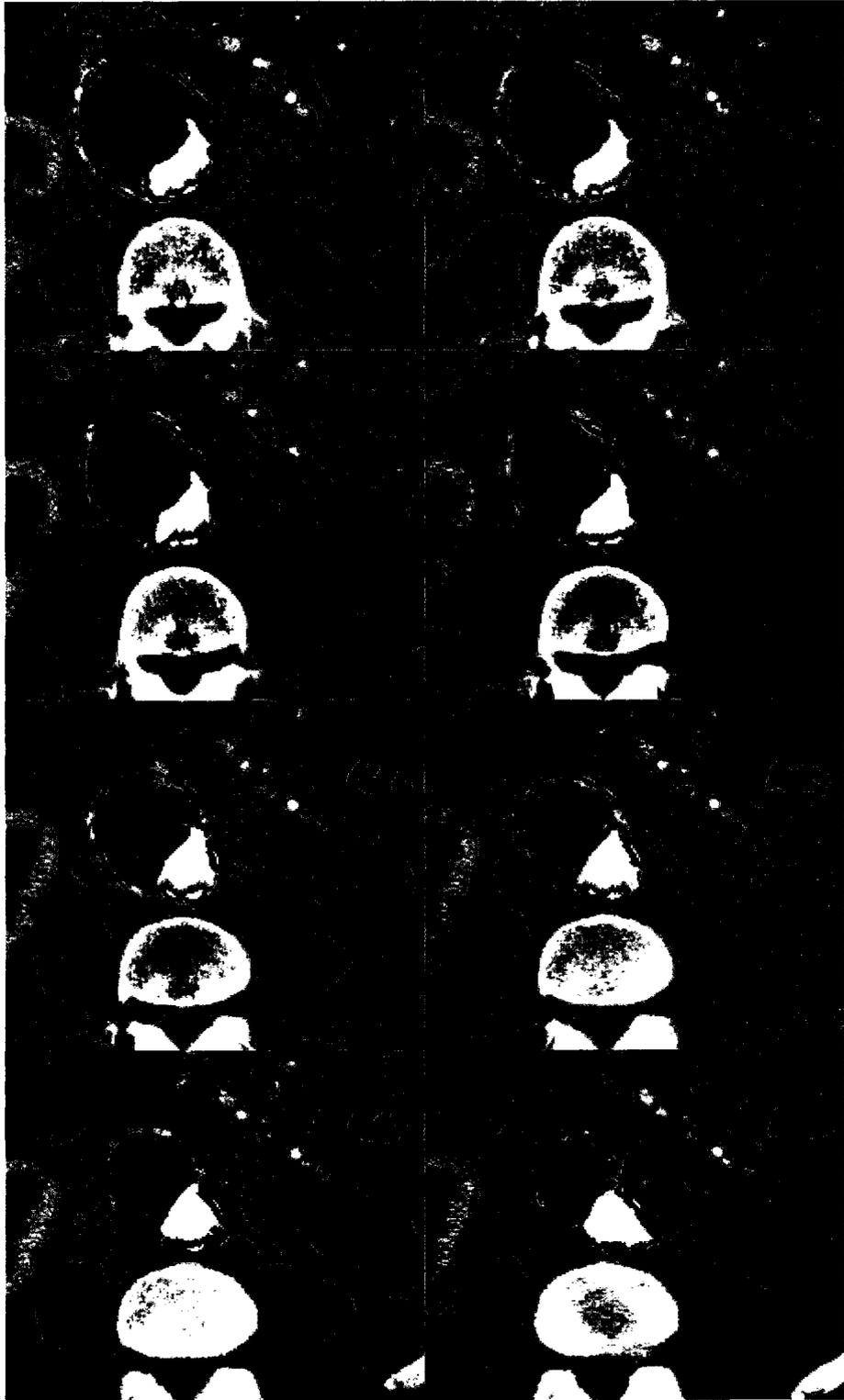
Patient no. 1

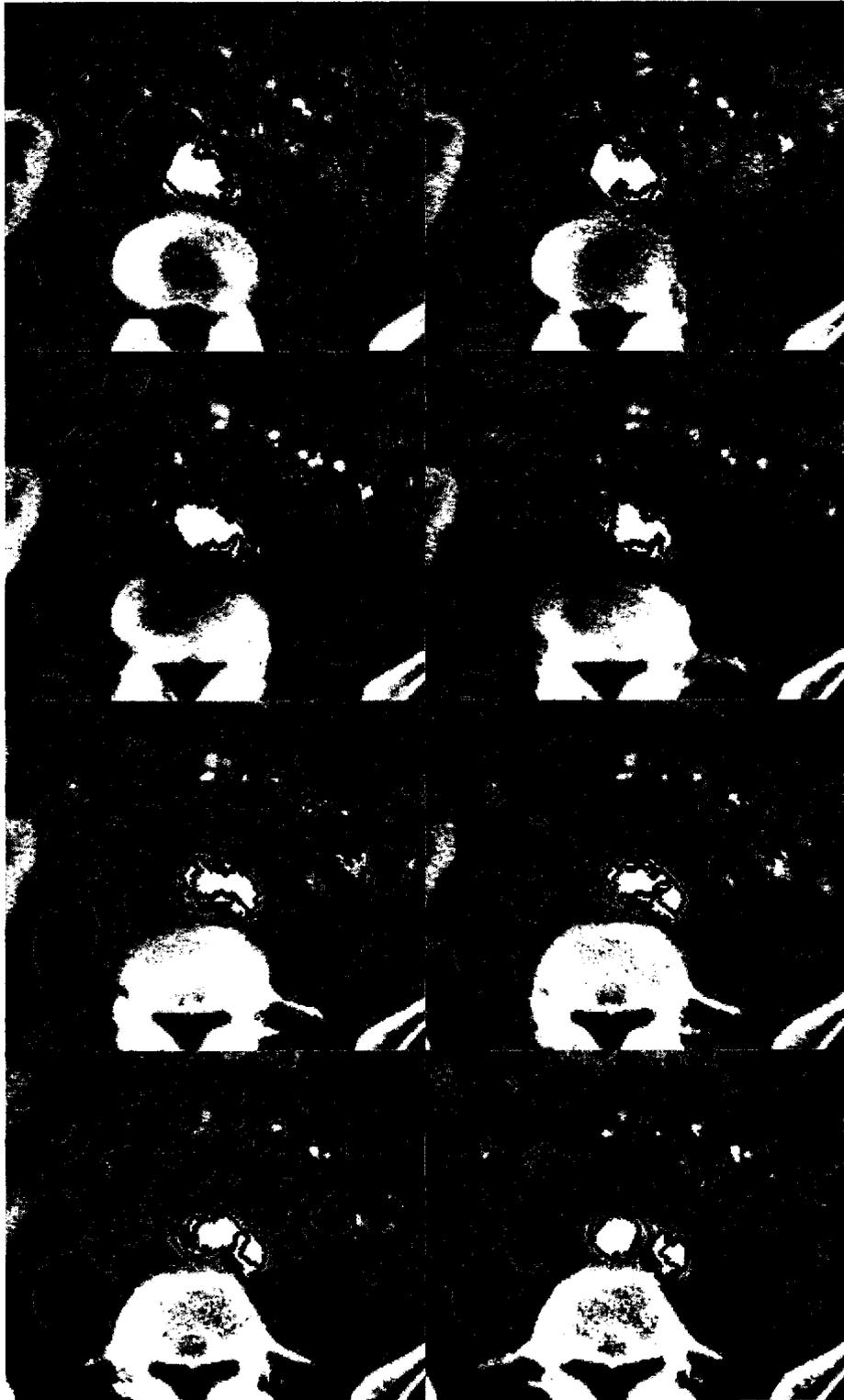




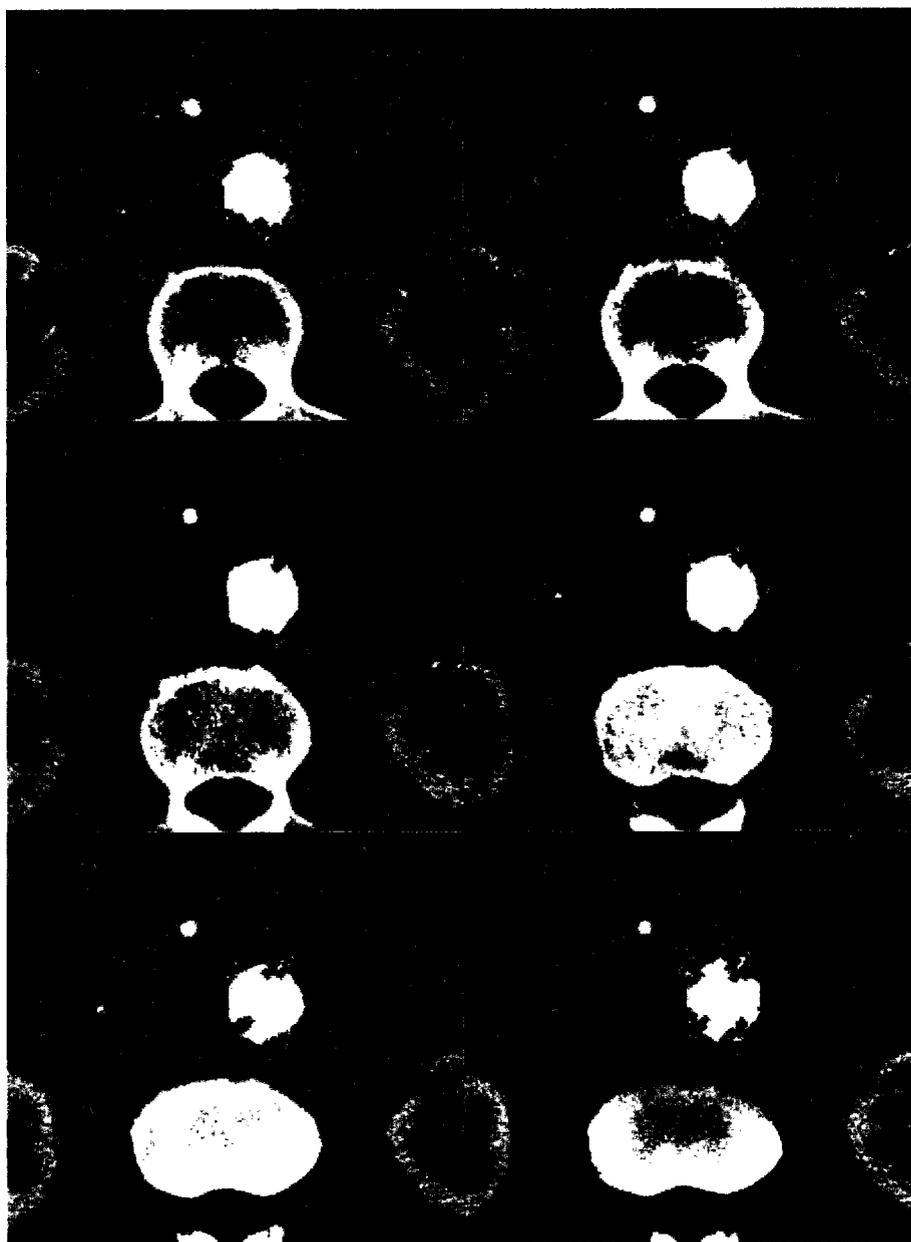


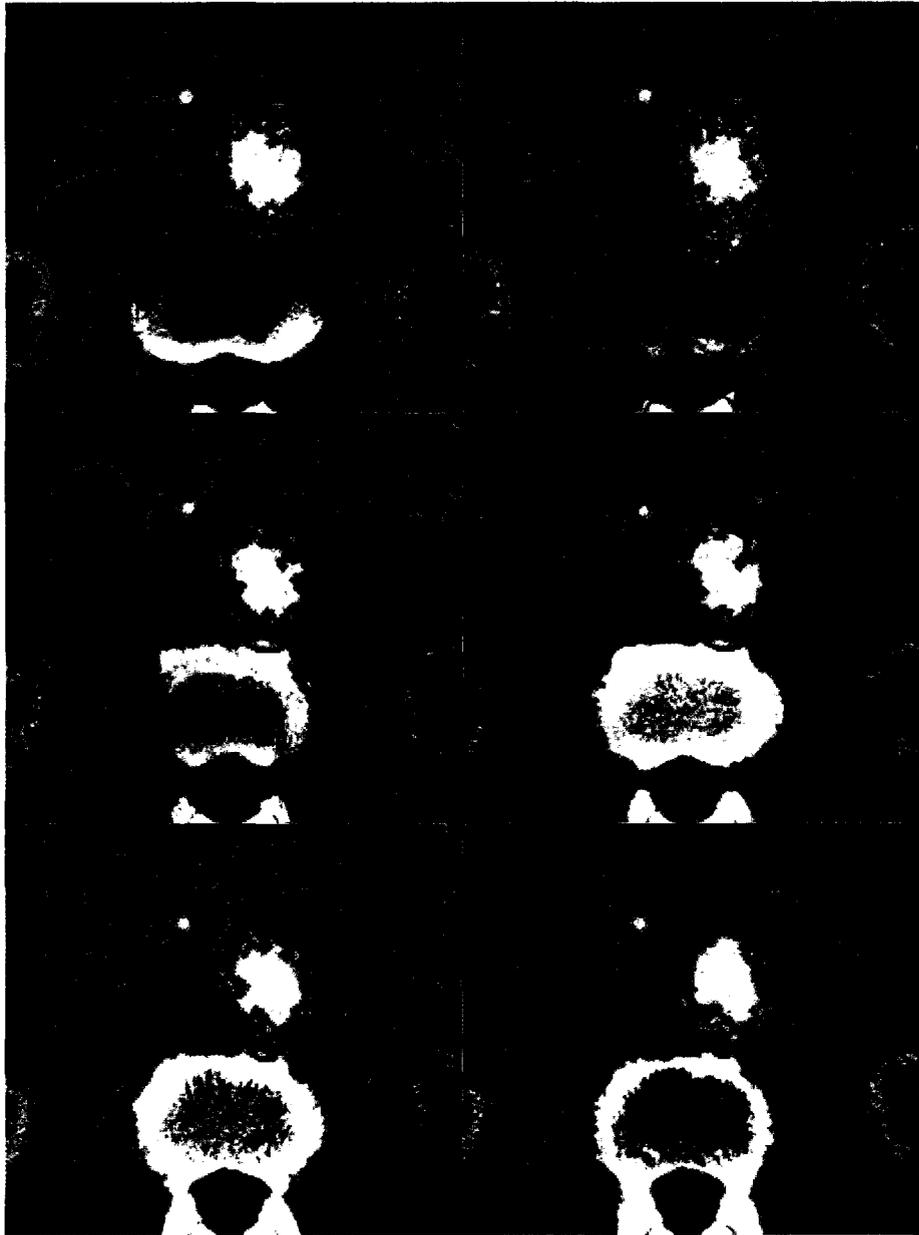


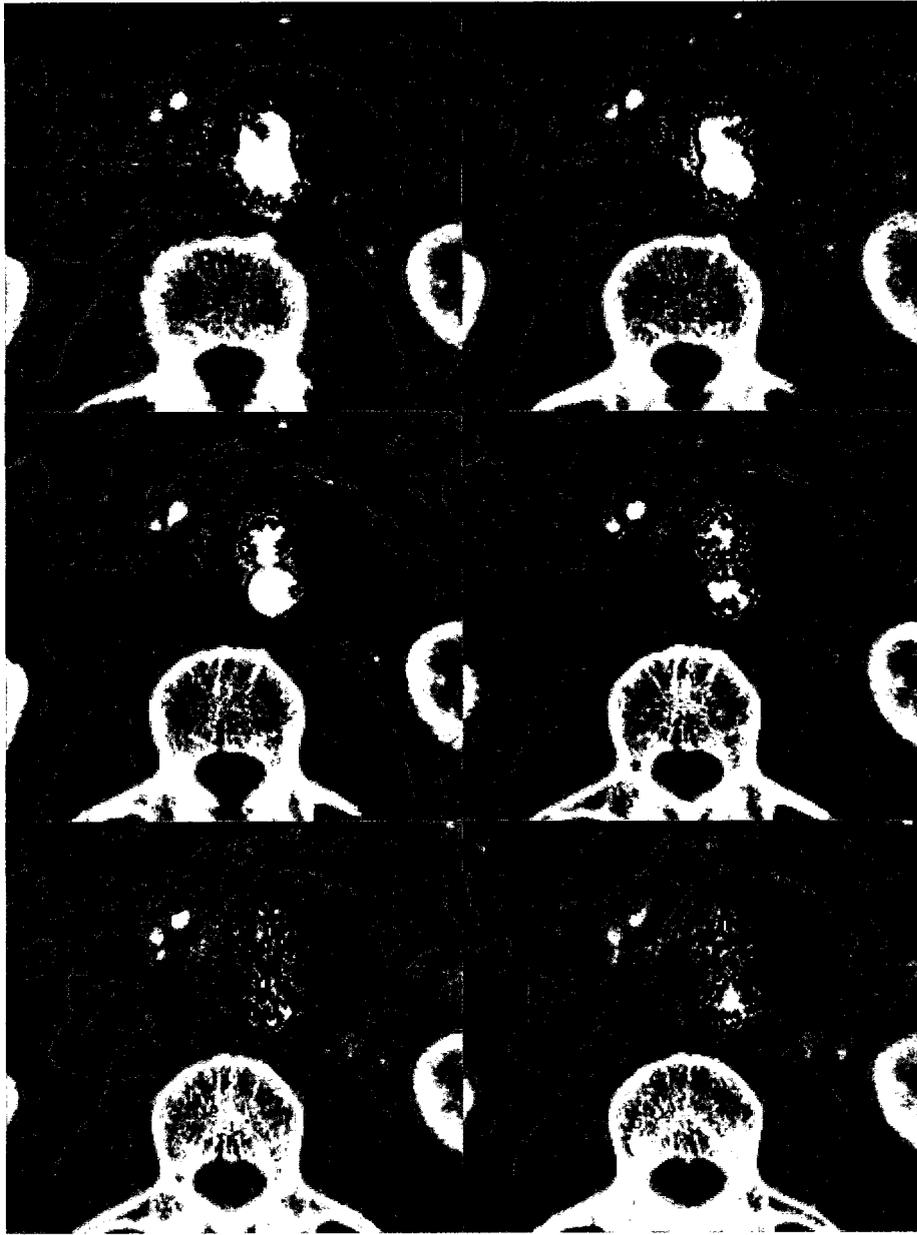


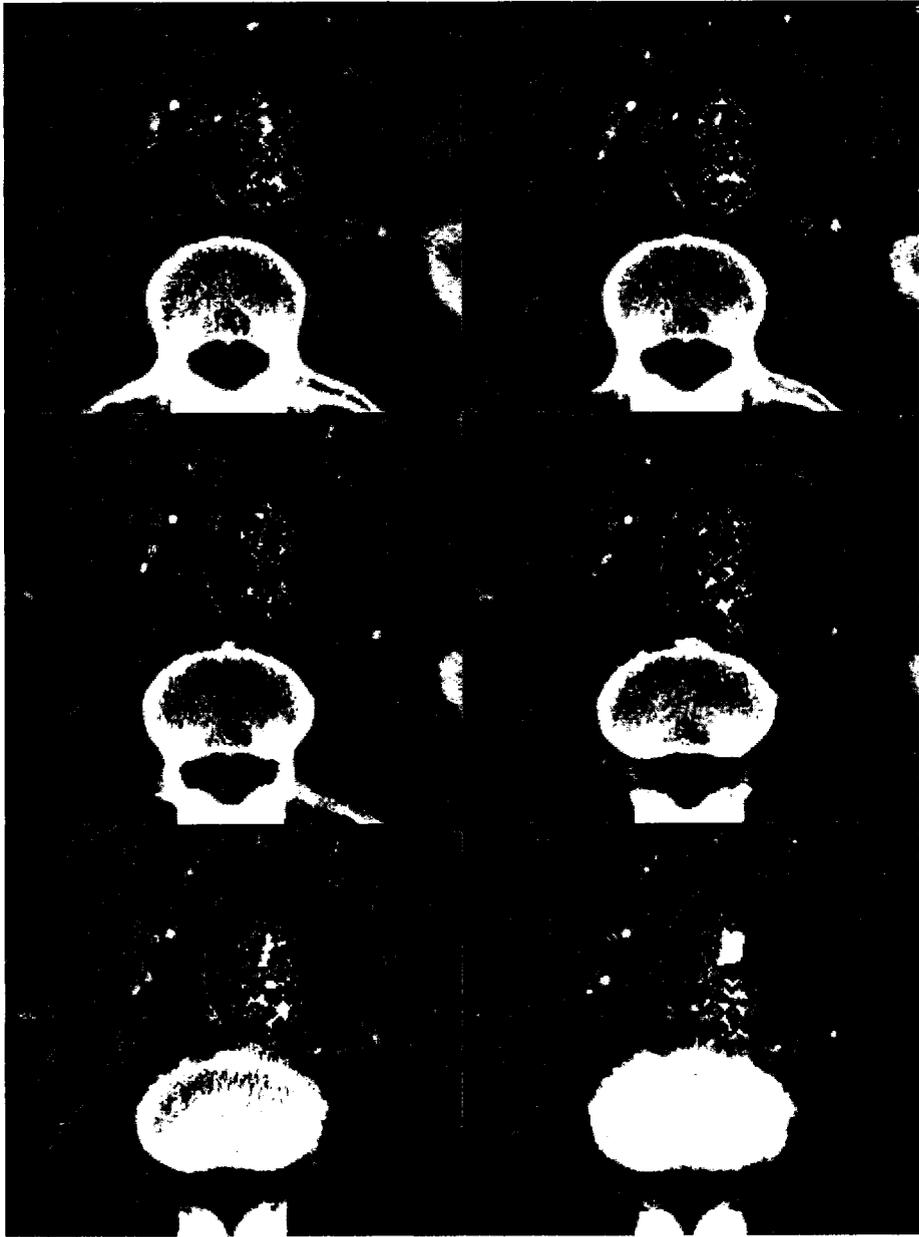


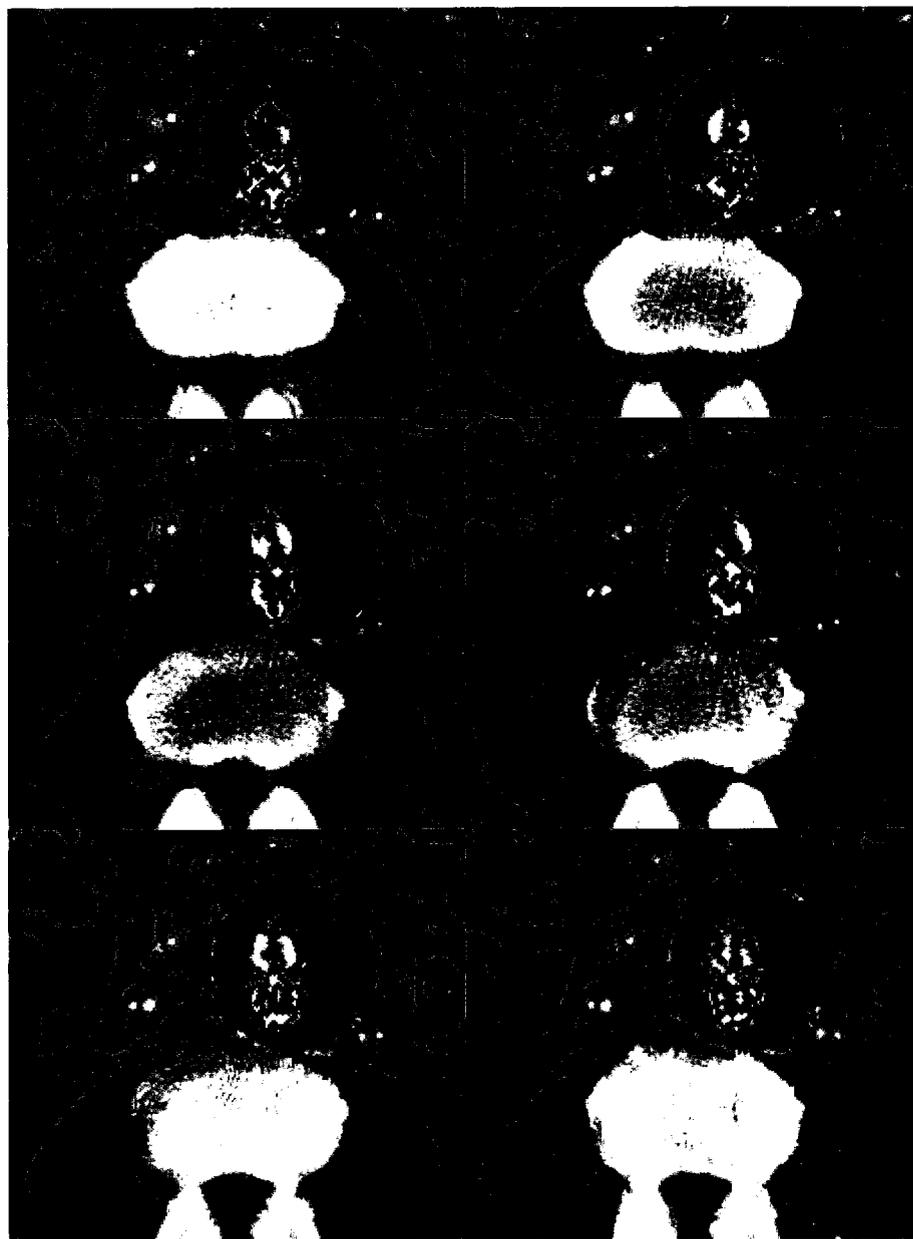
Patient no. 2

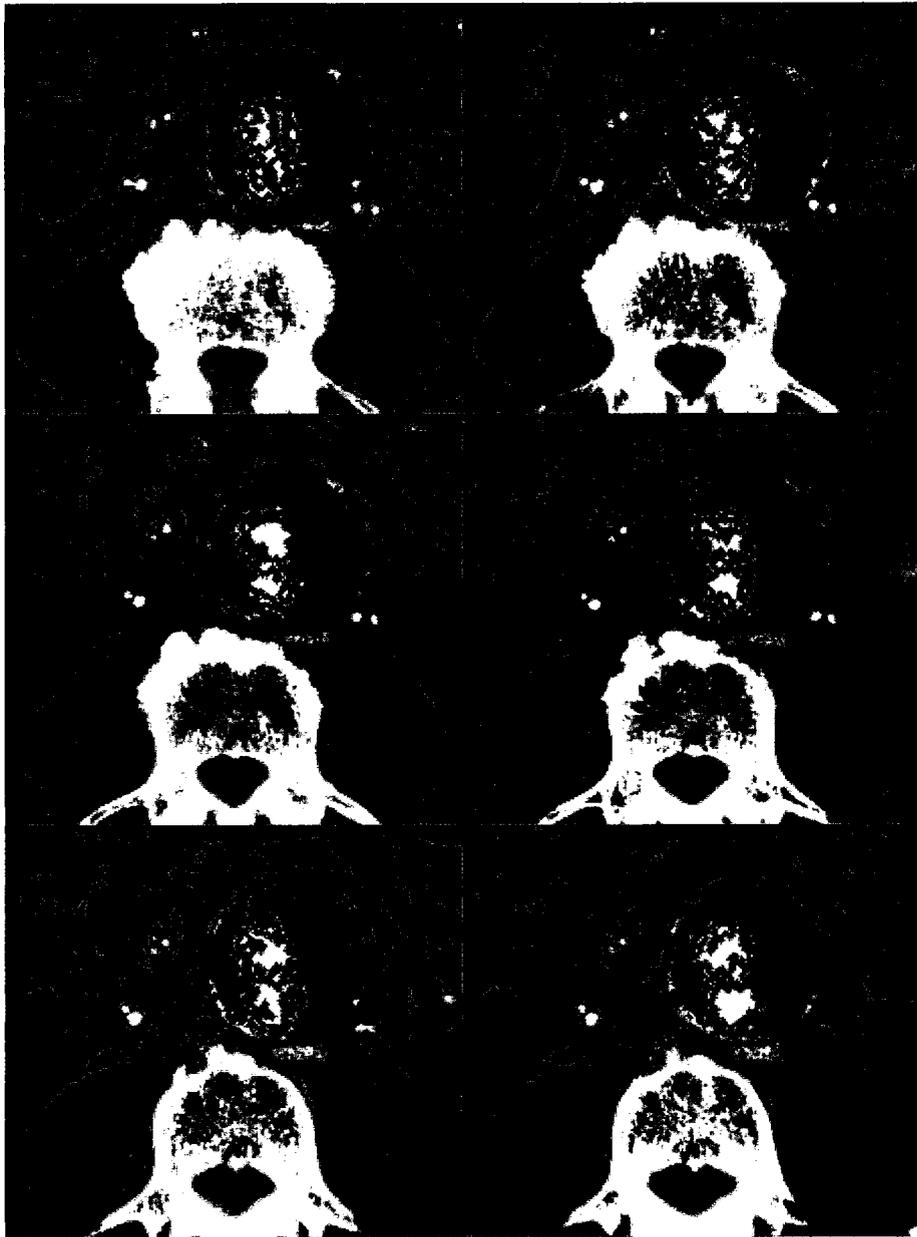


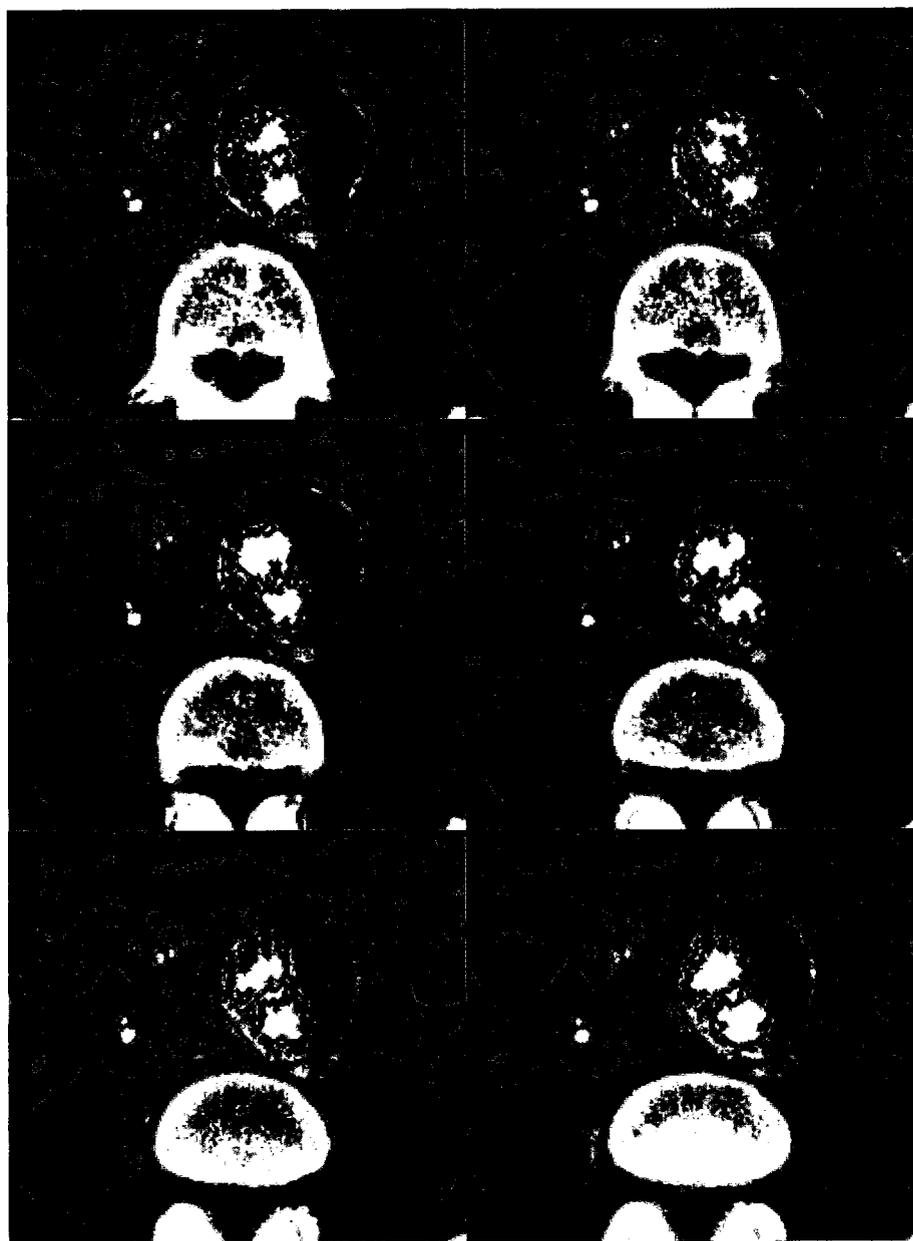


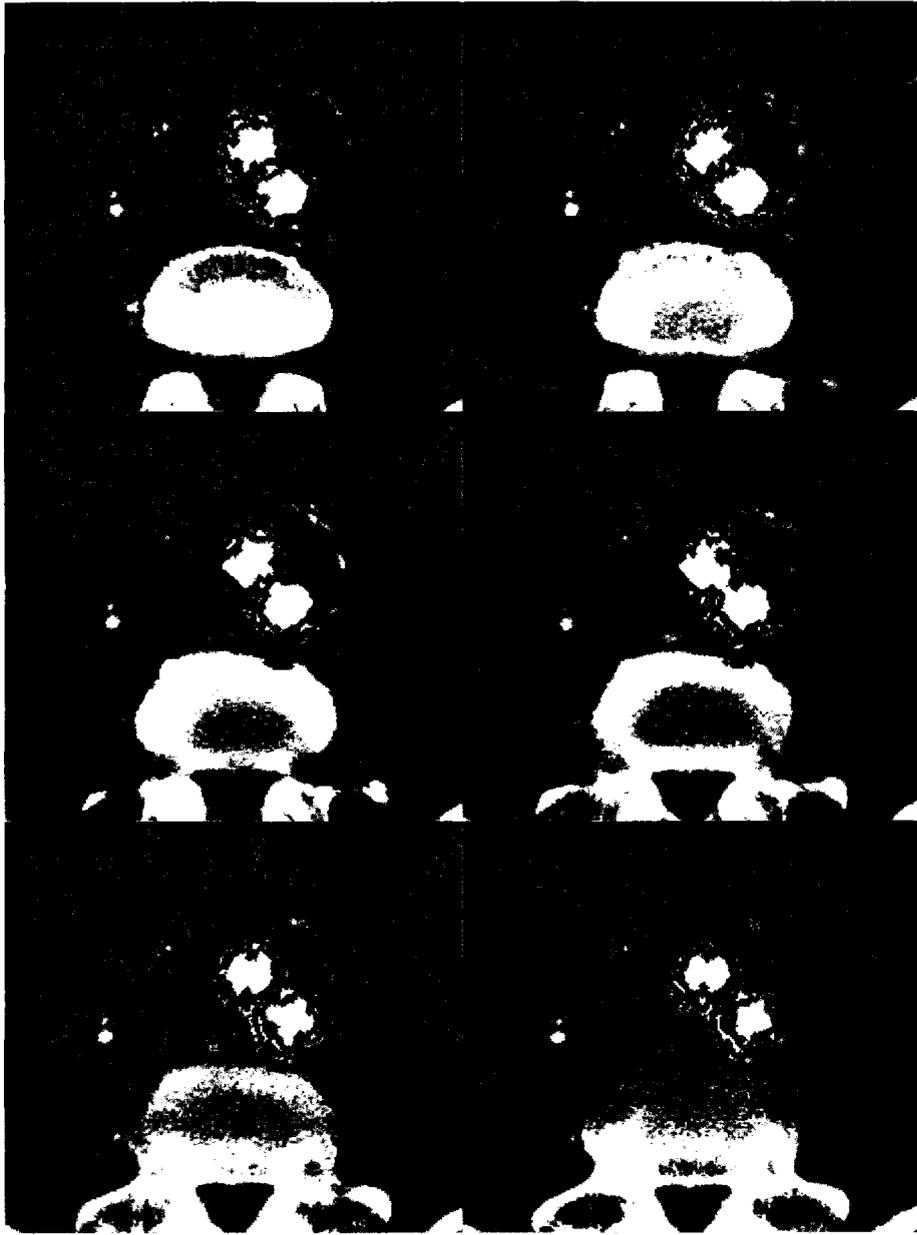


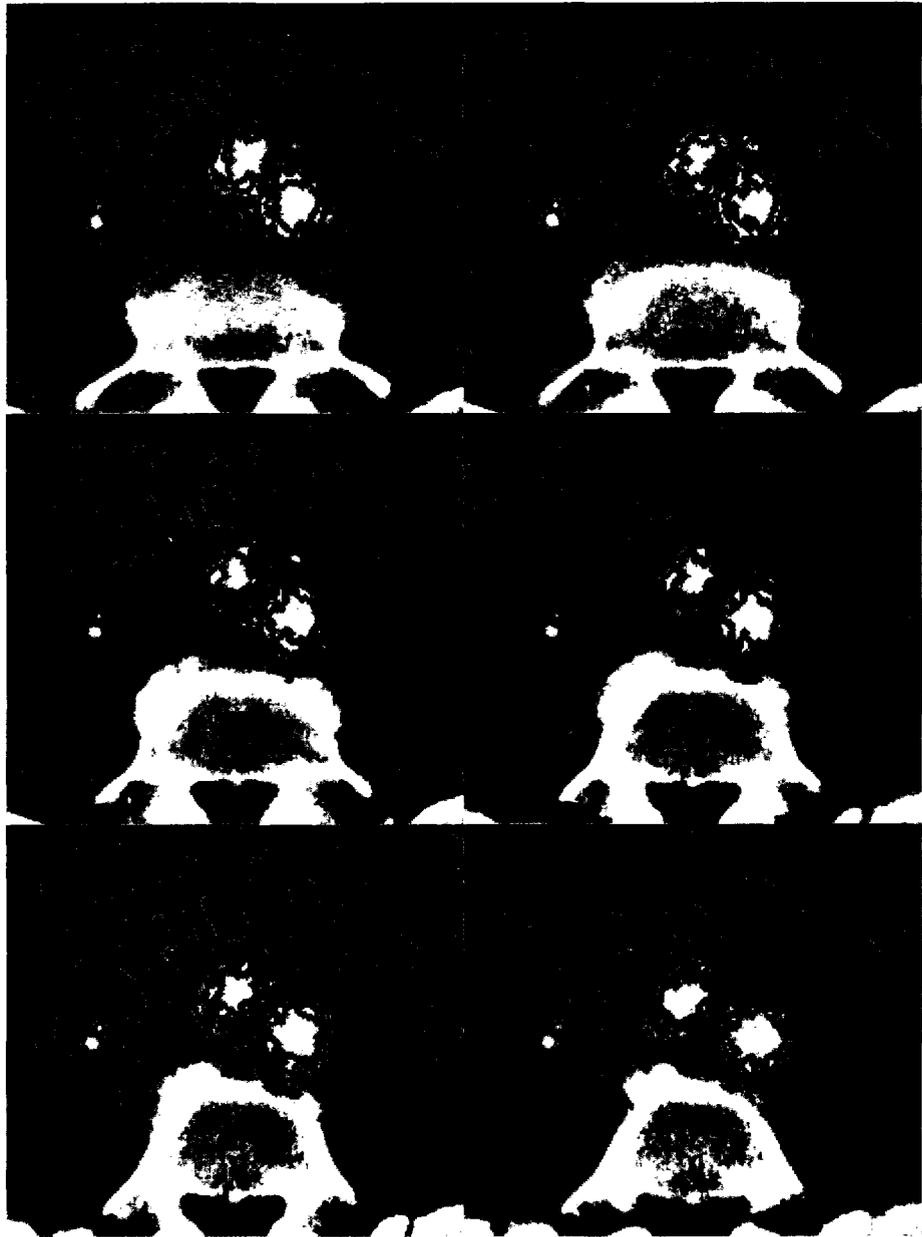




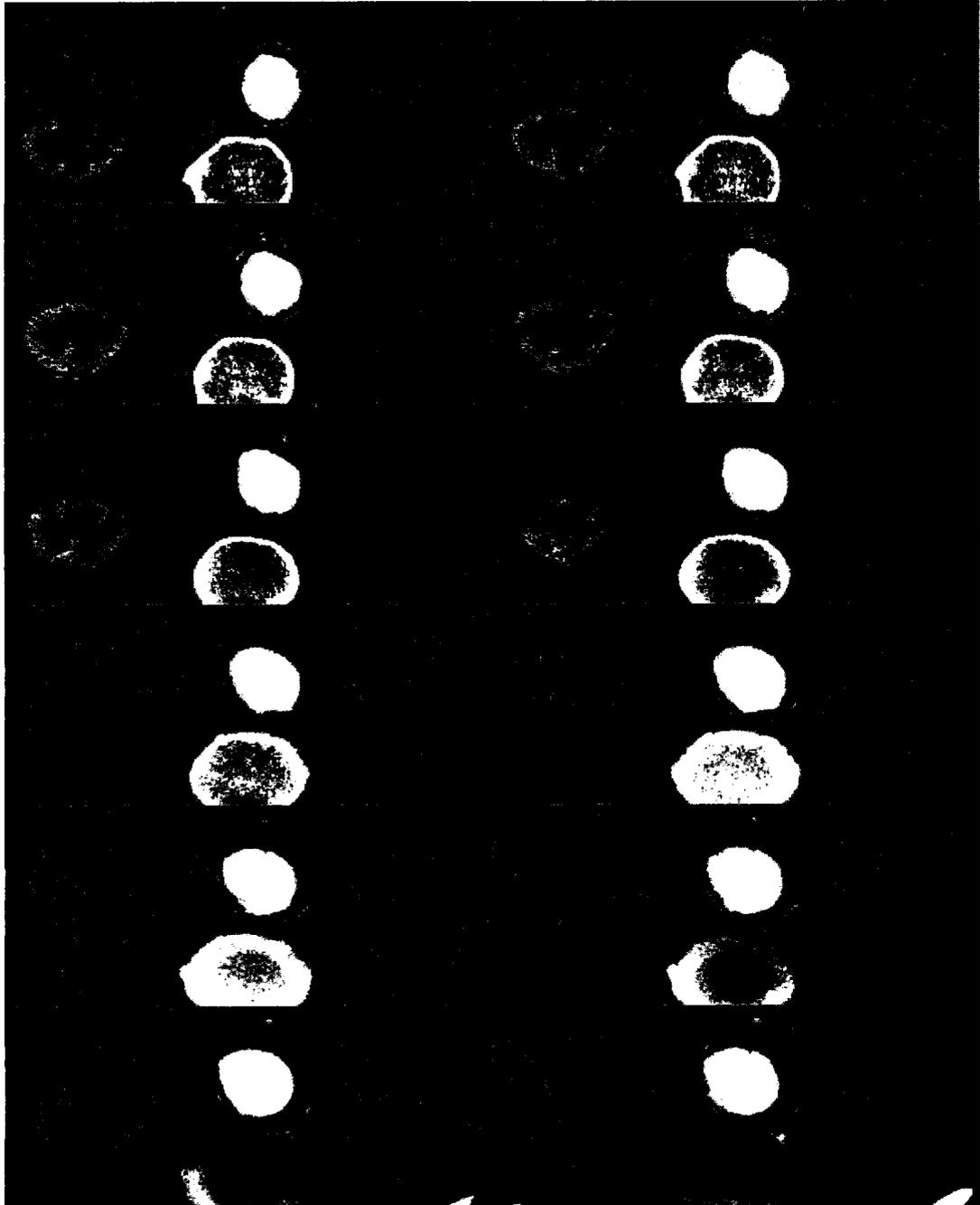


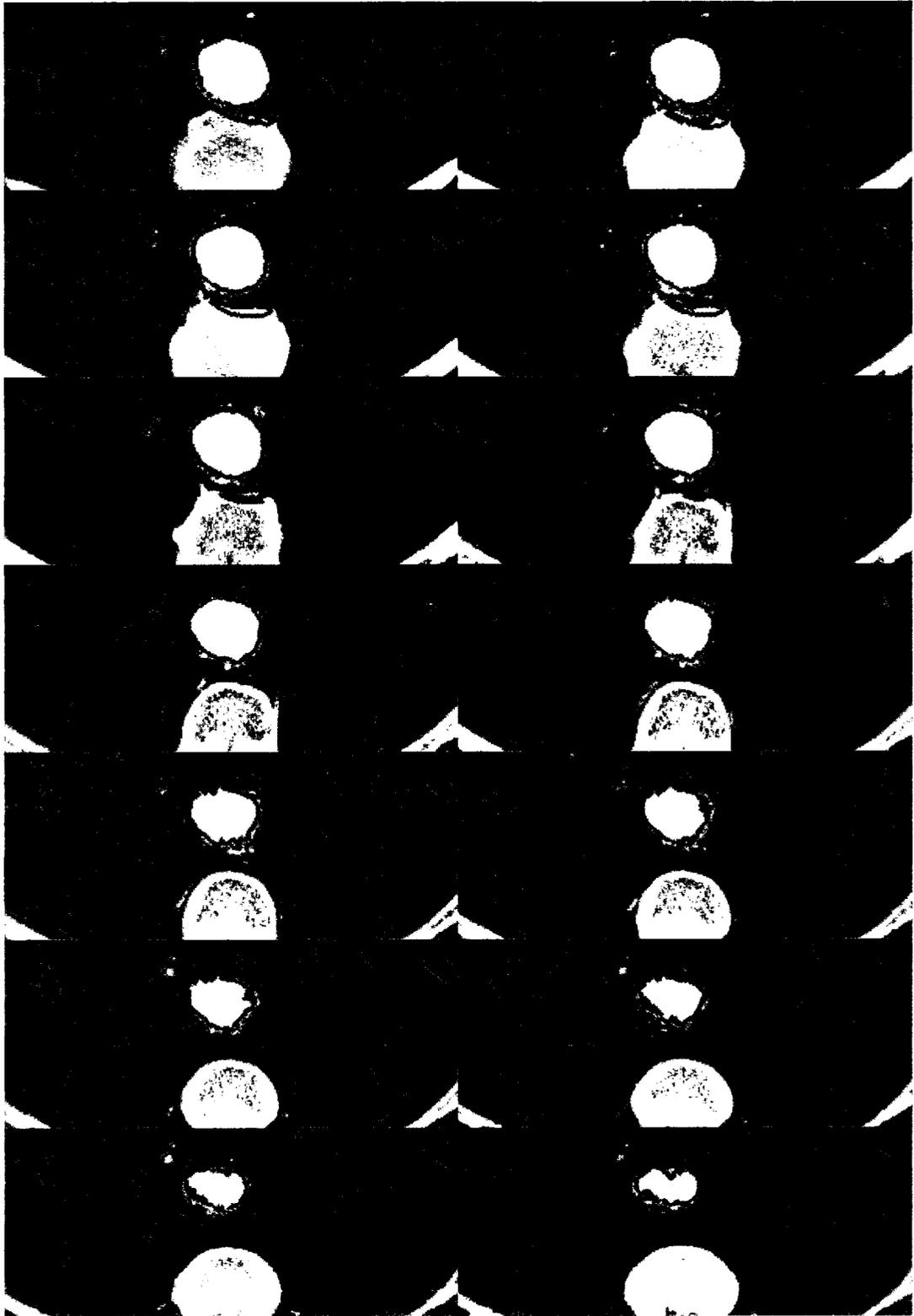


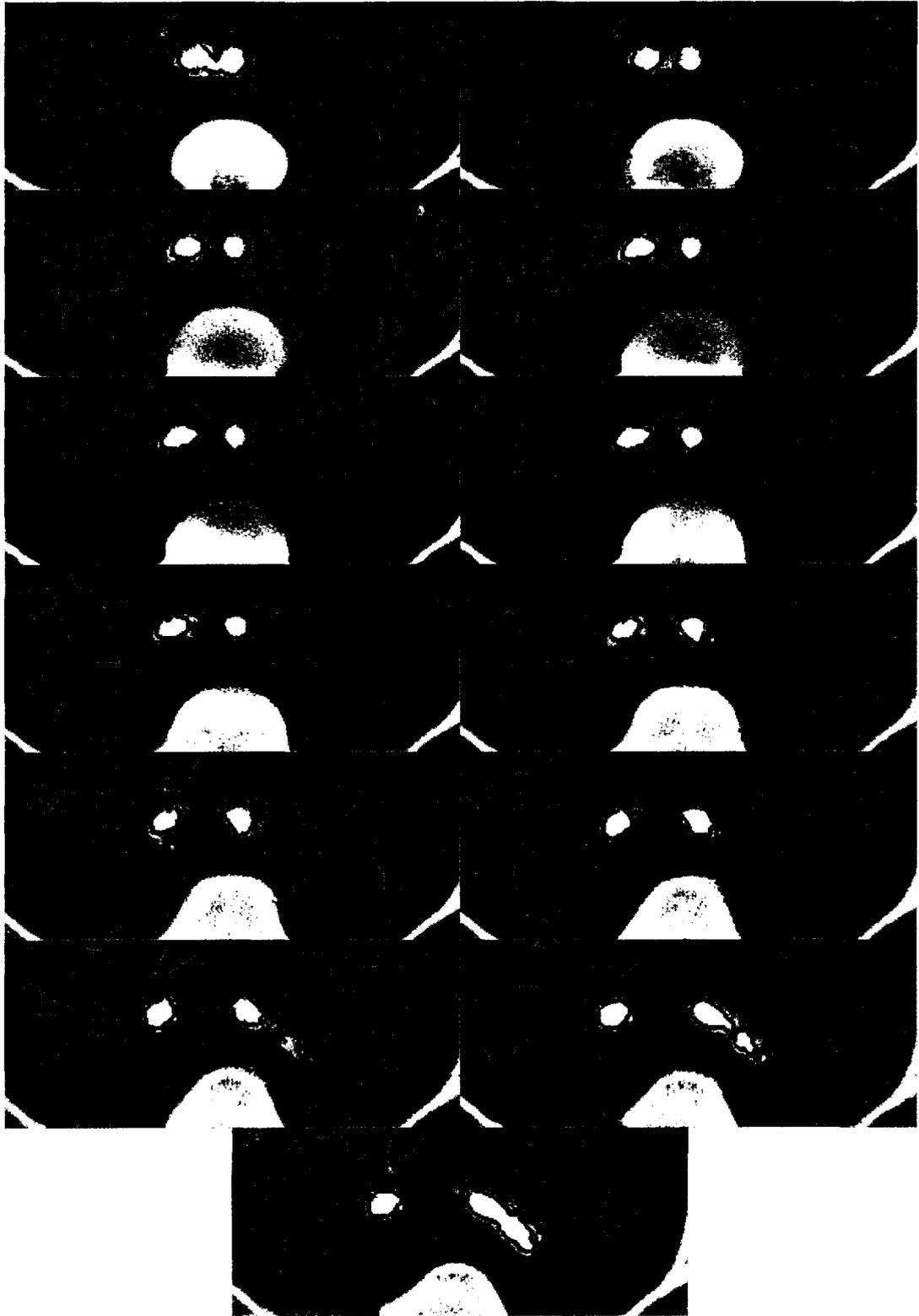




Patient no. 3







BIBLIOGRAPHIE

- Adalsteinson, D., Sethian, J. A. (1995). *A Fast Level Set Method for Propagating Interfaces*. Journal of Computational Physics, 118(1):269-277.
- Adams, R., Bischof, L. (1994). *Seeded Region Growing*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16(1):641-647.
- Alvarez, L., Lions, P.-L., Morel, J.-M. (1992). *Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion*. SIAM Journal on Numerical Analysis, 29(1):845-866.
- Amadiou, O., Debreuve, E., Barlaud, M., Aubert, G. (1999). *Inward and Outward Curve Evolution Using Level Set Method*. IEEE International Conference on Image Processing, 3(1):188-192.
- Bajaj, C., Bernardini, F., Xu, G. (1995). *Automatic Reconstruction of Surfaces and Scalar Fields from 3D Scans*. ACM SIGGRAPH, 109-118.
- Bertalmio, M., Sapiro, G., Cheng, L.-T., Osher, S. (2001). *Variational Problems and PDE's on Implicit Surfaces*. IEEE Workshop in Variational and Level Set Methods, 186-193.
- Black, M., Sapiro, G., Marimont, D., Heeger, D. (1998). *Robust Anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Image Processing, 7(1):421-432.
- Blankensteijn, J. D. (2002). *Imaging techniques for endovascular repair of abdominal aortic aneurysms*, 10 pages.
- Bruijne, M., Ginneken, B., Bartels, W., van der Laan, M. J., Blankensteijn, J. D., Niessen, W., Viergever, M. (2003). *Automated segmentation of abdominal aortic aneurysm in multi-spectral MR images*, 8 pages.
- Bruijne, M., Ginneken, B., Viergever, M., Niessen, W. (2004). Interactive segmentation of abdominal aortic aneurysm in CTA images., *Medical Image Analysis*, 8(1), 127-138.
- Burchard, P., Cheng, L.-T., Merriman, B., Osher, S. (2001). *Motion of Curves in Three Spatial Dimension Using a Level Set Approach.*, Journal of Computational Physics, 170(1):720-741.
- Bushberg, J. T., Seibert, A. J., Leidholdt, E. M., Boone, J. M. (2001). *The Essential Physics of Medical Imaging (2nd Edition)*, Lippincott Williams & Wilkins, 933 pages.

- Canny, J. (1986). *A Computational Approach to Edge Detection.*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(1):769-798.
- Caselles, V., Catté, F., Coll, B., Dibos, F. (1993). *A Geometric Model for Active Contours in Image Processing.* Numerische Mathematik, 66(1):1-31.
- Caselles, V., Kimmel, R., Sapiro, G. (1995). *Geodesic Active Contours.* IEEE International Conference in Computer Vision, 694-699.
- Caselles, V., Kimmel, R., Sapiro, G. (1997). *Geodesic Active Contours.* International Journal of Computer Vision, 22(1):61-79.
- Caselles, V., Kimmel, R., Sapiro, G., Sbert, C. (1996). *3D Active Contours.* International Conference on Analysis and Optimization of System, 43-49.
- Caselles, V., Morel, J.-M. (1998). *Introduction to the Special Issue on Partial Differential Equations and Geometry-Driven Diffusion in Image Processing and Analysis.* IEEE Transactions on Image Processing, 7(3):5.
- Catté, F., Dibos, F., Koepfler, G. (1995). *A Morphological Scheme for Mean Curvature Motion and Applications to Anisotropic Diffusion and Motion of Level Set.* SIAM Journal on Numerical Analysis, 32(1):1895-1909.
- Chambolle, A. (1995). *Image Segmentation by Variational Methods: Mumford and Shah Functional and the Discrete Approximations.* SiAM Journal in Applied Mathematics, 55(1):827-863.
- Chambolle, A., Dal Maso, G. (1999). *Discrete Approximation of the Mumford-Shah functional in dimension two.* Mathematical Modelling and Numerical Analysis Modelisation, 33(1):651-672.
- Chan, T., Sandberg, B., Vese, L. (2000). *Active Contours Without Edges for Vector-Valued Images.* Journal of Visual Communication and Image Representations, 2(1):130-141.
- Chan, T., Vese, L. (2002). *Active Contour and Segmentation Models Using Geometric PDE's for Medical Imaging.* pp. 63-75.
- Chan, T., Vese, L. (1999). *Active Contours Model without Edges.* International Conference on Scale-Space Theories in Computer Vision, pp. 141-151.
- Chan, T., Vese, L. (2001). *Active Contours without Edges.* IEEE Transactions on Image Processing, 10(1):266-277.

Cheng, L.-T., Burchard, P., Merriman, B., Osher, S. (2002). *Motion of Curves and Constrained on Surfaces Using a Level Set Approach*. Journal of Computational Physics, 175(1):604-644.

Cohen, L. (1991). *On Active Contour Models and Balloons*. CVGIP: Image Understanding, 53(1):211-218.

Cole, C. W., Hill, G. B., Millar, W. J., Laupacis, A., Johnston, K. W. *Dépistage sélectif de l'anévrisme de l'aorte abdominale*, [En ligne].

http://www.phac-aspc.gc.ca/publicat/cdic-mcc/17-2/a_f.html (Consulté le 19 mai 2005).

Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D., Graham, J. (1995). Active Shape Models - Their Training and Application., *Computer Vision and Image Understanding*, pp. 38-59.

Crandall, M. (1984). *Two Approximations of Solutions of Hamilton-Jacobi Equations*. Mathematics of Computation, 43(1):1-19.

Crandall, M., Lions, P.-L. (1983). *Viscosity Solutions of Hamilton-Jacobi Equation*. Transactions of American Mathematical Society. 277(1):1-42.

Cremers, D., Schn, C., Weickert, J. (2001). *Diffusion-Snakes: Combining Statistical Shape Knowledge and Image Information in a Variational Framework*. IEEE Workshop in Variational and Level Set Methods, pp. 137-144.

Curless, B., Levoy, M. (1996). *A Volumetric Method for Building Complex Models from Range Images*. ACM SIGGRAPH, pp. 303-312.

Danielsson, P. (1980). *Euclidean Distance Mapping*. Computer Graphics and Image Processing, 14(1):227-248.

Dawant, B., Hartmann, S., Thirion, J.-P., Maes, F., Vandermeulen, D., Demaerel, P. (1999). *Automatic 3-D Segmentation of Internal Structures of the Head in MR Images Using a Combination of Similarity and Free-Form Transformations: Part I, Methodology and Validation on Normal Subjects*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 18(1):909-916.

Deschamps, T. (2001). *Extraction de courbes et surfaces par méthodes de chemins minimaux et ensembles de niveaux. Application en imagerie médicale 3D*. 233 pages.

Deschamps, T., Cohen, L. (2002). *Fast Surface and Tree Structure Extraction of Vascular Object in 3D Medical Images*. 10 pages.

Diewald, U., Preufer, T., Vogel, C. (2000). *Anisotropic Diffusion in Vector Field Visualization on Euclidean Domains and Surfaces*. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 6(1):139-149.

Dundee. *An Ultrasound Machine*, [En ligne].

http://www.dundee.ac.uk/medther/tayendoweb/images/ultrasound_scanner.htm

(Consulté le 23 juillet 2005).

El-Fallah, A., Ford, G. (1997). *Mean Curvature Evolution and Surface Area Scaling in Image Filtering*. IEEE Transactions on Image Processing, 6(1):750-753.

Evans, L., Spruck, J. (1991). *Motion of Level Sets by Mean Curvature*. Journal of Differential Geometry, 33(1):635-681.

Fedkiw, R., Aslam, T., Merriman, B., Osher, S. (1999). *Non-Oscillatory Eulerian Approach to Interfaces in Multimaterial Flows (The Ghost Fluid Method)*. Journal of Computational Physics, 152(1):457-492.

Fedkiw, R., Stam, J., Jensen, H. (2001). *Visual Simulation of Smoke*. ACM SIGGRAPH, pp. 23-30.

Foley, D. W. *Aortic Aneurysms Require Image-Based Planning*, [En ligne].

<http://www.diagnosticimaging.com/advancedCT/aortic-foley.jhtml> (Consulté le 7 août 2005).

Goldenberg, R., Kimmel, R., Rivlin, E., Rudzsky, M. (2001). *Cortex Segmentation - A Fast Variational Geometric Approach*. IEEE Workshop in Variational and Level Set Methods, pp. 127-135.

Goldenberg, R., Kimmel, R., Rivlin, E., Rudzsky, M. (2001). *Fast Geodesic Active Contours*. IEEE Transactions on Image Processing, 10(1):1467-1475.

Gonzalez, R. C., Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 793 pages.

Gravel, P., Beaudoin, G., de Guise, J.A. (2004). *A Method for Modeling Noise in Medical Images*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 23(10):12 pages.

Guichard, F., Morel, J.-M. (2000). *Image Analysis and PDE's*, Society for industrial and applied mathematics, 34 pages.

Guidant. *Abdominal Aortic Aneurysm - At a Glance*, [En ligne].

<http://www.guidant.com/webapp/emarketing/compass/comp.jsp?lev1=aaa&lev2=glance>

(Consulté le 8 juin 2005).

Han, X., Xu, C., Braga-Neto, U., Prince, J. (2002). *Topology Correction in Brain Cortex Segmentation Using Multiscale, Graph-based Algorithm*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 21(1):109-121.

Han, X., Xu, C., Tosun, D., Prince, J. (2001). *Cortical Surface Reconstruction Using a Topology Preserving Geometric Deformable Model*. IEEE Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis, pp. 213-220.

Held, K., Kops, E., Kraus, B., Wells, W., Kikinis, R., Miller-Grtne, H. W. (1998). *Markov Random Field Segmentation of Brain MR Images*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 16(1), 878-887.

Huart, J.-Y. *Anévrisme de l'aorte abdominale sous-rénale*, [En ligne].
<http://www.besancon-cardio.net/student/cours/52-anevrisme-aorte-abdominale.htm>
 (Consulté le 17 juillet 2005).

Huttenlocher, D., Klandermann, G., Rucklidge, W. (1993). *Comparing Images using the Hausdorff distance*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(1):850-863.

Ilic, S., Ulicny, B. *Seeded Region Growing Method for Image Segmentation*, [En ligne].
<http://ligwww.epfl.ch/~silic/predocschool/ComputerVision/cvision.html> (Consulté le 12/09/2005).

Jolly, P. V., Planck's, M. (2002). *Gaussian Scale Space*. 12 pages.

Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D. (1987). *Snakes: Active Contour Models*. IEEE International Conference in Computer Vision, pp. 261-268.

Keriven, R. (1997). *Équation aux dérivées partielles, évolutions de courbes et de surfaces et espaces d'échelle : application à la vision par ordinateur*. 202 pages.

Kichenassamy, S., Kumar, A., Olver, P., Tannenbaum, A., Yezzi, A. (1995). *Gradient Flows and Geometric Active Contour Models*. IEEE International Conference in Computer Vision, pp. 810-815.

Kimmel, R. (2002). *On Edge Detection Edge Integration and Geometric Active Contours*. International Symposium on Mathematical Morphology, 2(1):1-4.

Koenderink, J. (1984). *The Structure of Images*. Biological Cybernetics, 50(1):363-370.

Kühne, G., Weickert, J., Beier, M., Effelsberg, W. (2002). *Fast Implicit Active Contour Models*. Pattern Recognition, pp. 133-140.

Magee, D., Bulpitt, A., Berry, E. (2001). *Combining 3D Deformable Models and Level Set Methods for the Segmentation of Abdominal Aortic Aneurysms*. Proceedings British Machine Vision Conference, pp. 333-342.

Malladi, R., Sethian, J. A. (1996). *An $O(N \log N)$ Algorithm for Shape Modeling*. Applied Mathematics, 93(18):9389-9392.

Malladi, R., Sethian, J. A., Vemuri, B. (1994). *Evolutionary fronts for topology independent shape modeling and recovery*. European Conference, pp. 1-13.

Malladi, R., Sethian, J. A., Vemuri, B. (1995). *Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(1):158-175.

Malladi, R., Sethian, J. A., Vemuri, B. (1993). *A Topology Independent Shape Modeling Scheme*. Geometric Methods, pp. 246-256.

Marti, G. (2003). *Abdominal Aortic Aneurysm (AAA) project*. NCCR Computer Aided Surgery, p. 1.

Mathworks. *Smoothing Spline*, [En ligne].

http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/curvefit/ch_fit15.html

(Consulté le 1 novembre 2005).

Mayfield. *Angiogram*, [En ligne]. <http://www.mayfieldclinic.com/PE-ANGIO.htm>
(Consulté le 23 juillet 2005).

MedicineNet. *What's Inside the Abdominal Aortic Aneurysm Health Center*, [En ligne]. http://www.medicinenet.com/abdominal_aortic_aneurysm/index.htm (Consulté le 7 août 2005).

MeritCare. *Surgical Webcast: Minimally Invasive Endovascular Repair of an Abdominal Aortic Aneurysm (AAA)*, [En ligne].

<http://www.meritcare.com/news/webcast/webcast2/> (Consulté le 14 septembre 2005).

MRProtocols. *AAA Protocol*, [En ligne].

<http://www.mrprotocols.com/MRA/AAA/AAA.html> (Consulté le 23 juillet 2005).

Mt Auburn, C. *The Aorta*, [En ligne].

<http://www.mtauburn.caregroup.org/library/healthguide/en-us/images/media/medical/hw/nr551517.jpg> (Consulté le 9 juin 2005).

Mumford, D., Shah, J. (1989). *Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems.*, Communications, 42(1):577-685.

- Mumford, D., Shah, J. (1985). *Boundary Detection by Minimizing Functionals*. IEEE Conference, pp. 22-26.
- Negrete, O. (2003). *Introduction to Computed Tomography Using MATLAB Image Processing Toolbox*. University of New Mexico Electrical & Computer Engineering, 33 pages.
- Olabarriaga, S., Rouet, J.-M., Fradkin, M., Breeuwer, M., Niessen, W. (2005). *Segmentation of Thrombus in Abdominal Aortic Aneurysm from CTA with Non-Parametric Statistical Gray Level Appearance Modelling*. IEEE Transactions on Medical Imaging, pp. 1-10.
- Osher, S., Sethian, J. A. (1988). *Fronts Propagating with Curvature-Dependent Speed: Algorithms Based on the Hamilton-Jacobi Formulation*. Journal of Computational Physics, 79(1):12-49.
- Paragios, N. (2000). *Geodesic Actives Regions and Level Set Methods: Contributions and Applications in Artificial Vision.*, 234 pages.
- Paragios, N., Deriche, R. (1998). *A PDE-based Level Set approach for Detection and Tracking of moving objects*. IEEE International Conference in Computer Vision, pp. 1139-1145.
- Perona, P. (1998). *Orientation Diffusion*. IEEE Transactions on Image Processing, 7(1) :457-467.
- Perona, P., Malik, J. (1990). *Scale Space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion.*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(1):629-639.
- Perona, P., Malik, J. (1987). *Scale-Space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion*. Proceedings, pp. 16-27.
- Prewitt, J.M.S. (1970). *Object Enhancement and Extraction*. Picture Processing and Psychopictorics, pp. 75-149.
- RadiologyInfo. *Image Gallery*, [En ligne].
<http://www.radiologyinfo.org/photocat/gallery1.cfm> (Consulté le 23 juillet 2005).
- Roberts, L. (1965). *Machine Perception of 3-D Solids*. Optical and Electro - Optical Information Processing, pp. 159-197.
- Sethian, J.A. (1985). *Curvature and the Evolution of Fronts*. Communications, 101(1):487-499.

- Sethian, J. A. (1999). *Fast Marching Methods*. SIAM, 41(2):199-235.
- Sethian, J. A. (1999). *Level Set Methods and Fast Marching Methods.*, 400 pages.
- Sethian, J. A. (1996). *A Marching Level Set Method for Monotonically Advancing Fronts*. Proceedings of the National Academy of Science, 93(1):1591-1595.
- Shi, Y., Karl, W. C. (2005). *A Fast Implementation of the Level Set Method without Solving Partial Differential Equations*. 27 pages.
- Sollie, B. H. (2004). *Automatic segmentation and registration of CT and US images of abdominal aortic aneurysm using ITK*. 162 pages.
- Stokes, J., Lindsay, J. *Principales causes de décès et d'hospitalisation chez les aînés canadiens*. [En ligne]. http://www.phac-aspc.gc.ca/publicat/cdic-mcc/17-2/c_f.html (Consulté le 6 mai 2005).
- Subasic, M., Loncaric, S., Sorantin, E. (2001). *3-D Deformable Model Segmentation of Abdominal Aortic Aneurysm*. Faculty of Electrical Engineering and Computing, pp. 1-6.
- Surgical-Tutor. *Abdominal aortic aneurysms*, [En ligne]. <http://www.surgical-tutor.org.uk/default-home.htm?system/vascular/aaa.htm~right> (Consulté le 15 septembre 2005).
- Tek, H., Comaniciu, D., Williams, J.P. (2001). *Vessel Detection by Mean Shift Based Ray Propagation*, Siemens Corporate Research, Inc., 8 pages.
- Terzopoulos, D. (1986). *On Matchnig Deformable Models*. The Visual Computer, 4(1):306-331.
- Terzopoulos, D., Fleischer, K. (1988). *Deformable Models*. 4(1):306-331.
- Terzopoulos, D., Witkin, A., Kass, M. (1988). *Constraints on Deformable Models: Recovering 3D Shape and Nonrigid Motion*. Artificial Intelligence, 36(1):91-123.
- Thaveau, F. *Évaluation expérimentale des endofuites de type 2 après mise en place d'une endoprothèse aortique*. [En ligne]. <http://www.theses.ulaval.ca/2003/21273/21273.html> (Consulté le 19 juin 2005).
- Tremblay, G. *Les alliages à mémoire de forme: la souplesse du plastique, la force du métal*. [En ligne]. <http://www.otpq.qc.ca/articles/alliages.html> (Consulté le 26 juillet 2005).

- Tristram. *Tristram Vascular Ultrasound*. [En ligne].
http://www.tristramclinic.co.nz/ultrasound_examinations.html (Consulté le 23 juillet 2005).
- UIHealthcare. *Endovascular Approach to Abdominal Aortic Aneurysm Treatment*. [En ligne].
<http://www.uihealthcare.com/news/currents/vol2issue2/aorticaneurysmtreatmentfig.html>
(Consulté le 12 juin 2005).
- Vese, L., Chan, T. (2002). *The Level Set Methods Links Active Contours, Mumford-Shah Segmentation and Total Variation Restoration*. International Journal of Computer Vision, 50(1):271-293.
- Weeratunga, S. K., Kamath, C. (2002). *A Comparison of PDE-based Non-Linear Anisotropic Diffusion Techniques for Image Denoising*. 15 pages.
- Weickert, J. (2001). *Applications of nonlinear diffusion in image processing and computer vision*. Acta Mathematica, 370(1):33-50.
- Weickert, J. (2001). *Efficient Image Segmentation using Partial Differential Equations and Morphology*. Pattern Recognition, 34(1):1813-1824.
- Weickert, J. (1994). *Scale-Space Properties of Nonlinear Diffusion Filtering with a Diffusion Tensor*. Technical Report 110:111-127.
- Weickert, J., Bart, M., Romeny, H. (1998). *Efficient and Reliable Schemes for Nonlinear Diffusion Filtering*. IEEE Transactions on Image Processing, 7(1):398-410.
- Whitaker, R. (1997). *A Level Set Approach to 3D Reconstruction from Range Data.*, International Journal of Computer Vision, 29(1):203-231.
- Wink, O., Niessen, W. (2000). *Fast Delineation and Visualization of Vessels in 3-D Angiographic Images*. IEEE Transactions on Image Processing, 19(4):10 pages.
- Xie, X., Mimehdi, M. (2003). *Level Set Based Geometric Colour Snake with Region Support*. *Proceedings of the 10th IEEE International*, pp.153-160.
- Xu, C., Prince, J. (1998). *Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours*. Signal Processing, 71(2):131-139.
- Xu, C., Prince, J. (1997). *Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 66-71.