

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEURE
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

THÈSE DE DOCTORAT

Spécialité : Automatique

Présentée par

Abdelaziz HAMMOUCHE

TITRE

Segmentation tridimensionnelle d'images échographiques intravasculaires (IVUS).

Le 01 / 10 / 2022 devant le jury d'examen composé de:

Mourad LAHDIR	<i>Professeur, Université Mouloud Mammeri, Tizi-ouzou</i>	Président
Kamal HAMMOUCHE	<i>Professeur, Université Mouloud Mammeri, Tizi-ouzou</i>	Rapporteur
Jean MEUNIER	<i>Professeur, Université de Montréal, Canada</i>	Co-Rapporteur
Djamal MERAD	<i>Professeur, Université Aix-Marseille, France</i>	Examineur
Zoubida MESSALI	<i>Professeur, Université Mohamed Bachir El Ibrahimi, BBA</i>	Examineur
Idir FILALI	<i>MCA, Université Mouloud Mammeri, Tizi-ouzou</i>	Examineur
Brahim KICHOU	<i>Professeur en Cardiologie, CHU de Tizi-ouzou</i>	Invité

Octobre, 2022

© Abdelaziz HAMMOUCHE, 2022.

Résumé

La segmentation tridimensionnelle (3D) d'images qui a pour but de détecter les zones ou les structures homogènes, suscite un grand intérêt dans l'analyse des images médicales en générale et des images échographiques intravasculaires (IVUS) en particulier. Les images IVUS sont produites à l'aide d'une sonde ultrason introduite à l'intérieure de l'artère, elles permettent de visualiser les structures artérielles (lumière et les parois internes de l'artère) et fournissent des informations pertinentes sur la santé de l'artère. La segmentation tridimensionnelle d'images IVUS vise à détecter les différentes structures de l'artère en 3D, notamment la lumière, en vue de quantifier d'une manière automatique et avec plus de précision (par rapport à 2D) la sévérité de certaines pathologies artérielles (plaque et sténose). La segmentation 3D des images IVUS demeure un grand défi tant que les textures granulaires («speckle») qui représentent les différents tissus des parois de l'artère sont difficilement discernables, notamment en présence d'artéfacts. Dans le cadre de cette thèse de doctorat, nous avons développé un algorithme de segmentation tridimensionnelle (3D) d'images IVUS dans le but de détecter les frontières 3D de la lumière des artères et de reconstruire le volume luminal. L'algorithme de segmentation développé repose sur un modèle de contour actif hélicoïdal initialisé automatiquement sur la séquence d'images IVUS. Ce contour évolue itérativement, en tenant en compte des textures granulaires, jusqu'à atteindre les frontières de la lumière de l'artère. La courbe hélicoïdale finale est utilisée pour la reconstruction 3D du volume luminal de l'artère. Cet algorithme a été validé sur 19 séquences IVUS composées au total de 8 918 images acquises *in vivo* sur neuf artères fémorales et sur dix artères coronaires à l'aide d'une sonde de 20 MHz et présentant de nombreuses difficultés, telles que des sténoses sévères, des bifurcations, des vaisseaux latéraux, des ombres, ainsi que d'autres artefacts. Les résultats ont révélé une bonne concordance avec les tracés réalisés manuellement par des experts (indice de Jaccard $\geq 89\%$, indice de Dice $\geq 94\%$ et une précision $\geq 98,5\%$). Notre modèle hélicoïdal s'est également avéré supérieure, en termes de rapidité et de précision, par rapport à d'autres méthodes récentes de segmentation (2D et 3D).

Mots-clés : Segmentation 3D, hélicoïde, contour actif, speckle, IVUS, artères fémorales, artères coronaires.

Abstract

Three-dimensional (3D) image segmentation, which aims to detect homogeneous areas or structures, is of great interest in the analysis of medical images in general and intravascular ultrasound (IVUS) images in particular. IVUS images are produced with an ultrasound probe introduced inside the artery, they allow the visualization of arterial structures (lumen and internal walls of the artery) and provide relevant information on the health of the artery. The purpose of 3D segmentation of IVUS images is to detect the different structures of the artery in 3D, especially the lumen, in order to quantify automatically and with more precision (compared to 2D) the severity of some artery pathologies (plaque and stenosis). The 3D segmentation of IVUS images remains a great challenge as the granular textures ("speckle") that represent the different tissues of the artery walls are difficult to discern, especially in the presence of artifacts. In this PhD thesis, we have developed a three-dimensional (3D) segmentation algorithm for IVUS images in order to detect the 3D boundaries of the artery lumen and to reconstruct the luminal volume. The developed segmentation algorithm is based on an active helical contour model automatically initialized on the IVUS image sequence. This contour evolves iteratively, considering the granular textures, until reaching the boundaries of the artery lumen. The final helical curve is used for the 3D reconstruction of the luminal volume of the artery. This algorithm was validated on 19 IVUS sequences consisting of a total of 8 918 images acquired *in vivo* on nine femoral and ten coronary arteries using a 20 MHz probe and presenting many difficulties, such as severe stenoses, bifurcations, lateral vessels, shadows, as well as other artifacts. The results showed good agreement with manual tracings performed by experts (Jaccard index $\geq 89\%$, Dice index $\geq 94\%$, and accuracy $\geq 98.5\%$). Our helical model was also found to be superior, in terms of speed and accuracy, to other recent segmentation methods (2D and 3D).

Keywords: 3D segmentation, helicoid, active contour, speckle, IVUS, femoral arteries, coronary arteries

Table des matières

Résumé	ii
Abstract	iii
Table des matières	iv
Liste des tableaux	vii
Liste des figures	viii
Liste des Sigles	xiv
Notation	xvii
Dédicace	xxi
Remerciements	xxii
Introduction	1
Chapitre 1 : Imagerie échographique Intravaculaire (IVUS) et son utilisation dans le diagnostic de l'athérosclérose	5
1.1 Introduction	5
1.2 Histologie et pathologie des artères	5
1.2.1 Histologie de l'artère	6
1.2.2 Types d'artères	8
1.2.3 Athérosclérose	8
1.3 Modalités d'imagerie pour le diagnostic de l'athérosclérose	11
1.3.1 Les techniques d'imageries non invasives	12
1.3.2 Les techniques minimalement invasives	14
1.4 L'imagerie échographique Intravasculaire (IVUS)	19
1.4.1 Système d'acquisition des images échographiques intravasculaires	20
1.4.2 Formation des images échographiques intravasculaires	23

1.4.3	Caractéristiques d'une image échographique	24
1.4.4	Les artéfacts	25
1.5	Interprétation des images échographiques intravasculaires	29
1.5.1	Morphologie artériel	29
1.5.2	Remodelage artériel	31
1.6	Conclusion	35
Chapitre 2 : Les données expérimentales		36
2.1	Introduction	36
2.2	Les données échographiques intravasculaires simulées	36
2.2.1	Principe de génération d'une image échographique	36
2.2.2	Modélisation et simulation des images échographiques IVUS	37
2.3	Les données échographiques intravasculaires réelles	45
2.3.1	Données fémorales	49
2.3.2	Données coronaires	50
2.4	Conclusion	52
Chapitre 3 : Etat de l'art sur les méthodes de segmentation d'images IVUS		53
3.1	Introduction	53
3.2	Méthodes de segmentation d'images IVUS	53
3.2.1	Méthodes de segmentation basées sur les techniques de classification	54
3.2.2	Méthode de segmentation basée sur la croissance de régions	65
3.2.3	Méthodes de segmentation basées sur la recherche de graphe	66
3.2.4	Méthode de segmentation basée sur les systèmes multi-agent	70
3.2.5	Méthodes de segmentation basées sur les contours actifs	71
3.3	Conclusion	82
Chapitre 4 : Segmentation d'images IVUS à base d'un modèle hélicoïdal adaptatif tridimensionnel		84
4.1	Introduction	84
4.2	La méthode de segmentation d'images IVUS développée	84
4.3	Etape de Prétraitement	85
4.4	Segmentation de la lumière des images IVUS à base du snake hélicoïdal 3D	88
4.4.1	Initialisation du snake hélicoïdale 3D	88
4.4.2	Énergies du snake hélicoïdale	91

4.4.3	Évolution du snake hélicoïdale	94
4.5	Le modèle hélicoïdal variable	95
4.6	Reconstruction 3D de la lumière	96
4.7	Conclusion	98
Chapitre 5 : Évaluation de la méthode de segmentation d'images		
	IVUS à base du snake hélicoïdal 3D	100
5.1	Introduction	100
5.2	Critères d'évaluation	100
5.2.1	Métriques de distance	101
5.2.2	Métriques de recouvrement	102
5.2.3	La régression linéaire et le graphique de Bland-Altman	103
5.2.4	Temps d'exécution	104
5.3	Paramètres de la méthode de segmentation d'images IVUS proposée	104
5.3.1	Influence du nombre de spires du snake hélicoïdal	105
5.4	Évaluation de la méthode proposée sur des images IVUS simulées	108
5.5	Évaluation de la méthode proposée sur des images IVUS <i>in vivo</i>	109
5.5.1	Artères fémorales	109
5.5.2	Artères coronaires	113
5.6	Comparaison avec la variabilité inter-observateur	113
5.7	Comparaison avec les méthodes de la littérature	116
5.8	Évaluation des performances des reconstructions 3D	121
5.9	Conclusion	125
	Conclusion	127
	Bibliographie	131

Liste des tableaux

2.1	Paramètres de simulation.	46
2.2	Caractéristiques des séquences d'images IVUS fémorales.	50
2.3	Caractéristiques des séquences d'images IVUS coronaires.	51
2.4	Répartition des différentes difficultés (plaque, ombre, bifurcation et branches extérieures), avec une représentative de chaque difficulté dans la deuxième ligne.	51
3.1	Méthodes de segmentation d'images IVUS rapportées dans la littérature.	83
5.1	Valeurs statistiques (moyenne \pm écart type) des critères d'évaluation obtenues avec différent nombres de spires de l'hélicoïde.	106
5.2	Amélioration des résultats de la segmentation pour une variation entre une et trois spires toutes les dix images en présence des sténoses dans la base de données fémorale.	106
5.3	Critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) entre les limites de la lumière détectée sur les images IVUS simulées et la position réelle de la frontière de la lumière.	109
5.4	Critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) pour chaque séquence d'images IVUS fémorales.	112
5.5	Critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) pour chaque séquence d'images IVUS coronaires.	116
5.6	Performance moyenne 2D.	117
5.7	Performance moyenne 3D.	117
5.8	Détails de notre méthode et d'autres méthodes rapportées dans la littérature.	118
5.9	Comparaison des critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) avec d'autres travaux rapportés dans la littérature.	119
5.10	Erreurs et recouvrements (moyenne \pm écart type) évalués sur 435 images de la base d'images coronaires (B) en fonction des caractéristiques morphologiques des différentes difficultés.	120
5.11	Pourcentages de sténose obtenus sur les séquences fémorales.	125
5.12	Pourcentages de sténose obtenus sur les séquences Coronaires.	125

Liste des figures

1.1	Artères et pathologie: Anatomie artérielle du corps humain.	6
1.2	Artère de moyen calibre et ses trois tuniques : intima, média et adventice (©Sanofi-Aventis France).	7
1.3	Dessin de section transversale de la partie la plus proximale identique, de six artères coronaires descendantes antérieures gauches. La morphologie de l'intima va de l'épaississement intimal adaptatif toujours présent dans le même emplacement sujette d'une lésion type I jusqu'à une lésion athérosclérotique avancée de type VI [10].	10
1.4	a) Examen Echographique mode B et Doppler. b) Images 2D en mode-B avec deux plans de coupes longitudinales différents (En haut), Doppler couleur systolique (En bas à gauche) et Doppler couleur diastolique (En bas à droite) d'une plaque et d'une sténose carotidiennes [13].	13
1.5	(a et b) Appareil de l'Angio-RM et son principe de fonctionnement. c) Image ARM avec injection de gadolinium : lésions sténosantes multiples [21].	15
1.6	a) Angio-scanner et son principe de fonctionnement. b) Angiographie d'un patient, avec des pontages bilatéraux aorto-fémoraux et fémoropoplités [24].	16
1.7	a) Appareil de l'angiographie par soustraction numérique (DSA). b) Angiographie des membres inférieurs.	17
1.8	a) Système de cathétérisme pour l'angioscopie coronaire [30]. b) (A) Angiographie de la lésion coronaire droite (flèche) chez un patient souffrant d'angine instable. (B) Avant l'angioplastie percutanée, l'angioscopie montre un thrombus mural (TH). (C) Après angioplastie percutanée, l'angioscopie montre le fil-guide (W) dans la lumière, et un thrombus mural persistant (TH) dans une dissection intinale [30].	18
1.9	Exemple d'analyse OCT du TCG distal chez un patient porteur d'une resténose sévère d'un stent actif [28].	19

1.10	Section transversale d'une image IVUS avec illustration des différentes parois.	20
1.11	Système d'acquisition des images IVUS. a) Console de visualisation (Volcano). b) Dispositif motorisé de retrait. c) Cathéter + transducteur ultrasonore.	20
1.12	a) Le cathéter IVUS. b) Système de pointe de cathéter multi-éléments : (1) réseau phasé à commutation électronique avec circuits intégrés pour la réduction du nombre de fils, (2) transducteur multi-éléments, (3) un fil de guidage. c) Système de pointe de cathéter muono-élément: (1) arbre tournant, (2) dôme transparent, (3) transducteur mono-élément [35]. . . .	21
1.13	Deux positions de balayage consécutives d'un cathéter à 16 éléments en mode réceptif. Le modèle de directivité est formé en utilisant une combinaison de 4 éléments [32].	22
1.14	Amélioration de la qualité d'une image IVUS lors de processus d'acquisition [37]. a) Image sans rinçage. b) Image avec rinçage par un produit de contraste.	22
1.15	Images IVUS acquises avec une sonde de: a) 20 Mhz, b) 40 Mhz, c) 60 Mhz.	25
1.16	Images IVUS avec des artefacts: a) en anneaux (ring-down), b) du fil de guide (guide-wire).	26
1.17	a) Artefact de distorsion rotationnelle non uniforme (NURD) (image tirée de [45]). b) Artefact NURD engendrant l'expansion ou la compression de la plaque (image tirée de [46]).	26
1.18	Artefact de réverbération (multi-échos). a) Image IVUS. b) Illustration du principe de réverbération	27
1.19	Artefacts de distorsions géométriques. a) Distorsion en forme elliptique. b) Distorsion en forme en pétale. c) Effets dûs à la position excentrée et angulée du transducteur (ellipse AA'-BB'). Le petit axe de l'ellipse BB' est inchangé et égal au diamètre du vaisseau [47].	28
1.20	Artefact de balancement longitudinal. a) Forme sinusoïdale dans une coupe longitudinale. b) Décalage du niveau de gris dans la coupe transversale (les ellipses rouges et bleues indiquent l'emplacement de la paroi vasculaire au niveau de la systole et de la diastole), respectivement, images tirée de [48, 49]. c) Schéma montrant différentes trajectoires possibles du cathéter, tirée de [49].	29

1.21	Artéfact de discontinuité à 0° dans le domaine cartésien.	30
1.22	Coupes transversales IVUS. a) Artère saine (1-Cathéter, 2- Lumière, 3- Intima, 4- Média, 5- Adventice). b) Artère avec des branches extérieures. c) Artère avec bifurcation	31
1.23	Image IVUS avec calcification [60].	33
1.24	a) Image IVUS avec rupture de la plaque. b) Image IVUS avec thrombose [60].	34
1.25	Image IVUS avec dissection [60].	35
2.1	Organigramme de génération d'un volume échographique intravasculaire (IVUS).	38
2.2	a) Allure d'une PSF bidimensionnelle. b) Allure d'une PSF tridimension- nelle.	40
2.3	Génération du tissu à partir des tracés d'une image IVUS. a) L'image originale. b) Tracé des différentes couches. c) L'image tissulaire.	42
2.4	Génération d'un volume tissulaire. a) Tracé volumique des différentes couches. b) Volume de bruit. c) Volume tissulaire.	43
2.5	a) Image radiofréquence. b) Image en mode brillance.	45
2.6	a) Image IVUS en coordonnées polaires. b) Image IVUS en coordonnées cartésiennes.	46
2.7	Étapes de génération d'une image IVUS.	47
2.8	Étapes de génération d'un volume IVUS. (a-c et e) Génération du volume tissulaire. d) Fonction point d'étalement (PSF). (f-i) Volume en mode B- scan pour différentes rotations de la PSF. (j) Volume IVUS en coordonnées polaires. (k) Volume IVUS en coordonnées cartésiennes.	48
3.1	Taxonomie des différentes méthodes de segmentation d'images IVUS.	55
3.2	a) Structure RNA double (Le premier réseau RNA classe les pixels d'une manière grossière, et le second réseau RNA optimise les résultats du premier réseau [101].	62
3.3	Schéma général descriptif de la technique de segmentation par apprentis- sage des motifs [107].	64
3.4	Architecture du réseau U-Net [106].	65
3.5	Vue globale de l'architecture multi-agents appliquée pour la segmentation d'images IVUS [126].	71
3.6	Déplacement des points du snake pour obtenir une énergie minimale [76].	72

3.7	Interface en évolution (a) et fonctions level-set correspondantes. La fonction Φ à trois instants différents $t = \{0, 1, 2\}$ (b), (c) et (d).	75
3.8	Le modèle de surface à forme quasi cylindrique de la technique de segmentation de surface active [132].	77
3.9	a) Initialisation manuelle d'un contour sur une coupe longitudinale d'une séquence d'images IVUS. b) Point de contour longitudinal actuel affiché sur l'image IVUS 2D correspondante [75].	80
4.1	Schéma synoptique de la méthode de segmentation d'images IVUS à l'aide d'un modèle hélicoïdal adaptatif tridimensionnel.	85
4.2	Suppression de l'artéfact ring-down et des marques de calibrage du cathéter. a) Vue longitudinal d'une séquence IVUS originale. b) Image IVUS de la séquence. c) Vue longitudinale du l'artéfact ring-down et des marques de calibrage du cathéter. d) Image de l'artéfact ring-down et des marques de calibrage du cathéter. e) Vue longitudinal de la séquence après la suppression des marques de calibrage et de l'artéfact. f) Image IVUS après la suppression des marques de calibrage et de l'artéfact. . . .	87
4.3	Initialisation automatique du snake hélicoïdal 3D. a) Le modèle hélicoïdal. b) Le snake hélicoïdal initialisé sur la séquence d'images IVUS. . . .	89
4.4	Initialisation manuelle du snake hélicoïdal 3D. a) Coupe longitudinale de la séquence IVUS. b) Génération du snake hélicoïdal sur la séquence d'images IVUS.	90
4.5	a) Voisinage W pour chaque point v_i en bleu: le voisinage de points W_{int} situés à l'intérieur du point v_i (représentés par les points jaunes) et le voisinage de points W_{ext} situés à l'extérieur du point v_i (représentés par les points verts). b) Les coordonnées radiales r_i , r_{i-1} et r_{i+1} correspondant respectivement aux points v_i , v_{i-1} et v_{i+1}	91
4.6	Illustration des fenêtres de voisinage utilisées pour le calcul de l'énergie externe. a) Fenêtres cubiques à l'intérieur $\phi_{int}(v_i)$ (jaune) et à l'extérieur $\phi_{ext}(v_i)$ (vert) pour chaque point v_i du snake hélicoïdal. b) Vue de dessus.	92
4.7	Localisation et allures des distributions des voxels dans les fenêtres $\phi_{int}(v_i)$ et $\phi_{ext}(v_i)$ dans le cas où v_i est: a) dans la lumière, b) dans le tissu, c) sur la frontière luminale. (d-f) Distributions de probabilités dans la fenêtre interne ϕ_{int} (points jaunes) et dans la fenêtre externe ϕ_{ext} (points verts).	94

4.8	Évolution du snake et direction de propagation du contour selon l'emplacement des points $v_i \in V$	95
4.9	L'hélicoïde variable. a) Hélicoïde avec le nombre de spires initial. b) Variation du nombre de spires de l'hélicoïde (chaque spire est remplacée par trois spires).	97
4.10	Reconstruction 3D de l'artère de la lumière. a) Calcul des contours 2D par interpolation entre deux spires consécutifs de l'hélicoïde et projection directe des points pour la première et la dernière spire de l'hélicoïde. b) Reconstruction 3D finale. c) Rendu volumique.	98
5.1	Étude de la concordance entre deux méthodes de mesure. (a) Régression linéaire. (b) Tracé de Bland-Altman.	104
5.2	Influence du nombre de spires sur les résultats de segmentation des artères fémorales. Première colonne: Deux images IVUS. Deuxième, troisième et quatrième colonnes: contours de la lumière détectés par l'algorithme du snake hélicoïdal en rouge et la vérité terrain en pointillés jaunes, avec 1, 2 et 3 spires toutes les dix images, respectivement.	107
5.3	Exemples de résultats de segmentation de la lumière détecté par l'algorithme sur des images IVUS simulées (première ligne). Les mêmes Résultats de segmentation sont superposés sur les géométries exacts (deuxième ligne).	108
5.4	Résultats de l'algorithme du snake hélicoïdal 3D (contours détectés en rouge) superposé à la vérité terrain (contours en pointillés jaunes) sur les artères fémorales en présence de diverses difficultés.	110
5.5	Résultats de la segmentation du snake hélicoïdal 3D en bleu et les contours réels (vérité terrain) en rouge, obtenus sur les 9 séquences d'images IVUS fémorales.	111
5.6	Comparaison des zones de la lumière fémorale détectées par notre algorithme et celles de la vérité terrain. (a) Régression linéaire. (b) Tracé de Bland-Altman.	112
5.7	Résultats de l'algorithme de snake hélicoïdal 3D (contours détectés en rouge) superposés avec la vérité terrain (contours en pointillés jaunes) sur les artères coronaires en présence de diverses difficultés.	114

5.8	Résultat de la segmentation du snake hélicoïdal 3D en bleu et les contours réels (vérité terrain) en rouge, obtenus sur les 10 séquences d'images IVUS coronaires.	115
5.9	Comparaison des zones de la lumière coronaire détectées par notre algorithme et celles de la vérité terrain. (a) Régression linéaire. (b) Tracé de Bland-Altman.	116
5.10	Illustration du principe de mesure de la sévérité de la sténose. R_p et R_d indiquent le diamètre ou l'aire luminale dans la partie normale du vaisseau proximal et distal, respectivement; (L) le diamètre ou l'aire luminale de la lésion sténotique; R_e est le diamètre ou l'aire luminale estimée au niveau de la lésion [158].	122
5.11	Reconstructions tridimensionnelles des séquences IVUS d'artères fémorales à partir du snake hélicoïdal (à gauche) et de la vérité terrain (à droite).	123
5.12	Reconstructions tridimensionnelles des séquences IVUS d'artères coronaires à partir du snake hélicoïdal (à gauche) et de la vérité terrain (à droite).	124

Liste des Sigles

IVUS	Intravascular Ultrasonore
2D	Deux dimensions
3D	Trois dimensions
Speckle	Réflexion acoustique granulaire brillante.
MCV	Les maladies cardiovasculaires
OMS	L'organisation mondiale de la santé
MNT	maladies non transmissibles
PDF	Fonction de densité de probabilité
AVC	Accident vasculaire cérébral
ATDM	Angiographie par tomodensitométrie
OCT	Tomographie par cohérence optique
HTA	Hypertension Artérielle
Mode-B	Mode Brillance
RF	Radio Fréquence
IRM	Imagerie par résonance magnétique
ARM	Angiographie par résonance magnétique
DSA	Digital Substraction Angiographie
ECG	Electrocardiographie
TCG	Tronc Commun Gauche
NURD	Non-uniform rotational distortion
TGC	Time Gain Compensation
PSF	Point Spread Function: Fonction point d'étalement
RF-3D	Le volume radiofréquence
MIC	Modèles Inhomogène Continu
MDD	Modèles à diffuseur discret
DICOM	Digital Imaging and Communication in Medicine
LEE	Limitante Elastique Externe
LEI	Limitante Elastique Interne
MICCAI	Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention
IA	Intelligence Artificielle
ACP	Analyse en composantes principales
NCSTA	Normalized cumulative short-term autocorrelation

LOGISMOS	Layered Optimal Graph Image Segmentation of Multiple Objects and Surfaces
GVF	(Gradient Vector Flow): champ du vecteur gradient
DDC	Digital Dynamic Contour
EM	Algorithme Espérance-Maximisation
FMM	Fast marching method
RNA	Réseau de neurones artificiels
MA	Média-Adventice
BFGS	Méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
L-BFGS	Méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno à mémoire limitée
SVM	Support vector machine: séparateur à vaste marge
U-Net	Réseau de neurones à convolution
ROI	Region of interest: région d'intérêt
MAP	Maximum-A-Posteriori
DWPF	Discrete wavelet packet frames: les paquets d'ondelettes discrètes
EREL	External Regions of Extremum Levels
RWCV	Regularized within-class variance
RSR	Reconstruction-segmentation-récupération
FCM	Fuzzy C-Means
FC-HLSE	fuzzy clustering and hierarchical level set evolution
LSE	Level set evolution
SFCME	Superpixel-wise fuzzy clustering technique modified by edges
MLP	Réseau perceptron multicouche
ELM	Extremum learning machine
CNN	Convolutional Neural Network
ECST	European Carotid Surgery Trial
NASCET	North American Symptomatic Carotid Endarterectomy Trial
CSA	(Cross-sectional area) : Surface artérielle.
GPU	Processeur graphique
ICA	Artère Carotide Interne
ECA	Artère Carotide Externe
CCA	Artère Carotide Commune

Notation

F	French : mesure des diamètres externes des cathéters ($1F = 0,33\text{mm}$)
T_s	Période d'échantillonnage
f_s	Fréquence d'échantillonnage
(r, θ)	Coordonnées polaire (rayon, angle)
$P(y)$	Densité de probabilité d'amplitude y
a^2	Variance de l'amplitude
$H(x, y)$	Fonction point d'étalement
$T(x, y)$	L'image tissulaire
$I_{RF}(x, y)$	Image radiofréquence
\otimes	Produit de convolution
$H_1(x)$	Terme liée au profil de l'impulsion ultrasonore
$H_2(y)$	Terme liée à la forme du faisceau ultrasonore
$\mathbf{I}'_{RF}(u, v)$	Transformée de Fourier de l'image radiofréquence rectifiée
$\mathbf{H}(u, v)$	Transformée de Fourier de la fonction point d'étalement
$\mathbf{T}(u, v)$	Transformée de Fourier de l'image tissulaire
$\mathbf{I}_{RF}(u, v)$	Transformée de Fourier de l'image radiofréquence
$I_B(x, y)$	Image échographique en mode brillance
c_x et c_y	Les coordonnées spatiales du centre de l'image
σ_x, σ_y et σ_z	Les écarts types de la Gaussienne en x, y et z
λ	La longueur d'onde
c	La vitesse des ultrasons
f	La fréquence de l'impulsion
c_x, c_y et c_z	Les coordonnées spatiales du centre du volume
$\beta(x, y)$	La distribution de compressibilité du milieu
σ	Caractéristique de densité du milieu
∇^2	L'opérateur Laplacien
$T(x, y, z)$	Le volume tissulaire
δ	La fonction de Dirac
(x_n, y_n, z_n)	Les centres distribués au hasard de chaque inhomogénéité
a_n	L'échogénicité de chaque diffuseur
$I_{RF}(x, y, z)$	Le volume radiofréquence
$N(x, y)$	Motif de bruit

$rect(\Delta x, \Delta y)$	La fonction porte
Rl	Résolution latérale
Ra	Résolution axiale
CA	Le comblement athéroscléreux
SPM	La surface de la plaque plus média
SAT	La surface artérielle totale
SAL	La surface artérielle endoluminale
$C(i, j)$	Fonction du coût
C_{ch}	Coût d'un chemin
I_{min}	Image minimale
α	Paramètre de pondération
E_{ext}	Énergie externe
E_{int}	Énergie interne
$v_i(x_i, y_i, z_i)$	Point du snake défini par ses coordonnées cartésiennes.
$v_i(r_i, \theta_i, z_i)$	Point du snake défini par ses coordonnées cylindriques.
r_i	Le rayon du point v_i
θ_i	Position angulaire du point v_i
z_i	La longueur axiale (ou la hauteur) du point v_i
N_s	Le nombre de points par spire
N_{sp}	Le nombre de spires
W	Ensemble de points de voisinage du point v_i
W_{int}	Ensemble de points de voisinage intérieur du point v_i
W_{ext}	Ensemble de points de voisinage extérieur du point v_i
w_j	Un point voisin du point v_i
v_j^*	Position futur du point v_i
$\phi_{int}(v_i)$	Fenêtre cubique radiale interne du point v_i
$\phi_{ext}(v_i)$	Fenêtre cubique radiale externe du point v_i
a_l	Paramètre de distribution de Rayleigh pour la lumière.
a_t	Paramètre de distribution de Rayleigh pour le tissu.
μ_{int}	Le niveau de gris moyen de la fenêtre interne
μ_{ext}	Le niveau de gris moyen de la fenêtre externe
μ_l	Le niveau de gris moyen de la lumière
μ_t	Le niveau de gris moyen du tissu
R_{int}	Rapport log-vraisemblance calculé sur la fenêtre interne

<i>R_{ext}</i>	Rapport log-vraisemblance calculé sur la fenêtre externe
<i>AD</i>	La distance moyenne
<i>HD</i>	La distance de Hausdorff
<i>PAD</i>	Le pourcentage de différence de surface
<i>DC</i>	L'index des Dice
<i>JM</i>	L'index de Jaccard
<i>TP</i>	Les vrais positifs
<i>FN</i>	Les faux négatifs
<i>FP</i>	Les faux positifs
<i>TN</i>	Les vrais négatifs
<i>TCI</i>	Temps de calcul par image

Dédicaces

A la mémoire :

de mes chers parents Ouardia et Mohammed Tahar,

de ma très chère sœur Ghalia

et de mon beau père Zoubir

Que Dieu leurs accordent sa miséricorde et les accueillent dans son vaste paradis.

A ma très chère femme Soumeya

A mon cœur ange Rokia

A mes fils Abderrahman et Abdeldjalil

A toute ma famille, frères, sœurs, neveux, nièces et a tous ceux qui me sont très chers

Remerciements

Les travaux présentés dans cette thèse ont été réalisés entre le "Laboratoire Vision et Automatique des Systèmes" (LVAAS) du Département d'Automatique, Faculté de Génie Électrique et Informatique de l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, et le laboratoire de traitement d'images du département d'informatique et recherche opérationnelle de l'Université de Montréal.

Dans la préparation d'une thèse, comme dans la vie, on passe par des hauts et des bas, heureusement il y a de la volonté, de l'espoir et plus particulièrement des gens qui nous éclairent le chemin par leurs savoir faire et leurs précieux conseils.

J'exprime mes vifs remerciements à mon directeur de thèse Monsieur Kamal Hammouche professeur à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, pour m'avoir proposé ce thème, dirigé par ces pertinents conseils, sans oublier sa disponibilité et le précieux temps qu'il m'a consacré pour mener à bien ce travail.

Je ne saurais assez remercier Monsieur Jean Meunier, professeur à l'université de Montréal, d'abord pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser ce travail sous sa co-direction et d'intégrer son équipe au sein du laboratoire de traitement d'images du département d'informatique et recherche opérationnelle de l'Université de Montréal, mais aussi pour ses incessants encouragements, ses orientations et ses précieux conseils. Qu'il trouve dans ces lignes mes sentiments de reconnaissance et de considération.

Il m'est agréable de remercier Monsieur Lahdir Mourad, Professeur à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, pour avoir accepté d'examiner ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur Merad Djamel, professeur à Université Aix-Marseille, France, pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Madame Messali Zoubida, professeur à l'université Mohamed Bachir El Ibrahimy, Bordj Bou Arreridj, pour l'intérêt qu'elle a manifesté à l'égard

de ce travail et pour l'honneur qu'elle me fait en acceptant de faire partie du jury.

Que Monsieur Filali Idir, maître de conférence à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, trouve ici l'expression de toute ma gratitude pour l'intérêt qu'il a porté à mon travail en acceptant de faire partie du jury de cette thèse.

Je tiens à remercier vivement Monsieur Brahim Kichou professeur et chef de service de cardiologie au CHU de Tizi-Ouzou pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de faire partie du jury de soutenance et pour nous faire profiter de ses connaissances et de son expérience dans le domaine médical.

Je ne trouve pas les mots suffisants pour remercier ma femme Soumeya, de m'avoir supporté tout au long de réalisation de cette thèse, pour sa patience, ses encouragements et d'avoir pris la tâche d'élever nos enfants. Qu'elle trouve ici tout le respect et l'amour que j'ai pour elle.

J'exprime également mes remerciements et ma reconnaissance à ma famille pour m'avoir soutenu et encouragé tout au long de mon travail.

En dernier, j'adresse chaleureusement mes remerciements à toutes les personnes qui m'ont aidé de pré ou de loin par leurs conseils, leur présence et leur encouragements, plus particulièrement Monsieur Bensaid Samir professeur à l'université de Bouira, mes amis du département d'informatique et de recherche opérationnelle de l'université de Montréal, mes Collègues et amis de l'université de Mohamed Boudiaf de M'sila et de l'université de Tizi-Ouzou.

Introduction

Contexte et problématique

De nos jours, l'imagerie médicale constitue pour un médecin un outil incontournable pouvant l'aider à établir un meilleur diagnostic. Elle regroupe différentes techniques d'exploration du corps humain, permettant d'avoir des images de structures internes telles que les organes, les vaisseaux, etc. et de quantifier la sévérité de certaines pathologies qui les affectent. Cette quantification est, généralement, réalisée sur des volumes qui sont reconstruits à partir de séries d'images bidimensionnelles. Cette étape, coûteuse en temps de calcul, est très fastidieuse pour un opérateur humain. Ainsi, la nécessité de concevoir des techniques tridimensionnelles est devenue primordiale, surtout pour l'analyse de certaines pathologies.

Parmi ces pathologies, nous nous sommes intéressés aux maladies cardiovasculaires (MCV) qui sont au premier plan. En effet, selon l'organisation mondiale de la santé (OMS) [1], les maladies cardiovasculaires sont la principale cause de mortalité dans le monde. Elle estime que 17,9 millions de personnes sont décédées à cause de MCV en 2019, ce qui représente 32% des décès. En Algérie, les MCV représentent le pourcentage le plus élevé des maladies non transmissibles (MNT) avec 36% des décès pour l'année 2016.

La principale cause des maladies cardiovasculaires est l'athérosclérose. Elle se manifeste par la formation d'une plaque constituée de graisse, de cholestérol, de calcium et d'autres substances sur les parois internes des vaisseaux sanguins. L'athérosclérose passe par différents stades évolutifs entraînant ainsi le rétrécissement de la lumière artérielle et résultant de facto plusieurs complications. Au niveau des artères coronaires, la plaque peut provoquer une crise cardiaque en réduisant ou en arrêtant sévèrement le flux sanguin dans ces artères. Pire encore, la plaque peut se rompre et former des thrombus (caillots sanguins) responsable du blocage dans les artères cérébrales et provoquant ainsi un accident vasculaire cérébrale (AVC). Les thrombus peuvent aussi causer un blocage au niveau des artères des membres inférieurs provoquant ainsi des douleurs et des lésions tissulaires allant même jusqu'à l'amputation de ces membres. D'où

l'intérêt de faire un diagnostic pour les personnes atteintes de cette maladie à un stade avancé, pour ensuite élaborer une bonne stratégie thérapeutique à savoir la médication, le pontage ou l'angioplastie par ballonnet avec ou sans placement de stent (endoprothèse vasculaire) pour la dilatation de la surface luminale des artères.

Le diagnostic de la maladie d'athérosclérose est effectué par différentes modalités d'imagerie, telles que l'échocardiographie en mode-B, l'échographie Doppler, l'angiographie par résonance magnétique, l'angiographie par tomodensitométrie (ATDM), l'angiographie par soustraction numérique (DSA) et les techniques d'exploration endovasculaire comme l'angioscopie, l'imagerie par tomographie en cohérence optique (OCT) et l'échographie intravasculaire (IVUS). Notre intérêt dans cette thèse s'est porté sur la technique d'imagerie IVUS qui présente plusieurs avantages par rapport à l'angiographie, l'angioscopie et l'OCT, par sa capacité à pénétrer sous la surface de la lumière du vaisseau et à révéler des aspects spécifiques de la distribution et de la composition de la plaque [2].

En effet, l'échographie intravasculaire est une technique par cathétérisme minimalement invasive qui produit des images en coupes transversales d'un segment d'artère. L'acquisition des images échographiques (IVUS) est effectuée à l'aide d'un transducteur à ultrasons miniaturisé placé à l'extrémité d'un cathéter. Ce dernier est inséré dans la lumière de l'artère, amené au-delà de la lésion d'intérêt, puis lentement retiré manuellement ou automatiquement à une vitesse constante pour former une séquence de coupes transversales équidistantes d'un segment d'artère. Les images IVUS ainsi produites, révèlent la lumière, les parois et la plaque fournissant ainsi des informations pertinentes sur la santé de l'artère.

Les premières techniques d'analyse d'images IVUS développées reposent sur la morphométrie (le traçage manuel des frontières de la lumière et des bordures des parois), suivies d'une reconstruction et visualisation tridimensionnelle des vaisseaux. Cette analyse est réalisée sur plusieurs centaines d'images par patient, qui de surcroît peuvent être de mauvaise qualité en raison de la présence de plusieurs difficultés (artéfacts d'acquisition, ombres générés par la calcification, présence de bifurcation, vaisseaux adjacents) sur ces images. Cette tâche est difficile et fastidieuse pour un expert humain.

Afin de contourner ces inconvénients et faciliter l'identification des différentes régions de l'artère, de nombreuses techniques semi-automatiques et automatiques de segmentation d'images IVUS ont été développées. Certaines d'entre elles reposent sur la recherche d'un chemin de coût minimal dans un graphe, tandis que d'autres sont basées sur les contours actifs (surfaces déformables). L'intelligence artificielle, qui regroupe les techniques d'apprentissage

classique (machine learning) et profond (deep learning), introduites récemment, ont été également utilisées pour la segmentation et l'interprétation d'images IVUS.

La plupart des méthodes de segmentation développées pour la détection des parois artérielles sont réalisées sur des images 2D en séries, alors que les parois des artères et la plaque représentent des volumes qui sont par définition tridimensionnels. Par conséquent, ces méthodes bidimensionnelles sont moins précises. De ce fait, le développement des méthodes de segmentation tridimensionnelles serait d'un grand intérêt et serait plus représentative, voir indispensable pour établir à la fois un bon diagnostic et réduire les risques imprévisibles pendant la chirurgie interventionnelle (angioplastie par ballonnet avec ou sans stent). Les méthodes tridimensionnelles existantes sont peu nombreuses, certaines sont complexes à implémenter avec des maillages 3D dynamiques ou des surfaces de propagation et nécessitent généralement une initialisation manuelle et précise, alors que d'autres nécessitent une interaction avec l'utilisateur pour améliorer la qualité des résultats de la segmentation 3D.

L'objectif principal de cette thèse est de développer une méthode de segmentation tridimensionnelle des images IVUS afin de détecter la bordure de la lumière des vaisseaux sanguins ainsi que la présence et la quantification de la plaque. Pour atteindre cet objectif, nous avons étudié en premier lieu la modalité d'imagerie échographique intravasculaire afin de comprendre l'information recherchée et de cerner les différents artefacts engendrés lors du processus d'acquisition. Ceci nous a amené à réaliser un simulateur d'images IVUS qui sera utilisé pour tester la précision de la détection de la méthode développée.

La technique de segmentation tridimensionnelle proposée est basée sur un contour actif modélisé par une courbe hélicoïdale 3D réalisée en quatre étapes principales. Tout d'abord, une étape du prétraitement vise à réduire voire la suppression de l'artéfact ring-down. Cet artéfact se forme dans la lumière plus exactement aux alentours du cathéter, induit des erreurs de diagnostic. Ensuite, un contour actif modélisé par une courbe spatiale de géométrie hélicoïdale est initialisé automatiquement sur toute la longueur de la séquence d'images IVUS. En fonction de la direction de déplacement *a priori* et en se basant sur les propriétés texturales de Rayleigh estimées avec des fenêtres cubiques 3D radiales, le contour actif évolue jusqu'à atteindre les frontières de la lumière de l'artère. Le contour final servira à la reconstruction 3D du volume de la lumière. La validation des résultats est effectuée en comparant les résultats de la segmentation avec les tracés réalisés par des experts sur deux ensembles d'images IVUS d'artères fémorales et d'artères coronaires.

Organisation de la thèse

Nous avons structuré notre thèse comme suit:

Dictée par l'application médicale, dans le chapitre (1), l'histologie et les pathologies artérielles, notamment l'athérosclérose, sont présentés en premier lieu. Le système d'acquisition d'images IVUS est ensuite décrit. Les caractéristiques ainsi que les différents types d'artéfacts qui affectent la qualité et l'interprétation des images IVUS sont également exposés. L'interprétation des images échographiques est abordée à la fin du chapitre.

Afin de mieux comprendre le principe de formation des images IVUS, nous avons réalisé dans le chapitre (2) un simulateur d'images IVUS à base d'un modèle simpliste. La séquence d'images IVUS, obtenue à partir des tracés d'une séquence d'images IVUS réelle, présente comme difficulté uniquement la présence de la plaque. Pour compléter ce chapitre, nous présentons une description de données IVUS *in vivo* à savoir les ensembles réels de données fémorales et données coronaires qui sont utilisées pour l'évaluation de la méthode proposée.

Dans le chapitre (3), nous dressons un état de l'art sur les méthodes 2D et 3D rencontrées dans la littérature. Cet état de l'art résume la plupart des méthodes développées depuis la première utilisation de l'imagerie IVUS dans des examens cliniques impliquant des artères *in vivo*, jusqu'aux techniques les plus avancées.

Le chapitre (4) est consacré à la présentation de la méthode de segmentation d'images IVUS proposée. Les principales étapes (prétraitement de données IVUS, initialisation du snake hélicoïdal, évolution du snake et reconstruction du volume luminal) de la méthode y sont détaillées.

Le chapitre (5), est dédié à l'implémentation et à l'évaluation de la méthode proposée. Dans ce chapitre, les résultats obtenus sur des séquences d'images IVUS simulées et réelles (*in vivo*) sont présentés, discutés et confrontés aux résultats fournis par les méthodes récentes de l'état de l'art.

Dans la conclusion, un bilan est dressé sur les principaux résultats obtenus par notre approche et nous mettons en perspectives certains points, qui peuvent être envisagés pour apporter des futures améliorations.

Chapitre 1

Imagerie échographique Intravaculaire (IVUS) et son utilisation dans le diagnostic de l'athérosclérose

1.1 Introduction

L'imagerie par échographie intravasculaire (IVUS : IntraVascular UltraSound) est une technique par cathétérisme peu invasive utilisée comme son nom l'indique, pour l'exploration des vaisseaux sanguins de l'intérieur, plus particulièrement des artères. L'objectif principale de cette exploration est la détection et le suivie des maladies cardiovasculaires.

L'athérosclérose est une maladie cardiovasculaire qui commence généralement à un jeune âge et qui est responsable de l'épaississement et la perte d'élasticité de la paroi artérielle. Elle peut atteindre toutes les artères de grand calibre (l'aorte, l'artère carotidienne et les principales artères des membres) et moyen calibre (les artères coronaires et cérébrales) [3].

Dans ce chapitre, nous nous somme intéressé dans un premier temps à l'anatomie des artères et leurs maladies à savoir l'athérosclérose et les différentes lésions engendrées. Ensuite, une étude détaillée sur la technique d'imagerie IVUS est effectuée et dans laquelle nous présentons les différents artéfacts qui affectent les images IVUS lors du processus d'acquisition. L'analyse d'images IVUS est une tâche difficile, pour cela nous terminons ce chapitre par une étude sur les différentes interprétations des images IVUS selon la texture observée sur ces images.

1.2 Histologie et pathologie des artères

Le système cardiovasculaire humain est composé par le cœur, le sang et les vaisseaux sanguins qui sont au nombre de trois, artères, veines et capillaires. Les artères assurent le transport du sang riche en oxygène et les nutriments essentiels (particules d'aliments, des gaz dissous et d'autres substances) vers les différentes parties du corps. Les veines, quant à elles, permettent le transport du sang de la périphérie (organes et tissus) vers le cœur pour se débarrasser du gaz carbonique, des cellules mortes et de leurs déchets. Les capillaires assurent la transition artères-veines.

La plupart des maladies qui affectent le système cardiovasculaire sont localisées au niveau des

artères (Fig. 1.1).

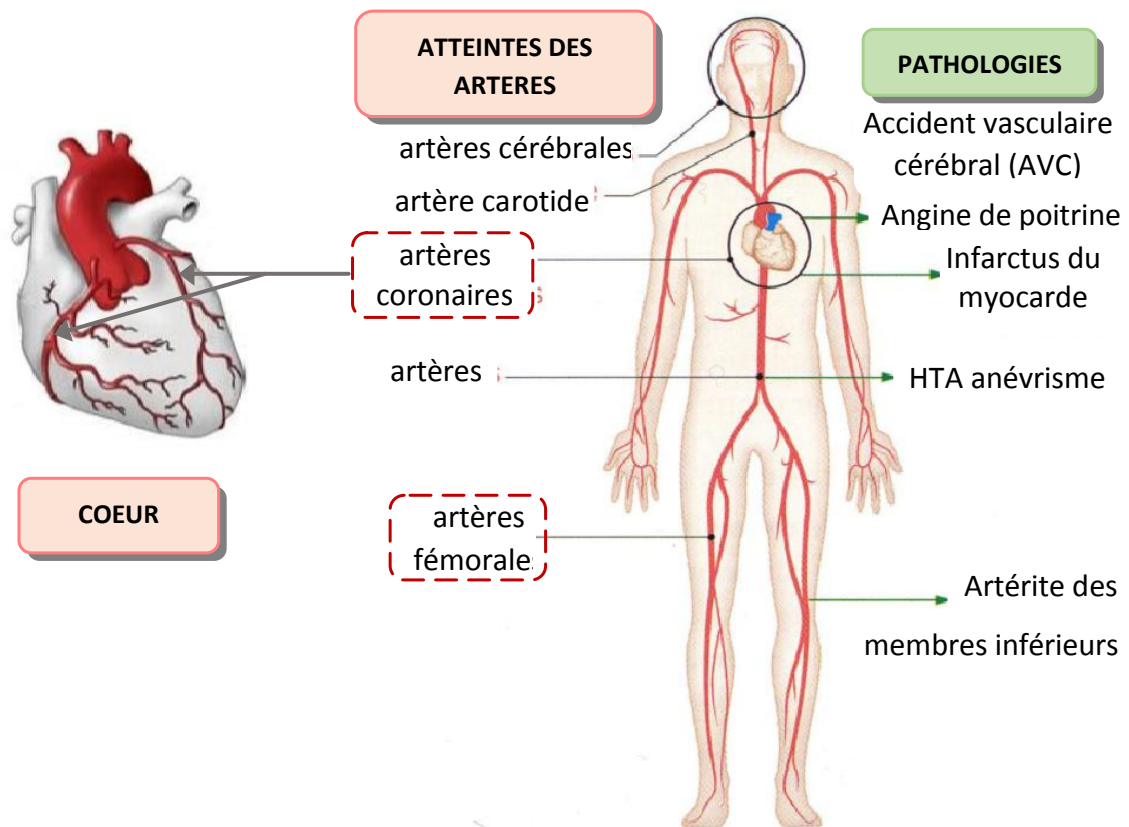


Figure 1.1: Artères et pathologie. Anatomie artérielle du corps humain.¹

1.2.1 Histologie de l'artère

Les artères, depuis la grosse aorte jusqu'aux petites artérioles, se composent essentiellement de cellules endothéliales, de cellules musculaires lisses et de matrice extracellulaire (y compris le collagène et l'élastine) [4, 5].

En coupe transversale, les artères sont organisées de l'intérieur vers l'extérieur en trois couches concentriques: intima, média et adventice, comme illustrée sur la figure (1.2). La cavité de l'artère est appelée la lumière, elle est délimité par l'endothélium vasculaire qui est une couche lisse qui assure un passage fluide du sang.

L'intima: C'est la couche interne de la paroi artérielle et constitue une véritable interface avec le sang. Elle est formée par l'endothélium vasculaire (monocouche cellulaire) reposant sur une

¹<http://www.lycee-sainte-cecile.com/sites/resources/files/Biologie-Physiopathologie/diaporama%20LE%20CUR%20ET%20LA%20CIRCULATION%20SANGUINE.pdf>

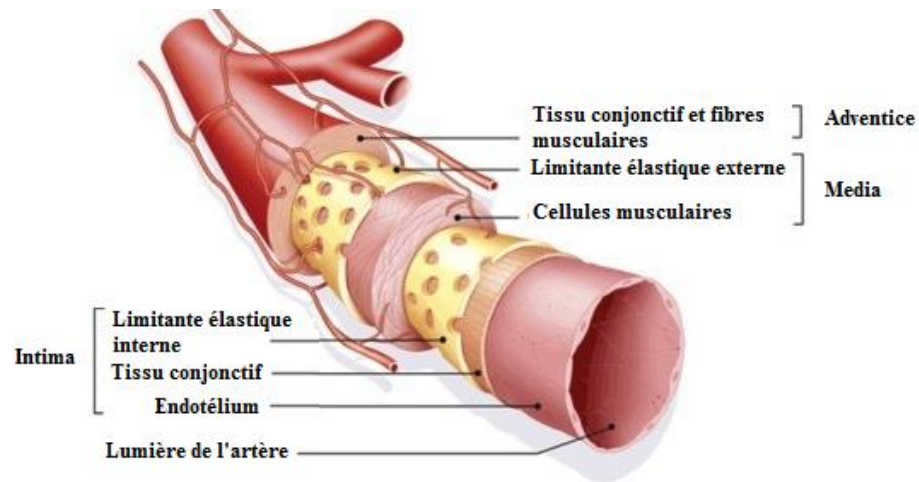


Figure 1.2: Artère de moyen calibre et ses trois tuniques : intima, média et adventice (©Sanofi-Aventis France).

couche de tissu conjonctif. Elle est séparée de la média par la limite élastique interne et occupe des rôles très importants et sert :

- de barrière en autorisant l'échange des substances nutritives avec le milieu intérieur, elle agit comme un filtre moléculaire,
- à contrôler la coagulation sanguine (elle inhibe cette coagulation et sa rupture favorise l'agrégation des plaquettes et la formation de caillots),
- à contrôler la vasomotricité (elle peut générer de l'oxyde nitrique qui provoque une relaxation de la couche musculaire et une vasodilatation),

La média, prise en sandwich entre l'intima et l'adventice, est la couche la plus épaisse. Elle est composée de cellules musculaires lisses, de fibres élastiques et de tissu conjonctif, dont les quantités varient en fonction du type de vaisseaux, et selon la taille de l'artère. Elle permet d'assurer son élasticité et de modifier le calibre de l'artère par la contraction (vasoconstriction) ou la relaxation (vasodilatation) de ses cellules musculaires. Elle est séparée de l'adventice par une membrane élastique dense appelée limite élastique externe.

L'adventice est la couche externe de la paroi artérielle; elle est composée de tissu conjonctif et de fibres élastiques. L'adventice contient les vaisseaux nutritifs (vasa vasorum) ainsi que des fibres nerveuses (nervi vasorum) du système autonome sympathique et parasympathique qui vont permettre la perfusion et l'innervation de l'artère.

L'intima ainsi que la partie interne des médias sont nourries par la diffusion d'oxygène et de nutriments du sang dans la lumière, tandis que l'adventice et la partie externe des médias sont

nourris par la vasa vasorum.

1.2.2 Types d'artères

Selon la taille, la fonction et les constituants de la média des vaisseaux, les artères sont divisées en trois types [4, 5]:

- les grandes artères (artères élastiques);
- les artères de taille moyenne (artères musculaires ou distributrices);
- les petites artères et artérioles musculo-élastiques (mixtes).

Les grandes artères, appelées aussi artères élastiques, dont l'aorte, grosses branches aortiques, artères pulmonaires et artères fémorales y font partie. Leur média est riche en fibres d'élastine et de collagène. L'élastine permet d'avoir beaucoup d'élasticité pour la dilatation de la paroi durant la systole (phase du cycle cardiaque pendant laquelle le myocarde se contracte). Le collagène a pour rôle de réduire l'extensibilité de la paroi pendant la diastole (phase du cycle cardiaque pendant laquelle le myocarde se relâche). La limitante élastique interne située entre la média et l'intima est très peu visible. Les grandes artères ne possèdent pas de limitante élastique externe et leur adventice est relativement mince.

Les artères moyennes, également appelées artères musculaires, forment les autres branches aortiques, telles que les artères coronaires et rénales. Elle contiennent en majorité des fibres musculaires lisses dans leur média et possèdent des limitantes élastiques interne et externe bien visibles. Ces cellules musculaires se vasoconstrictent ou se vasodilatatent pour contrôler le diamètre de la lumière.

Les petites artères et artérioles sont des artères musculo-élastiques qui contiennent à la fois des cellules musculaires lisses, qui sont essentielles pour augmenter la résistance périphérique et capables de se contracter, et de l'élastine pour la dilatation. La membrane élastique externe est absente dans les artérioles.

1.2.3 Athérosclérose

L'athérosclérose est l'une des maladies cardiovasculaires les plus répandues, dont la dénomination a été introduite en 1904 par Felix Marchand [6], qui veut dire en grecque athéré-skléros, qui signifie bouillie-dur [7]. Selon la définition établie par l'OMS en 1957, "*l'athérosclérose est une association variable de remaniements de l'intima des artères (en tant que distinctes*

*des artérioles) consistant en une accumulation focale de lipides, de glucides complexes, de sang et de produits sanguins, de tissu fibreux et de dépôts de calcium, le tout accompagné de modifications de la média."*².

Ainsi, l'athérosclérose peut être définie comme une maladie qui affecte l'intima des grosses et moyennes artères, dont le développement est focalisé, et d'évolution le plus souvent lente et irrégulière, touchant de façon variable les parois artériels. La cause principale de cette maladie est le dépôt du cholestérol et des substances grasses sur l'intima qui forme ce qu'on appelle la plaque d'athérome. Cette plaque est parfois soumise à des poussées évolutives ou à des complications et donne naissance à la plupart des pathologies artérielles humaines.

Au fil du temps et à un certain âge, la plaque d'athérosclérose peut générer quatre complications majeures qui sont [8]:

- La sténose (obstruction), due au rétrécissement de la lumière artérielle et le durcissement des parois artérielle. Ceci entraîne une limitation de circulation du flux sanguin;
- Rupture de la plaque et formation de la thrombose;
- L'hémorragie causée par la rupture de l'anévrisme;
- L'embolie: obstruction d'une artère due au détachement de la plaque accumulée.

Selon la classification histologique, on distingue six types de lésions allant du stade initial au stade le plus avancé.

1.2.3.1 Classification histologique des lésions athérosclérotiques

Les lésions athérosclérotiques sont classées en six types selon le stade de progression de la maladie [9, 10]. Le type III est le stade intermédiaire entre le type II et les lésions avancées (types IV-VI). Ces dernières impliquent une désorganisation de l'intima et une déformation de l'artère. Sur la figure (1.3) sont illustrés les six types de lésions athérosclérotiques.

La lésion de type I: Elle représente les changements initiaux de l'intima et sont reconnues comme une augmentation du nombre de macrophages spumeux (cellules de mousse chargées de gouttelettes de lipides). En termes de modifications sur l'artère, on remarque un épaississement intimal adaptatif (Fig. 1.3).

²www.who.int/iris/bitstream/10665/146492/1/EB21_43_fre.pdf

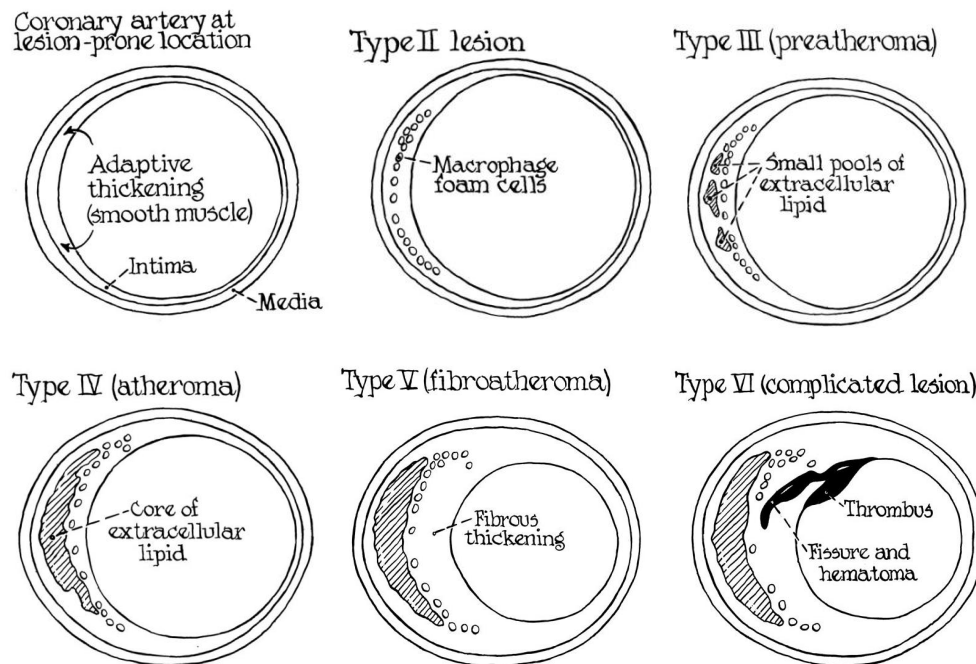


Figure 1.3: Dessin de section transversale de la partie la plus proximale identique, de six artères coronaires descendantes antérieures gauches. La morphologie de l'intima va de l'épaississement intimal adaptatif toujours présent dans le même emplacement sujette d'une lésion type I jusqu'à une lésion athérosclérotique avancée de type VI [10].

La lésion de type II: Elle constitue la première lésion grossièrement visible. Appelée strie lipidique, elle est caractérisée par la présence de macrophages spumeux en plus grand nombre et des particules à grains grossiers minimales et des gouttelettes hétérogènes de lipides extracellulaires. Les lésions de types I et II sont généralement les seuls rencontrés chez les enfants, comme ils peuvent également se produire chez les adultes.

La lésion de type III: La lésion de type III, également appelée la phase pré-athérome, représente le stade intermédiaire entre le type II et les lésions avancées. On retrouve en plus des cellules chargées de lipides de type II, la formation de petites flaques de lipides extracellulaires et de particules entre les couches de cellules musculaires lisses de l'épaississement intimal qui perturbent sa cohérence.

La lésion de type IV: Elle est la première lésion considérée comme avancée en raison de la grave désorganisation de l'intima. Cette désorganisation, est due à l'accumulation dense de lipides extracellulaires qui forme le noyau lipidique. Les lésions de type IV apparaissent pour la première fois chez les personnes plus jeunes. Dans cette phase, l'athérome commence à se

former.

La lésion de type V: Elle est caractérisée par la formation d'un nouveau tissu conjonctif fibreux. On peut distinguer trois catégories de lésions de type V qui sont:

- La morphologie de la lésion de type Va est désigné sous le nom de fibro-athérome. Elle apparaît lorsque le nouveau tissu fait partie d'une lésion à noyau lipidique (type IV)
- La lésion est dite de type Vb, lorsque le noyau lipidique et d'autres parties de la lésion sont calcifiés.
- La lésion est dite de type Vc, lorsque le noyau lipidique est absent et le lipide, est en général minime.

Avec les lésions de type V, les artères sont plus ou moins rétrécies et peuvent développer des fissures, un hématome et/ou un thrombus (lésions de type VI).

La lésion de type VI: Les lésions de type VI sont qualifiées de lésions complexes et ont généralement une morphologie sous-jacente des lésions de type IV ou V, pour les quelles sont superposées les entités suivantes: atteintes de surface, les hématomes et les thromboses. Ainsi, la rupture de la surface peut être étiquetée de type VIa, la présence des hématomes ou hémorragies indique le type VIb; et celle des thromboses, le type VIc. Notons que le type VIabc indique la présence des trois entités [11].

Notons que la thrombose se manifeste à la fois par une coagulation ou agglutination du sang au niveau de site de la rupture. La taille de thrombus peut augmenter et éventuellement se détacher. Ce phénomène est responsable d'un blocage au niveau des artères coronaires qui peut causer une crise cardiaque, d'un blocage au niveau des artères cérébrales qui peut causer un accident vasculaire cérébrale (AVC), et d'un blocage au niveau de l'une des artères du corps peut causer douleurs et lésions tissulaires. Par conséquent, le diagnostic précoce de l'athérosclérose s'avère très important pour éviter d'arriver au stade de la thrombose et prévoir une bonne stratégie thérapeutique.

1.3 Modalités d'imagerie pour le diagnostique de l'athérosclérose

Diagnostiquer une personne gravement atteinte d'une maladie cardiovasculaire, peut être effectué par un simple examen médical (Épreuve d'effort, Électrocardiographie (ECG), Test de la ta-

ble basculante. etc.) et/ou par ces antécédents médicaux. Cependant, des examens approfondis effectués par le biais de différentes modalités d'imagerie, sont nécessaires pour la localisation et la quantification de la gravité de la maladie. Plusieurs modalités d'imagerie non invasives et minimalement invasives sont aujourd'hui disponibles et permettent d'évaluer la pathologie artérielle, la quantification du volume de la plaque et la caractérisation du type de plaque.

1.3.1 Les techniques d'imageries non invasives

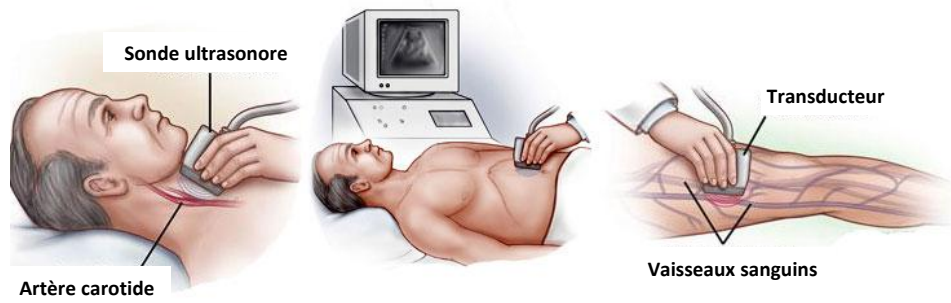
Ces techniques ne nécessitent pas d'incision ou de ponction d'aiguille. Elles comprennent l'échographie en mode-B et l'échographie Doppler.

1.3.1.1 L'échographie en mode-B

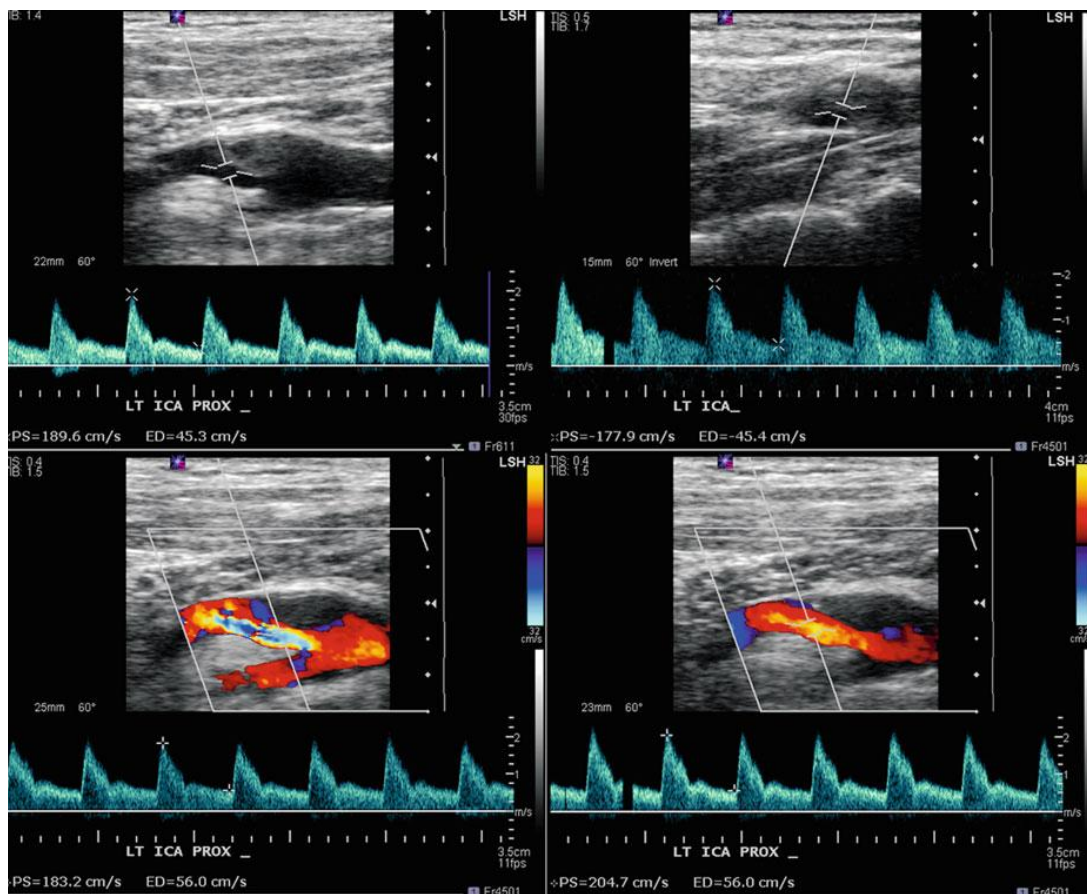
L'imagerie échographique est un examen essentiel en cardiologie, totalement non invasif, il peut être réalisé sur des patients de tout âge, et répété au besoin. Le principe de l'échographie médicale repose sur les caractéristiques de propagation des ondes ultrasonores, dans lequel, lorsqu'une onde ultrasonore est émise, elle subit différentes interactions (réflexion, diffusion et atténuation) en traversant un milieu de propagation. L'analyse de l'onde réfléchie permet d'identifier les propriétés des milieux traversés en se basant sur les lois d'interactions physiques [12]. Dans les systèmes échographiques, la sonde ultrasonore capte les ondes réfléchies sur chacun de ces éléments et les transforme en signaux électriques appelés radiofréquences (RF). Les signaux RF sont, ensuite, traités en utilisant une séquence d'opérations spécifiques (amplification, démodulation et représentation en niveau de gris) pour la formation d'une image en mode brillance (mode-B). Des opérations additionnelles sont utilisées comme le filtrage, la compression logarithmique et la compensation pour l'atténuation selon la profondeur pour produire une image bidimensionnelle en mode-B de bonne qualité [13–15].

Durant l'examen échographique, le médecin effectue un balayage manuel de la zone à étudier avec la sonde en se basant sur ses connaissances anatomiques et son expérience (voir la figure (1.4 (a))). De ce fait, le médecin localise approximativement la position du plan de coupe par rapport aux différents organes qui se trouvent dans la zone balayée. Une fois que la structure recherchée est localisée, l'échographe visualise l'image de plan de coupe et permet de relever certaines mesures de longueurs ou d'aires (les mesures de volumes sont approximées en faisant quelques hypothèses sur la forme de la structure) [12]. La figure (1.4 (b)) en haut, visualise deux images échographiques 2D en mode-B selon deux plans de coupes longitudinales différentes, montrant la présence d'une plaque modérée et d'une sténose carotidienne moins grave.

⁴<http://chennaivascularsurgeon.in/duplexultrasound.html> (visité le: 05/04/2022)



(a)



(b)

Figure 1.4: a) Examen Echographique mode-B et Doppler.⁴ b) Images 2D en mode-B avec deux plans de coupes longitudinales différents (En haut), Doppler couleur systolique (En bas à gauche) et Doppler couleur diastolique (En bas à droite) d'une plaque et d'une sténose carotidiennes [13].

L'échographie est un outil de diagnostique simple et rapide. Cependant, la difficulté à localiser précisément les plans de coupe rend les mesures assez variables et la communication des résultats plus difficile. Le résultat d'un examen échographique dépend fortement de l'habileté et de l'expérience du médecin. En plus, l'échographie présente la limitation de la profondeur d'exploration, qui est due à l'atténuation du signal (au fur et à mesure que l'onde se propage,

son énergie diminue) [12].

1.3.1.2 Échographie-Doppler

L'échographie-Doppler, repose sur le principe de l'effet Doppler découvert en 1843 par Johann Christian Doppler. Son application dans l'imagerie médicale a débuté à partir des années 1960 [16]. Il permet plus particulièrement d'analyser le flux sanguin vasculaire (artériel ou veineux), ce qui constitue un étude complémentaire pour l'échographie qui permet quand à elle l'analyse morphologique de ce vaisseau. L'échographie Doppler est utilisée pour représenter les structures en mouvement. Son principe repose sur la variation en fréquences de l'onde ultrasonore réfléchi par une structure en mouvement. De ce fait, les ondes qui se déplacent en direction du mouvement de la structure sont plus rapprochées que celles qui se déplacent dans le sens contraire du mouvement qui s'éloigne. Les progrès techniques ont conduit à l'association du Doppler pulsé avec l'imagerie échographique bidimensionnelle, puis à l'apparition du Doppler couleur et du Doppler puissance [17]. Le codage en couleur dans l'échographie-Doppler couleur, donne une information visuelle sur le sens circulatoire du flux sanguin: la couleur rouge vers les pieds (artères) et la couleur bleu vers le cœur (veines) [18]. La figure (1.4 (b)) (en bas à gauche) montre un exemple d'échographie-Doppler couleur systolique et une échographie-Doppler couleur diastolique (en bas à droite).

L'écho-Doppler permet l'étude de la perméabilité des vaisseaux (thrombose veineuse de la jambe, dissection carotidienne ou vertébrale), la recherche d'un rétrécissement ou d'une sténose, l'évaluation de la vascularisation d'une greffe (foie, reins), et la mise en évidence d'une hyper-vascularisation (angiogénèse tumorale) [17].

1.3.2 Les techniques minimalement invasives

Les techniques minimalement invasives sont généralement des techniques par cathétérisme et nécessitent l'insertion d'un long et souple cathéter, dans un vaisseau sanguin via le poignet, le cou ou la cuisse, puis avancé jusqu'à la région d'intérêt (cœur, artères coronaires, artères fémorales etc.). Ces techniques comprennent l'angiographie par résonance magnétique (ARM), l'angiographie par tomodensitométrie (ATDM ou l'angio-scanner), L'angiographie par soustraction numérique (DSA), l'angioscopie, la tomographie par cohérence optique (OCT) et l'échographie intravasculaire (IVUS).

1.3.2.1 Angiographie par résonance magnétique (ARM)

Les premières techniques d'imagerie par résonance magnétique (IRM) dédiées pour l'exploration vasculaire sont des techniques d'angiographie par résonance magnétique (ARM) sans injection de produit de contraste. Ces techniques permettent l'obtention des images de qualité satisfaisante au détriment d'une longue durée d'examen [19].

L'ARM repose sur les propriétés magnétiques des molécules d'eau qui composent plus de 80% le corps humain. Les atomes d'hydrogène de ces molécules, possèdent un moment magnétique, appelé *spin*, qui agit comme un aimant [20].

L'appareil IRM est composé essentiellement d'un gros aimant en forme d'anneau, à l'intérieur duquel se trouve une bobine de gradient pour avoir une variation linéaire du champ (voir la figure 1.5 (b)). Pendant l'examen, le patient est allongé sur le dos et une antenne (émettrice et réceptrice de fréquences) est placée sur la partie du corps à visualiser. Une fois que la partie du corps du patient concernée est ramenée au centre de la bobine, un champ magnétique puissant est créé, ceci induit que toutes les molécules d'eau présentes dans le corps vont s'orienter suivant ce champ. Lorsque l'antenne émet une fréquence, les molécules sont basculées dans un plan perpendiculaire au champ. A l'arrêt d'émission, les molécules reviennent à leur position d'origine en émettant à leur tour une fréquence captée par l'antenne et traitée comme un signal électrique. Ce signal varie selon la quantité d'eau contenue dans les tissus observés [20].

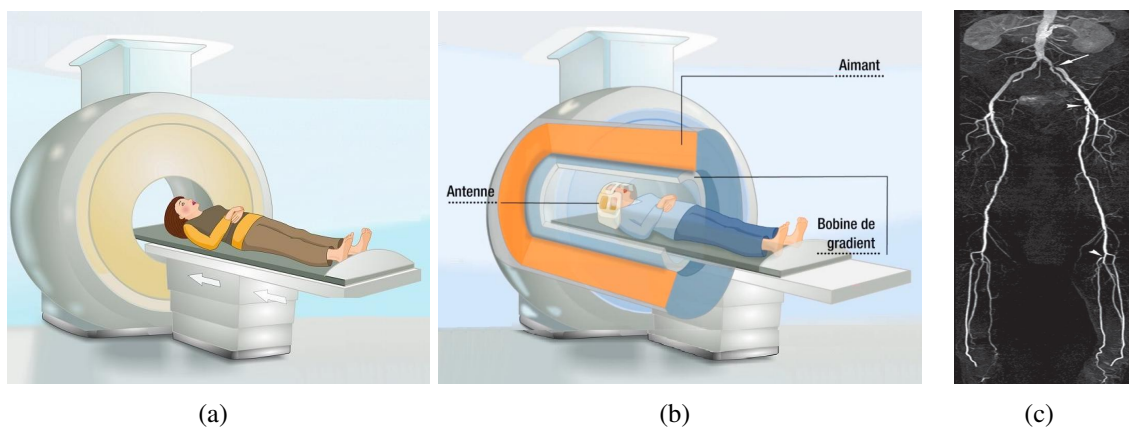


Figure 1.5: (a et b) Appareil de l'Angio-RM et son principe de fonctionnement [20]. b) Images (c) images ARM avec injection de gadolinium : lésions sténosantes multiples [21].

Au cours de l'examen, un produit de contraste est parfois injecté dans une veine du bras pour améliorer la qualité des images. Les travaux de Douek *et al.* [22] et de Prince *et al.* [23] ont contribué à l'apparition de la technique d'ARM avec injection de gadolinium. Ceci à permet l'amélioration de la durée d'examen avec un risque réduit pour le patient et une très bonne

visualisation de l'ensemble des régions vasculaires explorées [19].

1.3.2.2 Angiographie par Tomodensitométrie (ATDM)

L'angiographie par tomodensitométrie appelé aussi angio-scanner est une technique d'imagerie dédiée à l'étude des vaisseaux. Très peu invasive parce qu'elle nécessite que la pose d'une voie veineuse pour l'injection d'un produit de contraste iodé au niveau du pli du coude. Le produit de contraste étant opaque aux rayons X, il permet la visualisation des vaisseaux sanguins et fournit une cartographie des vaisseaux avec une recherche des lésions vasculaires (voir figure (1.6 (b))).

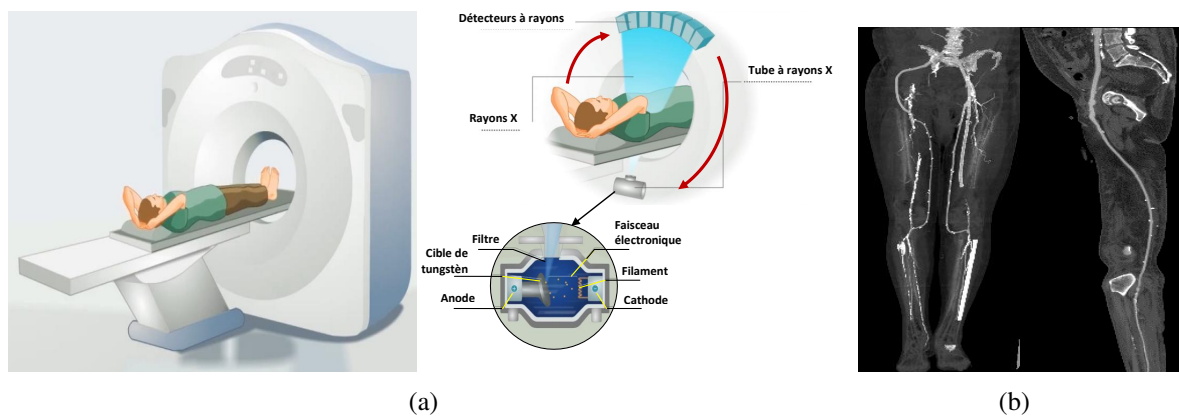


Figure 1.6: a) Angio-scanner et son principe de fonctionnement [20]. b) Angiographie d'un patient, avec des pontages bilatéraux aorto-fémoraux et fémoropoplités [24].

Durant l'examen, le patient est allongé sur un lit d'examen qui se déplace à une vitesse constante dans un scanner à rayons X, comme illustrée sur la figure (1.6 (a)). Le scanner est composé essentiellement d'une source émettrice de rayons X et de détecteurs, le tout placé sur un anneau avec deux sens opposés et effectuent une rotation simultanée autour du corps. Les rayons X, générés, traversent le corps du patient et interagissent plus ou moins avec les tissus. Selon le degré d'interaction, dépendant du coefficient d'atténuation des photons par les tissus, une image 2D de la partie du corps observée est générée. Un traitement informatique permet finalement la reconstruction du volume tridimensionnel de la partie scannée.

L'imagerie par ATDM montre une grande précision dans la détection et l'évaluation des sténoses supérieures à 50%. Cependant, elle est ionisante et nécessite l'injection de produits de contraste.

1.3.2.3 L'angiographie par soustraction numérique (DSA)

L'angiographie par soustraction numérique (DSA: Digital subtraction angiography) connue sous le nom de la fluoroscopie est une modalité d'imagerie par radiographie en temps réel avec une haute résolution temporelle des vaisseaux sanguins [25]. Le principe de fonctionnement est identique à celui du scanner, à l'exception d'utilisation d'un minimum de radiations sur le patient. Pour visualiser la lumière des vaisseaux sanguins, un agent de contraste radio-opaque est injecté dans le sang à l'aide d'un cathéter inséré généralement à partir de l'artère fémorale. Avant l'injection de ce produit de contraste, une image de fond qui représente l'anatomie du patient est acquise avec l'appareil DSA (voir figure (1.7 (a))).

Ensuite, l'arbre vasculaire contenant l'agent de contraste radio-opaque est visualisée (figure (1.7 (b))) après soustraction de l'image de fond des images angio-graphiques acquises après l'injection du produit de contraste.

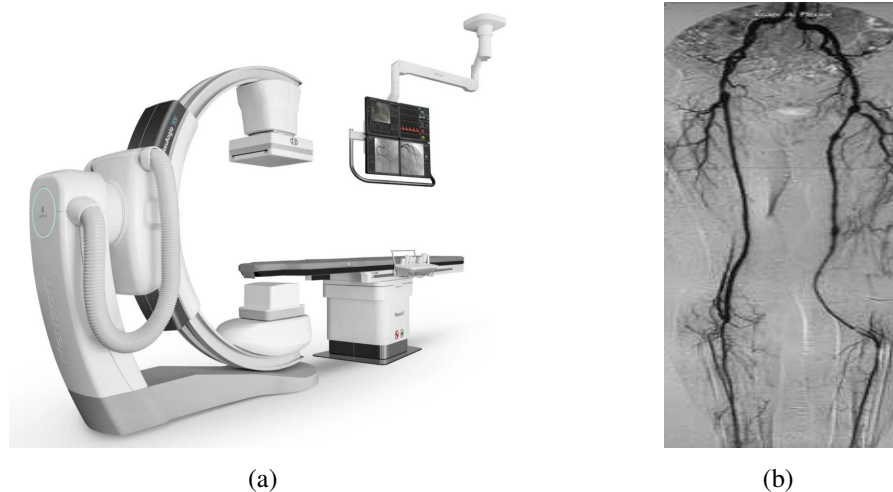


Figure 1.7: a) Appareil de l'angiographie par soustraction numérique (DSA)⁶ b) Angiographie des membres inférieurs.

La résolution des images angio-graphiques numériques est de $100 \mu\text{m}$ [26]. Elle permet de réaliser de multiples actes interventionnels diagnostiques et thérapeutiques en toute sécurité pour le patient grâce à la visualisation permanente du cathéter et de la région d'intérêt. Une image angio-graphique est une projection 2D de la lumière de l'arbre vasculaire, de ce fait, une multiplication des incidences radiologiques est nécessaire pour une bonne évaluation.

D'une manière générale, l'angiographie (scanner, angio-RM et DSA) présente l'avantage de fournir une vision d'ensemble de l'arbre vasculaire avec visualisation des endroits de rétrécisse-

⁶<https://www.medicalexpo.fr/prod/neusoft-medical-systems/product-69509-1011718.html> (visité le: 05/04/2022)

ment [27, 28]. Toutefois, elle reste assez peu performant pour poser un bon diagnostic, dans le cas des lésions significatives telle qu'un rétrécissement de plus de 50% du calibre artériel. En plus, le produit de contraste peut causer des néphropathies (complication qui survient au niveau des reins) pour le scanner et DSA, ce qui impose une connaissance de la qualité de la filtration des reins du patient.

1.3.2.4 L'angioscopie

L'angioscopie est une technique d'imagerie qui permet de visualiser la surface interne des parois vasculaires et des structures intra-luminales des artères comme illustré sur la figure (1.8). La technique consiste à introduire un petit système flexible filoguidé constitué essen-

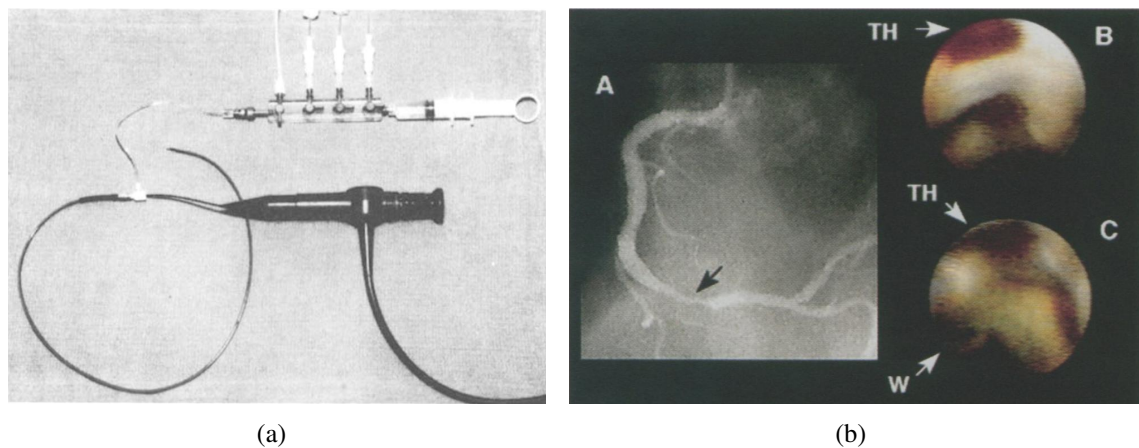


Figure 1.8: a) Système de cathétérisme pour l'angioscopie coronaire [29]. b) (A) Angiographie de la lésion coronaire droite (flèche) chez un patient souffrant d'angine instable. (B) Avant l'angioplastie percutanée, l'angioscopie montre un thrombus mural (TH). (C) Après angioplastie percutanée, l'angioscopie montre le fil-guide (W) dans la lumière, et un thrombus mural persistant (TH) dans une dissection intimale [30].

tiellement d'une source d'éclairage et d'une caméra vidéo miniature à haute résolution (voir figure (1.8) (a)). La source d'illumination fournit une lumière "froide" de haute intensité pour éviter tout dommage thermique au vaisseau à imager [29–31]. L'angioscopie permet une bonne identification de la présence des thrombus et des dissections intimaux et offre plus de détails de la paroi interne. Cependant, elle est limitée en profondeur de pénétration et ne montre aucun détail sur la plaque et les autres parois des vaisseaux.

1.3.2.5 La tomographie par cohérence optique (OCT)

L'imagerie de tomographie par cohérence optique (OCT), est un type d'imagerie endocoronaire, basée sur la réflexion et l'absorption de la lumière infrarouge par la paroi artérielle.

L'OCT permet une analyse histologique plus fine de la paroi artérielle avec une grande résolution ($10\ \mu m$) et un temps d'acquisition court [28]. La figure (1.9) visualise un exemple d'analyse OCT du Tronc commun gauche (TCG) distal chez un patient porteur d'une resténose sévère d'un stent actif. Par contre, la faible profondeur de champ rend l'analyse de l'ensemble d'un

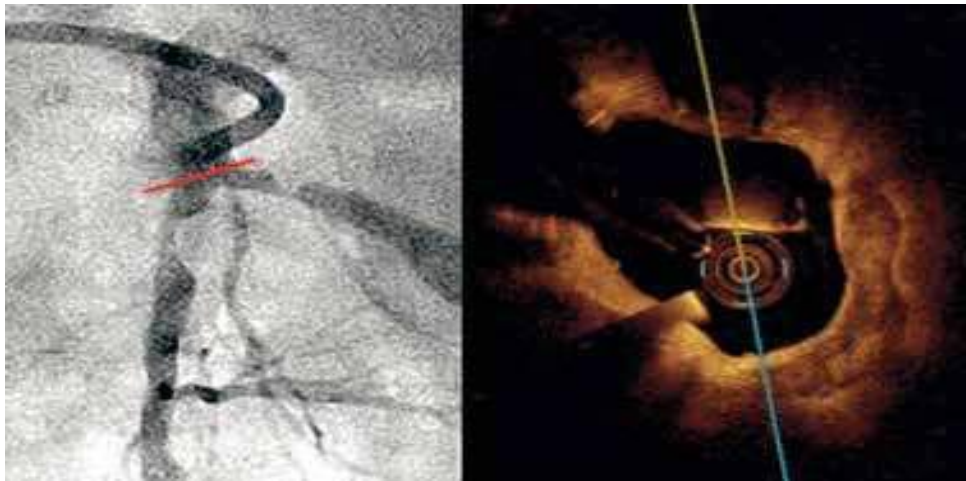


Figure 1.9: Exemple d'analyse OCT du TCG distal chez un patient porteur d'une resténose sévère d'un stent actif [28].

vaisseau de grande taille ($> 4,5\ mm$) difficile, surtout en cas de position excentrée du cathéter dans la lumière (entraînant un risque de non visualisation d'une partie de l'artère étudiée). Elle nécessite aussi l'injection d'un produit de contraste à l'acquisition, afin de remplir la lumière et permettre sa bonne visualisation [28].

1.3.2.6 L'échographie Intravasculaire (IVUS)

L'échographie intravasculaire est une technique d'imagerie peu invasive qui permet la visualisation des détails sur la morphologie et la pathologie vasculaire, fournissant ainsi des images de haute résolution des parois vasculaires et de leur état de santé (formation de la plaque et du thrombose, etc.). La figure (1.10) montre une image IVUS avec illustration des différentes parois. L'échographie IVUS diffère de l'angiographie et de l'angioscopie par sa capacité à pénétrer sous la surface de la lumière du vaisseau, démontrant des aspects spécifiques de la distribution et de la composition de la plaque [2] et diffère de l'OCT (Tomographie par cohérence optique) par la profondeur de pénétration dans les tissus qui est supérieure.

1.4 L'imagerie échographique Intravasculaire (IVUS)

Le premier système IVUS a été conçu par Bom *et al.* en 1972 [32]. Il s'agit d'un système composé essentiellement d'un cathéter avec une pointe de diamètre extérieur de 3 mm avec

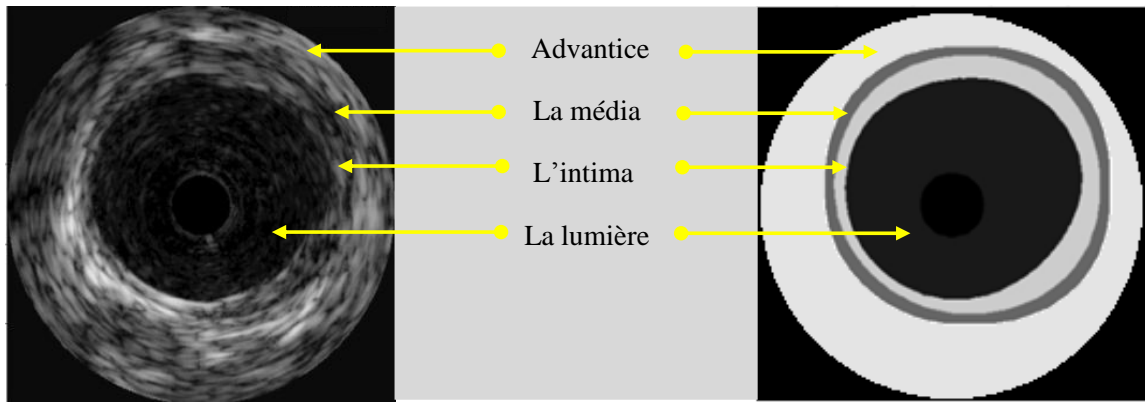


Figure 1.10: Section transversale d'une image IVUS avec illustration des différentes parois.

32 éléments, développé spécialement pour l'étude des structures cardiaques en mouvement. Les premières recherches descriptives ont été ensuite produites sur des images provenant de vaisseaux normaux et anormaux [2, 33]. Cependant, les premières images cliniques de bonne qualité sur des artères coronaires ont été générées avec l'utilisation de cathéters de taille 5 F (French) par Hodgson *et al.* [34].

1.4.1 Système d'acquisition des images échographiques intravasculaires

Le système d'acquisition d'images IVUS se compose essentiellement d'un cathéter muni d'un transducteur ultrasonore, d'un dispositif motorisé de retrait du cathéter et d'une console de visualisation, comme le montre la figure (1.11).

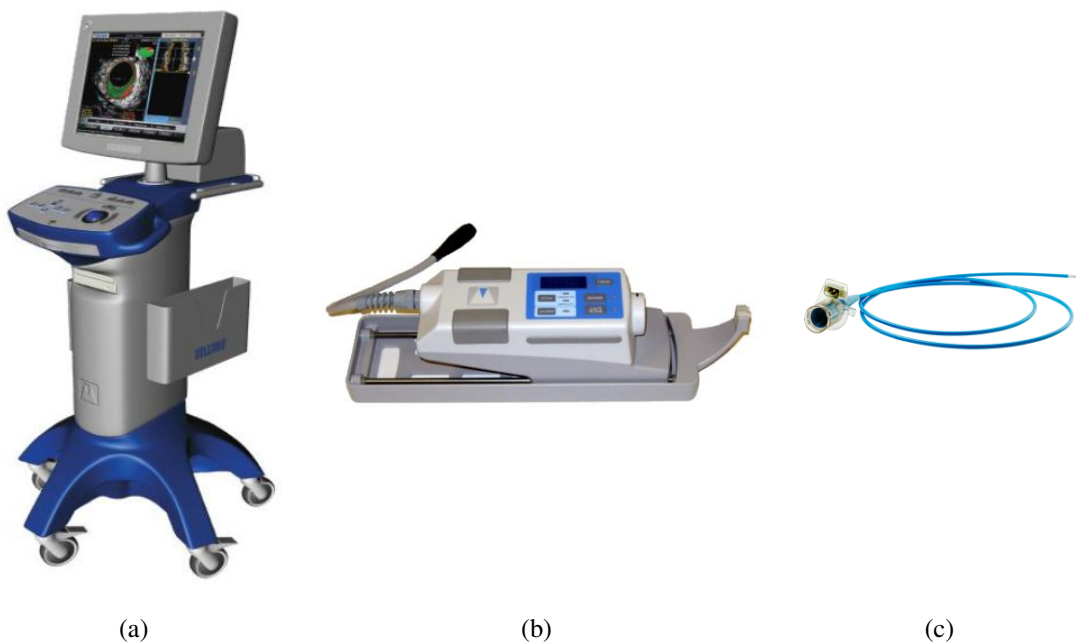


Figure 1.11: Système d'acquisition des images IVUS. a) Console de visualisation (Volcano). b) Dispositif motorisé de retrait. c) Cathéter + transducteur ultrasonore.

1.4.1.1 Le cathéter

Le cathéter mesure 135 -150 cm de long et comporte un transducteur à ultrasons avec une taille de pointe de 3,2 - 3,5 F (1,2 - 1,5 mm) qui peut passer à travers un cathéter de guidage de 5 à 6 F. Il existe deux types de transducteur IVUS, à savoir les transducteurs mono-éléments à rotation mécanique, et les transducteurs multi-éléments à balayage électronique.

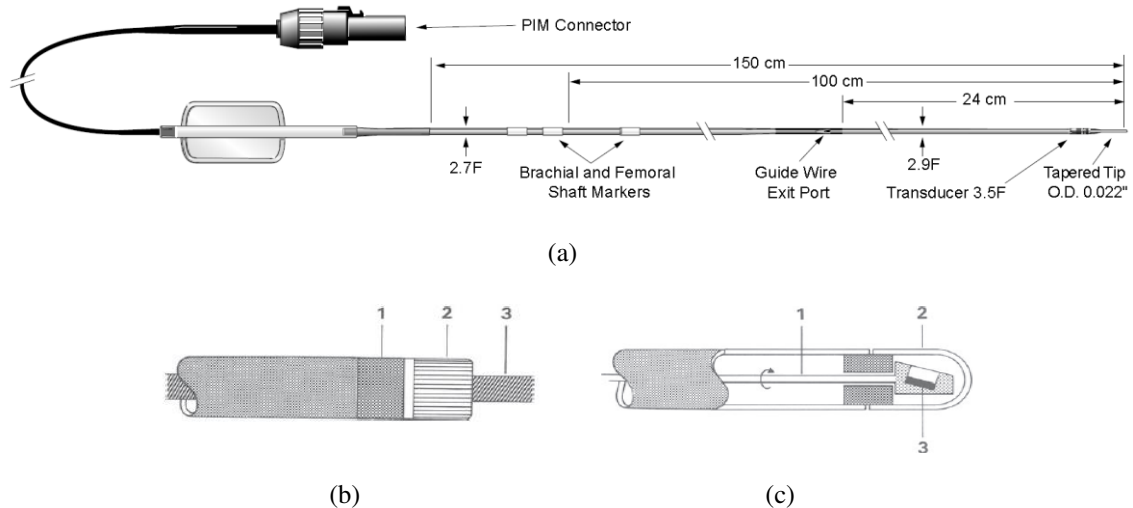


Figure 1.12: a) Le cathéter IVUS. b) Système de pointe de cathéter multi-éléments : (1) réseau phasé à commutation électronique avec circuits intégrés pour la réduction du nombre de fils, (2) transducteur multi-éléments, (3) un fil de guidage. c) Système de pointe de cathéter mono-élément: (1) arbre tournant, (2) dôme transparent, (3) transducteur mono-élément [35].

Cathéter à transducteur multi-éléments à balayage électronique: La pointe de ce transducteur (Fig. 1.12 (b)), contient un réseau cylindrique de capteurs à ultrasons qui sont positionnés de manière symétrique (par exemple Eagle Eye Gold, cathéter d'imagerie Volcano [64 éléments]). L'acquisition de l'image est réalisée à l'aide d'une carte électronique qui effectue le balayage et le contrôle de plusieurs éléments à la fois pour émettre plusieurs impulsions ultrasonores en même temps, comme on peut le voir sur la figure (1.13).

Cathéter à transducteur mono-élément à rotation mécanique: Contrairement au transducteur multi-éléments, le transducteur mono-élément contient un seul élément rotatif est entraîné par un câble d'entraînement flexible à 1800 tr/min dans une gaine protectrice, afin de produire un faisceau presque perpendiculairement au cathéter (Fig. 1.12 (c)). La plus grande surface de l'élément permet de généré des fréquences élevées allant de 30 jusqu'à 60 Mhz (exemple Atlantis SR Pro 40 Mhz cathéter d'imagerie coronaire de Boston Scientific).

Les cathéters à transducteurs mécaniques nécessitent un rinçage avec une solution saline ou

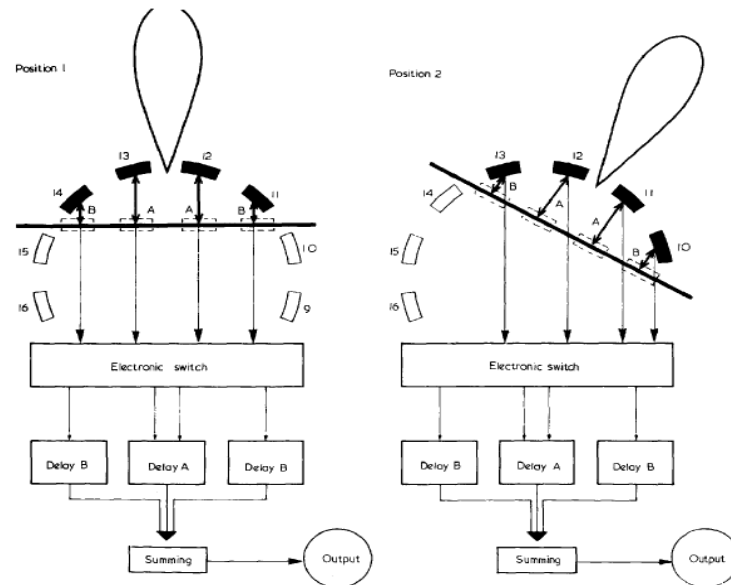


Figure 1.13: Deux positions de balayage consécutives d'un cathéter à 16 éléments en mode réceptif. Le modèle de directivité est formé en utilisant une combinaison de 4 éléments [32].

produit de contraste iodé afin de permettre un passage fluide du faisceau ultrasonore et éliminer les petites bulles d'air qui peuvent dégrader la qualité de l'image [36, 37]. La figure (1.14) montre l'amélioration de la qualité de l'image obtenue après rinçage.

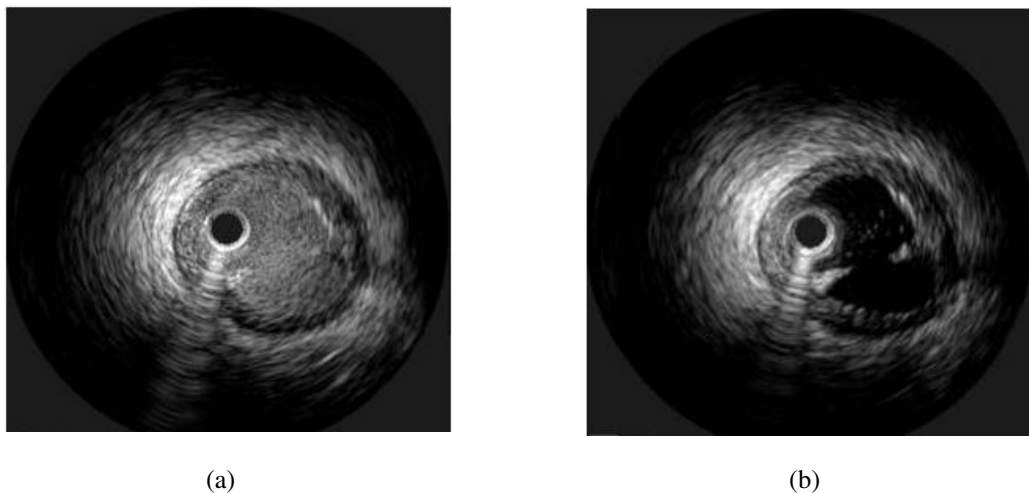


Figure 1.14: Amélioration de la qualité d'une image IVUS lors de processus d'acquisition [37]. a) Image sans rinçage. b) Image avec rinçage par un produit de contraste.

1.4.1.2 Dispositif motorisé de retrait du cathéter

Le cathéter est inséré dans l'artère manuellement jusqu'à l'emplacement des lésions. Le retrait du cathéter est effectué d'une manière automatique grâce à un dispositif constitué principalement d'un moteur tournant à une vitesse constante (entre 0,5 et 1 mm/s; le plus souvent 0,5

mm/s). La figure (1.11 (b)) montre un dispositif motorisé de retrait.

1.4.1.3 Console de numérisation

Elle consiste en un ordinateur adapté pour le contrôle du processus d'acquisition des images IVUS et de leurs sauvegardes (Fig. 1.11 (c)). Cette station est équipée d'un logiciel spécifique au type du cathéter utilisé et sert pour la visualisation, le post-traitement et le traitement des images IVUS et éventuellement pour l'évaluation des plaques athérosclérotiques.

1.4.2 Formation des images échographiques intravasculaires

La technique d'imagerie IVUS consiste en l'insertion d'un cathéter doté d'un transducteur ultrasonore miniaturisé à son extrémité dans un vaisseau sanguin. Les ultrasons utilisés, en exploration endovasculaire, sont des ondes mécaniques de haute fréquence allant de 20 Mhz à 60 Mhz.

Pendant le processus d'exploration endovasculaire, le cathéter est guidé vers la région d'intérêt à l'aide d'un fil de guidage et à partir des images angiographiques acquises en temps réel. Ensuite, un dispositif motorisé retire le transducteur de l'artère à une vitesse constante, généralement entre 0.5-1 mm/s. Le transducteur utilise les propriétés piezo-électriques d'un cristal (céramique) pour alternativement émettre et capter le faisceau d'ultrasons transmis puis réfléchi par les tissus biologiques d'une façon circulaire.

La formation des images échographiques intravasculaires (IVUS) en niveaux de gris est effectuée en plusieurs étapes [38]:

- Lors du processus d'acquisition, les signaux radiofréquences (RF) réfléchis sont rétrodiffusé par le transducteur ultrasonore en temps continu,
- Les signaux RF rétrodiffusés sont ensuite numérisés avec une période d'échantillonnage de $T_s = \frac{1}{f_s}$ (avec f_s : la fréquence d'échantillonnage),
- L'enveloppe de chaque signal RF est d'abords calculée, suivi d'une décimation et d'une interpolation dans les directions axiale et latérale.
- La compression logarithmique est utilisée pour améliorer la qualité de l'image, suivie d'une quantification généralement sur 8 bits.
- Le domaine d'acquisition d'origine est polaire (r, θ) , la conversion en coordonnées cartésiennes (x, y) résultera finalement d'une image IVUS en niveaux de gris.

1.4.3 Caractéristiques d'une image échographique

La surface du transducteur détermine la puissance du faisceau et la longueur du champ. Ainsi, une grande surface du transducteur génère des hautes fréquences qui ont pour effet d'augmenter la résolution de l'image et de diminuer la pénétration du faisceau (l'analyse en profondeur) [39].

Une image échographique est essentiellement caractérisée par :

- **La résolution axiale :** Elle correspond à la possibilité de distinguer deux structures différentes dans l'axe de propagation du faisceau. La résolution axiale est plus grande lorsque la fréquence augmente. Par exemple la résolution axiale est de $80 \mu\text{m}$ pour une fréquence de 40 Mhz et de $100 \mu\text{m}$ pour une fréquence de 30 Mhz.
- **La résolution latérale:** Elle correspond à la possibilité de distinguer deux structures perpendiculaires à la propagation du faisceau. La résolution latérale est plus élevée lorsque la fréquence augmente. Par exemple pour des fréquences de 40 Mhz et de 30 Mhz, la résolution latérale est de $200 \mu\text{m}$ et de $250 \mu\text{m}$, respectivement.
- **le contraste:** Le contraste influence la qualité de l'image et c'est un facteur dépendant de l'échelle des gris.
- **La texture:** La texture des images échographiques présente un aspect granulaire sous forme de taches blanches, appelée "speckle". Ces taches blanches considérées comme un bruit parasite dans certain diagnostics, fournissent une information importante pour la caractérisation des différents tissus [40]. La taille de la cellule élémentaire (speckle) dépend de la fréquence du transducteur.

La texture échographique est généralement modélisée par l'histogramme des niveaux de gris. En effet, en imagerie échographique en mode-B (mode brillance: traduit l'amplitude des échos dans l'échelle de gris), la distribution des niveaux de gris d'un motif de speckle ultrasonore dans un tissu à diffusion uniforme peut être modélisée par une fonction de densité de probabilité de type Rayleigh [40–43].

La distribution de Rayleigh estimée autour d'un point y , est définie par:

$$P(y) = \frac{y}{a^2} \exp \frac{-y^2}{2a^2}. \quad (1.1)$$

Où $P(y)$ est la densité de probabilité de l'amplitude y et a^2 la variance de l'amplitude.

La figure (1.15) montre trois images IVUS acquises avec des sondes 20 Mhz, 40 Mhz et 60

Mhz.

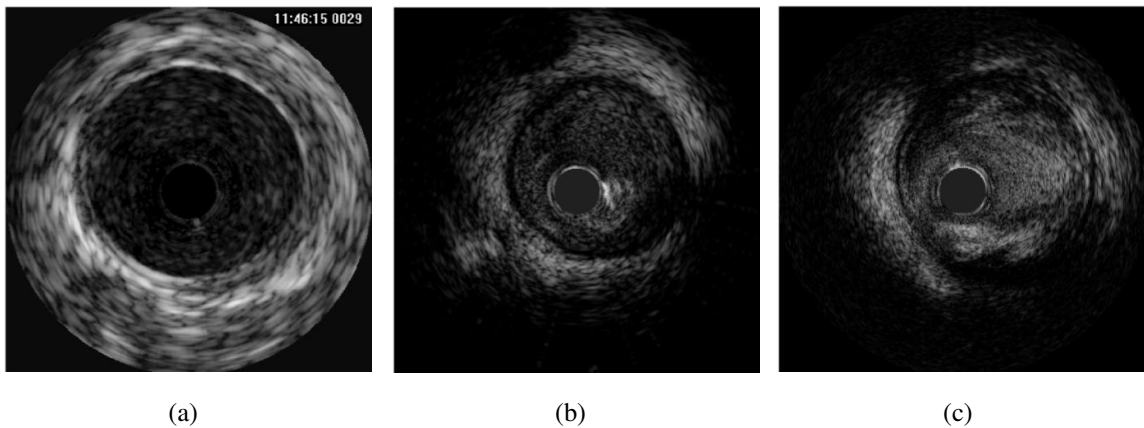


Figure 1.15: Images IVUS acquises avec une sonde de: a) 20 Mhz, b) 40 Mhz, c) 60 Mhz.

1.4.4 Les artéfacts

Lors du processus d'acquisition par cathétérisme IVUS, la qualité des images produites peut être affectée par plusieurs artéfacts qui rendent l'analyse qualitative et quantitative limitée. Ceci peut induire de mauvaises interprétations des résultats et fournir des mesures erronées sur l'état de santé des artères. Les artéfacts sont la conséquence des phénomènes physiques liés à des problèmes d'absorption du faisceau ou à des réflexions inadéquates qui influencent la qualité et modifient l'information contenu dans les images échographiques. Les artéfacts sont nombreux et sont parfois spécifiques au transducteur utilisé.

1.4.4.1 L'artéfact en anneaux (ring-down)

La résonance et la vibration électrique des éléments piézoélectriques après une excitation électrique génèrent l'artefact ring-down. Également connu sous le nom de big-bang, ce signal produit un écho artificiel brillant près de la surface du transducteur [44]. Il prend la forme de halos concentriques d'intensités élevées proche au contact de la sonde. Il est généré par des réflexions multiples des ultrasons à l'intérieur du transducteur. Le "ring-down" ajoute une zone d'incertitude autour du cathéter pour l'interprétation des images surtout lorsqu'il se superpose à la paroi vasculaire. La figure (1.16 (a)) montre une image IVUS avec un artéfact de type "ring-down".

1.4.4.2 L'artéfact du fil guide

Cet artéfact est spécifique aux sondes mécaniques, il apparaît lorsqu'un système monorail en fil de guidage est utilisé avec une gaine en plastique du cathéter et empêche la propagation

des signaux ultrasonores. Ce qui crée une hyper-réflexivité avec un cône d'ombre postérieur (derrière le fil de guidage), comme il est illustré sur la figure (1.16 (b)).

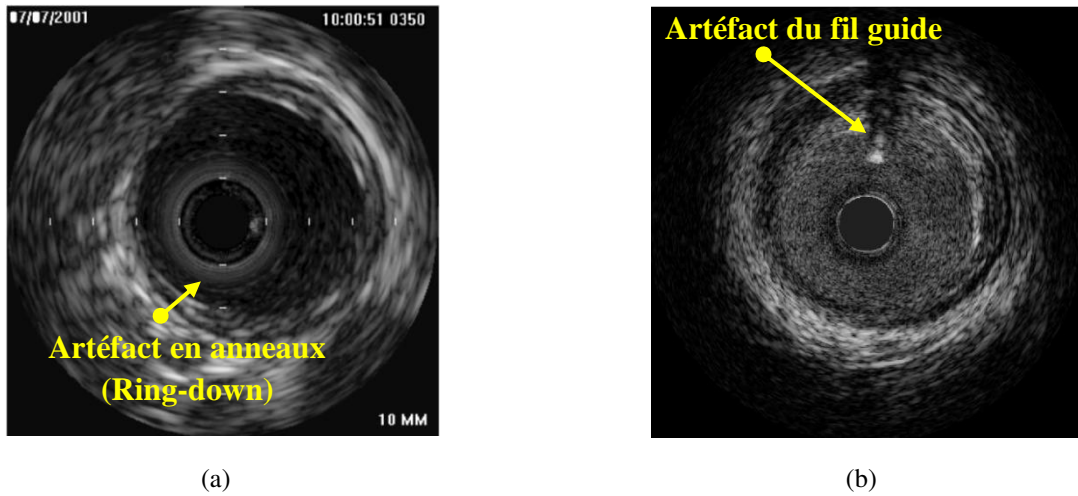


Figure 1.16: Images IVUS avec des artéfacts: a) en anneaux (ring-down), b) du fil de guide (guide-wire).

1.4.4.3 La distorsion rotationnelle non uniforme (NURD)

L'artéfact de distorsion rotationnelle non uniforme (NURD :non-uniform rotational distorsion) (Fig. 1.17 (a)) apparaît dans les images IVUS provenant de cathéters à sondes mécaniques et sont causées par des rotations à des vitesses non-uniformes du transducteur, principalement liées à des frictions dues à un enroulement ou à une flexion du cathéter dans les artères courbées.

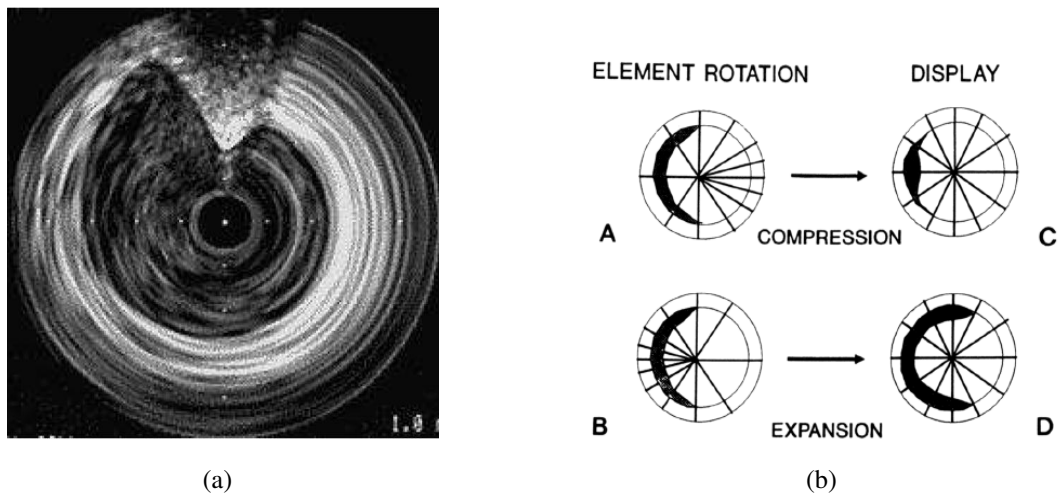


Figure 1.17: a) Artéfact de distorsion rotationnelle non uniforme (NURD) (image tirée de [45]). b) Artéfact NURD engendrant l'expansion ou la compression de la plaque (image tirée de [46]).

L'artéfact NURD peut engendrer deux distorsions de l'image, pouvant conduire à une mauvaise interprétation de la plaque, à savoir la compression de la plaque et l'expansion de la plaque (Fig. 1.17 (b)).

1.4.4.4 La réverbération

Plusieurs échos ou réverbérations apparaissent lorsque le faisceau ultrasonore traverse une interface à haute impédance acoustique. Une partie du faisceau réfléchi par une telle interface est à nouveau réfléchi par le transducteur lui-même. Ces échos multiples peuvent se produire sur les images IVUS principalement lorsque le transducteur est situé près de la première interface (lame élastique interne plus ou moins remodelée par une plaque d'athérosclérose calcifiée) [47]. Ceux-ci peuvent être confondus avec de véritables échos de paroi artérielle à forte réflexion, comme le montre la figure (1.18).

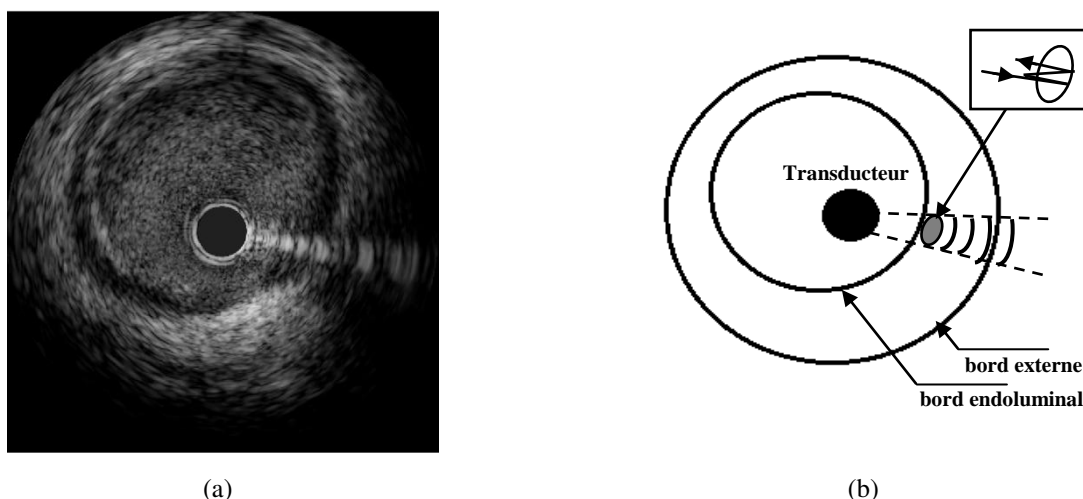


Figure 1.18: Artéfact de réverbération (multi-échos). a) Image IVUS. b) Illustration du principe de réverbération.⁸

1.4.4.5 Les distorsions géométriques

Les distorsions géométriques résultent de l'interaction entre le faisceau ultrasonore (plan circulaire) émis par le transducteur et sa position dans le vaisseau exploré (dont la forme est uniforme tant qu'elle n'est pas altérée par l'athérosclérose) [47]. Deux types de distorsions géométriques peuvent être décrits : l'un résultant de la position excentrique sans angulation du transducteur qui donne à l'image la forme elliptique (Fig. 1.19 (a)), et un autre correspondant à une angulation du transducteur par rapport au grand axe du vaisseau exploré et donne à l'image la forme

⁸<https://docplayer.fr/116930901-Approche-invasive-des-arteres-coronaires-en-dehors-de-l-angiographie-martine-gilard-chru-brest.html>

en pétale (Fig. 1.19 (b)). Ces artefacts altèrent l'analyse quantitative des images.

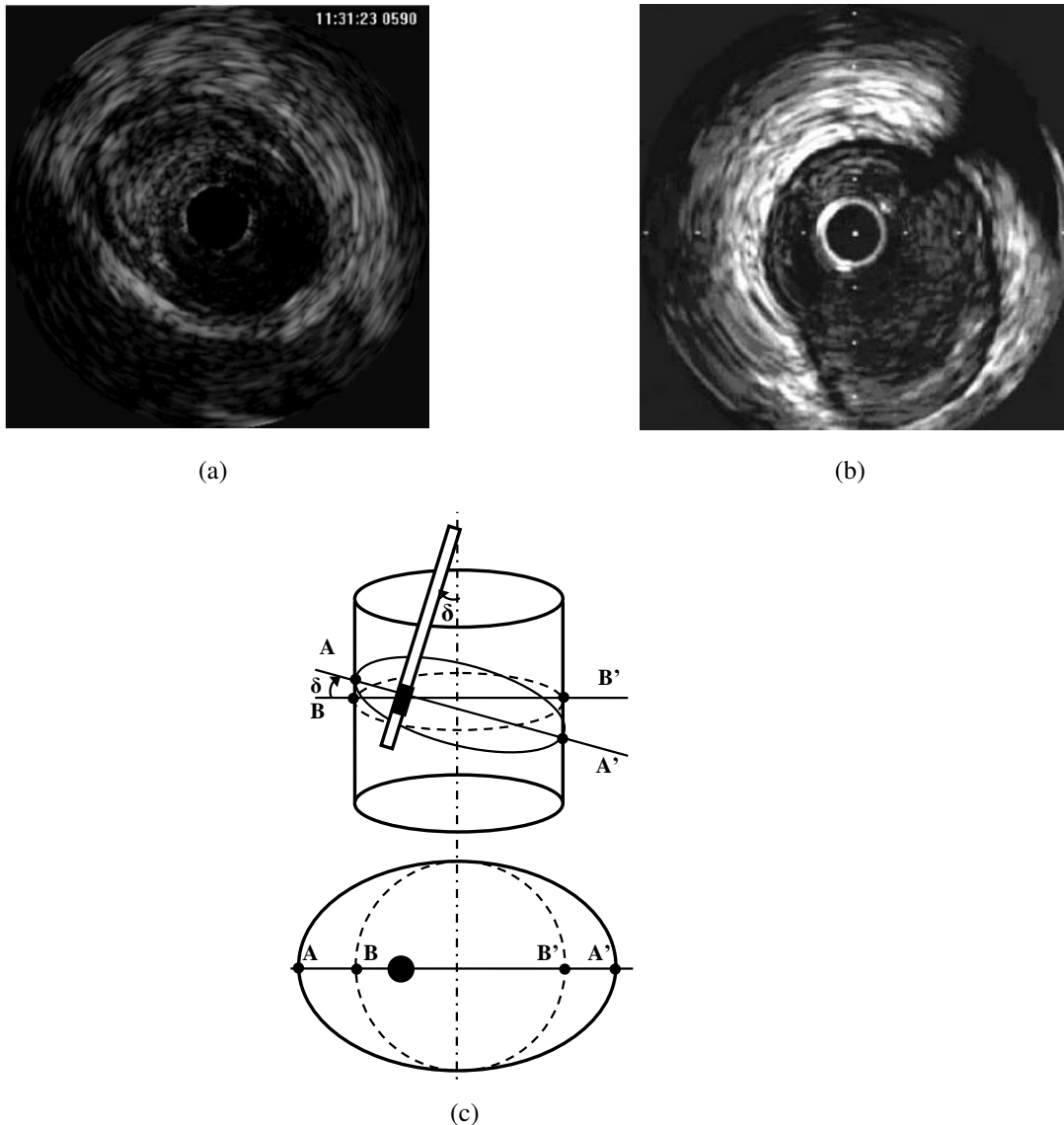


Figure 1.19: Artéfacts de distorsions géométriques. a) Distorsion en forme elliptique. b) Distorsion en forme en pétale. c) Effets dus à la position excentrée et angulée du transducteur (ellipse AA'-BB'). Le petit axe de l'ellipse BB' est inchangé et égal au diamètre du vaisseau [47].

1.4.4.6 Effet d'oscillation longitudinal

Les séquences échographiques intravasculaires acquises sur des artères coronaires *in vivo* sont affectées par la dynamique cardiaque, résultant d'un mouvement oscillatoire continu qui provoque l'échantillonnage des mêmes positions plusieurs fois dans le vaisseau (Fig. 1.20 (a)) [48, 49]. Cet artéfact introduit un désalignement des images successives composant la même séquence et qui peut être apprécié comme une rotation et un déplacement de la section transversale du vaisseau (Fig. 1.20 (b)). En plus, il affecte grandement l'évaluation précise des struc-

tures morphologiques, la reconstruction tridimensionnelle et la visualisation longitudinale de la morphologie du vaisseau [48, 49].

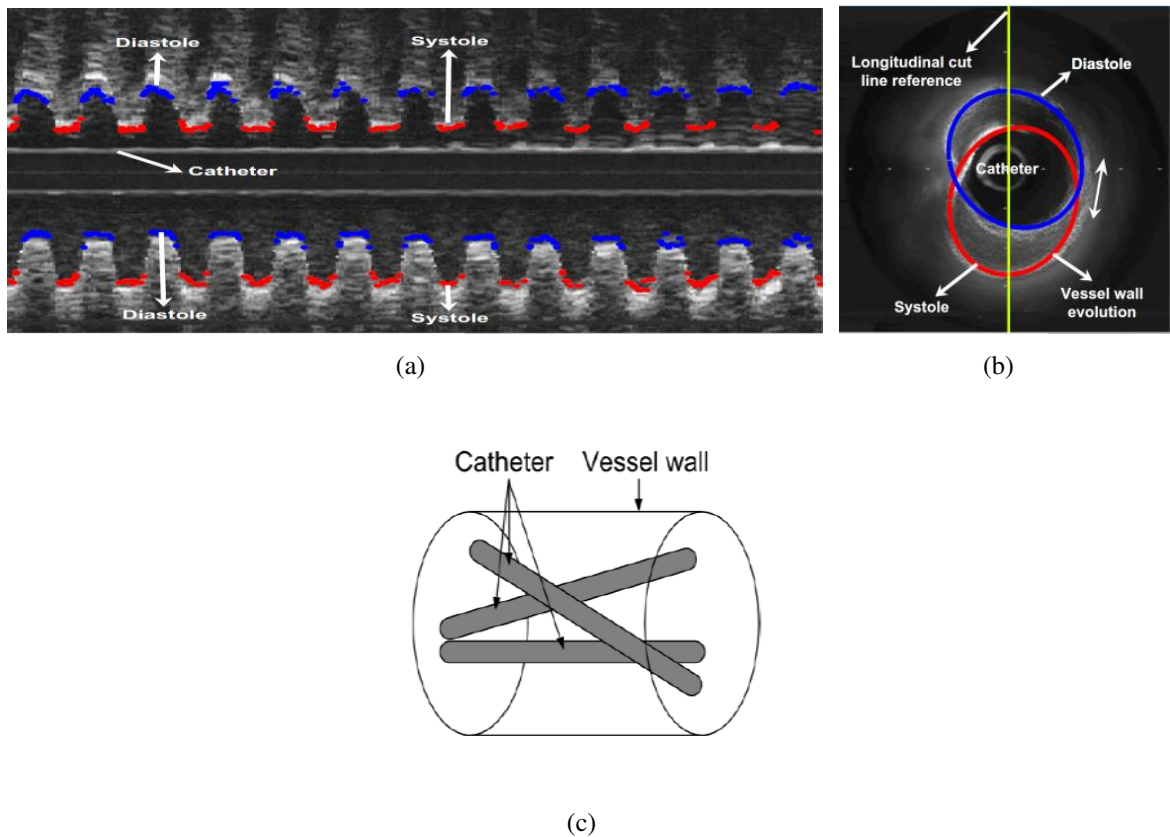


Figure 1.20: Artéfact de balancement longitudinal. a) Forme sinusoïdale dans une coupe longitudinale. b) Décalage du niveau de gris dans la coupe transversale (les ellipses rouges et bleues indiquent l'emplacement de la paroi vasculaire au niveau de la systole et de la diastole), respectivement, images tirée de [48, 49]. c) Schéma montrant différentes trajectoires possibles du cathéter, tirée de [49].

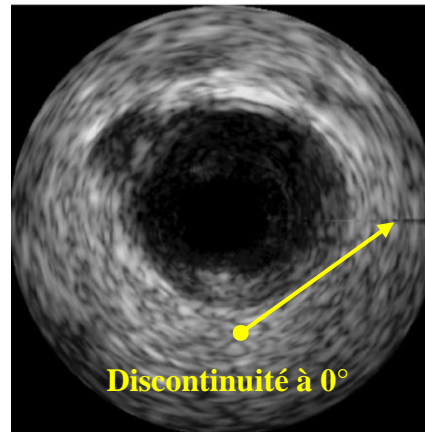
1.4.4.7 La discontinuité à 0° dans le domaine cartésien

Cet artéfact correspond à une discontinuité dans l'apparition du tissu à 0° dans le domaine cartésien en raison de la trajectoire en spirale du transducteur ainsi qu'aux mouvements sévères du cathéter ou du coeur [38]. La figure (1.21) met en évidence ce type d'artéfact.

1.5 Interprétation des images échographiques intravasculaires

1.5.1 Morphologie artériel

L'imagerie échographique intravasculaire permet d'obtenir des coupes tomographiques de l'artère [39, 50]. La réflectivité acoustique se traduit sur l'image par des niveaux de gris allant du noir (anéchoïque) au blanc (hyperéchoïque). Suite aux propriétés acoustiques,



(a)

Figure 1.21: Artéfact de discontinuité à 0° dans le domaine cartésien.

chaque coupe présente un aspect échographique caractéristique des trois couches de l'artère (Fig. 1.22 (a)):

- Hyper-échogène, qui comprend la limitante élastique interne confondue avec l'intima.
- An-échogène riche en cellules, qui représente la média
- Hyper-échogène, qui comprend la limitante élastique externe contiguë à l'adventice.

Cet aspect caractéristique peut ne pas être toujours présent, laissant apparaître un aspect monocouche de l'artère [39]. Il est à souligner que la lumière présente un motif d'échogénicité caractéristique, observé comme des échos tourbillonnants finement texturés qui proviennent des réflexions acoustiques des éléments sanguins en circulation [11].

L'imagerie IVUS permet aussi de visualiser les branches extérieures adjacentes et les sites de jonctions avec la lumière (les bifurcations). Les régions correspondantes aux branches extérieures et aux bifurcations sont classées parmi les difficultés rencontrées et constituent un défi lors la segmentation d'images IVUS (Fig. 1.22 (c)).

1.5.1.1 Branches Extérieures (Side vessel)

En imagerie IVUS, le faisceau d'ultrasons pénètre au-delà des tissus de l'artère, ce qui permis de visualiser la lumière des vaisseaux adjacents. Dans ce cas, la lumière du vaisseau adjacents est une région de faible échogénicité (Fig. 1.23 (b)) qui apparaît dans l'adventice est qui représente un défi pour les algorithmes de segmentation.

1.5.1.2 Bifurcation (Site de jonction)

Une bifurcation est une section où l'artère diverge en deux branches: un vaisseau principal et un vaisseau latéral de diamètre inférieur. Généralement, la plaque est formée près de ces sites de jonctions. Un site de jonction avec une branche latérale est représentée dans l'imagerie IVUS comme un prolongement de la lumière dans l'adventice (Fig. 1.22 (c)) et constitue aussi un défi pour les algorithmes de segmentation.

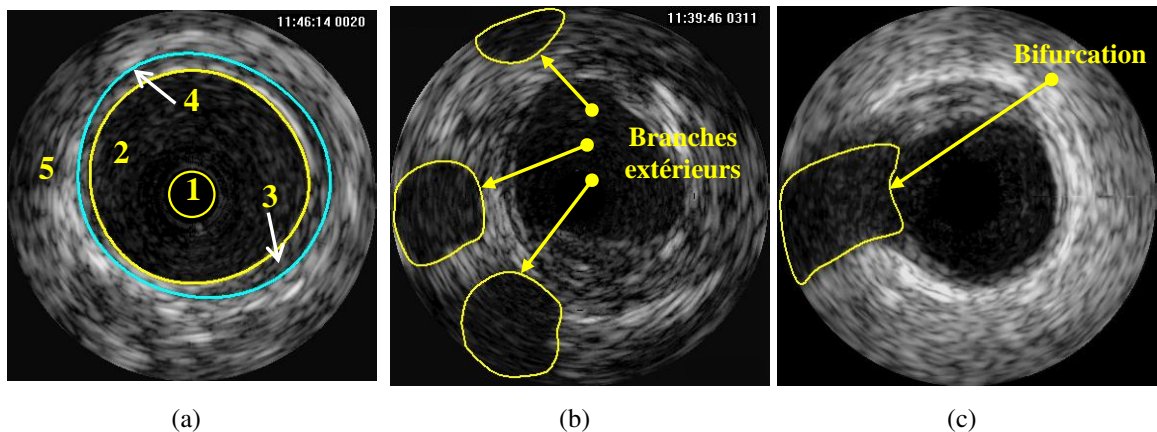


Figure 1.22: Coupes transversales IVUS. a) Artère saine (1-Cathéter, 2- Lumière, 3- Intima, 4- Média, 5- Adventice). b) Artère avec des branches extérieures. c) Artère avec bifurcation

1.5.2 Remodelage artériel

Le remodelage artériel désigne la capacité qu'a l'artère de modifier, de façon durable, son calibre soit en élargissement (anévrisme) ou constriction (sténose) en réponse à certaines situations (l'athérosclérose et la resténose après angioplastie) avec altération de la structure de la paroi [51]. Les lésions athérosclérotiques sont hétérogènes et produisent un schéma histologique complexe composé des quantités variables de calcium, de tissu fibreux dense, de lipides, de cellules musculaires lisses et de thrombus [52, 53].

L'aspect tomographique de l'échographie intravasculaire contribue grandement à la compréhension du phénomène de remodelage artériel [54, 55], et permet de séparer et de classer les lésions en fonction de l'échodensité et de la présence ou de l'absence d'ombres et de réverbérations.

1.5.2.1 Caractéristiques de la plaque

On peut classer les différents composants de la plaque, en se basant sur la comparaison de la zone d'intérêt avec la couche adventitielle dont la composition est quasi constante (couche de

collagène à faible cellularité) [37, 56]. L'analyse des différents composants de la plaque sur une des images échographiques intravasculaires acquises sur une artère pathologique permet de visualiser [53, 57] :

- Une zone anéchogène qui indique la présence de sang, de lipides extracellulaires, un amas de cellules inflammatoires, sanguines, ou spumeuses et l'absence totale du collagène.
- Une zone hypo-échogène qui évoque une zone à forte cellularité avec un faible dépôt de collagène, de fibrine ou d'élastine.
- Une zone iso-échogène qui représente une zone riche en collagène et à faible cellularité.
- La présence d'une zone hyper-échogène évoque une zone fibreuse dense acellulaire, ou des dépôts calcaires.

Les tissus fibreux denses ou les dépôts calcifiés, sont représentés par des échos brillants. La différence entre les deux est qu'en présence de tissu fibreux, la lame élastique interne peut toujours être visualisée au-delà de la lésion, alors que les calcifications obscurcissent cette structure.

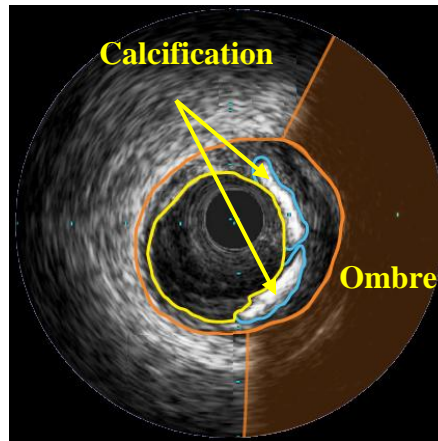
1.5.2.2 Calcification

L'imagerie par ultrasons est une technique très efficace pour la détection des plaques de calcium qui obstruent les artères. Elle est par exemple plus sensible que la fluoroscopie pour la détection de la calcification coronaire [11, 58, 59]. En effet, le calcium est un puissant réflecteur d'ultrasons. Dans une image IVUS, le calcium se traduit par une plaque dense (hyperéchogène et plus brillante que l'adventice de référence) qui génère de l'ombre (Fig. 1.23). Le calcium peut être localisé et caractérisé par [53]:

- superficiel (plus proche de l'interface tissu-lumière)
- profond (plus proche de la jonction média-adventice)
- quantifié en fonction de son arc et de sa longueur.

1.5.2.3 Rupture et ulcération de la plaque

La rupture ou l'ulcération de la plaque apparaît dans l'échographie IVUS comme une cavité dans la paroi vasculaire, avec une perturbation de l'intima et un flux sanguin dans la cavité de la plaque (Fig. 1.24 (a)). Le stade de la rupture ou l'érosion superficielle des plaques



(a)

Figure 1.23: Image IVUS avec calcification [60].

coronaires vulnérables avec thrombose subséquente; représente la principale physiopathologie sous-jacente aux syndromes coronariens les plus aigus.

1.5.2.4 Thrombus

L'aspect échographique d'un thrombus peut être relativement écholucent ou avoir une échogénicité plus variable avec une scintillation mouchetée (Fig. 1.24 (b)). Les indices de la présence d'un thrombus sont les suivants [61]:

- Aspect scintillant;
- Masse lobulée se projetant dans la lumière;
- Une interface distincte entre le thrombus suspect et la plaque sous-jacente;
- Identification des taches de sang dans le thrombus indiquant les microcanaux à travers le thrombus;
- Mobilité.

Cependant, l'identification du thrombus demeure l'un des aspects les plus difficiles en imagerie IVUS. Des études *in vitro* ont révélé des limitations de l'IVUS dans le diagnostic des thrombus. L'IVUS s'est avérée moins sensible par rapport à l'angioscopie [11, 62].

1.5.2.5 Dissection

La dissection de la paroi vasculaire est définie comme une déchirure parallèle à la paroi vasculaire. La présence d'un espace non échogène en arrière de la plaque atteignant la média montre

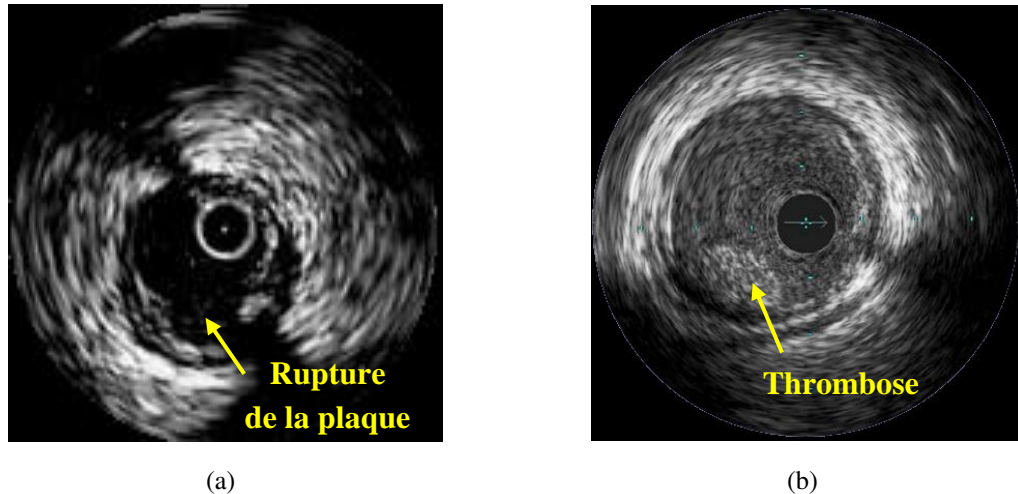


Figure 1.24: a) Image IVUS avec rupture de la plaque. b) Image IVUS avec thrombose [60].

une fausse lumière (Fig. 1.25). Le diagnostic de dissection de la paroi vasculaire est confirmée par une solution saline ou une injection de produit de contraste qui montre généralement la connexion entre la vraie et la fausse lumière.

Lors de la dissection, des perturbations dont les caractéristiques suivantes doivent être observées [59]:

- l'emplacement par rapport au point le plus étroit (proximal, distal ou au point le plus étroit);
- la longueur axiale si un retrait motorisé est disponible;
- arc circonferentiel en heures, mesuré dans la section avec la plus grande extension circonferentielle de la dissection;
- profondeur maximale, classée comme partielle (une plaque restant intacte entre la rupture et l'adventice sous-jacente) ou complète (s'étendant à travers la plaque jusqu'à l'adventice).

1.5.2.6 Anévrisme

Un anévrisme est une dilatation localisée de la paroi d'une artère aboutissant à la formation d'une poche de taille variable, communiquant avec l'artère au moyen d'une zone rétrécie que l'on nomme le « collet ». Le diamètre de la lumière est au moins 50% plus grands que le segment de référence proximal.

L'imagerie IVUS peut faire la distinction entre un véritable anévrisme et un pseudo-anévrisme

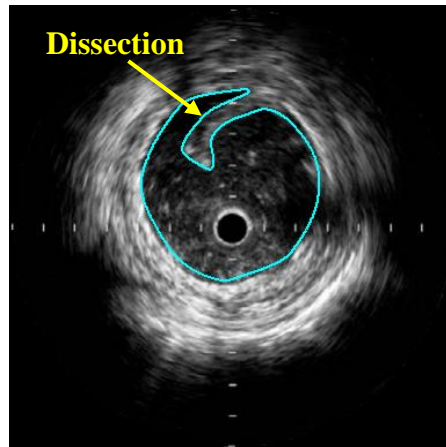


Figure 1.25: Image IVUS avec dissection [60].

(faux anévrisme) qui correspond à la rupture de la continuité de la paroi artérielle créant une poche circulante contenu par les tissus adjacents [11].

Quelle que soit la localisation de l'anévrisme, sa rupture est une complication grave avec un grand risque de mortalité.

1.6 Conclusion

La technique d'imagerie échographique (IVUS) qui a fait l'objet d'étude dans ce chapitre, est un outil performant qui a démontré son utilité dans l'analyse pré et post-intervention de la chirurgie vasculaire. Les images acquises sont d'une grande résolution et permettent aussi une bonne analyse qualitative et quantitative.

Un examen IVUS produit plusieurs centaines d'images par patient, souvent ces images, comme il a été illustrée dans ce chapitre, sont entachées de plusieurs types d'artéfacts qui rendent l'analyse de cette quantité d'information une tâche longue et fastidieuse pour un expert. D'où la nécessité d'une automatisation de la procédure de segmentation. Avant d'aborder la segmentations d'images IVUS (chapitres 3 et 4), nous allons dans le prochain chapitre donner plus de détails sur le principe de formation des images IVUS par la réalisation d'un simulateur d'images IVUS. Ensuite, nous allons présenter les données expérimentales *in vivo* qui seront utilisée pour la validation de la technique de segmentation qui sera développée dans le cadre de cette thèse.

Chapitre 2

Les données expérimentales

2.1 Introduction

L'établissement d'un bon diagnostic sur l'évolution de la maladie d'athérosclérose à partir des images échographiques intravasculaires, repose sur une bonne compréhension du processus de formation de l'image et de l'interprétation de la répartition et la signification des valeurs de niveaux de gris de l'image, sans oublier l'origine de génération des différents artefacts.

Afin de mieux appréhender l'imagerie échographique intravasculaire, nous avons opté dans une première étape pour la réalisation d'un simulateur d'images échographique (IVUS). Ce simulateur génère un volume échographique (IVUS) simulée à partir d'une géométrie d'une artère fémorale connue. La séquence ainsi obtenue sera utilisée pour une première évaluation de la précision de la méthode de segmentation développée dans le chapitre (4).

Nous présentons par la suite, deux jeux de données composées d'images IVUS réelles *in vivo*. Le premier jeu consiste en une base de 9 séquences acquises sur des artères fémorale (artères de grand calibre) et le deuxième jeu consiste en une base de données de 10 séquences acquises sur des artères coronaires (artères de petit calibre).

2.2 Les données échographiques intravasculaires simulées

2.2.1 Principe de génération d'une image échographique

Une image échographique est générée en utilisant un transducteur piézo-électrique qui agit comme émetteur et récepteur en même temps. L'émetteur émet une impulsion ultrasonore vers un milieu cible (tissu, air, etc.). Selon les inhomogénéités rencontrées dans le milieu lors de son passage, l'onde ultrasonore est soit réfléchi (réflexion spéculaire) vers le récepteur du transducteur, lorsque la frontière de deux régions présentent une interface suffisamment grande et lisse par rapport à la longueur d'onde utilisée. Soit rétrodiffusée, lorsque l'onde ultrasonore rencontre une structure composée d'éléments distribués le long du faisceau et dont les dimensions sont comparables ou inférieures à la longueur d'onde [63].

L'onde ultrasonore réfléchi est ensuite converti en signal électrique radiofréquence (RF). Après

amplification, le signal RF est démodulé pour obtenir son enveloppe qui va servir pour la formation de l'image en mode Brillance.

L'image échographique est enfin construite à partir de la position axiale de la structure réfléchissantes par rapport au point d'émission et du balayage latéral (mécanique ou électronique), du faisceau ultrasonore dans un plan.

Pour obtenir une image de bonne qualité, diverses étapes supplémentaires sont utilisées comme le filtrage, la compression logarithmique et la compensation pour l'atténuation selon la profondeur (time gain compensation : TGC) [14].

2.2.2 Modélisation et simulation des images échographiques IVUS

La modélisation et la génération de la texture échographique a pour but de simuler des images échographiques en se basant sur le même le principe de formation d'images d'échographiques réelles. Cette application à été étudiée depuis longtemps et plusieurs modèles ont été établies [63–67].

La plupart de ces modèles se basent sur le choix du tissu, l'opération de description et certaines hypothèses telles que l'invariance dans l'espace du système d'imagerie, les conditions de déformation dans le plan du mouvement et la négligence de l'atténuation dépendante de la fréquence (effets de distorsion d'impulsion).

Ces mêmes modèles ont été aussi utilisés dans la simulation d'images échographiques intravasculaires ultrasonores (IVUS) [68–70]. Ils possèdent l'avantage d'être utilisés pour générer des séquences IVUS en deux et trois dimensions (2D et 3D).

Dans ce qui suit, nous proposons une modélisation tridimensionnelle d'une séquence échographique IVUS. Le modèle développé est un modèle simpliste basé sur le même principe de génération de la texture du modèle de Bamber et Dickinson [65].

La figure (2.1) montre les différentes étapes suivies pour la génération d'un volume échographique intravasculaire (IVUS).

2.2.2.1 Le modèle de Bamber et Dickinson

Le modèle de Bamber et Dickinson est basé sur la modélisation linéaire des caractéristiques du signal ultrasonore réfléchi de façon diffuse par un milieu inhomogène [64, 71]. Ce modèle suppose que le système de formation de l'image est caractérisé par une fonction point d'étalement

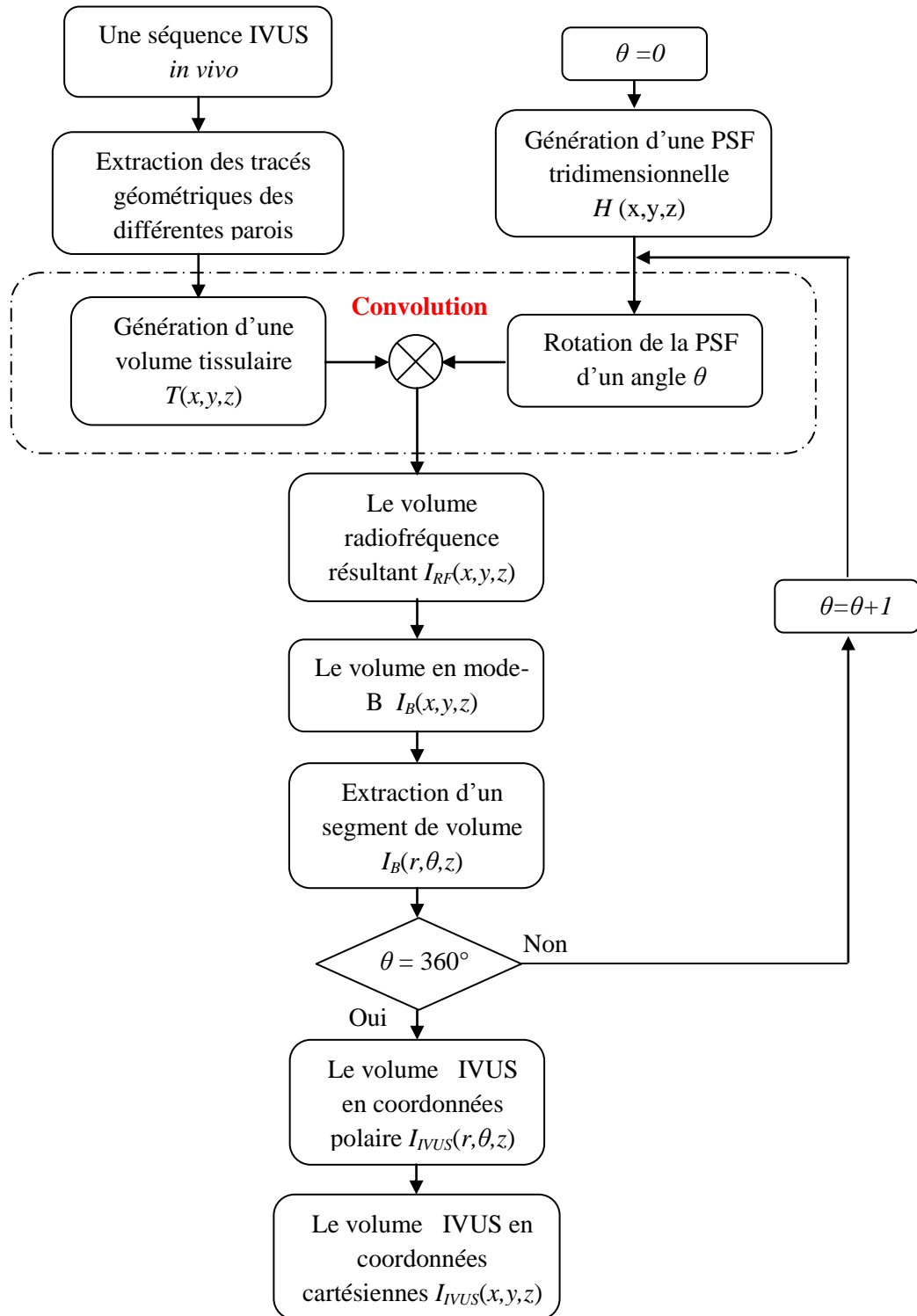


Figure 2.1: Organigramme de génération d'un volume échographique intravasculaire (IVUS).

(PSF) notée $H(x,y)$, et par le tissu qui est représenté par une distribution continue de diffuseurs ponctuels noté $T(x,y)$. L'image radiofréquence (RF) est alors formée par le produit de convo-

lution (\otimes) entre la PSF et le tissu :

$$I_{RF}(x, y) = H(x, y) \otimes T(x, y) \quad (2.1)$$

Généralement la PSF $H(x, y)$ est linéaire et séparable:

$$H(x, y) = H_1(x)H_2(y) \quad (2.2)$$

où $H_1(x)$ est liée au profil de l'impulsion ultrasonore, et s'apparente à une sinusoïde amortie qui se propage dans la direction axiale. $H_2(y)$ est liée à la forme du faisceau et suit la direction latérale.

Durant les simulations, la convolution spatiale est transposée au domaine fréquentiel en multipliant les transformées de Fourier bidimensionnelles des deux termes $\mathbf{H}(u, v)$ et $\mathbf{T}(u, v)$. L'image radiofréquence $\mathbf{I}_{RF}(u, v)$ est :

$$\mathbf{I}_{RF}(u, v) = \mathbf{H}(u, v) * \mathbf{T}(u, v) \quad (2.3)$$

Le calcul de la transformée de Fourier inverse de l'image radiofréquence $\mathbf{I}'_{RF}(u, v)$ rectifiée, conduit à l'image échographique en mode brillance $I_B(x, y)$.

2.2.2.2 La fonction point d'étalement (PSF : Point Spread Function)

La fonction point d'étalement (PSF) d'un système échographique $H(x, y)$ est généralement modélisée comme une onde modulée par une enveloppe Gaussienne de la forme :

$$H(x, y) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{(x - c_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y - c_y)^2}{\sigma_y^2} \right) \right] \times \cos \left(2\pi \frac{(x - c_x)}{\lambda} \right) \quad (2.4)$$

c_x et c_y représentent les coordonnées spatiales du centre de l'image; σ_x et σ_y : les écarts types en x et y de la Gaussienne et λ la longueur d'onde.

La longueur d'onde λ dépend essentiellement de deux facteurs: la vitesse des ultrasons c et la durée d'impulsion $\frac{1}{f}$:

$$\lambda = \frac{c}{f} \quad (2.5)$$

Dans un espace tridimensionnel, la modélisation d'une fonction point d'étalement symétrique, plane et séparable du système échographique est définie par une approximation d'une PSF à champ lointain, notée $H(x, y, z)$, et est réalisée par un cosinus modulé par une enveloppe Gaussi-

enne tridimensionnelle telle que [63]:

$$H(x,y,z) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{(x-c_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-c_y)^2}{\sigma_y^2} + \frac{(z-c_z)^2}{\sigma_z^2} \right) \right] \times \cos \left(2\pi \frac{(x-c_x)}{\lambda} \right) \quad (2.6)$$

Les coordonnées (c_x , c_y et c_z) représentent les coordonnées du centre du volume; σ_x , σ_y et σ_z : représentent les écarts types de la gaussienne en x , y et z , respectivement. La figure (2.2) montre l'allure d'une PSF tridimensionnelle.

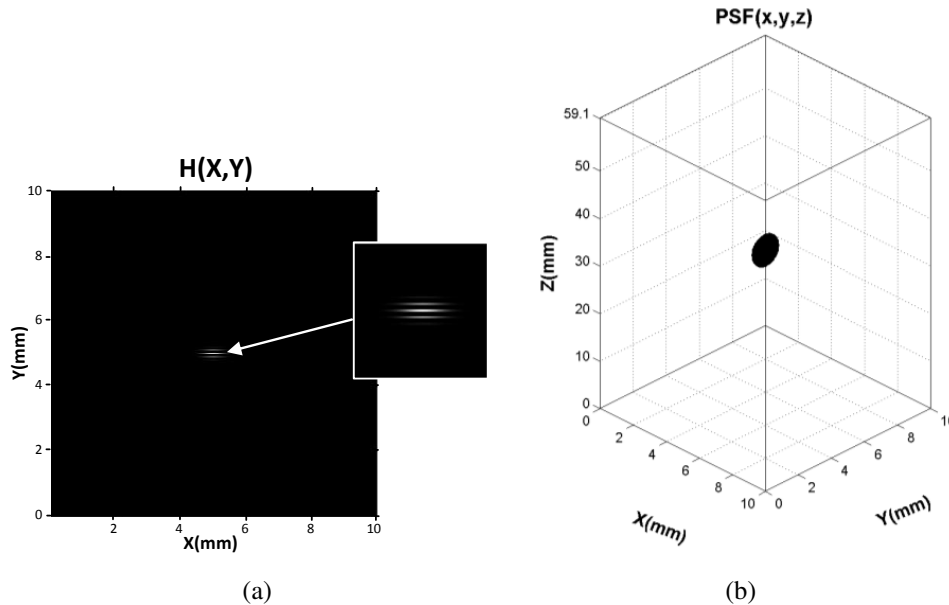


Figure 2.2: a) Allure d'une PSF bidimensionnelle. b) Allure d'une PSF tridimensionnelle.

2.2.2.3 Le tissu

Le tissu est généralement modélisé par une collection d'inhomogénéités qui se comportent comme des diffuseurs.

Dans la littérature, la réponse à l'impulsion tissulaire, peut être déterminée à partir de deux manières différentes, soit expérimentalement en se basant sur la microscopie acoustique, ou analytiquement en se basant sur les deux modèles suivants [14, 66, 72]:

- Le modèle inhomogène continu (MIC),
- Le modèle à diffuseur discret (MDD).

Le modèle inhomogène continu (MIC) est un modèle réaliste basé sur des considérations physiques. La structure tissulaire $T(x,y)$ est liée aux caractéristiques de compressibilité β et de densité σ du milieu qui régissent la propagation de l'onde. La première approche du modèle

(MIC) a été définie par Bamber et Dickinson et présente le tissu $T(x,y)$ comme le laplacien de la compressibilité β tout en négligeant la densité (σ) [63].

$$T(x,y) = \nabla^2 \beta(x,y) \quad (2.7)$$

où $\beta(x,y)$ est la distribution de compressibilité représentant la coupe du tissu imagée, ∇^2 est l'opérateur Laplacien utilisé pour relier la structure tissulaire à la structure de diffusion tissulaire tel que:

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (2.8)$$

Tandis que, le modèle à diffuseur discret (MDD) est un modèle qui représente un milieu homogène contenant une collection de diffuseurs ponctuels. La réponse impulsionnelle acoustique du tissu (ou structure de diffusion) $T(x,y)$ représente la position et l'échogénéité des diffuseurs ponctuels donnée par [63]:

$$T(x,y) = \sum_n a_n \delta(x - x_n, y - y_n) \quad (2.9)$$

et le volume tissulaire $T(x,y,z)$ est défini par :

$$T(x,y,z) = \sum_n a_n \delta(x - x_n, y - y_n, z - z_n) \quad (2.10)$$

δ représente la fonction de Dirac, (x_n, y_n, z_n) les centres distribués au hasard de chaque inhomogénéité et a_n l'échogénicité de chaque diffuseur.

La réponse impulsionnelle du tissu $T(x,y,z)$ est une fonction qui représente les variations d'impédance acoustique. Elle est définie comme un bruit Gaussien blanc (une distribution aléatoire de diffuseurs non corrélés dans la région d'intérêt). Le modèle MIC est utilisé pour générer le volume tissulaire pour le reste des simulation.

2.2.2.4 Organisation des diffuseurs de tissus

Les tracés de contours des différentes tuniques de chaque coupe transversale IVUS, sont obtenues à partir des tracés manuels d'experts de la lumière et du tissu, effectués chaque 10 images sur une séquence d'une artère fémorale. Les tracés intermédiaires sont calculés par interpolation pour chaque deux tracés successifs.

L'échogénéité du tissu $T(x,y,z)$ est supposée répartie comme suit [73]:

- la média deux fois plus échogène que la lumière;

- la plaque une fois et demi plus échogène que la média;
- et l'adventice deux fois plus échogène que la média.

Les figures (2.3) et (2.4) montrent la génération d'une image de tissu et d'un volume tissulaire, respectivement.

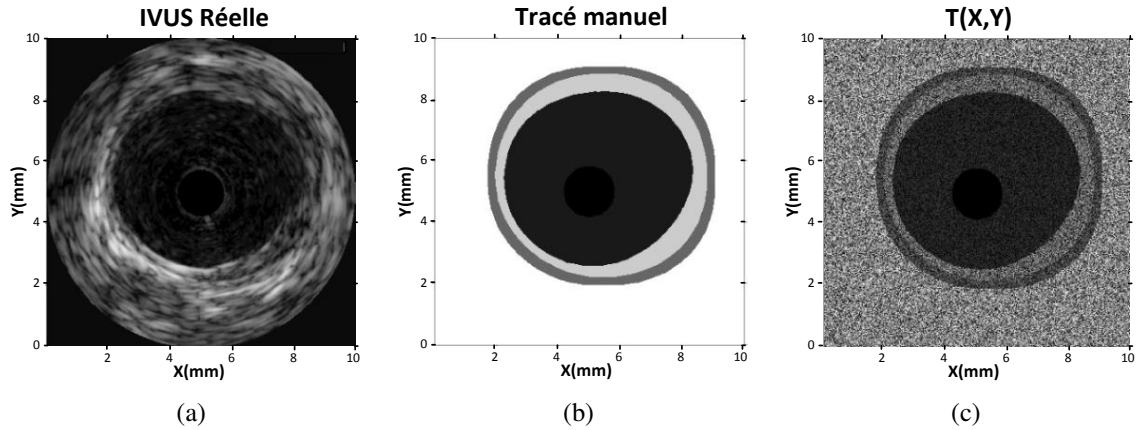


Figure 2.3: Génération du tissu à partir des tracés d'une image IVUS. a) L'image originale. b) Tracé des différentes couches. c) L'image tissulaire.

2.2.2.5 Le volume radiofréquence

Le volume radiofréquence (RF-3D) notée $I_{RF}(x,y,z)$ est obtenu, par un produit de convolution tridimensionnelle (\otimes) entre la fonction point d'étalement tridimensionnelle $H(x,y,z)$ supposée indépendante de la position dans le champ lointain et la réponse impulsionnelle du tissu $T(x,y,z)$ [63, 65]:

$$I(x,y,z) = H(x,y,z) \otimes T(x,y,z) \quad (2.11)$$

$$I(x,y,z) = \int_{\mu} \int_{\nu} \int_{\omega} T(\mu, \nu, \omega) \times H(x - \mu, y - \nu, z - \omega) d\mu d\nu d\omega \quad (2.12)$$

2.2.2.6 Image en mode brillance (mode B-scan)

En considérant le balayage en mode brillance et que la fonction point d'étalement (PSF) est séparable [63]. La PSF 3D peut alors s'écrire:

$$H(x,y,z) = H(x,y)H_z(z) \quad (2.13)$$

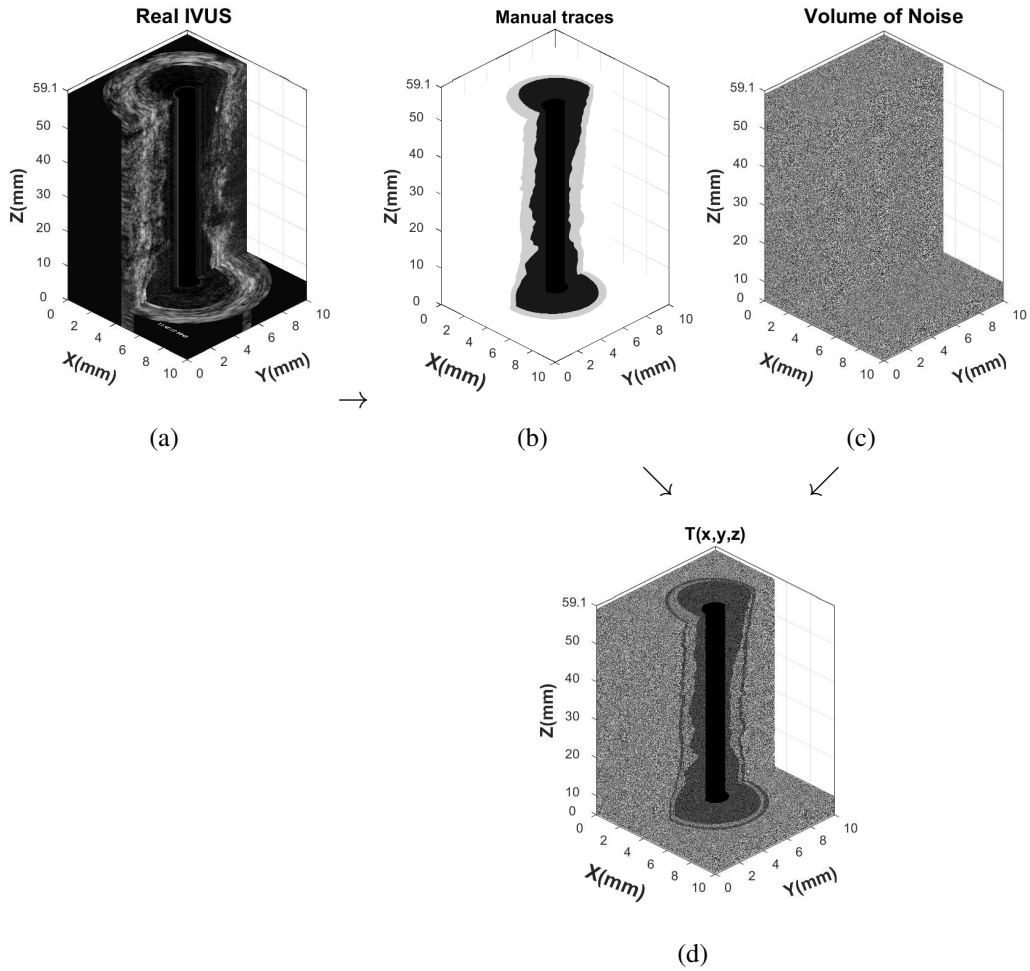


Figure 2.4: Génération d'un volume tissulaire. a) Tracé volumique des différentes couches. b) Volume de bruit. c) Volume tissulaire.

et si une coupe $I(x, y, z)$ passe par $z = 0$, alors l'image RF produite est :

$$I(x, y) = H(x, y) \otimes N(x, y) \quad (2.14)$$

Avec

$$N(x, y) = \int T(x, y, z) H_z(-z) dz \quad (2.15)$$

Pour produire l'image B-scan résultante $I_B(x, y)$, cette dernière paire d'équations constitue la base du modèle qui sera associée à une procédure de détection d'enveloppe. Pour modéliser le terme de tissu défini par l'équation (2.14), nous utilisons un motif de bruit $N(x, y)$ obtenue par la génération d'une image normalement distribuée en 2D.

Ce modèle tissulaire est simplifié par la supposition d'un grand nombre de très petites inhomogénéités par rapport à la longueur d'onde de la PSF [63].

En remplaçant l'équation (2.10) dans l'équation (2.15), on obtient:

$$N(x, y) = \int \sum_n a_n \delta(x - x_n, y - y_n, z - z_n) H_z(z) dz \quad (2.16)$$

$$N(x, y) = \sum_n a_n H_z(z_n) \delta(x - x_n, y - y_n) \quad (2.17)$$

En pratique, la fonction $I(x, y)$ est limitée en bande par la PSF-2D définie par $H(x, y)$. Si nous supposons que $H(x, y)$ est à bande étroite, alors pour une fonction porte suffisamment étroite $rect(\Delta x, \Delta y)$, l'équation (2.14) est réécrite comme suit:

$$I(x, y) \cong H(x, y) \otimes \hat{N}(x, y) \quad (2.18)$$

Avec

$$\hat{N}(x, y) = N(x, y) \otimes rect(\Delta x, \Delta y) \quad (2.19)$$

Ce qui signifie que le spectre de la fonction $rect()$ est considéré comme uniforme dans la largeur de bande de $I(x, y)$.

Pour un pixel de taille $(\Delta x, \Delta y)$ à l'emplacement (x_0, y_0) dans le plan image, on a:

$$\hat{N}(x_0, y_0) = \int \int_{pixel} \sum_n a_n H_z(-z_n) \delta(x_0 - x_n, y_0 - y_n) dx dy \quad (2.20)$$

$$\hat{N}(x_0, y_0) = \sum_{n=1}^m a_n H_z(-z_n) \quad (2.21)$$

Les hypothèses émises précédemment sur la PSF et le tissu permettent une simplification du problème 3D réel à un problème 2-D beaucoup plus facile qui incorpore analytiquement la troisième dimension (z).

L'image échographique en mode brillance $I_B(x, y)$ est obtenue grâce à une procédure de détection d'enveloppe. Le calcul de la pré-enveloppe complexe en utilisant la transformée de Hilbert, résulte d'une partie imaginaire et d'une partie réelle. Cette dernière constitue l'image RF originale de la pré-enveloppe. L'enveloppe est ensuite déduite comme l'amplitude de la pré-enveloppe [63, 74].

$$I_B(x, y) = |I(x, y) + j \times Hilbert [I(x, y)]| \quad (2.22)$$

Un exemple de l'images B-scan résultante est présentée sur la figure (2.5). Les paramètres de simulation sont donnés dans le tableau (2.1).

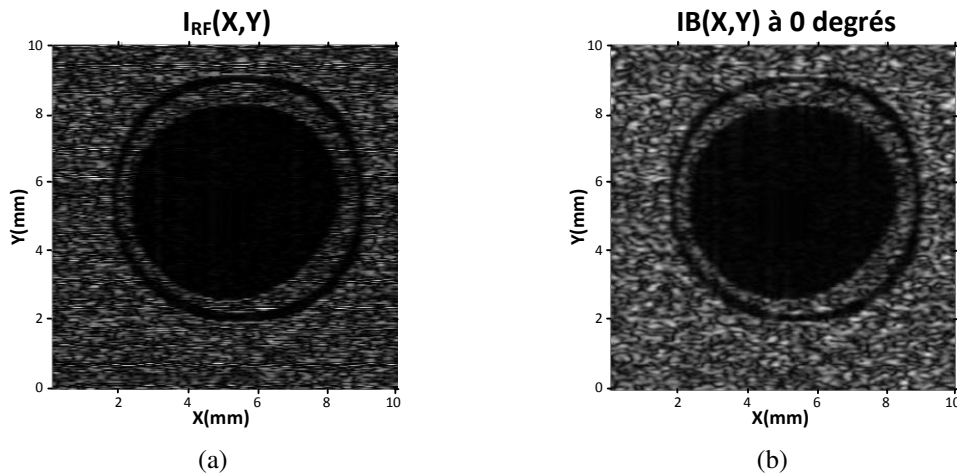


Figure 2.5: a) Image radiofréquence. b) Image en mode brillance.

2.2.2.7 Génération d'une séquence échographique ultrasonore (IVUS)

Le principe de la génération des images IVUS correspond à celui d'une sonde mécanique en milieu clinique. Chaque image est réalisée par une rotation complète de 360° d'un transducteur mécanique sur lui-même, tout en mesurant la réponse échographique pour chaque position de rotation.

Ceci signifie que les étapes précédentes sont répétées pour chaque position de rotation θ de la PSF et pour chaque réponse, on sauvegarde une proportion de l'image de longueur r , qui correspond aux coordonnées polaires de l'image échographique $IVUS(r, \theta)$ (Fig. 2.6 (a)).

L'image IVUS finale est obtenue par le passage de coordonnées polaires vers les coordonnées cartésiennes (Fig. 2.6 (b)). Le même principe est utilisé pour la génération d'un volume échographique (IVUS-3D) lorsque une PSF tridimensionnelle est générée dans un volume tissulaire.

Les figures (2.7) et (2.8) résument le processus de génération d'une image/volume IVUS.

2.3 Les données échographiques intravasculaires réelles

L'apparence réelle de la texture échographique des images IVUS est variable et dépend de plusieurs facteurs qui sont dûs :

Table 2.1: Paramètres de simulation.

Paramètres	valeurs
Fréquence du transducteur(F)	30 Mhz
Résolution latérale (RI)	250 μm
Résolution Axiale (Ra)	80 μm
Longueur de l'onde(λ)	$5,133 \times 10^{-5}\text{m}$
Résolution de l'image	384×384 pixels
Résolution du volume	$384 \times 384 \times 591$ voxels
Taille d'un pixel	$10 \mu\text{m} \times 10 \mu\text{m}$

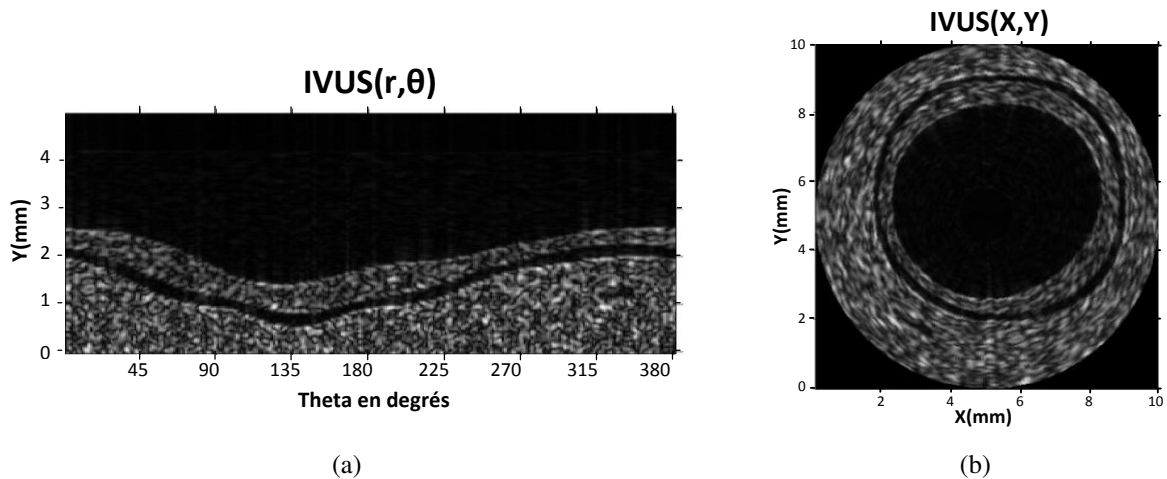


Figure 2.6: a) Image IVUS en coordonnées polaires. b) Image IVUS en coordonnées cartésiennes.

- Au système d'acquisition, (fréquence de la sonde, les artefacts générés, la proximité de la sonde avec le vaisseau),
- A la morphologie du vaisseau analysé (présence de bifurcation, ombre, vaisseaux latéraux),
- A la pathologie (plaques, calcification et ombres générés à cause de la calcification, etc.).

Afin d'évaluer la flexibilité de l'algorithme de segmentation proposée dans le chapitre (4), nous utiliserons deux bases d'images IVUS différentes extraites sur des artères fémorales et coronaires humaines. L'acquisition de ces deux bases est réalisée par deux systèmes échographiques commerciaux, utilisés en pratique clinique où chaque système est équipé d'une sonde fonctionnant à 20 MHz. Les séquences ont des longueurs différentes (150 à 1200 images) et la taille des images est de $10 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$ avec une résolution de 384×384 pixels. La taille des pixels est de $26 \mu\text{m} \times 26 \mu\text{m}$. Toutes les données ont été stockées au format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine).

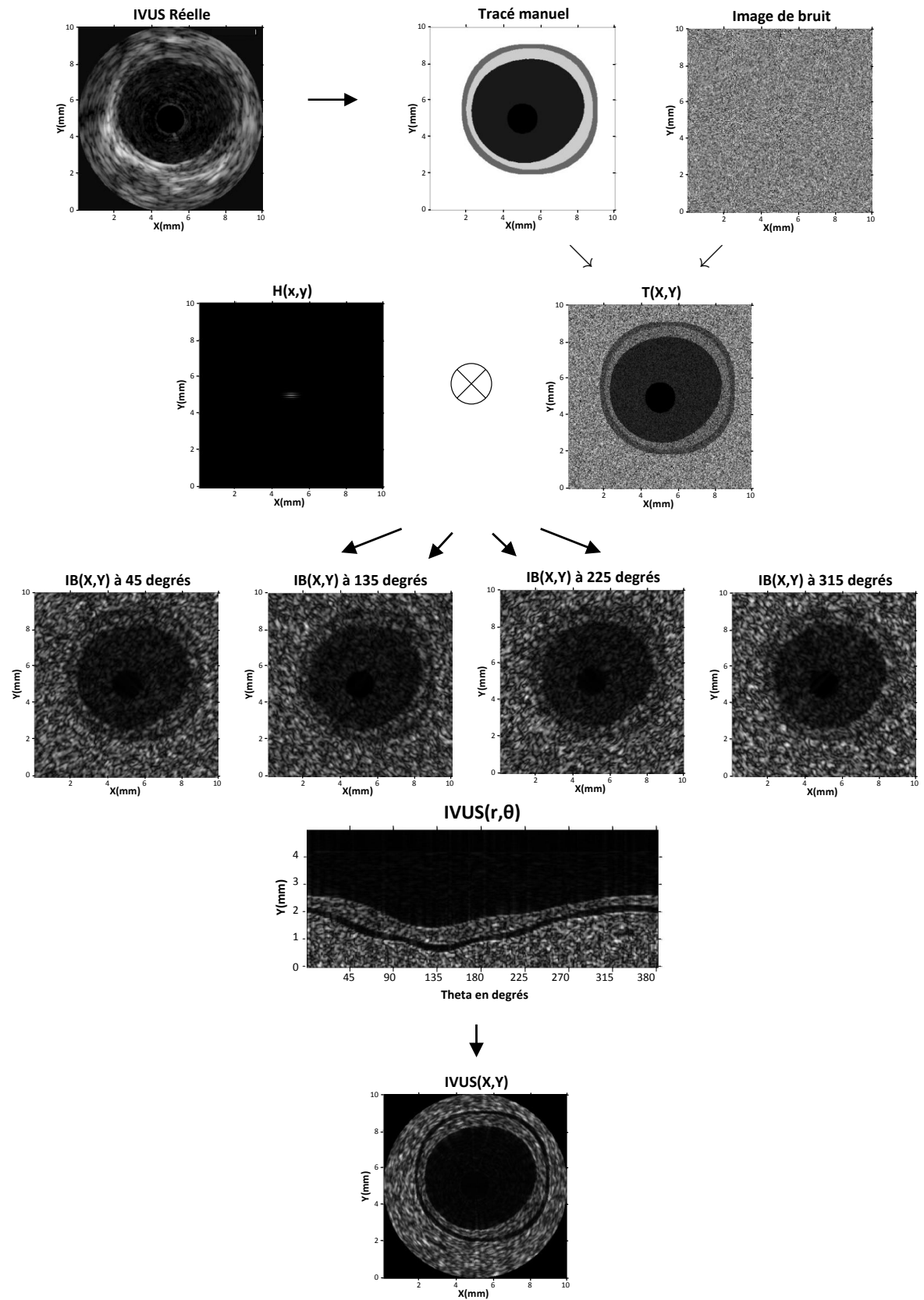


Figure 2.7: Etapes de génération d'une image IVUS.

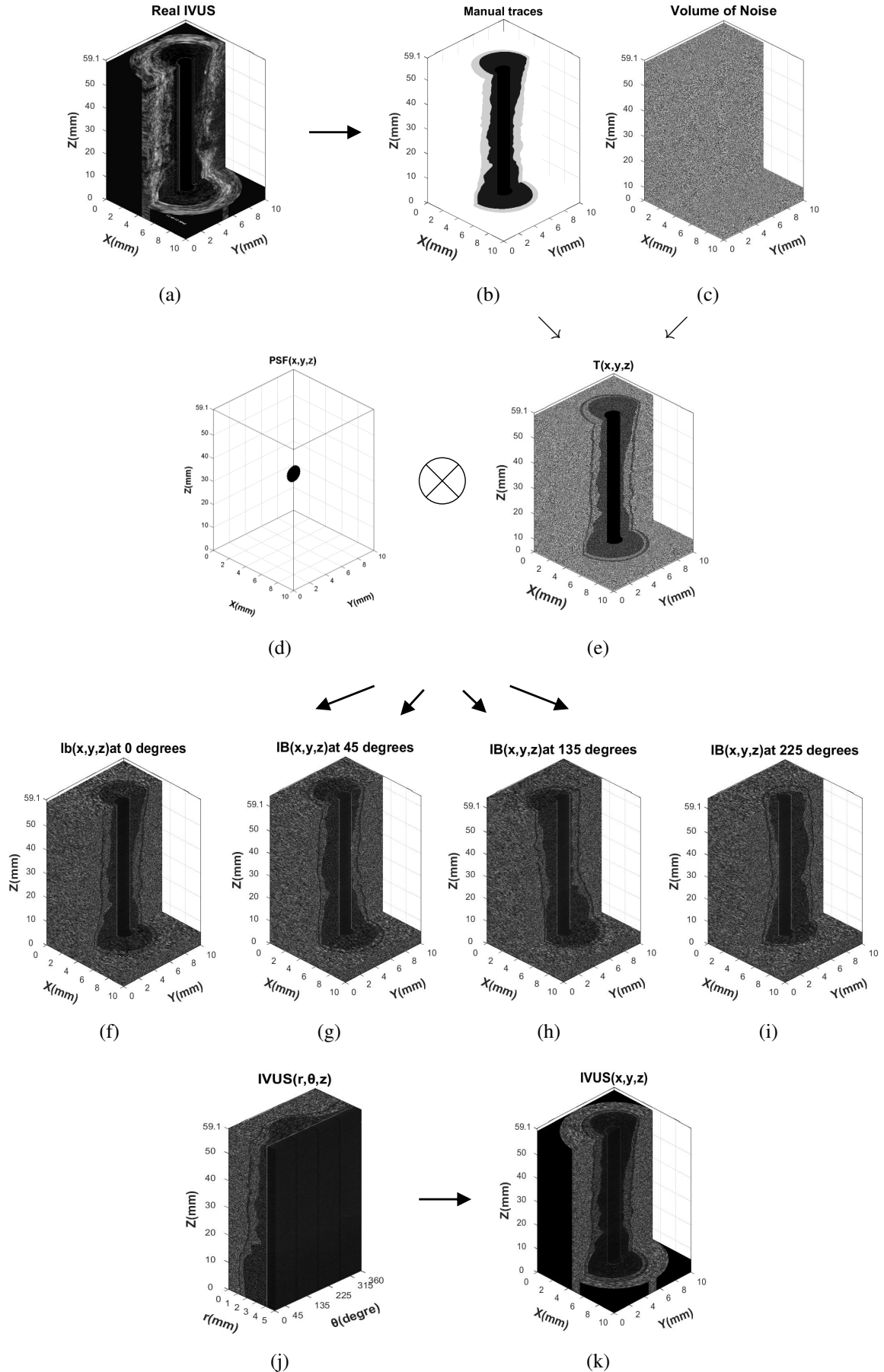


Figure 2.8: Étapes de génération d'un volume IVUS. (a-c et e) Génération du volume tissulaire. (d) Fonction point d'étalement (PSF). (f-i) Volume en mode B-scan pour différentes rotations de la PSF. (j) Volume IVUS en coordonnées polaires. (k) Volume IVUS en coordonnées cartésiennes.

Les deux ensembles de données fémorale et coronaire couvrent la plupart de catégories d'images (artéfacts, bifurcation, branches extérieurs, plaques et calcification) et contiennent un nombre suffisant d'images pour permettre une analyse volumétrique des retraites. La sévérité de la maladie d'athérosclérose est généralement quantifiée par le degré de présence de la plaque dans les segments d'artères appelé aussi le comblement athéroscléroseux (plaque Burden).

Le comblement athéroscléroseux, déterminé en pourcentage $CA(\%)$, correspond au rapport de la surface de la plaque plus média (SPM) en mm^2 sur la surface artérielle totale (SAT) en mm^2 [39]:

$$CA(\%) = (SPM/SAT) * 100, \quad (2.23)$$

Où

$$SPM = SAT - SAL, \quad (2.24)$$

SAT représente la surface artérielle totale en mm^2 qui correspond à la surface circonscrite par l'adventice et la limitante élastique externe (LEE). SAL représente la surface artérielle endoluminale en mm^2 qui correspond à la surface circonscrite par l'intima (limitante élastique interne (LEI)).

2.3.1 Données fémorales

L'ensemble de données fémorales est issue d'une étude d'un essai clinique randomisé publié dans [75]. Les détails et les critères d'inclusion et d'exclusion des patients et des lésions y sont décrites. Un total de 654 images ont été obtenues avec une vérité terrain effectuée manuellement par un expert expérimenté d'un laboratoire central IVUS accrédité de l'Institut de cardiologie de Montréal.

La base de données fémorales est constituée de neuf séquences IVUS acquises avec un équipement Jomed (In-vision gold, Helsingborg, Suède). La fréquence d'acquisition des images est de 10 images/seconde pour une vitesse de retrait du cathéter fixée à 1 mm/seconde [76, 77].

Les séquences ont été acquises lors d'un examen des artères fémorales superficielles de l'une ou des deux jambes de sept patients avant de subir une angioplastie par ballonnet. Dans tous les cas, la maladie était avancée et les séquences d'images montrent des sténoses sévères (le comblement athéroscléroseux moyen (plaque Burden) est de $0,46 \pm 0,13$ avec 35% du comblement de la plaque est $> 50\%$), bifurcation, calcification, réduction et des artéfacts de fil de guidage.

Le tableau (2.2) récapitule le comblement athéroscléreux par séquence et les différentes caractéristiques des segments d'artères fémorales.

Table 2.2: Caractéristiques des séquences d'images IVUS fémorales.

Séquence	"Plaque Burden"	Surface Moyenne mm^2	Longueur mm	Nombre d'images	Nombre de Tracés
1	49.67 ± 11.13	18.88 ± 4.48	60	600	50
2	42.01 ± 10.46	16.94 ± 5.37	60	600	60
3	48.58 ± 8.29	14.95 ± 2.16	95.3	953	96
4	44.27 ± 11.59	12.96 ± 4.97	60	600	59
5	41.85 ± 16.40	16.38 ± 4.68	60	600	60
6	33.40 ± 8.44	17.21 ± 2.40	99	990	91
7	55.29 ± 12.29	12.39 ± 4.34	60	600	60
8	37.71 ± 12.34	19.32 ± 6.09	60	600	58
9	53.77 ± 9.73	9.36 ± 3.82	120	1200	120
Total	45.55 ± 13.14	14.83 ± 5.33	–	6743	654

2.3.2 Données coronaires

L'ensemble de données coronarien est un ensemble de données utilisé lors de la conférence MICCAI (Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention) 2011 au sein d'atelier sur la détection des contours sur des images IVUS tenue le 18 Septembre 2011 à Toronto, Canada¹. Cet ensemble de donnée accessible au public est décrit dans [78]. Il est composé de 10 séquences IVUS acquises sur 10 patients à l'aide du système d'imagerie Si5 (Volcano Corporation, Californie, USA), équipé d'un cathéter mécanique monorail Eagle Eye fonctionnant à une fréquence de 20 MHz.

Un total de 435 images avec une vérité terrain ont été fournies. Toutes les images contiennent la plaque avec un comblement athéroscléreux (plaque Burden) moyen de $0,43 \pm 0,09$ avec 22 % des images possèdent une plaque > 50 %). Le comblement athéroscléreux par séquence et les différentes caractéristiques des segments d'artères coronaires sont affichées dans le tableau (2.3).

La répartition des différentes difficultés (plaque, ombre, bifurcation et branches extérieures) est comme suit (Tableau (2.4)):

- 225 images sans artéfacts graves,
- 60 images avec bifurcations,
- 94 images avec un vaisseau latéral (branches extérieures),

¹<http://www.cvc.uab.es/IVUSchallenge2011/index-2.html>

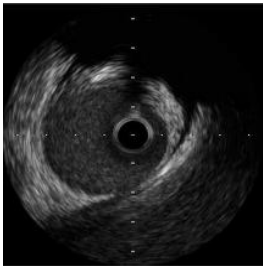
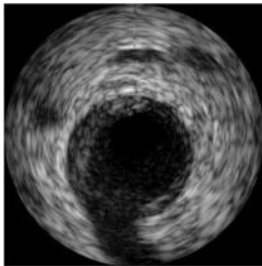
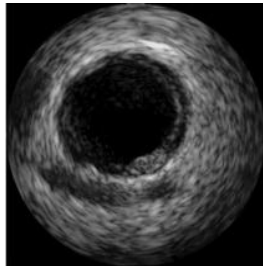
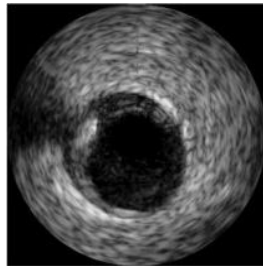
Table 2.3: Caractéristiques des séquences d'images IVUS coronaires.

Séquence	"Plaque Burden"	Surface Moyenne mm^2	Longueur mm	Nombre d'images	Nombre de Tracés
1	40.52 ± 7.70	10.88 ± 1.77	25	250	50
2	37.39 ± 5.51	11.57 ± 1.22	25	250	50
3	44.32 ± 4.48	5.27 ± 0.84	15	150	30
4	43.31 ± 7.62	6.08 ± 1.21	25	250	50
5	41.69 ± 7.77	11.62 ± 1.72	25	250	50
6	52.52 ± 9.02	5.74 ± 1.55	25	250	50
7	44.52 ± 12.71	5.94 ± 1.54	25	250	50
8	43.69 ± 9.33	13.41 ± 5.03	12.5	125	25
9	39.95 ± 4.83	13.07 ± 1.16	25	250	50
10	37.73 ± 7.64	8.21 ± 0.84	15	150	30
Total	42.63 ± 9.04	9.16 ± 3.53	–	2175	435

- 106 images avec un artéfact d'ombre.

Parmi ces images, 44 images contiennent plus d'un artéfact.

Table 2.4: Répartition des différentes difficultés (plaque, ombre, bifurcation et branches extérieures), avec une représentative de chaque difficulté dans la deuxième ligne.

Plaque	Bifurcation	Branches extérieures	Artéfact d'ombre
435	60	94	106
			

Pendant l'acquisition des séquences échographiques intravasculaire (IVUS) des artères coronaires, la contraction cardiaque produit une fluctuation oscillante du cathéter le long de l'axe du vaisseau, appelé artéfact de balancement. Cet artéfact génère un échantillonnage multiple de la même position spatiale du vaisseau [78–80], ce qui provoque un élargissement du diamètre de l'artère et un changement de la position de l'image le long de la morphologie du vaisseau.

Afin d'obtenir un balayage spatial cohérent du vaisseau et permettre une reconstruction tridimensionnelle de sa morphologie, les images appartenant à une phase cardiaque spécifique ont été extraites par déclenchement ECG ou par déclenchement basé sur l'image lors du retrait [79, 80].

Compte tenu de ce fait, l'évaluation volumétrique du retrait a été effectuée en considérant

uniquement les images annotées manuellement et un nombre empirique de cinq images temporellement adjacents autour de chaque image annotée (deux avant et deux après) ont été incluses.

2.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, une méthode de simulation d'images échographiques intravasculaires 2D et 3D qui seront utilisées pour l'évaluation des méthodes de segmentation d'images IVUS. La texture échographique obtenue à partir de notre simulation est proche de celle des images IVUS réelles, sauf que le modèle simulé est un modèle simpliste qui ne tient pas compte des différents niveaux de difficultés retrouvées dans les images réelles.

Afin d'évaluer concrètement et dans des conditions réelles ces algorithmes, nous avons utilisé deux bases d'images IVUS extraites sur des artères fémorales (grand calibre) et coronaires (petit calibre) humaines. Ces deux bases couvrent la plus part des difficultés (bifurcations, branches extérieures), différents artéfacts d'acquisition et contiennent des plaques et calcifications.

Un état de l'art sur les techniques de segmentation d'images IVUS recensées dans la littérature, fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 3

Etat de l'art sur les méthodes de segmentation d'images IVUS

3.1 Introduction

La segmentation est une opération du traitement d'images qui a pour but l'identification et la détection des régions d'intérêts dans une image. Elle consiste à regrouper ou à délimiter des régions semblables ou homogènes de l'image, au sens d'un ou plusieurs critères: couleur, niveau de gris, forme et/ou texture. Les régions ainsi détectées sont utilisées pour le diagnostic, la quantification, l'analyse et l'interprétation de certains phénomènes contenus ou véhiculés par l'image.

L'imagerie intravasculaire ultrasonore (IVUS) produit des images échographiques qui mettent en évidence la lumière, les parois et la plaque d'une artère. La segmentation des images IVUS se focalise principalement sur deux régions d'intérêts. La première est la lumière, qui est délimitée par l'interface lumière-intima. La seconde est la Média+plaque qui est délimitée par la limitante élastique externe (LEE) et qui la sépare de l'adventice. Ces deux régions permettent notamment le diagnostic et la quantification de la sévérité de la maladie artérielle occlusives. Cependant, pour effectuer un examen IVUS typique, plusieurs centaines d'images par patient doivent être traitées. Ces dernières peuvent être de mauvaise qualité en raison de plusieurs difficultés présentes sur ces images, notamment, les calcifications, les ombres, les bifurcations et de nombreux artefacts. Ce qui rendent les données IVUS difficiles à analyser quantitativement et compliquent la tâche d'un radiologue. D'où l'intérêt et la nécessité de développer des méthodes de segmentation automatiques ou semi automatiques pour ce type d'images.

Dans ce chapitre, nous passerons en revue les différentes approches de segmentation d'images IVUS proposées dans la littérature pour la détection des deux parois (la lumière et la média) simultanément ou l'une d'entre elles.

3.2 Méthodes de segmentation d'images IVUS

L'échographie intravasculaire (IVUS) est une technique d'imagerie de haute résolution, développée initialement par Bom en 1971, spécialement pour l'étude instantanée des structures cardiaques en mouvement [32]. Les premières images cliniques de bonne qualité ont été

obtenues sur des artères coronaires en 1989 [34].

Les premières techniques d'analyse d'images IVUS développées reposent sur la morphométrie, c'est-à-dire, le traçage manuel des frontières de la lumière et des autres parois, suivi d'une reconstruction et visualisation tridimensionnelle des vaisseaux. Certaines techniques ont été incorporées dans des systèmes commerciaux qui fonctionnent dans un environnement convivial et fournissent une détection des frontières et une caractérisation des tissus [81, 82]. C'est le cas de la technique proposée par Kitney *et al.* [81], qui permet de visualiser les structures artérielles à l'aide d'une modélisation par voxels. Son principe consiste à introduire une série de contours tracés dans différents plans (contours des parois sur des images 2D), puis les représenter par des coordonnées polaires. Les tracés intermédiaires, entre chaque deux tracés successifs, sont, ensuite, déterminés à l'aide d'une interpolation 3D. En dernier, la visualisation tridimensionnelle de la structure artérielle est réalisée grâce à la modélisation par voxels. La technique de reconstruction 3D par morphométrie, développé par DeJesus *et al.* [82] incorpore des informations telle que les fissures et les dissections, afin de faciliter l'analyse des anomalies morphologiques de la lumière aux sites de sténose.

Les techniques par morphométrie présentent les inconvénients d'être manuelle, fastidieuse et lente. Pour y remédier à ces limitations, plusieurs méthodes de segmentation automatiques et semi-automatiques d'images IVUS ont été développées. Ces méthodes exploitent plusieurs techniques d'analyse d'images, ainsi que différents algorithmes d'apprentissage automatique. La plupart d'entre elles sont regroupées dans certaines études [38, 83–85], qui ont effectuée des revues de littérature et des études comparatives. Nous présentant sur la figure (3.1) une taxonomie des différentes approches de segmentation des images IVUS.

3.2.1 Méthodes de segmentation basées sur les techniques de classification

D'une manière générale, la classification est une opération qui permet de partitionner un ensemble d'objets en différentes classes, en regroupant dans une même classe les objets présentant les mêmes caractéristiques. En segmentation d'images, les objets correspondent aux pixels et les caractéristiques de ces pixels correspondent aux niveaux de gris, couleur, attributs de textures, attributs géométriques, etc. La classification peut être principalement abordée selon deux approches: supervisée et non supervisée.

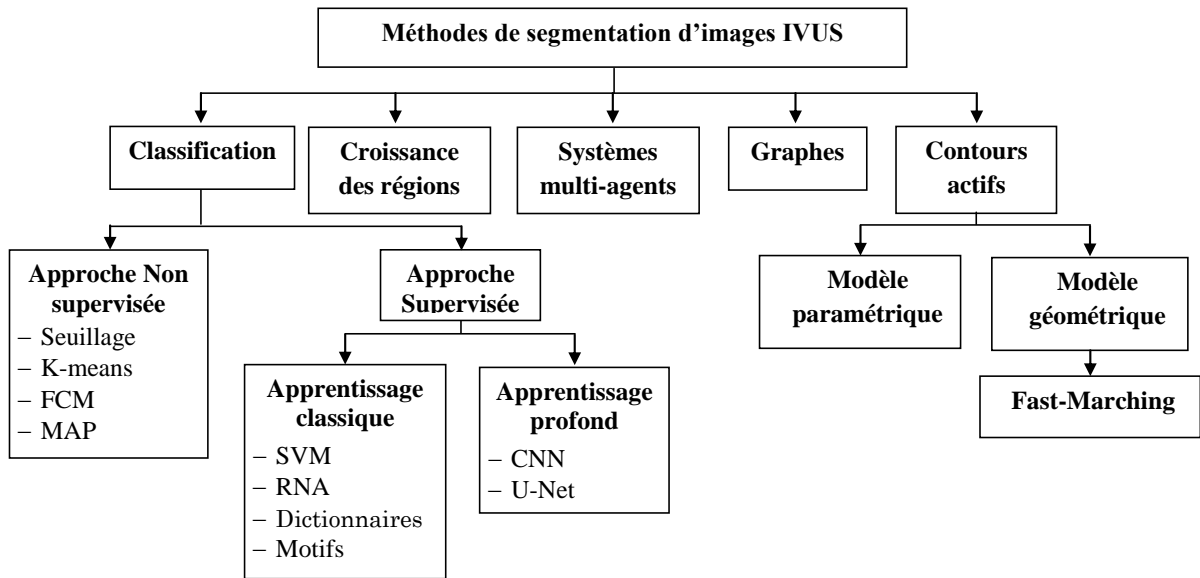


Figure 3.1: Taxonomie des différentes méthodes de segmentation d'images IVUS.

3.2.1.1 Méthodes de segmentation basées sur la classification non supervisée

La classification non-supervisée (clustering) a pour but de regrouper l'ensemble des objets (pixels) dans des classes, sans avoir des connaissances *a priori* sur l'appartenance de ces pixels aux classes. Les régions d'intérêts sont alors formées en regroupant les pixels connexes appartenant à une même classe. Il existe de très nombreuses méthodes de classification non supervisée, celles utilisées pour la segmentation d'images IVUS sont les techniques de seuillage, la méthode K-means et sa version floue FCM, et la méthode par maximisation de la probabilité à posteriori (MAP).

3.2.1.1.1 Méthodes basées sur les techniques de seuillage : Les premières méthodes de segmentation d'images IVUS sont basées sur le seuillage d'intensité d'images. Elles classifient chaque pixel de l'image comme appartenant à la lumière ou à la paroi vasculaire (sans faire de distinction entre plaque, intima, média et adventice) selon que son niveau de gris (luminance) est supérieur ou inférieur à un seuil, fixé par l'utilisateur ou déterminé automatiquement en optimisant un critère donné, généralement établie à partir de l'histogramme de l'image. Parmi les méthodes de seuillage automatique, la méthode d'Otsu [86] est la plus utilisée.

Dans [87], Rosenfield *et al.* ont proposé une méthode de reconstruction tridimensionnelle du volume d'une séquence d'images IVUS qui englobe la segmentation, l'interpolation, la formation des bordures et le rendu de surface. La méthode de seuillage interactif est utilisée pour segmenter l'image IVUS et identifier la structure d'intérêt (les parois vasculaires). L'interpolation linéaire permet de former des cubes de voxels isotropes et la formation de bordures est réalisée

en considérant pour chaque voxel les six voxels voisins: une face de voxel donnée est définie comme un élément de bordure si son voisin remplit les conditions de seuil spécifiées. En dernier, le rendu de surface est obtenu en combinant des techniques de suppression des parties cachées, d'ombrage et de lissage décrites dans [88].

Moraes et Furuie [89] ont utilisé le domaine polaire pour représenter les images IVUS. Ils ont proposé une méthodologie qui repose sur une combinaison de quatre opérations de traitement d'images : prétraitement, extraction de caractéristiques, segmentation, reconstruction d'images par morphologie binaire et, en dernier, l'extraction des contours luminal et de la média-adventice. L'étape du prétraitement a pour objectif l'atténuation, voire la suppression, des caractéristiques indésirables de l'image IVUS. L'extraction de caractéristiques est réalisée par la technique de paquets d'ondelettes discrètes (DWPF: Discrete Wavelet Packet Frames) [90] qui permet de caractériser chaque pixel de l'image par un certain nombre de coefficients ondelettes. La méthode de seuillage automatique d'Otsu [86] est appliquée afin de classer les pixels en deux classes distincts (une classe qui représente l'adventice et une autre qui rassemble l'adventice, la média et la plaque). La reconstruction morphologique binaire de l'image combine un ensemble d'opérations morphologiques binaires, en utilisant les informations extraites précédemment, afin d'obtenir la lumière et l'adventice. En dernier, l'extraction des contours conclut la segmentation en extrayant d'abord la lumière et le contour de l'adventice des images binaires, puis en les superposant sur l'image originale.

Faraji *et al.* [91] ont utilisé une méthode d'extraction de caractéristiques appelée régions extrêmes des niveaux extrêmes (EREL: Extremal Regions of Extremum Levels), pour la détection des bordures lumineuse et de la média dans les images IVUS. La méthode proposée est réalisée en quatre étapes. Après une étape du prétraitement, qui consiste à supprimer les artefacts ring-down et les carrés de calibration des images IVUS, dans la deuxième étape, ils ont appliqué la technique EREL pour la détection des régions. Elle consiste à binariser l'image avec plusieurs seuils, ensuite, à l'aide d'un algorithme de recherche d'union et en combinant les informations sur les contours, les régions appartenant aux niveaux globalement distingués (niveaux extrêmes) sont extraites. Cette technique résulte de deux types de régions à savoir : les régions où les surfaces évoluent du plus claire vers les limites les plus sombres et les régions où les surfaces évoluent du plus sombres vers des limites plus claires. Pour chaque région, un vecteur caractéristique unique représentant l'information sur la texture de la région (la valeur d'intensité moyenne, l'entropie et la longueur de la frontière) est créé. Dans la troisième étape, une procédure de sélection de régions est utilisée pour déterminer les bordures de la lumière et de la média. Elle consiste à rechercher des régions avec un score de stabilité plus élevé dans des

vecteur de texture précédemment établis. En dernier, les contours sélectionnés pour la lumière et la média sont lissés par un algorithme d'ajustement d'ellipse.

Une approche statistique non paramétrique, pour la détection des bordures de la lumière et de la média-adventice dans les images IVUS, a été proposée par Kermani et Ayatollahi [92]. Lors de l'étape du prétraitement, l'image est convertie en coordonnées polaires avec une suppression des marques de calibration du cathéter et l'artéfact ring-down. La détection de la bordure de la média-adventice est réalisée suite au calcul du critère de variance intra-classe régularisé (RWCV) pour chaque ligne radiale d'angle θ_i de l'image et ceci en utilisant une méthode de seuillage radiale. Le point minimum retrouvé est considéré comme étant un point de la bordure de la média-adventice. Pour retrouver la bordure luminale, la même fonction du critère RWCV est recalculée pour la partie ascendante des points étiquetés de la bordure MA pour chaque position radiale et les points minimums retrouvés sont alors étiquetés comme étant bordure de la lumière. Pour réduire la sensibilité face aux artéfacts, les auteurs ont proposé d'effectuer une comparaison de la variation sur les deux bordures détectées (média-adventice et lumière). Lorsqu'une difficulté est détectée, les points concernés sont supprimés et remplacés par la technique d'interpolation par morceaux.

3.2.1.1.2 Méthodes basées sur l'algorithme K-means: Les méthodes de seuillage considèrent seulement le niveau de gris pour caractériser un pixel de l'image. Par contre l'algorithme K-means considère qu'un pixel est caractérisé par plusieurs attributs (niveau de gris, texture, etc.). Le but de l'algorithme K-means est de partitionner l'ensemble des N objets (pixels) en K classes en minimisant la fonction objective suivante:

$$J(v, x) = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^n d(x_j - v_k). \quad (3.1)$$

où $x_j = (x_{j1}, \dots, x_{jn})^T$ et vecteur d'attribut du j me objet $d(x_j - v_k)$ la distance entre l'objet x_j et le centre de la classe v_k .

L'algorithme K-means à été utilisé par Gao *et al.* [93] pour la détection de la bordure de la lumière en le combinant avec la méthode d'Otsu [86]. Ces deux méthodes sont utilisées séparément pour l'obtention de deux contours de lumière qui sont, ensuite, comparés sur la base des informations de courbure afin de sélectionner le contour final de lumière. Ce dernier, est lissé par les opérateurs morphologiques d'ouverture et de fermeture.

Dans une autre étude, Jodas *et al.* [94] ont proposé une méthode de segmentation de la lumière

des images IVUS, qui se déroule en trois étapes. Dans l'étape du prétraitement, un filtre médian avec un masque de taille de 5×5 est utilisé pour réduire le bruit, suivi d'un rehaussement du contraste. Ensuite, une combinaison de nombreux algorithmes sont utilisés pour l'étape de la segmentation. Dont une pyramide gaussienne pour réduire la résolution de l'image originale et un algorithme de classification K-means pour segmenter l'image en régions. La classification soustractive (basée sur l'intensité du niveau de gris de chaque pixel de son voisinage) [95] est également proposée comme une approche alternative, pour trouver le nombre de classes adéquat. Au final, un algorithme de calcul de l'enveloppe convexe, permet d'identifier la région de la lumière, il est suivi d'un raffinement du contour via l'approche contours actifs.

3.2.1.1.3 Méthodes basées sur l'algorithme Fuzzy C-means (FCM): L'algorithme Fuzzy C-means (FCM) est une extension de l'algorithme K-means au cas flou. Il consiste à minimiser la fonction objective suivante:

$$J(u, v, x) = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N \mu_{ik}^m d^2(x_j - v_k). \quad (3.2)$$

où μ_{ik} est le degré d'appartenance de l'objet i à la classe k telle que $\sum_{k=1}^K \mu_{ik} = 1$, $\mu_{ik} \in [0, 1]$. m étant le degré flou.

Cet algorithme à été exploité par Huang *et al.* [96] qui ont proposé une méthode de segmentation dans laquelle ils suggèrent de prendre en compte la continuité qui existe sur toute la séquence d'images IVUS. La méthode proposée, appelée reconstruction, segmentation et récupération multi-angle (RSR multi-angle), comprend quatre étapes principales. Tout d'abord, une combinaison d'échantillonnage et d'interpolation est utilisée pour reconstruire les images IVUS à axe longitudinal, dans lesquelles les informations de continuité deviennent disponibles. Deuxièmement, l'algorithme FCM est utilisé sur les images IVUS selon l'axe longitudinal, pour extraire grossièrement les bordures de la média-adventice (MA) et de la lumière-intima (LI). Troisièmement, les résultats de la segmentation des images IVUS transversales sont récupérés sur la base des résultats approximatifs des images IVUS à axe longitudinal. En dernier, un processus d'optimisation qui combine le sous-échantillonnage, l'ajustement et le lissage, est conçu pour réduire l'interférence de la bifurcation et des vaisseaux latéraux.

Dans le même contexte, Xia *et al.* [97] ont développé une méthode de segmentation d'images IVUS à l'aide d'une méthode d'évolution hiérarchique des ensembles de niveaux initialisée par la classification flou (FC-HLSE). Une segmentation est a réalisé par l'algorithme FCM. Cette dernière permet d'initialiser la valeur initiale et le terme de régularisation de l'évolution des

ensembles de niveaux (LSE). La convergence des contours actifs se divise en deux étapes, entre lesquelles une extraction des contours (comprenant le traitement morphologique, la recherche et l'interpolation linéaire, le raffinement basé sur le gradient et l'ajustement circulaire) est effectuée.

Dans une autre étude, Xia *et al.* [98] ont proposé une classification floue superpixelisée modifiée par les bords (SFCME) comme méthode d'initialisation des ensembles de niveaux. SFCME permet de créer des cartes de régions qui affecte les régions d'intérêt (ROI) aux différents tissus vasculaires. La bordure initiale est déterminée en fonction de l'affectation précédente et converge par l'évolution de l'ensemble de niveaux basée sur les contours.

3.2.1.1.4 Méthode basée sur l'estimateur Maximum-A-Posteriori (MAP): Haas *et al.* [99] ont proposé de détecter automatiquement les bordures 3D de la lumière et du vaisseau en optimisant l'estimateur Maximum-A-Posteriori (MAP). Pour ce faire, ils représentent l'image par une grille polaire centrée selon l'emplacement du cathéter afin de tenir compte des variations de la géométrie des vaisseaux et assurer une segmentation entièrement automatisée. L'algorithme formule un modèle de génération d'images basé sur la distribution de Rayleigh des pixels de l'image. Ils considèrent la probabilité à posteriori qu'un pixel soit un pixel du contour séparant deux régions, peut être définie par une distribution de Rayleigh. La maximisation de cette probabilité permet alors de détecter les bordures de la lumière. Ce modèle offre la possibilité d'introduire et d'ajouter des connaissances *a priori* sur les contours et peut être étendu pour la segmentation des contours 3D de la lumière, où l'information par le flux sanguin dans les images 3D est utilisée pour initialiser le contour luminal.

Cette méthode peut être accélérée moyennant la programmation dynamique mais nécessite des contours initiaux qui doivent être entrés manuellement dans la première image de la séquence. Les contours initiaux sont circulaires et certains paramètres de la méthode peuvent être ajustés par l'utilisateur (le nombre de points par contour et d'autres paramètres d'espacement des contours en 3D).

3.2.1.2 Méthodes de segmentation basées sur la classification supervisée

Dans un contexte supervisé, on dispose d'échantillons de chaque classe. Ces échantillons forment une base de données, dite base d'apprentissage. Il peut s'agir d'un ensemble de pixels échantillons, dit prototypes, dont l'appartenance à une classe est connue a priori ou d'un ensemble d'images accompagnées de leurs images segmentées. La formation de la base d'apprentissage est réalisée par l'utilisateur ou par des experts en choisissant quelques

pixels prototypes sur les images d'apprentissage ou en segmentant manuellement les images d'apprentissage. La classification supervisée se décline alors en deux approches: apprentissage classique (Shallow learning) et apprentissage profond (Deep learning).

3.2.1.2.1 Méthodes de segmentation basées sur l'apprentissage classique: En apprentissage classique, chaque pixel est caractérisé par un ensemble d'attributs. La classification supervisée a alors pour but de définir à partir des prototypes des modèles mathématiques pour chaque classe. Ces modèles peuvent être un simple centre de gravité, une fonction de densité de probabilité, une surface de séparation entre les classes, un réseau de neurones ou un dictionnaire. Les étapes de caractérisation et de classification des prototypes des classes constituent ce qu'on appelle la phase d'apprentissage. Celle-ci se distingue de la phase de décision qui consiste à affecter les pixels non étiquetés de l'image à segmenter à l'une des classes définies lors de la phase d'apprentissage et fournir ainsi en sortie l'image segmentée. Il existe une multitude de méthodes de classification supervisée. Les plus utilisées en segmentation d'images IVUS sont les séparateurs à vaste marge (SVM), les réseaux de neurones artificiels (RNA), et les dictionnaires à noyaux.

Méthodes basées sur les machines à vecteurs de support (SVM): La technique des machines à vecteurs de support (SVM : Support Vector Machine), appelée aussi séparateurs à vaste marge, sont des modèles d'apprentissage supervisé utilisés dans plusieurs applications, y compris la segmentation d'images IVUS [100, 101]. Leur but est de déterminer à partir des données d'apprentissage (prototypes) les surfaces qui séparent les classes dans l'espace des attributs. Un pixel non étiqueté est alors affecté à l'une des classes selon sa position par rapport à ces surfaces.

Une approche probabiliste pour la segmentation de la bordure luminale dans les images IVUS, incluant la technique SVM, a été ainsi proposée par Mendizabal-Ruiz *et al.* [100]. Les auteurs ont choisi le domaine polaire pour initialiser manuellement une courbe lisse qui sera paramétrée par une série de Fourier. La méthode développée est basée sur la minimisation d'une fonction de coût probabiliste (qui déforme la courbe paramétrique). Elle définit un champ de probabilité régularisé par rapport aux vraisemblances attribuées des pixels appartenant à la catégorie sang et au non-sang. Ces vraisemblances sont obtenues par le classificateur de type SVM, entraîné à partir d'échantillons des régions luminale et non-luminale fournis par l'utilisateur dans la première image de la séquence. Pour améliorer la convergence des résultats, une stratégie d'optimisation basée sur les méthodes de la descente rapide (steepest descent) et de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) sont utilisées.

Lo Vercio *et al.* [101] ont utilisé la représentation dans le domaine polaire pour la définition et l'évaluation des caractéristiques d'images IVUS pour la segmentation des parois vasculaires. Plusieurs techniques (filtres d'image, descripteurs texturaux, détecteurs de bords, mesures de bruit et mesures spatiales) sont utilisés pour caractériser chaque pixel de l'image. Pour l'étape de segmentation, les auteurs ont utilisé la technique SVM, pour classer les pixels en deux classes lumière/non-lumière et fond/non-fond séparément selon la valeur de vraisemblance attribuée à chaque pixel de l'image.

Méthodes basées sur les réseaux de neurones (RNA): Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles d'apprentissage qui s'inspirent du fonctionnement du système nerveux. Ils sont constitués d'un ensemble d'unités interconnectées, appelées neurones artificiels, et souvent organisées en couches. Ces interactions sont pondérées par des poids dit synapses. Le réseau perceptron multicouche (MLP) est l'un des réseaux le plus utilisé en classification supervisée et le réseau codeur-décodeur est très utilisé dans la réduction des attributs. Le MLP est composé d'une couche d'entrée qui reçoit les caractéristiques des données à classer, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. La couche de sortie sert à classifier les vecteurs de caractéristiques correspondant aux données d'entrée. Un auto-encodeur est semblable au perceptron multicouches, a pour but de reconstruire ses entrées, plutôt de les classer. Sa sortie désirée est l'entrée du réseau, non pas un numéro de classe.

Une méthode de segmentation basée sur les réseaux de neurones artificiels a été proposée dans [102] pour la détection des bordures de la lumière et de la média-adventice (MA). Cette méthode comprend deux RNA, le premier RNA classe grossièrement les pixels, tandis que le second RNA optimise les résultats du premier réseau en éliminant le bruit. Le réseau de neurone artificiel utilisé est un encodeur pour la classification des pixels dans la région d'intérêt (voir figure (3.2 (a))). L'auto-codeur représenté sur la figure (3.2 (b)) essaie d'apprendre une approximation de la fonction identité $h_{W,b}(x) \approx x$, afin que la sortie \hat{x} soit similaire à l'entrée x [103]. En dernier, le modèle de contour actif paramétrique [104] est appliqué pour lisser les bordures détectées.

Dans [105], le réseau de neurones ELM (extremum learning machine) qui est une version simplifiée du réseau MLP est utilisé pour détecter les bordures de la média-adventice. Une base d'images IVUS, pré-segmentées par des experts en 9 classes (cathéter, sang, plaque, adventice, tissus externes, calcification, ombre, artéfact du fil guide, la bordure Média-adventice). Chaque pixel est caractérisé par un vecteur de 293 attributs. 200 pixels par classe et par image sont utilisés pour entraîner le classifieur ELM. L'image segmentée est ensuite utilisée pour

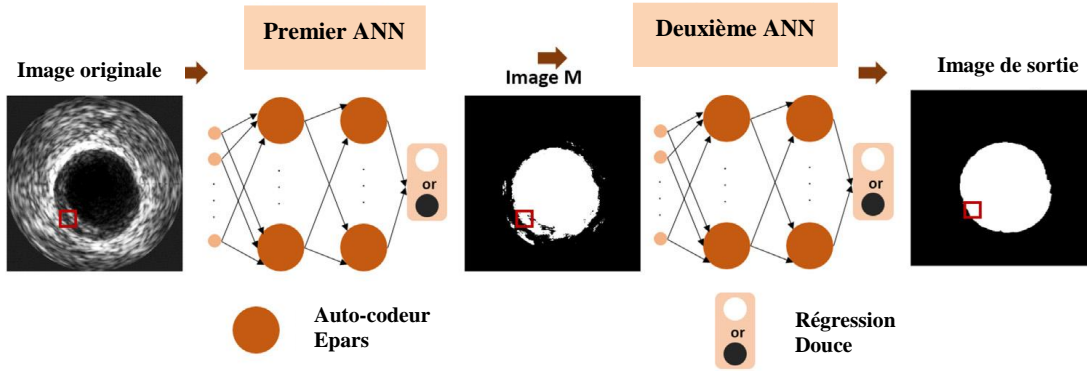


Figure 3.2: a) Structure RNA double (Le premier réseau RNA classe les pixels d'une manière grossière, et le second réseau RNA optimise les résultats du premier réseau [102]).

initialiser un champ de forces d'un contour actif (GVF) qui évolue jusqu'à la détection de la média-adventice.

Méthodes basées sur l'apprentissage de dictionnaires: L'apprentissage de dictionnaire consiste à apprendre un dictionnaire $D \in \mathfrak{R}^{n \times K}$ sur un ensemble de N vecteurs d'apprentissage $Y \in \mathfrak{R}^{n \times N}$, chacun de dimension n , sous certaines contraintes de parcimonie. Chacune des colonnes du dictionnaire d_k , $k = 1, \dots, K$, appelée atome, est normalisée, ($\|d_k\|_2 = 1$, $\forall k = 1, \dots, K$). L'objectif est donc de trouver le dictionnaire optimal permettant de représenter efficacement l'ensemble des vecteurs d'apprentissage, ou vecteurs d'entraînement, de façon parcimonieuse, de telle sorte que $Y \approx DX$, avec $X \in \mathfrak{R}^{K \times N}$ une matrice dont chaque colonne x_i , $i = 1, \dots, N$ est parcimonieuse. Ce problème peut être formulé par:

$$\min_D \|Y - DX\|_F^2, \text{ sous la contrainte } \|d_k\|_2 = 1, \forall k. \quad (3.3)$$

où $\|\cdot\|_F$ la norme de Frobenius: $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2}$.

Cette méthode a été appliquée par Tong *et al.* [106] pour détecter d'une manière automatique les contours de la lumière dans les images IVUS. Lors de l'étape d'apprentissage, 4800 pixels caractérisés par les attributs moyenne, variance, asymétrie, statistique du deuxième ordre, etc., appartenant à la région luminale et à la région non luminale sont extraits sur chaque image IVUS d'apprentissage. Les vecteurs propres des données d'apprentissage sont, ensuite, utilisés pour la construction de deux dictionnaires. L'un pour la classe "luminale" et l'autre pour la classe "non-luminale". La détection de la bordure de la lumière d'une image IVUS à segmenter passe par plusieurs étapes. L'image IVUS à segmenter, subit d'abord un prétraitement (transformation polaire, transformation gamma, filtrage moyen), afin de réduire l'influence des artefacts et le

coût des calculs. Ensuite, en fonction des dictionnaires, chaque pixel est assigné à la classe luminale ou à la classe non luminale. Un traitement morphologique comprenant des opérations de remplissage et de lissage des courbes est finalement utilisé, pour améliorer la qualité de détection de la bordure luminale.

La méthode basée sur l'apprentissage de dictionnaires a été également exploitée par Li *et al.* [107] pour la détection de la bordure de la lumière dans les images IVUS.

Méthode basée sur l'apprentissage des motifs: Olszewski *et al.* [108] ont proposé une méthode de segmentation par apprentissage qui consiste à imiter la procédure effectuée par des experts humains (Fig 3.3). Cette méthode n'utilise aucune méthode de classification proprement dite. L'étape d'apprentissage a été réalisé sur deux ensembles de données IVUS, les ensembles tracés manuellement et les ensembles semi-automatiquement segmentés et corrigés manuellement par des experts. Dans cette étape, une fenêtre effectue un balayage des images d'apprentissage. A chaque fois que la fenêtre contient un motif avec un pixel de bordure, le système crée un accumulateur ou incrémente l'entrée de l'accumulateur correspondant à ce motif de bordure (après normalisation et quantification). A la fin de cette étape, l'accumulateur va contenir une probabilité pour chaque motif, pour qu'il soit un motif de bordure. La segmentation des images IVUS est réalisée en deux étapes. Dans la première étape, les motifs ressemblant aux motifs de l'accumulateur sont examinés dans l'image à segmenter. Selon la valeur trouvée dans l'accumulateur pour chaque même motif, une valeur de vraisemblance est attribuée au pixel correspondant. Ce processus entraîne une fonction de coût de l'image qui est calculée pour la bordure de la lumière et pour la bordure de la média-adventice. La deuxième étape concerne une recherche par programmation dynamique, pour retrouver les bordures de la lumière et de la média-adventice optimales en fonction des probabilités assignées. Ensuite, ces bordures sont utilisées pour guider la recherche dans une image de résolution plus élevée. La procédure est répétée pour chaque niveau de résolution (en pratique, quatre résolutions différentes sont utilisées) jusqu'à ce que la plus haute résolution de l'image soit atteinte (image originale).

En dernier, l'image originale est réévaluée comme précédemment, en incluant dans la fonction de coût, les caractéristiques de l'image telles que la force des bords et la présence d'échos ultrasonores pour fournir le résultat final de la segmentation.

3.2.1.2.2 Méthodes basées sur l'apprentissage profond: L'apprentissage profond ou Deep Learning est fondé sur des réseaux de neurones profonds contenant plusieurs couches.

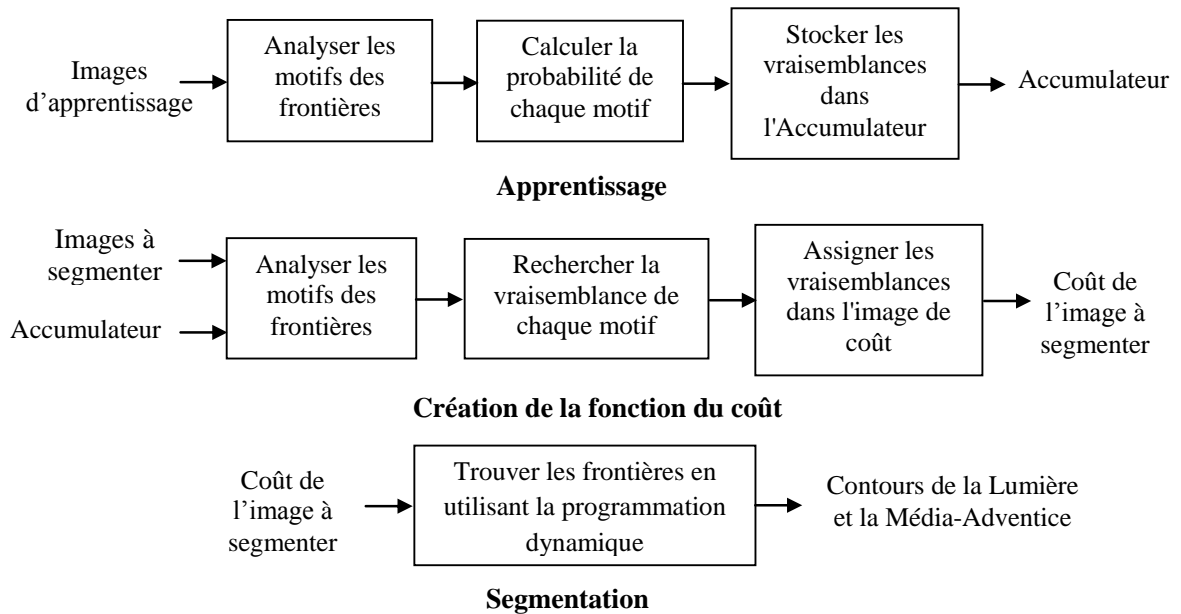


Figure 3.3: Schéma général descriptif de la technique de segmentation par apprentissage des motifs [108].

L'apprentissage profond prend de plus en plus de la place dans plusieurs domaines et particulièrement dans le domaine médical [109, 110]. Ils ont l'avantage de générer par apprentissage des caractéristiques pour chaque pixel ou chaque image à classer à partir des images d'apprentissage (images et leurs vérités terrains) et ne requiert aucun choix d'une technique spécifique d'extraction de caractéristiques. Cependant ils nécessitent généralement beaucoup de données. Les modèles de segmentation d'images par apprentissage profond sont basés sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN: Convolutional Neural Network), dont le plus populaire est le modèle U-Net (Fig. 3.4). Ce modèle U-Net a été utilisé par plusieurs auteurs pour segmenter des images IVUS [107, 111–113]. Son principe est d'ajuster les poids des neurones des différentes couches de manière à ce que les images d'apprentissage segmentées par le réseau (sortie du réseau) soient identiques à leurs vérités terrains.

En se basant sur l'architecture U-Net, Yang *et al.* [112] ont proposé un réseau CNN, dénommé, IVUS-Net, pour la segmentation d'images IVUS. Ce même réseau IVUS-Net a été récemment employé par Du *et al.* [111] pour segmenter des images IVUS acquises dans différents centres et par différents cathéters d'imagerie IVUS. Des versions améliorées du réseau U-Net, telles que VGG16-U-Net [113], RefineNet [111], ont été proposées pour la segmentation d'images IVUS. Une autre version améliorée du réseaux U-Net et qui incorpore une couche multi-échelle a été également appliquée pour la segmentation d'images IVUS [111, 114]. Un autre type de réseau CNN, nommé DeepLabv3+, qui représente la 4ème version améliorée du modèle DeepLab

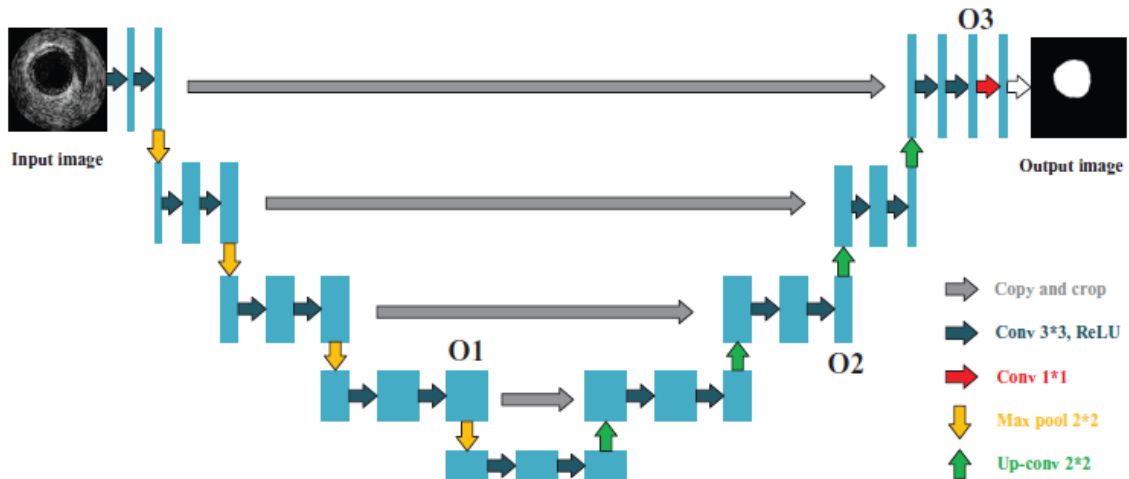


Figure 3.4: Architecture du réseau U-Net [107].

développé par Google, a été exploité pour la segmentation des images IVUS par Du *et al.* [111]. Li *et al.* [107] ont utilisé le U-Net comme extracteur de caractéristiques. Ces caractéristiques sont combinées avec d'autres attributs extraits par des techniques conventionnelles (niveaux de gris, attributs de texture, ect.) afin de segmenter les images IVUS à l'aide de la méthode d'apprentissage par dictionnaire.

3.2.2 Méthode de segmentation basée sur la croissance de régions

La segmentation par croissance de régions est une technique très connue dans le domaine de la segmentation. Elle a été notamment appliquée par Gao *et al.* [93] pour la détection des bordures de la média-adventice (MA). Cette méthode consiste à sélectionner généralement un point de départ, au centre de l'image IVUS. Les pixels connexe et non étiquetés sont ensuite ajoutés itérativement à la région en croissance s'ils sont similaires aux pixels de la région en croissance. Soit R_k la région de croissance de l'image I à la k^{ime} itération. Le pixel non étiqueté (x, y) peut être ajouté à R_k si la condition de similitude suivante est satisfaite:

$$|I(x, y) - s| \leq T_k, \quad (x, y) \in N_{R_k} \quad (3.4)$$

avec $I(x, y)$ est la valeur du niveau de gris de pixel (x, y) , s est le niveau de gris d'un point de la région R_k , N_{R_k} est le voisinage de s (8 voisins). T_k est le seuil de la k^{ime} itération. Le processus de croissance de région est itéré jusqu'à atteindre la bordure MA. Celle ci est obtenue à l'itération optimale:

$$k^* = \underset{k}{\operatorname{argmax}} f(k) \quad (3.5)$$

où $f(k)$ représente la surface de la région en croissance à la k^{ime} itération. Le maximum de la fonction $f(k)$ est atteint, lorsque la région en croissance dépasse la bordure de la MA. Ce maximum est identifié par :

$$k^* = \operatorname{argmax}_k \left[\sum_{z=0}^k f(z) - \sum_{z=0}^{k-1} f(z) \right] \quad (3.6)$$

$$= \operatorname{argmax}_k [S(R_k) - S(R_{k-1})]$$

où $S(R_k)$ et $S(R_{k-1})$ sont les surfaces de R_k et R_{k-1} , respectivement. R_k étant la région située à l'intérieur de la bordure MA.

A la fin du processus de croissance, le contour résultant de la média-adventice est raffiné en supprimant les dépassements du contour ou le blocage de la croissance de région due à la calcification, puis lissé via des opérateurs morphologiques (ouverture-fermeture).

3.2.3 Méthodes de segmentation basées sur la recherche de graphe

La théorie des graphes est un outil de modélisation et de résolution de problèmes, très utilisé dans plusieurs domaines. Dans cette théorie, un graphe est constitué d'un ensemble de points appelés nœuds et d'un ensemble de liens qui déterminent comment les nœuds peuvent être reliés entre eux. Son application pour la segmentation d'images consiste à modéliser l'image par un graphe 2D, et un graphe 3D pour une séquence d'images.

Dans cette modélisation, chaque pixel de l'image I , de coordonnées (i, j) , est considéré comme un nœud du graphe pour lequel un coût $C(i, j)$ est associé. Le coût d'un nœud est déterminé de telle sorte que, plus le coût est faible, plus la probabilité que le nœud se trouve sur le chemin optimal est élevée. Le coût total d'un chemin est la somme des coûts de tous les nœuds sur le chemin. Le chemin dont le coût est le plus faible est le chemin optimal [115].

Les méthodes développées, pour la segmentation d'images IVUS à base d'algorithmes de recherche dans un graphe, utilisent le domaine polaire pour la représentation de l'image I . De ce fait, le contour est représenté par une position sur chaque ligne radiale. Une fois que le coût associé à chaque nœud est calculé, un chemin de coût minimal est recherché dans le graphe; ce chemin correspond au contour détecté. Le coût d'un chemin C_{ch} , est la somme des coûts des

nœuds qui composent le graphe [45]:

$$C_{ch} = \sum_{i=1}^M C(i, p(i)) \quad (3.7)$$

où M est le nombre de positions angulaires; $p(i)$ est un point du chemin $P = \{p(1), \dots, p(M)\}$ qui traverse l'image de telle sorte qu'un seul point de chaque ligne radiale constitue le chemin P . Les points $p(i)$, $p(i-1)$ et $p(i+1)$ doivent être voisins dans le graphe de telle sorte que $|p(i) - p(i-1)| \leq 1$ et $|p(i) - p(i+1)| \leq 1$. Le coût d'un pixel peut dépendre de différentes caractéristiques des images : niveaux de gris, gradient des niveaux de gris, opérateur de texture ou images résultantes de différents types de filtrage.

A titre d'exemple, pour la détection de la lumière de l'image IVUS, Sanka *et al.* [116] ont proposé la fonction de coût des nœuds du graphe $C_l(i, j)$ à partir de l'intensité $f_{edge}(i, j)$ et la direction $d(i, j)$ des arêtes.

$$C_l(i, j) = \max_{n \in M, n \in N} \{f_l(m, n)\} - f_l(i, j) \quad (3.8)$$

avec

$$f_l(i, j) = \begin{cases} f_{edge}(i, j) & \text{si } d(i, j) \in [-\pi/2, \pi/2] \\ f_{edge}(i, j) - dp & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.9)$$

où M et N sont les dimensions angulaire et radiale de l'image d'arêtes f_{edge} pour la lumière; dp est un facteur qui pénalise les arêtes selon la direction (les arêtes recherchées, sont autour de 0 degré). La fonction prend donc de faibles valeurs pour les arêtes d'intensité élevée et orientées entre $-\pi/2$ et $\pi/2$.

Les arêtes sont calculées avec un filtre de Sobel de taille 7×7 pixels. L'intensité de l'arête $f_{edge}(i, j)$ est positionnée angulairement en i et radialement en j . Tandis que la direction des arêtes $d(i, j)$ est calculée avec un filtre de Prewitt de taille 3×3 pixels. La même fonction de coût est utilisée pour la détection du contour externe du vaisseau $C_{LEE}(i, j)$, en tenant compte des limitantes élastiques internes et externes. L'intensité des arêtes ($f_{edge}(i, j)$) est cependant évaluée par un filtre de Sobel de taille 5×5 pixels, et la direction des arêtes est déterminée avec un filtre de Prewitt de taille identique à celui utilisé pour la lumière.

Dans l'étape préalable à la segmentation, les auteurs ont proposé d'identifier deux régions d'intérêts (lumière et média plaque) sur chaque image IVUS à segmenter. La première région contient toute la paroi vasculaire, sélectionnée par une ellipse. Tandis que, la deuxième région est contenue dans un polygone, formée à l'aide d'un ensemble de points sélectionnés par l'utilisateur à l'intérieur de la lumière et à proximité du contour interne du vaisseau.

Cette méthode à été améliorée par Zhang *et al.* [117], en sélectionnant une région d'intérêt de forme elliptique uniquement, sur la première image. Cette région est propagée, séquentiellement, sur les autres images de la séquence. Les fonctions de coûts de la lumière et de la paroi extérieure du vaisseau sont calculées à partir d'images d'arêtes de la séquence IVUS. De plus, un algorithme standard de recherche heuristique est utilisé pour identifier les chemins du coût minimal pour la lumière et la limitante élastique externe (LEE).

Takagi *et al.* [118] ont, ensuite, automatisé cette approche en incluant un algorithme de réduction du bruit dû à la présence du sang, afin d'améliorer la qualité de détection des bordures. Cependant, les opérateurs utilisés pour le calcul de l'intensité des arêtes ne sont pas spécifiés, alors que les filtres de Prewitt ont servis au calcul de la direction de ces arêtes. Cet algorithme ne requiert pas d'interaction manuelle pour l'édition des contours initiaux.

Récemment, Jones *et al.* [119] ont développé une approche interactive pour la détection de la bordure média-adventice, dans laquelle une série de points de contrôle (point de départ et le point d'arrivée du contour) sont sélectionnés par l'utilisateur sur l'image. Les points sélectionnés servent de points d'attraction dans la recherche du plus court chemin, tirant ainsi la segmentation vers eux. La fonction d'énergie est calculée sur la base de la combinaison de la transformée de distance (force d'attraction) et de la discontinuité de la probabilité d'avant-plan.

Plusieurs travaux d'extension d'algorithmes de segmentation par recherche de graphe 2D à des dimensions plus élevées (3D et 3D + temps) ont été proposés. Dans ces algorithmes, l'ensemble des contours d'images sont assemblés en une surface. Ainsi, l'extension d'un chemin optimal, à travers une seule image, est une surface optimale à travers le volume. Les coûts sont attribués à chaque point du volume, et le coût d'une surface est la somme de tous les coûts des points de la surface [115]. La plupart des travaux ont conduit à des solutions difficiles à traiter, sur le plan algorithmique à cause de la procédure d'extension qui n'est pas facile à réaliser.

L'introduction de la technique de coupe de graphe "graph-cut" a permis une optimisation global, clair et flexible, avec une bonne efficacité de calcul. Elle est capable de détecter de multiples surfaces en interactions [120–122]. La méthode résout les problèmes de détection des surfaces en transformant en un calcul des coupes $s - t$ minimales dans des hypergraphes géométriques dérivés. Wahle *et al.* [121] ont appliqué cette technique à la segmentation d'images IVUS avec une fonction de coût à trois niveaux $C_{tot_l}(x, y, z)$, définie comme suit:

$$C_{tot_l}(x, y, z) = \log((1 - \|C_{learn_l}(x, y, z)\|) \cdot (1 - \|C_{Ray}(x, y, z)\|) \cdot (1 - \|C_{CV}(x, y, z)\|)), \quad (3.10)$$

où $C_{learn_l}(x, y, z)$ est une fonction de coût déduite à partir d'un modèle d'intensité établi par apprentissage sur un exemple; $C_{Ray}(x, y, z)$ avec fonction de coût déduite à partir d'un modèle de distribution de Rayleigh sur des données d'images échographiques, déterminée par:

$$C_{Ray}(x, y, z) = -z \ln(\hat{\alpha}_1^2) - (Z - z) \ln(\hat{\alpha}_2^2), \quad (3.11)$$

où Z est la hauteur de l'image transformée en coordonnées polaires. Les paramètres de la distribution de Rayleigh $\hat{\alpha}_1$ et $\hat{\alpha}_2$ sont approximés par:

$$\hat{\alpha}_1 = \sqrt{\frac{1}{2z} \sum_{z'=0}^{z' \leq z} I(x, y, z')^2}, \quad (3.12)$$

$$\hat{\alpha}_2 = \sqrt{\frac{1}{2(Z-z)} \sum_{z'=z+1}^{z' < Z} I(x, y, z')^2}, \quad (3.13)$$

La troisième composante $C_{CV}(x, y, z)$ de la fonction de coût, prend compte des propriétés d'homogénéité des régions selon le critère de variance minimale de Chan-Vese [123]. Elle est formulée comme suit:

$$C_{CV}(x, y, z) = \sum_{z'=0}^{z' \leq Z} I(x, y, z' - \alpha_1)^2 + \sum_{z'=z+1}^{z' < z} I(x, y, z' - \alpha_2)^2, \quad (3.14)$$

Ce modèle a été, ensuite, amélioré par Downe *et al.* [124] en se basant sur la recherche de graphes optimaux tridimensionnels avec une nouvelle fonction de coût. Pour l'étape du pré-traitement, une fenêtre glissante est utilisée pour choisir un segment restreint que contient l'image IVUS pour le filtrage basé sur l'analyse en composantes principales (PCA-based filtering). Après quantification et seuillage, une segmentation initiale est effectuée par un contour actif. Le résultat obtenu est utilisé pour la segmentation par recherche de graphe, où des termes de coûts régionaux sont employés, pour la détection du contour interne, et des termes d'arêtes 3D, pour la détection du contour externe. En dernier, une re-segmentation interactive est proposée au besoin, pour une manipulation semi-automatique facile du résultat.

Dans le même contexte, Sun *et al.* [125] ont appliqué la technique LOGISMOS (Layered Optimal Graph Image Segmentation of Multiple Objects and Surfaces : segmentation d'images à graphe optimal en couches d'objets et de surfaces multiples) [126]. Cette technique consiste à transformer le problème de segmentation en un problème d'optimisation de graphe (recherche d'un ensemble fermé à coût minimum) et se déroule en deux étapes. Dans la première étape, une

pré-segmentation de la surface luminale est réalisée grâce à une décomposition par un modèle de régularisation à variation totale. Le paramètre de régularisation est choisi de telle sorte que le bruit granulaire (hautes fréquences) soit éliminé tout en préservant les informations de la bordure luminale. Cette décomposition est utilisée pour la construction d'un graphe LOGISMOS à double surfaces pour la délimitation grossière de la lumière. Le centre du cathéter (centre de la k^{ime} image de la séquence) μ_k avec $k = 1, 2, \dots, Z$ est choisi comme point de départ, Z étant le nombre d'images de la séquence. Les fonctions de coût (C_1 et C_2), pour les surfaces S_i , attribuent, aux nœuds des colonnes $n(v, j)$, les coûts suivants :

$$c_i(v, j) = \begin{cases} g_{max}, & \text{si } \mathbf{n}_v \cdot \mathbf{g}_{dir}(v, j) < 0 \\ g_{max} - g_{mag}(v, j), & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.15)$$

$g_{mag}(v, j)$ est l'amplitude du gradient normalisé sur la plage $[0, 1]$, $\mathbf{g}_{dir}(v, j)$ la direction du gradient et \mathbf{n}_v les vecteurs normaux à la surface (dans la direction de la colonne du graphe et pointant à l'opposé de μ_k). g_{max} étant l'amplitude maximale du gradient du volume.

La deuxième étape est réservée pour la segmentation à double surfaces basée sur le même principe LOGISMOS. Dans cette étape, la position centrale de chaque image est dérivée de la pré-segmentation de la lumière et les fonctions de coût sont calculées à partir des données images originales non filtrées. Les coûts $C_2(v, j)$ de la limite extérieure (EEL) sont calculés avec la même équation (3.15). La fonction de coût pour la limite interne (surface luminale) est une combinaison de coûts basés sur les bords et sur les régions. En dernier, les auteurs offrent la possibilité d'amélioration du résultat de la segmentation avec un raffinement guidé par l'utilisateur, en modifiant les coûts des nœuds du graphe aux endroits jugés incohérents.

3.2.4 Méthode de segmentation basée sur les systèmes multi-agent

Un système multi-agents pour la segmentation et l'interprétation d'images IVUS a été élaboré par Bovenkamp *et al.* [127]. Ce système utilise cinq types d'agents spécialisés dans la détection de la lumière, du contour externe de la paroi vasculaire, de la calcification, des zones d'ombre et des branches latérales et un agent pour l'état général. Les agents travaillent en interaction et sont organisés selon l'architecture de la figure (3.5). Dans cette architecture, les agents adaptent dynamiquement les algorithmes de segmentation en fonction de leurs connaissances des contraintes globales, des connaissances contextuelles, des informations locales sur l'image et de leurs croyances personnelles. Afin de segmenter les images IVUS, le système multi-agents utilise plus de 450 règles qui dictent le comportement des différents agents. En moyenne 14 règles sont utilisées pour déterminer la spécialisation d'un agent (lumière, LEE, calcification,

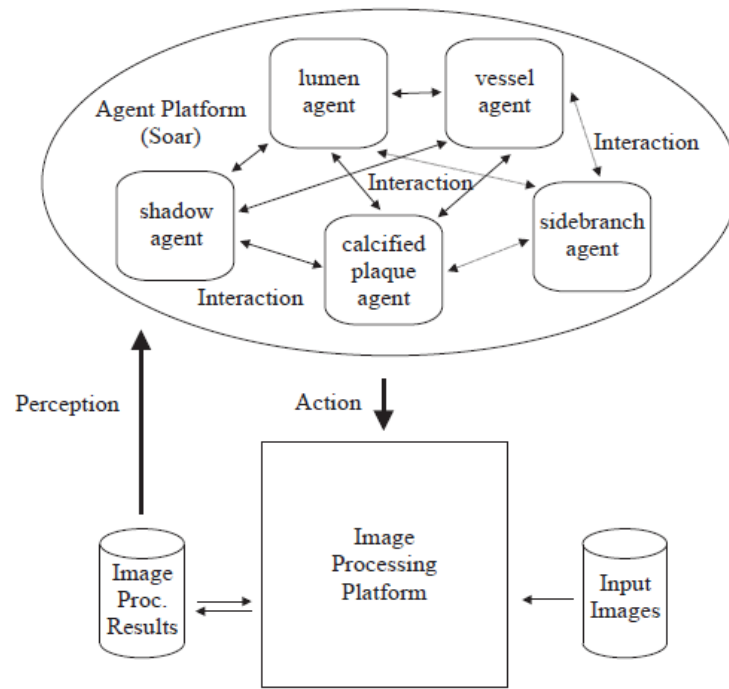


Figure 3.5: Vue globale de l'architecture multi-agents appliquée pour la segmentation d'images IVUS [127].

branche latérale et cône d'ombre). Certaines règles concernent la résolution des conflits (126 règles) et la communication dans le système (48 règles). D'autres aussi établissent comment, quand et où effectuer des opérations de traitement d'images dans différentes circonstances (129 règles) et en dernier 24 règles concernent des généralités.

L'implémentation du système a été effectuée sur la plateforme "Soar", qui est une architecture cognitive générale permettant de développer des systèmes présentant un comportement intelligent, développée à l'Université du Michigan. Elle est disponible gratuitement au public¹. La méthode proposée par [127] est entièrement automatique. Cependant les auteurs mentionnent un temps de calcul très élevé car le raisonnement des agents est assez lent et peut augmenter en cas de conflits et d'ajustements. Le point de départ de l'analyse de *l'agent image* est à partir de la 200^{ème} image d'une série (ce point a été choisi pour exclure certaines images au début et à la fin de la séquence).

3.2.5 Méthodes de segmentation basées sur les contours actifs

Parmi les techniques les plus utilisées en segmentation d'images IVUS, les contours actifs prennent une place prépondérante. Le premier modèle proposé par Kass *et al.* [104], appelé *snake*, est un contour qui évolue et se déplace d'une position initiale, proche de l'objet d'intérêt, vers

¹<https://soar.eecs.umich.edu/>

une position finale (contour de l'objet) qui représente le minimum d'une fonction d'énergie E_S . Les contours actifs peuvent être abordés selon deux approches. La première, dite explicite, définit le contour par une courbe paramétrée (modèle de forme paramétrique). La seconde approche, dite implicite, définit le contour d'une manière implicite comme étant le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure, on parle alors de modèle géométrique. Le contour

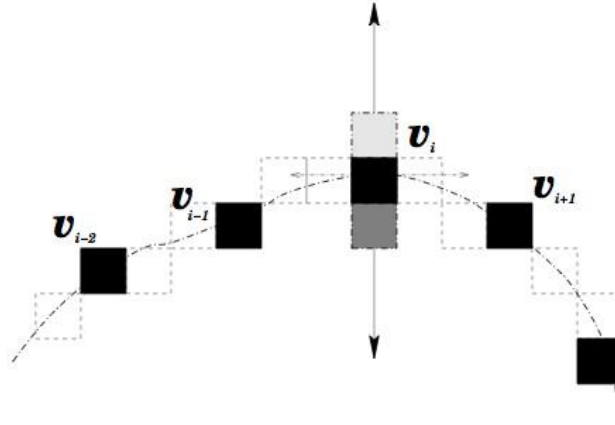


Figure 3.6: Déplacement des points du snake pour obtenir une énergie minimale [77].

actif paramétrique est défini par une courbe V où chaque point $v(x(s), y(s))$ de la courbe est définie par les coordonnées cartésiennes (x, y) du point du contour dans l'image paramétrées par l'abscisse curviligne s . L'énergie totale E_S à minimiser est donnée comme suit :

$$E_S = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds \quad (3.16)$$

où E_{int} et E_{ext} sont, respectivement, les termes d'énergie intérieure et d'énergie extérieure du contour.

L'énergie interne du contour est définie par :

$$E_{int}(v(s)) = \alpha |v(s)'|^2 + \beta |v(s)''|^2 \quad (3.17)$$

α et β sont des paramètres de pondération de chacun des termes de l'énergie interne et externe, respectivement; $v(s)'$ et $v(s)''$ sont, respectivement, les dérivés première et seconde du contour par rapport à s .

L'énergie externe détermine les critères d'évolution du contour et dépend de certaines caractéristiques de l'image, tels que l'intensité de l'image, le gradient de l'image et l'énergie du ressort. Pour remédier à certaines limites du snake classique, certains auteurs ont introduit

d'autres forces externes telle que la force ballon, la carte de distance et la force GVF (Gradient Vecteur Flow). L'énergie externe peut être alors exprimée sous la forme suivante:

$$E_{ext}(v(s)) = - \int_0^1 \|F(v(s))\| ds \quad (3.18)$$

où $F(v(s))$ est une force d'attraction de contour.

Un contour qui minimise l'énergie E_s satisfait l'équation d'Euler-Lagrange qui s'exprime ainsi :

$$\alpha v(s)'' - \beta v(s)'''' - \nabla E_{ext} = 0 \quad (3.19)$$

Le contour final crée donc l'équilibre entre la force intérieure $F_{int} = \alpha v(s)'' - \beta v(s)''''$ et la force extérieure $F_{ext} = \nabla E_{ext}$.

Taki *et al.* [128] ont utilisé les contours actifs paramétriques pour la détection automatique des bordures de l'intima et de la média-adventice dans les images IVUS. L'énergie externe E_{ext} est définie à l'aide de l'intensité de l'image et de son gradient comme dans [129].

Vard *et al.* [130] ont proposé un modèle paramétrique avec deux nouvelles fonctions d'énergies, pour détecter les bordures de l'intima et de la média-adventice dans les images IVUS. Ces dernières sont calculées à partir de la fonction d'autocorrélation cumulative à court terme normalisée (f_{NCSTA}) pour tous les points du contour.

La nouvelle fonction d'énergie proposée pour la détection de la bordure intimale est :

$$E_{intima}(v) = \frac{\alpha}{2} \oint \left| \frac{\partial}{\partial s} v(s) \right|^2 ds + \frac{\beta}{2} \oint \left| \frac{\partial^2}{\partial s^2} v(s) \right|^2 ds + \oint f_{NCSTA}(v(s)) du \quad (3.20)$$

Les deux premiers termes représentent l'énergie interne et contrôlent la forme du contour (l'étirement et la flexion du contour). α et β sont des paramètres positifs qui contrôlent, respectivement, la tension et la rigidité du contour. Le troisième terme représente l'énergie externe de l'image appelée énergie de pression NCSTA, définie comme suit :

$$f_{NCSTA}(v(s)) = \rho \cdot G(F_R^N(v)) \left(\frac{\partial}{\partial s} \right)^\perp \quad (3.21)$$

où ρ est le coefficient de pondération. Le symbole \perp indique que la force de pression NCSTA (f_{NCSTA}) est appliquée perpendiculairement à la tangente du contour. G est une fonction qui est définie comme suit :

$$G(F_R^N(v)) = 1 - \frac{|F_R^N(v) - \mu_{intima}|}{k\sigma_{intima}} \quad (3.22)$$

où $F_N^R(v)$ est la valeur de NCSTA correspondant au point de contour v . μ_{intima} et σ_{intima} sont la moyenne et l'écart type des valeurs NCSTA de la zone intima, connues a priori, et k est un paramètre positif défini par l'utilisateur.

Une combinaison de plusieurs fonctions d'énergies est utilisée pour détecter la bordure de la média-adventice. Cette dernière a l'avantage de résoudre les problèmes de calcification, d'ombre et de branches latérales lors de la segmentation. Elle est basée sur un détecteur d'arêtes, des caractéristiques de texture et une force de ressort, telle que :

$$E_{MA} = E_{Int} + E_{Img} + E_{Ext} \quad (3.23)$$

avec E_{Int} l'énergie interne calculée comme celle de l'intima; E_{Img} l'énergie Image composée de deux termes d'énergie relatifs à l'énergie du contour E_{Edge} et l'énergie du texture $E_{Texture}$. Le dernier terme E_{Ext} représente l'énergie externe, calculée à partir de la force ressort pour éviter le blocage dans les minima locaux.

Une autre méthode de segmentation, basée sur le modèle du snake à flux de vecteurs gradient amélioré (iGVF), a été proposée par Zhu *et al.* [131]. La force GVF est une force externe qui permet d'augmenter la distance d'attraction des zones de forts gradients et d'attirer le contour dans les parties inaccessibles. La force F_{GVF} est défini par le champ vectoriel $W(x,y) = (u(x,y), v(x,y))$ où $u(x,y)$ et $v(x,y)$ sont les composantes horizontale et verticale, respectivement, qui minimise la fonctionnelle d'énergie suivante:

$$\varepsilon = \int \int_I (\mu(ux^2 + uy^2 + vx^2 + vy^2) + |\nabla f|^2 |\nabla W - f|^2) dx dy \quad (3.24)$$

Le premier terme de l'équation, représente l'effet de lissage sur le résultat, et le second terme maintient $W(x,y)$ proche du gradient de la carte contour $f(x,y)$. Les effets des deux termes sont ajustés par le paramètre μ .

Les principales caractéristiques de la méthode proposée par Zhu *et al.* sont d'une part, l'application du filtrage non linéaire sur le champ GVF afin de réduire les minima locaux, de modifier la structure morphologique et d'étendre la plage de détection. D'autre part, le modèle snake GVF (Gradient Vector Flow) est combiné au modèle snake à force ballon. La force ballon est une force de pression qui pousse le points du snake vers l'extérieur ou vers l'intérieur. Ainsi, le champ GVF amélioré et le snake à force ballon (iGVF BS) peuvent être initialisés automatiquement et surmonter le problème causé par les minima d'énergie locaux.

Dans les modèles géométriques, les courbes et les surfaces évolutives peuvent être représentées implicitement comme un ensemble de niveaux (levels-sets) d'une fonction de dimension supérieure.

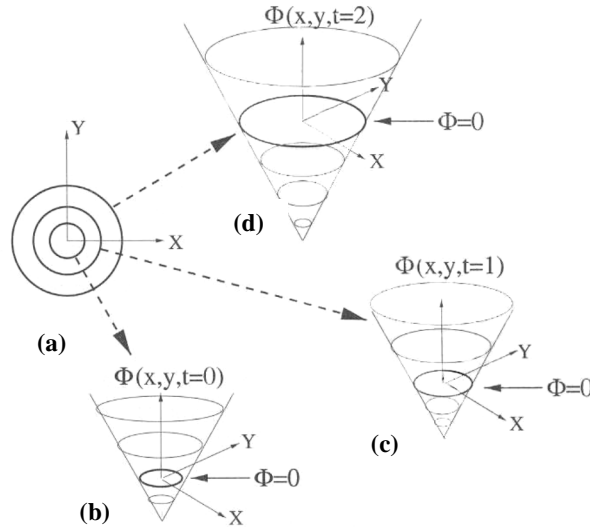


Figure 3.7: Interface en évolution (a) et fonctions level-set correspondantes. La fonction Φ à trois instants différents $t = \{0, 1, 2\}$ (b), (c) et (d).

Soit ϕ une fonction de niveau $\phi = \mathfrak{R}^2 \times [0, \infty] \rightarrow \mathfrak{R}$ et C est un ensemble de niveau de ϕ , tel que $C = \{x \in \mathfrak{R}^2 : \phi(x, t) = r\}, r \in \mathfrak{R}$. La figure 3.7 montre une interface en évolution et ces fonctions level-set correspondantes.

Un grand nombre de modèles géométriques sont proposés dans la littérature. Celui de Han *et al.* est défini par l'équation d'évolution suivante:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| \left(\text{div}(g(I)) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \quad (3.25)$$

avec

$$\phi(x, 0) = \phi_0(x) \quad (3.26)$$

où ϕ_0 est la fonction initiale de l'ensemble de niveaux. L'équation (3.25) est équivalente à [132]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(I)(c + k)|\nabla \phi| + \nabla g \nabla \phi \quad (3.27)$$

$g(I)$ est la fonction d'arrêt qui a pour objectif d'arrêter la propagation lorsque les bordures de l'objet (l'intima ou de la média-adventice dans notre cas) sont détectés. Elle est calculée comme suit :

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\widehat{\nabla I}|^2} \quad (3.28)$$

\hat{I} est l'image filtrée qui garantit que le mouvement de C est moins affecté par le bruit de l'image. k est la courbure moyenne et c est une constante. Le terme $cg(I)|\nabla\phi|$ peut être considéré comme une vitesse supplémentaire de la convergence. $\nabla g\nabla\phi$ désigne la projection d'un vecteur de force attractive sur la normale à l'interface mobile.

Ce modèle géométrique a été également utilisé par Taki *et al.* [128] pour la détection des bordures de l'intima et de la média adventice dans les images IVUS. Dans cette méthode, une étape de prétraitement est utilisée pour réduire le bruit spéculaire à l'aide d'un filtre de diffusion anisotropique. L'image IVUS est ensuite convertie en coordonnées polaires, afin de faciliter l'étape de détection des contours initiaux. Ces derniers, sont approximés par la méthode de seuillage pour l'intima et la méthode de détection de contour de Canny pour la média-adventice. En dernier, l'image est reconvertie en coordonnées cartésienne. Les bordures finales sont, ensuite, détectées en utilisant les deux modèles déformables. Les régions calcifiées entre les frontières extraites sont finalement identifiées à l'aide d'un classifieur bayésien.

La première méthode de segmentation tridimensionnelle à base de surfaces actives a été proposée par Shekhar *et al.* [133] pour la détection des bordures de la lumière et de l'adventice dans les séquences d'images IVUS. La surface initiale est générée à partir des tracés effectués manuellement sur des images à des intervalles de dix images. Le modèle de sommets qui est une extension 3D de la technique du contour dynamique numérique (DDC : Digital Dynamic Contour), introduite initialement par Lobregt et Viergever [134], est utilisé pour représenter un contours 3D.

Les sommets sont placés parallèlement sur les contours d'images successives (le nombre de sommets peut varier d'un contour à un autre), comme illustré sur la figure (3.8). Chaque sommet du modèle de surface possède quatre voisins, deux voisins longitudinaux et deux transversaux (le premier contour et le dernier contour de la séquence possèdent un voisin longitudinal et deux transversaux). Chaque sommet est soumis à des forces internes, externes et d'amortissement dont les définitions sont plus complexes par rapport au modèle DDC. La force interne dépend de deux vecteurs de courbure, transversal et longitudinal, quand à la force externe, elle correspond au gradient d'un champ potentiel 3D déterminé lors d'une étape de prétraitement. La force d'amortissement est une force de décélération agissant sur chaque sommet, elle est proportionnelle et dirigée à l'opposé de la vitesse au sommet.

A chaque itération et après chaque déformation, les contours 2D du modèle de surface sont ré-échantillonnés par une procédure en deux passes, identique à celle utilisée dans le modèle DDC. Si un nouveau sommet remplace deux sommets, lors de la première passe, la vitesse du nouveau

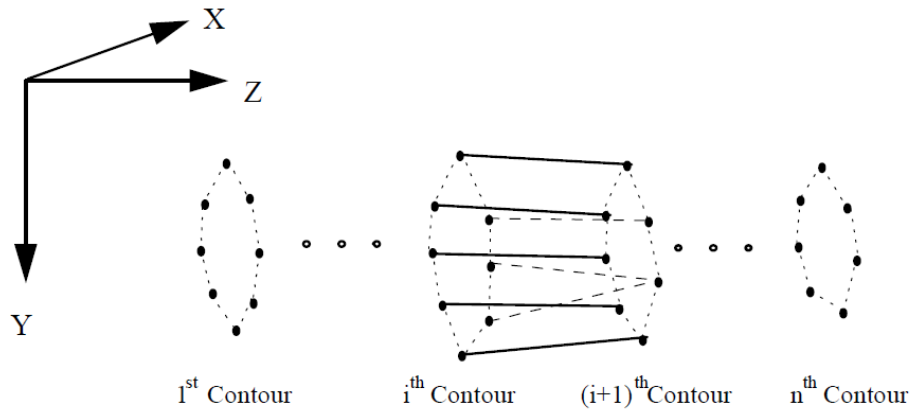


Figure 3.8: Le modèle de surface à forme quasi cylindrique de la technique de segmentation de surface active [133].

sommet est calculée par interpolation. Si un nouveau sommet est inséré dans la seconde passe, sa vitesse est calculée par interpolation linéaire. Cette technique permet une reconstruction 3D et une visualisation géométriquement précises des artères coronaires et un calcul des mesures volumétriques. Par contre, l'algorithme est complexe et nécessite des contours initiaux sur un ensemble d'images de la séquence.

Cet algorithme a été, par la suite, amélioré par Klingensmith *et al.* [135], en introduisant la fonction d'énergie suivante:

$$E_S(V) = \sum_{i=1}^n (E_{cont}(v_i) + E_{curv}(v_i) + \kappa_{ext} E_{ext}(v_i, I)) \quad (3.29)$$

où le contour $V = [v_1, \dots, v_n]$, est défini par l'ensemble des points $v_i = (x_i, y_i)$ dont les coordonnées dans l'image I sont x_i et y_i . κ_{ext} , est un paramètre de pondération de l'énergie externe E_{ext} . Les différentes énergies sont données par:

- E_{cont} est l'énergie interne qui assure une continuité de premier ordre

$$E_{cont}(v_i) = d_{cont} - |v_i - v_{i-1}| \quad (3.30)$$

- E_{curv} est l'énergie de courbure qui assure une continuité de deuxième ordre, déterminée par :

$$E_{curv}(v_i) = |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2 \quad (3.31)$$

- L'énergie externe E_{ext} déterminée à partir du gradient des niveaux de gris de l'image;

$$E_{ext}(v_i) = \frac{min - g(v_i)}{max - min} \quad (3.32)$$

v_i , v_{i-1} et v_{i+1} sont, respectivement, le points courant, précédent et suivant; d_{cont} est la distance moyenne entre les points du contour; $g(v_i)$ est le gradient des niveaux de gris de l'image; min et max sont, respectivement, la valeur minimale et maximale du gradient dans le voisinage du point courant v_i .

Ce modèle tridimensionnelle est obtenu en ajoutant des composantes transversales aux énergies de continuité E_{cont} et de courbure E_{curv} avec une initialisation manuelle toutes les 7 à 10 images de la séquence.

Sanz-Requena *et al.* [136] ont proposé une méthode semi-automatique pour la segmentation 3D d'images IVUS. Après la sélection de la région d'intérêt, une étape de prétraitement est utilisée pour la suppression du bruit. La détection de la bordure de la média-adventice est réalisée en premier, en utilisant la technique de contour active dont l'énergie externe est basée sur le GVF. Tandis que, la détection de la bordure luminale est obtenue en tenant compte de l'information des niveaux de gris (filtrage et seuillage) de la région intérieure des contours de la média-adventice, précédemment détectées. Au final une reconstruction 3D de toutes les régions détectées est réalisée.

Concernant l'initialisation du contour actif, les auteurs ont proposé d'effectuer un tracé manuel uniquement sur la première image. Pour surmonter le problème d'adaptation progressive du contour sur les autres images de la séquence, qui est due aux différentes difficultés, les auteurs ont proposé trois solutions. Deux solutions interactives qui consistent à réinitialiser le contour manuellement lorsque l'image adjacente présente une corrélation faible avec l'image précédente ou périodiquement pour chaque nombre d'images. La troisième solution est automatique, elle consiste à ajuster dynamiquement les paramètres des contours actifs selon les valeurs de corrélation, pendant la segmentation. Les auteurs mentionnent que toutes les solutions donnent de bons résultats, mais la dernière stratégie permet de garder la segmentation aussi automatique que possible.

Roy-Cardinal *et al.* [76] ont proposé une méthode de segmentation tridimensionnelle des images IVUS à l'aide de l'algorithme «Fast-Marching», initialement proposé par (Osher et Sethian [137]), qui est un cas particulier de l'algorithme level-set ordinaire. L'évolution de l'algorithme est basée sur les fonctions de densité de probabilité et sur le gradient des niveaux de gris des images IVUS. Elle suppose que la distribution des niveaux de gris dans les images IVUS est

décrite par un mélange de distribution de Rayleigh [42]. Pour rappel, la fonction de densité de probabilité (PDF) de Rayleigh $P_Y(y_i|a^2)$, de paramètre a^2 est définie comme suit:

$$P(y_i|a^2) = \frac{y_i}{a^2} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2a^2}\right). \quad (3.33)$$

où Y sont les niveaux de gris de l'image et a^2 paramètre liée à la variance de la distribution telle que $\sigma^2 \approx a^2(4 - \pi)/2$ avec $a^2 > 0$.

Les M structures tissulaires différentes (la lumière, la plaque, la média et l'adventice plus les tissus environnants) présentes dans les images IVUS, sont modélisées par un mélange de M fonctions PDF de Rayleigh:

$$P_{Y|\Theta}(Y|\Theta) = \sum_{j=1}^M \omega_j p(y|a_j^2) \quad (3.34)$$

$\Theta = \{(\omega_j, a_j^2)\}_{j=1}^M$, où ω_j est la proportion du j^{ime} composant du mélange de sorte que $\sum_{j=1}^M \omega_j = 1$.

Les paramètres de Θ sont évalués avant l'étape de la segmentation à partir des images IVUS par un algorithme Espérance-Maximisation (EM) [138].

Notons que l'initialisation du contour 3D est réalisée sur trois coupes longitudinales correspondant à trois orientations différentes de la séquence d'images IVUS. Sur chaque coupe longitudinale, les interfaces sont initialisées en utilisant un traçage manuel des contours près de la lumière et de la média des deux cotés du cathéter, comme illustrée sur la figure (3.9). En plus, un minimum d'interactions est nécessaire, lorsque les contours initiaux de la paroi externe du vaisseau, calculés automatiquement, sont proposés à l'utilisateur pour acceptation ou correction sur un nombre limité d'images de coupe longitudinale.

La détection des différents contours (lumen, intima et média), sur une séquence d'images IVUS, est effectuée à travers une extension d'interfaces multiples de l'algorithme de Fast-Marching (FMM), initialement développé par Sifakis *et al.* [139]). Ainsi, une frontière est détectée par la rencontre de deux contours qui se propagent dans des directions opposées. De plus, la fonction de vitesse de propagation des interfaces est une combinaison de deux fonctions de vitesse F , qui définissent la vitesse de propagation du front.

La première, basée sur la fonction de densité de probabilité des intensités dans les images,

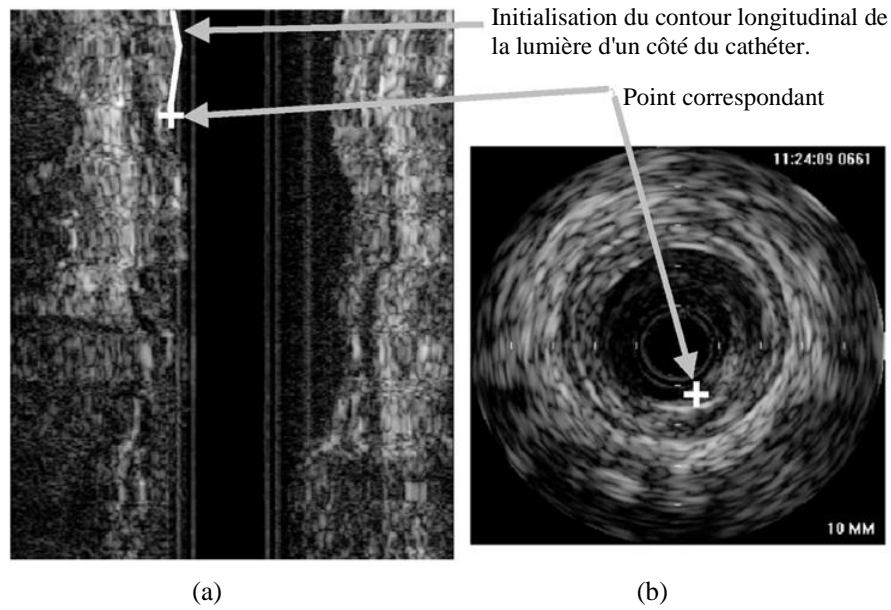


Figure 3.9: a) Initialisation manuelle d'un contour sur une coupe longitudinale d'une séquence d'images IVUS. b) Point de contour longitudinal actuel affiché sur l'image IVUS 2D correspondante [76].

définit une vitesse F_m de l'interface m :

$$F_m(x, y, z) = \left(1 + \frac{1}{N_v} \sum_{s \in v} \frac{\log P_m(I_s)}{\frac{1}{N_L - 1} \sum_{l \neq m, l \in L} \log P_l(I_s)} \right)^{-1} \quad (3.35)$$

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

Ainsi, la fonction F_m est plus rapide dans une région ayant une distribution de niveaux de gris proche de celle de la région m , et diminue lorsqu'elle se rapproche des contours de cette région.

La deuxième fonction de vitesse est basée sur le gradient d'intensité des niveaux de gris dans l'image. Elle est définie par:

$$F(i, j, k) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I_s|} \quad (3.36)$$

où G_σ est un filtre symétrique gaussien de dimension 3×3 utilisé pour filtrer l'image, et $(\nabla G_\sigma * I_s)$ est le gradient 2D calculé sur l'image filtrée au pixel I_s . Cette vitesse diminue lorsqu'un gradient indiquant un contour est élevé et elle est plus grande dans des régions homogènes

de l'image. Cette méthode est complexe et nécessite une initialisation manuelle. Elle présente, aussi, une limitation pour la segmentation des images IVUS provenant d'artères de petit calibre, comme les artères coronaires.

Plus tard, Destrempe *et al.* [140] ont utilisé la variante 2D de l'algorithme Fast-Marching pour segmenter les bordures de la lumière et de la média-adventice dans les images IVUS des artères coronaires. Cette méthode repose sur la minimisation d'une fonction qui utilise le gradient de l'image et la probabilité des pixels d'appartenir à une région correspondante à l'une des structures de l'artère coronaire (lumière, média, adventice et tissus environnants).

Pour simplifier l'extraction de la bordure 3D de la lumière dans les images IVUS, Jourdain *et al.* [77] ont introduit une technique de segmentation par contour actif modélisé par courbe spatiale avec une géométrie hélicoïdale. L'initialisation est effectuée manuellement sur trois images de la séquence (la première image, l'image du milieu et la dernière image) en sélectionnant six points sur les bordures de la lumière. Une fois l'hélicoïde construite, la courbe hélicoïdale évolue en déplaçant les points jusqu'à atteindre la bordure luminale de l'artère.

Le snake 3D est défini par ses coordonnées cylindriques $v_i(r_i, \theta_i, z_i)$. L'algorithme évolue en se basant sur la minimisation de la fonction d'énergie totale définie par :

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N (\alpha E_{int}(v_i) - \beta E_{ext}(v_i)) \quad (3.37)$$

Avec α et β deux paramètres de pondération.

Pour assurer une courbe lisse, l'énergie interne $E_{int}(v_i)$ est liée à la différence de position radiale entre des points consécutifs du snake. Plus exactement entre le point précédent et le point qui correspond à la même position radiale dans la spire suivante, selon l'équation suivante :

$$E_{int}(v_i) = \sqrt{(r_i - r_{i-1})^2 + (r_i - r_{i-2\pi})^2} \quad (3.38)$$

L'énergie externe $E_{ext}(v_i)$ utilise des propriétés globales simples de l'image, soit la moyenne des niveaux de gris à l'intérieur et l'extérieur des régions à segmenter, modélisée par des distributions gaussiennes comme suit :

$$E_{ext}(v_i) = \sum_{w_i \in W_{in}} P(I(w_i), \mu_{in}) + \sum_{w_i \in W_{out}} P(I(w_i), \mu_{out}) \quad (3.39)$$

Le modèle utilisé facilite la reconstruction 3D complète du segment d'artère, sans avoir recouru

aux techniques lourdes impliquant des maillages 3D, des interfaces de propagation. Cependant, la méthode est moins précise que les méthodes complexes et nécessite une bonne initialisation manuelle qui doit être proche de la bordure de la lumière.

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons effectué une synthèse des méthodes de segmentation d'images IVUS. Les premières techniques rapportées sont basées sur la morphométrie (traçage manuel) suivi d'une reconstruction. Comme inconvénient, ces techniques nécessitent un temps de traitement assez long et des opérateurs humains expérimentés. Plusieurs méthodes de segmentation automatiques ou semi-automatiques sont par la suite citées et qui sont récapitulées dans le tableau (3.1).

La plupart de ces méthodes sont bidimensionnelle (2D), et utilisent différentes stratégies (recherche de graphe, systèmes multi-agents, contours actifs, classification automatique, etc.). Parmi ces méthodes, nous nous sommes focalisé sur les méthodes par contour actif car celles-ci restent les plus utilisées dans la segmentation d'images et dans le post-traitement pour le raffinement des résultats. Elles nécessitent cependant une initialisation manuelle proche de la bordure recherchée. Le plus grand inconvénient de toutes ces méthodes est que le traitement et les résultats sont obtenus sur des coupes 2D, tandis que la morphologie des artères et leurs textures sont de nature tridimensionnelle.

Cet état de l'art nous a également permis de constater que les méthodes tridimensionnelles sont moins nombreuses et la plupart d'entre elles présentent un ou plusieurs inconvénients. En effet, certaines d'entre elles sont complexes à implémenter avec des maillages 3D dynamiques ou des surfaces des propagations avec une initialisation manuelle, alors que d'autres utilisent une combinaison de techniques. Notons également que quelques méthodes autorisent une interaction avec l'utilisateur pour corriger (raffiner) les résultats de la segmentation.

Dans le but d'améliorer et de simplifier l'extraction des contours 3D dans les images IVUS, nous présenterons dans le chapitre suivant la technique tridimensionnelle à base des contours actifs que nous avons développée pour segmenter la lumière des artères sur les séquences d'images IVUS.

Table 3.1: Méthodes de segmentation d'images IVUS rapportées dans la littérature.

Auteurs	2D/3D	Contour initial	Catégorie	Méthode
Kitney <i>et al.</i> [81]	2D	Manuel	Lumière et média	Morphomotrie
DeJesus <i>et al.</i> [82]	2D	Manuel	Lumière et média	Morphomotrie
Rosenfield <i>et al.</i> [87]	2D	Manuel	Lumière et média	Seuillage
Moraes et Furuie [89]	2D	Manuel	Lumière et média	Seuillage
Faraji <i>et al.</i> [91]	2D	Auto	Lumière et média	Seuillage
Kermani et Ayatollahi <i>et al.</i> [92]	2D	Auto	Lumière et média	Seuillage
Gao <i>et al.</i> [93]	2D	Auto	Lumière Média	K-means Croissance de régions
Jodas <i>et al.</i> [94]	2D	Auto	Lumière	K-means
Huang <i>et al.</i> [96]	2D	Auto	Lumière et média	FCM
Xia <i>et al.</i> [97]	2D	Auto	Lumière et média	FCM
Xia <i>et al.</i> [98]	2D	Auto	Lumière et média	FCM
Haas <i>et al.</i> [99]	2D	Auto	Lumière et média	Maximum a posteriori
Mendizabel <i>et al.</i> [100]	2D	Manuel	Lumière	SVM
Lo Vercio <i>et al.</i> [101]	2D	Auto	Lumière	SVM
Su <i>et al.</i> [102]	2D	Auto	Lumière et média	RNA
Wang <i>et al.</i> [105]	2D	Auto	Média	RNA
Tong <i>et al.</i> [106]	2D	Auto	Lumière	Dictionary learning
Li <i>et al.</i> [107]	2D	Auto	Lumière	Dictionary + Deep learning
Olszewski <i>et al.</i> [108]	2D	Auto	Lumière et média	Apprentissage des motifs
Yang <i>et al.</i> [112]	2D	Auto	Lumière et média	Deep Learning
Sanka <i>et al.</i> [116]	2D	Manuel	Lumière et média	Recherche de graphe
Zhang <i>et al.</i> [117]	2D	Manuel	Lumière et média	Recherche de graphe
Takagi <i>et al.</i> [118]	2D	Auto	Lumière et média	Recherche de graphe
Jones <i>et al.</i> [119]	2D	Manuel	Lumière et média	Recherche de graphe
Wähle <i>et al.</i> [121]	3D	Manuel	Lumière et média	Recherche de graphe
Downe <i>et al.</i> [124]	3D	Auto	Lumière et média	Recherche de graphe
Sun <i>et al.</i> [125]	3D	Auto	Lumière et média	Recherche de graphe
Bovenkamp <i>et al.</i> [127]	2D	Auto	Lumière et média	Multi-agents
Taki <i>et al.</i> [128]	2D	Auto	Lumière et média	Contour actif
Vard <i>et al.</i> [130]	2D	Auto	Lumière et média	Contour actif
Zhu <i>et al.</i> [131]	2D	Auto	Lumière et média	Contour actif (GVF)
Shekhar <i>et al.</i> [133]	3D	Manuel	Lumière et média	Surface active
Klingensmith <i>et al.</i> [135]	3D	Manuel	Lumière et média	Surface active
Sanz-Requena <i>et al.</i> [136]	3D	Manuel	Lumière et média	Contour actif (GVF)
Roy-Cardinal <i>et al.</i> [76]	3D	Manuel	Lumière et média	Fast marching
Destremes <i>et al.</i> [140]	2D	Manuel	Lumière et média	Fast marching
Jourdain <i>et al.</i> [77]	3D	Manuel	Lumière	Contour actif

Chapitre 4

Segmentation d'images IVUS à base d'un modèle hélicoïdal adaptatif tridimensionnel

4.1 Introduction

La segmentation des différentes tuniques en particulier la lumière et la média sur des images échographiques intravasculaire (IVUS) est une tâche laborieuse et coûteuse en temps pour un expert humain en raison de la grande quantité d'images (plusieurs centaines), du bruit et d'artefacts présents sur ces séquences. Le processus d'automatisation de la segmentation des séquences IVUS a été un sujet d'intérêt pour plusieurs chercheurs depuis le début des années 90. Ceci a donné naissance à plusieurs techniques dont la plupart d'entre elles ont été présentées dans le chapitre précédent.

Parmi ces techniques, nous avons retenu celle de Jourdain *et al.* [77]. Cette technique de segmentation basée sur les contours actifs, emploie une courbe spatiale ayant une géométrie hélicoïdale qui évolue jusqu'à la détection du contour de la lumière de l'artère. L'algorithme utilise des propriétés globales simples de l'image et facilite une reconstruction 3D complète sans l'utilisation des techniques lourdes impliquant des maillages 3D, des interfaces de propagation, etc. Cependant, il est moins précis et nécessite une bonne initialisation manuelle.

Dans le but d'améliorer et de remédier à ces inconvénients, nous avons développé une technique de segmentation de la lumière des artères sur des images échographiques (IVUS) à l'aide d'un modèle hélicoïdal adaptatif tridimensionnelle [141].

4.2 La méthode de segmentation d'images IVUS développée

La méthode de segmentation d'images IVUS à base d'un modèle hélicoïdal adaptatif tridimensionnel que nous avons développée dans [141] a pour but de détecter le contour 3D qui délimite la lumière du reste du tissu environnant des artères. Elle est décrite par le schéma synoptique de la figure (4.1). Elle comprend quatre étapes. La première étape de prétraitement vise à réduire l'effet de l'artéfact ring-down et les marques de calibrage du cathéter. La seconde étape consiste à initialiser le contour actif (snake) hélicoïdal tridimensionnel. Elle est suivie par l'étape clé, constituée d'une procédure itérative qui a pour but de déformer l'hélicoïde en direction de la

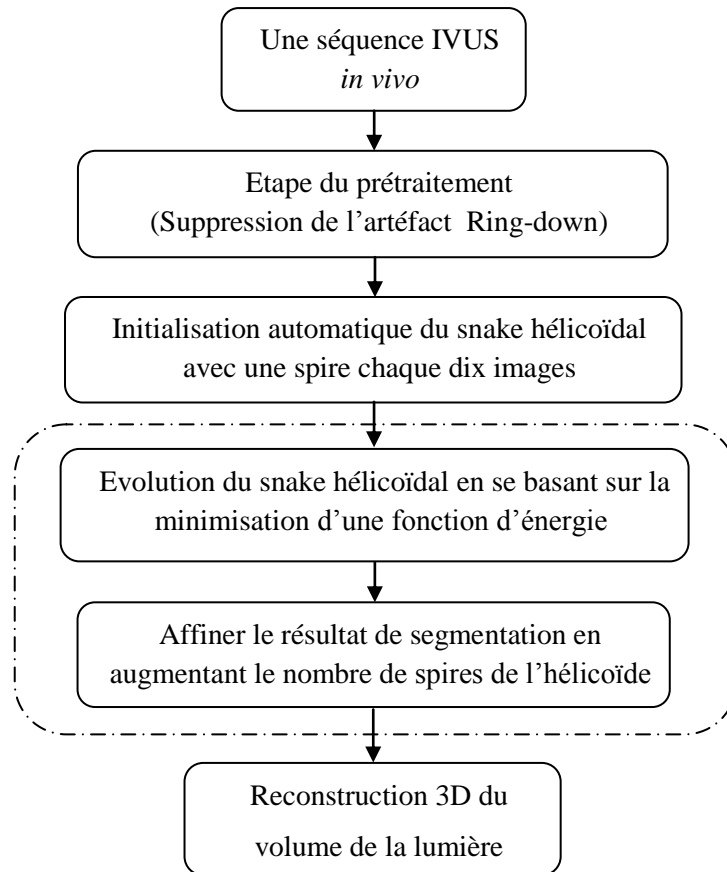


Figure 4.1: Schéma synoptique de la méthode de segmentation d'images IVUS à l'aide d'un modèle hélicoïdal adaptatif tridimensionnel.

frontière luminale en minimisant une fonction d'énergie. À la fin du processus de segmentation, le snake hélicoïdal résultant est utilisé comme base pour la reconstruction 3D de la lumière de l'artère.

4.3 Etape de Prétraitement

La plus grande difficulté rencontrée dans le processus de segmentation des images IVUS est la présence d'artéfacts; en particulier, l'artéfact ring-down (Fig. 4.2 (b)). Cet artéfact est constant sur toute la longueur de la séquence (Fig. 4.2 (a)) et présente une intensité de niveau de gris élevée (hyperéchogène) qui, dans certains cas, fausse les résultats de la segmentation. C'est particulièrement le cas lorsque les parois de l'intima sont proches du cathéter.

L'artéfact ring-down présente certaines caractéristiques qui restent constantes pendant une petite période si la température et le milieu restent les mêmes. La nature dynamique de l'artéfact ring-down descendante le rend difficile à éliminer.

Dans la littérature, Il existe plusieurs techniques de filtrage pour la réduction du bruit en imagerie ultrasonore telles que le filtre médian, le filtre de diffusion anisotrope, le filtre des moyennes non locales, le filtre bilatéral [142], etc. Parmi ces filtres, le filtre bilatéral est une méthode robuste de réduction du bruit qui préserve les contours, mais elle s'est avérée inapte pour la réduction de l'artéfact ring-down.

Pour réduire l'influence de l'artéfact ring-down, les médecins utilisent une technique qui consiste à enregistrer le signal ring-down lorsque le transducteur se trouve dans sa gaine de protection, avant l'examen. Ensuite, ce signal est soustrait ultérieurement des trames résultantes lors de la procédure d'acquisition [143, 144]. Cette technique offre des résultats satisfaisants au départ, mais présente l'inconvénient de nécessiter un rééquilibrage du système, qui reste une tâche difficile lors d'une intervention.

Une autre approche capable d'éliminer l'artéfact ring-down, suggère que la plupart des motifs observés dans l'artéfact ring-down ne font pas partie du signal réel et montrent des caractéristiques distinctes dans le domaine de fréquence azimutal. Cette approche consiste à éliminer les composantes des fréquences azimutales dépendantes de la profondeur des sources électroniques et acoustiques d'un signal B-scan à l'aide d'un filtre coupe-bande azimutal [44].

Dans une autre approche plus basic et plus simple, l'image moyenne est soustraite de chaque image de la séquence. Malheureusement, cette approche ne supprime pas correctement l'artéfact et en plus dégrade la qualité de l'image.

Pour éliminer ou réduire l'artéfact ring-down, nous avons choisi la technique proposée dans [145] pour sa rapidité et sa simplicité. Etant donné que l'artéfact ring-down reste approximativement constant sur la séquence des images IVUS, la prise en compte du minimum sur toutes les images génère une image mettant en évidence un contraste significatif entre les pixels artéfacts et non-artéfacts.

On note par I_{min} l'image minimale déterminée sur un ensemble de γ images $\{I_i\}$, $i = 1, \dots, \gamma$. Le paramètre γ est mis à jour par palier de γ images tout au long de la séquence.

Chaque pixel portant les coordonnées (x, y) de l'image minimale $I_{min}(x, y)$ est calculé à l'aide de l'équation suivante:

$$I_{min}(x, y) = \min_{i \in \gamma} I_i(x, y). \quad (4.1)$$

En soustrayant l'image minimale résultante de toutes les images qui font partie du même en-

semble d'images γ de la séquence telles que:

$$I'_i(x,y) = I_i(x,y) - I_{min}(x,y), \quad i = 1, \dots, \gamma, \quad (4.2)$$

nous obtenons des images dépourvues de l'artéfact ring-down.

La figure (4.2 (e)) montre la vue longitudinale d'une séquence après la suppression de l'artéfact ring-down par cette procédure de pré-traitement. Notez que les marques de calibrage du cathéter sont en même temps supprimées .

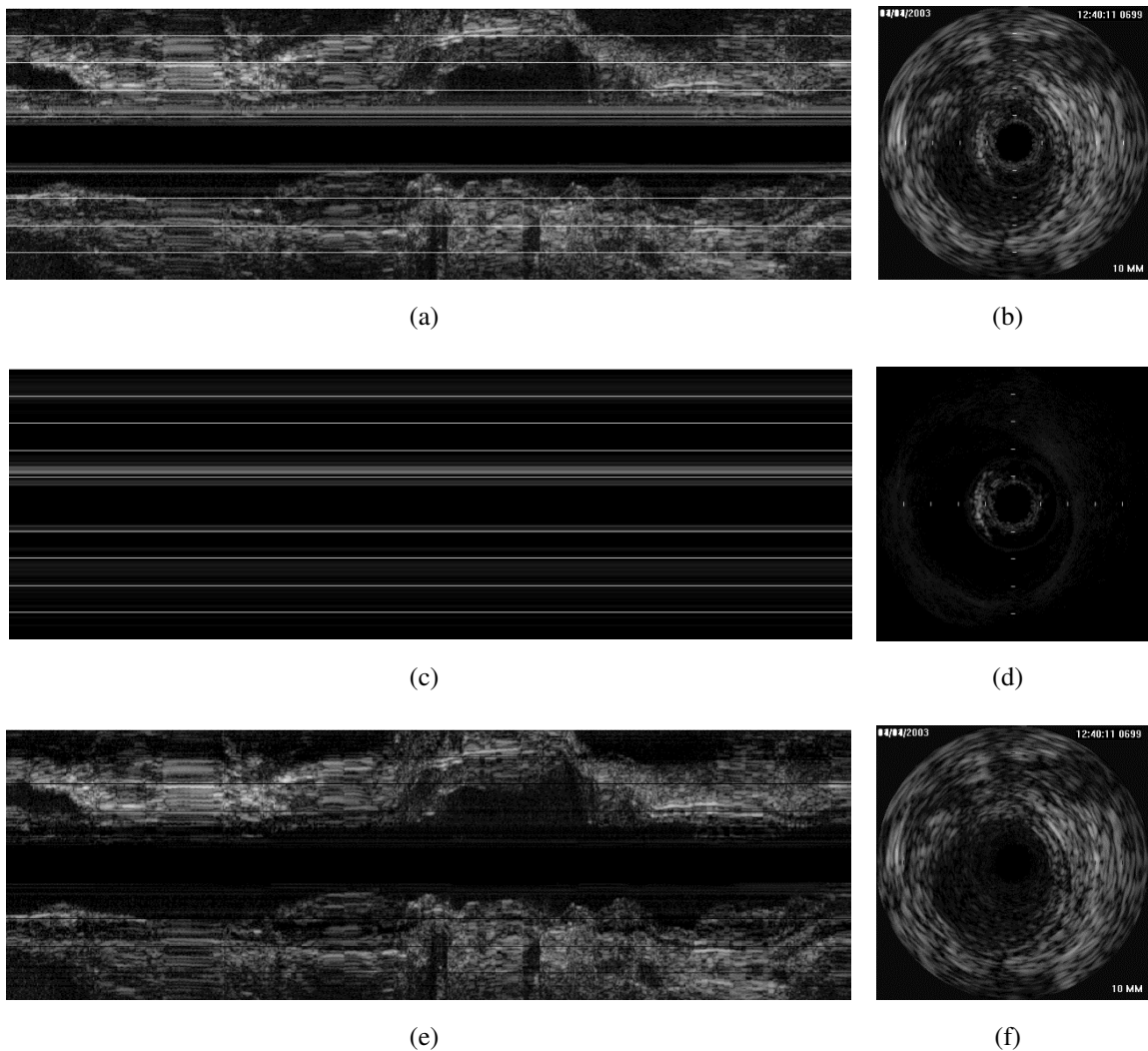


Figure 4.2: Suppression de l'artéfact ring-down et des marques de calibrage du cathéter. a) Vue longitudinale d'une séquence IVUS originale. b) Image IVUS de la séquence. c) Vue longitudinale de l'artéfact ring-down et des marques de calibrage du cathéter. d) Image de l'artéfact ring-down et des marques de calibrage du cathéter. e) Vue longitudinale de la séquence après la suppression des marques de calibrage et de l'artéfact. f) Image IVUS après la suppression des marques de calibrage et de l'artéfact.

Pour préserver les informations contenues sur ces images IVUS, nous avons calculé l'image

minimale sur les pixels qui se trouve à l'intérieur d'un cercle centré dont le rayon correspond à la largeur de l'image.

Nous avons montré dans [146] l'influence de l'artéfact ring-down sur les résultats de segmentation et l'amélioration des résultats de segmentation après suppression de l'artéfact ring-down et les marques de calibrage du cathéter par la technique adoptée.

4.4 Segmentation de la lumière des images IVUS à base du snake hélicoïdal 3D

Rappelons que les contours actifs (snakes) sont définis par une courbe continue, fermée ou non, à extrémités fixes ou non. Ce sont des modèles élastiques qui à partir d'une position initiale, située près de l'objet d'intérêt, se déforment au fur et à mesure, de manière à épouser les frontières réelles de l'objet.

Le modèle du snake proposé, consiste en une courbe spatiale en spirale tridimensionnelle similaire mais plus flexible que celle proposée par Jourdain *et al.* [77]. Ce snake hélicoïdal est constitué d'un ensemble V de N points de contrôle, où chaque point $v_i \in V$, $i = 1, \dots, N$ est déplacé de manière radiale afin de minimiser la fonction d'énergie, notée E_S :

$$E_S(V) = \sum_{i=1}^N (\alpha E_{int}(v_i) + (1 - \alpha) E_{ext}(v_i)), \quad (4.3)$$

où α est un paramètre de pondération ajusté par l'utilisateur.

L'énergie du snake est composée par la somme de deux termes. Le premier terme représente l'énergie interne, notée E_{int} , qui dépend des propriétés géométriques du modèle, telles que la continuité et la courbure, et qui gère la régularité de la forme du snake. Le second terme représente l'énergie externe, notée E_{ext} , calculé à partir des distributions de niveaux de gris locales.

4.4.1 Initialisation du snake hélicoïdale 3D

Le snake hélicoïdal tridimensionnel est d'abord initialisé en générant des spires sur toute la longueur de la séquence d'images d'une manière uniforme (dans notre algorithme nous avons choisi de générer une spire chaque dix images). Chaque spire de l'hélicoïde est constitué de N_s points de l'ensemble V . Chaque point $v_i \in V$, $i = 1, \dots, N$ de l'hélicoïde évolue ensuite d'une manière itérative jusqu'à ce qu'il coïncide avec la bordure de la lumière. Le snake hélicoïdal

est défini par les coordonnées cartésiennes suivantes [147]:

$$\begin{cases} x(v_i) = r_i \cos(\theta_i) \\ y(v_i) = r_i \sin(\theta_i) , \\ z(v_i) = z_i \end{cases} \quad (4.4)$$

où r_i , θ_i et z_i sont respectivement le rayon, la position angulaire et la longueur axiale (ou la hauteur) de l'hélicoïde au point v_i .

Le nombre de points par spire N_s et le nombre de spires N_{sp} peuvent être choisis au préalable par l'utilisateur en fonction de la longueur de la séquence et de la régularité de la bordure luminale.

Comme les points $v_i(x_i, y_i, z_i)$ sont déplacés radialement, il est alors préférable de les représenter par leurs coordonnées cylindriques $v_i(r_i, \theta_i, z_i)$, où r_i , θ_i et z_i correspondent, respectivement, aux positions radiales, angulaires et à leur profondeur dans la séquence d'images.

Le snake hélicoïdal peut être initialisé sur la séquence de deux manières différentes, à savoir:

- Une initialisation automatique effectuée en générant un modèle hélicoïdal centré avec un rayon égale à 2 mm. La figure (4.3) montre un exemple du snake hélicoïdal 3D initialisé automatiquement.

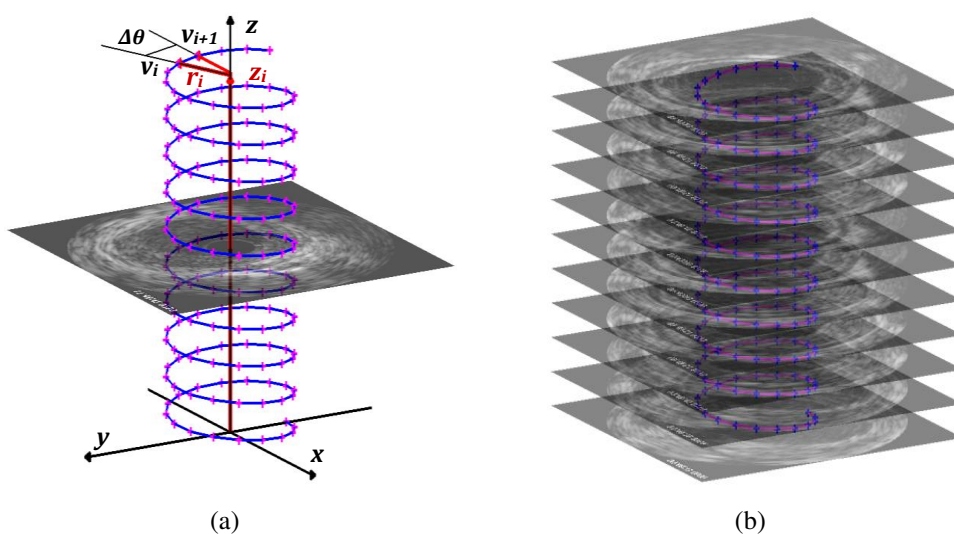


Figure 4.3: Initialisation automatique du snake hélicoïdal 3D. a) Le modèle hélicoïdal. b) Le snake hélicoïdal initialisé sur la séquence d'images IVUS.

- Une initialisation manuelle dans laquelle l'utilisateur réalise des tracés sur la première image, la dernière image et une image intermédiaire sélectionnée sur une coupe longitudinale de la séquence d'image susceptible de contenir une éventuelle difficulté (sténose, calcification..etc.). On génère ensuite, une courbe hélicoïdal de la même manière que dans le cas de l'initialisation automatique. Les points de l'hélicoïde de la première spire, dernière spire et la spire intermédiaire sont ajustés à partir des tracés effectués par l'utilisateur. Les points des autres spires de l'hélicoïde sont alors déterminés par interpolation linéaire. La figure (4.4) montre un exemple d'initialisation manuelle de l'hélicoïde.

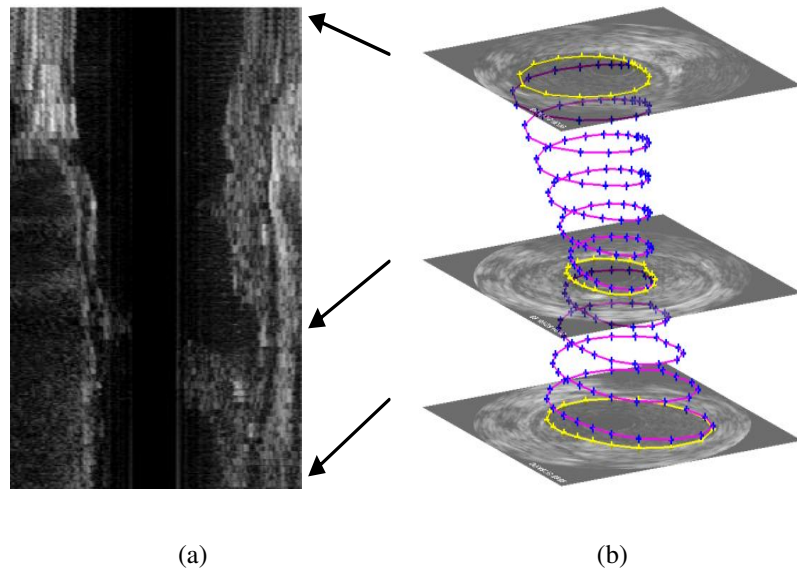


Figure 4.4: Initialisation manuelle du snake hélicoïdal 3D. a) Coupe longitudinale de la séquence IVUS. b) Génération du snake hélicoïdal sur la séquence d'images IVUS.

La détermination par interpolation des points de l'hélicoïde situés entre la première spire et la spire intermédiaire suppose que tout les rayons pour la même rotation θ varient linéairement entre les deux spires.

Soient $v_i(r_i, \theta_i, z_i)$, $v_{i+N_s}(r_{i+N_s}, \theta_{i+2\pi}, z_{i+N_s})$ et $v_1(r_1, \theta_1, z_1)$ situés à la même position angulaire θ et à des longueurs axiales z_i , z_1 et z_{i+N_s} , le rayon r_i est calculé par :

$$r_i = \frac{(z_i - z_1) \times (r_{i+N_s} - r_1)}{(z_{i+N_s} - z_1)} + r_1, \quad (4.5)$$

D'une manière générale, l'interpolation linéaire des points situés entre deux spires quelconques est obtenue par la formule suivante :

$$r_i = \frac{(z_i - z_{i-N_s}) \times (r_{i+N_s} - r_{i-N_s})}{(z_{i+N_s} - z_{i-N_s})} + r_{i-N_s}, \quad (4.6)$$

4.4.2 Énergies du snake hélicoïdale

Pour chaque point de snake hélicoïdal $v_i(r_i, \theta_i, z_i)$, l'algorithme recherche une nouvelle position qui minimise la fonction d'énergie définie par l'équation (4.3). Un point v_i du snake est déplacé radialement vers un point v_j^* situé à la même position angulaire θ_i et la même profondeur z_i du point de contrôle v_i dans son voisinage W ($v_j^* = w_j$ position du futur potentiel: $w_j \in W$).

On définit alors deux sous-ensembles de voisinage W_{int} et W_{ext} telles que $W = W_{int} \cup W_{ext}$. W_{int} et W_{ext} représentent, respectivement, le voisinage de points situés à l'intérieur du contour (représentés par les points jaunes sur la figure (4.5 (a)) et de points situés à l'extérieur du contour (représentés par les points verts sur la figure (4.5 (a)) qui ont la même position angulaire θ_i et la même profondeur z_i du point de contrôle v_i .

Les termes de l'énergie interne et de l'énergie externe utilisées pour calculer la position du futur potentiel sont définis ci-dessous.

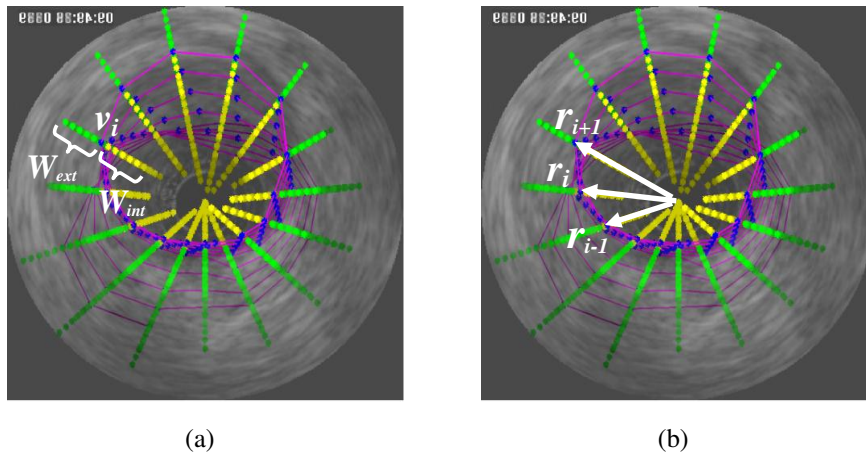


Figure 4.5: a) Voisinage W pour chaque point v_i en bleu: le voisinage de points W_{int} situés à l'intérieur du point v_i (représentés par les points jaunes) et le voisinage de points W_{ext} situés à l'extérieur du point v_i (représentés par les points verts). b) Les coordonnées radiales r_i , r_{i-1} et r_{i+1} correspondant respectivement aux points v_i , v_{i-1} et v_{i+1} .

4.4.2.1 Énergie interne

Pour assurer une courbe lisse et maintenir la cohésion des points et la rigidité de la courbe, nous avons suivi la même idée proposée par [148], puis adaptée par [77] pour le calcul de l'énergie interne. Celle-ci est liée à la différence de positions radiales entre les points consécutifs v_i , v_{i-1} et v_{i+1} du snake [146]. Elle est définie comme suit:

$$E_{int}(v_i) = \sqrt{(r_i - r_{i-1})^2 + (r_i - r_{i+1})^2}, \quad (4.7)$$

où r_i , r_{i-1} et r_{i+1} sont respectivement les coordonnées radiales des points v_i , v_{i-1} et v_{i+1} (Fig. 4.5 (b)).

Cette énergie est minimale lorsque l'hélicoïde est circulaire, ce qui correspond à une lumière dans une artère saine.

4.4.2.2 Énergie externe

L'énergie externe correspond à l'adéquation du snake hélicoïdal avec les données image (distributions de niveaux de gris). La minimisation de cette énergie attire le snake vers la bordure de la lumière avec la probabilité la plus élevée (c'est-à-dire la lumière d'un côté et le tissu de l'autre côté) de la même manière que l'énergie de vraisemblance proposée par Mignotte *et al.* [149] et plus tard adapté par [77, 146].

Pour calculer le terme de l'énergie externe, pour chaque point v_i , nous considérons deux fenêtres cubiques radiales $\phi_{int}(v_i)$ et $\phi_{ext}(v_i)$ de taille variable qui grandissent en allant vers l'extérieur, centrées sur v_i renfermant respectivement les voxels situés à l'intérieur et à l'extérieur du voisinage cubique contenant le point v_i du contour, comme on peut le voir sur la figure (4.6). $\phi_{int}(v_i)$ est sensée se situer et représenter la lumière et $\phi_{ext}(v_i)$ le tissu environnant.

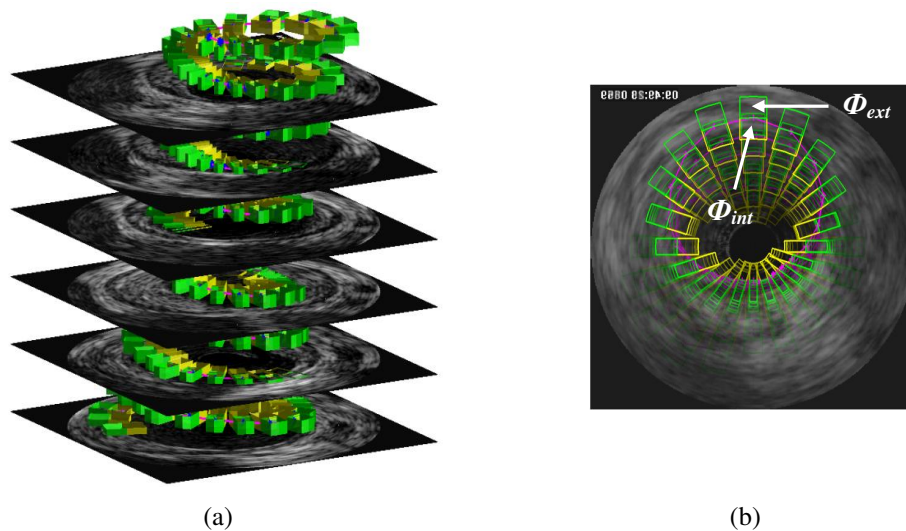


Figure 4.6: Illustration des fenêtres de voisinage utilisées pour le calcul de l'énergie externe. a) Fenêtres cubiques à l'intérieur $\phi_{int}(v_i)$ (jaune) et à l'extérieur $\phi_{ext}(v_i)$ (vert) pour chaque point v_i du snake hélicoïdal. b) Vue de dessus.

Le terme de l'énergie externe est lié à la distribution des niveaux de gris des voxels. Contrairement à Jourdain *et al.* [77], qui ont utilisé des distributions Gaussiennes, nous avons pour notre part choisi de décrire les distributions des niveaux de gris à l'intérieure des fenêtres

interne $\phi_{int}(v_i)$ et externe $\phi_{ext}(v_i)$ par des distributions de Rayleigh, notées $P(\mu_{int}(v_i)|a_l^2)$ et $P(\mu_{ext}(v_i)|a_t^2)$, telles que:

$$P(\mu_{int}(v_i)|a_l^2) = \frac{\mu_{int}(v_i)}{a_l^2} \exp \frac{-\mu_{int}(v_i)^2}{2a_l^2} \quad (4.8)$$

et

$$P(\mu_{ext}(v_i)|a_t^2) = \frac{\mu_{ext}(v_i)}{a_t^2} \exp \frac{-\mu_{ext}(v_i)^2}{2a_t^2} \quad (4.9)$$

a_l et a_t sont les paramètres de distribution de Rayleigh, estimés au début, lors de l'étape d'initialisation à partir de la moyenne des niveaux de gris de la lumière μ_l et du tissu environnant μ_t sur une image représentative de la séquence d'images IVUS en utilisant les relations ci-dessous [146]:

$$a_l = \mu_l \sqrt{\frac{2}{\pi}} \quad et \quad a_t = \mu_t \sqrt{\frac{2}{\pi}} \quad (4.10)$$

Les niveaux de gris moyens $\mu_{int}(v_i)$ et $\mu_{ext}(v_i)$ sont calculés à partir des voxels situés à l'intérieure des fenêtres $\phi_{int}(v_i)$ et $\phi_{out}(v_i)$, respectivement.

Notons que le choix de la distribution de Rayleigh est motivé par le fait que cette distribution reflète mieux la distribution des pixels dans les images ultrasonores [40–43].

La figure (4.7) montre l'allure des distributions $P(\mu_{int}(v_i)|a_l^2)$ et $P(\mu_{ext}(v_i)|a_t^2)$ dans trois cas différents selon la position du point v_i dans la zone de la lumière, du tissu ou à leur frontière.

Pour attirer un point du snake hélicoïdal vers la bordure de la lumière, on peut soit maximiser la somme des probabilités $P(\mu_{int}(v_i)|a_l^2)$ et $P(\mu_{ext}(v_i)|a_t^2)$:

$$E_{ext}(v_i) = P(\mu_{int}(v_i)|a_l^2) + P(\mu_{ext}(v_i)|a_t^2), \quad (4.11)$$

ou minimiser le négatif du log-vraisemblance de ces probabilités:

$$E_{ext}(v_i) = -(\log(P(\mu_{int}(v_i)|a_l^2)) + \log(P(\mu_{ext}(v_i)|a_t^2))), \quad (4.12)$$

Globalement, la somme de tous les $E_{ext}(v_i)$ est minimisée lorsque le contour se trouve sur la bordure de la lumière (Fig. 4.7 (c) et (f)).

En comparaison, Jourdain *et al.* [77] ont calculé le terme de l'énergie externe avec des distribu-

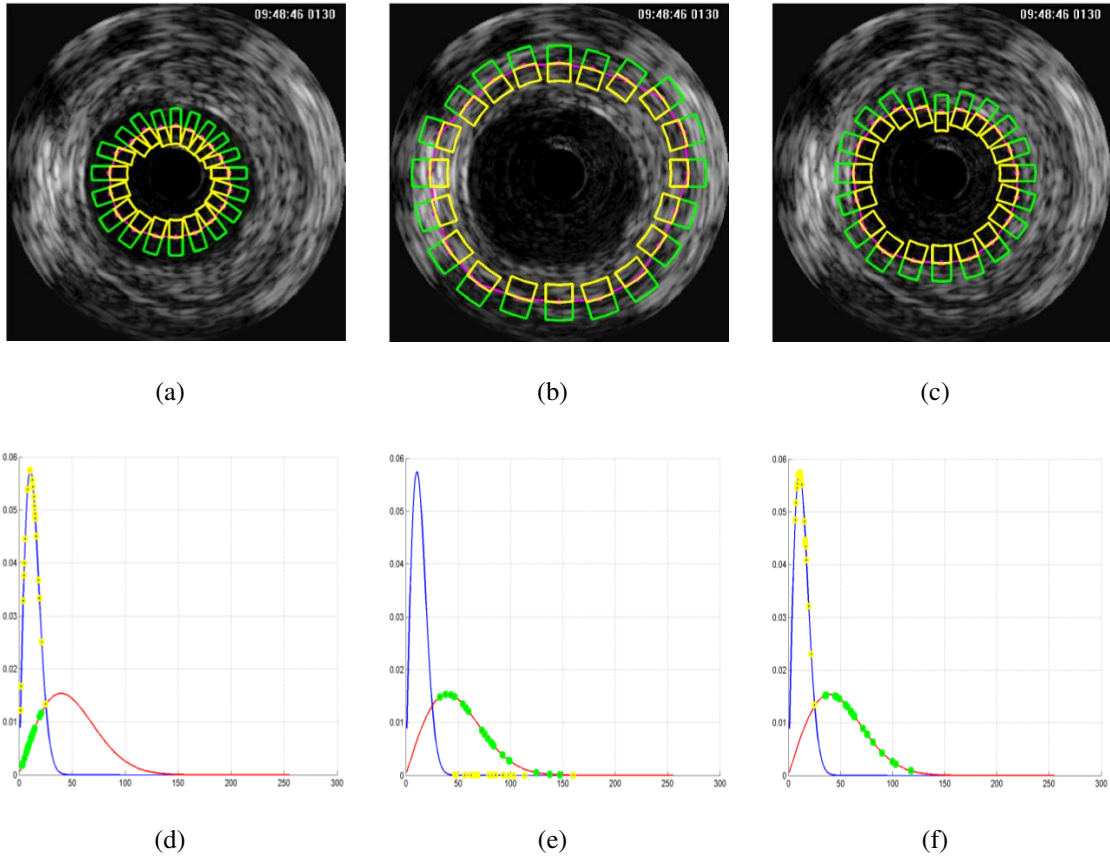


Figure 4.7: Localisation et allures des distributions des voxels dans les fenêtres $\phi_{int}(v_i)$ et $\phi_{ext}(v_i)$ dans le cas où v_i est: a) dans la lumière, b) dans le tissu, c) sur la frontière luminale. (d-f) Distributions de probabilités dans la fenêtre interne ϕ_{int} (points jaunes) et dans la fenêtre externe ϕ_{ext} (points verts).

tions gaussiennes avec des variances fixes, définies par l'utilisateur.

4.4.3 Évolution du snake hélicoïdale

Dans les méthodes classiques de segmentation par contour actif, une initialisation proche du contour de l'objet recherché est requise afin de bien détecter le contour. Pour éviter cette contrainte d'initialisation et assurer la convergence du snake hélicoïdal vers la lumière, nous avons proposé une manière originale de choisir la direction du déplacement du point $v_i \in V$ selon deux rapports log-vraisemblance $R_{int}(v_i)$ et $R_{ext}(v_i)$ calculés sur les deux fenêtres $\phi_{int}(v_i)$ et $\phi_{ext}(v_i)$ comme suit :

$$R_{int}(v_i) = \frac{\log(P(\mu_{int}(v_i)|a_1^2))}{\log(P(\mu_{int}(v_i)|a_1^2))} \quad (4.13)$$

$$R_{ext}(v_i) = \frac{\log(P(\mu_{ext}(v_i)|a_1^2))}{\log(P(\mu_{ext}(v_i)|a_1^2))} \quad (4.14)$$

Lorsque $R_{ext}(v_i) > 1$, le point v_i est dans la lumière (Fig. 4.7 (a)) et nécessite un déplacement vers le tissu environnant (vers l'extérieur représenté par les fenêtres bleues sur la figure (4.8)). Inversement, lorsque $R_{int}(v_i) < 1$, le point v_i est dans le tissu (Fig. 4.7 (b)), et nécessite un déplacement vers la lumière (vers l'intérieur représenté par les fenêtres rouges sur la figure (4.8)).

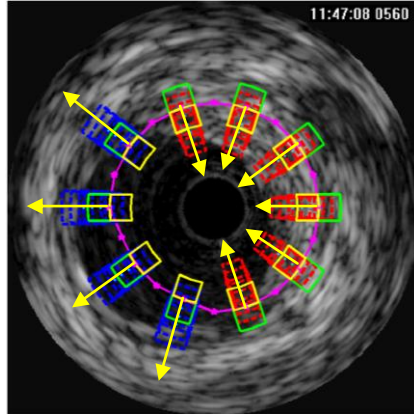


Figure 4.8: Évolution du snake et direction de propagation du contour selon l'emplacement des points $v_i \in V$.

Les points du snake sont ainsi finement déplacés dans le sens radial et la nouvelle position du point $v_i \in V$ est choisie comme voisin $w_j \in W$ qui minimise la fonction d'énergie.

Il est à souligner qu'une procédure de normalisation ajuste les valeurs de E_{int} et E_{ext} , dont les échelles sont différentes, en les ramenant sur une échelle commune $[0, 1]$ avant de calculer leur somme pondérée pour déterminer l'énergie total.

L'algorithme (4.1) résume toutes les étapes de l'évolution du snake hélicoïdal proposé pour la segmentation de la lumière des artères.

4.5 Le modèle hélicoïdal variable

La précision et la qualité du résultat de la segmentation des séquences d'images IVUS dépend de plusieurs facteurs à savoir la qualité des acquisitions, la distance entre deux acquisitions successives. Il est évident que plus les acquisitions sont rapprochées, plus la précision de la segmentation sera meilleure.

Lors du processus d'initialisation du snake hélicoïdal, une hélicoïde avec un nombre de spires réduit, induit un temps de traitement plus rapide au détriment de la précision du résultat de

Algorithme 4.1: Évolution du Snake hélicoïdal

```

Initialisation du snake hélicoïdal;
tant que le nombre d'itération maximale n'est pas atteint faire
  pour tout les points du snake hélicoïdal  $v_i \in V$  faire
    Initialiser  $\phi_{int}(v_i)$  et  $\phi_{ext}(v_i)$ ;
    Calculer  $\mu_{int}(v_i)$ ,  $\mu_{ext}(v_i)$ ,  $R_{int}(v_i)$  (Eq. 4.13) et  $R_{ext}(v_i)$  (Eq. 4.14);
    si  $R_{int}(v_i) < 1$  alors
      pour tout les voisins intérieurs  $w_j \in W_{int}$  faire
        Initialiser  $\phi_{int}(w_j)$  et  $\phi_{ext}(w_j)$ ;
        Calculer  $\mu_{int}(w_j)$ ,  $\mu_{ext}(w_j)$ ,  $E_{int}(w_j)$  (Eq. 4.7) et  $E_{ext}(w_j)$  (Eq. 4.12);
      fin
    sinon-si  $R_{ext}(v_i) > 1$  alors
      pour tout les voisins extérieurs  $w_j \in W_{ext}$  faire
        Initialiser  $\phi_{int}(w_j)$  et  $\phi_{ext}(w_j)$ ;
        Calculer  $\mu_{int}(w_j)$ ,  $\mu_{ext}(w_j)$ ,  $E_{int}(w_j)$  et  $E_{ext}(w_j)$ ;
      fin
    fin
    Normalisation de  $E_{int}(w_j)$  et  $E_{ext}(w_j)$ ;
    Calculer  $E_S(w_j) = \alpha E_{int}(w_j) + (1 - \alpha) E_{ext}(w_j)$ ;
    Minimisation de  $E_S(w_j)$ ;  $v_j^* = \underset{w_j \in W}{\operatorname{argmin}}(E_S(w_j))$ ;
    Mise-à-jour de la nouvelle position du point  $v_i$ :  $v_i = v_j^*$ ;
  fin
fin

```

la segmentation. Et inversement, une hélicoïde avec un nombre de spires élevé, conduit à un résultat de segmentation plus précis au détriment du temps de calcul plus élevé.

Pour remédier à ce dilemme précision/temps de calcul, nous avons proposé une stratégie simple qui consiste à augmenter la vitesse de l'algorithme sans perdre en précision. Cette stratégie implique l'initialisation d'une hélicoïde avec un nombre de spires réduit. A quelques itérations avant la fin du processus de segmentation (lorsque l'hélicoïde est proche de la frontière de la lumière), nous augmentons le nombre de spires de l'hélicoïde afin d'affiner la détection du contour localement. Cette stratégie est illustrée sur la figure (4.9).

4.6 Reconstruction 3D de la lumière

La reconstruction tridimensionnelle d'une structure anatomique de l'artère est la phase ultime de la segmentation des images IVUS. Elle permet au médecin une visualisation plus réaliste et offre la possibilité d'examiner l'artère d'une manière claire et conviviale. Elle permet aussi le calcul de toutes les mesures souhaitées de longueur, de surface, de volume de la plaque et du degré de sévérité de la sténose.

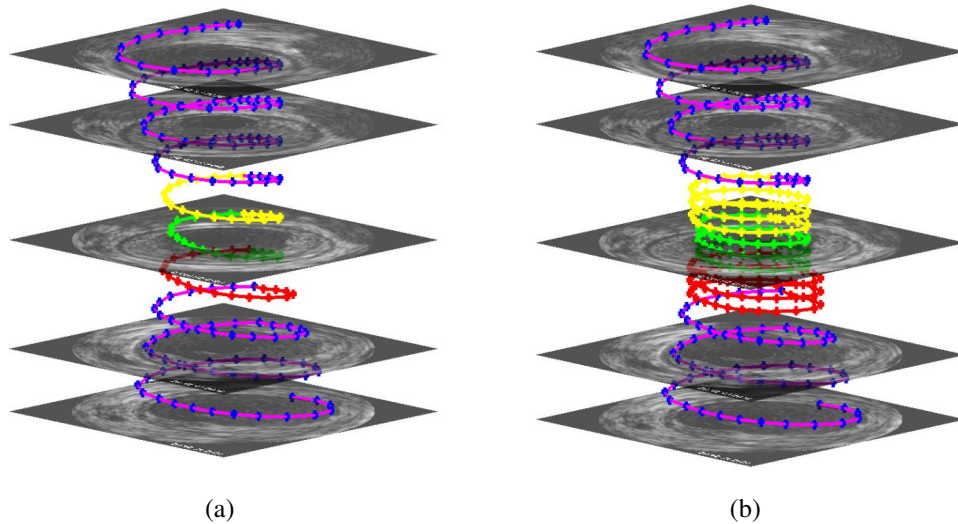


Figure 4.9: L'hélicoïde variable. a) Hélicoïde avec le nombre de spires initial. b) Variation du nombre de spires de l'hélicoïde (chaque spire est remplacée par trois spires).

La reconstruction tridimensionnelle de formes à partir d'une séquence d'images 2D est généralement réalisée par des techniques de rendu surfacique ou volumique. Ces techniques sont basées sur les résultats de la segmentation d'une série d'images bidimensionnelles dans lesquelles les structures à reconstruire sont mises en évidence.

Contrairement à la plupart des techniques qui effectuent des reconstructions tridimensionnelle à partir des segmentations manuelles ou automatiques sur une série d'images prises à des intervalles équidistants [133, 136], la méthode proposée permet une reconstruction plus fiable du fait que la segmentation tridimensionnelle est effectuée sur toutes les images IVUS de la séquence.

Ainsi, pour reconstruire le rendu volumique final de la lumière de l'artère, nous extrayons le contour de la lumière pour chaque image de la séquence IVUS à partir de l'hélicoïde finale (résultat de segmentation tridimensionnelle) comme suit [146]:

- Pour les images se trouvant dans la première (ou dernière) spire de l'hélicoïde, le contour de la lumière est obtenu par projection directe de tous les points constituant la première (ou dernière) spire.
- Pour les images situées entre deux spires consécutives de l'hélicoïde, le contour de la lumière est déterminé par interpolation linéaire entre tous les points constituant les deux spires consécutives [77].

La figure (4.10) illustre le principe de la reconstruction 3D de la lumière de l'artère et le rendu

volumique.

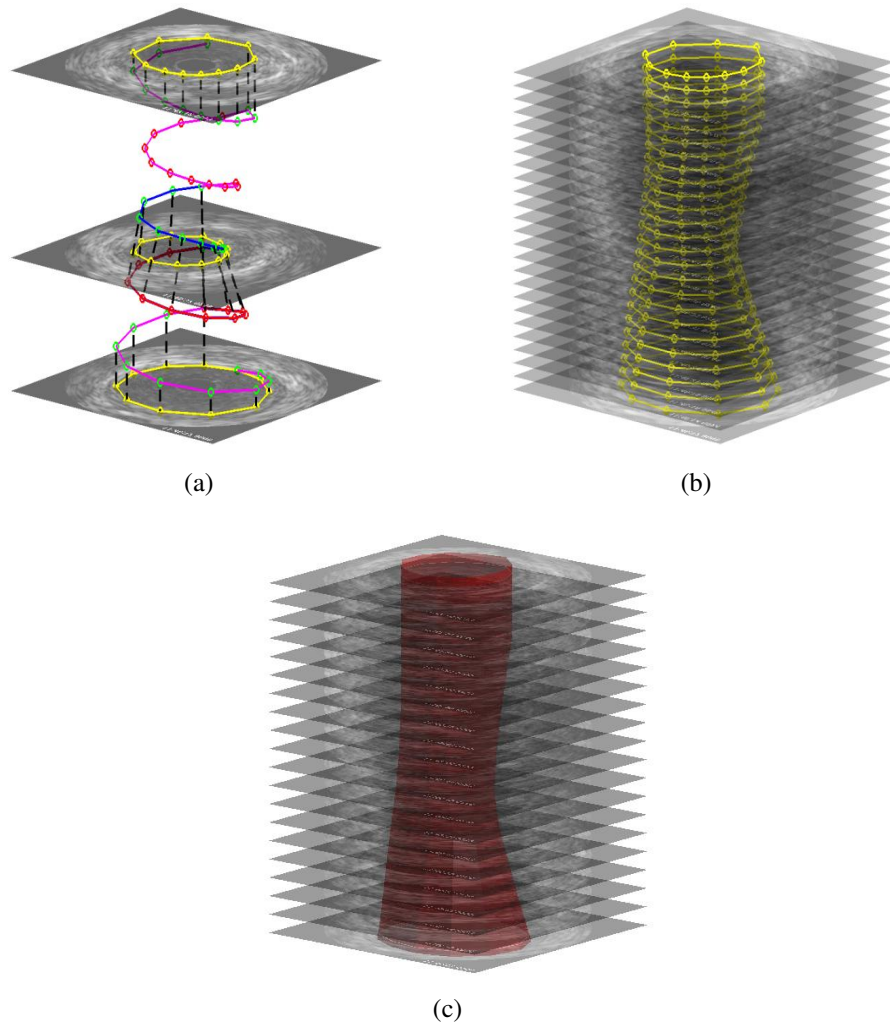


Figure 4.10: Reconstruction 3D de l'artère de la lumière. a) Calcul des contours 2D par interpolation entre deux spires consécutifs de l'hélicoïde et projection directe des points pour la première et la dernière spire de l'hélicoïde. b) Reconstruction 3D finale. c) Rendu volumique.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit en détails la méthode de segmentation tridimensionnelle proposée pour la délimitation de la lumière dans des séquences d'images échographiques intravasculaire (IVUS).

La technique de segmentation ainsi développée est basée sur un snake hélicoïdal adaptatif tridimensionnel qui se déforme au fur et à mesure des itérations jusqu'à épouser la forme de la lumière de l'artère. L'initialisation de l'algorithme est complètement automatique. Il peut, cependant, travailler en interaction avec l'utilisateur par une initialisation de trois contours : sur la première image, dernière image et une image intermédiaire, qui sera sélectionnée sur la

coupe longitudinale.

L'avantage de cette méthode réside dans le fait que la segmentation prend en considération les propriétés statistique de toutes les images qui composent la séquence. De plus, la définition des deux ratios de vraisemblance permettent l'orientation du snake vers les frontières de la lumière à détecter sans avoir recouré à une initialisation interactive effectuée à proximité de la lumière. Pour mieux analyser et diagnostiquer d'éventuelles pathologies des artères, comme la détection des sténoses, une reconstruction 3D de la lumière de l'artère est réalisée à partir du snake hélicoïdal 3D final.

Dans le prochain chapitre, nous procéderons à l'évaluation des performances de la méthode développée, sur un ensemble de données constitué d'une séquence d'images IVUS simulée, et de 19 séquences d'images IVUS *in vivo* acquises sur des sujets malades au niveau des artères fémorales (artères de grand calibre) et d'artères coronaires (artères de petit calibre), préalablement présentées dans le deuxième chapitre.

Chapitre 5

Évaluation de la méthode de segmentation d'images IVUS à base du snake hélicoïdal 3D

5.1 Introduction

La phase expérimentale est une étape nécessaire et indispensable pour la validation de tout travail de recherche. En effet, l'analyse des résultats obtenus permettra de déceler les avantages et les inconvénients de la méthode élaborée.

Ainsi, et afin de déterminer les performances de la méthode du snake hélicoïdal 3D adaptative et de démontrer son intérêt pour la segmentation de la lumière des images échographiques intravasculaires (IVUS), l'algorithme a été appliqué sur des données expérimentales décrites dans le deuxième chapitre.

Une présentation de la métrique de validation et les résultats de segmentation sont présentés puis discutés dans ce chapitre. En plus, les performances obtenues sont comparées à plusieurs autres méthodes de segmentation tirées de la littérature et qui ont utilisé les mêmes données expérimentales. En dernier, les reconstructions tridimensionnelles obtenues sont utilisées pour la quantification de la maladie artérielle occlusive.

5.2 Critères d'évaluation

Dans le domaine de la segmentation d'images, de nombreux critères sont utilisés pour évaluer les performances des algorithmes de segmentation d'images IVUS. Dans un contexte supervisé, l'objectif de ces critères est de quantifier les erreurs en termes de distance, de recouvrement et de différence entre deux surfaces ou deux volumes obtenues par l'une à partir d'une segmentation dite de référence (vérité terrain), et à partir du résultat de l'application d'une méthode de segmentation pour l'autre.

Dans notre cas, nous avons adopté les mêmes critères utilisés dans la littérature pour l'évaluation des algorithmes de segmentation des images échographiques IVUS à savoir: les métriques de distance qui englobent la distance moyenne (AD) et la distance de Hausdorff (HD) [150, 151], le pourcentage de différence de surface (PAD) [78], l'index de Dice (DC) [152], ainsi que les

métriques de recouvrement comme l'index de Jaccard (JM) [153], la sensibilité, la spécificité et la précision [154]. Nous avons également utilisé les courbes de régression linéaires et les tracés de Bland-Altman afin d'évaluer l'adéquation entre les contours détectés et les contours de références (vérité terrain) de la lumière. En dernier, nous avons utilisé le temps de calcul qui est un critère déterminant pour évaluer la rapidité d'exécution de l'algorithme, surtout s'il est destiné à des applications à temps réel.

Ces critères se basent sur les mesures d'erreur entre le contour de référence (vérité terrain) et le contour obtenu par une méthode de segmentation. Les contours de référence correspondent aux tracés manuels réalisés par des experts.

L'évaluation de la méthode est effectuée en 2D ou en 3D. La performance 2D est réalisée en considérant les images 2D individuellement, tandis que, la performance 3D de la méthode prend en compte l'ensemble du volume de la lumière en voxels.

5.2.1 Métriques de distance

Soit $C_a = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_m\}$ l'ensemble des m points du contour de la lumière détecté par un algorithme de segmentation et soit $C_b = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_n\}$ l'ensemble des n points de la vérité terrain. a_i et b_j sont représentés par leurs coordonnées cartésiennes $a_i(x_{ai}, y_{ai})$ et $b_i(x_{bi}, y_{bi})$. On note par A_a et A_b les zones entourées par les contours C_a et C_b , respectivement. La surface d'une zone est notée $|A|$.

Distance moyenne (AD): Elle représente la moyenne de toutes les distances euclidiennes mesurées entre tous les points qui forment le contour détecté par l'algorithme et la vérité terrain:

$$AD = \frac{1}{\min(m, n)} \sum_{i=1}^{\min(m, n)} \sqrt{(x_{ai} - x_{bi})^2 + (y_{ai} - y_{bi})^2} \quad (5.1)$$

Distance de Hausdorff (HD): Elle évalue la distance maximale entre deux contours. Elle est calculée point à point pour chaque image 2D de chaque séquence en deux étapes:

Pour chaque point a_i , nous calculons toutes les distances avec tous les points C_b et nous choisissons la distance minimale :

$$d(a_i, C_b) = \min \|b_j - a_i\| \quad (5.2)$$

La même étape est appliquée pour tous les points b_j :

$$d(b_j, C_a) = \min \|a_i - b_j\| \quad (5.3)$$

La distance de Hausdorff est:

$$HD = \max(\max_i \{d(a_i, C_b)\}, \max_j \{d(b_j, C_a)\}) \quad (5.4)$$

Plus AD et HD sont petites, meilleure est la segmentation.

5.2.2 Métriques de recouvrement

L'indice de Dice (DC): C'est un coefficient de chevauchement qui décrit la similarité entre deux ensembles. Il varie de façon linéaire dans un intervalle [0,1] et utilisé pour valider les segmentations de volume médical [155]. Il est défini par le double de la surface/volume de recouvrement entre deux surfaces/volumes, divisées par leur somme:

$$DC = \frac{2 |A_a \cap A_b|}{|A_a| + |A_b|} \quad (5.5)$$

L'indice de Jaccard (JM): Il est défini par l'intersection de deux surfaces/volumes divisées par leurs union:

$$JM = \frac{|A_a \cap A_b|}{|A_a \cup A_b|} \quad (5.6)$$

Contrairement à l'indice de Dice, l'indice de Jaccard est une mesure statistique qui ne varie pas linéairement avec la similarité dans l'intervalle [0,1].

Pourcentage de la différence de surface (PAD): Il calcule le rapport entre la différence de deux surfaces (délimitée par l'algorithme et la vérité terrain) et la surface de la vérité terrain :

$$PAD = \frac{|A_a - A_b|}{|A_b|} \quad (5.7)$$

Les mesures de sensibilité, de spécificité et de précision: Ces mesures sont déterminées à partir des quatre cardinalités de base de la matrice de confusion, lesquelles sont:

- Les vrais positifs (TP): Le nombre de pixels/voxels correctement identifiés en tant que lumière.
- Les faux positifs (FP): Le nombre de pixels/voxels incorrectement identifiés en tant que lumière.
- Les vrais négatifs (TN): Le nombre de pixels/voxels correctement identifiés comme n'appartenant pas à la lumière.

- Les faux négatifs (FN): Le nombre de pixels/voxels lumière mal classés.

Sensibilité: Elle représente la capacité de la méthode à identifier correctement les pixels/voxels de la lumière:

$$\text{Sensibilité} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.8)$$

Spécificité: Elle définit la capacité de la méthode à identifier correctement les pixels/voxels n'appartenant pas à la lumière:

$$\text{Spécificité} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5.9)$$

Précision: Elle représente la capacité de la méthode à différencier correctement les pixels/voxels de la lumière et les pixels/voxels n'appartenant pas à la lumière :

$$\text{Précision} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5.10)$$

Les mesures de *DC*, *JM*, *PAD*, sensibilité, spécificité et précision sont souvent exprimées en pourcentage (%). Des valeurs proches de 100% indiquent une bonne segmentation, par contre plus *PAD* est proche de 0%, meilleure est la segmentation.

5.2.3 La régression linéaire et le graphique de Bland-Altman

Ce sont des méthodes graphiques utilisées pour analyser la concordance entre deux méthodes de mesure de la même variable (dans notre étude la variable correspond à la surface de la lumière). Les deux graphiques sont utilisés par les chercheurs en médecine pour effectuer des comparaisons de surfaces/volumes détectés par l'algorithme et celles de la vérité terrain.

Le modèle de régression linéaire évalue la relation mathématique qui existe entre la valeur mesurée et une valeur de référence connue de la même variable et permet ensuite de vérifier si cette relation est linéaire (Fig. 5.1 (a)).

Le graphique de Bland-Altman permet de visualiser les limites de 95% de concordance entre deux mesures et sont estimées par la différence moyenne $\pm 1,96$ écart-type des différences des mesures (Fig. 5.1 (b)) [156, 157].

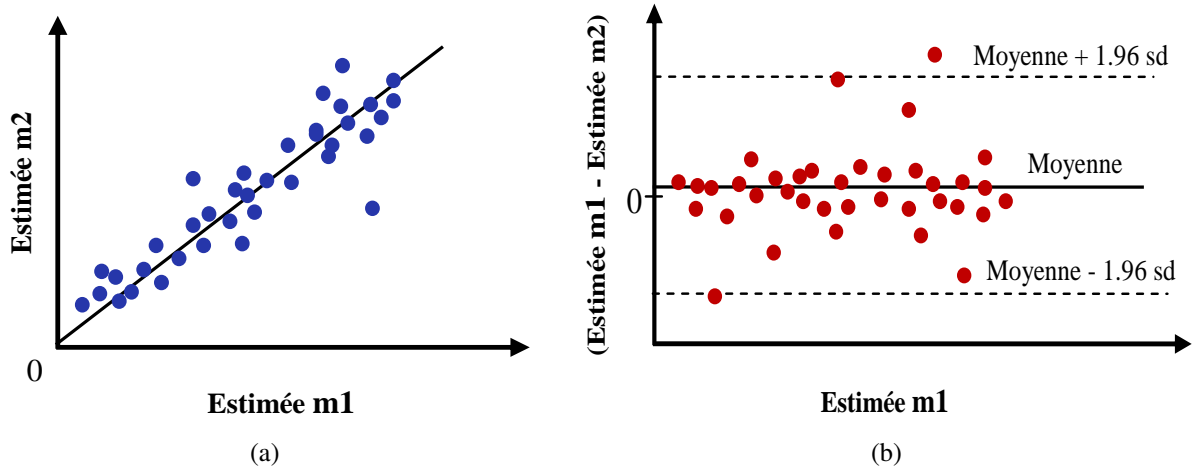


Figure 5.1: Étude de la concordance entre deux méthodes de mesure. (a) Régression linéaire. (b) Tracé de Bland-Altman.

5.2.4 Temps d'exécution

Le temps d'exécution est un critère important dans l'évaluation des méthodes de segmentation, parce qu'il détermine la possibilité d'une implémentation à temps réel. Comme l'imagerie IVUS est aussi utilisée comme un outil d'assistance pour le contrôle et l'optimisation de l'angioplastie en chirurgie interventionnelle, qui est une tâche importante pour la détermination de l'emplacement de la sténose pour faire soit une dilatation par ballonnet ou accompagnée par un bon positionnement d'un stent, le temps de segmentation est un paramètre très important.

Le temps d'exécution, dépend essentiellement des caractéristiques de la machine ainsi que le logiciel utilisé. Dans cette étude, tout les programmes ont été implémentés sous l'environnement MATLAB R2017a (The MathWorks Inc., Natick, MA, USA) sur un ordinateur équipé d'un processeur Intel (R) core (TM) i7-4500U (1,80 GHz) et de 16,0 Go de mémoire RAM.

5.3 Paramètres de la méthode de segmentation d'images IVUS proposée

La méthode de segmentation de la lumière des images échographiques intravasculaires proposée dépend essentiellement du nombre de points de chaque spire de l'hélicoïde N_s , du nombre de spires de l'hélicoïde N_{sp} , du nombre de points voisins considérés dans les fenêtres W_{in} et W_{out} , des dimensions des fenêtres cubiques ϕ_{in} et ϕ_{out} (longueur, largeur et profondeur), du paramètre de pondération α et du nombre maximal d'itérations.

- Pour permettre une bonne reconstruction 3D, le nombre de spires du modèle hélicoïdal,

variait entre un et six spires toutes les 10 images.

- Pour assurer une courbe lisse et pour maintenir la cohésion des points et la rigidité de la courbe, le nombre de points pour chaque spire du snake hélicoïdal est fixé expérimentalement à 35 points.
- La longueur de la fenêtre, ϕ_{in} et ϕ_{out} , a été initialisée à 20 pixels et réduite à 10 pixels au fur et à mesure de l'augmentation du nombre d'itérations. De même, la profondeur des fenêtres a été réduite de sept à trois images, tandis que leur largeur s'adapte automatiquement en fonction de la distance entre deux points consécutifs. Cette procédure va permettre d'affiner la détection de contour localement à mesure que la courbe hélicoïdale s'approche de la frontière du volume luminal.
- Le nombre de pixels voisins, w_j , est défini sur W_{in} à 3 et W_{out} à 3.
- Le paramètre de pondération, α , a été déterminé expérimentalement et fixé à 0.65 pour favoriser l'énergie interne liée à la rigidité de la courbe(contour).
- Le nombre maximal d'itérations a été fixé à 45 pour les artères fémorales et à 35 pour les artères coronaires. Nous avons constaté expérimentalement qu'aucune amélioration ne s'était produite avec plus d'itérations.

5.3.1 Influence du nombre de spires du snake hélicoïdal

La qualité de reconstruction du volume final de l'artère dépend grandement de l'espacement entre les spires. Afin de démontrer l'influence du nombre de spires sur les résultats de la segmentation, nous avons effectué différentes mesures en faisant varier le nombre de spires de un à trois (toutes les dix images) sur les neuf séquences IVUS fémorales et de un à six (toutes les dix images) pour les 10 séquences IVUS coronaires.

Le tableau (5.1) affiche les valeurs moyennes et écarts types des critères d'évaluation obtenus sur toutes les séquences d'images IVUS fémorales et coronaires en fonction du nombre de spires.

L'analyse des résultats du tableau (5.1) montre que plus le nombre de spires augmente, plus la détection de la lumière est sensiblement précise. En effet, sur l'ensemble des séquences d'images fémorales, un gain de 1.35 % pour la mesure de Jaccard, de 0.015 mm pour la distance moyenne, de 0.007 mm pour la distance de Hausdorff et de 0.87 % pour le pourcentage de différence de surface est obtenu lorsque le nombre de spires est trois fois plus élevé.

Table 5.1: Valeurs statistiques (moyenne \pm écart type) des critères d'évaluation obtenues avec différent nombres de spires de l'hélicoïde.

Dataset	Nombre de Spires chaque dix images	AD (mm)	HD (mm)	JM (%)	DC (%)	PAD (%)	TCI (s)
Fémorale	1 Spire	0.129 \pm 0.065	0.331 \pm 0.175	88.80 \pm 6.76	93.92 \pm 4.17	7.18 \pm 10.42	0.05
	2 Spires	0.117 \pm 0.060	0.318 \pm 0.174	89.92 \pm 6.02	94.58 \pm 3.63	6.36 \pm 8.27	0.10
	3 Spires	0.114 \pm 0.061	0.315 \pm 0.182	90.15 \pm 6.13	94.70 \pm 3.76	6.31 \pm 9.04	0.15
Coronaire	1 Spire	0.147 \pm 0.060	0.363 \pm 0.155	83.74 \pm 6.50	91.01 \pm 4.03	7.94 \pm 8.62	0.04
	3 Spires	0.110 \pm 0.047	0.285 \pm 0.141	87.79 \pm 5.44	93.40 \pm 3.22	5.64 \pm 6.49	0.09
	6 Spires	0.103 \pm 0.046	0.272 \pm 0.138	88.59 \pm 5.06	93.87 \pm 2.94	5.39 \pm 5.53	0.17

Pour l'ensemble des séquences d'images coronaires, une amélioration de 4.85% pour la mesure de Jaccard, de 0.044 mm pour la distance moyenne, 0.091 mm pour la distance de Hausdorff et 2.55% pour le pourcentage de différence de surface est observée lorsque le nombre de spires était six fois plus élevé. Les variations des valeurs des critères mesurés peuvent apparaître faibles et nous laissent penser que le nombre de spires de l'hélicoïde n'a pas une grande influence. Or ces valeurs correspondent à des valeurs moyennes mesurées sur toutes les séquences.

Cependant, en consultant les résultats du tableau (5.1), nous constatons que les valeurs des écarts types sont relativement élevées. Ceci montre que dans certaines séquences IVUS, ce nombre de spires de l'hélicoïde a une grande influence.

Pour vérifier cette hypothèse, nous avons analysé toutes les séquences puis nous nous sommes focalisé sur certaines parties d'entre elles, là où des variations rapides du volume de la lumière apparaissent (par exemple, une sténose sévère).

Table 5.2: Amélioration des résultats de la segmentation pour une variation entre une et trois spires toutes les dix images en présence des sténoses dans la base de données fémorale.

Séquence	Sténose (Image #)	ΔAD (mm)	ΔHD (mm)	ΔJM (%)	ΔDC (%)	ΔPAD (%)
1	170-330	0.024	0.048	1.94	1.12	0.95
5	280-480	0.035	0.059	3.58	2.11	3.08
6	430-660	0.019	0.059	1.82	1.00	0.62
7	390-540	0.045	0.059	4.90	2.95	7.44

Le tableau (5.2) affiche la différence de performance entre deux résultats de segmentation (1 et 3 spires toutes les dix images) en présence de sténose sévère (parties des séquences 1, 5, 6 et 7 extraites sur les artères fémorales). Une amélioration assez conséquente de 4.90 % pour l'indice de Jaccard et de 2.95 % pour l'indice de Dice a été principalement notée sur la septième séquence.

La figure (5.2) montre les résultats de la segmentation (images en coupe transversale) sur les artères fémorales en fonction du nombre de spires. On constate clairement une amélioration dans la précision du contour de la lumière détectée lorsque le nombre de spires double ou triple.

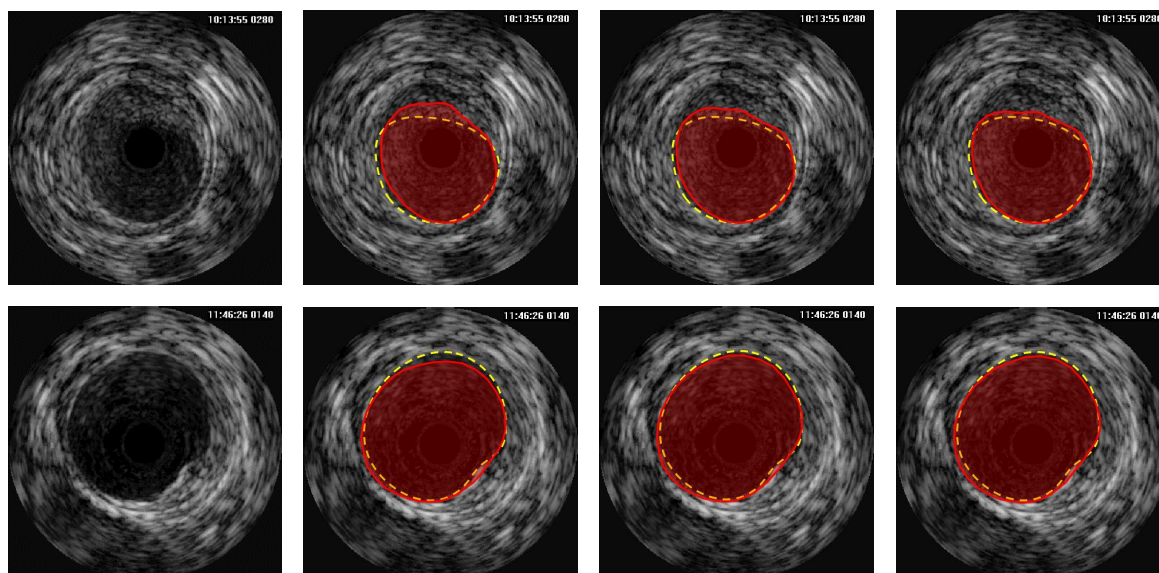


Figure 5.2: Influence du nombre de spires sur les résultats de segmentation des artères fémorales. Première colonne: Deux images IVUS. Deuxième, troisième et quatrième colonnes: contours de la lumière détectés par l'algorithme du snake hélicoïdal en rouge et la vérité terrain en pointillés jaunes, avec 1, 2 et 3 spires toutes les dix images, respectivement.

Cependant, cette amélioration est réalisée aux dépens du temps de calcul qui augmente avec le nombre de spires de l'hélicoïde (plus de spires implique plus de points et engendre plus de calculs.). En effet, on constate dans le tableau (5.2) que le TCI a doublé (triplé) lorsque le nombre de spires a doublé (triplé).

Pour remédier à ce dilemme précision/temps de calcul, nous avons utilisé une stratégie simple qui a pour objectif d'augmenter la vitesse de l'algorithme sans perdre en précision. Cette stratégie implique une initialisation de l'hélicoïde avec un nombre de spires réduit (une spire toutes les dix images). Dix itérations avant la fin du processus, nous augmenterons le nombre de spires de l'hélicoïde à trois spires pour les séquences d'images IVUS fémorales et à six spires pour les séquences d'images IVUS coronaires (toutes les dix images) afin d'affiner la détection du contour localement, lorsque le contour actif est proche de la frontière de la lumière.

5.4 Évaluation de la méthode proposée sur des images IVUS simulées

Nous avons testé, en premier lieu notre méthode de segmentation basée sur le snake hélicoïdal 3D sur une séquence d'images échographiques IVUS simulées afin d'évaluer sa précision à détecter la lumière, vu que la géométrie exacte de l'artère est *à priori* connue. Cette séquence ne contient aucun type d'artéfact (ring-down, NURD, fil de guidage...etc) ou autres difficultés (calcification, bifurcation, branches extérieures). Elle présente néanmoins des plaques simulant plus au moins des sténoses.

La figure (5.3) montre les résultats de segmentation des images échographiques simulées sur trois coupes transversales.

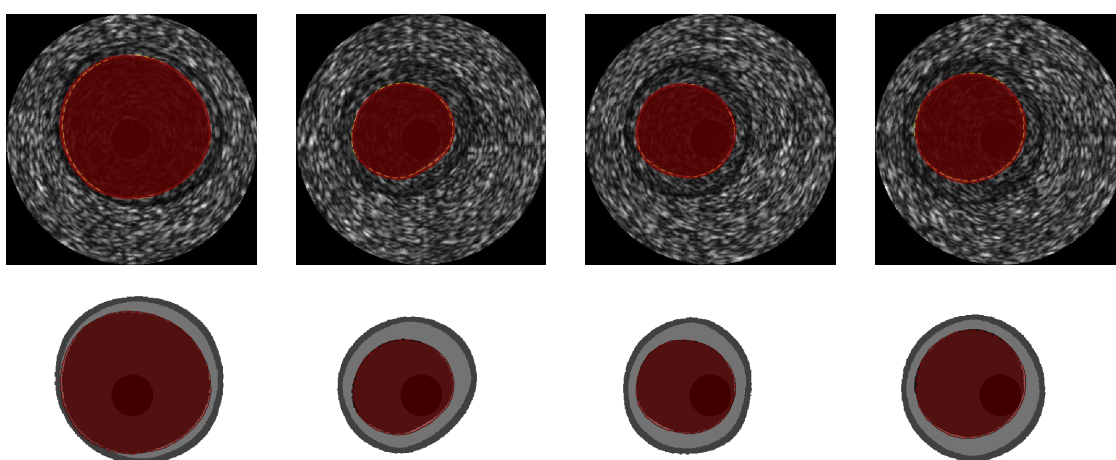


Figure 5.3: Exemples de résultats de segmentation de la lumière détecté par l'algorithme sur des images IVUS simulées (première ligne). Les mêmes Résultats de segmentation sont superposés sur les géométries exacts (deuxième ligne).

Nous constatons, clairement que la lumière a été détectée avec précision. Ce constat est confirmé par les valeurs moyennes des différents critères mesurés entre les tracés de la géométrie (vérité terrain) d'une artère fémorale en présence d'une sténose peu sévère et les bordures détectées par notre algorithme sur l'ensemble des images de la séquence en considérant deux puis trois spires chaque dix images du modèle hélicoïdale. Les valeurs de ces critères sont consignées dans le tableau (5.3).

Ils attestent de la précision de l'algorithme à retrouver la géométrie exacte de la lumière de l'artère en fournissant des distances moyennes et de Hausdorff très petites et en affichant un bon recouvrement de 96.00 % et une faible valeur de *PAD* (3.08%). Par comparaison avec les résultats obtenus par les algorithmes développés par Roy-Cardinal [76] sur un extrait de 86 images simulées d'une artère fémorale, notre algorithme offre une meilleure détection.

Table 5.3: Critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) entre les limites de la lumière détectée sur les images IVUS simulées et la position réelle de la frontière de la lumière.

Base de donnée simulée	Nombre d'images	AD (mm)	HD (mm)	JM (%)	PAD (%)
Hélicoïde 3D	591	0.048 \pm 0.013	0.119 \pm 0.032	96.00 \pm 1.48	3.08 \pm 1.88
FMM-3D PDFS [76]	86	0.072 \pm 0.062	0.226 \pm 0.074	–	–
FMM-3D Gradient [76]	86	0.069 \pm 0.056	0.197 \pm 0.085	–	–

5.5 Évaluation de la méthode proposée sur des images IVUS *in vivo*

Les séquences d'images IVUS simulées nous ont permis de valider notre méthode de segmentation dans des conditions simples. Nous allons à présent évaluer notre méthode sur deux bases d'images IVUS réelles acquises *in vivo*, présentant différents niveaux de difficulté et qui sont décrites au chapitre (2). La première base est composée de neuf séquences IVUS acquises dans des artères fémorales (artères de gros calibre). La deuxième base est composée de dix séquences acquises dans des artères coronaires (artères de petit calibre).

5.5.1 Artères fémorales

La figure (5.4) illustre les résultats de la segmentation obtenus sur quelques images IVUS tirées de la base d'images IVUS d'artères fémorales. Nous pouvons constater, sur cette figure, que les contours détectés suivent correctement les limites de la lumière et coïncident souvent avec la vérité terrain, malgré la présence de difficultés telles que des bifurcations, des vaisseaux latéraux, des sténoses et des artefacts de fil de guidage et des ombres.

La figure (5.5) montre les formes des hélicoïdes finales, qui représentent les volumes lumenaux des artères fémorales, obtenues sur les neuf séquences par notre méthode de segmentation. Ces dernières sont dans la plupart des cas similaires aux véritables formes des volumes lumenaux (vérité terrain).

Cependant, en observant minutieusement ces formes, nous pouvons remarquer une certaine confusion entre les limites de la paroi du média et de la lumière sur certaines parties des reconstructions 3D, comme par exemple la séquence six de la figure (5.5). Cela est dû à la très faible épaisseur et à la faible luminosité de la paroi de l'intima.

Pour une meilleure évaluation de l'adéquation entre les résultats de segmentation par snake hélicoïdal et manuelle (vérité terrain) de la lumière, nous avons tracé sur la figure (5.6) la courbe de régression linéaire et celle de Bland-Altman en considérant l'ensemble des 9 séquences

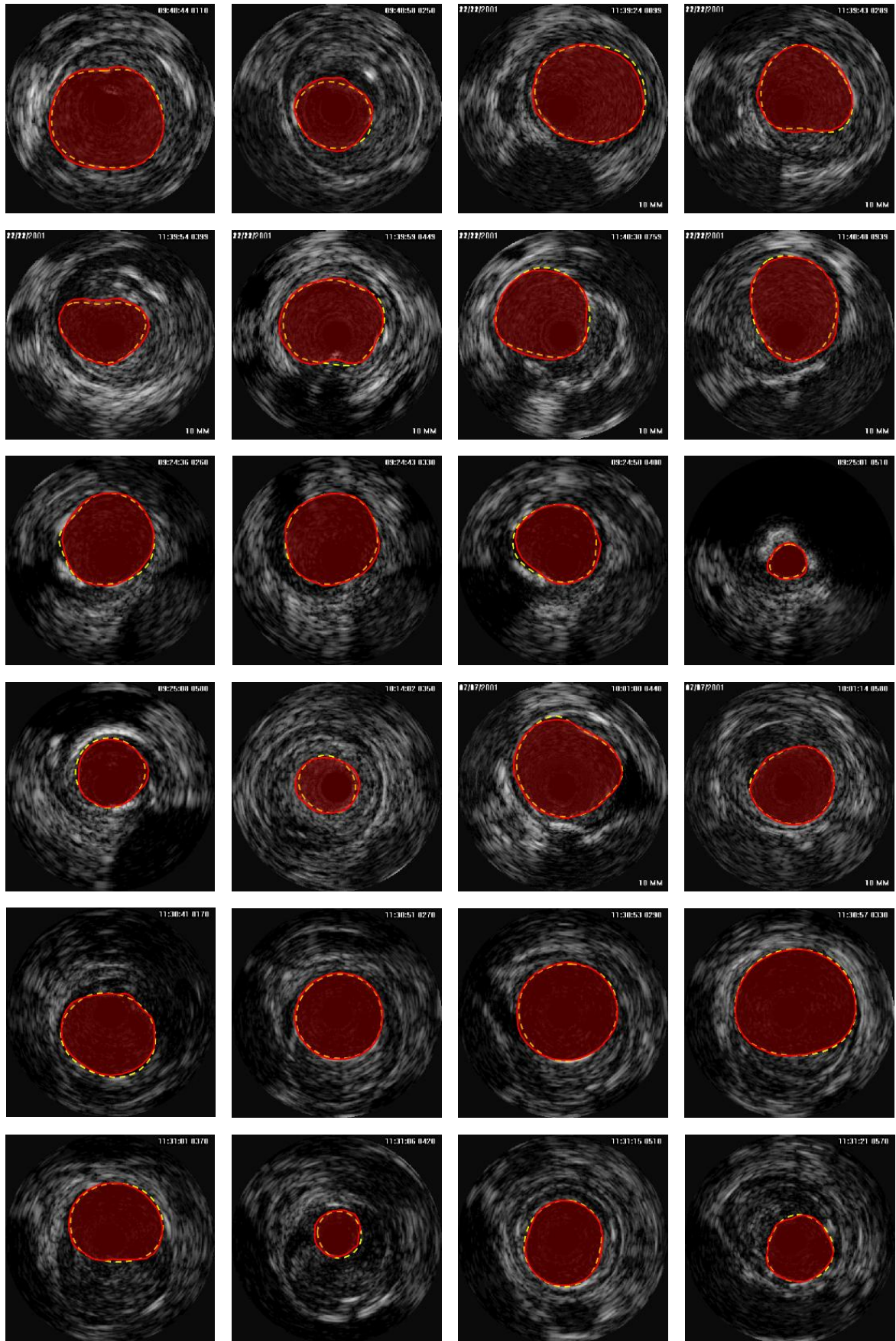


Figure 5.4: Résultats de l'algorithme du snake hélicoïdal 3D (contours détectés en rouge) superposé à la vérité terrain (contours en pointillés jaunes) sur les artères fémorales en présence de diverses difficultés.

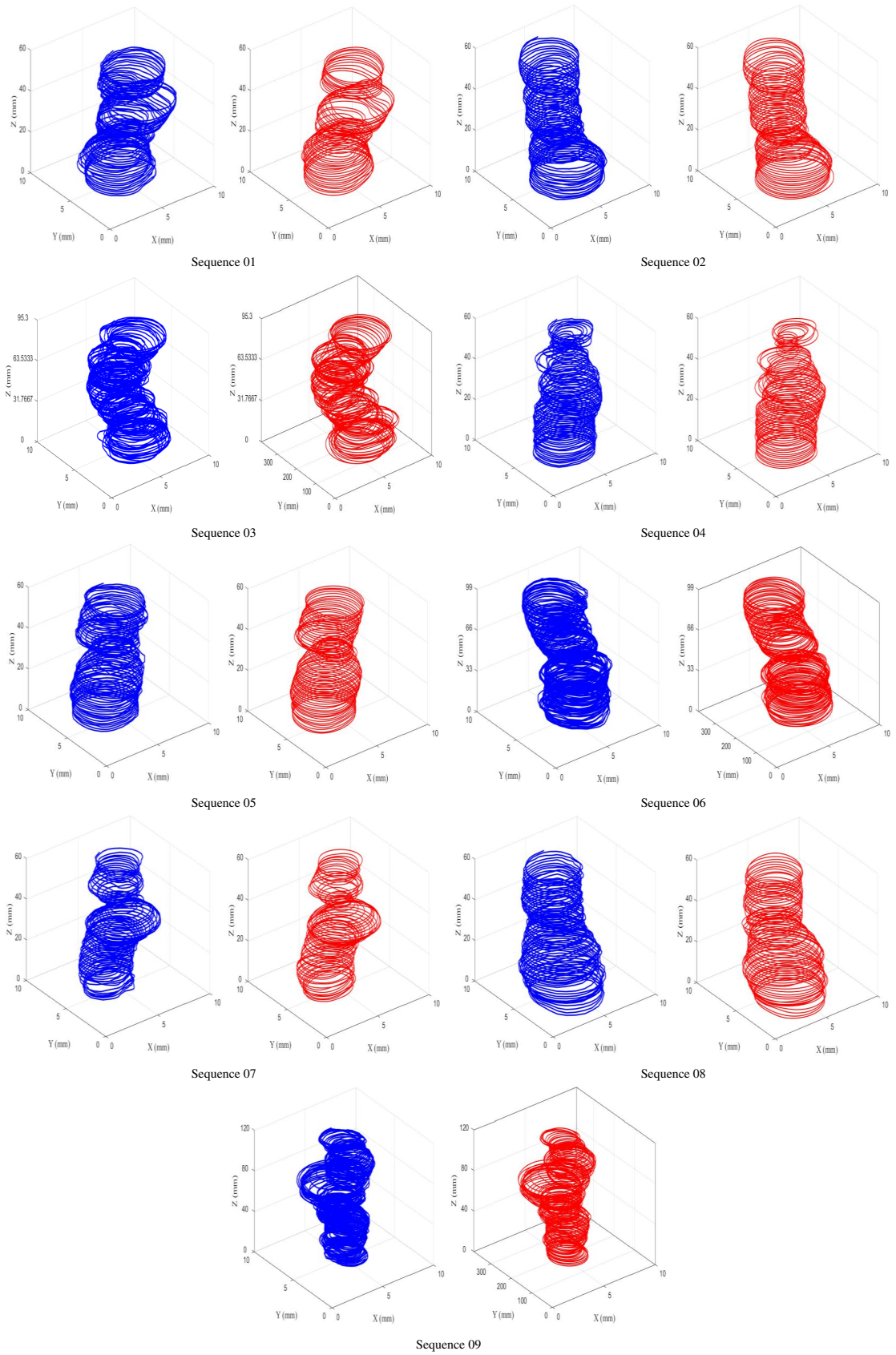


Figure 5.5: Résultats de la segmentation du snake hélicoïdal 3D en bleu et les contours réels (vérité terrain) en rouge, obtenus sur les 9 séquences d’images IVUS fémorales.

échographiques IVUS des artères fémorales. Ces courbes indiquent à la fois un bon accord avec un coefficient de corrélation $R^2 = 0.97$ et un léger biais de -0.27 mm^2 .

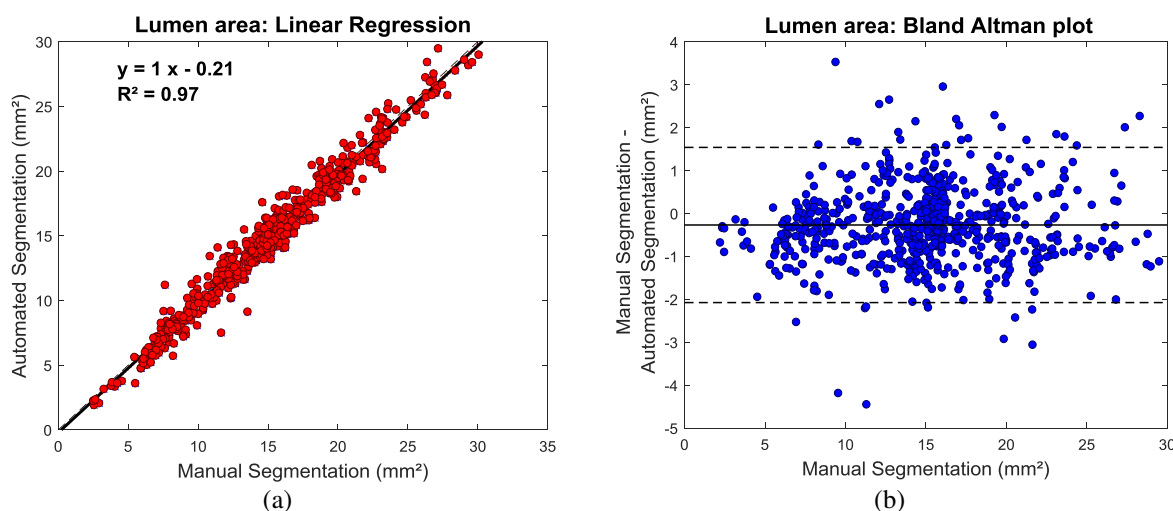


Figure 5.6: Comparaison des zones de la lumière fémorale détectées par notre algorithme et celles de la vérité terrain. (a) Régression linéaire. (b) Tracé de Bland-Altman.

Le tableau (5.4) rapporte les valeurs des critères d'évaluation pour chaque séquence d'images IVUS fémorale. D'une manière générale, les résultats obtenus par notre algorithme sont très satisfaisants.

Table 5.4: Critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) pour chaque séquence d'images IVUS fémorales.

Séquence	AD (mm)	HD (mm)	JM (%)	DC (%)	PAD (%)
1	0.135 ± 0.061	0.368 ± 0.153	89.64 ± 4.11	94.50 ± 2.32	3.84 ± 2.72
2	0.106 ± 0.047	0.279 ± 0.138	92.21 ± 3.64	95.91 ± 2.00	6.26 ± 4.81
3	0.122 ± 0.058	0.354 ± 0.187	90.04 ± 4.59	94.69 ± 2.62	4.50 ± 3.62
4	0.100 ± 0.049	0.317 ± 0.171	89.43 ± 7.50	94.24 ± 4.55	7.38 ± 10.94
5	0.118 ± 0.076	0.309 ± 0.187	90.43 ± 6.67	94.84 ± 3.99	9.53 ± 9.95
6	0.108 ± 0.055	0.284 ± 0.133	91.89 ± 3.89	95.73 ± 2.17	3.10 ± 5.34
7	0.089 ± 0.048	0.241 ± 0.145	91.09 ± 5.97	95.23 ± 3.51	5.34 ± 5.58
8	0.155 ± 0.067	0.431 ± 0.206	88.91 ± 5.54	94.03 ± 3.26	5.87 ± 4.27
9	0.100 ± 0.043	0.264 ± 0.104	89.21 ± 5.19	94.21 ± 3.03	7.49 ± 7.03
Toutes les images	0.113 ± 0.058	0.311 ± 0.165	90.29 ± 5.36	94.81 ± 3.13	05.89 ± 6.48

La deuxième séquence a fourni le meilleur résultat avec un recouvrement de 95.91 % pour l'indice de Dice et de 92.21 % pour l'indice de Jaccard. La meilleure distance de Hausdorff est de 0.24 mm, obtenue sur la septième séquence, tandis que la huitième séquence fournit la plus faible valeur (0.431 mm). Ces variations sont dues à la présence de différents types d'artefacts et de la variation contraste/luminosité.

5.5.2 Artères coronaires

Sur la figure (5.7) nous affichons les résultats de la segmentation obtenus sur quelques images IVUS tirées de la base d'images IVUS d'artères coronaires. Nous constatons, que les contours détectés suivent correctement les frontières de la lumière et se superpose avec la vérité terrain dans la plupart des cas, malgré la présence de différents types de difficultés morphologique et/ou artéfacts.

La figure (5.8) montre les formes hélicoïdales finales qui représentent les volumes de la lumière des artères coronaires, obtenus sur les dix séquences par notre méthode de segmentation. Les observations montrent des ressemblances dans la plupart des séquences comparées aux véritables formes des volumes luminaux (vérité terrain).

La figure (5.9) affiche les courbes de régression linéaire et celle de Bland-Altman en considérant l'ensemble des 10 séquences échographiques IVUS des artères coronaires. Ces courbes montrent l'adéquation entre les résultats de segmentation par snake hélicoïdal et la vérité terrain de la lumière et indiquent à la fois un bon accord avec un coefficient de corrélation $R^2 = 0.97$ et un léger biais de 0.02 mm^2 .

Les valeurs des critères d'évaluation pour chaque séquence d'images IVUS coronaires sont consignés dans le tableau (5.5). Globalement, les résultats obtenus par notre algorithme sont très satisfaisants. La meilleure performance a été obtenue sur la neuvième séquence, avec un indice de Dice de 96.11 % et une distance de Hausdorff de 0.09 mm. Tandis que la huitième séquence a donné le résultat le plus médiocre, avec 81.62% pour la mesure de Jaccard et 0.472 mm pour la distance de Hausdorff. Ces variations sont dues aussi à la présence dans les images IVUS coronaires de différents types d'artéfacts en particulier l'artéfact d'oscillation longitudinal dû au mouvement du cœur (artéfact observé dans la huitième séquence) et de la variation contraste/luminosité.

5.6 Comparaison avec la variabilité inter-observateur

Les performances 2D moyenne de notre algorithme sur l'ensemble des séquences des artères fémorales et des artères coronaires sont rapportées dans le tableau (5.6) et comparées à la variabilité inter-observateur (déterminée avec des contours tracés manuellement par deux experts [73, 78]).

Les valeurs obtenues par notre algorithme sont proches de la variabilité inter-observateur pour les deux ensembles de données fémorales et coronaires. Ceci est important car cela montre que

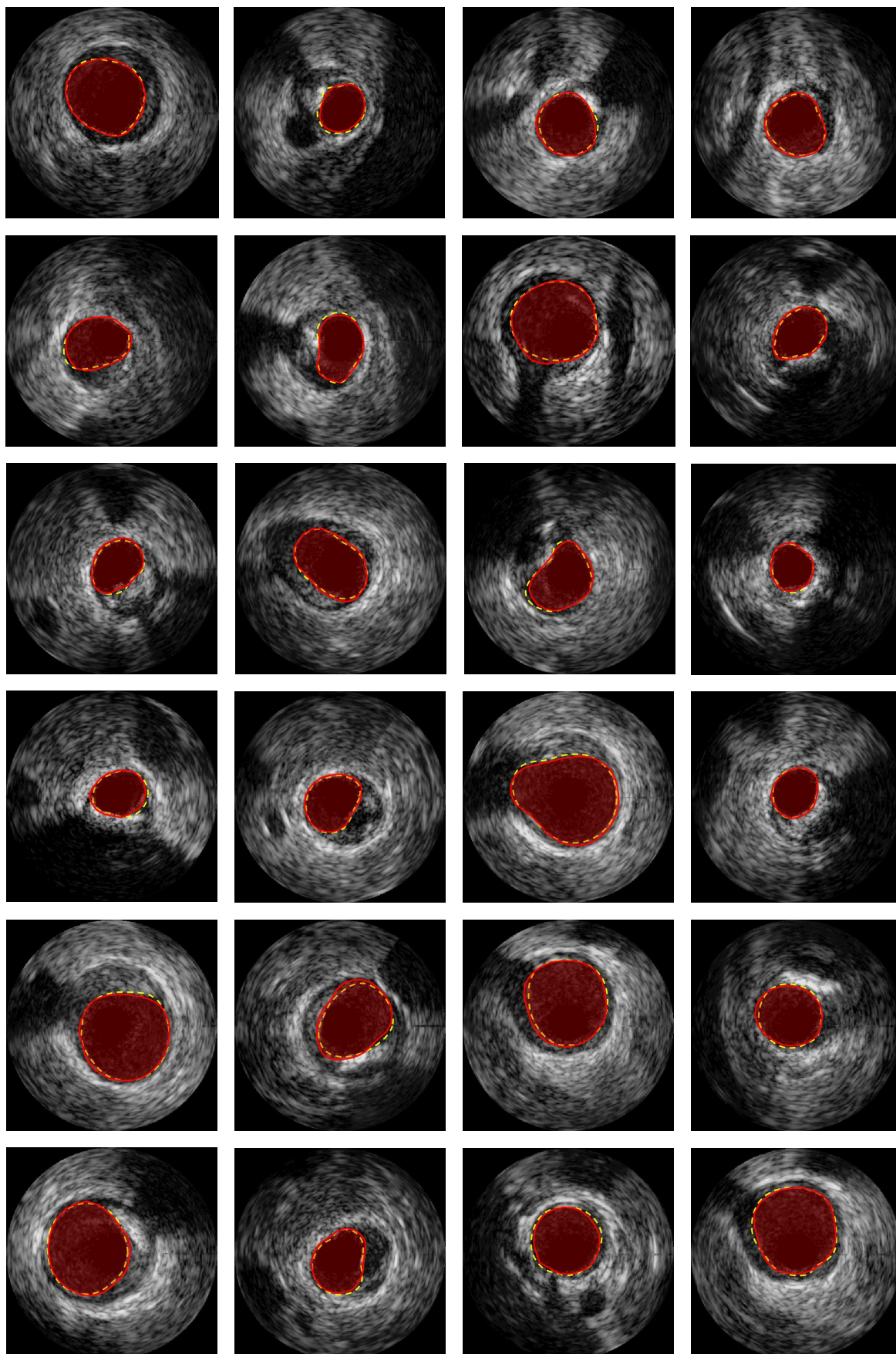


Figure 5.7: Résultats de l'algorithme de snake hélicoïdal 3D (contours détectés en rouge) superposés avec la vérité terrain (contours en pointillés jaunes) sur les artères coronaires en présence de diverses difficultés.

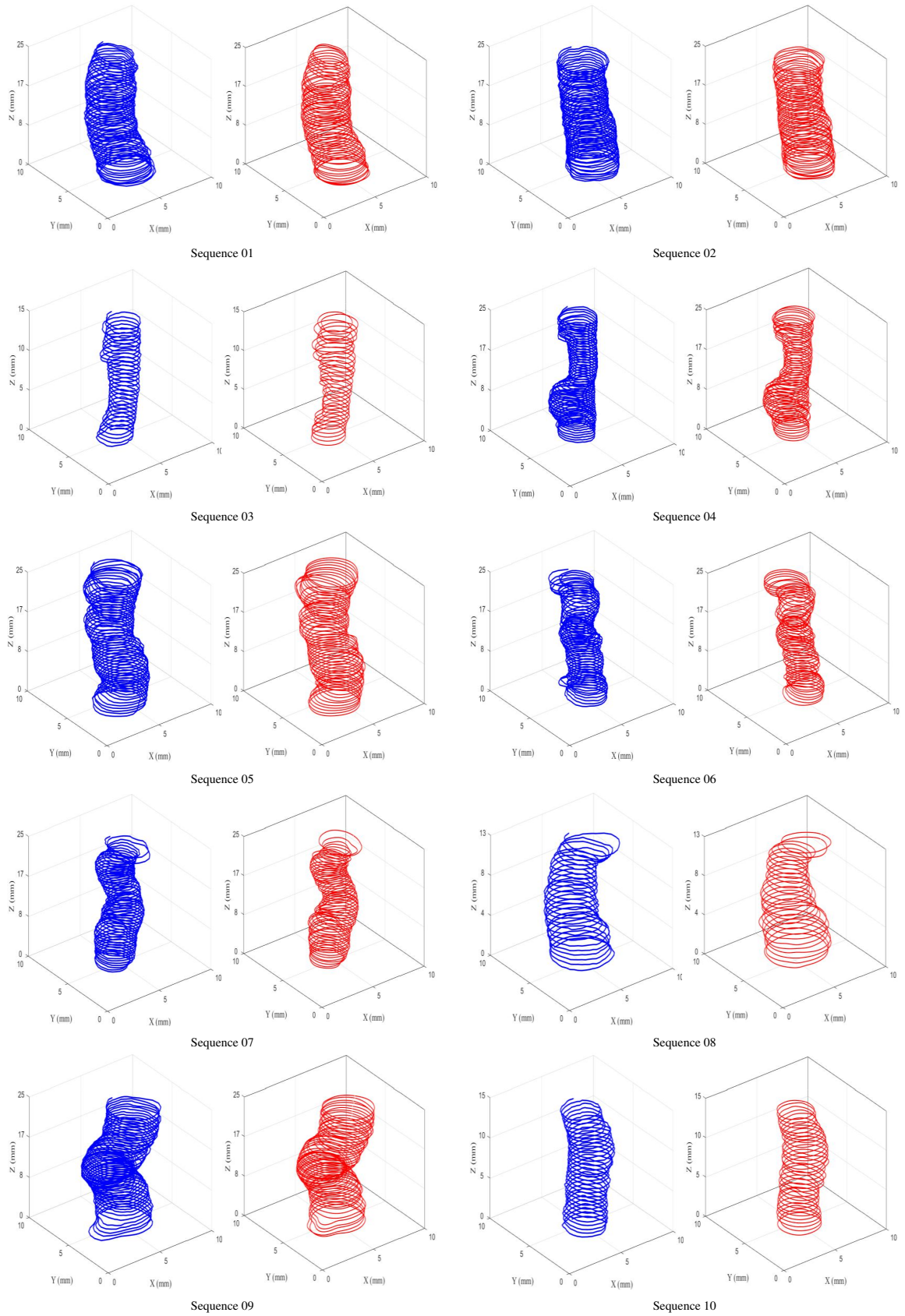


Figure 5.8: Résultat de la segmentation du snake hélicoïdal 3D en bleu et les contours réels (vérité terrain) en rouge, obtenus sur les 10 séquences d'images IVUS coronaires.

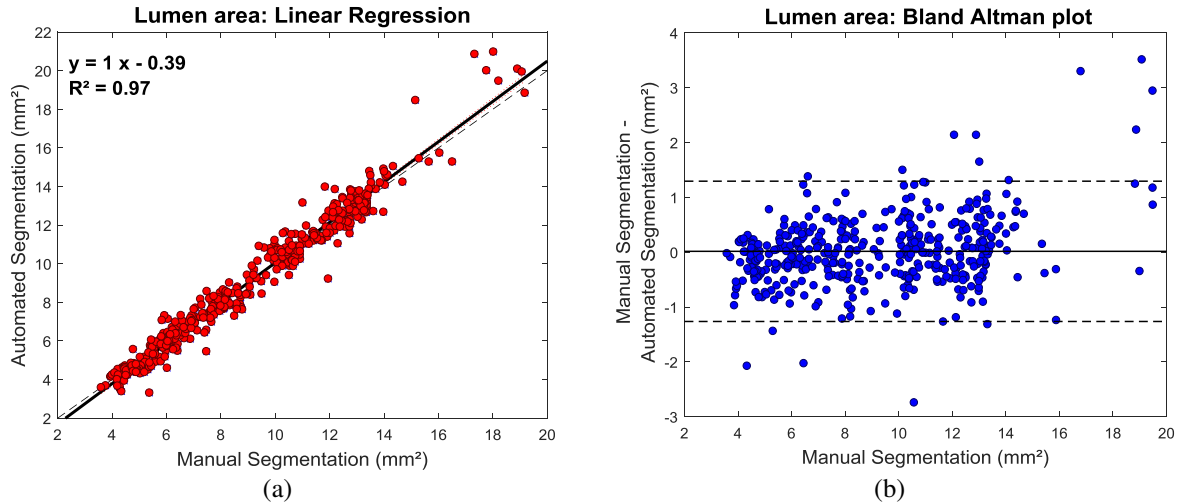


Figure 5.9: Comparaison des zones de la lumière coronaire détectées par notre algorithme et celles de la vérité terrain. (a) Régression linéaire. (b) Tracé de Bland-Altman.

Table 5.5: Critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) pour chaque séquence d'images IVUS coronaires.

Séquence	<i>AD</i> (mm)	<i>HD</i> (mm)	<i>JM</i> (%)	<i>DC</i> (%)	<i>PAD</i> (%)
1	0.124 \pm 0.032	0.304 \pm 0.132	88.06 \pm 3.23	93.62 \pm 1.85	4.25 \pm 4.25
2	0.093 \pm 0.025	0.272 \pm 0.114	91.26 \pm 2.58	95.41 \pm 1.42	3.92 \pm 3.05
3	0.115 \pm 0.037	0.300 \pm 0.089	83.83 \pm 5.68	91.10 \pm 3.40	5.28 \pm 3.52
4	0.082 \pm 0.018	0.229 \pm 0.081	88.87 \pm 3.23	94.08 \pm 1.83	3.61 \pm 2.37
5	0.079 \pm 0.033	0.247 \pm 0.178	91.86 \pm 3.71	95.72 \pm 2.08	4.52 \pm 3.32
6	0.102 \pm 0.041	0.284 \pm 0.160	86.32 \pm 5.40	92.57 \pm 3.18	8.89 \pm 7.52
7	0.093 \pm 0.044	0.262 \pm 0.151	87.45 \pm 6.11	93.18 \pm 3.73	7.43 \pm 10.30
8	0.207 \pm 0.060	0.472 \pm 0.161	81.62 \pm 3.70	89.84 \pm 2.26	8.37 \pm 7.33
9	0.090 \pm 0.025	0.227 \pm 0.082	92.53 \pm 2.27	96.11 \pm 1.24	3.62 \pm 2.34
10	0.110 \pm 0.044	0.250 \pm 0.072	88.16 \pm 4.32	93.65 \pm 2.47	5.34 \pm 4.09
Toutes les images	0.104 \pm 0.046	0.275 \pm 0.139	88.55 \pm 5.09	93.85 \pm 2.97	5.38 \pm 5.68

nos erreurs de segmentation sont comparables ou inférieures aux différences typiques entre les contours manuels tracés par deux experts, confirmant ainsi la qualité de nos résultats. Il est important de souligner que les résultats de notre méthode de segmentation des images IVUS atteint une précision supérieure à 98.5%.

Le tableau (5.7) affiche les performances 3D moyennes partageant approximativement les mêmes valeurs que l'évaluation 2D.

5.7 Comparaison avec les méthodes de la littérature

Afin de valider les performances de notre méthode de segmentation pour la détection de la lumière dans les images IVUS, nous avons confronté ses résultats avec ceux obtenus avec d'autres méthodes utilisant un transducteur similaire de fréquence de 20 – 30 Mhz. Le

Table 5.6: Performance moyenne 2D.

		<i>AD</i>	<i>HD</i>	<i>JM</i>	<i>DC</i>	<i>PAD</i>	<i>Sensibilité</i>	<i>Spécificité</i>	<i>Précision</i>
Fémorales	Notre méthode	0.11 ± 0.06	0.31 ± 0.16	90.29 ± 5.36	94.81 ± 3.13	5.89 ± 6.48	96.15 ± 3.93	99.01 ± 0.66	98.59 ± 0.78
	Inter-observateur	0.10 ± 0.04	0.25 ± 0.09	91.31 ± 4.32	95.40 ± 2.46	6.69 ± 5.29	92.81 ± 4.17	99.78 ± 0.20	98.83 ± 0.46
Coronaires	Notre méthode	0.10 ± 0.05	0.27 ± 0.14	88.55 ± 5.09	93.85 ± 2.97	5.38 ± 5.68	94.26 ± 4.37	99.42 ± 0.38	98.94 ± 0.64
	Inter-observateur	0.11 ± 0.04	0.28 ± 0.13	87.97 ± 5.10	93.52 ± 3.00	10.70 ± 7.89	98.13 ± 2.63	99.08 ± 0.54	99.02 ± 0.45

Table 5.7: Performance moyenne 3D.

		<i>JM</i>	<i>DC</i>	<i>PAD</i>	<i>Sensibilité</i>	<i>Spécificité</i>	<i>Précision</i>
Fémorales	Notre méthode	90.97 ± 1.17	95.27 ± 0.64	5.03 ± 1.42	96.07 ± 1.73	98.87 ± 0.44	98.54 ± 0.41
	Inter-observateur	92.22 ± 1.69	95.95 ± 0.92	5.93 ± 1.18	93.40 ± 1.18	99.79 ± 0.07	98.83 ± 0.21
Coronaires	Notre méthode	88.00 ± 3.48	93.59 ± 1.99	5.34 ± 1.82	93.58 ± 2.40	99.39 ± 0.26	98.86 ± 0.57
	Inter-observateur	88.45 ± 2.86	93.85 ± 1.63	9.65 ± 4.12	98.01 ± 1.11	99.12 ± 0.31	99.05 ± 0.24

tableau (5.8) donne quelques détails sur ces méthodes et dont le principe est présenté dans le chapitre (3).

Table 5.8: Détails de notre méthode et d'autres méthodes rapportées dans la littérature.

Auteurs	2D/3D	Contour initial	Catégorie	Images	Type d'artère	Hardware utilisé	Temps par image
Tong <i>et al.</i> [106]	2D	Auto	Lumière	435	Coronnaire	Core i7-6850 K	-
Li <i>et al.</i> [107]	2D	Auto	Lumière	435	Coronnaire	Core i7-6850 K 3.65 GHz	176.69 s
Xia <i>et al.</i> [97]	2D	Auto	Lumière et média	435	Coronnaire	Xeon E5-2637 3.5 GHz	7.31 ± 2.14 s
Kermani <i>et al.</i> [92]	2D	Auto	Lumière et média	435	Coronnaire	-	-
Faraji <i>et al.</i> [91]	2D	Auto	Lumière et média	435	Coronnaire	Core i7-4700HQ 2.4 GHz	0.16 s
Jodas <i>et al.</i> [94]	2D	Auto	Lumière	326	Coronnaire	Core i7-4700HQ 2.4 GHz	5.72 ± 1.54 s
Su <i>et al.</i> [102]	2D	Auto	Lumière et média	461	Coronnaire	Xeon E5-2650 2.0 GHz	-
Lo Vercio <i>et al.</i> [101]	2D	Auto	Lumière	149	Coronnaire	Core i7-3630QM 2.4 GHz	[1.27 4.59] s
Gao <i>et al.</i> [93]	2D	Auto	Lumière et média	337	Coronnaire	Pentium Dual-Core 3.19 GHz	16.39 ± 9.62 s
Destremes <i>et al.</i> [140]	2D	Manuel	Lumière et média	435	Coronnaire	Core i7- Q740 @ 1.73 GHz	8.64 s
Mendizabel <i>et al.</i> [100]	2D	Manuel	Lumière	435	Coronnaire	Core i7 2 GHz	4.96 s
Alberti <i>et al.</i> [78]	3D	Manuel	Lumière	435	Coronnaire	Core 2, Duo 2.13 GHz	13 s
Vard <i>et al.</i> [130]	2D	Auto	Lumière et média	40	Coronnaire	-	-
Roy-Cardinal <i>et al.</i> [73]	3D	Manuel	Lumière et média	440	Fémorale	AMD Athlon 64 2 GHz	1.7 ± 0.3 s
Jourdain <i>et al.</i> [77]	3D	Manuel	Lumière	540	Fémorale	-	-
Taki <i>et al.</i> [128]	2D	Auto	Lumière et média	420	Coronnaire	-	-
Unal <i>et al.</i> [145]	2D	Auto	Lumière et média	435	Coronnaire	Pentium 6200 2.13 GHz	3.25 s
Downe <i>et al.</i> [124]	3D	Auto	Lumière et média	435	Coronnaire	Core 2 2.4 GHz	0.16 s
Roy-Cardinal <i>et al.</i> [76]	3D	Manuel	Lumière et média	540	Fémorale	Pentium IV 2.6 GHz	≈ 1 s
Notre méthode	3D	Auto	Lumière	435	Coronnaire	Core i7-4500U 1.8 GHz	0.07 s
	3D	Auto	Lumière	654	Fémorale	Core i7-4500U 1.8 GHz	0.07 s

Le tableau (5.9) affiche les valeurs des critères d'évaluation (moyenne et écart type) obtenus sur les artères fémorales ou coronaires.

Même si les données, la dimension de traitement des données (2D/3D), le type d'artère et l'initialisation manuelle ou automatique, utilisés par chaque méthode peuvent être différents, on peut voir d'une manière générale, que notre méthode présente des résultats très satisfaisants.

En se référant aux méthodes de segmentation qui ont utilisé la même base d'images IVUS des artères fémorales [76, 77], notre méthode reste la plus performante. En effet, comparativement à la méthode de Jourdain [77] un gain de 0.13 mm pour la distance moyenne et de 0.30 mm pour la distance de Hausdorff est obtenu par notre méthode. Rappelons que [77] utilise un snake hélicoïdal et nécessite un contour initial proche des frontières de la lumière à détecter.

En plus de l'avantage de l'initialisation automatique, notre méthode apparaît meilleure en terme de précision que les méthodes plus complexes utilisant des maillages 3D et des surfaces de propagation avec initialisation manuelle [73, 76]. La comparaison avec les méthodes 3D [73, 76, 77] montre la supériorité de la méthode basée sur un snake hélicoïdal 3D proposée.

Concernant les artères coronaires, notre méthode est plus performante que toutes les autres méthodes utilisant le même jeu de données [78], à l'exception des méthodes indiquées dans

Table 5.9: Comparaison des critères d'évaluation (moyenne \pm écart type) avec d'autres travaux rapportés dans la littérature.

Données	Auteurs	Remarque	AD (mm)	HD (mm)	JM	DC	PAD
Fémorale	Roy-Cardinal <i>et al.</i> 2010 [73]		0.13 ± 0.10	0.43 ± 0.30	–	–	–
	Jourdain <i>et al.</i> 2010 [77]		0.24 ± 0.14	0.61 ± 0.30	–	–	–
	Roy-Cardinal <i>et al.</i> 2006 [76]	PDFs	0.16 ± 0.10	0.40 ± 0.25	–	–	–
		Gradient	0.14 ± 0.10	0.39 ± 0.24	–	–	–
	Notre méthode		0.11 ± 0.06	0.31 ± 0.16	0.90 ± 0.05	0.95 ± 0.03	0.06 ± 0.06
Coronnaire	Tong <i>et al.</i> 2021 [106]	(*)	–	0.35 ± 0.08	0.87 ± 0.07	–	0.09 ± 0.1
	Li <i>et al.</i> 2021 [107]	(*)	–	0.36 ± 0.22	0.88 ± 0.07	–	0.06 ± 0.09
	Xia <i>et al.</i> 2019 [97]	FC-HLSE(*)	–	0.31 ± 0.20	0.90 ± 0.05	–	0.07 ± 0.06
	Kermani <i>et al.</i> 2019 [92]	(*)	–	0.38 ± 0.26	0.84 ± 0.07	–	0.11 ± 0.08
	Faraji <i>et al.</i> 2018 [91]	(*)	–	0.30 ± 0.20	0.87 ± 0.06	–	0.08 ± 0.09
	Jodas <i>et al.</i> 2017 [94]	Sans C-E (*)	–	0.30 ± 0.18	0.87 ± 0.07	0.93 ± 0.04	0.09 ± 0.08
		Avec C-E (*)	–	0.29 ± 0.17	0.88 ± 0.06	0.94 ± 0.04	0.09 ± 0.07
	Su <i>et al.</i> 2017 [102]	–	–	0.224	0.918	–	–
	Lo Vercio <i>et al.</i> 2016 [101]	(*)	–	–	0.83 ± 0.05	–	0.18 ± 0.06
	Gao <i>et al.</i> 2015 [93]	–	0.08 ± 0.04	0.24 ± 0.12	–	–	–
	Destrempe <i>et al.</i> 2014 [140]	(**)	–	0.34 ± 0.14	0.88 ± 0.05	–	0.06 ± 0.05
	Mendizabel <i>et al.</i> 2013 [100]	(**)	–	0.38 ± 0.26	0.84 ± 0.08	–	0.11 ± 0.11
	Alberti <i>et al.</i> 2014 [78]	(**)	–	0.46 ± 0.30	0.79 ± 0.08	–	0.16 ± 0.09
	Vard <i>et al.</i> 2012 [130]	–	0.07 ± 0.05	0.30 ± 0.19	–	–	–
	Taki <i>et al.</i> 2008 [128]	Paramétrique	0.30 ± 0.25	0.88 ± 0.31	–	–	–
		Géométrique	0.20 ± 0.15	0.71 ± 0.25	–	–	–
	Unal <i>et al.</i> 2008 [145]	(**)	–	0.47 ± 0.39	0.81 ± 0.12	–	0.14 ± 0.13
Downe <i>et al.</i> 2008 [124]	(**)	–	0.47 ± 0.22	0.77 ± 0.09	–	0.15 ± 0.12	
Notre méthode	(*)	0.10 ± 0.05	0.27 ± 0.14	0.89 ± 0.05	0.94 ± 0.03	0.05 ± 0.06	

(**) Résultat et donnée de Balocco *et al.* [78], (*) Donnée de Balocco *et al.* [78].

(C-E) Amélioration du contraste, (PDF) Fonction de Densité de Probabilité.

[93, 130] pour la métrique de distance (AD et HD) et [102] pour la métrique HD et JM . Cela peut s'expliquer par le fait que ces méthodes ont été appliquées à d'autres bases d'images IVUS d'artères coronaires. Il est également important de noter que ces méthodes sont bidimensionnelles, ne fonctionnent que sur des coupes 2D et que le nombre d'images testées est faible [130]. De plus dans [93, 102], les images IVUS des artères coronaires utilisées présentent une athérosclérose modérée ou légère, sans bifurcation, ni calcifications denses ou autres lésions complexes. Par contre, notre méthode a donné de meilleurs résultats comparativement aux méthodes plus complexes utilisant le contour 3D, comme celles utilisées dans [78] et celles appliquées sur les mêmes séquences d'images IVUS d'artères coronaires présentant différentes difficultés [78, 91, 124, 140].

Pour approfondir la comparaison avec ces méthodes, nous avons mesuré les valeurs moyennes de quelques critères d'évaluation (HD , JM et PAD) séparément en fonction du type de difficulté présent dans les 10 séquences d'images IVUS d'artères coronaires.

Les valeurs obtenues sont consignées dans le tableau (5.10). Elles montrent globalement que notre algorithme fonctionne aussi bien sur les artères qui présentent diverses caractéristiques

Table 5.10: Erreurs et recouvrements (moyenne \pm écart type) évalués sur 435 images de la base d'images coronaires (B) en fonction des caractéristiques morphologiques des différentes difficultés.

Difficultés	Auteurs	HD (mm)	JM	PAD
Sans Artéfact	Méthode proposée	0.26 \pm 0.11	0.90 \pm 0.04	0.05 \pm 0.04
	Tong <i>et al.</i> 2021 [106]	0.37 \pm 0.07	0.86 \pm 0.06	0.09 \pm 0.09
	Li <i>et al.</i> 2021 [107]	0.38 \pm 0.19	0.88 \pm 0.06	0.06 \pm 0.06
	Xia <i>et al.</i> 2019 [97]	0.30 \pm 0.17	0.90 \pm 0.04	0.07 \pm 0.05
	Kermani <i>et al.</i> 2019 [92]	0.36 \pm 0.21	0.85 \pm 0.07	0.10 \pm 0.08
	Faraji <i>et al.</i> 2018 [91]	0.29 \pm 0.17	0.88 \pm 0.05	0.08 \pm 0.07
	Lo Vercio <i>et al.</i> 2016 [101]	–	0.83 \pm 0.05	0.18 \pm 0.06
Bifurcation	Méthode proposée	0.40 \pm 0.21	0.85 \pm 0.07	0.08 \pm 0.10
	Tong <i>et al.</i> 2021 [106]	0.38 \pm 0.10	0.79 \pm 0.09	0.18 \pm 0.17
	Li <i>et al.</i> 2021 [107]	0.38 \pm 0.32	0.83 \pm 0.10	0.07 \pm 0.12
	Xia <i>et al.</i> 2019 [97]	0.48 \pm 0.29	0.86 \pm 0.07	0.09 \pm 0.09
	Kermani <i>et al.</i> 2019 [92]	0.47 \pm 0.32	0.83 \pm 0.07	0.12 \pm 0.08
	Faraji <i>et al.</i> 2018 [91]	0.53 \pm 0.34	0.79 \pm 0.10	0.15 \pm 0.17
	Destremes <i>et al.</i> 2014 [140]	0.42 \pm 0.18	0.85 \pm 0.06	0.08 \pm 0.06
	Downe <i>et al.</i> 2008 [124]	0.64 \pm 0.27	0.70 \pm 0.11	0.21 \pm 0.15
Alberti <i>et al.</i> 2014 [78]	0.61 \pm 0.43	0.75 \pm 0.10	0.20 \pm 0.10	
Branches Extérieures	Méthode proposée	0.25 \pm 0.12	0.88 \pm 0.05	0.05 \pm 0.04
	Tong <i>et al.</i> 2021 [106]	0.32 \pm 0.07	0.88 \pm 0.07	0.09 \pm 0.10
	Li <i>et al.</i> 2021 [107]	0.32 \pm 0.18	0.88 \pm 0.04	0.06 \pm 0.10
	Xia <i>et al.</i> 2019 [97]	0.24 \pm 0.13	0.90 \pm 0.04	0.06 \pm 0.04
	Kermani <i>et al.</i> 2019 [92]	0.34 \pm 0.32	0.85 \pm 0.08	0.11 \pm 0.09
	Faraji <i>et al.</i> 2018 [91]	0.24 \pm 0.11	0.87 \pm 0.05	0.06 \pm 0.05
	Destremes <i>et al.</i> 2014 [140]	0.36 \pm 0.15	0.87 \pm 0.04	0.07 \pm 0.04
	Downe <i>et al.</i> 2008 [124]	0.46 \pm 0.19	0.77 \pm 0.08	0.15 \pm 0.11
Alberti <i>et al.</i> 2014 [78]	0.47 \pm 0.24	0.79 \pm 0.07	0.17 \pm 0.09	
Ombre	Méthode proposée	0.28 \pm 0.13	0.86 \pm 0.07	0.06 \pm 0.06
	Tong <i>et al.</i> 2021 [106]	0.30 \pm 0.06	0.85 \pm 0.07	0.10 \pm 0.10
	Li <i>et al.</i> 2021 [107]	0.26 \pm 0.21	0.87 \pm 0.06	0.06 \pm 0.09
	Xia <i>et al.</i> 2019 [97]	0.28 \pm 0.19	0.89 \pm 0.06	0.07 \pm 0.06
	Kermani <i>et al.</i> 2019 [92]	0.36 \pm 0.22	0.83 \pm 0.07	0.11 \pm 0.07
	Faraji <i>et al.</i> 2018 [91]	0.29 \pm 0.20	0.86 \pm 0.07	0.08 \pm 0.09
	Destremes <i>et al.</i> 2014 [140]	0.39 \pm 0.18	0.87 \pm 0.05	0.06 \pm 0.05
	Downe <i>et al.</i> 2008 [124]	0.55 \pm 0.26	0.76 \pm 0.11	0.14 \pm 0.13
Alberti <i>et al.</i> 2014 [78]	0.53 \pm 0.29	0.78 \pm 0.08	0.18 \pm 0.09	

morphologiques qu'en présence d'artéfacts. Les valeurs de HD , JM et PAD affichées par notre méthode restent très proches de celles obtenues par les méthodes les plus récentes [92, 97, 106, 107].

En termes de rapidité, le tableau (5.8) montre que notre méthode affiche le plus petit temps d'exécution par image que celui rapporté dans la littérature par d'autres méthodes. Bien que le temps d'exécution dépend de l'ordinateur, il donne une idée du temps de calcul requis par les algorithmes en fonction du type d'artère (fémorale/coronaire), de la dimension des contours (2D/3D) et du nombre de régions segmentées (lumière seule ou avec médias). Notre méthode apparaît plus rapide que d'autres techniques travaillant dans les mêmes conditions.

5.8 Évaluation des performances des reconstructions 3D

Le contour final 3D obtenu par notre algorithme de segmentation à base du snake hélicoïdal 3D peut servir pour reconstruire la forme tridimensionnelle de la paroi luminale de l'artère. Les figures (5.11) et (5.12) montrent les reconstructions tridimensionnelles (rendu volumique) obtenues à partir des snakes hélicoïdaux adaptatifs détectés par notre algorithme sur les séquences des artères fémorales et coronaires, respectivement. Pour juger de la qualité de ces reconstructions, nous affichons en parallèle le rendu volumique de la vérité terrain correspondant à chaque séquence.

Nous constatons clairement que les structures anatomiques des artères reconstruites à partir des snakes hélicoïdaux détectés par notre méthode sont semblables à celles reconstruites à partir de la vérité terrain (tracés des experts). Nous remarquons également à travers ces figures la présence d'occlusions artérielles sur certaines séquences, en particulier dans le cas des artères fémorales. Ces occlusions artérielles, qui se traduisent par un rétrécissement de la paroi luminale des vaisseaux, sont caractéristiques d'une pathologie, qui est la lésion sténotique ou sténose.

Or comme nous l'avons évoqué dans le premier chapitre, l'évaluation du degré de sévérité des sténoses est primordiale dans la mesure où ils permettent de prédire l'apparition de thrombose.

L'évaluation quantitative des sténoses peut être réalisée par la technique NASCET (North American Symptomatic Carotid Endarterectomy Trial) [158]. Elle consiste à mesurer le diamètre ou la surface de la lumière résiduelle au site de la lésion et comparer la valeur obtenue avec une valeur, dite de référence, qui correspond au plus grand diamètre ou surface de la lumière, mesuré sur un segment sain de l'artère (voir figure (5.10)). La gravité des sténoses est alors définie par le pourcentage de réduction du diamètre/surface du vaisseau par rapport à sa valeur de référence. Les cliniciens définissent une sténose sévère lorsque le diamètre artériel est réduit de plus de 50%. La sévérité de la sténose est mesurée en pourcentage à partir de la formule suivante [159–161] :

$$ST(\%) = \left(1 - \frac{L}{R}\right) \times 100. \quad (5.11)$$

Où L représente la surface ou au diamètre de la lésion (lumière résiduelle) et R la surface ou au diamètre de référence. R correspond soit au diamètre ou l'aire luminale dans la partie normale

du vaisseau proximal (R_p) ou distal (R_d), soit au diamètre ou l'aire luminale estimée au niveau de la lésion (R_e) [159]. Ces différentes surfaces sont indiquées sur la figure (5.10).

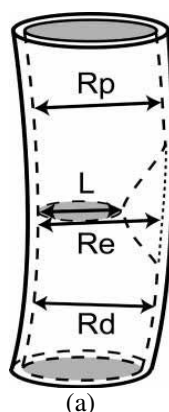


Figure 5.10: Illustration du principe de mesure de la sévérité de la sténose. R_p et R_d indiquent le diamètre ou l'aire luminale dans la partie normale du vaisseau proximal et distal, respectivement; (L) le diamètre ou l'aire luminale de la lésion sténotique; R_e est le diamètre ou l'aire luminale estimée au niveau de la lésion [159].

Le rendu volumique des reconstructions 3D des artères dans les figures (5.11) et (5.12) a été reproduit en tenant compte du pourcentage de sténose. La couleur bleue indique le zéro pour cent, qui correspond à la plus grande surface considérée non malade de l'artère. La couleur noire correspond à un pourcentage de sténose maximale de 100%, indiquant une obstruction totale de l'artère. La correspondance entre la couleur que vêt l'artère et le pourcentage de la sténose est affichée à côté de chaque séquence afin d'aider le clinicien à diagnostiquer une sténose. On peut d'ailleurs remarquer sur ces figures la présence de sténoses sévères sur certaines séquences, avec des valeurs de ST dépassant 60%.

Pour vérifier la qualité de ces mesures, nous avons comparé les valeurs moyennes de la sévérité de la sténose mesurées sur les artères 3D reconstruites à partir des snakes hélicoïdaux détectés par notre méthode de segmentation et celles reconstruites à partir de la vérité terrain (tracés des experts). Les valeurs obtenues sur les séquences d'images fémorales et coronaires sont reportées, respectivement, dans les tableaux (5.11) et (5.12).

Les écarts minimales et maximales des pourcentages de sténose obtenues à partir du snake hélicoïdal détecté sur des artères fémorales et à partir de la vérité terrain réalisée par deux experts différents, sont de 1.41%–10.58% par rapport au tracés du premier expert et de 0.35%–10.31% par rapport au tracés du deuxième expert. Pour les artères coronaires, les écarts minimales et maximales détectés sont respectivement, 0.83%–13.65% par rapport au tracés du premier expert et de 3.09%–15.32% par rapport au tracés du deuxième expert.

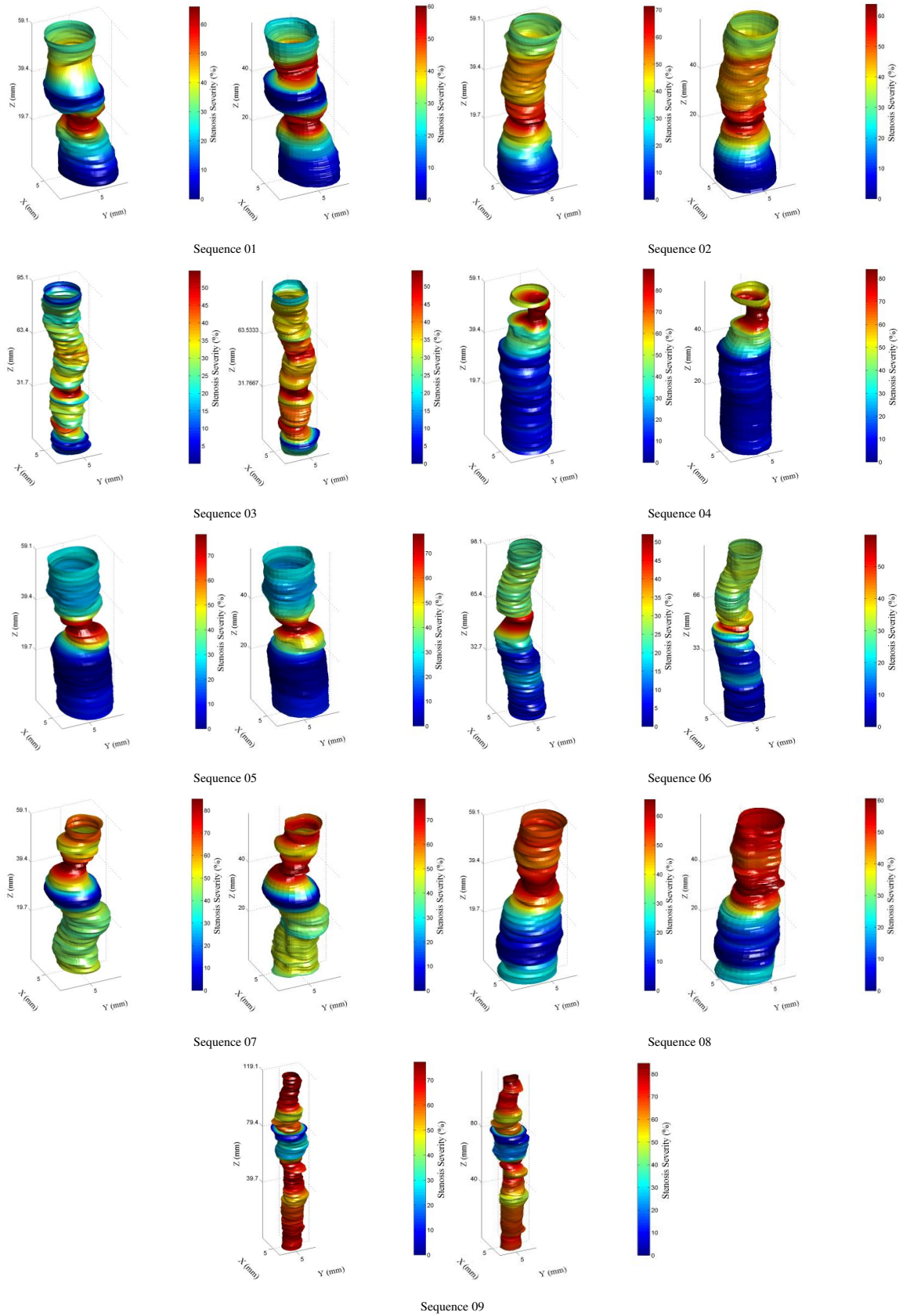


Figure 5.11: Reconstructions tridimensionnelles des séquences IVUS d'artères fémorales à partir du snake hélicoïdal (à gauche) et de la vérité terrain (à droite).

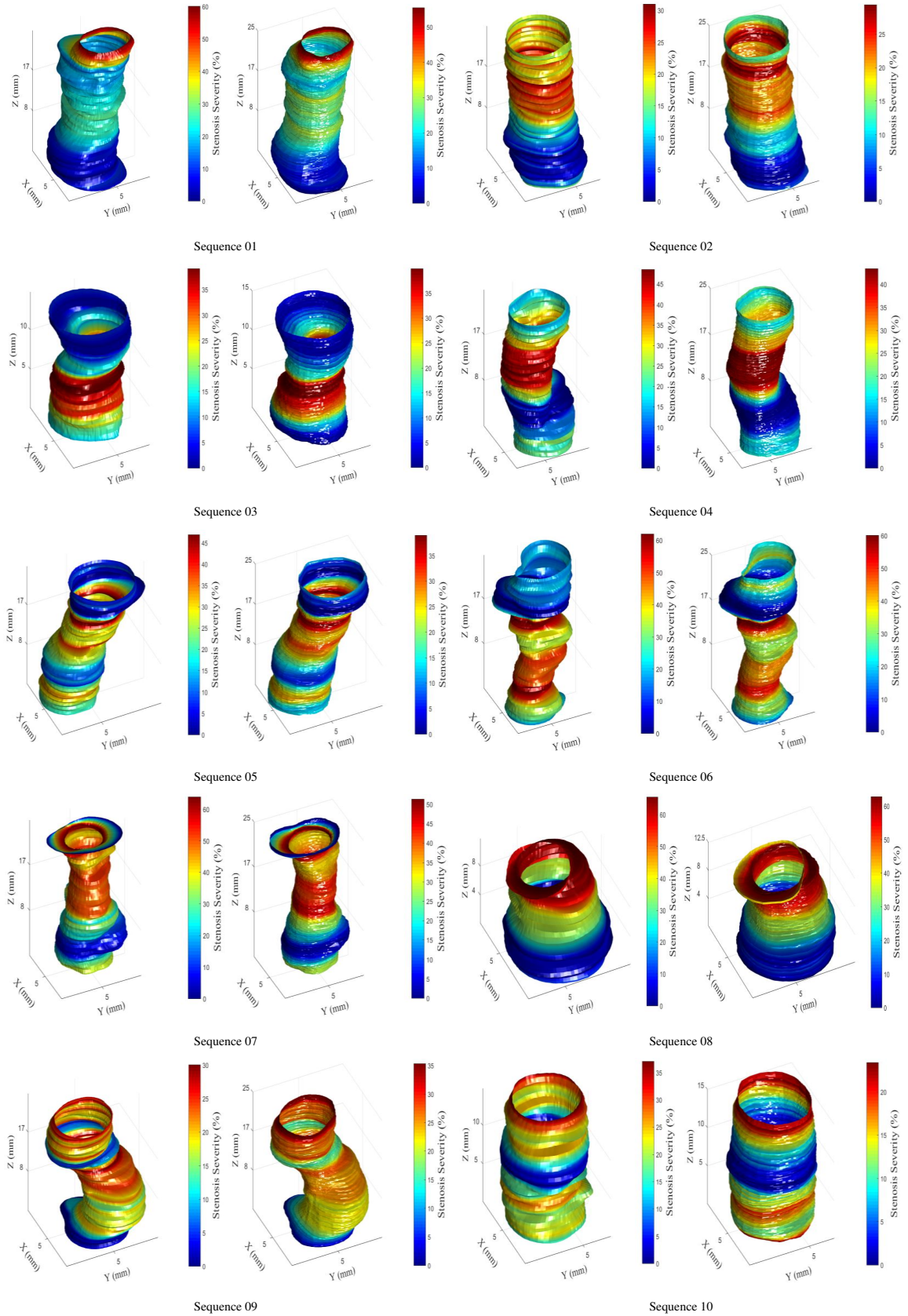


Figure 5.12: Reconstructions tridimensionnelles des séquences IVUS d'artères coronaires à partir du snake hélicoïdal (à gauche) et de la vérité terrain (à droite).

Table 5.11: Pourcentages de sténose obtenus sur les séquences fémorales.

Séquence	Résultat (%)	Expert1 (%)	Expert2 (%)	Écart (%) <i>Résultat – Expert1</i>	Écart (%) <i>Résultat – Expert2</i>	Écart (%) <i>Expert1 – Expert2</i>
01	72.58	66.01	72.93	6.57	0.35	6.92
02	65.19	71.33	74.33	6.14	9.14	3.00
03	52.25	54.73	57.36	2.48	5.11	2.63
04	84.68	89.85	87.13	5.17	2.45	2.72
05	75.05	78.47	80.42	3.42	5.37	1.95
06	62.64	52.06	52.33	10.58	10.31	0.27
07	83.63	85.04	87.86	1.41	4.23	2.82
08	62.16	65.63	65.18	3.47	3.02	0.45
09	73.54	77.23	79.05	3.69	5.51	1.82

Table 5.12: Pourcentages de sténose obtenus sur les séquences Coronaires.

Séquence	Résultat (%)	Expert1 (%)	Expert2 (%)	Écart (%) <i>Expert1 – Résultat</i>	Écart (%) <i>Expert2 – Résultat</i>	Écart (%) <i>Expert1 – Expert2</i>
01	55.50	60.12	–	4.62	–	–
02	29.39	30.98	–	1.59	–	–
03	39.93	39.10	–	0.83	–	–
04	43.41	48.57	52.26	5.16	8.85	3.69
05	38.97	46.89	49.36	7.92	10.39	2.47
06	60.07	62.00	66.05	1.93	5.98	4.05
07	51.34	63.90	69.35	12.56	18.01	5.45
08	62.76	65.54	68.92	2.78	6.16	3.38
09	35.32	30.06	38.41	5.26	3.09	8.35
10	23.39	37.04	38.71	13.65	15.32	1.67

5.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé les résultats d'application de l'algorithme du snake hélicoïdal adaptative sur un ensemble de séquences d'images échographiques intravasculaires simulées et réelles (*in vivo*).

Les résultats obtenus sont analysés d'une manière objective à travers plusieurs critères d'évaluation. Ils attestent de la qualité (précision) du contour 3D proposé sur des images échographiques intravasculaire simulées et *in vivo*. Comme ils ont démontré l'efficacité de notre algorithme dans la segmentation des différents types d'artères, allant du petit calibre (artères coronaires) au grand calibre (artères fémorales) et en présence des différentes difficultés.

Une comparaison de ces résultats avec les contours manuels tracés par des experts et ceux obtenus par d'autres méthodes 2D et 3D de segmentation d'images IVUS montre que notre méthode est très efficace avec l'avantage d'être moins complexe, simple et rapide puisque son temps de calcul est d'environ 0.07 seconde par image (processeur i7 1.80 GHz et 16.0 Go de RAM).

Les performance de notre méthode de segmentation à base du snake hélicoïdal 3D s'est traduite sur la qualité des reconstructions des structures anatomiques 3D des artères. Ce qui nous a permet de détecter et d'estimer le degré de sévérité des sténoses.

Conclusion

Synthèse des chapitres

Le travail présenté dans cette thèse concerne une nouvelle méthode de segmentation tridimensionnelle appliquée pour la détection de la lumière sur des images échographiques intravasculaires (IVUS). Cette méthode repose sur l'utilisation d'un modèle de contour actif (snake) hélicoïdal adaptatif. Le contour actif tridimensionnel défini par ses coordonnées cylindriques, évolue en fonction d'une direction de déplacement *a priori* et en se basant sur les propriétés texturales de Rayleigh estimées avec des fenêtres cubiques 3D radiales.

Le principe et l'intérêt de l'imagerie échographique intravasculaire (IVUS) est présenté dans le chapitre (1). Cette technique permet non seulement la visualisation volumique des différentes parois artérielles à partir de plusieurs centaines d'images mais permet aussi une évaluation et une quantification de la plaque qui est à l'origine de la majorité des maladies cardiovasculaires (AVC, angine cardiaque et pathologie des membres inférieures). Toutefois ces images sont entachées de certaines difficultés telles que les artéfacts (ring down, fil de guidage, etc.), les bifurcations, les branches extérieures, les calcifications et les plaques, dont la connaissance est indispensable pour réduire leurs influence sur la segmentation des images IVUS. En effet, ces dernières sont classifiées selon la réflectivité acoustique (texture) observée pour faciliter la reconnaissance des différentes difficultés.

Dans le chapitre (2), les images IVUS utilisées pour la validation de la méthode proposée sont présentées et détaillées. Ces données sont composées d'une séquence d'images IVUS simulée, générée à partir des tracés d'une séquence d'images IVUS acquise sur une artère fémorale et de deux ensembles de données constituées de neuf séquences d'images IVUS de grand calibre (artères fémorales) et de dix séquences d'images IVUS de petit calibre (artères coronaires). La séquence d'images IVUS simulée présente comme difficulté uniquement la plaque,

tandis que les séquences *in vivo* présentent plusieurs difficultés (artéfact en anneaux, artéfact d'oscillation longitudinale, ombre générée par calcification des tissus, bifurcation, branches extérieure, etc.).

Dans le chapitre (3), nous avons dressé un état de l'art sur la plupart des méthodes de segmentation d'images IVUS développées dans la littérature, depuis la première utilisation de l'imagerie IVUS dans des examens cliniques impliquant des images d'artères *in vivo*. Il ressort de cette étude une grande diversité de méthodes dont la plupart sont bidimensionnelles, alors que les quelques méthodes tridimensionnelles, utilisent des modèles complexes et nécessitent une interaction avec l'utilisateur que ce soit pour une initialisation ou pour un raffinement des résultats.

Le chapitre (4) est consacré à la présentation de la méthode de segmentation de la lumière d'images IVUS proposée. La méthode est composée d'une étape de prétraitement utilisée pour réduire voire éliminer l'artéfact de Ring-down. Une deuxième étape consiste à initialiser le contour actif (snake) hélicoïdal tridimensionnel. Cette initialisation par défaut est automatique mais peut être réalisée en interaction avec un utilisateur. Ensuite vient l'étape principale, dans laquelle le contour actif évolue jusqu'à atteindre les frontières de la lumière de l'artère. L'originalité de notre méthode réside dans la définition de deux ratios de vraisemblance pour définir un sens de déplacement *a priori* du contour en se basant sur les propriétés texturales de Rayleigh estimées avec des fenêtres cubiques radiales. La dernière étape consiste à reconstruire le volume de la lumière.

L'implémentation et la validation de la méthode proposée à fait objet du chapitre (5). Les résultats de segmentation obtenus sont comparés, d'une part, à la géométrie de la séquence simulée et aux tracés réalisés par des experts (vérité terrain) sur les deux ensembles d'images IVUS d'artères fémorales et d'artères coronaires. D'autre part, ils sont confrontés aux résultats de quelques techniques rapportées dans la littérature. Plusieurs métriques de distances et de chevauchement sont utilisées comme critères de comparaison.

L'évaluation qualitative et quantitative a montré l'efficacité et la précision de la détection de la lumière des images IVUS par la méthode de segmentation proposée. Outre son haut niveau de précision et sa capacité à traiter des images IVUS d'artères aussi bien fémorales que coronaires, les principaux avantages de cette méthode sont sa simplicité (une courbe évolutive au lieu de la surface), un temps de calcul rapide et une initialisation automatique du snake.

Comparée aux méthodes rapportées dans la littérature, nous pouvons conclure que dans

l'ensemble, notre méthode est compétitive par rapport aux meilleurs algorithmes de segmentation, avec les avantages importants d'une implémentation simple, d'une initialisation facile et d'un temps de calcul optimal, avec 0.07 seconde par image (processeur i7 1.80 GHz et 16.0 Go de RAM). Ce temps de calcul est obtenu avec le code MATLAB sans aucune optimisation ni accélération par GPU. Par conséquent, notre méthode peut facilement être adaptée avec une optimisation du code afin de réaliser une segmentation en temps réel au bénéfice du clinicien.

Application envisagée

Une des applications envisagée par notre méthode de segmentation développée est son utilisation en temps réel dans le suivi et la correction de la trajectoire d'un bras robotisé muni d'une sonde échographique externe. La segmentation des images échographiques ainsi acquises sur des artères superficielles de grand calibre (artères fémorales superficielles), peut être utilisée pour le guidage de la trajectoire du bras robotisé [160, 161]. Ensuite, la reconstruction tridimensionnelle de l'artère sera réalisée via la combinaison des résultats de segmentation d'images échographiques planaires et la trajectoire 3D obtenue grâce à des capteurs de mouvement ou à l'aide du bras articulé (robotisé ou non).

Perspectives

L'algorithme de segmentation tridimensionnelle proposé présente certaines limites comme son incapacité à détecter des dissections. De plus, il suppose que le segment d'artère traité possède une forme droite et ne tient pas compte de sa courbure. Pour remédier à ces problèmes, nous préconisons à l'avenir de tenir compte de ces deux contraintes en améliorant l'algorithme par l'ajout de directives qui permettent l'insertion de points supplémentaires pour la même position angulaire lors la détection de la dissection. La reconstruction de la forme de l'artère qui prend en considération sa courbure sur des séquences d'images IVUS réelles, peut être obtenue par l'association des coordonnées de la trajectoire du cathéter relevées sur les données angiographiques.

Comme autre perspective, nous prévoyons de réaliser la segmentation simultanée de la lumière et de la média-adventice. Ainsi, le modèle hélicoïdal sera également adapté à la segmentation de la média-adventice avec un autre jeu de paramètres. Les tests préliminaires ont donné de bons résultats sur des séquences IVUS sans difficultés, mais des travaux supplémentaires sont

nécessaires pour les séquences contenant des difficultés (telles que l'ombre, les bifurcations ou des vaisseaux latéraux). Il faut tenir en compte que l'ajout d'une autre hélicoïde pour la segmentation augmentera légèrement le temps de traitement avec une implémentation parallèle indépendante et en incluant certaines règles d'interactions entre les deux hélicoïdes.

Les paramètres de distribution de Rayleigh de la lumière et du tissu utilisés dans ce travail, sont estimés uniquement lors de l'initialisation sur une image représentative de la séquence. Toutefois, une amélioration des résultats de la segmentation pourrait être obtenue en ré-estimant ces paramètres à des intervalles réguliers dans la séquence et en les actualisant à chaque itération. Cette technique n'augmenterait pas de manière significative le temps de calcul pour de grands intervalles (par exemple 50 images ou plus).

Une autre solution possible pour optimiser le temps de calcul consiste à augmenter le nombre de spires uniquement aux emplacements de changement rapide de la forme de la lumière (par exemple, une sténose) pour une précision accrue dans ces régions critiques. Pour ce faire, nous préconisons d'initialiser une hélicoïde de base avec une spire toutes les dix images et d'identifier les emplacements des changements rapides. Ensuite, nous augmenterons le nombre de spires uniquement dans ces parties de la séquence pour le reste des itérations.

Concernant le simulateur développé dans le chapitre (2), il permet de simuler des images IVUS simples et ne permet pas de représenter les différentes difficultés présentes dans les images IVUS réelles. Nous envisageons d'améliorer ce simulateur afin de constituer des bases d'apprentissage pour d'éventuelles applications supervisées.

Bibliographie

- [1] World Health Organization 1948, “Cardiovascular diseases (cvds).” [http://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](http://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)), 2021. (Updated 17 Juin 2021) and (accessed 21-Septembre-2021).
- [2] P. G. Yock, P. J. Fitzgerald, D. T. Linker, and B. A. Angelsen, “Intravascular ultrasound guidance for catheter-based coronary interventions,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 17, no. 6, Supplement 2, pp. 39 – 45, 1991. Symposium on Restenosis: From Basic Studies to Clinical Trials.
- [3] R. W. Downe, *Predictive analysis of coronary plaque morphology and composition on a one year timescale*. PhD thesis, University of Iowa, 2013.
- [4] Taylor AM and Bordonni B., “Histology, Blood Vascular System.” Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK553217/>, Jan 2020. (Updated 2019 Dec 24). In: StatPearls. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing.
- [5] Daniel J Bell and Donna D’Souza, “Histology of Blood Vessels.” Available from: <https://radiopaedia.org/articles/histology-of-blood-vessels>, 2020. (accessed 21-May2020). In: Radiopaedia.
- [6] S. C. J. and M. J. R., “The morphology, terminology and pathogenesis of arterial plaques,” *Postgraduate medical journal*, vol. 38, no. 435, pp. 25–34, 1962.
- [7] A. M. Gotto, “Evolving concepts of dyslipidemia, atherosclerosis, and cardiovascular disease,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 46, no. 7, pp. 1219–1224, 2005.
- [8] G. Finet, “Explorations endovasculaires des artères coronaires,” *Néphrologie*, vol. 21, no. 7, pp. 353–358, 2000.
- [9] H. C. Stary, A. B. Chandler, S. Glagov, J. R. Guyton, W. Insull, M. E. Rosenfeld, S. A. Schaffer, C. J. Schwartz, W. D. Wagner, and R. W. Wissler, “A definition of initial, fatty

- streak, and intermediate lesions of atherosclerosis. a report from the committee on vascular lesions of the council on arteriosclerosis, american heart association.” *Circulation*, vol. 89, no. 5, pp. 2462–2478, 1994.
- [10] H. C. Stary, A. B. Chandler, R. E. Dinsmore, V. Fuster, S. Glagov, W. Insull, M. E. Rosenfeld, C. J. Schwartz, W. D. Wagner, and R. W. Wissler, “A definition of advanced types of atherosclerotic lesions and a histological classification of atherosclerosis,” *Circulation*, vol. 92, no. 5, pp. 1355–1374, 1995.
- [11] E. M. Tuzcu, O. Bayturan, and S. Kapadia, “Coronary intravascular ultrasound: a closer view,” *Heart*, vol. 96, no. 16, pp. 1318–1324, 2010.
- [12] B. Robert, *Echographie Tridimensionnelle*. PhD thesis, Traitement du signal et de l’image. Télécom ParisTech, 1999. <tel-00005697>.
- [13] A. Nicolaides, K. W. Beach, E. Kyriacou, and C. S. Pattichis, *Ultrasound and Carotid Bifurcation Atherosclerosis*. Springer London Dordrecht Heidelberg New York: Springer, London, 2012.
- [14] J. Meunier, *Analyse dynamique des textures d’échocardiographies bidimensionnelles du myocarde*. PhD thesis, Ecole Polytechnique de Montréal, 1989.
- [15] J. ao Miguel Sanches, A. F. Laine, and J. S. Suri, *Ultrasound Imaging :Advances and Applications*. Springer London Dordrecht Heidelberg New York: Springer, London, 2012.
- [16] A. C. Christine Grataloup-Oriez, “Principes et techniques de l’échographie-doppler,” *RADIOLOGIE ET IMAGERIE MÉDICALE : Principes et techniques - Radioprotection*, 1999.
- [17] M. Boynard, “Principes et techniques de l’échographie Doppler,” *Encyclopédie Médico Chirurgicale - Radiologie*, pp. 35–003–C–10, Dec. 2011.
- [18] M.-A. Janvier, *Optimization and validation of a new 3D-US imaging robot to detect, localize and quantify lower limb arterial stenoses*. PhD thesis, Université de Montréal, Octobre 2010.
- [19] S. Willoteaux, C. Lions, B. Cochetoux, V. Gaxotte, and J. P. Beregi, “Techniques d’angiographie par résonance magnétique et bases d’interprétation,” *RADIOLOGIE ET IMAGERIE MÉDICALE : Cardiovasculaire - Thoracique - Cervicale*, 2003.

- [20] Le Commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives (CEA), "Découvrir et comprendre l'essentiel sur l'imagerie médicale." <https://www.cea.fr/comprendre/Pages/sante-sciences-du-vivant/essentiel-sur-imagerie-medicale.aspx>, 2022. (Updated 07 Mars 2022) and (visité 05-Avril-2022).
- [21] S. Kownator, "Explorations non invasives de l'aomi," *réalités Cardiologiques*, no. 286, pp. 14–18, 2012.
- [22] P. C. Douek, D. Revel, S. Chazel, B. Falise, J. Villard, and M. Amiel, "Fast mr angiography of the aortoiliac arteries and arteries of the lower extremity: value of bolus-enhanced, whole-volume subtraction technique.," *American Journal of Roentgenology*, vol. 165, no. 2, pp. 431–437, 1995.
- [23] M. R. Prince, D. L. Narasimham, J. C. Stanley, T. L. Chenevert, D. M. Williams, M. V. Marx, and K. J. Cho, "Breath-hold gadolinium-enhanced mr angiography of the abdominal aorta and its major branches.," *Radiology*, vol. 197, no. 3, pp. 785–792, 1995.
- [24] F. Hammer, "L'imagerie diagnostique dans l'artérite des membres inférieurs du patient diabétique," *Louvain Med*, vol. 136, no. 3, pp. 197–201, 2017. 14e Congrès UCL d'Endocrino-Diabétologie.
- [25] J. Kirsch, T. Bouziane, X. Hamoir, and S. Salovic, "TDM, fluoroscopie et radioprotection," *Journal de Radiologie*, vol. 87, no. 10, p. 1209, 2006.
- [26] B. G. Brown and X.-Q. Zhao, "Is intravascular ultrasound the gold standard surrogate for clinically relevant atherosclerosis progression?," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 49, no. 9, pp. 933–938, 2007.
- [27] J. Beregi, C. Martin-Teule, S. Trogrlic, J. Meunier, and D. Crochet, "Angiographie quantitative: mise au point pour des applications vasculaires périphériques," *Journal de radiologie*, vol. 80, pp. 835–841, juillet 1999.
- [28] N. Amabile, "Quelle modalité d'imagerie pour l'analyse du tronc coronaire gauche?," *Réalités Cardiologiques*, vol. 302, pp. 49–54, Septembre 2014.
- [29] J. R. Spears, A. M. Spokojny, and H. J. Marais, "Coronary angioscopy during cardiac catheterization," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 6, no. 1, pp. 93–97, 1985.

- [30] C. J. White, S. R. Ramee, T. J. Collins, and J. P. Murgo, “Coronary angioscopy,” *Texas Heart Institute journal*, vol. 22, no. 1, pp. 20–25, 1995.
- [31] P. Den Heijer, D. P. Foley, J. Escaned, H. L. Hillege, R. B. Van Dijk, P. W. Serruys, and K. I. Lie, “Angioscopic versus angiographic detection of intimal dissection and intracoronary thrombus,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 24, no. 3, pp. 649–654, 1994.
- [32] N. Bom, C. Lancée, and F. V. Egmond, “An ultrasonic intracardiac scanner,” *Ultrasonics*, vol. 10, no. 2, pp. 72–76, 1972.
- [33] N. G. Pandian, A. Kreis, A. Weintraub, A. Motarjeme, M. Desnoyers, jeffrey M. Isner, M. Konstam, D. N. Salem, and V. Millen, “Real-time intravascular ultrasound imaging in humans,” *The American Journal of Cardiology*, vol. 65, no. 20, pp. 1392–1396, 1990.
- [34] J. B. Hodgson, A. D. Graham, S. P. and Savakus, S. G. Dame, D. N. Stephens, P. S. Dhillon, D. Brands, H. Sheehan, and M. J. Eberle, “Clinical percutaneous imaging of coronary anatomy using an over-the-wire ultrasound catheter system,” *The International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 4, pp. 187–193, Jun 1989.
- [35] N. Bom, H. ten Hoff, C. T. Lancée, W. J. Gussenhoven, and J. G. Bosch, “Early and recent intraluminal ultrasound devices,” in *Intravascular ultrasound: Techniques, developments, clinical perspectives* (N. Bom and J. Roelandt, eds.), pp. 79–88, Springer Netherlands, 1989.
- [36] G. S. Mintz, S. E. Nissen, W. D. Anderson, S. R. Bailey, R. Erbel, P. J. Fitzgerald, F. J. Pinto, K. Rosenfield, R. J. Siegel, E. Tuzcu, P. G. Yock, R. A. O’Rourke, J. Abrams, E. R. Bates, B. R. Brodie, P. S. Douglas, G. Gregoratos, M. A. Hlatky, J. S. Hochman, S. Kaul, C. M. Tracy, D. D. Waters, and W. L. Winters, “American college of cardiology clinical expert consensus document on standards for acquisition, measurement and reporting of intravascular ultrasound studies (IVUS),” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 37, no. 5, pp. 1478 – 1492, 2001.
- [37] J.-C. Spychaj, *Utilisation en pratique clinique de l’échographie endocoronaire en cardiologie interventionnelle*. PhD thesis, Université de Aix Marseillee, Octobre 2018.
- [38] A. Katouzian, E. D. Angelini, S. G. Carlier, J. S. Suri, N. Navab, and A. F. Laine, “A state-of-the-art review on segmentation algorithms in intravascular ultrasound (IVUS) images,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 16, no. 5, pp. 823–834, 2012.

- [39] A.-C. MJ, B. J, C. C, F. G, G. M, and V. P, “Échographie endocoronaire: Consensus pour la standardisation de son utilisation,” *Rapport du Club IVUS*.
- [40] J. M. Thijssen and B. J. Oosterveld, “Texture in tissue echograms: speckle or information?,” *The American Institute of ultrasound in Medicine*, vol. 9, no. 4, pp. 215–229, 1990.
- [41] J. M. Thijssen, “Ultrasonic speckle formation, analysis and processing applied to tissue characterization,” *Pattern Recognition Letters - Special issue: Ultrasonic image processing*, vol. 24, no. 4-5, pp. 659–675, 2003.
- [42] R. F. Wagner, S. W. Smith, J. M. Sandrik, and H. Lopez, “Statistics of speckle in ultrasound b-scans,” *IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics*, vol. 30, no. 3, pp. 156–163, 1983.
- [43] C. B. Burckhardt, “Speckle in ultrasound b-mode scans,” *IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics*, vol. 25, no. 1, pp. 1–6, 1978.
- [44] F. J. de Ana and M. O’Donnell, “Ringdown reduction for an intraluminal ultrasound array using depth-dependent azimuthal filters,” in *2002 IEEE Ultrasonics Symposium, 2002. Proceedings.*, vol. 2, pp. 1773–1776, 2002.
- [45] M.-H. R. Cardinal, *Segmentation d’images intravasculaires ultrasonores*. PhD thesis, Université de Montréal, Octobre 2008.
- [46] J. R. Roelandt, C. di Mario, N. G. Pandian, L. Wenguang, D. Keane, C. J. Slager, P. J. de Feyter, and P. W. Serruys, “Three-dimensional reconstruction of intracoronary ultrasound images: Rationale, approaches, problems, and directions,” *Circulation*, vol. 90, no. 1, pp. 1044–1354, 1994.
- [47] G. Finet, E. Maurincomme, A. Tabib, R. Crowley, I. Magnin, R. Roriz, J. Beaune, and M. Amiel, “Artifacts in intravascular ultrasound imaging: Analyses and implications,” *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 19, no. 7, pp. 533–547, 1993.
- [48] M. Rosales, P. Radeva, O. Rodriguez-Leor, and D. Gil, “Modelling of image-catheter motion for 3-d IVUS,” *Medical Image Analysis*, vol. 13, no. 1, pp. 91–104, 2009.
- [49] M. Alberti, *Detection and Alignment of Vascular Structures in Intravascular Ultrasound using Pattern Recognition Techniques*. PhD thesis, Université de Barcelona, Février 2013.

- [50] P. Lermusiaux, R. Martinez, A. Donadey, F. Bleuet, and L. Castellani, “Échographie endo-artérielle : limites et perspectives,” *Journal des Maladies Vasculaires*, vol. 25, no. 4, pp. 229–236, 2000.
- [51] S. Laurent, X. Girerd, A. Benetos, J.-M. Daniel-Lamaziere, and P. Lacolley, “Physiopathologie du remodelage artériel dans l’hypertension artérielle,” *MS. Médecine sciences*, vol. 13, no. 6-7, pp. 809–819, 1997.
- [52] J. M. Tobis, J. Mallery, D. Mahon, K. Lehmann, P. Zalesky, J. Griffith, J. Gessert, M. Moriuchi, M. McRae, and M. L. Dwyer, “Intravascular ultrasound imaging of human coronary arteries in vivo. analysis of tissue characterizations with comparison to in vitro histological specimens.,” *Circulation*, vol. 83, no. 3, pp. 913–926, 1991.
- [53] S. M. Sadi, “Intravascular ultrasound (IVUS),” *University Heart Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 88–94, 2015.
- [54] S. Glagov, E. Weisenberg, C. K. Zarins, R. Stankunavicius, and G. J. Kolettis, “Compensatory enlargement of human atherosclerotic coronary arteries,” *New England Journal of Medicine*, vol. 316, no. 22, pp. 1371–1375, 1987.
- [55] S. E. Nissen, “Application of intravascular ultrasound to characterize coronary artery disease and assess the progression or regression of atherosclerosis,” *American Journal of Cardiology*, vol. 89, no. 4, pp. 24–31, 2002.
- [56] N. Palmer, D. Northridge, A. Lessells, W. McDicken, and K. Fox, “In vitro analysis of coronary atheromatous lesions by intravascular ultrasound. reproducibility and histological correlation of lesion morphology: Reproducibility and histological correlation of lesion morphology,” *European Heart Journal*, vol. 20, pp. 1701–1706, 12 1999.
- [57] E. J. Gussenhoven, C. E. Essed, C. T. Lancée, F. Mastik, P. Frietman, F. C. van Egmond, J. Reiber, H. Bosch, H. van Urk, J. Roelandt, and N. Bom, “Arterial wall characteristics determined by intravascular ultrasound imaging: An in vitro study,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 14, no. 4, pp. 947–952, 1989. ACC Anniversary Seminar.
- [58] A. Schmermund and R. Erbel, “Unstable coronary plaque and its relation to coronary calcium,” *Circulation*, vol. 104, no. 14, pp. 1682–1687, 2001.
- [59] C. Di Mario, G. Görge, R. Peters, P. Kearney, F. Pinto, D. Hausmann, C. von Birgelen, A. Colombo, H. Mudra, J. Roelandt, and R. Erbel, “Clinical application and im-

- age interpretation in intracoronary ultrasound,” *European Heart Journal*, vol. 19, no. 2, pp. 207–229, 1998.
- [60] Philips Volcano, *Rotational IVUS image interpretation, Pocket guide*. San Diego, USA: Koninklijke Philips, 2017.
- [61] M.-T. Chemarin-Alibelli, Marie-J. and Pieraggi, M. Elbaz, D. Carrié, J. Fourcade, J. Puel, and J. M. Tobis, “Identification of coronary thrombus after myocardial infarction by intracoronary ultrasound compared with histology of tissues sampled by atherectomy,” *American Journal of Cardiology*, vol. 77, no. 5, pp. 344–349, 1996.
- [62] W. Bocksch, M. Schartl, S. Beckmann, S. Dreysse, and E. Fleck, “Intravascular ultrasound imaging in patients with acute myocardial infarction,” *European Heart Journal*, vol. 16, no. suppl J, pp. 46–52, 1995.
- [63] J. Meunier and M. Bertrand, “Ultrasonic texture motion analysis: theory and simulation,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 293–300, 1995.
- [64] J. C. Bamber and R. J. Dickinson, “Ultrasonic b-scanning: a computer simulation,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 25, no. 3, pp. 463–479, 1980.
- [65] R. J. Dickinson, “A computer model for speckle in ultrasound images: Theory and application,” in *Acoustical Imaging* (P. Alais and A. F. Metherell, eds.), (Boston, MA), pp. 115–129, Springer US, 1982.
- [66] S. D A, L. S, and B. R E, “Realistic simulation of b-scan images,” in *1983 Ultrasonics Symposium*, pp. 714–717, 1983.
- [67] R. L. Maurice and M. Bertrand, “Lagrangian speckle model and tissue-motion estimation-theory [ultrasonography],” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, pp. 593–603, July 1999.
- [68] R. L. Maurice, J. Ohayon, G. Finet, and G. Cloutier, “Adapting the lagrangian speckle model estimator for endovascular elastography : Theory and validation with simulated radio-frequency data,” *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 116, no. 2, pp. 1276–1286, 2004.
- [69] M. D. R. Ramírez, P. R. Ivanova, J. Mauri, and O. Pujol, “Simulation model of intravascular ultrasound images,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2004* (J. S. Suri, D. L. Wilson, and S. Laxminarayan, eds.), (Berlin, Heidelberg), pp. 200–207, Springer Berlin Heidelberg, 2004.

- [70] M. D. R. Ramírez and P. R. Ivanova, “A basic model for IVUS image simulation,” in *Handbook of Biomedical Image Analysis: Segmentation Models Part A* (C. Barillot, D. R. Haynor, and P. Hellier, eds.), vol. 1, (Boston, MA), pp. 1–55, Springer US, 2005.
- [71] S. Laguitton, J.-J. Patard, and J.-L. Dillenseger, “Simulation d’images échographiques à partir de données scanner X,” in *Traitement du signal et des images: Actes du 20^e colloque – GRETSI*, vol. 1, (Louvain-la-Neuve, Belgique), pp. 57–60, 2005.
- [72] M. F. Insana and D. G. Brown, “Acoustic scattering theory applied to soft biological tissues,” in *Ultrasonic Scattering in Biological Tissues* (K. K. Shung and G. A. Thieme, eds.), (Florida), pp. 75–124, Boca Raton CRC, 1993.
- [73] M.-H. R. Cardinal, G. Soulez, J. Tardif, J. Meunier, and G. Cloutier, “Fast-marching segmentation of three-dimensional intravascular ultrasound images: A pre- and post-intervention study,” *Medical Physics*, vol. 37, no. 7, pp. 3633–3647, 2010.
- [74] M. S. Roden, *Analog and Digital Communication Systems*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, troisième ed., 1991.
- [75] E. Therasse, D. Donath, J. Lespérance, J.-C. Tardif, M.-C. Guertin, V. L. Oliva, and G. Soulez, “External beam radiation to prevent restenosis after superficial femoral artery balloon angioplasty,” *Circulation*, vol. 111, pp. 3310–3315, 2005.
- [76] M.-H. R. Cardinal, J. Meunier, G. Soulez, R. L. Maurice, E. Therasse, and G. Cloutier, “Intravascular ultrasound image segmentation : A three-dimensional fast-marching method based on gray level distributions,” *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 25, no. 5, pp. 590–601, 2006.
- [77] M. Jourdain, J. Meunier, J. Sequeira, G. Cloutier, and J.-C. Tardif, “Intravascular ultrasound image segmentation: A helical active contour method,” in *International conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2010.
- [78] S. Balocco, C. Gatta, F. Ciompi, A. Wahle, P. Radeva, S. Carlier, G. Unal, E. Sanidas, J. Mauri, X. Carillo, T. Kovarnik, C.-W. Wangi, H.-C. Chen, T. P. Exarchos, D. I. Fotiadis, F. Destremes, G. Cloutier, O. Pujol, M. Alberti, E. G. Mendizabal-Ruiz, M. Rivera, T. Aksoy, R. W. Downe, and I. A. Kakadiaris, “Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating IVUS image segmentation,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 38, no. 2, pp. 70–90, 2014.

- [79] S. M. O'Malley, J. F. Granada, S. Carlier, M. Naghavi, and I. A. Kakadiaris, "Image-based gating of intravascular ultrasound pullback sequences," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 12, no. 3, pp. 299–306, 2008.
- [80] C. Gatta, S. Balocco, F. Ciompi, R. Hemetsberger, O. R. Leor, and P. Radeva, "Real-time gating of IVUS sequences based on motion blur analysis: Method and quantitative validation," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2010* (T. Jiang, N. Navab, J. P. W. Pluim, and M. A. Viergever, eds.), (Berlin, Heidelberg), pp. 59–67, Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [81] R. I. Kitney, L. Moura, and K. Straughan, "3-d visualization of arterial structures using ultrasound and voxel modelling," *The International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 4, pp. 135–143, Jun 1989.
- [82] S. DeJesus, K. Rosenfield, D. W. Losordo, S. Kelly, P. Palefsky, R. Langevin, S. Razvi, and J. M. Isner, "3-dimensional reconstruction of vascular lumen from images recorded during percutaneous 2-d intravascular ultrasound," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 15, no. 2 Supplement A, p. A106, 1990.
- [83] J. A. Noble and D. Boukerroui, "Ultrasound image segmentation: A survey," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, no. 8, pp. 987–1010, 2006.
- [84] A. A. Sakellarios, C. V. Bourantas, L. S. Athanasiou, D. I. Fotiadis, and L. K. Michalis, "IVUS image processing methodologies," in *Image Processing: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications* (I. R. M. Association, ed.), pp. 639–657, IGI Global, 2013.
- [85] C. Huang, J. Wang, Q. Xie, and Y.-D. Zhang, "Analysis methods of coronary artery intravascular images: A review," *Neurocomputing*, vol. 489, pp. 27–39, 2022.
- [86] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [87] K. Rosenfield, D. W. Losordo, K. Ramaswamy, J. O. Pastore, R. E. Langevin, S. Razvi, B. D. Kosowsky, and J. M. Isner, "Three-dimensional reconstruction of human coronary and peripheral arteries from images recorded during two-dimensional intravascular ultrasound examination.," *Circulation*, vol. 84, no. 5, pp. 1938–1956, 1991.
- [88] S. P. Raya, J. K. Udupa, and W. A. Barrett, "A pc-based 3D imaging system: algorithms, software, and hardware considerations.," *Computerized medical imaging and graphics : the official journal of the Computerized*, vol. 14, no. 5, pp. 353–370, 1990.

- [89] M. C. Moraes and S. S. Furuie, “Automatic coronary wall segmentation in intravascular ultrasound images using binary morphological reconstruction,” *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 37, no. 9, pp. 1486–1499, 2011.
- [90] R. Coifman and M. Wickerhauser, “Entropy-based algorithms for best basis selection,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, no. 2, pp. 713–718, 1992.
- [91] M. Faraji, I. Cheng, I. Naudin, and A. Basu, “Segmentation of arterial walls in intravascular ultrasound cross-sectional images using extremal region selection,” *Ultrasonics*, vol. 84, pp. 356 – 365, 2018.
- [92] A. Kermani and A. Ayatollahi, “A new nonparametric statistical approach to detect lumen and media-adventitia borders in intravascular ultrasound frames,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 104, pp. 10–28, 2019.
- [93] Z. Gao, W. K. Hau, M. Lu, W. Huang, H. Zhang, W. Wu, X. Liu, and Y.-T. Zhang, “Automated framework for detecting lumen and media-adventitia borders in intravascular ultrasound images,” *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 41, no. 7, pp. 2001–2021, 2015.
- [94] D. S. Jodas, A. S. Pereira, and J. ao Manuel R.S. Tavares, “Automatic segmentation of the lumen region in intravascular images of the coronary artery,” *Medical Image Analysis*, vol. 40, pp. 60–79, 2017.
- [95] K. Bataineh, M. Naji, and M. Saqer, “A comparison study between various fuzzy clustering algorithms,” *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, vol. 5, no. 4, pp. 335–343, 2011.
- [96] Y. Huang, M. Xia, Y. Guo, G. Zhou, and Y. Wang, “Extraction of media adventitia and luminal intima borders by reconstructing intravascular ultrasound image sequences with vascular structural continuity,” *Medical Physics*, vol. 48, no. 8, pp. 4350—4364, 2021.
- [97] M. Xia, W. Yan, Y. Huang, Y. Guo, G. Zhou, and Y. Wang, “IVUS images segmentation using spatial fuzzy clustering and hierarchical level set evolution,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 109, pp. 207 – 217, 2019.
- [98] M. Xia, W. Yan, Y. Huang, Y. Guo, G. Zhou, and Y. Wang, “IVUS image segmentation using superpixel-wise fuzzy clustering and level set evolution,” *Applied Sciences*, vol. 9, pp. 49–67, Nov 2019.

- [99] C. Haas, H. Ermert, S. Holt, P. Grewe, A. Machraoui, and J. Barmeyer, "Segmentation of 3D intravascular ultrasonic images based on a random field model," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 26, no. 2, pp. 297–306, 2000.
- [100] E. G. Mendizabal-Ruiz, M. Rivera, and I. Kakadiaris, "Segmentation of the luminal border in intravascular ultrasound B-mode images using a probabilistic approach," *Med Image Analysis*, vol. 17, no. 6, pp. 649–670, 2013.
- [101] L. L. Vercio, J. I. Orlando, M. del Fresno, and I. Larrabide, "Assessment of image features for vessel wall segmentation in intravascular ultrasound images," *Int J CARS*, vol. 11, no. 8, pp. 1397–1407, 2016.
- [102] S. Su, Z. Hu, Q. Lin, W. K. Hau, Z. Gao, and Heye, "An artificial neural network method for lumen and media-adventitia border detection in IVUS," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 57, pp. 29–39, 2017.
- [103] A. Ng *et al.*, "Sparse autoencoder," *CS294A Lecture notes*, vol. 72, no. 2011, pp. 1–19, 2011.
- [104] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.
- [105] Y.-Y. Wang, W.-X. Peng, C.-H. Qiu, J. Jiang, and S.-R. Xia, "Fractional-order darwinian pso-based feature selection for media-adventitia border detection in intravascular ultrasound images," *Ultrasonics*, vol. 92, pp. 1–7, 2019.
- [106] J. Tong, K. Li, W. Lin, X. Shudong, A. Anwar, and L. Jiang, "Automatic lumen border detection in IVUS images using dictionary learning and kernel sparse representation," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 66, p. 102489, 2021.
- [107] K. Li, J. Tong, X. Zhu, and S. Xia, "Automatic lumen border detection in IVUS images using deep learning model and handcrafted features," *Ultrasonic Imaging*, vol. 43, no. 2, pp. 59–73, 2021.
- [108] M. E. Olszewski, A. Wahle, S. C. Mitchell, and M. Sonka, "Segmentation of intravascular ultrasound images: a machine learning approach mimicking human vision," *International Congress Series*, vol. 1268, pp. 1045 – 1049, 2004.
- [109] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*

- *MICCAI 2015* (N. Navab, J. Hornegger, W. William, and A. Frangi, eds.), (Cham), pp. 234–241, Springer International Publishing, 2015.
- [110] D. Mishra, S. Chaudhury, M. Sarkar, and A. S. Soin, “Ultrasound image segmentation: A deeply supervised network with attention to boundaries,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018.
- [111] H. Du, L. Ling, W. Yu, P. Wu, Y. Yang, M. Chu, J. Yang, W. Yang, and S. Tu, “Convolutional networks for the segmentation of intravascular ultrasound images: Evaluation on a multicenter dataset,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 215, p. 106599, 2022.
- [112] J. Yang, L. Tong, M. Faraji, and A. Basu, *IVUS-Net: An Intravascular Ultrasound Segmentation Network: First International Conference, ICSM 2018, Toulon, France, August 24–26, 2018, Revised Selected Papers*, pp. 367–377. 08 2018.
- [113] C. Balakrishna, S. Dadashzadeh, and S. Soltaninejad, “Automatic detection of lumen and media in the IVUS images using U-Net with VGG16 encoder,” 2018.
- [114] S. Kim, Y. Jang, B. Jeon, Y. Hong, H. Shim, and H. Chang, “Fully automatic segmentation of coronary arteries based on deep neural network in intravascular ultrasound images,” in *Intravascular Imaging and Computer Assisted Stenting and Large-Scale Annotation of Biomedical Data and Expert Label Synthesis - 7th Joint International Workshop, CVII-STENT 2018 and Third International Workshop, LABELS 2018 Held in Conjunction with MICCAI 2018* (S.-L. Lee, E. Trucco, L. Maier-Hein, S. Moriconi, S. Albarqouni, P. Jannin, S. Balocco, G. Zahnd, D. Mateus, Z. Taylor, S. Demirci, D. Stoyanov, R. Sznitman, A. Martel, V. Cheplygina, E. Granger, and L. Duong, eds.), Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), pp. 161–168, Springer Verlag, 2018.
- [115] D. R. Thedens, D. J. Skorton, and S. R. Fleagle, “A three-dimensional graph searching technique for cardiac border detection in sequential images and its application to magnetic resonance image data,” *[1990] Proceedings Computers in Cardiology*, pp. 57–60, 1990.
- [116] M. Sonka, X. Zhang, M. Siebes, M. S. Bissing, S. C. DeJong, S. M. Collins, , and C. R. McKay, “Segmentation of intravascular ultrasound images:a knowledge-based approach,” *IEEE Trans.on Medical Imaging*, vol. 14, no. 4, pp. 719–732, 1995.

- [117] X. Zhang, C. R. McKay, and M. Sonka, "Tissue characterization in intravascular ultrasound images," *IEEE Trans.on Medical Imaging*, vol. 17, pp. 889–899, 1998.
- [118] A. Takagi, K. Hibi, X. Zhang, T. J. Teo, H. N. Bonneau, P. G. Yock, and P. J., "Automated contour detection for high-frequency intravascular ultrasound imaging: a technique with blood noise reduction for edge enhancement," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 26, no. 6, pp. 1033–1041, 2000.
- [119] J.-L. Jones, X. Xie, and E. Essa, "Segmentation of intravascular ultrasound images using graph search and a novel cost function," *Int. J. Numer. Meth. Biomed. Engng*), vol. 30, pp. 1649–1666, 2014.
- [120] Y. Boykov and V. Kolmogorov, "An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 9, pp. 1124–1137, 2004.
- [121] A. Wahle, J. J. Lopez, M. E. Olszewski, S. C. Vigmostad, K. B. Chandran, J. D. Rossen, and M. Sonka, "Plaque development, vessel curvature, and wall shear stress in coronary arteries assessed by x-ray angiography and intravascular ultrasound," *Medical Image Analysis*, vol. 10, no. 4, pp. 615–631, 2006.
- [122] K. Li, X. Wu, D. Z. Chen, and M. Sonka, "Optimal surface segmentation in volumetric images—a graph-theoretic approach," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 1, pp. 119–134, 2006.
- [123] T. Chan and L. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, no. 2, pp. 266–277, 2001.
- [124] R. Downe, A. Wahle, T. Kovarnik, H. Skalicka, J. Lopez, J. Horak, and M. Sonka, "Segmentation of intravascular ultrasound images using graph search and a novel cost function," *In: 2nd workshop on computer vision for intravascular and intracardiac imaging (MICCAI-CVII 2008)*, pp. 71–79, 2008.
- [125] S. Sun, M. Sonka, and R. R. Beichel, "Graph-based IVUS segmentation with efficient computer-aided refinement," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 32, no. 8, pp. 1536–1549, 2013.
- [126] Y. Yin, X. Zhang, R. Williams, X. Wu, D. D. Anderson, and M. Sonka, "Logismos—layered optimal graph image segmentation of multiple objects and surfaces: Car-

- tilage segmentation in the knee joint,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 29, no. 12, pp. 2023–2037, 2010.
- [127] E. Bovenkamp, J. Dijkstra, J. Bosh, and J. Reiber, “Multi-agent segmentation of IVUS images,” *Pattern Recognition*, vol. 37, pp. 647–663, 2004.
- [128] A. Taki, Z. Najafi, A. Roodaki, S. K. Setarehdan, R. A. Zoroofi, A. Konig, and N. Navab, “Automatic segmentation of calcified plaques and vessel borders in IVUS images,” *Int J CARS*, vol. 3, pp. 347–354, 2008.
- [129] C. C. H. Lean, A. K. B. See, and S. A. Shanmugam, “An enhanced method for the snake algorithm,” *First International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC’06)*, vol. 1, pp. 240–243, 2006.
- [130] A. Vard, K. Jamshidi, and N. Movahhedinia, “An automated approach for segmentation of intravascular ultrasound images based on parametric active contour models,” *Australasian Physical and Engineering Sciences in Medicine*, vol. 35, no. 2, pp. 135–150, 2012.
- [131] X. Zhu, P. Zhang, J. Shao, Y. Cheng, Y. Zhang, and J. Bai, “A snake-based method for segmentation of intravascular ultrasound images and its in vivo validation,” *Ultrasonics*, vol. 51, pp. 181–189, 2011.
- [132] X. Han, C. Xu, and J. Prince, “A topology preserving deformable model using level sets,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. II765–II770, 2001.
- [133] R. Shekhar, R. Cothren, D. Vince, S. Chandra, J. Thomas, and J. Cornhill, “Three-dimensional segmentation of luminal and adventitial borders in serial intravascular ultrasound images,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 23, no. 6, pp. 299–309, 1999.
- [134] S. Lobregt and M. Viergever, “A discrete dynamic contour model,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 1, pp. 12–24, 1995.
- [135] J. D. Klingensmith, R. Shekhar, and D. G. Vince, “Evaluation of three-dimensional segmentation algorithms for the identification of luminal and medial-adventitial borders in intravascular ultrasound images,” *IEEE Trans.on Medical Imaging*, vol. 19, no. 10, pp. 996–1011, 2000.

- [136] R. Sanz-Requena, D. Moratal, D. R. García-Sánchez, V. Bodí, J. J. Rieta, and J. M. Sanchis, “Automatic segmentation and 3D reconstruction of intravascular ultrasound images for a fast preliminar evaluation of vessel pathologies,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 31, no. 2, pp. 71 – 80, 2007.
- [137] S. Osher and J. A. Sethian, “Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations,” *Journal of Computational Physics*, vol. 79, no. 1, pp. 12–49, 1988.
- [138] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, “Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 39, no. 1, pp. 1–22, 1977.
- [139] E. Sifakis, C. Garcia, and G. Tziritas, “Bayesian level sets for image segmentation,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 13, no. 1, pp. 44 – 64, 2002.
- [140] F. Destrempe, M.-H. R. Cardinal, L. Allard, J.-C. Tardif, and G. Cloutier, “Segmentation method of intravascular ultrasound images of human coronary arteries,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 38, pp. 91–103, 2014.
- [141] A. Hammouche, G. Cloutier, J.-C. Tardif, K. Hammouche, and J. Meunier, “Automatic IVUS lumen segmentation using a 3D adaptive helix model,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 107, pp. 58–72, 2019.
- [142] S. Balocco, C. Gatta, O. Pujol, J. Mauri, and P. Radeva, “Srbf: Speckle reducing bilateral filtering,” *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 36, no. 8, pp. 1353 – 1363, 2010.
- [143] M. J. Eberle, “Method and apparatus for removing artifacts from an ultrasonically generated image of a small cavity,” Feb. 2 1993. US Patent 5,183,048.
- [144] C.-C. Wu, G. L. Litzza, D. Bleam, and R. C. Ziegenbein, “Ultrasonic imaging system and method with ringdown reduction,” Mar. 14 2000. US Patent 6,036,650.
- [145] G. Unal, S. Bucher, S. Carlier, G. Slabaugh, T. Fang, and K. Tanaka, “Shape-driven segmentation of the arterial wall in intravascular ultrasound images,” *IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine*, vol. 12, no. 3, pp. 335–347, 2008.
- [146] A. Hammouche, G. Cloutier, J.-C. Tardif, and J. Meunier, “Space curve approach for IVUS image segmentation,” in *2018 IEEE Life Sciences Conference (LSC)*, pp. 37–40, Oct 2018.

- [147] Wolfram MathWorld.1995, “Helix.” <http://mathworld.wolfram.com/Helix.html>. (accessed 1-November-2018).
- [148] Y. Chen, T. S. Huang, and Y. Rui, “Optimal radial contour tracking by dynamic programming,” in *Proceedings 2001 International Conference on Image Processing (Cat. No.01CH37205)*, vol. 1, pp. 626–629 vol.1, Oct 2001.
- [149] M. Mignotte, J. Meunier, and J.-C. Tardif, “Endocardial boundary estimation and tracking in echocardiographic images using deformable templates and markov random fields,” *Pattern Analysis and Applications*, vol. 4, no. 4, pp. 256–271, 2001.
- [150] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman, and W. J. Rucklidge, “Comparing images using the hausdorff distance,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 9, pp. 850–863, 1993.
- [151] V. Chalana and Y. Kim, “A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 5, pp. 642–652, 1997.
- [152] L. R. Dice, “Measures of the amount of ecologic association between species,” *Ecology*, vol. 26, no. 3, pp. 297–302, 1945.
- [153] P. Jaccard, “Étude comparative de la distribution florale dans une portion des alpes et des jura,” *Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles*, vol. 37, pp. 547–579, 1901.
- [154] A. Baratloo, M. Hosseini, A. Negida, and G. E. Ashal, “Part 1: Simple definition and calculation of accuracy, sensitivity and specificity,” *Emergency*, vol. 3, no. 2, pp. 48–49, 2015.
- [155] A. A. Taha and A. Hanbury, “Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool.,” *BMC medical imaging*, 2015.
- [156] J. Martin Bland and D. Altman *The Lancet*, vol. 327, no. 8476, p. 307–310, (1986).
- [157] J. M. Bland and D. G. Altman, “Measuring agreement in method comparison studies,” *Statistical Methods in Medical Research*, vol. 8, no. 2, pp. 135–160, 1999.
- [158] North American Symptomatic Carotid Endarterectomy Trial Collaborators, B. HJM, T. DW, H. RB, S. DL, P. SJ, F. GG, F. AJ, R. RN, H. VC, W. DO, and E. M, “Bene-

- ficinal effect of carotid endarterectomy in symptomatic patients with high-grade carotid stenosis,” *New England Journal of Medicine*, vol. 325, no. 7, pp. 445–453, 1991.
- [159] H. Ota, K. Takase, H. Rikimaru, M. Tsuboi, T. Yamada, A. Sato, S. Higano, T. Ishibashi, and S. Takahashi, “Quantitative vascular measurements in arterial occlusive disease,” *RadioGraphics*, vol. 25, no. 5, pp. 1141–1158, 2005.
- [160] M.-A. Janvier, G. Soulez, L. Allard, and G. Cloutier, “Validation of 3D reconstructions of a mimicked femoral artery with an ultrasound imaging robotic system,” *Medical Physics*, vol. 37, no. 7Part1, pp. 3868–3879, 2010.
- [161] S. Merouche, L. Allard, E. Montagnon, G. Soulez, P. Bigras, and G. Cloutier, “A robotic ultrasound scanner for automatic vessel tracking and three-dimensional reconstruction of b-mode images,” *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 63, no. 1, pp. 35–46, 2016.