

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes de MASTER ACADEMIQUE

Domaine : **Sciences et Technologies**
Filière : **Génie électrique**
Spécialité : **Commande des systèmes**

Présenté par :
BEN ALI Khoukha
BERKANI Djouher

Thème

Segmentation d'images IVUS

Mémoire soutenu publiquement le 06/ 07 / 2015 devant le jury composé de :

Présidente	Melle Chilali Ouardia	Maître Assistante classe A	UMMTO
Promoteur	Mr Hammouche Kamal	Professeur	UMMTO
Co-promoteur	Mr Hammouche Abdelaziz	Maître Assitant classe A	Université Mohamed Boudiaf M'sila
Examineur	Mme Adjemout Ouiza	Maître Assistante classe A	UMMTO
Examineur	Mme Haliche Zohra	Maître Assistante classe B	UMMTO

REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier Dieu tout puissant de nous avoir donné la force le courage et la patience pour mener à terme ce travail.

Nous exprimons nos remerciements et notre profonde gratitude :

A notre promoteur M^r HAMMOUCHE Kamel, pour l'honneur qu'il nous a fait de nous encadrer, pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité, ses conseils, ses compétences scientifiques, qui nous ont permis d'élargir nos connaissances.

Et Qu'il me soit permis de remercier mon Co-promoteur M^r HAMMOUCHE Abdelaziz.

Nous remercions également les membres du jury:

M^{lle} Chelali D'avoir accepté de présider le jury et d'évaluer ce travail.

M^{me} Adjemout et M^{me} Haliche D'avoir accepté de juger ce travail.

A tous les enseignants qui ont contribué à notre formation de la première année à ce jour.

A tous nos amis qui nous ont soutenus et encouragés tout le long de ce trajet.

Enfin nos remerciements sont adressés plus particulièrement à nos familles pour leurs soutiens, encouragements et leur aide, tout au long de notre cursus universitaire.

Liste des abréviations

IVUS : Intravascular Ultrasound, imagerie intra-vasculaire Ultrasonore.

LEI : Lame Élastique Interne.

LEE: Lame Élastique Externe.

AVC: Accident Vasculaire Cérébral.

2D: Deux dimensions.

LBP: Les motifs locaux binaires (Local Binary Pattern).

EM: Expectation-Maximisation.

K-means: Méthode de classification k-means.

ENT: L'entropie.

IDM: Moment différentiel inverse (Homogénéité).

COR: La corrélation.

CST: Le contraste.

ENE: L'énergie.

Liste des figures

Fig.1.1: Système vasculaire.

Fig.1.2 : (a) Les parois des artères et des veines, (b) Micrographie au microscope électronique à balayage montrant une artère musculaire et la veine correspondant en coupe transversale.

Fig. 1.3 : Coupe d'artère coronaire.

Fig. 1.4 : Durcissement graduel des artères (athérosclérose).

Fig.1.5: Coupe transversale représentative de différents types de plaques d'athérosclérose : A initiale, B intermédiaire, C avancé, D mature.

Fig.1.6 : Exemple d'une image angiographique coronarienne et images IVUS correspondantes à 4 différents sites d'un vaisseau angiographiquement normal. La maladie étant diffuse, aucun rétrécissement de la lumière n'apparaît malgré la présence de lésions athérosclérotiques sur les images IVUS de A à D.

Fig.1.7: Exemples d'images IVUS d'une artère fémorale. (a) Artère normale avec lumière, intima et média. (b) Lésion athérosclérotique avec lumière rétrécie, intima et plaque, et média.

Fig. 1.8 : Image transversales IVUS typiques d'artères fémorales : frontières circulaires.

Fig.1.9 : Schéma du fonctionnement standard d'un échographe.

Fig.1.10: Le Schéma de quatre types différents de cathéters (sondes). (a) le Cathéter sans fil de guidage. (b) le Cathéter avec un fil de guidage sur le côté. (c) Le cathéter avec un fil de guidage à son centre. (d) le Cathéter avec un fil de guidage à son centre, un ballon gonflable et un stent.

Fig.1.11 : (a) Un transducteur mono-élément à rotation mécanique. (b) Transducteur multi élément de synchroniser-collection.

Fig.1.12: Pupitre de commande de l'analyse d'IVUS.

Fig.2.1 : Exemples de textures structurelles.

Fig.2.2 : Exemples de textures aléatoires.

Fig.2.3 : Exemples de textures directionnelles.

Fig.2.4 : Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions.

Fig. 2.5 : Exemple de calcul d'une matrice de cooccurrence P.

Fig. 2.6: Calcul du nombre LBP et du contraste C.

Fig.2.7 : Illustration de détection de contour, (a) Image IVUS ; (b) Détection de contours par filtre de Sobel ; (c) Détection de contours par filtre de Prewitt ; (d) Détection de contours par filtre de Roberts.

Fig.2.8 : (a) Image IVUS, (b) Image résultante de l'application du filtre de Canny.

Fig. 2.9 : Principe du contour actif.

Fig.2.10 : (a) Évolution de la courbe C, (b) Changement de topologie en cours d'évolution de la courbe.

Fig.2.11: (a) Image IVUS, (b) Image résultante de l'algorithme k-means.

Fig.3.1 : Image IVUS réelle.

Fig.3.2 : Attributs locaux de texture extraits de l'image IVUS de la figure (3.1).

Fig.3.3 : Résultat de la segmentation en fonction du niveau de quantification Q. (a) Image originale, (b) Q=16, (c) Q=32 et (d) Q=64.

Fig.3.4 : Résultat de la segmentation en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage. (a) Image originale, (b) taille (5x5), (c) taille (11x11) et (d) taille (15x15).

Fig.3.5 : Résultats de segmentation d'une séquence d'images IVUS.

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Tableau récapitulatif des caractéristiques et rôle du vaisseau sanguin.

Sommaire

Sommaire

Liste des abréviations.

Liste des figures.

Liste des tableaux.

Introduction générale 1

Chapitre 1 : Echographie intravasculaire à ultrason ou IVUS

1.1 Introduction.....	3
1.2 Généralités sur le système vasculaire	3
1.2.1 La structure des vaisseaux sanguins	5
1.2.1.1 Les artères.....	5
1.2.1.2 Les veines	5
1.2.1.3 Les capillaires	5
1.2.2 La structure de la paroi vasculaire.....	7
1.2.3 Athérosclérose et vascularités.....	7
1.2.3.1 Définition de l'athérosclérose.....	7
1.2.4 Techniques d'imagerie d'analyse de l'athérosclérose.	10
1.2.4.1 Angiographie	10
1.2.4.2 Échographie intravasculaire (IVUS).....	11
1.3 Définition d'images IVUS.....	12
1.4 Principe d'acquisition d'images IVUS	13
1.5 Matériels d'échographie endo-vasculaire.....	14
1.5.1 Sonde IVUS.....	14
1.5.2 Transducteur IVUS.....	15

1.5.3 Appareil pulback.....	16
1.5.4 Pupitre de commande de l'analyse d'IVUS.....	16
1.6 Caractéristiques d'IVUS.....	16
1.7 Conclusion.....	17

Chapitre 2 : Généralités sur la segmentation d'images

2.1 Introduction.....	18
2.2 La segmentation d'images.....	18
2.3 La texture.....	19
2.4 Méthodes d'analyse de la texture.....	21
2.4.1 Les méthodes géométriques.....	21
2.4.2 Les méthodes basées sur la modélisation spatiale des textures.....	21
2.4.3 Les méthodes spatio-fréquentielle.....	21
2.4.3.1 Filtres de Gabor.....	21
2.4.4 Les méthodes statistiques.....	22
2.4.4.1 Matrice de cooccurrence.....	22
2.4.4.2 Les motifs locaux binaires (LBP).....	25
2.5 Les méthodes de segmentation d'images.....	26
2.5.1 Approche contour.....	26
2.5.1.1 Les méthodes dérivatives.....	26
2.5.1.2. Filtrage optimal.....	27
2.5.1.3 Les contours actifs.....	28
2.5.1.4 Méthode des ensembles de niveaux (Level set).....	29
2.5.2 Approche région.....	30
2.5.2.1 Segmentation par croissance de région.....	30
2.5.2.2 Segmentation par division-fusion (Merge and Split).....	30
2.5.2.3 Segmentation par classification.....	30
2.5.2.3.1 Algorithme k-means.....	31

2.6 Segmentation d'images IVUS	31
2.7 Conclusion	32

Chapitre 3 : Méthode de segmentation d'images IVUS

3.1 Introduction	34
3.2 Stratégie de la segmentation d'images IVUS.....	34
3.3 Choix des attributs de texture	35
3.4 Réglage des paramètres de la méthode.....	37
3.5 Résultats de la segmentation.....	39
3.6 Conclusion.....	39
Conclusion générale.....	41

Références bibliographiques.

Annexes.

Introduction générale

Introduction générale

Parmi toutes les maladies affectant le monde moderne, les maladies cardiovasculaires sont au premier plan. Parmi ces maladies, l'athérosclérose constitue un problème majeur. Celle-ci est due à l'accumulation de plaque (cholestérol) sur les parois des artères entraînant un rétrécissement de l'artère (sténose) ou une obstruction du vaisseau (thrombose) et pouvant provoquer une crise cardiaque ou un accident vasculaire cérébral (AVC) dont les conséquences pour l'être humain sont très dangereuses. Il apparaît donc évident que la recherche de la sévérité de l'athérosclérose soit une opération primordiale pour le diagnostic et la stratégie thérapeutique à mener pour parer à toute complication.

Deux modalités d'imagerie sont alors utilisées pour l'analyse de l'athérosclérose, il s'agit de l'angiographie et l'échographie intravasculaire ultrason (IVUS). Cette dernière produit des images échographiques uniques montrant une section transversale des artères. Ces images permettent de distinguer la lumière (espace central rempli de sang) et la paroi vasculaire et qui englobe principalement trois couches de tissus histologiques appelés intima, media et adventice et constituent un outil puissant pour établir un diagnostic.

Pour aider le médecin praticien à établir un diagnostic fiable, il est nécessaire de segmenter une image IVUS. Rappelons que la segmentation d'images a pour but de déterminer les régions d'une image cohérentes, au sens d'un critère fixé a priori et qui prend en compte le niveau de gris, la texture ou la couleur des pixels. Celle-ci peut se faire en deux étapes successives. La première consiste à caractériser chaque pixel par un ensemble d'attributs, la deuxième consiste à regrouper les pixels ayant les mêmes caractéristiques dans une même classe.

Le but de notre travail est de segmenter une image IVUS afin d'identifier les régions qui composent une image IVUS à savoir le cathéter, la lumière et la paroi vasculaire.

Le mémoire est principalement scindé en trois chapitres.

Dans le premier chapitre, nous exposons les aspects fondamentaux relatifs à l'athérosclérose et le système vasculaire. Le principe d'acquisition d'une image IVUS, le système d'acquisition et les caractéristiques d'une image IVUS y sont principalement exposés.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons un bref aperçu sur la segmentation d'images en niveaux de gris. Nous décrivons quelques méthodes d'analyse de la texture ainsi que les différentes approches de la segmentation d'images. Pour clore ce chapitre, nous avons établi un petit état de l'art sur la segmentation d'images IVUS.

Le troisième chapitre est consacré à la description de la méthode adoptée pour la segmentation d'images IVUS. Cette technique consiste à caractériser chaque pixel par des attributs de texture en se basant sur les matrices de cooccurrence pour ensuite regrouper les pixels homogènes en classes par l'intermédiaire de l'algorithme k-means. Les résultats de la segmentation d'images IVUS réelles obtenus par cette méthode y sont également présentés.

Chapitre 1
Echographie
intravasculaire à
ultrason ou IVUS

1.1 Introduction

Dans ce premier chapitre, nous présentons quelques généralités sur le système vasculaire. Nous donnons une brève description sur les différentes structures d'un vaisseau sanguin tels que les artères, les veines et les capillaires ainsi qu'une description sommaire de la maladie athérosclérotique. Nous donnons ensuite les différentes modalités d'imagerie telle que l'angiographie et l'échographie intravasculaire (IVUS). Et pour finir nous décrivons le principe d'acquisition d'images IVUS.

1.2 Généralités sur le système vasculaire

Le système vasculaire est composé des vaisseaux, qui forment un réseau dense de transport du sang dans toutes les régions de l'organisme figure (1.1). Il comprend des artères, des artérioles, des capillaires, des veinules et des veines [4].

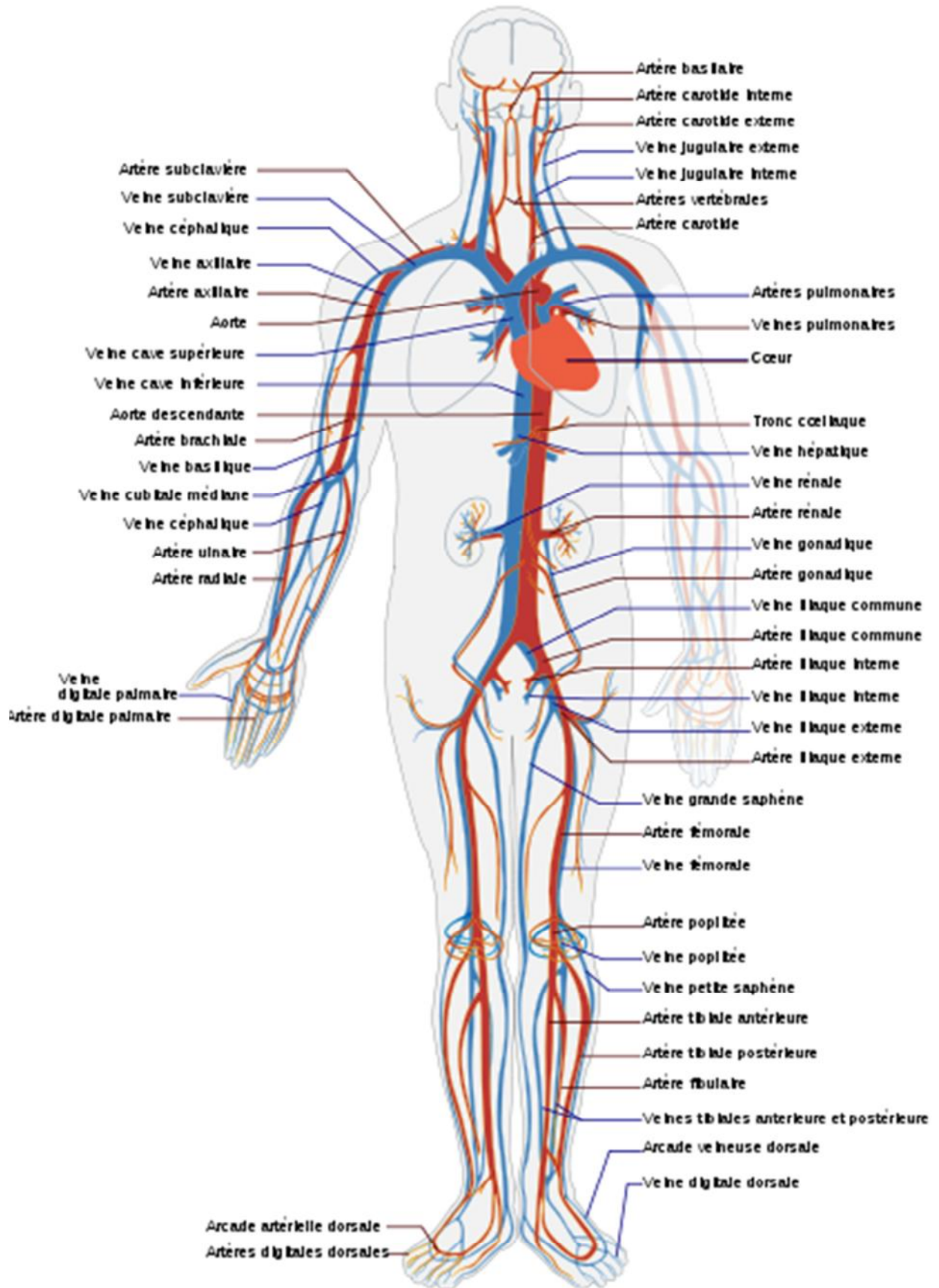


Fig.1.1: Système vasculaire.

1.2.1 La structure des vaisseaux sanguins

Les vaisseaux sanguins se divisent en trois grandes catégories : les artères, les veines et les capillaires.

1.2.1.1 Les artères

Ce sont de gros vaisseaux qui, partant du cœur, se ramifient pour devenir des artérioles. Ils distribuent le sang éjecté du ventricule gauche vers les différents organes et tissus. Les artères qui partent du cœur sont les plus grosses, élastiques ou conductrices. Ces artères ont une faible résistance car elles doivent être en mesure de se dilater pour supporter les changements continuels de pression engendrés par les battements cardiaques.

Les grosses artères donnent naissance à des artères musculaires ou distributrices dont le diamètre va du petit doigt à celui d'une mine de crayon, qui apportent le sang aux organes et ont un rôle plus actif dans la vasoconstriction que les premières, mais en étant moins extensibles. Les artères distributrices se ramifient en artérioles dont le diamètre est inférieur à 0,3 mm [4].

1.2.1.2 Les veines

Les veines sont des vaisseaux sanguins qui arrivent au cœur, depuis les organes de l'organisme. Elles sont généralement constituées de trois tuniques, mais leurs parois sont toujours plus minces et leurs lumières plus grande que celles des artères correspondantes. En conséquence, dans les préparations histologiques courantes, les veines sont habituellement affaissées, et leurs lumières réduite à l'état de fente. La tunique moyenne des veines est mince, même celle des plus grosses veines, et elle contient peu de muscles lisse et d'élastine.

La tunique externe est la plus robuste, elle est souvent bien plus épaisse que la tunique moyenne. Dans les plus grosses veines, des bandes longitudinales de muscle lisse ajoutent encore à l'épaisseur de la tunique externe [11].

1.2.1.3 Les capillaires

Les capillaires sont les plus petits vaisseaux sanguins et leurs parois, extrêmement minces, ne sont formées que de cellules endothéliales. Les capillaires n'ont donc qu'une tunique interne. Dans certains cas, une seule cellule endothéliale constitue l'entière

circonférence de la paroi. Les capillaires mesurent en moyenne 1mm de longueur et leurs calibre moyen n'est que de 8 à 10 µm [11].

Le tableau (1.1) montre les différents types de vaisseaux sanguins et leurs rôles.

Nature du vaisseau	Pression sanguine	Sens de la circulation du sang	Rôle du vaisseau
Artère	Forte	Cœur → organe	Transport du sang enrichi en dioxygène et en nutriment
Veine	Plutôt réduite	Organe → coeur	Transport du sang chargé en dioxyde de carbone
Réseau de capillaires	Très faible	Relient artérioles et veinules	Zone d'échange entre le sang et les organes

Tableau 1.1 : Tableau récapitulatif des caractéristiques et rôle du vaisseau sanguin [9].

La figure (1.2) représente la structure des artères, des veines et des capillaires.

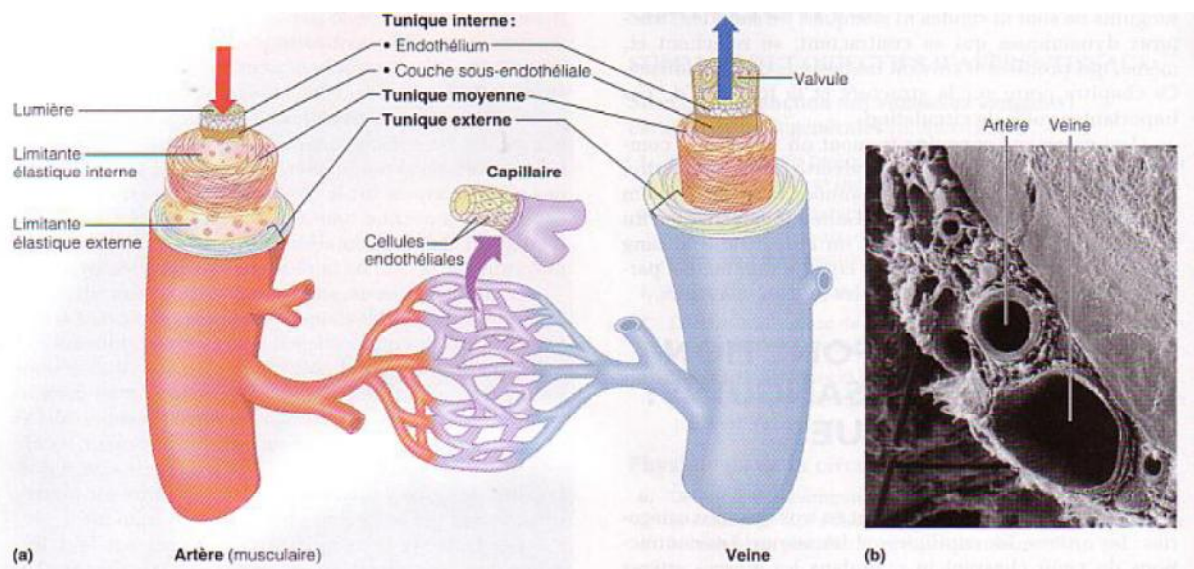


Fig.1.2 : (a) Les parois des artères et des veines, (b) Micrographie au microscope électronique à balayage montrant une artère musculaire et la veine correspondant en coupe transversale [11].

1.2.2 La structure de la paroi vasculaire

Les parois des artères et des veines, sauf celles des plus petites, sont composées de trois couches, ou tuniques, entourant un espace central rempli de sang, la lumière [11].

Les vaisseaux sanguins sont composés de trois tuniques histologiques différentes :

- **La tunique interne, ou intima** est une membrane élastique qui contient des cellules musculaires lisses dans une matrice extracellulaire [23].
- **La tunique moyenne, ou la média** est une couche musculaire et élastique organisée de façon plus compacte que dans l'intima [23], délimitée par des lames élastiques interne(LEI) et externe(LEE).
- **La tunique externe, ou l'adventice** est la tunique externe fibreuse et plus rigide du vaisseau, elle est faite de tissus conjonctifs et séparée de la média par la lame élastique externe (LEE) [23].

La figure (1.3) schématise la structure des parois vasculaires.

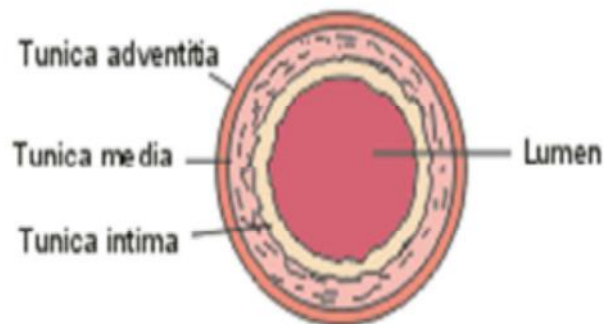


Fig. 1.3 : Coupe d'artère coronaire [26].

1.2.3 Athérosclérose et vascularités

Il est admis que des mécanismes inflammatoires, locaux et systémiques, sont à l'origine, ou du moins favorisent, le développement des lésions athéromateuses. Les vascularités systémiques sont caractérisées par une inflammation vasculaire, associée dans la majorité des cas à un syndrome inflammatoire systémique. Il est donc logique de penser que le risque d'athérosclérose précoce puisse être accru au cours des vascularités, du moins celles qui affectent les vaisseaux de gros et moyen calibres. Pourtant, ce risque n'a été étudié, et

confirmé, qu'assez récemment, du fait de la rareté de ces pathologies d'une part, et de leur importante mortalité précoce jusqu'à ces dernières décennies d'autre part [20].

1.2.3.1 Définition de l'athérosclérose

L'athérosclérose est une maladie inflammatoire chronique des parois vasculaires. Elle entraîne une accumulation de cholestérol le long de la paroi artérielle [20].

Ce dépôt constitue alors l'athérome qui pourra aller de la simple plaque rétrécissant la lumière artérielle (sténose) jusqu'à l'oblitération du vaisseau (thrombose) [9].

L'athérosclérose peut se produire dans n'importe quelle partie du corps, y compris les artères des bras et des jambes, du cœur, du cou, du cerveau et de l'abdomen.

L'athérosclérose est une maladie multifactorielle. Ses principaux facteurs de risque sont [30]:

- Taux élevé de mauvais cholestérol;
- Obésité ;
- Diabète ;
- Tabagisme ;
- Alcool ;
- Hypertension artérielle ;
- Age ;
- Antécédents familiaux.

La plupart de ces facteurs peuvent être contrôlés, sauf pour les deux derniers facteurs, qui ne sont pas modifiables.

La figure (1.4) représente les étapes de durcissement de l'athérosclérose.

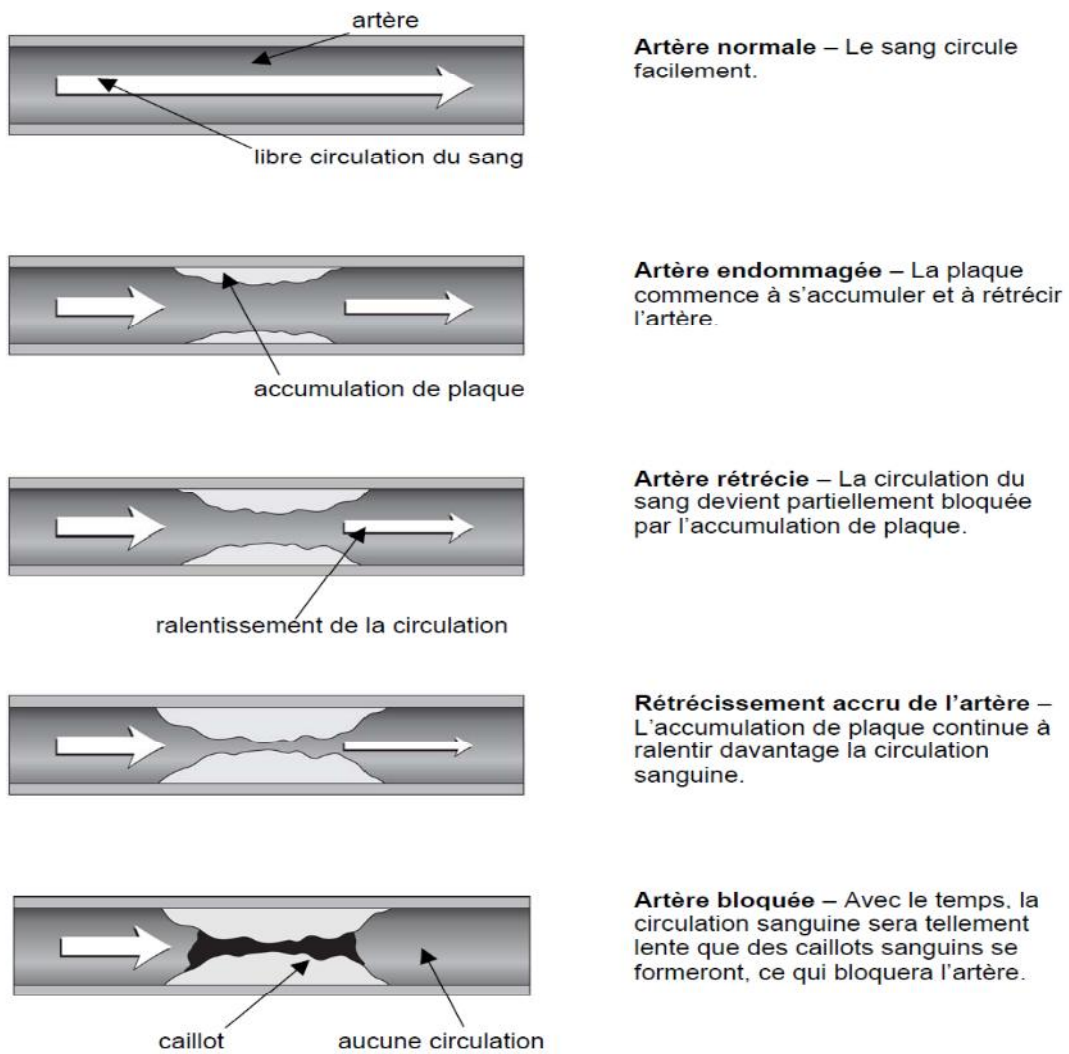


Fig. 1.4 : Durcissement graduel des artères (athérosclérose) [9].

La figure (1.5) montre les différents types de plaques d'athérosclérose.

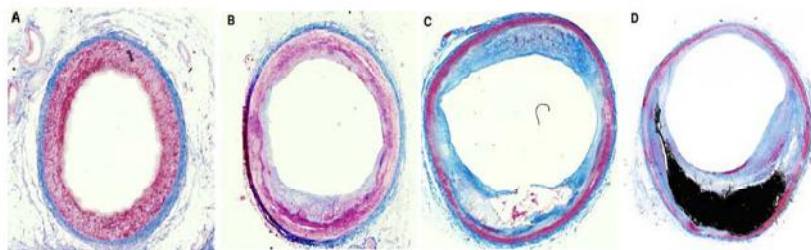


Fig. 1.5 : Coupe transversale représentative de différents types de plaques d'athérosclérose :

A initiale, B intermédiaire, C avancé, D mature [17].

Dans certains cas, l'athérosclérose ne provoque aucun symptôme jusqu'à ce qu'elle soit suffisamment avancée pour obstruer un vaisseau sanguin. Si le blocage se produit dans une des artères du cœur (artères coronaires), il causera de l'angine (douleurs thoraciques). En progressant dans les artères coronaires, l'athérosclérose peut provoquer une crise cardiaque et si elle se développe au niveau du cerveau, elle peut entraîner un accident vasculaire cérébral (AVC) [9].

1.2.4 Techniques de l'imagerie de l'analyse de l'athérosclérose

Deux modalités d'imagerie sont utilisées pour l'analyse de l'athérosclérose, l'angiographie, et l'imagerie intravasculaire ultrason.

1.2.4.1 Angiographie

L'angiographie est la méthode standard utilisée en clinique pour évaluer les maladies vasculaires occlusives coronariennes. Elle permet de visualiser la lumière vasculaire et de quantifier son rétrécissement. Elle est utilisée lors du diagnostic et d'interventions pour les patients en cas d'ischémie [23].

L'angiographie consiste en l'injection par cathéter d'un agent de contraste radiopaque dans une artère puis à la prise d'images radiographiques. Les tissus de différentes densités modulent le niveau d'absorption des rayons-x. D'autre part, l'agent de contraste absorbe une grande quantité du rayonnement, ce qui fait apparaître les vaisseaux de façon contrastée sur l'image radiographique. L'angiographie montre donc l'agent de contraste circulant dans les vaisseaux sanguins (ou une projection 2D de la lumière des vaisseaux) [23].

L'angiographie est la méthode la plus utilisée dans les études cliniques évaluant les thérapies pour l'athérosclérose. C'est aussi la méthode étalon qui sert de comparaison pour les nouvelles méthodes d'imagerie. L'angiographie à l'avantage de fournir une vision d'ensemble de l'arbre artériel (surtout pour les artères coronaires) et qu'elle permet de visualiser les vaisseaux sévèrement rétrécis ou totalement occlus [20].

Les limites principales de l'angiographie sont qu'elle ne montre pas la paroi vasculaire et qu'elle ne donne qu'une projection 2D de la lumière ce qui peut amener une sous-estimation de la sévérité de la lésion. Il n'est pas possible de calculer le volume de la plaque à partir d'images angiographiques. De plus, les lésions athérosclérotiques se développent initialement vers l'extérieur

du vaisseau sans compromettre la lumière; l'angiographie ne permet donc pas de quantifier ce type de lésions qui ne rétrécissent pas la lumière vasculaire.

La figure (1.6) montre un exemple d'angiographie sans rétrécissement de la lumière avec des images de coupe IVUS à différents sites.

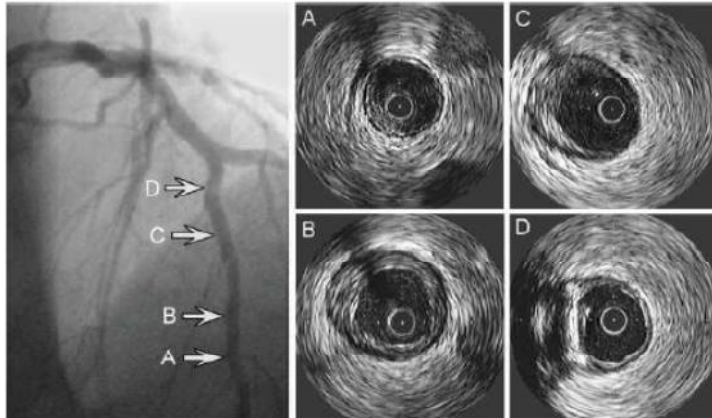


Fig.1.6 : Exemple d'une image angiographique coronarienne et images IVUS correspondantes à 4 différents sites d'un vaisseau angiographiquement normal. La maladie étant diffuse, aucun rétrécissement de la lumière n'apparaît malgré la présence de lésions athérosclérotiques sur les images IVUS de A à D [23].

1.2.4.2 Échographie intravasculaire (IVUS)

IVUS (Intra Vascular Ultrasound System) est une technique de la prise d'image médicale par cathéter qui produit des images de coupe des vaisseaux sanguins. Elle permet de quantifier et de visualiser la structure d'une artère (lumière, intima, plaque, média et adventice) en deux dimensions [9].

Cette technique consiste à introduire un cathéter muni d'un transducteur ultrasonore à l'intérieur d'une artère. Un dispositif mécanique retire le transducteur du vaisseau à une vitesse constante. L'émetteur fait un tour de 360° sur lui-même tout en mesurant la réponse échographique pour chacune des orientations, afin de former une image complète. C'est une intervention peu coûteuse, et relativement inoffensive pour le patient [20].

Une fois qu'une onde ultrasonore traverse deux milieux ne possédant pas la même impédance acoustique (combinaison de la mesure de l'élasticité d'un milieu et de sa densité volumique), une partie de cette onde est réfléchiée et détectée à la manière d'un radar [20].

Ainsi, lorsqu'elle traverse les différentes couches de l'artère, on détecte une réponse du système ultrasonore.

Par rapport à l'angiographie, l'IVUS est la seule technique qui montre entièrement la paroi vasculaire avec une assez bonne précision pour calculer le volume de la plaque et le pourcentage d'obstruction du vaisseau par la plaque. De plus, l'IVUS permet également de calculer le pourcentage de sténose des segments artériels atteints et elle fournit également de l'information sur certaines lésions ambiguës ou sur certains segments artériels coronaires difficilement visibles en angiographie [23].

Cette méthode d'imagerie est devenue un outil de choix en recherche aussi bien qu'en clinique pour l'étude de la maladie athérosclérotique.

La figure (1.7) représente un exemple d'image IVUS d'une artère normale et d'une artère contenant une lésion athérosclérotique.

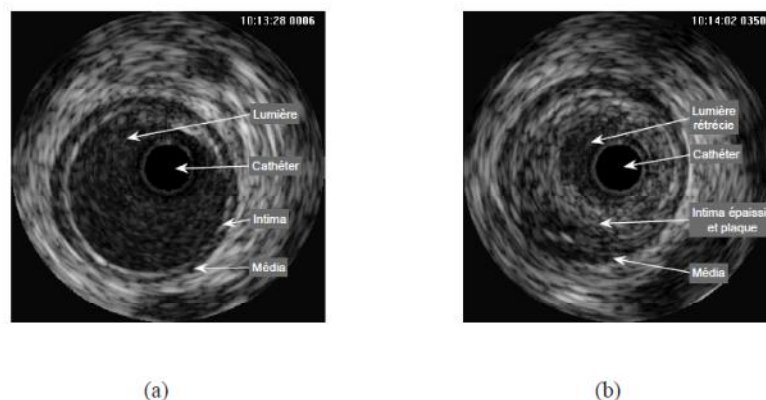


Fig.1.7 : Exemples d'images IVUS d'une artère fémorale. (a) Artère normale avec lumière, intima et média. (b) Lésion athérosclérotique avec lumière rétrécie, intima et plaque, et média [23].

L'IVUS est donc une méthode de choix pour évaluer la progression ou la régression des lésions athérosclérotiques et elle est largement utilisée lors des études cliniques qui évaluent des traitements et les thérapies de l'athérosclérose.

1.3 Définition d'images IVUS

IVUS représente l'unique visualisation permettant d'avoir une photo de la composition d'un vaisseau sanguin en détail.

Les images IVUS contiennent des informations géométriques valides (diamètre, aire etc.) concernant par exemple les plaques (plaques de calcium se fixant sur les bords du vaisseau, cause de nombreuses maladies), lumière (ce qui constitue « grossièrement » l'intérieur du vaisseau) ou encore la position d'un stent à l'intérieur du vaisseau [10].

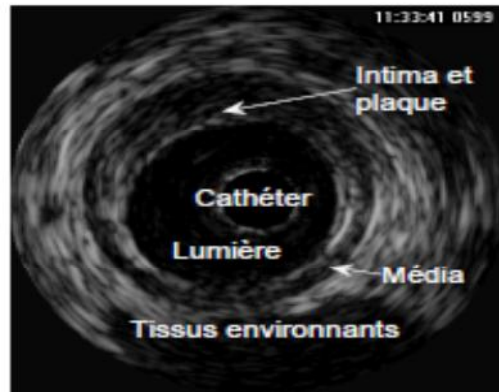


Fig. 1.8 : Image transversale IVUS typiques d'artères fémorales : frontières circulaires [23].

Dans la figure (1.8), l'image IVUS représente une coupe transversale d'un vaisseau sanguin ou les différentes structures morphologiques qui peuvent être observées.

1.4 Principe d'acquisition d'images IVUS

Le principe d'acquisition d'une image IVUS consiste à introduire une sonde muni d'un transducteur ultrasonore à l'intérieur d'une artère. Cette sonde émet des ultrasons (des ondes mécaniques de haute fréquence de 20 à 40 MHz) puis les réceptionne, les transforme en signal électrique et les transmet au bloc d'acquisition. Ce bloc détecte, échantillonne et adapte les échos acheminés depuis la sonde. Il a également comme rôle de transmettre à la sonde l'impulsion électrique originale qu'elle transformera en ultrasons. Le signal électrique est ensuite transmis au bloc de traitement du signal puis à celui de traitement d'image avant d'être affiché. Le processus est détaillé dans la figure (1.9) [28].

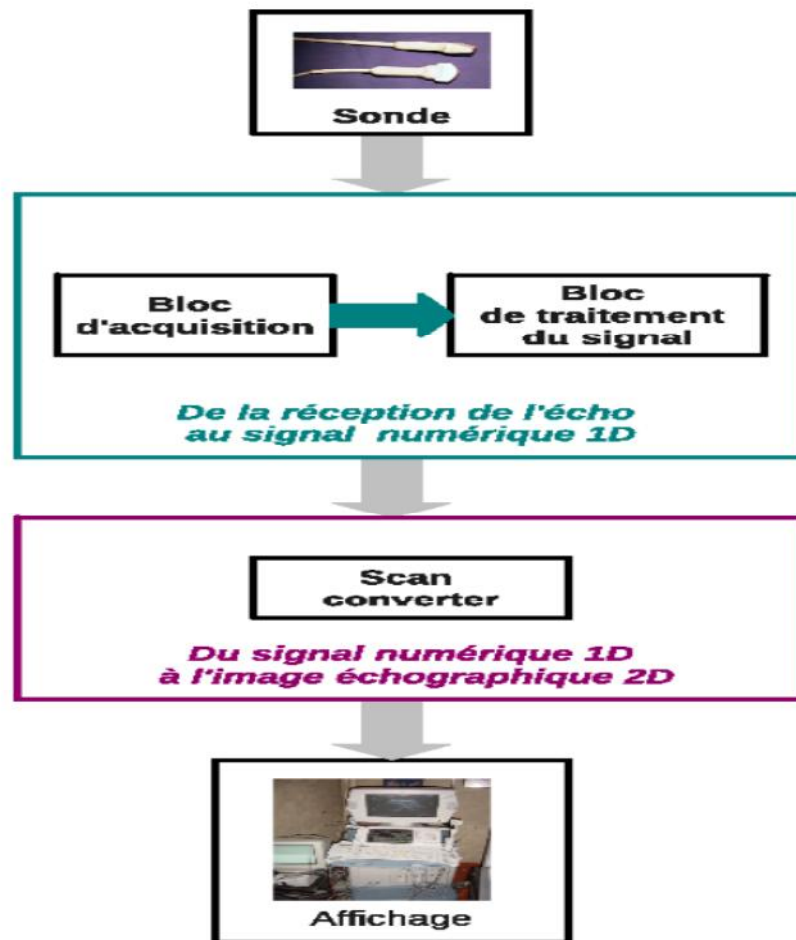


Fig.1.9 : Schéma du fonctionnement standard d'un échographe [28].

1.5 Matériel d'échographie endo-vasculaire

Le système d'acquisition d'image IVUS est constitué essentiellement d'une sonde, transducteur IVUS, un appareil pullback, et un pupitre de commande de l'analyse :

1.5.1 Sonde IVUS

La sonde IVUS porte un transducteur ultrasonore qui peut être combiné avec un ballon gonflable, avec ou sans stent, pour l'aide à la prise d'image et l'élargissement des régions resserrées, comme illustré dans la figure (1.10) [5].

La sonde IVUS mesure 150 centimètres de longueur et possède une pointe de 1.2 à 1.5 mm. Elle peut être utilisée pour visualiser plus de 15 centimètres d'une artère coronaire.

La sonde est avancée typiquement dans l'artère fémorale vers l'artère coronaire. Elle est visible dans les images angiographiques et avancée avec un fil de guidage. Le rail de ce dernier est placé à côté de la sonde fourreau plastique, comme le montre la figure (1.10 (b)) [5].

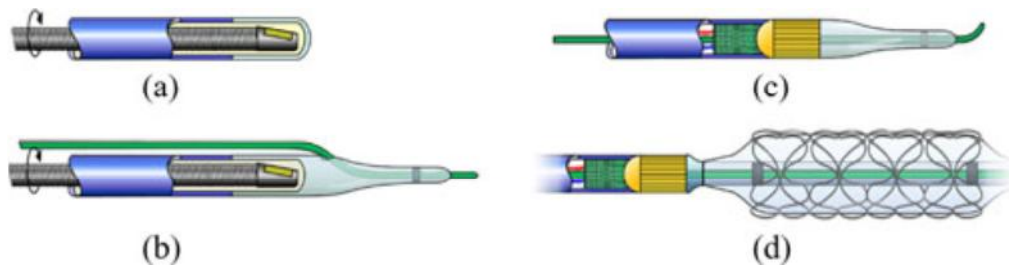


Fig. 1.10: Le Schéma de quatre types différents de cathéters (sondes). (a) le Cathéter sans fil de guidage. (b) le Cathéter avec un fil de guidage sur le côté. (c) Le cathéter avec un fil de guidage à son centre. (d) le Cathéter avec un fil de guidage à son centre, un ballon gonflable et un stent [5].

1.5.2 Transducteur IVUS

Deux types de matériels sont actuellement disponibles :

- **Les systèmes mécaniques:** le transducteur mono-élément est soumis à une rotation rapide, à 1800 tours/mn, dans une gaine de protection [8].
 - **Avantages:** importante surface du cristal, fréquences élevées de 30 à 40 MHz.
 - **Inconvénients :** rotation potentiellement génératrice d'artefacts, la nécessité de rinçages réguliers.
- **Les systèmes électroniques:** présentent un ensemble de 64 multi-éléments, disposés en anneau, à l'extrémité de la sonde, fonctionnant selon le principe de "Phased Array" avec une fréquence de l'ordre de 20 à 25 MHz [8].
 - **Avantages:** absence de rotation et donc de toute distorsion.
 - **Inconvénient:** la miniaturisation des cristaux imite la qualité de la résolution spatiale.

La différence principale entre les deux systèmes repose dans la transmission et les modes de réception des signaux ultrasonores de surveillance, qui sont illustrés dans la figure (1.11).

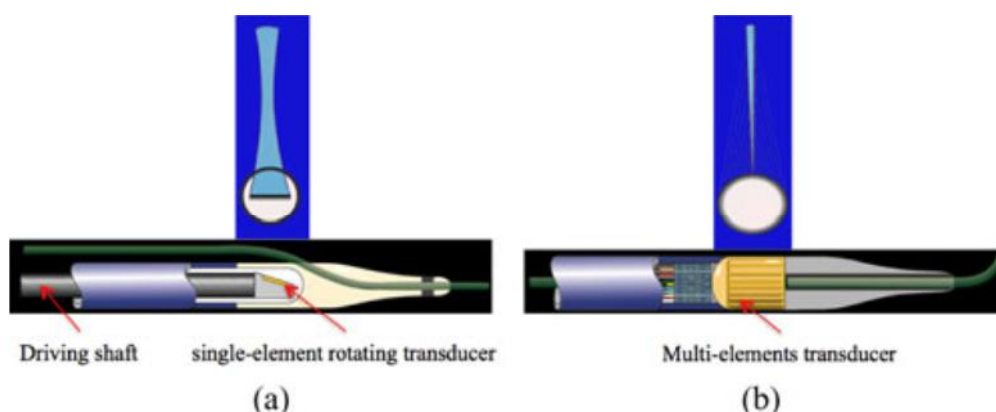


Fig.1.11 : (a) Un transducteur mono-élément à rotation mécanique. (b) Transducteur multi-élément de synchroniser-collection [5].

1.5.3 Appareil pullback

La sonde est avancée manuellement à la fin du distale coronaire et l'acquisition des images se fait lors du retrait de la sonde avec l'appareil pullback automatique. Pour une précision optimale, la vitesse conseillée est de 0.5 à 1 mm/sec [5].

1.5.4 Pupitre de commande de l'analyse d'IVUS

Le pupitre de commande de l'analyse d'images IVUS est constitué d'un ordinateur qui a pour rôle le traitement et le stockage des données issues de la sonde IVUS [5].

La figure (1.12) montre un type de pupitre.



Fig.1.12: Pupitre de commande de l'analyse d'IVUS [web1].

1.6 Caractéristiques d'IVUS

IVUS est la plus favorable modalité de l'imagerie pour les plaques coronariennes à cause des raisons suivantes [5]:

- Elle fournit en temps réel des images en niveaux de gris en coupe transversale de la paroi artérielle, y compris les structures morphologique et pathologique. La résolution de l'image et la pénétration du signal sont suffisantes pour permettre une évaluation précise de la tomographie coronaire.
- Les cardiologues peuvent prendre des décisions thérapeutiques à partir d'images IVUS, tels que:
 - La nécessité de poursuivre le traitement (angioplastie et l'implantation du stent);
 - La localisation spatiale exacte pour l'angioplastie et l'implantation du stent ;
 - L'évaluation des résultats d'une angioplastie ou procédure du stent.

1.7 Conclusion

L'échographie intravasculaire (IVUS) est une technique d'imagerie de diagnostic qui permet de visualiser toutes les couches histologiques d'un vaisseau sanguin. Ce système d'imagerie, montrant toutes les parois artérielles, est indispensable au diagnostic de maladies cardiovasculaires telle que l'athérosclérose. La technique IVUS est actuellement en croissance rapide dans les procédures de cathétérisme et dans des études de recherche.

Chapitre 2

Généralités sur la

segmentation d'images

2.1 Introduction

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. A ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation. Dans ce chapitre, nous présentons quelques méthodes de caractérisation de la texture des images. Ensuite nous décrivons les différentes approches de segmentation. A la fin de ce chapitre, nous présentons un bref aperçu sur les méthodes de segmentation d'images IVUS existantes dans la littérature.

2.2 La segmentation d'images

La segmentation d'images peut être considérée comme un traitement de bas niveau. Elle consiste à partitionner une image en zones ou régions homogènes. Une région est alors définie comme un ensemble de pixels qui partagent une caractéristique commune comme l'intensité, la couleur, la texture, etc [6].

Mathématiquement, la segmentation peut être définie de la manière suivante :

Segmenter une image I en N régions, revient à la partitionner en N sous ensembles

R_1, R_2, \dots, R_N tels que :

$$1- \bigcup_{i=1}^N R_i = I, \quad i \in [1, N]$$

$$2- R_i \cap R_j = \emptyset, \quad i \neq j$$

$$3- R_i \text{ est connexe}, \quad i \in [1, N]$$

$$4- P(R_i) = \text{vrai}, \quad i \in [1, N]$$

$$5- P(R_i \cap R_j) = \text{faux}, \quad i \neq j \text{ et } R_i \text{ adjacente à } R_j$$

La première condition indique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région R_i et l'union de toutes les régions forme l'image entière. La deuxième condition stipule que deux régions différentes doivent être distinctes. La troisième condition est relative à la structure des régions, elle définit une région comme un ensemble de pixels qui doivent être connexe. La quatrième condition exprime que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité. La dernière condition implique la non réalisation de ce même prédicat si on procède à la réunion de deux régions adjacentes.

Dans le processus de segmentation, un pixel est représenté par un ensemble d'attributs et le prédicat d'uniformité est construit sur la base de ces attributs. Avant d'effectuer la segmentation, il est alors nécessaire de caractériser chaque pixel par un ensemble d'attributs en effectuant une analyse de l'image. Cette analyse donne une description structurale de l'image, qui peut prendre la forme d'une image ou de toute structure de données (niveaux de gris, couleur, forme, texture).

2.3 La texture [33]

La texture est souvent employée pour décrire l'état d'une surface d'un objet. Elle joue ainsi un rôle prépondérant dans l'analyse et l'interprétation d'une grande variété d'images. Malgré cette importance, il n'existe pas de définition universelle car la texture est une notion subjective, relative à la perception visuelle de l'être humain et pouvant être différente d'un individu à l'autre. Toutefois, on trouve trois types de définitions de la texture.

La première est qualitative car elle respecte au mieux les origines linguistiques du mot texture. En effet, le mot texture est issu du latin *textura* pour décrire la disposition des files d'une chose tissée. Dans cette définition, on décrit les textures selon leur apparence fine ou grossière, bosselée ou striée, régulière ou irrégulière, ridée ou granuleuse, isotrope ou anisotrope ..., autant de termes qualificatifs qui sont proches de nos concepts perceptifs.

La deuxième définition décrit la texture en fonction des formes ou d'objets élémentaires qui la constitue. Elle considère la texture comme un phénomène à deux dimensions à partir desquels elle peut être décrite. La première dimension concerne la description de primitives (motifs de base) constituant la texture, la deuxième dimension est relative à la description des relations spatiales ou à l'interaction entre ces primitives. Les primitives correspondent à un pixel ou à des régions connexes de pixels ayant des particularités de niveaux de gris. Par contre, les relations entre ces primitives peuvent être structurales, probabilistes ou fonctionnelles. Les textures obéissant à cette définition sont souvent qualifiées de macro-textures ou structurales (Fig.2.1).



Fig.2.1 : Exemples de textures structurales.

La troisième définition considère la texture comme un phénomène stochastique ayant un aspect anarchique et désordonné mais homogène. Elle se prête bien à la description des textures à caractère aléatoire où il est difficile d'isoler un motif de base. Les textures répondant à cette orientation sont généralement qualifiées de micro-textures ou aléatoires.

La figue (2.2) montre deux exemples de textures aléatoires.



Fig.2.2 : Exemples de textures aléatoires.

Hormis ces deux catégories de textures, il en existe d'autres comme, par exemple, les textures directionnelles (voir Fig.2.3). Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base.

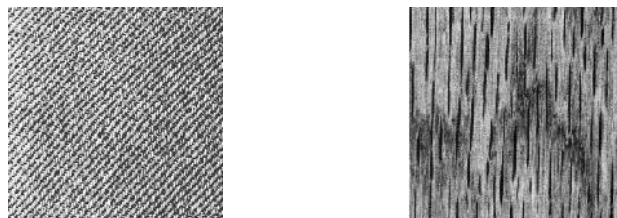


Fig.2.3 : Exemples de textures directionnelles.

Dans le cadre de la segmentation, on retient les deux définitions suivantes:

"Une texture est une région de l'image pour laquelle on peut définir une fenêtre de dimension minimale à travers laquelle l'observation se traduit par une impression visuelle identique pour toutes translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée".

"La texture d'un pixel est définie comme étant l'information apportée par l'ensemble des pixels appartenant à son voisinage".

"La texture d'une région donnée désigne les caractéristiques de la répartition spatiale des niveaux de gris des pixels dans cette région".

Ces définitions mettent en valeur l'aspect spatial qui doit être pris en compte pour caractériser une texture et l'aspect homogène de la texture dans une région qui la constitue.

2.4 Méthodes d'analyse de la texture

Le but de l'analyse de la texture est de décrire la texture par un ensemble d'attributs. Ces attributs reflètent les informations sur la disposition spatiale de la couleur ou l'intensité d'une image. Ils quantifient en général les corrélations et relations entre les couleurs ou intensités des pixels en fonction de la distance qui les sépare. Ces relations ne sont pas toujours faciles à interpréter.

Il existe principalement quatre familles de techniques d'analyse de la texture:

- Les méthodes géométriques.
- Les méthodes basées sur la modélisation spatiale des textures.
- Les méthodes spatio-fréquentielles.
- Les méthodes statistiques.

2.4.1 Les méthodes géométriques

Les méthodes géométriques considèrent la texture comme un ensemble d'éléments de base (primitives géométriques) dont la disposition est organisée grâce à des règles de placement. Elles cherchent donc, à reconnaître ces primitives géométriques ayant permis de générer les textures ainsi l'extraction de règles de positionnement des différents motifs de la texture [21].

2.4.2 Les méthodes basées sur la modélisation spatiale des textures

Le but de ces méthodes est d'obtenir un modèle générateur de la texture. Les paramètres de ce modèle permettent de caractériser ou de synthétiser une texture. On distingue en général trois types de modèles. Les modèles linéaires, particulièrement, les modèles autorégressifs, les modèles fractals et les modèles Markoviens.

2.4.3 Les méthodes spatio-fréquentielle

Ce type de méthodes cherche à décrire une texture à partir de ses caractéristiques fréquentielles. La plupart de ces méthodes associent à la fois le domaine spatial et le domaine fréquentiel lors du calcul des attributs. Parmi ces méthodes, on peut citer la transformation de Gabor.

2.4.3.1 Filtres de Gabor

Les filtres de Gabor sont des filtres orientés passe bande qui présentent d'excellentes propriétés de localisation fréquentielles et spatiales.

Un filtre de Gabor h , à deux dimensions, peut être représenté comme une gaussienne modulée par une onde plane sinusoïdale [29].

$$h(x, y) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) \right] \cos(2\pi(\mu_0 x + \nu_0 y) + \varphi) \quad (2.1)$$

où μ_0 , ν_0 et φ sont respectivement la fréquence et la phase de l'onde plane sinusoïdale σ_x et σ_y caractérisent l'étendue spatiale du filtre.

Un filtre de Gabor d'orientation arbitraire θ peut être obtenu en faisant subir une rotation au système d'axes (x, y) .

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases} \quad (2.2)$$

En faisant varier les différents paramètres $(\theta, \sigma_x, \sigma_y, \mu_0, \nu_0)$, plusieurs filtres de réponse impulsionnelle h_j sont obtenus.

Une image filtrée I_f est déterminée à la sortie de chacun de ces filtres :

$$I_{fj}(x, y) = I(x, y) * h_j(x, y) \quad (2.3)$$

L'attribut le plus fréquent qu'on peut extraire des images filtrées correspond à l'énergie:

$$m_j = \sum_{x, y=0}^{n-1} |I_{fj}(x, y)|^2 \quad (2.4)$$

2.4.4 Les méthodes statistiques

Les méthodes statistiques permettent l'extraction des attributs de texture en tenant compte des relations spatiales entre un pixel avec ses pixels voisins. Parmi ces méthodes, on retrouve celle qui est basée sur les matrices de cooccurrence et celle dénommée "motifs locaux binaires" ou LBP (Local Binary Pattern).

2.4.4.1 Matrice de cooccurrence

Les matrices de cooccurrence ont été introduites par Haralick en 1973. Du fait de leur richesse en information de texture, sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire les caractéristiques de textures [18].

Son principe est de mesurer la distribution des niveaux de gris dans l'image tout en prenant en compte les interactions spatiales entre les pixels [32].

Une matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de niveaux de gris de pixels séparés d'une certaine distance. Elle est basée sur le calcul de la probabilité $P(i, j, \delta, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris i apparaît à une distance relative δ d'un pixel de niveau de gris j et selon une orientation θ donnée figure (2.4).

Les directions θ angulaires classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés et la distance δ entre deux pixels est fixée à 1 ou à deux selon le type de la texture (grossière ou fine).

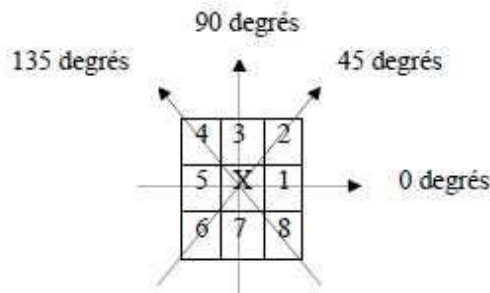


Fig.2.4 : Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions.

La figure (2.5) illustre le principe de calcul d'une matrice de cooccurrence sur une région constituée de 25 pixels quantifiée sur 4 niveaux de gris.

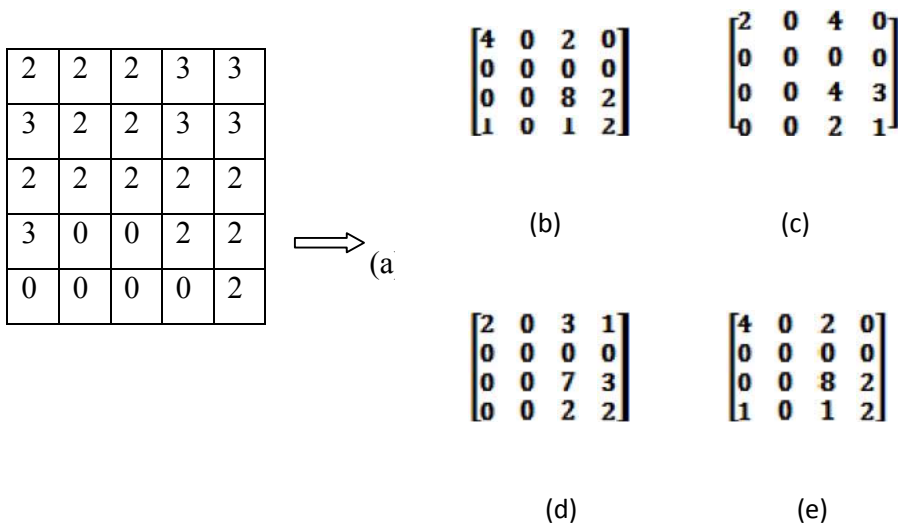


Fig. 2.5 : Exemple de calcul d'une matrice de cooccurrence P.

(a) Image originale, (b) Matrice P (0°,1), (c) Matrice P (45°,1), (d) Matrice P (90°,1), (e) Matrice P (135°,1).

Quatorze attributs pouvant être extraits à partir des matrices de cooccurrence ont été proposés par Haralick et al. Cinq (5) attributs sont généralement utilisés.

- **L'énergie**

$$ENE = \sum_{N_i} \sum_{N_j} |P^2_{N_i, N_j}(d, \theta)| \quad (2.5)$$

L'énergie (ENE) : mesure l'homogénéité de l'image. Plus cette valeur est faible, moins l'image est uniforme. Dans ce cas, il existe beaucoup de transitions de niveaux de gris.

- **Le contraste**

$$CST = \sum_{N_i} \sum_{N_j} |(N_i - N_j)^2 * P_{N_i, N_j}(d, \theta)| \quad (2.6)$$

Le contraste (ou inertie) (CST) : mesure les variations locales des niveaux de gris. Si ces variations sont importantes, alors le contraste sera élevé.

- **La corrélation**

$$COR = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{(N_i - \mu_x)(N_j - \mu_y) P_{N_i, N_j}(d, \theta)}{\sigma_x \sigma_y} \right] \quad (2.7)$$

Où σ_x, σ_y et μ_x, μ_y et N_i, N_j représentent respectivement l'écart type, la moyenne et le niveau de gris i et j.

Ce paramètre permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales, c'est-à-dire s'il existe des dépendances linéaires dans l'image. Elle mesure la dépendance linéaire (relativement à (δ, θ)) des niveaux de gris de l'image. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie.

- **Moment différentiel inverse (Homogénéité)**

$$IDM = \sum_{N_i} \sum_{N_j} \left[\frac{P_{N_i, N_j}(d, \theta)}{1 + (N_i - N_j)^2} \right] \quad (2.8)$$

Ce paramètre a un comportement inverse de celui du contraste. En effet, plus la texture possède de régions homogènes et plus le moment différentiel inverse est élevé.

- **L'entropie**

$$ENT = - \sum_{N_i} \sum_{N_j} [P_{N_i, N_j}(d, \theta) \log(P_{N_i, N_j}(d, \theta))] \quad (2.9)$$

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente).

Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie. Lorsque les valeurs de la matrice de cooccurrences sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Elle permet ainsi de caractériser le degré de granulation de l'image.

2.4.4.2 Les motifs locaux binaires (LBP)

La méthode LBP (Local Binary Pattern) est une méthode d'analyse de la texture qui a émergé ces dernières années. Elle considère un nombre de pixels voisins p et une distance d reliant le pixel central avec les pixels voisins, centré sur chaque pixel de l'image [29].

Pour chaque pixel, on définit une matrice de taille $(p \times p)$. En codant ces matrices, on obtient un nombre appelé Local Binary Patterns ou (LBP) qui peut prendre 2^p valeurs.

$$LBP(p, d) = \sum_{i=0}^{p-1} u(g_i - g_c) 2^i \tag{2.10}$$

où g_c est le niveau de gris du pixel central, g_i ($i = 0, 1, \dots, p - 1$) est le niveau de gris du pixel voisin et $u(x)$ est la fonction définie comme suit :

$$u(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{2.11}$$

Ce nombre est généralement combiné avec une mesure de contraste C qui évalue la différence des niveaux de gris des pixels voisins ayant la valeur binaire 1 et ceux ayant la valeur 0. La distribution bidimensionnelle reliant les valeurs de LBP et celles de C permet de caractériser la texture. La figure (2.6) illustre le principe de calcul du nombre LBP et du contraste C d'un pixel ayant $p=8$ pixels voisins.

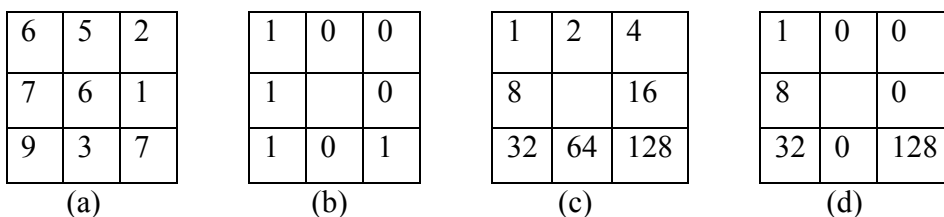


Fig. 2.6: Calcul du nombre LBP et du contraste C .

Dans cet exemple, nous avons : $LBP = 1 + 8 + 32 + 128 = 169$ et $C = (6 + 7 + 9 + 7)/4 - (5 + 2 + 1 + 3)/4 = 4.5$.

L'opérateur LBP peut être invariant aux rotations et aux changements d'échelles et offre une grande tolérance face aux changements de luminosité. Il reste néanmoins sensible au bruit. Plusieurs variantes ont été alors proposées afin d'éviter ce problème.

2.5 Les méthodes de segmentation d'images

Il existe de nombreuses méthodes de segmentation d'images, qui diffèrent selon le type d'application et selon l'information recherchée dans l'image [31].

On peut regrouper ces méthodes en deux grandes approches :

- La segmentation basée sur les contours.
- La segmentation basée sur les régions.

2.5.1 Approche contour

L'approche contour a pour but de rechercher les contours des objets contenus dans l'image.

De façon générale, un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. La détection du contour est équivalente donc à la détection de la discontinuité entre ces deux régions [15]. Le contour est défini aussi par une variation « rapide » du caractéristique niveau de gris, couleur ou texture [24].

Il existe plusieurs méthodes de segmentation basées sur l'approche contour qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, par filtrage optimal et les modèles déformables.

2.5.1.1 Les méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées dans la détection des transitions d'intensités. Elle consiste à calculer la dérivée en chaque point de l'image afin de mettre en évidence les variations de niveau de gris. Les méthodes dérivatives utilisent soit la dérivée première (approche gradient), soit la dérivée seconde (approche Laplacien) [24]. Parmi les opérateurs gradient les plus connus, on trouve les masques de Robert, de Prewit et de Sobel (Fig.2.7).

Les méthodes dérivatives sont faciles à implémenter, rapides en terme de temps de calcul et donnent généralement de bons résultats sur les images non bruitées. Elles restent cependant sensibles aux petites variations non significatives des niveaux de gris (bruit) et produisent des contours discontinus qu'il faut ensuite fermer. Pour améliorer la qualité des méthodes dérivatives et pallier aux imprécisions et de localisation des contours, des opérateurs de dérivation avec filtrages optimaux ont été introduits [24].

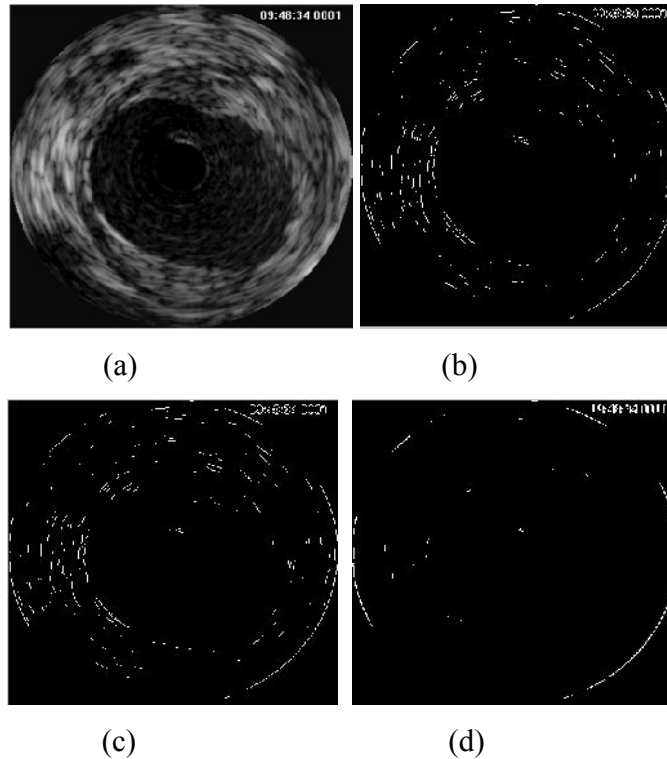


Fig.2.7 : Illusrtaion de détection de contour, (a) Image IVUS ; (b) Détection de contours par filtre de Sobel ; (c) par filtre de Prewitt ; (d) par filtre de Roberts.

2.5.1.2. Filtrage optimal

Un filtre optimal est un filtre dérivateur qui permet de détecter des contours en respectant les trois critères suivants :

- Une bonne détection : l'opération donne une réponse au voisinage d'un contour.
- Une bonne localisation : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté.
- Unicité de la réponse : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

Parmi les filtres optimaux on trouve le filtre de Canny [24].

La figure (2.8) montre les contours obtenus sur une image IVUS par filtre de Canny.

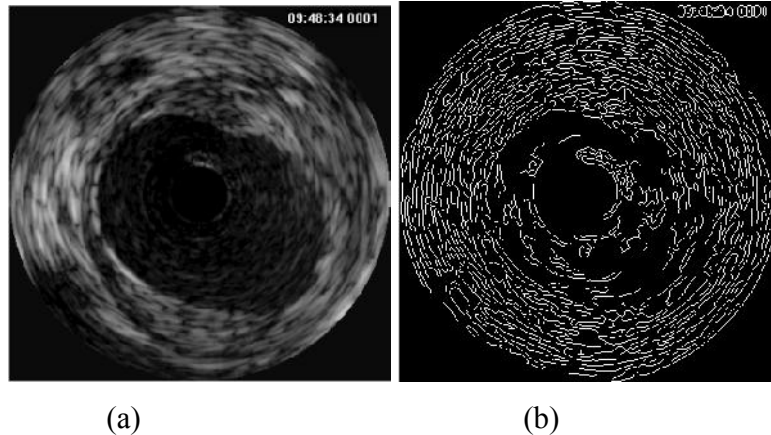


Fig.2.8 : (a) Image IVUS, (b) Image résultante de l'application du filtre de Canny.

2.5.1.3 Les contours actifs

Les contours actifs ou «snakes», proposés par Kass et al, tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents. Ils consistent à définir un contour fermé et à le faire évoluer vers l'objet d'intérêt. Les déformations de cette courbe sont déduites de la dérivation d'une fonctionnelle à optimiser caractérisant l'objet. Les travaux sur les contours actifs se divisent en deux variantes qui sont des méthodes uniquement basées sur des informations contour, ou bien celles intégrant des caractéristiques sur les régions et donc des informations plus globales sur les objets à segmenter d'une image [13].

L'objectif principal de cette technique est de segmenter un objet en déformant itérativement un contour jusqu'à ce qu'il atteigne les contours de l'objet en minimisant une énergie calculée à partir de différents critères. Au cours de ce processus de minimisation, les points de la courbe vont se déplacer de façon à ce que la courbe à l'itération suivante ait une énergie plus faible ; et le contour actif évolue ainsi jusqu'à ce qu'il atteigne les frontières de l'objet désiré [31].

Les domaines d'utilisation de la méthode des contours actifs sont nombreux, comme la reconnaissance de formes, segmentation d'images.

La figure (2.9) illustre le processus de convergence du contour actif de son état initial vers les frontières de l'objet d'intérêt. L'état initial doit être fourni par un opérateur, par des connaissances a priori ou par un autre traitement sur la première image.

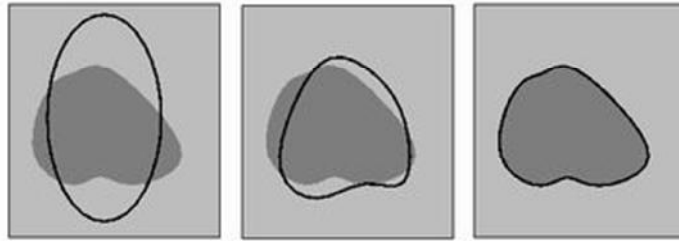


Fig. 2.9 : Principe du contour actif [web2].

2.5.1.4 Méthode des ensembles de niveaux (Level set)

Quant à la méthode des ensembles de niveaux (Level set), proposée par Osher et setian, elle considère la courbe évolutive comme le niveau zéro d'une surface. La distorsion de la surface induit une déformation sur la forme de la courbe. Ce processus stimule l'évolution du contour actif et réalise, à terme, la segmentation de l'objet d'intérêt [31].

Notons C un contour fermé représenté par le niveau zéro de ces ensembles de niveaux d'une fonction de distance signée ϕ , (i.e., $\{C = x | \phi(x) = 0\} \forall (x) \in \Omega$). Le but de ce processus est de faire évoluer implicitement le contour C (Fig.2.10 (a)) tel qu'à la convergence, $\phi < 0$ (l'intérieur de C) et $\phi > 0$ (l'extérieur de C) représentent respectivement l'objet d'intérêt et le fond [31].

Où Ω est le plan entier de l'image et $\phi(x,y)$ est la fonction de Level set.

En effet, les changements topologiques simples du contour, comme la fusion ou la division, sont faciles à réaliser (Fig.2.10 (b)) [13].

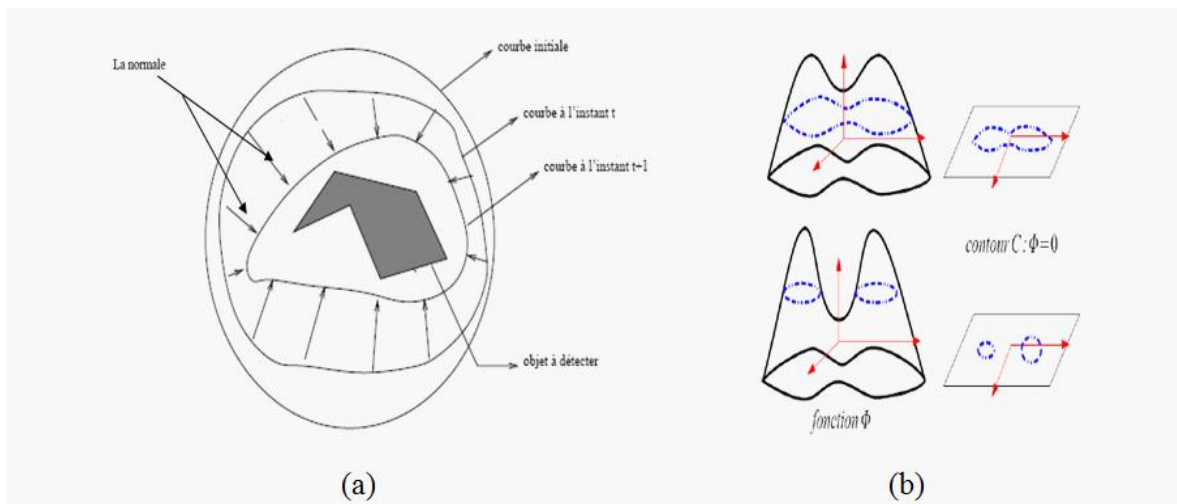


Fig.2.10 : (a) Évolution de la courbe C, (b) Changement de topologie en cours d'évolution de la courbe [1].

2.5.2 Approche région

Dans la segmentation par région, les pixels adjacents similaires selon un critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes [2]. Dans cette approche, on distingue trois principales méthodes : la croissance de région, la division-fusion et la classification.

2.5.2.1 Segmentation par croissance de région

Ce type de segmentation permet de sélectionner un pixel ou un ensemble de pixels de l'image, appelé germe, autour duquel on fait croître une région. Les régions sont construites en ajoutant successivement à chaque germe les pixels qui lui sont connexes et qui vérifient un critère de similarité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

2.5.2.2 Segmentation par division-fusion (Merge and Split)

Le point commun de ces méthodes est qu'elles commencent avec une partition initiale homogène de l'image (habituellement la partition initiale est l'image elle-même). Elles continuent la division jusqu'à ce que des partitions homogènes soient obtenues.

Après la phase de division, il reste souvent plusieurs fragments de régions susceptibles être connectés. La phase de fusion accomplit cela, en associant les régions voisines. En se basant sur les conditions d'homogénéité, la fusion de région continue jusqu'à ce qu'un maximum de segments connectés soit obtenu.

2.5.2.3 Segmentation par classification

Le principe des méthodes de classification réside dans l'utilisation du critère de similarité et les différents liens existant entre les individus d'une image. Les individus font référence soit aux pixels de l'image, soit à une sous image de taille fixe ou bien à une région obtenue après une première segmentation [25].

La classification est une opération préalable à la segmentation qui est ensuite obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à une même classe. Elle se fait selon des attributs ou des critères dans l'image comme le niveau de gris, les moments statistiques calculés à partir de l'histogramme de l'image ou d'autres attributs de texture extraits par une des méthodes d'analyse comme celles citées précédemment.

On peut regrouper les méthodes de classification en deux catégories [12] :

- **La segmentation non supervisée (Clustering):** qui vise à séparer automatiquement l'image en clusters (classes) naturels, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes.

- **La segmentation supervisée :** qui s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes définies par une approche probabiliste.

Parmi les méthodes de classification non supervisée, on peut citer l'algorithme K-means et sa version floue algorithme Fuzzy C-means, l'algorithme Expectation-Maximisation (EM), les multi agents, ect...

2.5.2.3.1 Algorithme k-means

C'est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée. Il vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. L'idée principale est de définir K centroides, un pour chaque classe $\{C_k\}_{1 \leq k \leq K}$ est ainsi caractérisée par son centre noté μ_k et le nombre d'élément N_k .

L'algorithme K-means dans sa formulation originale cherche à minimiser une fonction de coût global définie par : $J = \sum_{k=1}^K \sum_{(x,y) \in C_k} (f(x,y) - \mu_k)^2$

Où $f(x,y)$ représente le niveau de gris du pixel de coordonnées (x,y) .

Il se déroule selon les étapes suivantes:

1. Initialisation de chaque centre μ_k .
2. pour chaque pixel (x,y) , calculer la distance $d(f(x,y), \mu_k)$ aux différents centres des classes μ_k , et affecter à la classe la plus proche $C_k = \arg \min_k d(f(x,y), \mu_k)$ Avec $d(f(x,y), \mu_k) = |f(x,y) - \mu_k|$.
3. Mise à jour de nombre de pixels et des centres μ_k des classes : $\mu_k = \frac{\sum_{(x,y) \in C_k} f(x,y)}{N_k}$
4. Arrêt si $N_k = N_{k+1} \forall (x,y) \in C_k$, sinon retour à l'étape 2.

2.6 Segmentation d'images IVUS

La segmentation d'images IVUS a suscité un grand intérêt ces dernières années. Elle a pour objectif de rechercher les différentes régions internes des artères coronaires à savoir la lumière, les parties constituant la paroi vasculaire (intima, media et adventice) ainsi la plaque due à l'accumulation du cholestérol sur les parois des artères.

La segmentation d'images IVUS se heurte à certaines difficultés dues aux artéfacts du cathéter, les ombres causées par les calcifications, les vaisseaux collatéraux et la texture du speckle ultrasonore [23].

Plusieurs méthodes de segmentation d'images IVUS ont été proposées.

Méthodes basées sur la détection de contour: Ces méthodes cherchent les frontières de la région lumière et de la paroi vasculaire (media-adventice) en utilisant des opérateurs gradients par exemple ou les contours actifs [4].

Méthodes statistiques: Cette approche est basée sur l'hypothèse que les niveaux de gris correspondant à la lumière et à la plaque (intima) sont générés à partir de deux distributions différentes modélisées par la loi de Rayleigh ou par un mélange de fonctions de densité de probabilité gaussiennes. Les paramètres de ces distributions sont généralement déterminés par l'algorithme Expectation-Maximisation [4] [27].

Méthodes basées sur la classification: Les algorithmes de classification ont été également appliqués pour la segmentation des images IVUS. Parmi ces algorithmes, on retrouve l'algorithme K-means [3] [27] et l'algorithme Fuzzy C-means [27].

Méthodes basées sur les attributs de texture: Les méthodes citées précédemment utilisent seulement le niveau de gris comme information. Par contre dans cette approche, les pixels sont caractérisés par des attributs de texture et sont classés en utilisant l'algorithme K-means. La transformée en ondelettes est utilisée comme méthode d'analyse de la texture [4].

Autres méthodes: Certaines méthodes utilisant d'autres concepts ont été développées dans le cadre de la segmentation d'images IVUS. Parmi elles, on peut citer celle qui est basée sur le système multi-agents [22] [23].

2.7 Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre quelques notions sur l'analyse de la texture, la classification et la segmentation d'images. Les méthodes d'analyse de la texture sont très nombreuses et très variées. Elles ont pour but de caractériser une image ou un pixel par un ensemble d'attributs ou signatures.

En traitement d'images, les méthodes de segmentation sont dédiées à des applications précises, particulièrement en imagerie médicale. Malgré la multitude des méthodes de segmentation d'images IVUS tels que les contours actifs, le système multi-agents, l'algorithme

Expectation-Maximisation et l'algorithme k-means, on s'entend généralement pour dire que l'algorithme k-means demeure un outil simple à implémenter et assez performant.

Chapitre 3

Méthode de

segmentation d'images

IVUS

3.1 Introduction

Nous proposons dans ce chapitre une méthode de segmentation d'images IVUS par analyse de la texture en vue de détecter les différentes régions présentes dans les images IVUS. Cette méthode est basée sur le calcul des attributs de texture et sur la classification non supervisée des pixels. Les résultats de cette méthode seront également présentés. Notons que l'implémentation de la méthode proposée a été réalisée sous logiciel Matlab.

3.2 Stratégie de la segmentation d'images IVUS

La méthode de segmentation que nous avons adapté appartient à l'approche "région", elle se déroule en deux phases. Dans la première, chaque pixel de l'image est caractérisé par un ensemble d'attributs de texture. Ces attributs sont calculés pour chaque pixel de l'image à partir des matrices de cooccurrence en tenant compte des pixels voisins situés à l'intérieur d'une fenêtre de voisinage, de dimension $(2w+1) \times (2w+1)$.

Les attributs extraits de ces matrices sont : le contraste, la corrélation, l'énergie, l'entropie et l'homogénéité.

Pour accélérer les calculs, l'image à traiter est initialement quantifiée sur Q niveaux de gris. En effet, le calcul des attributs de texture exige le parcours une ou deux fois les matrices de cooccurrence dont la dimension est $(N_g \times N_g)$. N_g étant le niveau de gris maximal dans l'image, généralement égal à 256. En réduisant le niveau de gris à Q tel que $Q \leq N_g$, la taille des matrices de cooccurrence sera réduite et le calcul des attributs devient plus rapide. Q est un multiple de 2 pouvant prendre des valeurs égales à 2, 4, 8, 16, 32, 64 et 128.

Dans la deuxième phase, on regroupe les pixels ayant des attributs identiques en un ensemble de K classes en utilisant l'algorithme k-means. Le nombre de classes K est fixé a priori. Il correspond au nombre de textures présentes dans l'image. Dans notre cas, nous considérons que l'image IVUS contient 3 textures d'où $K=3$. Notons que la première texture correspond au cathéter ainsi que le fond de l'image, la deuxième à la lumière et la troisième à la paroi vasculaire qui englobe l'intima, la media et l'adventice.

La figure (3.1) montre un exemple d'image image IVUS de taille 384x384. Elle laisse apparaître une région possédant une texture lisse, celle du cathéter du fond de l'image. On peut

également distinguer la région liée à la "lumière" et celle de la paroi vasculaire avec des textures stochastique mais à priori différentes.

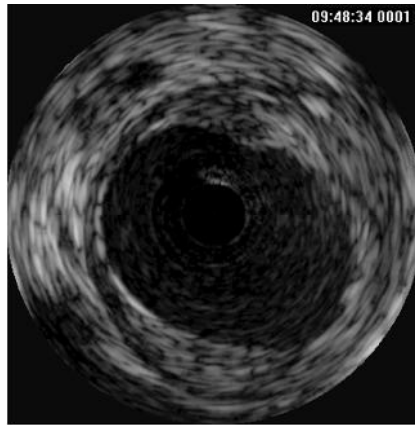


Fig.3.1 : Image IVUS réelle.

Les performances de la méthode de segmentation proposée sont conditionnées d'une part par la pertinence des attributs de texture et par la taille de la fenêtre de voisinage (W), et le nombre de niveaux de gris (Q) d'autre part.

3.3 Choix des attributs de texture

Pour l'extraction des cinq attributs (contraste, corrélation, énergie, entropie et homogénéité) à partir des matrices de cooccurrence, nous avons considéré pour le calcul des matrices de cooccurrence les quatre orientations en même temps à savoir ($\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135°) car nous supposons que les textures présentes dans l'image IVUS sont aléatoires et n'ont pas une orientation particulière et une distance $\delta=1$ car nous supposons que ces textures sont de nature microtexture.

La figure (3.2) montre sous forme d'images les cinq attributs de texture. Ces attributs ont été calculés pour chaque pixel de l'image de la figure (3.1) en utilisant un niveau de quantification $Q=64$ et une fenêtre de voisinage de taille (13×13), c'est à dire $w=6$.

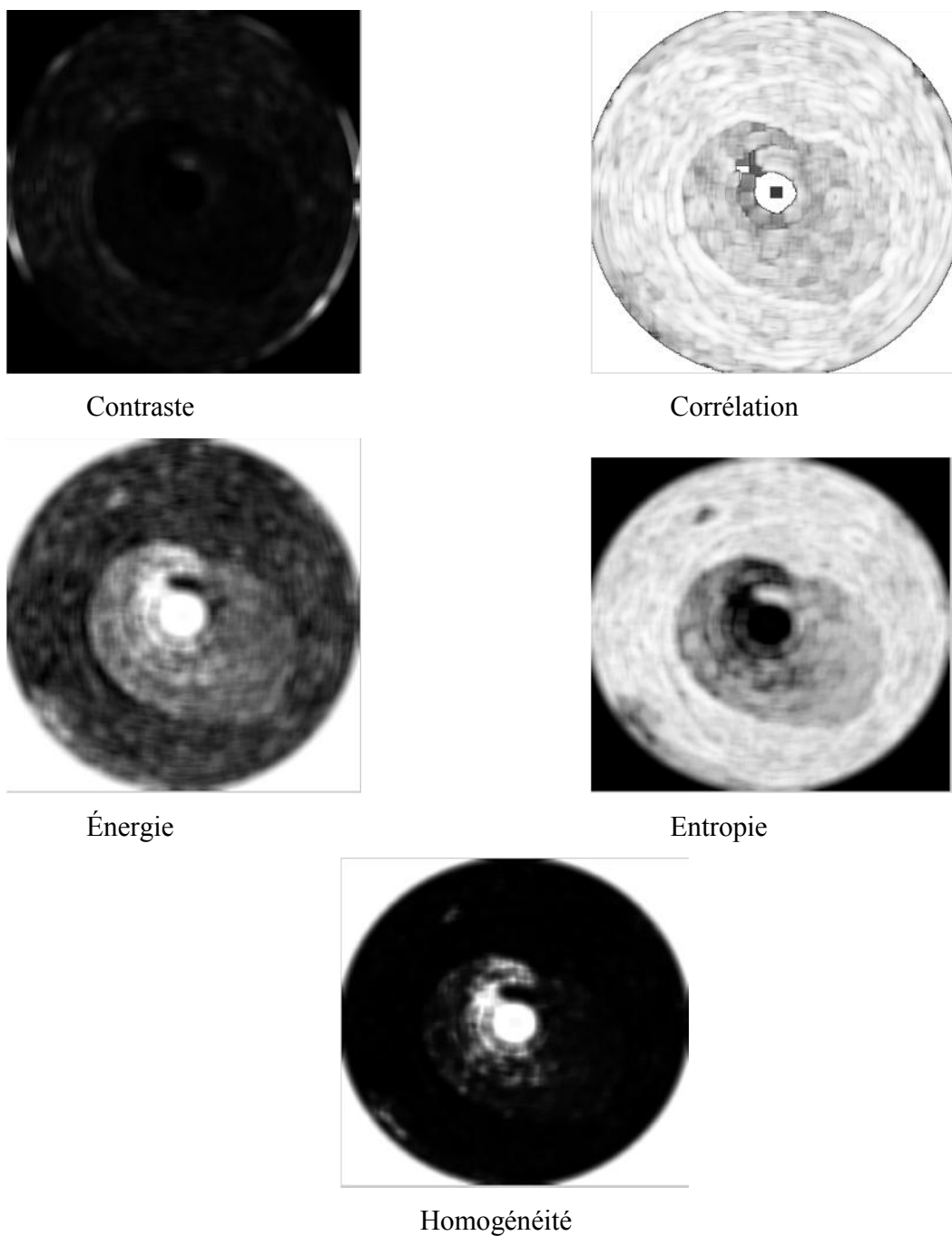


Fig.3.2 : Attributs locaux de texture extraits de l'image IVUS de la figure (3.1).

Sur cette figure, on peut constater que les deux attributs énergie et entropie permettent de distinguer les trois régions à savoir le cathéter, la lumière et la paroi vasculaire qui englobe l'intima, la media et l'adventice. Les autres attributs ne permettent pas de distinguer ces 3 régions

d'intérêt. Par conséquent, sauf les deux attributs pertinents (énergie et entropie) seront considérés lors de la phase de classification.

3.4 Réglage des paramètres de la méthode

Comme nous l'avons évoqué précédemment, le niveau de quantification Q et la taille de la fenêtre de voisinage peuvent influencer sur les résultats de la segmentation. Pour étudier cette influence, nous avons effectué une série de tests sur l'image de la figure (3.1) en faisant, en premier lieu, varier le nombre de niveaux de gris Q à 16, 32, 64 tout en gardant la taille de la fenêtre de voisinage fixe ($W=6$). En deuxième lieu, nous avons fixé le niveau de quantification à $Q=64$ et nous avons varié la taille de la fenêtre de voisinage ($w= 2, 5, 7$).

La figure (3.3) montre les images segmentées en fonction du niveau de quantification Q et la figure (3.4) montre l'influence de la taille de la fenêtre de voisinage (paramètre w).

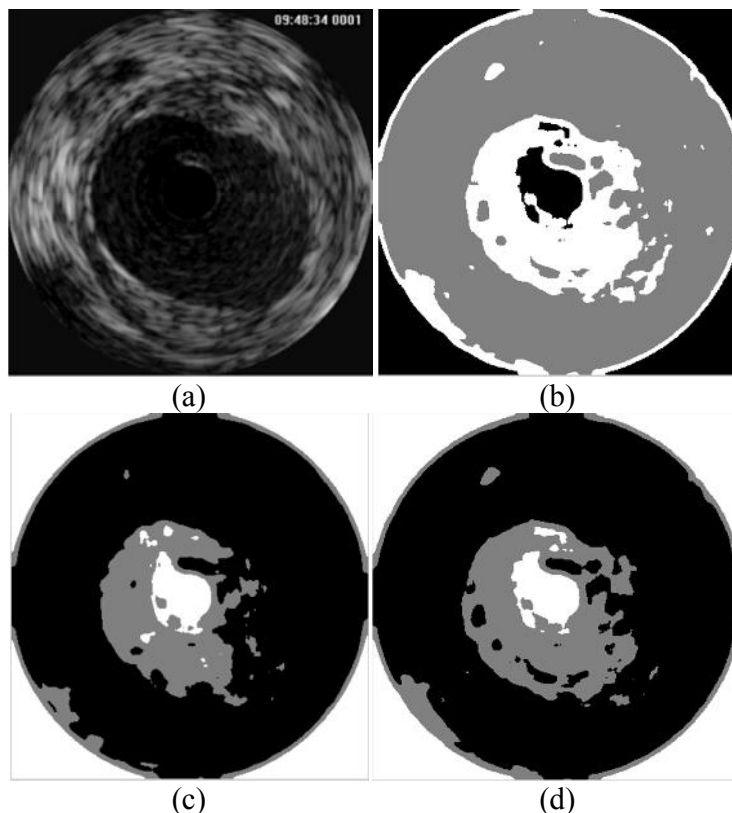


Fig.3.3 : Résultat de la segmentation en fonction du niveau de quantification Q . (a) Image originale, (b) $Q=16$, (c) $Q=32$ et (d) $Q=64$.

La figure (3.3) montre clairement que le niveau de quantification influe sur le résultat de la segmentation. Plus Q augmente, meilleur est la segmentation. Le meilleur résultat est fourni par $Q=64$.

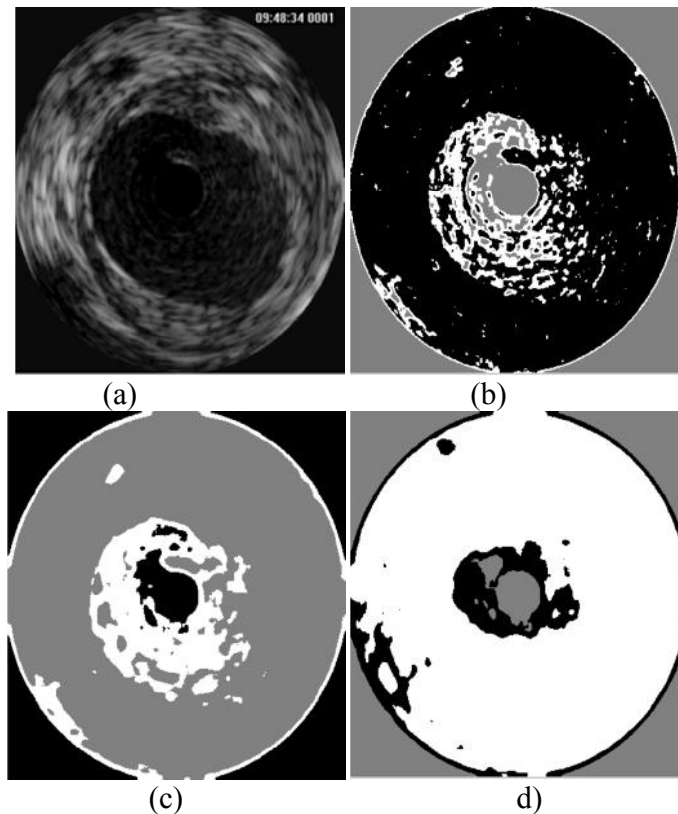


Fig.3.4 : Résultat de la segmentation en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage. (a) Image originale, (b) taille (5x5), (c) taille (11x11) et (d) taille (15x15).

Sur la figure (3.4), on peut voir que la taille de la fenêtre de voisinage a une grande influence sur les résultats de la segmentation. En effet, pour $w=2$, la région "lumière" est fractionnée en plusieurs morceaux et pour $w=7$, la région "lumière" est rétrécie. Par contre pour $w=5$, la région "lumière" est mieux délimitée.

Finalement, les deux figures (3.3) et (3.4) montrent la région cathéter-fond et la paroi vasculaire qui englobe l'intima, la media et l'adventice sont bien détectées quelque soit Q et w . Par contre, la lumière est difficilement détectable.

3.5 Résultats de la segmentation

Nous avons appliqué la méthode de segmentation proposée sur une séquence d'images IVUS. Dans cette séquence, la taille et la forme de la région "lumière" varient d'une image à l'autre. Les deux attributs (énergie et entropie), préalablement sélectionnés, sont déterminés en utilisant un niveau de quantification $Q=64$ et une taille de la fenêtre de voisinage (13×13) ($w=6$).

La figure (3.5) montre les résultats de cette segmentation.

D'après les résultats des tests d'une séquence d'images IVUS de la figure (3.5), nous pouvons remarquer que les résultats de segmentation des images IVUS restent satisfaisant étant donné que les deux régions d'intérêt : le cathéter et la paroi vasculaire sont bien détectés, alors que la région liée à la lumière l'est un peu moins.

3.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode de segmentation d'images IVUS basée sur l'analyse statistique de la texture par la matrice de cooccurrence et l'algorithme k-means. L'application de cette méthode sur des images IVUS réelles a donné des résultats encourageants. Les résultats obtenus montrent les régions cathéter et la paroi vasculaire sont généralement bien détectés, tandis que la région "lumière" l'est moins.

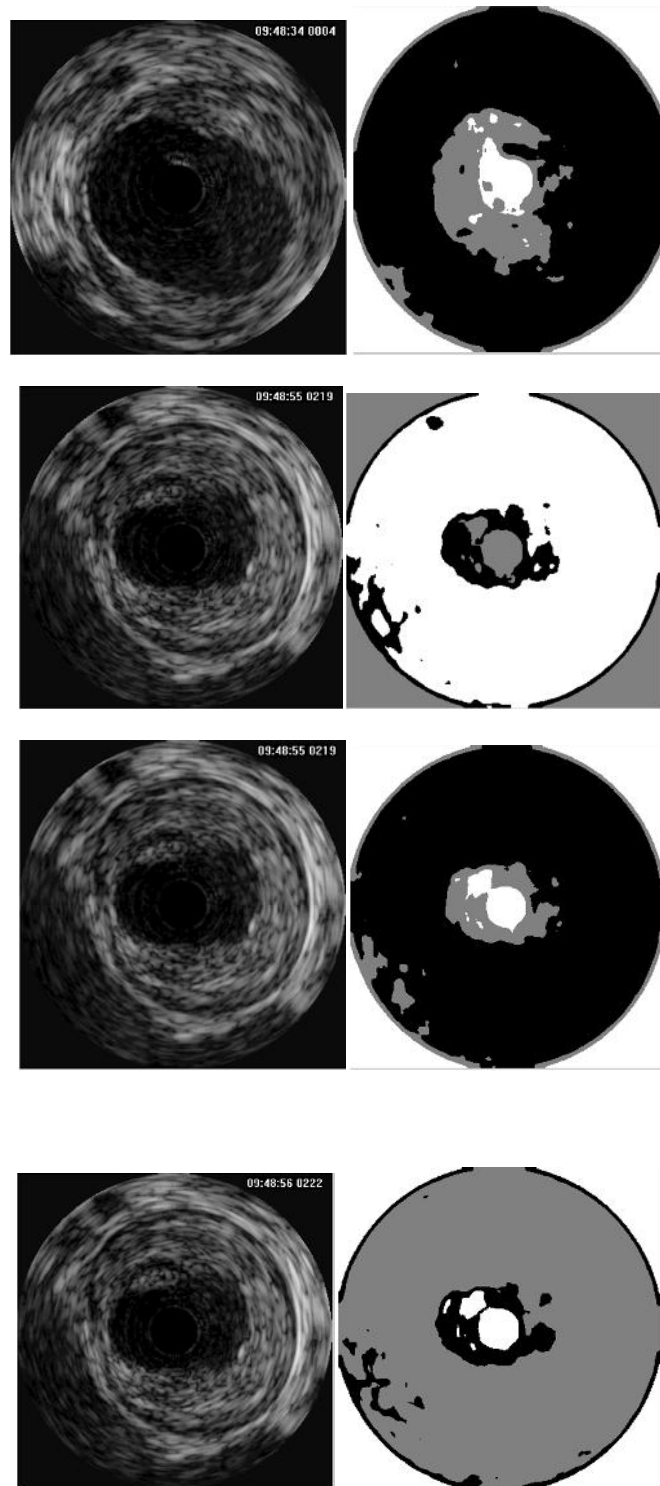


Fig.3.5 : Résultats de segmentation d'une séquence d'images IVUS.

Conclusion générale

Conclusion générale

Nous nous sommes intéressés dans ce mémoire à l'échographie intravasculaire ultrason (IVUS) qui est une technique d'exploration qui permet de visualiser la structure interne d'une artère ou des vaisseaux sanguins. Ces images produites par une sonde ultrason insérée à l'intérieure d'une artère permettent de distinguer la lumière (espace central rempli de sang) et la paroi vasculaire et qui englobe principalement trois couches de tissus histologiques appelés intima, media et adventice. L'analyse de ces images permet de quantifier le degré d'obstruction de l'artère dans le but de prédire une sténose ou une thrombose qui sont à l'origine d'une crise cardiaque ou d'un accident vasculaire cérébral (AVC).

Pour évaluer le degré d'obstruction de l'artère, nous avons effectué une segmentation d'une image IVUS en 3 classes de texture correspondant aux régions texturales: cathéter, lumière et la paroi vasculaire. Pour cela, nous avons extraits à partir des matrices de cooccurrence cinq attributs de texture: contraste, corrélation, énergie, entropie et homogénéité. Une analyse des images de ces attributs nous a permis de sélectionner les deux attributs énergie et entropie les plus discriminants. Une classification des pixels de l'images via l'algorithme K-means nous a ensuite permis de détecter les 3 régions d'intérêt.

Les tests effectués sur quelques images IVUS confirment l'hypothèse indiquant la nature texturale des régions constituant les images IVUS, c'est à dire, que la région du cathéter présente une texture lisse et sombre, celle du de la "lumière" une microtexture stochastique, rugueuse et sombre. Cette texture est différente de celle de la paroi vasculaire qui est de nature stochastique et plus claire.

Cependant, ce travail reste perfectible. Nous préconisons de tester d'autres attributs de textures comme ceux issus de la méthode LBP ou des filtres de Gabor afin de mieux détecter la zone de lumière.

*Références
bibliographiques*

Références bibliographiques

- [1] A. Boulares. Segmentation des images IRM par les Level set, projet de fin d'études, Ecole Nationale Supérieure Polytechnique, Algérie, 2008.
- [2] A. Dirami. Segmentation d'images bruitées utilisant la dérivée topologique, Thèse de doctorat, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2012.
- [3] A. Ionut, F. Cheret et S. Delorme. A Novel 3D Segmentation Method of the Lumen from Intravascular Ultrasound Images, Ecole Polytechnique de Montréal, Université de Montréal, 2007.
- [4] A. Kadi. Etude de la régulation de la production de l'oxyde nitrique, dans les cellules endothéliales, en réponse à un β bloquant de troisième génération à action antihypertensive, thèse de doctorat, l'université Henri Poicare, Nancy-i, 2008.
- [5] A. Katouzian, D. Elsa., G. Stéphane, S. Jasjit, N. Navab, et F. Andrew. A State-of-the-Art Review on Segmentation Algorithms in Intravascular Ultrasound (IVUS) Images. Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol.16, n°.5, pp.823-834, 2012.
- [6] A. Lafleur. Évaluation de méthode de segmentation d'images obtenues par tomographie par émission de position (TEP) au [^{18}F]-FMISO dans le cadre de tumeurs cérébrales malignes, université Bordeaux1, 2012.
- [7] B. Olivier. Segmentation d'images par la méthode des level-set, Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), Lyon, 2013.
- [8] C. Alibelli, J. Boschhat, C. Cassat, G. Finet, M. Gilard et P. Viot. Echographie endocoronaire, Rapport du « Club IVUS » : Consensus pour la standardisation de son utilisation, 2004.
- [9] D^r N. Zaoui: Maître assistant en cardiologie CHU de Tizi-Ouzou, module de cardiologie, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.
- [10] E. Amiel. Visualisation 3D de vaisseaux sanguins, Rapport de stage, Université Paul Sabatier, Toulouse III, 2005.

Références bibliographiques

- [11] E. Marieb. Anatomie et physiologie humaines, Edition du Renouveau pédagogique Inc, pp.694-699,1999.
- [12] F. D'Hondt et B. Khayati. Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs, Faculté Polytechnique de Mons, pp.1-2.
- [13] K. Mesloub. Analyse de d'images IRM pour l'étude de sclérose en plaques, Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2012.
- [14] L. Guillevin. Vascularités. La revue du Praticien, vol. 58, pp.479-546, 2008.
- [15] L. Hocini. Conception métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation des images de télédétection, MEMOIRE DE MAGISTER en Électronique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2012.
- [16] L. Houam. Contribution à l'analyse de textures de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose, Thèse de doctorat, Université de Guelma, 2013.
- [17] M. Abdelali. Résolution du problème inverse en élastographie ultrasonore par une méthode variationnelle, Université de Montréal, Thèse de doctorat, 2010.
- [18] M. Hanifi. Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites, thèse de doctorat, Université Toulouse III – Paul Sabatier, 2009.
- [19] M. Iggane, D. Mammass, A. Khenchaf et JC. Cexus. Segmentation d'images sonar par matrice de cooccurrence, Conference: Sciences of Electronic, Tunisia, pp.2, 2009.
- [20] M. Jourdain. Reconstruction 3D des artères par imagerie intravasculaire ultrasonore (IVUS) et angiographie monoplan, Thèse de doctorat, Université de Montréal, 2009.
- [21] M. Lehamel. Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals, Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2011.
- [22] M. Smaine. Reconnaissance de formes par les systèmes auto-organisés, Thèse de doctorat, Université Mentouri, Constantine, 2008.

Références bibliographiques

- [23] MH. Roy Cardinal. Segmentation d'images intra-vasculaires ultrasonores, Thèse de doctorat, Université de Montréal, 2008.
- [24] O. Abdelli. Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes bidimensionnels, mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2011.
- [25] R. KHELIFI. Segmentation des images coronarographiques par les Contours Actifs, Mémoire de magister, Ecole Nationale Supérieure Polytechnique, Algérie, 2008.
- [26] R. Ravindraiah et K. Tejaswini. Methode for segmentation of IVUS atherosclerosis images, International Journal of Computer Science and Mobile Computing, vol.2, pp. 356-364, 2013.
- [27] R.Ravindraiah et K.Tejaswini. IVUS Image Segmentation By Using Expectation-Maximization Approach, international Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, vol. 3, pp. 5662-5664, 2014.
- [28] S. Dahdouh. Filtrage, Segmentation et suivi d'images échographiques: applications cliniques, thèse de doctorat, Université Paris Sud XI, 2011.
- [29] S. Gada. Decomposition Modale Empirique: Application à l'analyse de la texture, mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2013.
- [30] V. Riedinger. La Fondation pour la Recherche Médicale et l'athérosclérose : de nouvelles recherches au service de nos vaisseaux, 2012.
- [31] W. Ait Fares. Détection et suivi d'objets par vision fondes sur segmentation par contour actif basé région, Thèse de doctorat, Université de Toulouse, France, 2013.
- [32] W. Barka. Utilisation des attributs de texture pour la segmentation par classification pixellaire des images microscopiques, mémoire de fin d'études, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, 2014.
- [33] Z. Haliche, Classification et segmentation d'images texturées basées sur la théorie des ensembles, Thèse de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2010.

Références bibliographiques

[web1]: <http://bme240.eng.uci.edu/students/06s/yuhsianh/Mechanical%20system.htm>.

[web2]: <http://sylvain.nicol.pagesperso-orange.fr/stage.htm>.

Les Annexes

Annexe

- **La sténose:** la sténose (rétrécissement) des vaisseaux sanguins est une conséquence de l'athérosclérose: les artères peuvent être partiellement ou complètement bouchées (occluses) par des dépôts sur leurs parois que l'on appelle plaques d'athérome.
- **Artères coronaires:** ces artères sont les vaisseaux responsables de l'oxygénation cardiaque. Elles sont au nombre de deux: l'artère coronaire droite et l'artère coronaire gauche. Les artères coronaires prennent naissance à la partie initiale de l'aorte en regard des valves aortiques droite et gauche.
- **Ischémie:** insuffisance de l'apport de sang oxygéné dans un organe ou dans une partie du corps; le manque en oxygène perturbe voire arrête la fonction de l'organe. Elle peut être réversible si traitée à temps: c'est une urgence vasculaire; irréversible au bout d'un certain délai, elle aboutit à l'infarctus de l'organe ou à la gangrène du membre
- **Angioplastie :** technique chirurgicale le plus souvent effectuée par une ponction à travers la peau d'une artère et permettant au moyen d'un ballonnet de dilater le rétrécissement d'une artère (sténose) ou de recanaliser un segment d'artère bouchée (thrombose).
- **Tissu conjonctif :** un tissu se définit comme un ensemble de cellules de même constitution et exerçant une même fonction. Les tissus conjonctifs (ou système conjonctif) sont des tissus qui ont pour principale fonction de servir de soutien et de protéger les autres tissus corporels. Ils sont localisés entre les différents organes et représentent une très grande partie du tissu cellulaire de l'organisme. Ils sont essentiellement constitués par des cellules, notamment des fibroblastes qui fabriquent un autre constituant majeur, les fibres principalement de collagène, qui confèrent une grande résistance au tissu conjonctif. Ce dernier contient également une substance appelée matrice extracellulaire dans laquelle les cellules «Baignent».
- **Thrombose:** il s'agit de l'oblitération d'un vaisseau sanguin (artère ou veine) par du caillot; plus ou moins étendue c'est au niveau artériel la manifestation terminale de l'athérosclérose.