

Modélisation et segmentation d'images échographiques endovasculaires

Modelization and segmentation of intravascular ultrasound images

par Frédéric GUÉRAULT ¹, Philippe DELACHARTRE ², Gérard FINET ^{2,3}, Isabelle E. MAGNIN ²

¹ SIMAG Développement, 13397 Marseille Cedex 20, France

guerault@simag.fr

² CREATIS, UMR CNRS 5515, affilié à l'INSERM, 69621 Villeurbanne Cedex, France

philippe.delachartre@creatis.insa-lyon.fr

³ Hôpital Cardiologique de Lyon, Laboratoire d'hémodynamique, BP Lyon Monchat, 69394 Lyon cedex 03

gerard.finet@creatis.univ-lyon1.fr

résumé et mots clés

Nous présentons un nouvel algorithme pour la segmentation d'images échographiques endovasculaires. Le modèle introduit pour décrire la section endoluminale de l'artère prend en compte l'aspect granulaire des textures et l'ensemble des déformations géométriques inhérentes aux images échographiques endovasculaires. L'algorithme de segmentation est développé dans le cadre général de la théorie statistique de l'estimation. Il est adapté au modèle d'image et permet de déterminer sur les images échographiques endovasculaires les différents contours concentriques de la section artérielle. Le modèle utilisé permet de restreindre fortement le domaine des solutions admissibles, ce qui permet d'obtenir un algorithme performant et fiable. Nous illustrons les performances de cet algorithme sur des images synthétiques et sur des images ultrasonores endovasculaires réelles acquises chez l'homme.

Modèle déformable, maximum de vraisemblance, segmentation, image ultrasonore, artefact.

abstract and key words

We present a new algorithm for the segmentation of intravascular ultrasound images. The model used to describe the endoluminal section of the artery takes into account the granular aspect of the texture and all the geometric deformations inherent in intravascular ultrasound images. The segmentation algorithm is developed in the framework of the statistical theory of estimation. It is adapted to the image model and allows to determine all the concentric contours of the artery section. The use of a specific image model limits the field of possible solutions, and allows to obtain a performant and reliable algorithm. We illustrate the performances of this algorithm on synthetic images and on real intravascular ultrasound images.

Deformable modele, maximum likelihood, segmentation, ultrasound image, artifact.

1. introduction

La segmentation d'un objet déformable est une application courante dans le domaine du traitement d'image. Dans cette étude, nous nous intéressons à une application particulière : la segmentation de la section endoluminale des artères coronaires. Cette opération est nécessaire afin de mettre en évidence certaines pathologies artérielles [1] en particulier pour la quantification de la sténose. L'athérosclérose est une maladie à l'origine d'une réduction de la section endoluminale de l'artère. L'imagerie échographique endovasculaire permet d'obtenir la visualisation de la section des artères et ainsi de mettre en évidence les plaques d'athérome. La segmentation de la lumière interne du vaisseau sur ces images fournit une information sur la forme et le degré d'obstruction du vaisseau. La technique récente des contours actifs s'adapte bien à ce type de problème. Le principe de base consiste à déformer itérativement une courbe fermée jusqu'à convergence sur les contours de l'objet recherché. Le processus de déformation s'obtient par la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie généralement non-convexe. Les premières approches reposaient essentiellement sur les informations des contours de l'image de telle sorte que la courbe évoluait vers les zones de fort gradient d'intensité [2]. Depuis ces premiers travaux, des solutions ont été apportées afin d'augmenter les performances des snakes. Cohen a introduit un terme dans les forces externes pour orienter l'évolution du snake dans le sens de l'expansion ou de la contraction [23]. Fua a proposé d'ajouter des contraintes locales [24]. Des approches qui permettent des changements de topologies ont également été proposées [25] [26].

D'autres approches ont été proposées afin de segmenter des objets qui ne sont pas délimités par des contours nets comme c'est le cas pour les images échographiques. En particulier, les approches régions reposent sur un contour qui évolue afin de séparer deux régions qui ont des propriétés texturales ou statistiques différentes [3]. Parmi ces méthodes, certaines, optimisant des critères statistiques, se sont révélées très performantes sur des images fortement bruitées [4-6].

L'approche que nous proposons dans cet article repose sur les résultats de la théorie de la décision [7]. Elle permet la segmentation d'une cible dont l'intensité est modélisée par un champ aléatoire apparaissant sur un fond non-recouvrant dont l'intensité est également modélisée par un champ aléatoire. Cette méthode a été initialement introduite par Germain et Réfrégier [8] et a été utilisée afin de segmenter des cibles sur des images visibles ou SAR [9]. Cette approche a ensuite été généralisée pour diffé-

rents modèles de bruits [33]. La modélisation géométrique introduite combinée à cette approche permet ainsi de décrire avec une approximation correcte les images échographiques endovasculaires avec un minimum de connaissance *a priori* [10]. La modélisation des textures est obtenue à partir de distributions de Rayleigh. Il a été effectivement montré que l'interférence des ondes ultrasonores rétrodiffusées par la structure microscopique du tissu biologique conduit à de telles textures [11, 12]. Les performances de l'algorithme dépendent également du choix du modèle *a priori* du contour. Plusieurs solutions ont récemment été proposées. L'utilisation de descripteurs de Fourier [27] ou de B-splines [28] permet d'obtenir des formes lisses. L'utilisation d'un polygone a l'avantage de conduire à des algorithmes simples et très performants en temps de calcul [10]. Cependant, un tel modèle nécessite l'introduction de contraintes de lissage [10]. Une telle contrainte peut être également prise en compte à travers un modèle Markovien [13, 14].

Lorsque la forme recherchée est correctement définie à partir d'exemples représentatifs, les modèles déformables apportent des avantages indéniables. Ces méthodes sont moins sensibles que les autres modèles vis-à-vis des données manquantes ou occlusions pouvant survenir sur l'image. Ce sont des modèles paramétriques de formes qui possèdent un faible nombre de degré de liberté [29] [30] [31] [32]. Généralement, la connaissance *a priori* de la forme de l'objet est décrite par une forme prototype et un ensemble de déformations. Le modèle s'adapte alors à l'objet d'intérêt, en recherchant le vecteur de paramètres décrivant la forme qui minimisent un critère. Un tel modèle constitue un moyen efficace pour retrouver la forme de structures connues dans une image.

Dans notre application, les formes recherchées (les contours de l'artère) sont circulaires. Cependant, ces formes n'apparaissent pas toujours circulaires dans l'image étudiée. Toutefois, afin d'introduire le maximum des connaissances *a priori* dont on dispose, nous avons choisi de développer un modèle paramétrique qui prend en compte l'ensemble des déformations géométriques qui apparaissent lors de l'acquisition de l'image endovasculaire [15, 16], ce qui permet de limiter considérablement le domaine des solutions admissibles.

L'article est organisé en 6 sections. Dans la section 2, nous décrivons les images échographiques, ce qui permet de présenter les particularités de l'application. Dans la section 3, nous nous intéressons à la modélisation des images échographiques endovasculaires. En particulier, nous introduisons les artéfacts géométriques afin d'obtenir un modèle paramétrique pour les différents contours et caractérisons les textures à partir de distributions de Rayleigh. Ce modèle nous permet dans la section 4 de déterminer, dans le cadre de la théorie statistique de l'estimation, un algorithme dédié à la segmentation d'image échographique endovasculaire. Les résultats obtenus sur des images ou des séquences d'images réelles normales et pathologiques sont décrits dans la section 5.

2. nature de l'image échographique

La paroi artérielle est constituée de plusieurs tuniques disposées de manière concentrique de la cavité endoluminale vers la périphérie de l'artère [1]. Ces tuniques, que nous avons représentées schématiquement sur la figure 1, sont l'intima avec la limitante élastique interne LEI, la média, la limitante élastique externe LEE et l'adventice. En présence d'une plaque d'athérome, la cavité endoluminale peut être partiellement obstruée. Dans ce cas, les contours ne sont plus circulaires.

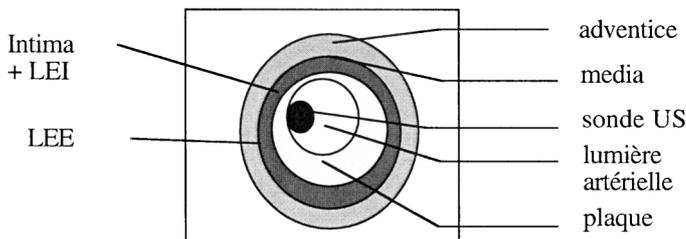


Figure 1. – Section de la paroi artérielle pathologique.

L'imagerie échographique endovasculaire permet d'obtenir une visualisation de ces tuniques grâce à l'introduction d'une sonde à l'intérieur du vaisseau [17, 18]. Cependant, l'analyse de ces images est délicate du fait de l'aspect granulaire et très bruité des textures et ne permet pas de détecter l'ensemble des tuniques ainsi que nous l'avons illustré sur la figure 2. Dans le cas d'un vaisseau sans pathologie [fig. 2, image gauche], seule la lumière interne du vaisseau apparaît distinctement du reste de l'image. En revanche, en présence d'une pathologie [fig. 2, image droite], la plaque d'athérome apparaît distinctement et séparée du contour externe du vaisseau.

On peut également noter sur la figure 3 que la forme de la section endoluminale d'un vaisseau normal n'apparaît pas toujours circulaire. Ce phénomène est dû aux artefacts géométriques présents dans les images échographiques endovasculaires.

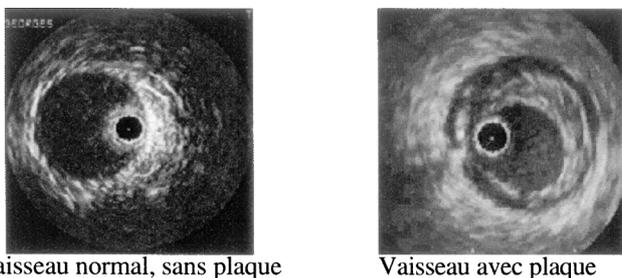


Figure 2. – Exemples d'images échographiques endovasculaires.

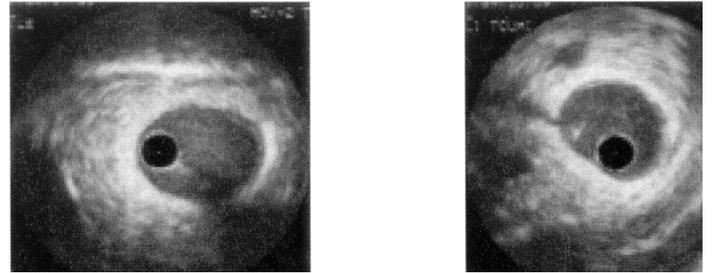


Figure 3. – Sections non-circulaires d'un vaisseau normal, sans pathologie.

3. modélisation de l'image

3.1. artefacts géométriques

Le cathéter ultrasonore modélisé est une sonde rotative mécanique mono-élément fonctionnant sur le mode émission-réception. L'image échographique de la section transversale du vaisseau est obtenue par la rotation du faisceau ultrasonore dans la lumière artérielle. L'intersection du faisceau ultrasonore avec la paroi artérielle ne se situe pas généralement dans un plan perpendiculaire à l'axe de l'artère. De ce fait, l'image d'un vaisseau circulaire ne sera pas circulaire. Nous donnons ci-après les différents paramètres qui écartent la coupe réalisée d'une coupe orthogonale à l'axe de l'artère. La prise en compte de ces paramètres nous permettra dans la section suivante de définir le modèle paramétrique du contour.

– L'origine du signal ultrasonore ne se situe pas toujours exactement sur l'axe du cathéter. Elle dépend de l'implantation, à l'extrémité du cathéter, de l'élément actif qui est généralement décentré [Figure 4]. On peut faire l'hypothèse que le point d'émission et de réception des ondes tourne autour de l'axe de la sonde, décrivant un cercle de rayon ρ . La surface balayée par le faisceau ultrasonore est alors un cône tronqué à sa base [Figure 5].

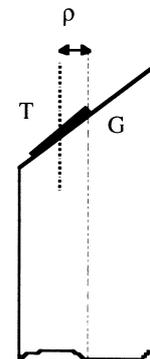


Figure 4. – Décentrage (ρ) du point d'émission ultrasonore (T) par rapport au centre de gravité (G) de la sonde.

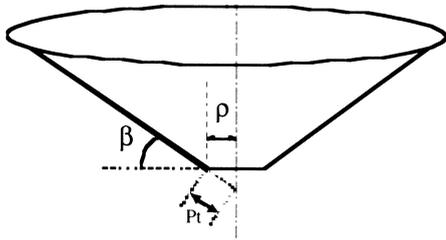


Figure 5. – Surface balayée par le faisceau ultrasonore.

– Pour éviter des réflexions multiples entre la paroi de l'artère et le transducteur, l'extrémité du transducteur est biseautée pour permettre l'implantation de la pastille piezo-électrique. L'onde ultrasonore n'est donc pas émise perpendiculairement à l'axe de la sonde, mais orientée vers l'avant d'un angle β appelé angle d'avancée du transducteur [figure 5]. Cet angle est de l'ordre de 10 à 20 degrés selon les sondes. La surface balayée par le faisceau ultrasonore lors de la rotation de la sonde n'est donc pas un disque plan mais une surface conique.

– L'axe du cathéter peut ne pas être parallèle à l'axe du vaisseau en raison de la courbure des artères. Nous noterons dans la suite cet angle α [figure 6]. En supposant une artère cylindrique, l'intersection faisceau-artère est au mieux une ellipse si l'angle d'avancée est nul, sinon, une courbe non plane.

– Le centre du cathéter n'est en général pas situé au centre de l'artère [figure 7]. Cet écartement est mesuré par les paramètres δ_x et δ_y .

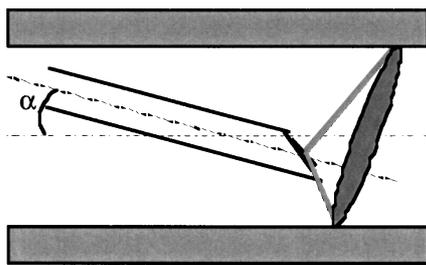


Figure 6. – Angulation du cathéter dans l'artère.

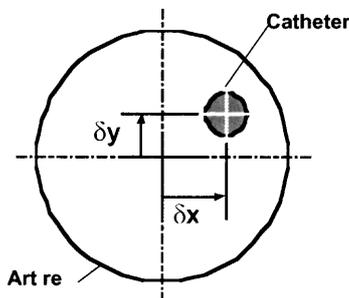


Figure 7. – Positionnement du cathéter ultrasonore dans l'artère.

3.2. équation du contour de la section endoluminale

Nous allons dans cette section déterminer l'équation du modèle du contour sous l'hypothèse que la section de l'artère est circulaire. Ce cas est réaliste en l'absence de plaques ou lorsque les artères ont été remodelées par une endo-prothèse (stent). Cependant, nous montrerons que ce modèle permet également de segmenter des vaisseaux pathologiques.

L'équation paramétrique recherchée est celle de l'intersection d'un cylindre avec un cône tronqué, excentré et incliné par rapport à l'axe du cylindre. Le détail des calculs est présenté en annexe.

Soit $R_T(O', X, Y, Z)$, le repère lié au cône d'émission et $R_A(O, x, y, z)$, le repère lié au cylindre modélisant l'artère [fig. 8]. Un point M appartenant au contour recherché vérifie l'équation :

$$\|O'M\| = h\sqrt{1+k^2} - P_t \quad (1)$$

avec $k = 1/\tan \beta$ et $P_t = \frac{\rho}{\cos \beta}$.

P_t , caractéristique de la déformation dite en forme de pétale [19] et h est la hauteur représentée sur la figure 8.

Sur la figure 9, nous avons représenté les contours obtenus à partir de l'équation 1 dans différentes situations. Nous avons premièrement considéré le cas d'une angulation α et d'un décentrage (δ_x, δ_y) nuls. Nous obtenons dans ces conditions un cercle de rayon $r = 95$ pixels pour $\beta = 10^\circ$ et $P_t = 24$ pixels. Nous montrons ensuite le contour obtenu avec une angulation non nulle ($\alpha = 40^\circ$). La forme est alors celle d'une ellipse. Son inclinaison est donnée par l'azimut ($d\theta = 20^\circ$). Finalement, nous avons introduit un décentrage important ($\delta_x = -42$ pixels et $\delta_y = -30$ pixels). Dans ce dernier cas, nous pouvons noter une légère déformation du contour au niveau de la sonde dite en forme de pétale.

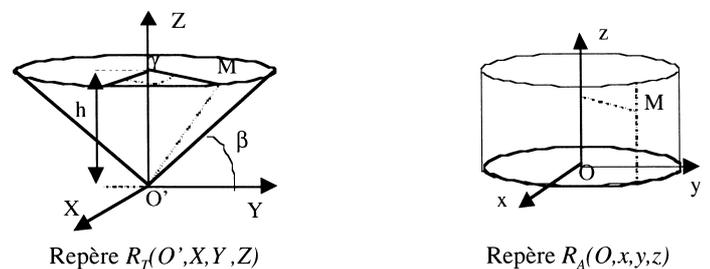


Figure 8. – Représentation du cône d'émission dans le repère $R_T(O', X, Y, Z)$ et de l'artère cylindrique dans le repère $R_A(O, x, y, z)$.

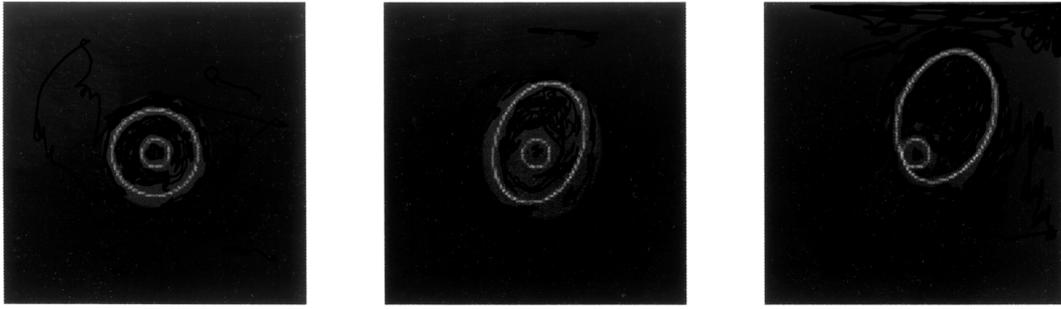


Figure 9. – Exemples de contours obtenus à partir de l'équation 1.

3.3. distributions de Rayleigh

Les distributions de Rayleigh permettent une modélisation correcte des textures des images échographiques. Cette hypothèse a été vérifiée expérimentalement et confirmée théoriquement dans différentes études [11], [12].

La probabilité que le pixel i ait une intensité s_i est alors donnée par [14] :

$$P(s_i|\sigma_r) = \frac{s_i}{\sigma_r^2} \exp\left\{-\frac{s_i^2}{2\sigma_r^2}\right\} \quad (2)$$

où σ_r est le paramètre de la distribution de Rayleigh relatif à la région r . Ce paramètre dépend des propriétés acoustiques des tissus composant la structure vasculaire de l'image échographique endovasculaire.

– L'endolumen, caractérisé par la présence du sang, est une zone échogène hétérogène. Le paramètre σ_r de la distribution relatif à cette région est faible.

– La LEI, apparaît comme une fine couche dense échogène et donc brillante. Le paramètre de sa distribution σ_r est élevé.

– La média est une zone peu échogène et donc sombre. σ_r est donc faible.

– Cette tunique est délimitée par la LEI à l'intérieur et la LEE à l'extérieur, couche également plus échogène σ_r (élevé).

A partir de ces connaissances, nous avons représenté sur la figure 10 deux exemples d'images synthétiques. Nous avons égale-

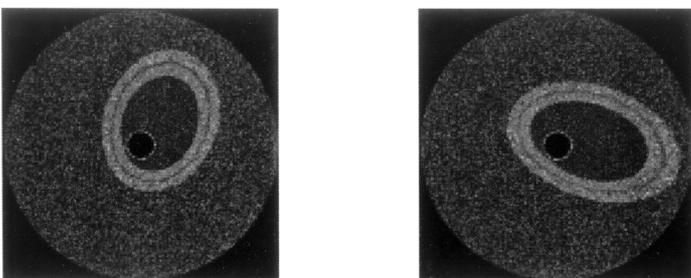


Figure 10. – Exemples d'images synthétiques obtenues à partir de notre modèle.

ment représenté le cathéter au centre de l'image ainsi que l'anneau hyperéchogène autour du cathéter dû aux échos spéculaires produits par le cathéter.

4. estimation statistique de la forme

Le modèle introduit à la section précédente permet de caractériser l'image à partir de différentes régions avec des statistiques différentes. Récemment, des travaux ont permis d'obtenir un algorithme de segmentation optimal au sens du maximum de vraisemblance dans le cas d'une image composée de deux régions de statistiques différentes : une région centrale représentant la cible à segmenter et une région extérieure caractérisant le reste de l'image [8]. Nous rappelons tout d'abord les résultats de ces travaux puis généralisons l'approche dans le cas de plusieurs contours concentriques.

4.1 approche générale

Dans la suite de cet article, nous utilisons une notation monodimensionnelle sans perte de généralité. La scène s est constituée de N pixels. On appelle w , le vecteur de dimension N représentant le support de la cible, de telle sorte que $w_i = 1$ lorsque le pixel i est à l'intérieur de la cible et $w_i = 0$ lorsque le pixel est à l'extérieur. Le support w réalise ainsi une partition de l'image s en deux régions a et b délimitées par le contour C et constituées respectivement de $N_a(w)$ et $N_b(w)$ pixels. Les intensités a_i et b_i des pixels des régions a et b sont caractérisées par leurs densités de probabilité $P_a^{\sigma_a}$ et $P_b^{\sigma_b}$ où σ_a et σ_b sont les paramètres des densités de probabilités. Dans ces conditions, le modèle d'image peut être décrit par :

$$s_i = a_i w_i + b_i (1 - w_i) \quad (3)$$

Ce modèle est illustré sur la figure 11.

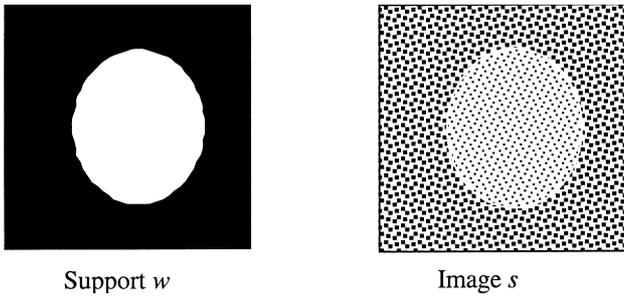


Figure 11. – Illustration du modèle défini par l'équation 3. L'intensité 0 du support w est représentée en noir et l'intensité 1 en blanc.

L'objectif de la segmentation repose sur l'estimation statistique de la forme w de la cible dans la scène s . Soit H_w , l'hypothèse selon laquelle la cible a pour forme w . L'algorithme optimal au sens du maximum de vraisemblance est obtenu par la maximisation de la vraisemblance $P(s|H_w)$ qui représente la probabilité d'observer la scène s lorsque le contour est supposé avoir la forme w [7] :

$$\tilde{w} = \arg \max_w P(s|H_w) \quad (4)$$

La vraisemblance $P(s|H_w)$ peut s'exprimer par [10] :

$$P(s|H_w) = \prod_a P_a^{\sigma_a}(s_i) \prod_b P_b^{\sigma_b}(s_i) \quad (5)$$

Dans la suite, nous utiliserons la log-vraisemblance $L(s|H_w)$ définie par $L(s|H_w) = \ln[P(s|H_w)]$, ce qui permet de simplifier les expressions.

Dans le cas où $P_a^{\sigma_a}$ et $P_b^{\sigma_b}$ sont 2 distributions de Rayleigh, la log-vraisemblance de la scène est donnée à une constante près par [10] :

$$L(s|H_w) = -N_a(w) \log \sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_a s_i^2 - N_b(w) \log \sigma_b^2 - \frac{1}{2\sigma_b^2} \sum_b s_i^2 \quad (6)$$

Dans le cas où les paramètres σ_r des différentes distributions sont inconnus, ceux-ci peuvent également être estimés au sens du maximum de vraisemblance [8]. On obtient dans ces conditions le critère $J(s|H_w)$:

$$J(s|H_w) = -N_a(w) \log \tilde{\sigma}_a^2 - N_b(w) \log \tilde{\sigma}_b^2 \quad (7)$$

avec

$$\tilde{\sigma}_a^2 = \frac{1}{2N_a(w)} \sum_a s_i^2 \quad (8)$$

$$\tilde{\sigma}_b^2 = \frac{1}{2N_b(w)} \sum_b s_i^2 \quad (9)$$

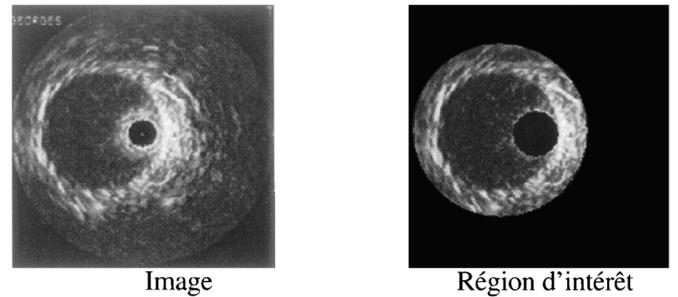


Figure 12. – Choix de la région d'intérêt. La zone en noir est ignorée.

4.2. estimation de la lumière artérielle

Nous allons dans un premier temps nous intéresser uniquement à la segmentation de la lumière interne du vaisseau. Afin d'obtenir une estimation correcte des paramètres statistiques de la texture de l'extérieur du vaisseau, il est nécessaire de limiter *a priori* la région d'intérêt. En effet, nous pouvons noter sur la figure 12 que les caractéristiques de la texture autour de la lumière interne sont très différentes de celles d'une région plus éloignée. Cette région d'intérêt a été choisie manuellement par l'opérateur, ce qui représente une limitation dans l'utilisation de l'algorithme. Nous montrerons dans la section suivante que la généralisation de l'algorithme dans le cas de plusieurs contours concentriques permet de s'affranchir de cette limitation.

De même, il est important de supprimer de la région interne, la zone centrale de l'image caractérisée par la présence de la sonde. Cette opération est possible de par la connaissance toujours disponible de la position et du diamètre de la sonde.

L'algorithme optimal au sens du maximum de vraisemblance décrit dans le papier [8] permet ainsi d'estimer le contour de la lumière artérielle. Cependant, cet algorithme pose deux problèmes. De par sa conception, il permet uniquement la partition d'une image en deux régions. De plus, la position relative de ces régions doit être approximativement connue.

4.3. cas de plusieurs contours concentriques

Dans le cas où la scène étudiée contient plus de deux régions et que la position de ces régions est inconnue, l'approche du maximum de vraisemblance ne permet plus la segmentation des différentes régions de l'image. Pour ces deux raisons, nous proposons une nouvelle approche qui repose sur les concepts de la théorie de la détection [7].

Dans cette approche, nous ne modélisons plus l'image entière, mais seulement une partie de l'image (fig. 13). Cette partie est un disque dans le cas où la région d'intérêt est la zone centrale de l'image (l'endolumen) et un anneau pour les autres régions (les parois de l'artère).

En fonction de sa position et de sa dimension, cet anneau (ou ce disque) peut être composé :

- Soit d'une seule région c . Les intensités c_i des pixels de la région c sont alors caractérisées par leur densité de probabilité $P_c^{\sigma_c}$, où σ_c est le paramètre de la densité de probabilité. C'est le cas par exemple du disque 1 de la figure 13. En effet, ce disque est entièrement à l'intérieur de l'endolumen. Dans ce cas, la région considérée peut être modélisée par :

$$s_i = c_i$$

et la vraisemblance de la partie de la scène observée devient, sous cette hypothèse H_1 :

$$P(s|H_1) = \prod_c P_c^{\sigma_c}(s_i) \quad (10)$$

et aucun contour n'est présent à l'intérieur de cette région c .

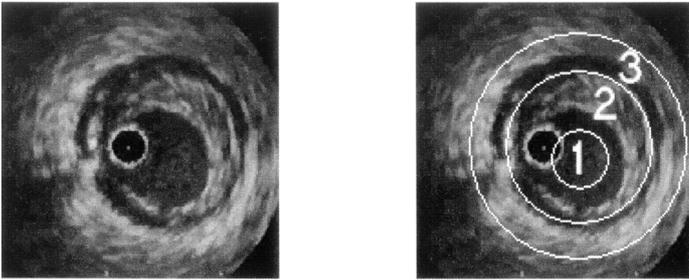


Figure 13. – Modélisation d'une partie de l'image. Les pixels du disque 1 appartiennent à la même région alors que ceux des anneaux 2 ou 3 appartiennent à des régions différentes.

- Soit de 2 régions a et b . C'est le cas par exemple de l'anneau 2 de la figure 13. Une partie de l'anneau (région a) caractérise l'endolumen alors qu'une autre partie de l'anneau (région b) est constituée par une plaque. Dans ce cas, le modèle d'image pour l'anneau peut être décrit par :

$s_i = a_i$ si le pixel i appartient à la région a

$s_i = b_i$ sinon

Sous cette hypothèse H_2 , la vraisemblance de la partie de la scène dans l'anneau (où le disque) est donnée par :

$$P(s|H_2) = \prod_a P_a^{\sigma_a}(s_i) \prod_b P_b^{\sigma_b}(s_i) \quad (11)$$

Dans ce cas, il y aura donc un contour qui délimitera les régions a et b . Dans la suite, nous noterons ce contour C .

Sur la figure 14, nous avons représenté le support w de l'anneau. Soit δ_c , l'épaisseur totale de l'anneau et δ_a, δ_b les épaisseurs des régions a et b . Nous avons ainsi :

$$\delta_c = \delta_a + \delta_b$$

Le choix des valeurs de ces paramètres est discuté dans la section suivante.

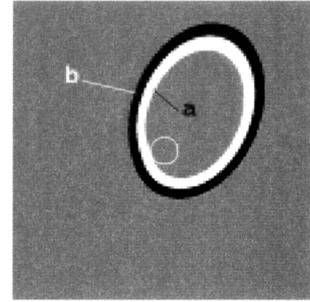


Figure 14. – Illustration du support w de l'anneau. L'intensité 0 du support w est représentée en noir et l'intensité 1 en blanc.

D'après les résultats de la théorie de la décision [7], pour un anneau ou un disque observé, l'hypothèse H_1 est retenue à condition que sa vraisemblance soit supérieure à la vraisemblance de l'hypothèse H_2 pondérée par le facteur τ de fausses alarmes tolérées. L'hypothèse H_2 est ainsi retenue à condition que

$$P(s|H_2)/P(s|H_1) > \tau \quad (12)$$

Maintenant, si nous supposons que l'anneau (ou le disque) considéré contient un et un seul contour C , l'inégalité (12) doit être vérifiée une et une seule fois. Il suffit pour cela de choisir τ de telle sorte que cette inégalité soit vérifiée une seule fois, ce qui revient à choisir \tilde{C} tel que le rapport des vraisemblances soit maximum :

$$\tilde{C} = \arg \max_C \{P(s|H_2)/P(s|H_1)\} \quad (13)$$

ce qui est équivalent à maximiser la différence des log-vraisemblances :

$$\tilde{C} = \arg \max_C \{L(s|H_2) - L(s|H_1)\} \quad (14)$$

Par un raisonnement analogue à celui exposé dans la partie 4.1, les log-vraisemblances s'expriment par :

$$L(s|H_2) = -N_a(w) \log \sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_a s_i^2 - N_b(w) \log \sigma_b^2 - \frac{1}{2\sigma_b^2} \sum_b s_i^2 \quad (15)$$

$$L(s|H_1) = -N_c(w) \log \sigma_c^2 - \frac{1}{2\sigma_c^2} \sum_c s_i^2 \quad (16)$$

Dans le cas où les paramètres σ_r des différentes distributions sont inconnus, ils peuvent également être estimés au sens du maximum de vraisemblance. On obtient dans ces conditions le critère J :

$$J(s) = -N_a(w) \log \tilde{\sigma}_a^2 - N_b(w) \log \tilde{\sigma}_b^2 + N_c(w) \log \tilde{\sigma}_c^2 \quad (17)$$

avec

$$\tilde{\sigma}_a^2 = \frac{1}{2N_a(w)} \sum_a s_i^2 \quad (18)$$

$$\tilde{\sigma}_b^2 = \frac{1}{2N_b(w)} \sum_b s_i^2 \quad (19)$$

$$\tilde{\sigma}_c^2 = \frac{1}{2N_c(w)} \sum_c s_i^2 \quad (20)$$

Cette approche du maximum du rapport de vraisemblance a déjà été utilisée pour élaborer des détecteurs de bords [20] et s'est révélée performante pour résoudre des problèmes de localisation de cible [21, 22].

4.4. description de l'algorithme

Nous avons déterminé dans la section précédente le critère à maximiser afin de segmenter 2 régions appartenant à un anneau où à un disque de l'image étudiée. Dans cette section, nous présentons l'algorithme que nous avons mis en œuvre pour déterminer l'ensemble des contours C présents dans l'image étudiée. Le premier contour C recherché est celui de l'endolumen. Ce contour est défini par la donnée des paramètres du modèle. Ces paramètres sont $r, \alpha, \delta x, \delta y, \beta, \rho$ et $\delta\theta$. L'angle d'avancée du faisceau β et le décentrage de la pastille piezo-électrique ρ sont des paramètres fixes qui peuvent être quantifiés. Par contre, les 5 autres paramètres sont généralement inconnus. La forme de C dépend donc de ces 5 paramètres. Nous proposons de maximiser

le critère à l'aide d'un algorithme stochastique simple. Il consiste à tirer aléatoirement un paramètre, une amplitude et une direction de déformation. L'amplitude de déformation de chaque paramètre p est limitée par une amplitude de déformation maximale δp . Ces tirages aléatoires permettent la définition d'un nouveau contour C' et d'un nouveau critère $J(C')$. Ce déplacement est conservé si la valeur de ce nouveau critère est supérieure à la précédente. Dans le cas contraire, il est refusé. Cette opération est répétée jusqu'à convergence vers un maximum. La largeur du support doit permettre une estimation correcte des paramètres statistiques tout en restant inférieure à la dimension des différentes parois. Des tests réalisés sur notre base d'images nous ont amené à fixer dans la suite $\delta c = 2\delta a = 2\delta b = 20$ pixels. Cependant, dans le cas de l'endolumen, la taille de la région intérieure a ne sera pas limitée. Cette région sera donc constituée de l'ensemble du disque intérieur.

Le diamètre de la sonde est connu et le disque anéchogène central a donc une dimension constante. Nous proposons de ce fait d'initialiser le premier contour actif au niveau de la position du cathéter. Cependant, nous avons vu que le cathéter ultrasonore est à l'origine d'un anneau hyperéchogène autour du disque anéchogène résultant des échos spéculaires produits par le cathéter. Afin de ne pas influencer les statistiques de la région endoluminale, la zone délimitée par l'anneau hyperéchogène est ignorée [figure 15, Initialisation 1]. Après convergence, la position du premier contour réalise une partition de l'image en deux régions : l'intérieur qui caractérise la lumière endoluminale et l'extérieur qui contient le reste de l'image [figure 15, Convergence 1].

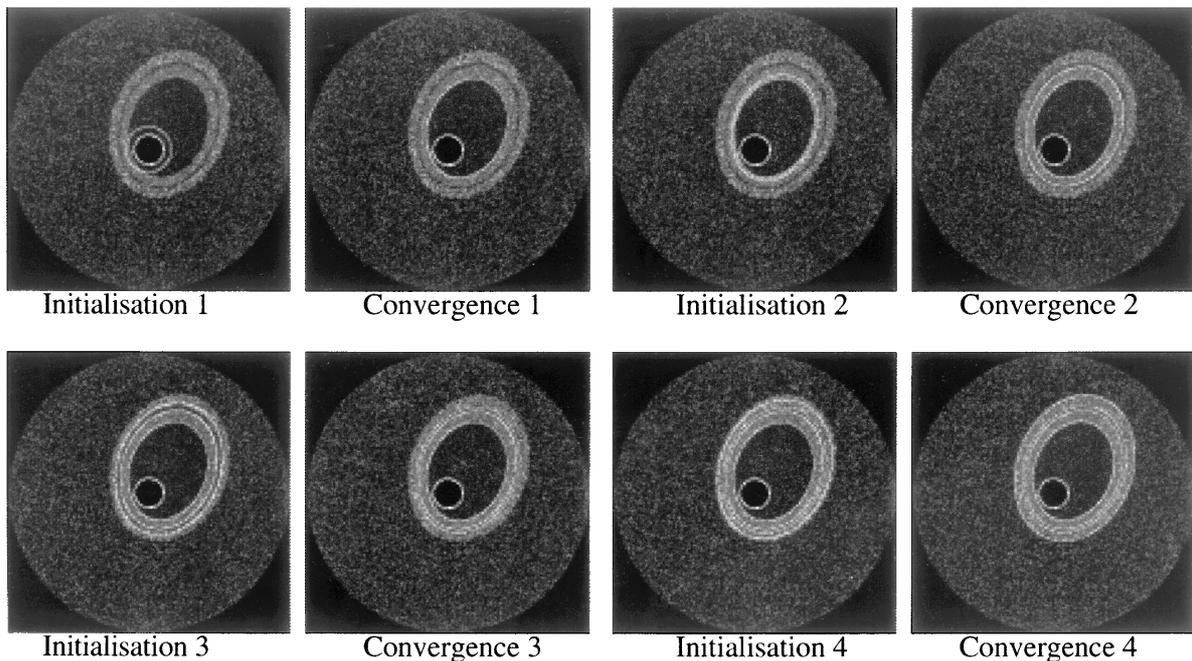


Figure 15. – Image synthétique. Le cercle intérieur délimite l'anneau hyperéchogène. Les contours sont successivement détectés (Convergence 1 à 4).

La position de ce premier contour peut permettre l'initialisation d'un deuxième contour [figure 15, Initialisation 2]. Ce contour convergera vers les bords externes de la deuxième région, ce qui permettra d'obtenir une segmentation de cette région [figure 15, Convergence 2]. L'opération pourra ensuite être répétée afin de localiser le contour des différentes régions du vaisseau [figure 15, Convergence 4].

5. résultats expérimentaux

Nous illustrons maintenant les performances de l'algorithme sur des images réelles.

• Cas 1 : artère normale

La figure 16 représente une section d'une artère normale, c'est-à-dire circulaire. Dans ces conditions, nous pouvons remarquer que la détection d'un seul contour est possible. Ce contour représente la lumière interne du vaisseau.

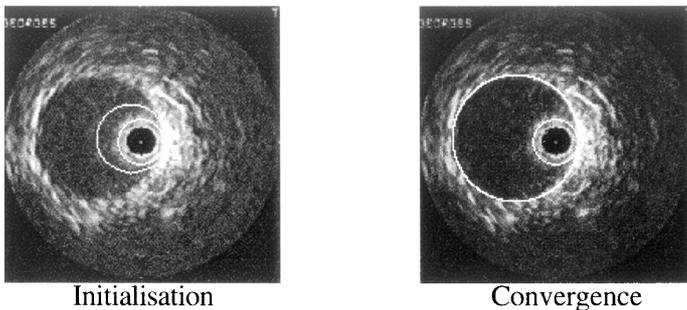


Figure 16. – Vaisseau normal. Les axes du cathéter et de l'artère sont parallèles. Le cercle intérieur délimite l'anneau hyperéchogène.

Après convergence du contour, nous obtenons un rayon r estimé de 39 pixels, un décentrage de la sonde $\delta x = 12$ et $\delta y = 1$ pixels et une inclinaison caractérisée par une angulation $\alpha = 2^\circ$ et un azimut $d\theta = 1^\circ$. Les valeurs obtenues pour l'inclinaison permettent d'affirmer que les axes du cathéter et de l'artère sont approximativement parallèles, ce qui permet d'obtenir un contour circulaire sur l'image échographique. L'image de la figure 16 représente la première image d'une séquence. Cette séquence a été obtenue par le praticien en tirant lentement la sonde. Cette technique permet ainsi de visualiser une certaine longueur du vaisseau.

Le contour obtenu après convergence sur la première image permettra d'initialiser un contour sur la deuxième image proche de la solution recherchée. Ce choix permet d'obtenir une convergence après seulement quelques itérations.

Sur la figure 17, nous montrons l'évolution de la valeur des paramètres du modèle au cours de la séquence. Nous pouvons noter une stabilité de ces valeurs, ce qui confirme les conditions d'acquisition (azimut et angulation faibles) et le caractère sain de l'artère (une pathologie entraînerait une diminution sensible du rayon estimé r de l'artère).

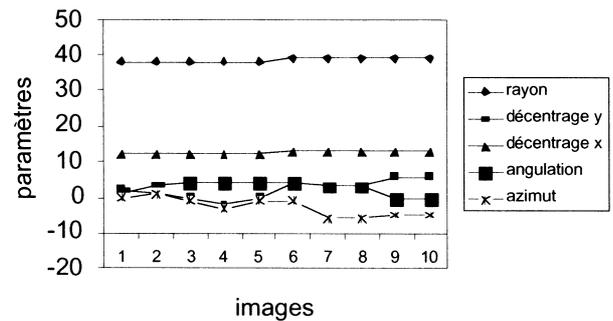


Figure 17. – Evolution des paramètres du modèle au cours de la séquence. Le rayon et les décentrages sont exprimés en pixels, l'angulation et l'azimut en degrés.

• Cas 2 : artère normale, sonde inclinée

La figure 18 représente la section d'une autre artère normale. Cependant, la section de cette artère n'apparaît pas circulaire sur l'image échographique. Les paramètres obtenus après convergence de l'algorithme permettent d'estimer un rayon $r = 89$ pixels, un décentrage $\delta x = -34$ et $\delta y = -1$ pixels et une inclinaison définie par $\alpha = 40^\circ$ et $d\theta = 92^\circ$. L'importance de l'inclinaison de l'axe de la sonde par rapport à celui de l'artère permet ainsi d'expliquer la forme de la section sur l'image échographique.

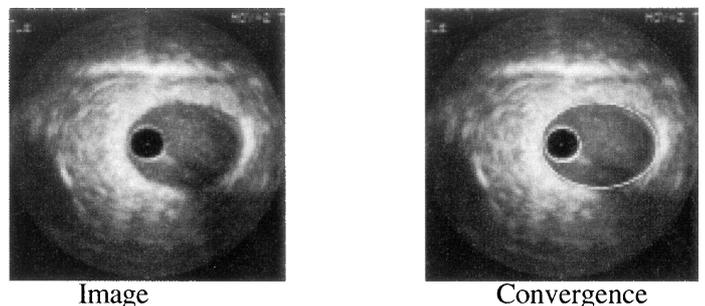


Figure 18. – Vaisseau normal. L'axe du cathéter est incliné par rapport à celui de l'artère, ce qui explique le contour elliptique.

• Cas 3 : artère pathologique

Le modèle paramétrique utilisé pour définir le contour a été développé sous l'hypothèse que l'artère est normale, c'est-à-dire circulaire. Nous avons toutefois voulu tester les performances de l'algorithme dans le cas d'une artère pathologique. Premièrement, nous montrons les résultats obtenus sur une artère obstruée par une plaque circulaire. Dans ce cas, l'artère restant circulaire, le modèle développé est toujours adapté et les résultats obtenus sont correctes. La présence de la plaque permet de détecter 3 contours qui caractérisent respectivement la lumière endoluminale, la plaque et le contour externe de la paroi [figure 19].

Finalement, nous avons testé les performances de l'algorithme dans le cas d'une artère pathologique obstruée par une plaque en croissant [figure 20]. Dans ce cas, l'hypothèse de circularité n'est plus respectée. Cependant, comme nous pouvons le remarquer sur la figure 20, la segmentation obtenue reste correcte.

La robustesse de l'algorithme vis-à-vis de l'hypothèse de circularité peut s'expliquer par le nombre relativement important de degré de liberté introduit pour décrire le contour recherché. Ainsi, le modèle permet d'obtenir des contours non circulaire qui correspondent aux formes qui apparaissent lors de la présence d'une plaque. Cette robustesse vis-à-vis de l'hypothèse de circularité pourrait être perçue négativement par le praticien. En

effet, comment détecter la présence d'une plaque si le modèle s'adapte au contour de l'endolumen dans tous les cas. Il n'en est rien. En effet, la présence de 3 contours et l'incompatibilité entre les valeurs des paramètres des 3 contours (décentrage, inclinaison,... différentes) permet de conclure automatiquement à la présence d'une plaque.

Les résultats présentés dans cette section ont été approuvés par le praticien cardiologue de l'équipe et sont conformes à ses attentes.

6. conclusion et perspectives

Nous avons développé un nouvel algorithme qui permet de segmenter différents objets concentriques. La modélisation d'un anneau de l'image à partir de deux champs aléatoires nous a conduit à optimiser un critère au sens du maximum du rapport de vraisemblance. Cette approche permet de généraliser l'algorithme optimal au sens du maximum de vraisemblance pour la segmentation d'une cible modélisée par un champ aléatoire dans un fond modélisé également par un champ aléatoire. Les performances de ce nouvel algorithme ont été illustrées sur des images échographiques endovasculaires réelles. Les textures sont modélisées à partir de distributions de Rayleigh et le modèle paramétrique du contour intègre l'ensemble des déformations géométriques présentes sur de telles images. Pour développer ce modèle, nous avons supposé un vaisseau circulaire. Cependant, nous avons montré expérimentalement que ce modèle permet également d'obtenir une segmentation correcte en présence d'une plaque d'athérome située en périphérie.

Les premiers résultats de segmentation automatique d'images endovasculaires ultrasonores très texturées acquises *in vivo* chez l'homme sont très encourageants. En effet, ils ont été approuvés par le cardiologue de l'équipe. Une validation pré-clinique sur une base de cas normaux et pathologiques peut maintenant s'envisager. De plus, la possibilité d'accéder aux paramètres du modèle permet de remonter à des informations liées aux conditions géométriques d'acquisition des images, ce qui constitue un atout majeur pour une segmentation automatique contrôlée sur des images aussi difficiles.

annexe

Nous détaillons dans cette annexe l'obtention de l'équation du modèle paramétrique du contour sous l'hypothèse que la section de l'artère est circulaire.

L'équation paramétrique recherchée est celle de l'intersection d'un cylindre avec un cône tronqué, excentré et incliné par rapport à l'axe du cylindre.

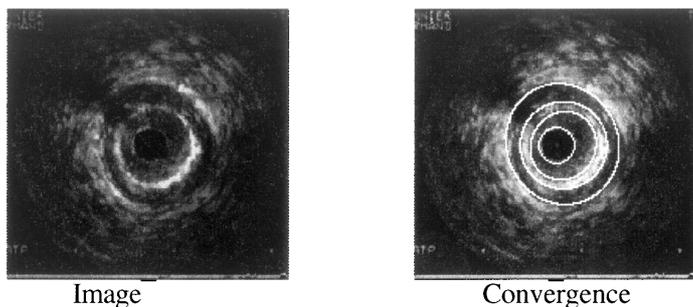


Figure 19. – Vaisseau pathologique : cas d'une plaque circulaire. La détection de 3 contours permet de segmenter la plaque d'athérome qui obstrue partiellement le vaisseau.

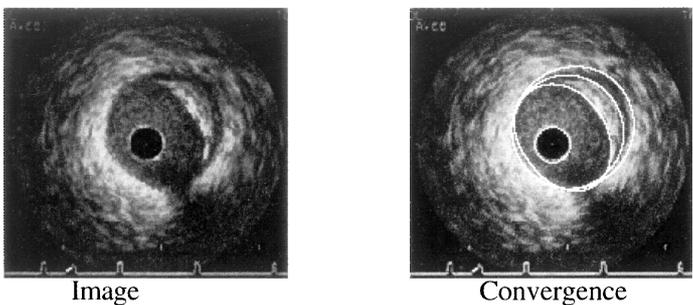


Figure 20. – Vaisseau pathologique : cas d'une plaque en croissant. La détection de 3 contours permet de segmenter la plaque d'athérome qui obstrue partiellement le vaisseau.

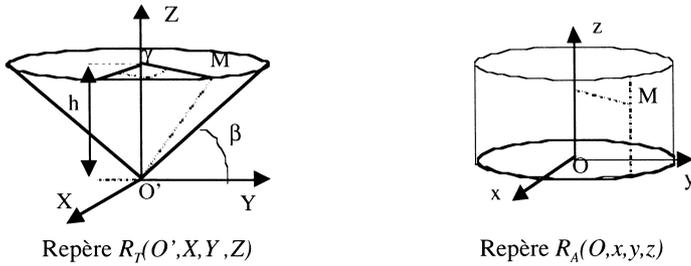


Figure 8. – Représentation du cône d'émission dans le repère $R_T(O', X, Y, Z)$ et de l'artère cylindrique dans le repère $R_A(O, x, y, z)$.

Soit $R_T(O', X, Y, Z)$, le repère lié au cône d'émission et $R_A(O, x, y, z)$, le repère lié au cylindre modélisant l'artère [figure 8].

Dans le repère R_T attaché au cône, un point M du cylindre est donné par :

$$\overrightarrow{O'M} = \begin{pmatrix} k h \cos \gamma \\ k h \sin \gamma \\ h \end{pmatrix} \quad (21)$$

avec $k = 1/\tan \beta$.

La position relative des 2 repères [figure 9] permet de déterminer la matrice de changement de base R_T vers R_A :

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (22)$$

On en déduit ainsi les coordonnées du point M dans R_A :

$$\overrightarrow{O'M} = \begin{pmatrix} k h \cos \gamma \\ k h \sin \gamma \cos \alpha - h \sin \alpha \\ k h \sin \gamma \sin \alpha + h \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (23)$$

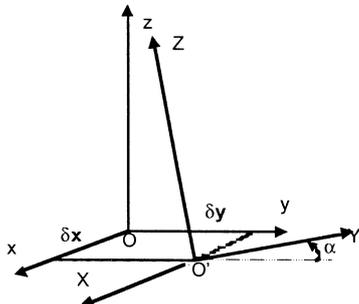


Figure 9. – Position relative des repères de la sonde et de l'artère.

Le vecteur $\overrightarrow{OO'}$ ayant pour coordonnées $(\delta_x, \delta_y, 0)$ dans le plan R_A , le vecteur \overrightarrow{OM} a pour coordonnées dans R_A :

$$\overrightarrow{OM} = \begin{pmatrix} k h \cos \gamma + \delta_x \\ k h \sin \gamma \cos \alpha - h \sin \alpha + \delta_y \\ k h \sin \gamma \sin \alpha + h \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (24)$$

En écrivant que le point M appartient au cylindre d'équation $x^2 + y^2 = r^2$ dans R_A , on peut en déduire l'expression de h , solution positive de l'équation du second degré de discriminant Δ :

$$h = \frac{-b + \sqrt{\Delta}}{2a} \quad (25)$$

avec :

$$a = k^2 \cos^2 \gamma + k^2 \sin^2 \gamma \cos^2 \alpha + \sin^2 \alpha - 2k \sin^2 \alpha \cos \alpha \sin \gamma \quad (26)$$

$$b = 2k \delta_x \cos \gamma + 2k \delta_y \sin \gamma \cos \alpha - 2\delta_y \sin \alpha \quad (27)$$

$$c = \delta_x^2 + \delta_y^2 - r^2 \quad (28)$$

et ainsi déterminer la distance $\|\overrightarrow{O'M}\|$:

$$\|\overrightarrow{O'M}\| = \sqrt{(k h \cos \gamma)^2 + (k h \sin \gamma)^2 + h^2} \quad (29)$$

L'axe de la sonde n'appartenant pas obligatoirement à un plan parallèle à (O, y, z) , il convient d'introduire l'azimut $d\theta$ de cet axe. Dans ces conditions, γ devient $\gamma + d\theta$ et :

$$\|\overrightarrow{O'M}\| = h_{(\gamma+d\theta)} \sqrt{1+k^2} \quad (30)$$

Dans le cas où le point d'émission décrit un cercle de rayon ρ , il faut retrancher la distance de O' au point d'émission. Cette distance P_t , caractéristique de la déformation dite en forme de pétale [19] est donnée par :

$$P_t = \frac{\rho}{\cos \beta} \quad (31)$$

On obtient ainsi finalement :

$$\|\overrightarrow{O'M}\| = h_{(\gamma+d\theta)} \sqrt{1+k^2} - P_t \quad (32)$$

BIBLIOGRAPHIE

- [1] G. Finet, *Imagerie échographique endovasculaire : Validations et traitements numériques*, Thèse de Doctorat, Univ. Claude Bernard - Lyon I, 1994, p. 284.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, Snakes: Active Contour Models, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [3] R. Ronfard, Region-Based Strategies for Active Contour Models, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 13(2), pp. 229-251, 1994.
- [4] C. Kervrann and F. Heitz, Statistical deformable model-based segmentation of image motion, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 8(4), pp. 593-588, 1999.
- [5] G. Storvik, A bayesian approach to dynamic contours through stochastic sampling and simulated annealing, *IEEE Trans PAMI*, Vol. 16, pp. 976-986, 1994.
- [6] A.K. Jain, Y. Zhong, and S. Lakshmanan, Object Matching Using Deformable Templates, *IEEE PAMI*, Vol. 18(3), pp. 267-278, 1996.
- [7] R.O. Duda and P.E. Hart, *Pattern classification and scene analyse*. John Willey and sons ed. 1973, New York.
- [8] O. Germain and Ph. Réfrégier, Optimal snake-based segmentation of a random luminance target on a spatially disjoint background, *Opt. Lett.*, Vol. 21 (22), pp. 1845-1847, 1996.
- [9] Ph. Réfrégier, O. Germain, and T. Gaidon, Optimal snake segmentation of target and background with independent Gamma density probabilities, application to speckled and preprocessed images, *Opt. Com.*, Vol. 137, pp. 382-388, 1997.
- [10] C. Chesnaud and Ph. Réfrégier. *Optimal snake region based segmentation for different physical noise models and fast algorithm implementation*. in *Conference PSIP'99 (Physics in Signal and Image Processing)*. 1999. Paris.
- [11] F. Lizzi and e. al, Relationship of ultrasonic spectral parameters to features of tissue microstructure, *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelect., Freq. Contr.*, Vol. 33, pp. 319-329, 1986.
- [12] R. Wagner, M. Insana, and D. Brown, Statistical properties of radio-frequency and envelope detected signals with applications to medical ultrasound, *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 4, pp. 910-922, 1987.
- [13] N. Friedland and D. Adam, Automatic ventricular boundary detection from sequential ultrasound images using simulated annealing, *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol. 4, pp. 344-353, 1989.
- [14] J.M.B. Dias and J.M.N. Leitão, Wall Position and Thickness Estimation from Sequences of Echocardiographic Images, *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol. 15(1), pp. 25-38, 1996.
- [15] Ph. Delachartre, C. Cachard, G. Finet, L. Gerfault, and D. Vray, Modeling geometric artefacts in intravascular ultrasound imaging, *Ultrasound in Med. Biol.*, Vol. 25(4), pp. 567-575, 1999.
- [16] G. Finet, C. Cachard, Ph. Delachartre, E. Maurincomme, and J. Beaune, Artifacts in intravascular ultrasound imaging during coronary artery stent implantation, *Ultrasound in Med. Biol.*, Vol. 24(6), pp. 793-802, 1998.
- [17] P. Wells, Developments in medical ultrasonics, *World Med Electron*, Vol. 66, pp. 272-277, 1966.
- [18] N. Bom, C. Lancée, and F.V. Egmond, An ultrasonic intracardiac scanner, *Ultrasonics*, Vol. 10, pp. 72-76, 1972.
- [19] G. Finet, E. Maurincomme, A. Tabib, R. J. Crowley, I. Magnin, R. Roriz, J. Beaune and M. Amiel, Artifacts in intravascular ultrasound imaging: analyses and implications, *Ultrasound in Med. Biol.*, Vol. 19(7), pp. 533-547, 1993.
- [20] Y. Yakimovsky, Boundary and Object Detection in Real World Images, *Journal of the Association for Computing Machinery*, Vol. 23(4), pp. 599-618, 1976.
- [21] F. Guérault and Ph. Réfrégier. *Optimal location of an intensity fluctuating target in nonhomogeneous and nonoverlapping background*. in *International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation*. 1998. San Diego, California USA: SPIE.
- [22] F. Guérault, *Techniques statistiques pour l'estimation de la position d'un objet dans des images bruitées*, Thèse de Doctorat, Univ. Aix-Marseille, 1999, p. 179.
- [23] L. D. Cohen, On active contour models and balloons, *CVGIP : Image Understanding*, Vol. 53, pp 211-218, 1991.
- [24] B. Fua and C. Brechb_hler, Imposing hard constraints on deformable models through optimization in orthogonal subspaces, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 65(2), pp 148-162, 1997.
- [25] R. Malladi, J. Sethian, and B. Venuri, Shape modelling with front propagation, *IEEE Trans. Pattern Anal. And Machine Intell.*, Vol. 17, pp 158-175, 1995.
- [26] V. Caselles, J. Sethian, and G. Sapiro, Geodesic Active Contours, *Int. J. Computer Vision*, Vol. 22(1), pp 61-79, 1997.
- [27] L. H. Staib and J. S. Duncan, Boudary finding with parametrically deformable contour models, *IEEE Trans Pattern Anal. And Machine Intell.*, Vol. 14, pp 1061-1075, 1992.
- [28] S. Menet, Ph. Saint-Marc and G. Medioni, B-sankes : implementation and application to stereo, *Artificial Intelligence and Computer Vision*, pp 223-236, 1991.
- [29] Y. Amit, U. Grenander, and M. Piccioni, Structural image restauration through deformable templates, *Journal of the American Statistical Association*, Vol 86, pp 376-397, 1991.
- [30] T. Cootes, A. Hill, C. J. Taylor, and J. Haslam, Use of active models for locating structure in medical images, *Image and Vision Computing*, Vol 12, pp 355-365, 1994.
- [31] C. Kervrann and F. Heitz, A hierarchical statistical framework for the segmentation of deformable objects in image sequences, *Proc. IEEE Conf. Comp. Vision Pattern Recognition*, Seattle, pp 724-728, 1994.
- [32] T. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, Active shape models – their training and application, *CVGIP : Image Understanding*, Vol. 61, pp 38-59, 1995.
- [33] C. Chesnaud, Ph. Réfrégier, and V. Boulet, Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models, *IEEE Trans. Pattern Anal. And Machine Intell.*, Vol. 21(11), 1999.

Manuscrit reçu le 26 avril 2000

LES AUTEURS

Frédéric GUÉRAULT



Frédéric Guéault est ingénieur en outil de communication et docteur en traitement d'images. Ces travaux de thèse, réalisés dans l'équipe FTI de l'institut Fresnel (ENSPM, Marseille) ont concerné la localisation de cible. Il s'est également intéressé à l'imagerie médicale à CREATIS (INSA, Lyon), et à la stéréovision à l'ONERA (Chatillon).

Il est à l'origine de la création de SIMAG Développement (www.simag.fr), société spécialisée en vision et traitement d'images. Aujourd'hui, il intervient sur de nombreuses problématiques (tracking, reconnaissance de formes, reconstruction 3D, ...).

Philippe DELACHARTRE



Philippe Delachartre a obtenu un DEA en 1990 et un doctorat en 1994 en traitement des signaux et images acoustique de l'INSA Lyon. Maître de conférences en traitement du signal depuis 1995, il mène ses activités d'enseignement au département Génie Electrique de l'INSA Lyon et ses activités de recherche à CREATIS. Ses activités de recherche sont centrées sur la modélisation de la formation de l'image ultrasonore et l'estimation des descripteurs de l'image appliquée à l'imagerie échographique médicale.

Gérard FINET



Professeur Gérard Finet, Cardiologue. Médecin des Hôpitaux et Professeur à l'Université Claude Bernard. Chef du Service d'Hémodynamique et de Cardiologie Interventionnelle, Hôpital Cardiovasculaire Louis Pradel, Hospices Civils de Lyon, et CREATIS, CNRS (UMR 5515) affilié à l'INSERM, Lyon, France.

Isabelle E. MAGNIN



Isabelle E. Magnin, Ingénieur de l'ECAM et Docteur d'Etat ès Sciences Physiques. Directeur de Recherche de l'INSERM à CREATIS, elle est spécialiste en imagerie médicale et modélisation, responsable du groupe *Imagerie Dynamique*. Elle est l'auteur de plus de 100 publications, expert auprès de plusieurs organismes nationaux et internationaux dont la Communauté Européenne et référent de revues nationales et internationales parmi lesquelles IEEE TMI et IEEE TBME. Elle est membre IEEE et membre actif du PRC-GDR ISIS.