

Segmentation d'images échocardiographiques par contours actifs implicites : exploitation de descripteurs statistiques de régions

O. BERNARD¹, J. D'HOOGHE², D. FRIBOULET¹

¹CREATIS, UMR CNRS 5515, U 630 INSERM, INSA, Blaise Pascal, 69621 Villeurbanne Cedex, France

{bernard,friboulet}@creatis.insa-lyon.fr

²Cardiac Imaging Research (CIR) – Dept. Of Cardiology, Herestraat 49, B-3000 Leuven, Belgique

Résumé – Le problème traité concerne la segmentation d'images échocardiographiques par contour actifs implicites utilisant des descripteurs statistiques de région basés sur les K-distributions. La quasi totalité des auteurs traitant ce sujet exploite la statistique de Rayleigh, qui est un modèle limité pour la caractérisation de certain milieux tissulaires, tel que le myocarde. Ainsi, l'originalité de la méthode proposée réside en l'exploitation du formalisme récemment développé par Jehan-Besson et al. afin d'utiliser un paramètre statistique issu du modèle des K-distributions qui reflète plus fidèlement les propriétés des images ultrasonores du myocarde.

1. Introduction

L'image échographique est caractérisée par un bruit appelé speckle. Le speckle est dû à un phénomène d'interférences constructives d'ondes réfléchies par des diffuseurs aléatoirement espacés contenus dans les tissus traversés. L'étude des propriétés statistiques de l'image ultrasonore peut donc permettre d'extraire des informations (densité, répartition des diffuseurs) sur les milieux traversés [3,5] et en particulier de différencier des tissus en vue d'une segmentation.

Du fait de ces caractéristiques, les méthodes basées sur le gradient de l'image sont difficilement exploitables. Certains auteurs [8,10,11] ont ainsi proposé d'utiliser la méthode des contours actifs en exploitant la statistique de l'image ultrasonore afin de segmenter ce type d'image. La statistique est alors utilisée en tant qu'a priori de répartition de l'intensité des pixels de l'image. Dans la quasi-totalité de ces travaux, les auteurs utilisent l'hypothèse que la statistique de l'image ultrasonore suit une distribution de Rayleigh qui suppose un très grand nombre de diffuseurs ultrasonores répartis aléatoirement. Pour une application cardiaque, ce modèle reflète correctement les propriétés statistiques des régions correspondant au sang (densité de diffuseurs élevée et répartition aléatoire), mais en revanche il s'avère mal adapté pour les régions correspondant au muscle cardiaque (myocarde) où la densité des diffuseurs apparaît être plus faible (cf. fig. 3.). Il a été montré [2,5] que les propriétés statistiques de l'image ultrasonore (myocarde+sang) peuvent être mieux représentées par un modèle plus général, fourni par les K-distributions [1]. Cependant, la complexité de ce modèle, qui fait intervenir des fonctions de Bessel à l'ordre n (n étant un paramètre estimé à partir de l'image) entraîne des instabilités numériques lors de son estimation et il n'a de ce fait été que peu utilisé lors d'étapes de segmentation. Dans ce cadre, nous montrons qu'en utilisant le formalisme d'optimisation de forme proposé par Jehan-Besson [9], il est possible de faire évoluer des contours actifs implicites à

partir de descripteurs dérivés du modèle des K-distributions afin de segmenter des images échocardiographiques.

2. Méthode proposée

Jehan-Besson et al. ont proposé dans [9] un modèle générique de fonction d'énergie lié aux contours actifs par approche région. Dans cette formulation, l'évolution du contour actif C correspond à la minimisation de l'énergie suivante:

$$E[C(\tau), \Omega_{\text{int}}(\tau), \Omega_{\text{ext}}(\tau)] = \iint_{\Omega_{\text{int}}} k^{(\text{int})}(x, y, \Omega_{\text{int}}(\tau)) dx dy + \int_{C(\tau)} k^{(b)}(x, y) dp \quad (1)$$

où Ω_{int} et Ω_{ext} représentent les régions intérieures et extérieures formées par la courbe C . $k^{(\text{int})}$ et $k^{(\text{ext})}$ représentent les descripteurs d'homogénéité des régions correspondantes. $k^{(b)}$ est un descripteur de contour utilisé dans la plupart des cas pour lisser ce dernier. A partir de cette énergie, et en utilisant des outils d'optimisation de forme, il est possible de prendre en compte la variation des descripteurs d'homogénéité avec l'évolution des régions. L'intérêt de ce formalisme réside dans le fait qu'il permet d'utiliser uniquement des termes régions (par exemple la moyenne ou la variance) afin de faire évoluer des contours actifs vers la segmentation souhaitée.

Nous proposons dans cette étude d'utiliser le paramètre SNR (rapport de la moyenne sur l'écart type) dérivé de l'expression des K-distributions comme descripteur d'homogénéité de région. En effet de nombreux auteurs [3,4,5] ont montré que ce paramètre pour une image échographique est une fonction strictement croissante suivant la densité des diffuseurs. L'intérêt de ce paramètre est double. Tout d'abord il permet de caractériser une région selon sa densité de diffuseurs. Ainsi il a été démontré que pour des

milieux à forte densité de diffuseurs comme le sang, le SNR tend vers 1.91. Pour des milieux comme le tissu myocardique, sa valeur oscille autour de 1. Par ailleurs, à la différence de l'expression directe de la densité de probabilité des K-distributions, son expression permet une meilleure stabilité numérique. Il est en effet possible de montrer que ce paramètre peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$SNR_{k_{dist}} = \psi(\alpha) = \frac{0.5\pi^{1/2} \cdot \Gamma(\alpha + 0.5)}{\left[\alpha(\Gamma(\alpha))^2 - \{0.5\pi^{1/2} \cdot \Gamma(\alpha + 0.5)\}^2 \right]^{1/2}} \quad (2)$$

avec Γ : fonction gamma et $\alpha = 2 / (E(I^4)/E^2(I^2) - 2)$, où l'opérateur $E(x)$ représente l'espérance de x .

Ainsi, nous proposons d'utiliser les descripteurs d'homogénéité de région suivants :

$$\begin{cases} k^{(\cdot)} = \varphi_{(\cdot)}(SNR) \\ \varphi_{(\cdot)}(x) = 1 - \left\{ \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - SNR_{(\cdot)})^2}{2\sigma^2} \right) \right\} \end{cases} \quad (3)$$

La notation (\cdot) symbolise le fait que ces expressions s'appliquent à la fois aux régions intérieures et aux régions extérieures à la courbe C . Le paramètre $SNR(\cdot)$ est un a priori que nous fixons à 1.9 dans le sang et à 1 dans le tissu myocardique. La fonction $\varphi(x)$ a été choisie pour ses bonnes propriétés aux limites : pour des valeurs de x proches de la valeur de l'a priori, la fonction est minimum alors que pour des valeurs de x s'éloignant de la valeur de l'a priori la fonction tend vers 1. A partir de ce choix, il est possible de montrer que l'évolution de C peut s'écrire sous la forme :

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = [k^{(int)} - k^{(ext)} + k^{(b)} \cdot \kappa + a^{(int)} - a^{(ext)}] \vec{N} \quad (4)$$

Dans cette équation, l'expression $k^{(int)} - k^{(ext)} + k^{(b)} \cdot \kappa$ correspond classiquement à l'évolution de C sous l'influence des termes de région et de lissage de la courbe [6]. Il est à noter que ces termes dépendent globalement des propriétés des régions. Le terme $a^{(int)} - a^{(ext)}$ permet de contrôler l'évolution de C en exploitant les propriétés locales de l'image [9].

$$\begin{cases} a^{(\cdot)} = A^{(\cdot)} \cdot I^4 + B^{(\cdot)} \cdot I^2 + C^{(\cdot)} & \text{avec} & A^{(\cdot)} = \frac{G_1^{(\cdot,2)}}{G_2^{(\cdot,2)}} \cdot \lambda_{(\cdot)} \\ C^{(\cdot)} = \frac{G_1^{(\cdot)} \cdot G_4^{(\cdot)}}{G_2^{(\cdot)}} \cdot \lambda_{(\cdot)} & \text{et} & B^{(\cdot)} = \frac{-2 \cdot G_1^{(\cdot,2)} \cdot G_4^{(\cdot)}}{G_2^{(\cdot,3)}} \cdot \lambda_{(\cdot)} \\ \lambda_{(\cdot)} = f\left(\frac{G_1^{(\cdot)} \cdot G_4^{(\cdot)}}{G_2^{(\cdot)}}\right) \cdot \psi_{(\cdot)}\left(f\left(\frac{G_1^{(\cdot)} \cdot G_4^{(\cdot)}}{G_2^{(\cdot)}}\right)\right) \cdot \varphi_{(\cdot)}\left(\psi_{(\cdot)}\left(f\left(\frac{G_1^{(\cdot)} \cdot G_4^{(\cdot)}}{G_2^{(\cdot)}}\right)\right)\right) \\ G_1^{(\cdot)} = \iint_{\Omega^{(\cdot)}} dx \cdot dy & G_2^{(\cdot)} = \iint_{\Omega^{(\cdot)}} I^2 dx \cdot dy & G_4^{(\cdot)} = \iint_{\Omega^{(\cdot)}} I^4 dx \cdot dy \\ f(x) = \frac{2}{x-2} \end{cases} \quad (5)$$

L'évolution de C donnée par (4) a été implémentée sous forme implicite. Le principal intérêt d'un tel choix est qu'il permet de gérer de façon aisée les changements de topologie et donc d'être moins sensible vis à vis de la solution initiale. De plus, nous avons implémenté l'algorithme selon la technique du champs épars (sparse-field) proposée par Whitaker dans [7] qui permet de diminuer considérablement les temps de calcul.

3. Résultats

3.1 Résultats de simulation

La méthode a été appliquée sur une image de synthèse composée d'un carré suivant une K-distribution de valeur de SNR égale à 0.96 et d'un fond suivant une K-distribution de valeur de SNR égale à 1.79. Les K-distributions ont été simulées suivant la méthode décrite dans [4].

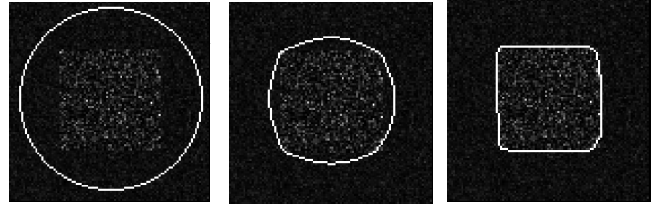


FIG. 1 : Evolution d'un contour actif sur une image de synthèse simulant deux régions K-distribuées.

Les résultats de la figure 1 montre que cette méthode permet de séparer correctement deux régions décrites par les K-distributions.

3.2 Résultats expérimentaux

La méthode a été testée sur des images acquises in vivo en vue apicale 4 chambres sur un cas sain.

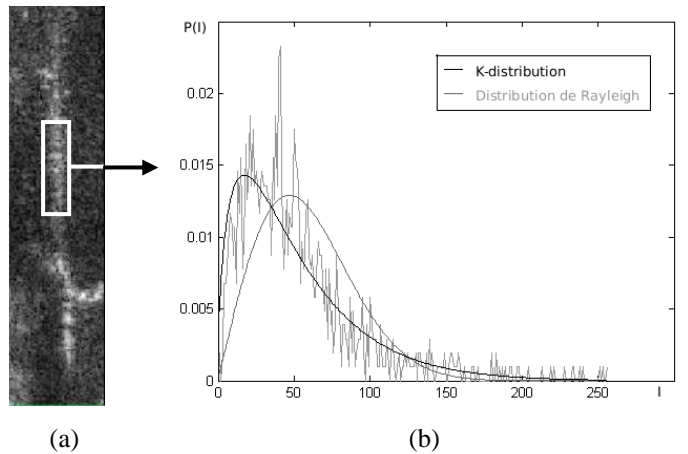


FIG. 2 : Caractéristiques de l'image in vivo utilisée : (a) représentation polaire d'une vue apicale 4 chambres, (b) Histogrammes réel, Rayleigh et K-distribution d'une région du septum

La figure 2 met en évidence la meilleure adéquation du modèle des K-distributions relativement au modèle de Rayleigh pour le tissu myocardique.

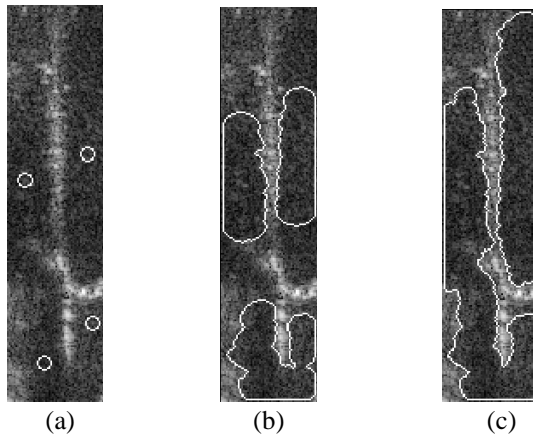


FIG. 3 : Evolution d'un contour actif sur une image réelle vue apicale 4 chambres : (a) contour initial, (b) évolution du contour, (c) contour final.

La figure 3 montre les résultats de segmentation obtenus grâce à l'approche proposée, qui permet d'obtenir une bonne séparation des régions de propriétés statistiques différentes, à savoir le sang et le myocarde.

4. Conclusion

Nous avons proposé une nouvelle méthode de segmentation d'images échocardiographiques en exploitant le formalisme développé par Jehan-Besson. Nous avons montré qu'il était possible d'exploiter un a priori statistique dérivé du modèle des K-distributions afin de guider l'évolution de contours actifs. Les perspectives de ce travail résident dans une généralisation du modèle proposé basé sur les moments fractionnaires.

Références

[1] Jakeman E. and Tough R.J.A. *Generalized K distribution: a statistical model for weak scattering* J. Opt. Soc. Am. A 4 1764-72, 1987.

[2] Narayanan V.M., Shankar P.M. And Rein J.M. *Non-Rayleigh statistics of ultrasonics backscattered signals* IEEE Trans. Ultrason. Ferrites, Freq. Control UFFC-41 845-52, 1994.

[3] Molthen R.C., Shankar P.M. And Rein J.M. *Tissue characterization in ultrasonic B scan using non-Rayleigh statistics* Ultrasound Med. Biol. 21 161-70, 1995.

[4] Dutt V. *Statistical Analysis of Ultrasound Echo envelope* Ph.D. Dissertation, the Mayo Graduate School. 1995

[5] Shankar P.M., Molthen R.C. And Rein J.M. *Studies on the use of Non-Rayleigh statistics for ultrasonic tissue characterization* Ultrasound Med. Biol. 22 873-82, 1996.

[6] Zhu S. and Yuille A. *Region competition: Unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband*

image segmentation IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18:884-900, 1996.

[7] Whitaker R.T. *A level-Set Approach to 3D Reconstruction from Range Data* International Journal of Computer Vision 29(3), 203-231, 1998.

[8] Haas C., Ermert H. And Barmeyer J. *Segmentation of 3D Intravascular Ultrasonic Images based on a Random Field Model* Ultrasound Med. Biol. 26 297-306, 2000.

[9] Jehan-Besson S. and Barlaud M. *DREAM²S: Deformable Regions Driven by an Eulerian Accurate Minimization Method for Image and Video Segmentation* International Journal of Computer Vision 53(1), 45-70, 2003.

[10] Paragios N. and Derich R. *Geodesic active regions for motion estimation and tracking.* Internatioanl Conference on Computer Vision, Corfu Greece, 1999

[11] Paragios N. and Derich R. *Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation* The International Journal of Computer Vision, 46 (3) :223, 2002