

Les contours actifs basés région pour la segmentation d'images : Application à la segmentation du contour de l'endocarde sur des images d'échographie cardiaque

François Lecellier

► To cite this version:

François Lecellier. Les contours actifs basés région pour la segmentation d'images : Application à la segmentation du contour de l'endocarde sur des images d'échographie cardiaque. Manifestation des Jeunes Chercheurs francophones dans les domaines des STIC, IRISA - IETR - LTSI, Nov 2005, Rennes, France. pp.420-423. inria-00000829

HAL Id: inria-00000829

<https://hal.inria.fr/inria-00000829>

Submitted on 22 Nov 2005

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Les contours actifs basés région pour la segmentation d'images : Application à la segmentation du contour de l'endocarde sur des images d'échographie cardiaque

Francois Lecellier

GREYC UMR CNRS 6072 - Equipe Image

6 bd Maréchal Juin

14050 CAEN CEDEX

lecellie@greyc.ensicaen.fr

20/05/2005

Résumé : Cet article présente une nouvelle formulation des termes de bruit pour les contours actifs basés région. Cette approche est appliquée à la segmentation du contour de l'endocarde sur des images d'échographie cardiaque. Les contours actifs basés région utilisent un formalisme nécessitant des outils de dérivation de domaine. Nous avons calculé cette dérivée de domaine en modélisant le bruit dans la fonction d'évolution du contour. L'application pratique à l'échocardiographie nous a permis de développer un premier outil de segmentation d'images fortement bruitées.

Mots-clés : Architecture et traitement des images spatio-temporelles, Contours actifs basés région, Imagerie ultrasonore.

1 INTRODUCTION

Depuis plusieurs années le GREYC, en partenariat avec le service de cardiologie du CHU de Caen, travaille sur la segmentation d'images échocardiographiques. Ces images, fortement bruitées, sont délicates à segmenter [Giachetti, 1995]. De plus la nature du bruit, le speckle, n'est pas connue. Nous avons développé une méthode de segmentation basée sur les contours actifs basés région. Cela permet de considérer des paramètres internes et externes au contour du muscle cardiaque, informations perceptivement utilisées par les experts lors de la segmentation manuelle (voir figure 4). Au cours de précédents travaux, le GREYC a étudié l'apprentissage de la forme de l'endocarde et sa segmentation via les AAMM [Stegmann, 2000]. Dans un deuxième temps, nous avons cherché à utiliser un modèle de bruit dans les contours actifs. Dans la suite des travaux nous combinerons les deux approches pour ajouter aux contours actifs un modèle de forme a priori.

Nous présentons le principe des contours actifs basés région, puis nous donnons les nouveaux résultats théoriques obtenus sur la modélisation du bruit, et enfin les résultats expérimentaux.

2 LES CONTOURS ACTIFS BASÉS RÉGION

2.1 Présentation

Cette approche est une des deux approches classiques des contours actifs. La première méthode utilisant les contours actifs est uniquement basée contours [Kass, 1988]. Cela ne permet pas une utilisation d'informations spatiales internes et externes au contour. Or, comme nous l'avons dit en introduction, pour segmenter une image d'échographie, un expert se sert de ces informations. La méthode basée région permet d'introduire des termes globaux caractérisant les régions. C'est donc cette méthode que nous avons décidée d'utiliser ici.

Dans les deux cas, la méthode des contours actifs consiste à choisir une fonctionnelle à minimiser pour faire évoluer un contour. Dans notre cas l'équation d'évolution du contour est :

$$J(\Omega_{in}, \Omega_{out}, \partial\Omega) = \int_{\Omega_{in}} k_{in} dx \quad (1) \\ + \int_{\Omega_{out}} k_{out} dx + \int_{\partial\Omega} k_b dx$$

Dans les calculs suivants, nous nous intéressons aux deux premiers termes de cette équation, le troisième permettant la régularisation du contour.

2.2 Bases Théoriques

Dans le cas des contours actifs basés région, la fonctionnelle à minimiser comporte des critères globaux caractérisant la région. On fait alors évoluer le contour pour qu'il délimite deux régions les plus homogènes possibles. L'homogénéité peut prendre plusieurs sens, par exemple, la moyenne des pixels, la texture... Dans tous les cas, les termes basés régions utilisent une intégrale sur la région. Or la vitesse d'évolution du contour se base sur une intégrale sur le contour. Il est donc nécessaire de dériver l'intégrale sur la région pour obtenir une expression de la vitesse. Pour cela nous avons utilisé les résultats de [Jehan-Besson, 2001]. Nous obtenons donc la dérivée, dite Eulérienne, d'une intégrale sur une région. C'est cette dérivée que nous avons calculée dans les cas particuliers qui suivent. Le calcul de la dérivée Eulérienne se base sur le théorème suivant :

Théorème La dérivée Eulérienne $dJ_r(\Omega, V)$ de la fonctionnelle $J_r(\Omega) = \int_{\Omega} k(x, \Omega) dx$ dans la direction V est la suivante :

$$dJ_r(\Omega, V) = \int_{\Omega} k'(x, \Omega, V) dx - \int_{\partial\Omega} k(x, \Omega)(V \cdot N) da \quad (2)$$

Pour obtenir la segmentation d'une image selon les critères de bruit utilisés, il suffit d'implémenter les résultats théoriques obtenus.

3 NOTRE APPROCHE ET LES RÉSULTATS THÉORIQUES OBTENUS

3.1 Présentation

Nous allons maintenant présenter quelques résultats théoriques. Pour modéliser au mieux les informations internes et externes au contour, nous avons cherché à approximer le speckle. Pour cela nous nous sommes basés sur la loi de Rayleigh. Cela n'est pas exactement la loi du speckle qui est beaucoup plus complexe, mais dans une première approximation, nous pouvons considérer qu'elle est utilisable [Wagner, 1983]. La distribution de Rayleigh de la fonction $y(x)$ avec le paramètre scalaire θ est de la forme :

$$p(y(x), \theta) = \frac{y(x)}{\theta^2} \exp\left(-\frac{y(x)^2}{\theta^2}\right) \quad (3)$$

On peut calculer l'estimateur de θ par deux méthodes, la méthode des moments et la méthode du maximum de vraisemblance. Les résultats sont les suivants. En notant Ω la région sur laquelle on fait les calculs et $\partial\Omega$ son contour associé, on obtient [Fadili, Jehan-Besson, 2004] :

$$\hat{\theta}_{MO} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} y(x) dx \quad (4)$$

b. Par la méthode du maximum de vraisemblance

$$\hat{\theta}_{MV} = \sqrt{\frac{1}{2|\Omega|} \int_{\Omega} y(x)^2 dx} \quad (5)$$

On note $\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} y(x) dx = \langle y(x) \rangle$.

Notre recherche s'est fondée sur deux aspects importants de modélisation du bruit. Le premier, le log de vraisemblance, permet d'exprimer la vraisemblance entre l'image observée et le modèle de bruit connu. Le second utilise l'entropie qui est plus robuste.

Une fois la dérivée de la fonctionnelle étudiée obtenue, on obtient une intégrale sur le contour. Cette intégrale permet de connaître la vitesse d'évolution du contour actif, comme présenté dans [Jehan-Besson, 2001].

Pour tous les résultats suivants on note : N la normale unitaire à l'intérieur de $\partial\Omega$ et da son élément d'aire.

3.2 Le log de vraisemblance

Nous allons maintenant présenter les résultats pour la fonction du -log de vraisemblance : $E(\Omega) = -\int_{\Omega} \log(p(y(x), \theta)) dx$, en utilisant la dérivée Eulérienne, pour les deux estimateurs précédemment cités.

3.2.1 Estimateur des moments

La dérivée eulérienne, dans la direction V de la fonctionnelle $E(\Omega)$ en prenant comme estimateur de θ l'estimateur des moments est égale à :

$$\langle E(\Omega), V \rangle = \int_{\partial\Omega} \log(p(y(x), \theta)) + A(y(x), \Omega)(V(x) \cdot N(x)) da(\mathbf{x}) \quad (6)$$

où :

$$A(y(x), \Omega) = \left(2 - \frac{\pi \langle y^2(x) \rangle}{4 \langle y(x) \rangle^2}\right) \cdot \left(1 - \frac{y(x)}{\langle y(x) \rangle}\right) \quad (7)$$

On voit ici apparaître un terme additif à l'intégrale sur le contour.

3.2.2 Estimateur du maximum de vraisemblance

La dérivée eulérienne, dans la direction V de la fonctionnelle $E(\Omega)$ en prenant comme estimateur de θ l'estimateur du maximum de vraisemblance est égale à :

$$\langle E(\Omega), V \rangle = \int_{\partial\Omega} \log(p(y(x), \theta)) \cdot (V(x) \cdot N(x)) da(\mathbf{x}) \quad (8)$$

Le terme additif trouvé dans le résultat précédent n'est plus présent, car on utilise l'estimateur du maximum de vraisemblance sur la fonction de vraisemblance.

3.3 L'entropie

On peut également utiliser comme fonctionnelle $E(\Omega) = -\int_{\Omega} p(x) \log(p(y(x), \theta)) dx$, ce qui correspond à l'entropie de Shannon. Cette fonctionnelle est théoriquement plus robuste, donc plus stable et moins sensible au bruit. Dans ce cas les résultats sont les suivants.

3.3.1 Estimateur des moments

La dérivée eulérienne, dans la direction V de la fonctionnelle $E(\Omega)$ en prenant comme estimateur de θ l'estimateur des moments est égale à :

$$\langle E(\Omega), V \rangle = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\partial\Omega} 1 - \frac{y(x)}{\langle y(x) \rangle} \cdot (V(x) \cdot N(x)) da(\mathbf{x}) \quad (9)$$

3.3.2 Estimateur du maximum de vraisemblance

La dérivée eulérienne, dans la direction V de la fonctionnelle $E(\Omega)$ en prenant comme estimateur de θ l'estimateur du maximum de vraisemblance est égale à :

$$\langle E(\Omega), V \rangle = \frac{1}{2|\Omega| \sqrt{\langle y^2(x) \rangle}} \cdot \int_{\partial\Omega} 1 - \frac{y^2(x)}{\langle y^2(x) \rangle} \cdot (V(x) \cdot N(x)) da(\mathbf{x}) \quad (10)$$

Dans tous les cas, les résultats se démontrent en utilisant le théorème de la dérivée Eulérienne, les propriétés statistiques de la distribution de Rayleigh et des estimateurs de θ .

4 RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Nous allons présenter les résultats expérimentaux en utilisant la fonctionnelle $-\log$ de vraisemblance avec l'estimateur du maximum de vraisemblance sur une image de synthèse, puis sur une image d'échographie. Des tests ont été effectués avec l'entropie, mais le réglage des paramètres est beaucoup plus contraignant, ce qui nuit à la généralité des résultats.

4.1 Image de Synthèse

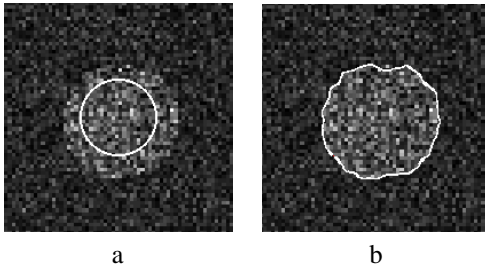


FIG. 1 – a. Image de cercle bruitée avec contour initial, rapport contraste sur bruit = 6dB, b. Résultat de la segmentation de l'image précédente après 1 minute

On a généré une image de cercle bruitée par un bruit de Rayleigh de rapport contraste sur bruit 6dB. On remarque que la segmentation sur l'image de synthèse présentée en figure 1 est bonne, ce qui tend à prouver que les résultats sur des images réelles seront compatibles avec la théorie développée.

4.2 Image d'échographie

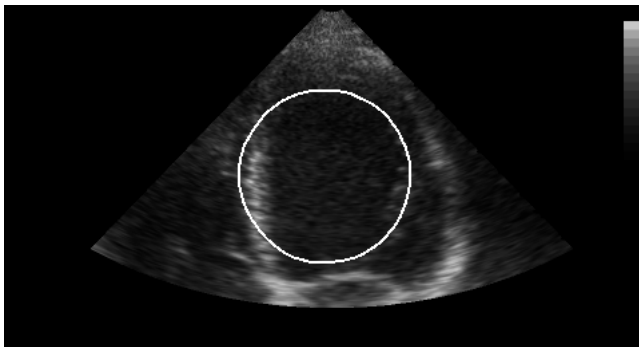


FIG. 2 – Image d'échographie cardiaque avec contour initial

Sur les figures 2 et 3, on constate que la segmentation suit bien des contours, mais sur une image expertisée (fig. 4) le contour ne doit pas être aussi proche de certaines parois vues à l'oeil. Cela est impossible à obtenir avec un modèle non supervisé.

5 CONCLUSION

La méthode présentée ci-dessus donne de bons résultats dans la plupart des cas et ce malgré l'approximation du speckle par un bruit de Rayleigh. Concernant l'application à l'échographie, on constate, en cas de comparaison

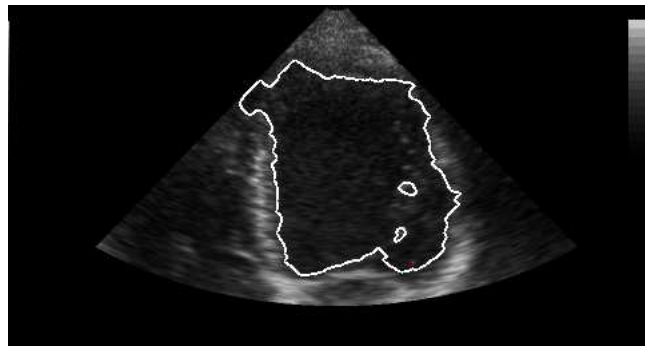


FIG. 3 – Résultat de la segmentation de l'image précédente après 15 minutes



FIG. 4 – Segmentation experte de l'image précédente

avec la segmentation experte, une différence encore assez importante. Lors de l'utilisation des AAMM, la segmentation automatique est plus proche de l'expertise. Nous pourrions certainement utiliser prochainement un apprentissage de la forme du coeur et des contours actifs basés régions avec a priori.

BIBLIOGRAPHIE

- [Fadili, Jehan-Besson, 2004] Fadili J., Jehan-Besson S., Region-based active contours with exponential family observations, Tech. Report, GREYC, 2004.
- [Giachetti, 1995] Giachetti A., Gigli G., Torre V., Computer Assisted Analysis of Echocardiographic Image Sequences, CVRMed, Pages 267–271, 1995.
- [Jehan-Besson, 2001] Jehan-Besson S. and all, Region-based active contours for video object segmentation with camera compensation, Int. Conf on Computer Vision, Vancouver, Pages 353–360, 2001.
- [Kass, 1988] Kass M., Snakes : Active Contour Models, International Journal of Computer Vision, 1, Pages 321–332, 1988.
- [Stegmann, 2000] Stegmann M. B., Active Appearance Models : Theory and Cases, Proc. 9th Danish Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Pages 49–57, 2000.
- [Wagner, 1983] Wagner R. F., Statistics of Speckle in Ultrasound B-Scans, IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics, 30, Pages 156–163, 1983.