

Utilisation des Courbes de Niveaux et Estimation Robuste pour la Détection de Contour en Imagerie Médicale Tomodensitométrique par Contours Déformables Bidirectionnelles

Khalifa DJEMAL¹, Bruno ROSSETTO¹, Michel GRIMALDI¹, Frédéric BOUCHARA²

¹Université de Toulon et du Var, Laboratoire d'Optique Appliquée

Bâtiment R, BP 132, 83957 LA GARDE Cedex

²Université de Toulon et du Var, Laboratoire Modélisation et Signal

Bâtiment R, BP 132, 83957 LA GARDE Cedex

djemal@univ-tln.fr rossetto@univ-tln.fr grimaldi@univ-tln.fr bouchara@univ-tln.fr

Résumé - Dans le traitement et l'exploration de certaines affections liées à un organe, une représentation globale à trois dimensions de ce dernier s'avère fort utile. Cet article traite de la partie segmentation et extraction des contours successifs liés à un même organe sur une séquence d'images. Dans le cas de l'aorte, les subdivisions en branches compliquent considérablement le problème en y introduisant des changements radicaux de topologie au niveau des coupes. Basé sur le principe des contours actifs, l'algorithme que nous présentons utilise un modèle d'image particulier et un estimateur robuste qui lui est associé. En utilisant la notion de courbes de niveaux et une expression originale de la vitesse d'évolution, cela permet un ajustement bidirectionnel rapide ainsi que la prise en compte des changements de topologie.

Abstract - A full three dimensional representation of a human organ proves to be quite useful in the exploration and the treatment of specific lesion. This paper deals with the segmentation and the detection of successive edges corresponding to the same organ on a sequence of images. In the case of the abdominal aorta, the subdivision into branches, make the problem much more complicated by introducing topology changes on the images. Based on the active edge principle, the algorithm presented here uses a specific image model and its associated robust estimator. The use of a level curve approach and an original expression of the evolution speed expression allow quick bidirectional adjustment and topology change processing.

1. Introduction

Durant cette décennie la généralisation de la numérisation des images médicales et l'accroissement de la puissance de calcul des micro-ordinateurs ont offert une multitude de nouvelles possibilités d'exploration et d'aide au diagnostic. Avec l'apparition de l'imagerie « scanner », des explorations et localisations précises en trois dimensions ont été rendues possibles, avec les conséquences que l'on connaît sur le diagnostic et sur la préparation des interventions délicates. Cette information à trois dimensions offre notamment la possibilité de reconstructions volumiques d'organes, et par là même, l'accès aux techniques d'imagerie virtuelle. Un des problèmes majeurs consiste à isoler et à extraire le contour de l'organe recherché sur chacune des images de la séquence, sachant que la forme complexe de certains organes peut induire des changements radicaux de topologie au niveau des images de coupes. Le travail présenté ici porte sur le développement et la mise en œuvre d'une technique robuste permettant l'extraction de ces contours.

Le principe des contours actifs introduits par Kass, Witkin et Terzopoulos [6] qui nous a servi de base est tout d'abord présenté à la section 2. L'apport de l'utilisation de la notion de courbes de niveau permettant des contours actifs bidirectionnels, tel qu'il a été présenté dans l'article d'Amadiou et al [4] est rappelé dans la section 3. L'introduction d'une nouvelle expression de la vitesse

d'ajustement améliorant la convergence de l'algorithme et ensuite détaillée dans la section 4. La mise en œuvre d'un estimateur robuste du modèle d'image est présentée à la section 5. Le résultat obtenu sur l'extraction de deux contours distincts constituant l'aorte dans une image réelle sont enfin décrits à la section 6.

2. Rappel sur les contours actifs

Les contours actifs, introduits par Kass, Witkin et Terzopoulos [6] peuvent être décrits comme des courbes $C(p)$ qui se déplacent sous l'action de forces jusqu'à s'ajuster sur le contour d'un objet dans une image. Ces déplacements sont dus à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie formée en général de trois termes :

$$E(C(p)) = \alpha \int_0^1 |C'(p)|^2 dp + \beta \int_0^1 |C''(p)|^2 dp - \lambda \int_0^1 |\nabla f(C(p))|^2 dp \quad (1)$$

Où les deux premiers termes constituent l'énergie interne de la courbe C . Cette énergie interne contrôle la régularité de la courbe par le biais de son élasticité (terme pondéré par α) et de sa rigidité (terme pondéré par β). Le troisième terme

constitue l'énergie externe et dépend du gradient de l'image f à segmenter. Le minimum de cette énergie E est atteint lorsque la courbe C minimisant E est solution d'une équation aux dérivées partielles [6].

Contrairement à l'approche variationnelle de Kass et al, l'approche par équation aux dérivées partielles des contours actifs [7], consiste à faire évoluer dans le temps un contour C suivant une équation de la forme :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \cdot \vec{N} \quad (2)$$

Où \vec{N} est la normale à C et F une vitesse donnée dépendant de la courbure de C et du gradient de l'image à segmenter.

Le contour actif C évolue donc perpendiculairement à lui-même avec une vitesse F jusqu'à se positionner sur la frontière de l'objet à détecter.

3. Courbes de niveaux et évolution bidirectionnelle

La mise en œuvre par courbes de niveau des contours actifs introduite par Osher et Sethian [8] permet à C de changer de topologie, et ce, contrairement au modèle original [6].

C , est définie comme la courbe de niveau zéro d'une fonction à deux variables u , et on montre que si C évolue suivant (2) alors u évolue suivant l'équation aux dérivées partielles :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = F \cdot |\nabla u| \quad (3)$$

Le changement de topologie de C n'impliquant pas un changement de topologie de u , ceci donne la possibilité de détecter indépendamment un ou plusieurs objets au cours du même processus contrairement à [6].

Cette approche à été utilisée à la fois par Malladi et al [7] et par Caselles et al [9] pour la reconnaissance de formes. Cependant, dans ces deux cas le signe de l'expression de la vitesse d'évolution restant constant, la courbe ne peut évoluer que dans un seul sens. Si la courbe initiale est placée à l'intérieur de l'objet à détecter, l'évolution se fait uniquement vers l'extérieur pour atteindre la frontière, dans le cas contraire l'évolution se fait vers l'intérieur.

Ce dernier point représente un inconvénient majeur car il peut dans certains cas empêcher la détection de plusieurs objets ou ignorer des formes complexes ou des trous.

La méthode que nous avons utilisé est basée sur le travail de Amadiou et al [4] à partir de [2, 3, 5], qui propose une nouvelle approche permettant de s'affranchir des inconvénients cités précédemment, et dans laquelle la recherche de la loi d'évolution du contour revient à résoudre un problème inverse [3].

Le modèle que nous avons choisi pour représenter l'image observée f , est de la forme :

$$f = A(I) + \eta \quad (4)$$

où A est un opérateur gaussien de convolution et η un terme de bruit. L'image est définie sur un domaine Ω avec :

$$I(x) = \begin{cases} I_1 & / x \in D_1 \\ I_2 & / x \in D_2 \end{cases} \text{ avec } D_1 \cup D_2 = \Omega$$

D_1 et D_2 les deux domaines représentant respectivement l'objet et le fond et dont la frontière est séparée par le contour recherché.

Le problème revient à trouver le domaine D qui correspond au modèle I , ou plus exactement la frontière de ce même domaine D telle que :

$$\partial D_t = \Gamma(t) = \{x / u(x, t) = 0\} \quad (5)$$

Trouver le modèle d'évolution de la courbe revient à déterminer $u(x, t)$, en utilisant (4) et (5), tel que l'expression du critère suivant soit vérifiée:

$$\begin{cases} J(I) = \min_u \int_{\mathbb{R}^2} (A(I) - f)^2 \\ I(x) = \begin{cases} I_1 \text{ sur } \{x / u(x) < 0\} \\ I_2 \text{ sur } \{x / u(x) > 0\} \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

Pour ce faire, on définit une suite de domaines D_i tels que D_i converge vers D , le domaine recherché. Dans cette approche $\Gamma(t)$ correspond à la courbe $C(p, t)$, telle que:

$$\Gamma(t) = \{C(p, t) / u(C(p, t), t) = 0\} \quad (7)$$

En dérivant l'expression (7) précédente par rapport au temps nous obtenons :

$$\frac{\partial u}{\partial t} + v \nabla u = 0 \quad (8)$$

où $\vec{v} = \frac{\partial C}{\partial t}$ vitesse d'évolution de la courbe.

On recherche donc la vitesse sous la forme suivante :

$$\vec{v}(x, t) = \alpha(x, t) \cdot \vec{n}(x, t) \quad (9)$$

avec $\vec{n}(x, t) = \frac{\nabla u}{|\nabla u|}(x, t)$

en combinant (8) et (9) on obtient l'équation aux dérivées partielles d'évolution de la courbe:

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \alpha(x, t) |\nabla u| = 0 \quad (10)$$

Le domaine D est défini par la minimisation de moindres carrés du critère (6) :

$$F(t) = \int_{\mathbb{R}^2} [AI(x, t) - f(x)]^2 dx$$

$$F(t) = \int_{D_1(t)} [AI_1(x) - f(x)]^2 dx + \int_{D_2(t)} [AI_2(x) - f(x)]^2 dx \quad (11)$$

Le but est de trouver l'expression de α telle que $F(t)$ soit minimum. Compte tenu des hypothèses de discontinuités aux bords des objets la dérivation de $F(t)$ ne peut se faire au sens classique mais au sens des distributions. Nous obtenons l'expression suivante :

$$F'(t) = \int_{T(t)} [(AI_1 - f)^2 - (AI_2 - f)^2] \vec{\nu} \vec{n} d\Gamma \quad (12)$$

et comme $\alpha(x, t) = \vec{\nu} \vec{n}$

$$F'(t) = \int_{T(t)} \alpha(x, t) [(AI_1 - f)^2 - (AI_2 - f)^2] d\Gamma \quad (13)$$

la décroissance maximum de $F(t)$ est obtenue pour :

$$\alpha(x, t) = -[(AI_1 - f)^2 - (AI_2 - f)^2] \quad (14)$$

Il est à noter que cette expression qui représente la vitesse d'évolution du contour peut être positive ou négative, ce qui autorise une évolution bidirectionnelle de la courbe, d'où l'équation aux dérivées partielles qui régit cette évolution :

$$\frac{\partial u}{\partial t} + (\alpha(x, t) + \lambda k) |\nabla u| = 0 \quad (15)$$

avec λ un terme de régularisation et k un terme de courbure

$$k = \nabla \cdot \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \quad (16)$$

4. Nouvelle expression d'évolution

Comme nous l'avons montré dans la section précédente, l'expression de la vitesse obtenue dépend de l'image originale. Afin d'accélérer la convergence de notre algorithme nous définissons une nouvelle expression de la vitesse en l'affectant d'un coefficient multiplicatif, fonction de la norme du gradient local de l'image originale f . Nous obtenons la nouvelle expression de la vitesse β telle que :

$$\beta(x, t) = \alpha(x, t) \cdot |\nabla f|^p \quad (17)$$

avec $p = 1, \dots, N$ et $|\nabla f|$ une évaluation numérique de la norme du gradient. La nouvelle équation aux dérivées partielles qui permet l'évolution de la courbe plane est :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \beta(x, t) \cdot |\nabla u| + \lambda k |\nabla u| \quad (18)$$

5. Estimation robuste du modèle

Dans les sections précédentes, nous avons supposé la connaissance de I_1 et I_2 . Ceci a été rendu possible par leur estimation préalable mettant en œuvre un estimateur robuste. La loi de probabilité de I , approchée par l'histogramme des intensités, est constituée de deux modes relatifs à chacune des régions. Si l'on suppose que l'une des deux régions est prépondérante par rapport à l'autre (par exemple D_1) alors l'estimation de I_1 peut se formaliser comme un problème d'estimation robuste.

Parmi les estimateurs robustes proposés dans la littérature nous avons privilégié la méthode des M-estimateurs et retenu l'estimateur de Tukey [1].

Dans sa mise en œuvre l'estimateur est formalisé comme un problème des moindres carrés pondérés.

$$\hat{I} = \text{Arg} \min_I \sum_i \frac{1}{2} \gamma_i (f_i - I)^2 \quad (19)$$

avec :

$$\begin{cases} \gamma_i = (1 - (\frac{|f_i - I|}{c})^2)^2 / |f_i - I| < c \\ \gamma_i = 0 / |f_i - I| > c \end{cases} \quad (20)$$

où c représente la valeur limite du résiduel, au delà de laquelle la contribution d'un point devient nulle.

Le problème étant mono-dimensionnel (19) conduit à :

$$\hat{I}_1 = \frac{1}{\sum_i \gamma_i} \cdot \sum_i \gamma_i \cdot I_i$$

Dans une étape initiale I_1 est estimé en prenant les poids γ_i égaux à 1. A l'aide de cette première valeur de I_1 , on peut estimer les poids γ_i associés à chacune des observations f_i à l'aide de la relation (20). Les deux phases précédentes (estimation de I_1 et estimation de γ_i) alternent jusqu'à convergence. Une fois que l'estimation de I_1 est réalisée on élimine les points qui ont participé à cette estimation puis on recommence le processus pour estimer I_2 .

6. Résultats expérimentaux

L'application des méthodes présentées a été faite sur une images représentant une coupe scanner constituée de 256x256 pixels codés sur 256 niveaux de gris. Sur cette coupe, l'aorte abdominale apparaît à deux endroits distincts. On choisit un contour initial circulaire unique situé au milieu de l'image, puis on lance l'algorithme.

Les figures 1 ci-dessous montrent l'évolution du contour actif initial (1a) pour se scinder en deux (1d) puis s'ajuster sur les zones concernées (1f).

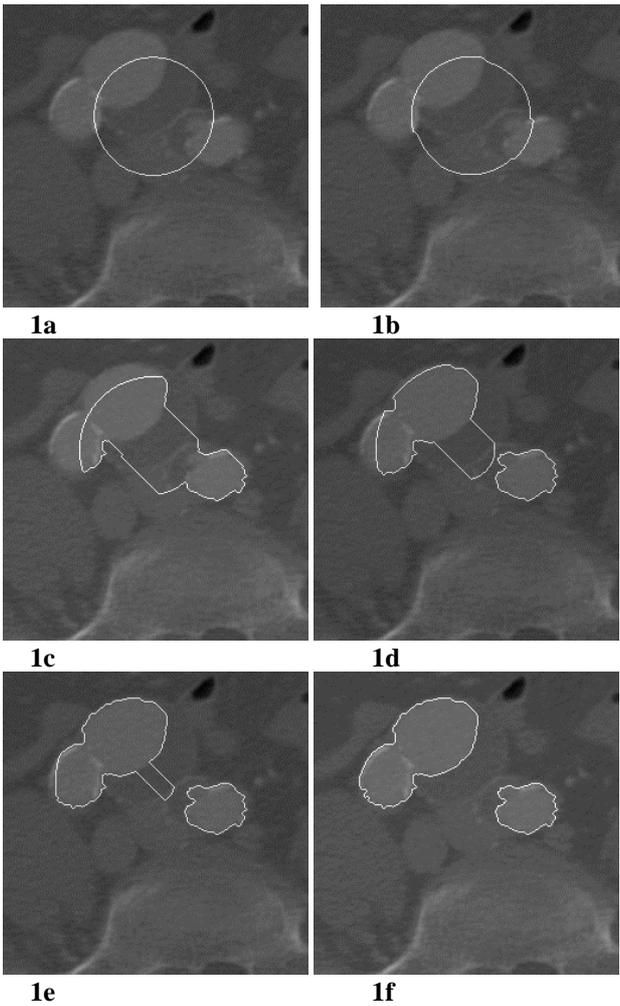


FIG. 1 : Evolution du contour actif sur l'image d'une coupe tomographique représentant l'aorte abdominale.

7. Conclusion

Nous avons présenté un algorithme de segmentation par contour actif déformable bidirectionnel. L'utilisation d'une approche basée sur les courbes de niveaux permet de s'adapter à des changements de topologie et de détecter une ou plusieurs régions de l'image avec le même processus. La mise en œuvre d'un estimateur robuste pour le modèle de l'image assure une bonne qualité de stabilité et de détection. Une expression originale de la vitesse d'évolution diminue le temps de calcul nécessaire pour une image d'un facteur de l'ordre de 30%. Notre algorithme s'adapte donc parfaitement au suivi de contour d'organes sur des séquences d'images tomographiques en vue de la reconstruction à trois dimensions.

Références

- [1] Jean-Marc Odobez, Patrick Bouthemy, Robust ultiresolution Estimation of Parametric Motion Models in Complex Image Sequences, *Traitement du signal* 1995 Volume 12 – n°2.
- [2] J. A. Sethian. *Level Set methods*, Cambridge University Press, 1996.
- [3] Santosa, A Level Set Approach for inverse problems involving obstacles. *ESAIM : Control Optimization and calculus of Variations*, 1996.
- [4] Olivier Amadieu, Eric Debreuve, Michel Barlaud, Gilles Aubert : Inward and Outward Curve Evolution Using Level Set Methods. *International Conference on Image Processing, 1999, Kobe, Japan*.
- [5] E. Debreuve, M. Barlaud, G. Aubert, I. Laurette and J.Darcourt : Space Time Segmentation Using Level Set active Contours Applied to Myocardial Gated SPECT *Proceeding of Medical Imaging Conference, Seattle 1999*.
- [6] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos. Snakes : Active Contour Models *International Journal of Computer Vision* pp, 321-331, 1988.
- [7] R. Malladi, J. A. Sethian, B. C. Vermuri, « Shape Modeling With Front Propagation : A Level set Approach », *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol, 17, N° 2, Février 1995.
- [8] Osher et Sethian, « Front Propagating With Curvature Dependant Speed : Algorithm based on Hamilton-Jacobi Formulation », *Journal of Computational Physics*, N° 79, pp. 12-49, 1988.
- [9] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro « Geodesic Active Contours » *5th International Conference of Computer Vision*, 1995.