

Contours Déformables et Reconstruction Tomographique en Imagerie Médicale

Sylvie Teboul⁽¹⁾, Laure Blanc-Féraud⁽¹⁾, Gilles Aubert⁽²⁾, Michel Barlaud⁽¹⁾ et Jacques Darcourt⁽³⁾

⁽¹⁾Laboratoire I3S, UPRES-A 6070 du CNRS, Université de Nice-Sophia Antipolis

Bât. 4, 250 rue A. Einstein, 06560 Valbonne, France

teboul@alto.unice.fr

⁽²⁾Laboratoire J.A. Dieudonné, URA 168 du CNRS, Université de Nice-Sophia Antipolis

Parc Valrose, 06108 Nice Cedex 2, France

⁽³⁾Laboratoire de Biophysique et de Traitement de l'Image, Faculté de médecine, Université de Nice-Sophia Antipolis

Avenue de Valombrose, 06107 Nice Cedex 2, France

RÉSUMÉ

Cet article traite de la segmentation automatique des images reconstruites en tomographie par émission, afin d'améliorer l'interprétation des images pour le diagnostic des médecins. Les approches classiques des contours actifs déformables pour la segmentation ne permettent pas de bien segmenter les données reconstruites qui sont bruitées.

Aussi, nous proposons de traiter simultanément la reconstruction et la segmentation en résolvant un système de deux EDP, l'une permettant la reconstruction avec régularisation prenant en compte les discontinuités, et l'autre la segmentation par l'évolution de courbes planes.

ABSTRACT

This paper deals with automatic segmentation on emission tomography reconstructed images, in order to improve images interpretation for doctors' diagnostics. Academic approaches of active contours for segmentation don't allow us to segment correctly the reconstructed data that are noisy.

Hence, we suggest to process simultaneously reconstruction and segmentation by solving a two-dimensional PDE system. The first equation allows reconstruction with regularization taking discontinuities into account, and the second one allows segmentation by plane curves evolution.

1 Introduction

La tomographie par émission SPECT (*Single-Photon-Emission Computed Tomography*) permet de reconstruire des images à partir des projections recueillies par des gammacaméras. Les médecins ont besoin d'images ayant une bonne qualité quant à la géométrie des organes. Ils effectuent souvent une segmentation visuelle des images reconstruites pour effectuer leur diagnostic. Cette segmentation peut s'effectuer de manière automatique, cependant, les données sont généralement bruitées et l'image obtenue par une méthode classique de reconstruction est elle aussi bruitée. Les contours actifs déformables constituent un outil efficace pour la segmentation d'images et la reconnaissance de formes [3, 8, 9], mais cette méthode n'est pas appropriée aux images bruitées si le bruit est trop important par rapport aux objets à détecter.

Les méthodes classiques procèdent en deux étapes : dans un premier temps, l'image est lissée - en préservant ou en rehaussant les contours - afin d'éliminer le bruit ; ceci facilite alors la reconnaissance de formes effectuée dans un second temps [10]. Effectivement, si l'image n'est pas bruitée, on peut facilement en extraire les contours. D'autre part, lors de la phase de lissage, les contours ne doivent pas être dégradés pour pouvoir être détectés correctement par la suite. Pour cela, il faut donc les connaître [1, 11]. Mais par où commencer ?

Dans cet article, nous proposons de traiter simultanément la reconstruction et la segmentation sur des données bruitées. Nous utilisons un système de deux équations aux dérivées partielles (EDP) :

- la première équation permet la reconstruction de l'image à partir des projections obtenues par les caméras. Cette reconstruction met en œuvre un modèle de régularisation par diffusion anisotropique [7] en fonction des contours détectés dans la seconde équation ;

- la seconde équation met en œuvre l'évolution d'une courbe se propageant dans un plan suivant sa normale, avec une vitesse donnée. Cette évolution est guidée par une fonction permettant d'arrêter la courbe sur les contours des objets à détecter dans l'image reconstruite par la première équation [3, 9, 10].

2 Segmentation sur des images non bruitées

Dans le domaine de la segmentation, la méthode classique des contours déformables ou "snakes" introduite par Kass et al. [8] est basée sur la minimisation d'une énergie comportant

trois termes :

$$E(\gamma(q)) = \alpha \int_0^1 |\gamma'(q)|^2 dq + \beta \int_0^1 |\gamma''(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 |\nabla f(\gamma(q))|^2 dq \quad (1)$$

où les deux premiers termes constituent l'énergie interne de la courbe γ . 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 de (1) 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 γ a rejoint les contours de l'objet à segmenter. Ainsi, la courbe γ minimisant E est solution d'une EDP d'ordre quatre [8].

Contrairement à l'approche variationnelle de Kass et *al.*, l'approche par EDP des contours actifs [9] consiste à faire évoluer dans le temps un contour γ suivant une EDP de la forme :

$$\frac{\partial \gamma}{\partial t} = F.N, \quad (2)$$

où N est la normale à γ et F est une vitesse donnée dépendant de la courbure de γ et du gradient de l'image à segmenter. Ainsi, le contour actif γ évolue perpendiculairement à lui-même avec une vitesse F jusqu'à se fixer sur les contours de l'objet à détecter.

La mise en œuvre par courbes de niveau des contours actifs introduite par Osher et Sethian [12] permet à γ de changer de topologie contrairement au modèle introduit dans [8] : γ est la courbe de niveau zero d'une fonction 2D u , et on montre que si γ évolue suivant (2), u évolue suivant l'EDP :

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

Notons qu'un changement de topologie de γ n'implique pas un changement de topologie de u : on peut alors détecter plusieurs objets, contrairement à [8].

Cette approche a été utilisée récemment à la fois par Malladi et *al.* [9] et par Caselles et *al.* [3] pour la reconnaissance de formes.

Afin de segmenter une image (f), nous utilisons le principe de segmentation par l'approche EDP des contours actifs et la mise en œuvre par courbes de niveau, à la manière de Malladi et *al.* [9], où u évolue suivant l'EDP :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla f|) (c + \text{curv}(u)) |\nabla u| \quad (4)$$

avec les conditions aux bords : $\frac{\partial u}{\partial n}|_{\partial\Omega} = 0$, où Ω est un ouvert borné de \mathbb{R}^2 , et n est le vecteur normal sortant à la frontière $\partial\Omega$ de Ω . Dans (4), le terme F de vitesse de (3) dépend de $\text{curv}(u) = \text{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|})$, la courbure des courbes de niveau de u , de c , une constante réelle de vitesse appelée force ballon et introduite par Cohen [5]. c est indépendante de la géométrie des courbes de niveau (qui s'étendent ou se contractent en fonction du signe de c), contrairement à la courbure. La vitesse F dépend aussi de $g(|\nabla f|)$, la fonction d'arrêt qui permet de stopper la courbe évolutive lorsqu'elle atteint les frontières des

objets définis par f .

L'approche géodésique 2D de Caselles et *al.* [3] est proche de celle de Malladi et *al.* [9] mais elle permet en plus de faire un lien entre les snakes classiques et les contours actifs géométriques : elle apparaît comme la minimisation de la longueur du contour pondéré par une fonction dépendant des objets à segmenter. En ajoutant la constante correspondant à la force ballon, on obtient l'EDP suivante :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla f|) (c + \text{curv}(u)) |\nabla u| + \nabla u \nabla g \quad (5)$$

où le terme $\nabla u \nabla g$ permet d'attirer la courbe vers les contours des objets de l'image.

Si l'image à traiter est bruitée, il faut d'abord la restaurer. Dans [9], avant d'être segmentée, l'image f est convoluée par un filtre de lissage Gaussien : $g(|\nabla f|) = \frac{1}{1+|\nabla G * f|}$. Dans cette approche, le choix de la variance du noyau Gaussien est difficile : si le lissage est trop important, on perd les contours de l'image ; si le lissage est trop faible, la propagation de la courbe est arrêtée par le bruit avant que les contours soient atteints. Si on utilise un lissage isotropique, il est donc nécessaire de trouver un compromis entre restauration et segmentation.

3 Nouvelle Approche en Reconstruction et Segmentation sur des données bruitées

Nous proposons dans ce papier une méthode qui consiste à effectuer conjointement une reconstruction mettant en œuvre un lissage anisotropique, et une segmentation. Pour cela, nous utilisons une méthode de régularisation avec préservation des contours [7, 2]. Ces contours sont détectés par la segmentation effectuée en même temps. Si p est l'image bruitée des projections et f l'image à reconstruire, f est estimée par l'EDP suivante :

$$R^*(Rf - p) - \lambda^2 \text{div}(H \nabla f) = 0 \quad (6)$$

avec les conditions aux bords : $\frac{\partial f}{\partial n}|_{\partial\Omega} = 0$. Dans (6), R modélise la transformée de Radon, λ est un paramètre de régularisation qui équilibre l'influence des deux termes de (6), et H permet la préservation des discontinuités : dans [7], l'équation d'Euler (6) est l'EDP associée à la minimisation du critère $J(f) = \int_{\Omega} |Rf - p|^2 + \lambda^2 \int_{\Omega} \varphi(|\nabla f|)$, où φ est une fonction régularisante ; dans ce cadre, $H = \frac{\varphi'(|\nabla f|)}{2|\nabla f|}$. L'équation (6) est semblable à l'équation de diffusion anisotropique de Perona et Malik [11], dans laquelle $H = c(|\nabla f|)$ est le coefficient de conduction. Dans les deux approches, $H = 0$ près des contours afin de stopper le lissage et $H = 1$ dans les zones homogènes. L'inconvénient de cette approche est que H représente les contours de l'image sans être vraiment un modèle de contour. Il faut alors trouver ici aussi un compromis entre une image bien débruitée avec le risque de perdre certains contours et une image conservant tous les contours mais bruitée.

Pour notre application, H dépend des contours calculés par (4). On a alors $H = h(u)$, où la fonction h satisfait les conditions suivantes : $h(u)$ est proche de 0 près de γ , et proche de 1 ailleurs.

En couplant un schéma dynamique de (6) avec (4), le nouveau système des deux EDP est le suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial t} = R^*(p - Rf) + \lambda^2 \operatorname{div}(h(u) \nabla f) \\ \frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla f|) (c + \operatorname{curv}(u)) |\nabla u| \end{cases} \quad (7)$$

avec les conditions aux bords définies précédemment.

La fonction d'arrêt est $g(|\nabla f|) = \frac{1}{1 + (|\nabla f|/\delta)^2}$, où δ est un paramètre qui fixe un seuil sur le gradient des objets à détecter. La fonction u est définie de telle sorte que γ (la courbe évoluant vers les contours de l'objet) soit sa courbe de niveau zero. On choisit alors u comme image des distances de γ . Par convention, on prend $u > 0$ à l'extérieur de γ et $u < 0$ à l'intérieur (et $u = 0$ sur γ).

L'algorithme que nous proposons consiste à résoudre le système des deux EDP couplées précédentes : (7.a) traite l'image f des données, et (7.b) traite l'image u des distances de γ . Les deux EDP sont résolues alternativement de la manière suivante :

initialisations : $f_0 \equiv 0, u_0 \equiv$ distances signées de γ_0 .

▷ répéter

itérer (7.a) jusqu'à convergence sur f , avec u fixé

itérer (7.b) jusqu'à convergence sur u , avec f fixé

▷ jusqu'à convergence sur f et u .

On initialise le contour actif γ_0 autour des objets si on veut en détecter leurs contours extérieurs, et à l'intérieur d'un objet si on veut en détecter ses contours intérieurs. La fonction h évolue en même temps que l'algorithme converge. Au début, le contour déterminé par γ n'est pas bien localisé, h est alors une version floue de u : $h(u) = 1$ loin de γ , et décroît lentement vers 0 près de γ . Puis, au fur et à mesure que l'algorithme converge, γ tend vers les contours des objets. h tend alors vers une fonction booléenne : $h(u) = 0$ sur γ (les contours) et $h(u) = 1$ si $u \neq 0$ (les zones homogènes de l'image). Il suffit d'utiliser une fonction $h = h_a$ continue vérifiant :

$$\begin{cases} h_a(u) = 1 \text{ si } u \geq a \\ h \text{ linéaire entre } 0 \text{ et } a \\ h_a(0) = 1 - \frac{1}{a} \end{cases} \quad (8)$$

a décroît vers 1 au fur et à mesure que l'algorithme évolue. On arrive ainsi à une fonction booléenne si $a = 1$.

4 Résultats Expérimentaux

Nous présentons ici des résultats en segmentation et reconstruction d'images, sur une coupe reconstruite d'une acquisition réelle d'un fantôme de chez Picker simulant un coeur. Comme la trajectoire de la caméra est passée très proche de

l'objet, la reconstruction est de bonne qualité. La reconstruction à partir de coeur humain est beaucoup plus bruitée. Pour cette expérience, nous avons rajouté un bruit de Poisson sur l'image des projections (fig. 1) que nous avons créées à partir de la coupe du fantôme. Nous présentons les images reconstruites/segmentées (fig. 2) ainsi que les contours (calculés à partir de l'image u des distances : courbes γ de niveau zero de u) de l'image (fig. 2) à différents stades de l'algorithme.

5 Discussion

Des travaux récents relatifs à la restauration et segmentation sont développés dans [14, 15, 16, 2] :

- dans [15] et [16, 2], un système de deux EDP couplées, associées à la minimisation d'une fonctionnelle de segmentation est proposé pour la restauration ;

- dans [14], Sapiro fait un lien entre les EDP de diffusion anisotropique et les EDP des contours actifs. L'équation d'évolution des courbes est guidée par les "self-snakes" et est appliquée à l'image elle-même au lieu d'être appliquée à l'image u des distances à γ .

Les travaux que nous présentons dans cet article s'inscrivent dans ce courant d'idée de coopération de la restauration avec la segmentation mais l'approche proposée est différente.

6 Perspectives

Une autre application importante à cette méthode est la construction des cartes d'atténuation en TEMP (tomographie d'émission monophotonique) [6]. A partir des données de transmission recueillies simultanément pendant l'examen clinique classique, on obtient la carte des coefficients d'atténuation des différents organes. Cette carte sert par la suite à corriger les images d'émission afin qu'elles soient quantitativement plus exactes. Le modèle constant par morceaux induit par la segmentation est alors pleinement justifié pour la construction des cartes d'atténuation.

La méthode proposée dans ce papier est exploitable en 3D : au lieu de reconstruire des images 2D, nous pouvons reconstruire des volumes 3D qui permettent encore un meilleur diagnostic. Dans ce cas, ce n'est plus une courbe qui évolue vers les contours des objets d'une image, mais une surface 3D qui capture les contours des objets volumiques [4, 13]. Ce travail est en cours de réalisation.

Références

- [1] L. Alvarez, P-L. Lions, J-M. Morel, *Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion II*, SIAM, Journal of Numerical Analysis, Vol. 29, No. 3, pp. 845-866, Juin 1992.
- [2] L. Blanc-Féraud, S. Teboul, G. Aubert, M. Barlaud, *Nonlinear Regularization Using Constrained Edges in Image Reconstruction*, IEEE Proceedings of the 3rd International Conference of Image Processing, Vol. 2, pp. 449-452, Lausanne, Septembre 1996.

- [3] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, *Geodesic Active Contours*, 5th International Conference of Computer Vision, 1995.
- [4] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, C. Sbert, *Minimal Surfaces : A Geometric Three Dimensional Segmentation Approach*, Numerische Math, to appear.
- [5] L. Cohen, *On Active Contour Models ans Balloons*, Computer Vision, Graphics ans Image Processing : Image Understanding, Vol. 53, No. 2, pp. 211-218, Mars 1991.
- [6] E. Debreuve, *Reconstruction de Cartes d'Atténuation 3D en Géométrie Conique*, Rapport Interne Laboratoire I3S, Université de Nice-Sophia Antipolis, Juin 1997.
- [7] P. Charbonnier, L. Blanc-Féraud, G. Aubert, M. Barlaud, *Deterministic Edge-Preserving Regularization in Computed Imaging*, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, No. 12, Février 1997.
- [8] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, *Snakes : Active Contour Models*, International Journal of Computer Vision, Vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [9] R. Malladi, J.A. Sethian, B.C. Vemuri, *Shape Modeling with Front Propagation : A Level Set Approach*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 2, Février 1995.
- [10] R. Malladi, J.A. Sethian, *A Unified Approach to Noise Removal, Image Enhancement, and Shape Recovery*, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, No. 11, Novembre 1996.
- [11] P. Perona, J. Malik, *Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639, 1990.
- [12] Osher et Sethian, *Fronts Propagating with Curvature-Dependant Speed : Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations*, Journal of Computational Physics, No. 79, pp. 12-49, 1988.
- [13] C. Samson, *Surfaces Géodésiques Déformables pour l'Imagerie Médicale SPECT*, Rapport Interne Laboratoire I3S, Université de Nice-Sophia Antipolis, Juin 1997.
- [14] G. Sapiro, *From Active Contours to Anisotropic Diffusion : Connections between Basic PDE's in Image Processing*, IEEE Proceedings of the 3rd International Conference of Image Processing, Vol. 1, pp. 477-480, Lausanne, Septembre 1996.
- [15] J. Shah, *A Common Framework for Curve Evolution, Segmentation and Anisotropic Diffusion*, IEEE Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 136-142, San Francisco, Juin 1996.
- [16] S. Teboul, L. Blanc-Féraud, G. Aubert, M. Barlaud, *Variational Approach for Edge-Preserving Regularization using Coupled PDE's*, à paraître dans IEEE Trans. on Image Processing, 1997.

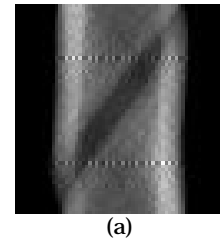


FIG. 1 — Projections bruitées par un bruit de Poisson.

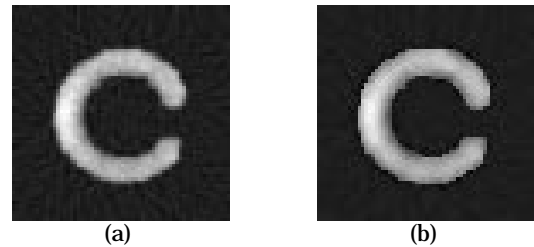


FIG. 2 — Images reconstruites/segmentées : (a) au cours du traitement, (b) à la fin du traitement.

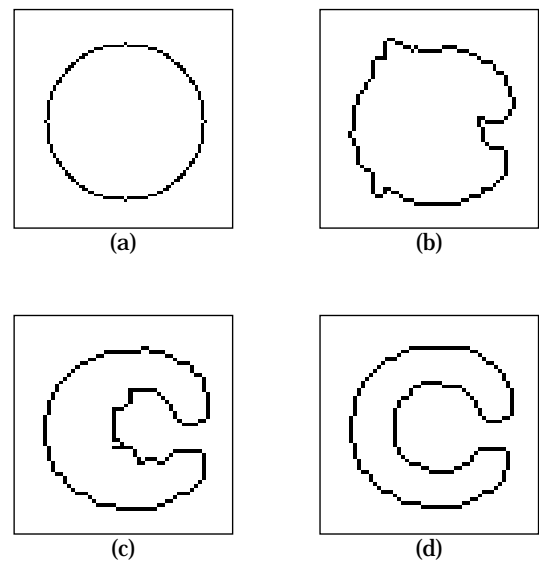


FIG. 3 — Images des contours : (a) courbe initiale, (d) courbe finale.