

Modélisation des Images et Segmentation par Contours Déformables

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 – Cet article traite de la modélisation et de la segmentation automatique des images par contours actifs déformables. Nous proposons une généralisation de la méthode présentée par Amadiou et al [3] et nous obtenons une modélisation des images. Un domaine d'application est le suivi d'organes sur une séquence d'images médicales formée par les coupes successives de tomographie X. L'application de cette méthode de modélisation permet la détection des objets dont les niveaux de gris ne se situent pas vers le maximum de l'histogramme, mais sur des niveaux intermédiaires, tout en conservant l'évolution bidirectionnelle du contour et la possibilité de traiter des changements de topologie des objets.

Abstract – This paper deals with the automatic modelisation and segmentation of images using deformable active edges. We propose a generalization of the method presented by Amadiou et al.[3] and we obtain an original image modelisation. A domain of application of this work is the organ tracking on a medical image sequence constituted by successive X tomographic cutting images. The application of this modelisation method allows to detect objects of which the gray levels are not located near the maximum of the histogram, but on intermediary levels, preserving the bidirectional edge evolution and the possibility of object topology change processing

1. Introduction

Ce travail se situe dans le domaine de la segmentation, qui est une méthode classique de traitement d'images utilisée dans de nombreuses applications telles que la poursuite d'objets dans une séquence d'images, la reconnaissance de forme, etc.

La technique des contours actifs déformables est bien adaptée à la résolution de ce type de problème et présente l'avantage de conduire à une segmentation automatique et à un suivi interactif, tout en offrant la garantie d'obtenir des contours fermés. Les premières approches qui ont été étudiées reposaient essentiellement sur la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie dépendant des informations sur les caractéristiques de l'image de telle sorte que le contour actif évolue vers les zones de fort gradient d'intensité [5]. Cependant, les méthodes utilisant l'énergie ne permettent pas de prendre en compte des changements de topologie tels que la division du contour. D'autre part, l'évolution de ce dernier ne peut se faire que dans un sens, vers l'intérieur ou vers l'extérieur.

Dans ce travail, nous partons de l'article d'Amadiou et al. [3], et nous proposons une généralisation basée sur une nouvelle expression du terme d'évolution F . Ainsi, les propriétés de la méthode qui faisaient l'objet de cet article sont conservées, notamment l'évolution bidirectionnelle du contour et son adaptation aux changements de topologie. L'extension que nous proposons permet en outre la détection et le suivi d'objets de luminosité intermédiaire choisis à l'avance.

2. Approche par courbes de niveau

Sept ans après l'apparition de la notion de contours actifs telle que l'ont définie Kass et al. [5], Malladi et al. [6] proposent une variante dans laquelle le contour C évolue au fil du temps en suivant une équation aux dérivées partielles de la forme :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \cdot \vec{N} \quad (1)$$

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 perpendiculairement à lui-même avec une vitesse F jusqu'à se positionner sur la frontière de l'objet à détecter.

Une manière de programmer (1) consiste à utiliser les courbes de niveau [1,6]. La mise en œuvre des contours actifs par cette méthode [4,7] conduit à un changement automatique de topologie et permet la détection simultanée de plusieurs objets.

C , est définie comme la courbe de niveau zéro [4,7] d'une surface u , et l'on montre [1] que si C évolue suivant (1) alors u évolue suivant l'équation aux dérivées partielles :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = F \cdot |\nabla u| \quad (2)$$

où la surface u représente implicitement la courbe C (figure 1) et F une « force » d'évolution.

Notre travail s'appuie sur des résultats récents [3], il conserve les changements de topologie du contour C et permet une

évolution bidirectionnelle. Les auteurs cités appliquent la minimisation quadratique à :

$$F(t) = \int_{\mathfrak{R}^2} (AI(x,t) - f(x))^2 dx \quad (3)$$

et ils supposent que l'image représente un seul objet sur un fond uniforme.

Cette méthode permet donc de détecter uniquement l'objet dont le niveau de gris est au maximum de l'histogramme.

Nous proposons une double généralisation dans laquelle la fonction à minimiser est :

$$F(t) = \sum_{i=1}^N \int_{\mathfrak{R}^2} \|A(I_i(x,t) - f)\| dx$$

où $\| \cdot \|$ désigne une norme, et N le nombre de domaines.

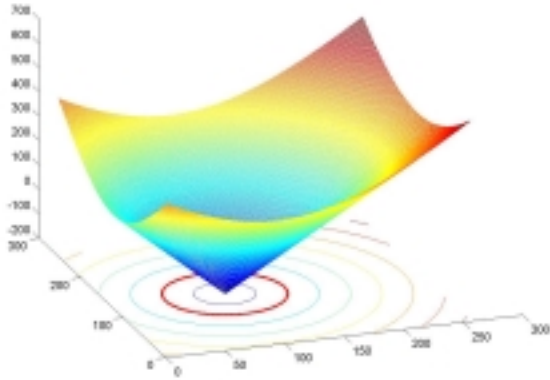


FIG.1 : représentation de la surface $u_0(x)$ dont la courbe de niveau zéro correspond à la courbe initiale C .

3. Cas du modèle à trois niveaux

Dans le cas où $N=3$, on considère que l'image observée est composée de deux domaines D_1 et D_2 de niveaux de gris différents sur un fond homogène D_3 . On suppose que chaque domaine est caractérisé par ses paramètres statistiques propres (moyenne, variance, etc.).

Dans ces conditions on peut dire que l'image présente des discontinuités sur Γ_1 et Γ_2 , les frontières séparant les domaines.

Dans le cas où l'on cherche à détecter le contour Γ_2 , on peut écrire :

$$\begin{cases} D_3 \cup D_1 & = \{x/u(x) > 0\} \\ D_2 & = \{x/u(x) < 0\} \\ \Gamma_2 & = \{x/u(x) = 0\} \end{cases}$$

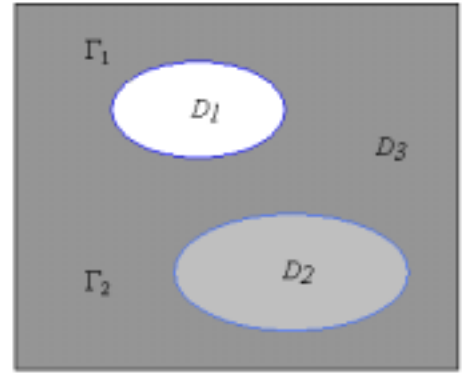


FIG. 2 : modèle à 3 niveaux

Ceci revient à assimiler les régions qui ne nous intéressent pas au fond de l'image et à en ignorer les discontinuités. Le modèle le plus communément utilisé consiste à noter l'image observée f sous la forme :

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

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

$$I(x) = \begin{cases} I_1 & / \quad x \in D_1 \\ I_2 & / \quad x \in D_2 \\ I_3 & / \quad x \in D_3 \end{cases}$$

$$\text{avec} \quad D_1 \cup D_2 \cup D_3 = \Omega$$

La méthode que nous utilisons, basée sur les courbes de niveaux utilise une approche géométrique dont le schéma général est décrit par l'équation aux dérivées partielles (2). Nous cherchons le domaine D_2 qui représente l'objet à détecter ou plus exactement la frontière de ce même domaine Γ_2 , tel que :

$$\Gamma_2(t) = \{x/u(x,t) = 0\} \quad (5)$$

Dans le cas d'images à trois niveaux, le modèle d'évolution de la courbe revient à déterminer $u(x, t)$, en utilisant (4) et (5), tel que l'expression suivante soit vérifiée:

$$I(x) = \begin{cases} I_1 \text{ sur} & \{x/u(x) > 0\} \\ I_2 \text{ sur} & \{x/u(x) < 0\} \\ I_3 \text{ sur} & \{x/u(x) > 0\} \end{cases} \quad (6)$$

A partir de la courbe C qui représente le niveau zéro de la fonction $u_0(x)$ initiale (figure 1), on définit par récurrence une suite de domaines qui convergent vers le domaine recherché D_2 . La courbe $C(p, t)$ représente alors la frontière Γ_2 telle que :

$$\Gamma_2(t) = \{C(p,t)/u(C(p,t),t) = 0\} \quad (7)$$

Le domaine D_2 est défini par une méthode d'ajustement itératif de niveau, basée sur la minimisation d'un critère variationnel d'un problème inverse [2] :

$$F(t) = \sum_{i=1}^3 \int_{\mathbb{R}^2} \|AI_i(x,t) - f\| dx$$

$$F(t) = \int_{D_1(t)} \|AI_1(x) - f(x)\| dx \quad (8)$$

$$+ \int_{D_2(t)} \|AI_2(x) - f(x)\| dx + \int_{D_3(t)} \|AI_3(x) - f(x)\| dx$$

En effectuant une démonstration du même type que dans [3], nous obtenons l'expression suivante :

$$\begin{aligned} F'(t) &= \int_{\Gamma_1(t)} \|AI_1(x) - f(x)\| \vec{v}_1 \vec{n}_1 d\Gamma_1 \\ &+ \int_{\Gamma_2(t)} \|AI_2(x) - f(x)\| \vec{v}_2 \vec{n}_2 d\Gamma_2 \\ &+ \int_{\Gamma_3(t)} \|AI_3(x) - f(x)\| \vec{v}_3 \vec{n}_3 d\Gamma_3 \quad (9) \end{aligned}$$

Comme $D_3 \cup D_1 = \bar{D}_2$ on a :

$$\begin{aligned} -\vec{n}_1 &= \vec{n}_2 = -\vec{n}_3 = \vec{n} \\ v_1 &= v_2 = v_3 = v \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F'(t) &= \int_{\Gamma_2(t)} [-\|AI_1(x) - f(x)\| + \|AI_2(x) - f(x)\| \\ &- \|AI_3(x) - f(x)\|] \vec{v} \vec{n} d\Gamma_2 \quad (10) \end{aligned}$$

$$\beta(x,t) \text{ étant égale à } \vec{v} \vec{n} \quad [3]$$

$$\begin{aligned} F'(t) &= \int_{T_2(t)} \beta(x,t) [-\|AI_1(x) - f(x)\| + \|AI_2(x) - f(x)\| \\ &- \|AI_3(x) - f(x)\|] d\Gamma_2 \quad (11) \end{aligned}$$

La décroissance de $F(t)$ est maximum pour :

$$\begin{aligned} \beta(x,t) &= -(\|AI_1(x) - f(x)\| + \|AI_2(x) - f(x)\| \\ &- \|AI_3(x) - f(x)\|) \quad (12) \end{aligned}$$

Selon les niveaux de gris des objets présents dans l'image et plus particulièrement de l'objet que l'on veut suivre, si la norme est convenablement choisie il existe un seuil δ tel que :

$$\beta_1(x,t) = \beta(x,t) + \delta \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \beta_1(x,t) &= -(\|AI_1(x) - f(x)\| + \|AI_2(x) - f(x)\| \\ &- \|AI_3(x) - f(x)\|) + \delta \quad \text{sur } \Gamma_2(t) \end{aligned}$$

d'où l'équation aux dérivées partielles qui régit l'évolution de la courbe :

$$\frac{\partial u}{\partial t} + (\beta_1(x,t) + \lambda k) |\nabla u| = 0 \quad (14)$$

où λ est un terme de régularisation et k un terme de courbure

$$k = \nabla \cdot \frac{\nabla u}{|\nabla u|}$$

4. Résultats expérimentaux

La résolution est effectuée pas à pas à partir d'une forme initiale de $u_0(x)$ choisie arbitrairement dont la courbe de niveau zéro représente le contour initial. En pratique on choisit un cône (contour initial circulaire) (figure 1).

Au fur et à mesure de l'évolution de l'algorithme la fonction u se déforme, de manière à représenter le contour, en tenant compte des éventuels changements de topologie, conformément à la (figure 3), jusqu'à se stabiliser, quand le minimum du critère est atteint. La courbe de niveau zéro représente alors le contour final, (figure 4). Cette évolution correspond à l'image de la (figure 5).

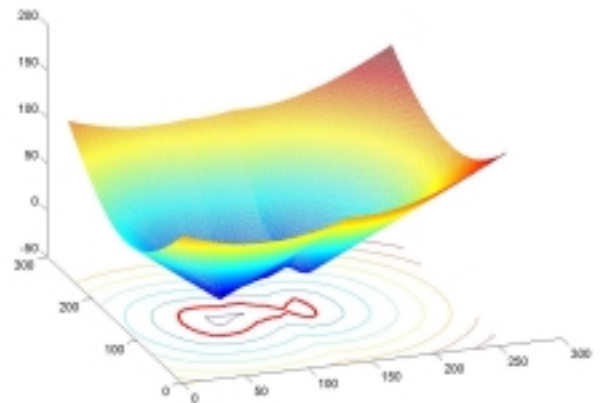


FIG. 3 : La déformation de la surface u s'adapte aux changement de topologie

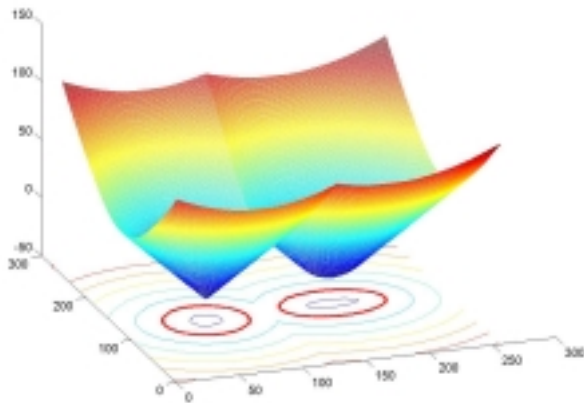


FIG. 4 : La surface u à la convergence de l'algorithme

Pour vérifier le fonctionnement de la méthode, nous avons effectué des simulations sur des images synthétiques constituées de deux paires d'objets d'intensité différente entachés d'un bruit gaussien d'écart type $\sigma \approx 7$. Les images (5a, 5b, 5c, 5d, 5e et 5f) de la (figure 5) ci-dessous montrent l'évolution du contour actif à différents stades de notre algorithme.

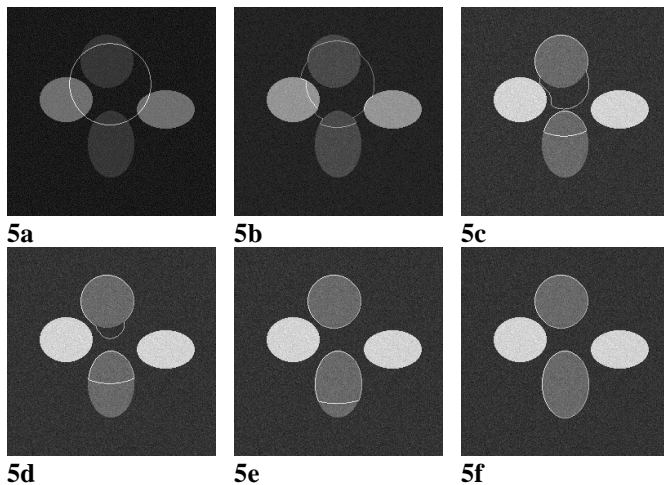


FIG. 5 : Evolution du contour actif sur une image synthétique à trois niveaux de gris

6. Conclusion

En appliquant l'algorithme de segmentation par contours actifs déformables que nous avons présenté, nous parvenons à isoler du reste de l'image un ou plusieurs contours faisant partie du même domaine. En pratique ceci revient à isoler toutes les coupes d'un même objet divisé en branches. La particularité de notre méthode réside dans le fait que cet isolement se fait quelque soit le niveau de gris de l'objet en question, y compris des niveaux intermédiaires. Le modèle utilisé acceptant des changements de topologie et permettant une évolution bidirectionnelle, cette méthode répond

parfaitement aux impératifs de suivi automatique de contour d'un même objet sur une séquence d'images de coupes. Le pouvoir séparateur, testé sur des images synthétiques bruitées (figure 5) est satisfaisant avec l'expression de la norme que nous avons employé.

Références

- [1] J. A. Sethian . *Level Set methods*, Cambridge University Press, 1996.
- [2] Santosa, *A Level Set Approach for inverse problems involving obstacles*. ESAIM : Control Optimization and calculus of Variations, 1996.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos. *Snakes : Active Contour Models* International Journal of Computer Vision pp, 321-331, 1988.
- [6] 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.
- [7] V. Caselles, R. Kimmel and G. Sapiro : « *Geodesic active contours* », Proc. 5 th Int. Conf, on computer vision, 1995, pp. 694-699.