Un modèle de Contour Actif avec un *a priori* de forme basé sur les descripteurs de Fourier

Fareed AHMED[1], Huu Dien KHUE LE[1,2], Julien OLIVIER[2,1], Romuald BONÉ[2,1]

[1]Université François Rabelais Tours, Laboratoire d'Informatique
64 avenue de Jean Portalis, 37200 Tours, France

[2]École Nationale d'Ingénieurs du Val de Loire
3, Rue de la Chocolaterie, BP 3410, 41034 Blois cedex, France

{fareed.ahmed, julien.olivier, romuald.bone}@univ-tours.fr, huudienkhue.le@gmail.com

Résumé – Les contours actifs sont largement utilisés en segmentation d'image. Plusieurs implémentations existent, mais quelque soit celle choisie, le résultat de la segmentation souffre beaucoup de la présence d'occlusions, de bruit ou encore de la présence de formes concaves. Si de l'information concernant la forme de l'objet est disponible *a priori*, alors l'intégration de cette information au modèle de contours actifs peut améliorer la qualité de la segmentation. Dans cet article, nous présentons l'ajout de contraintes de formes à un modèle explicite de contours actifs. Ces *a priori* de forme sont basés sur l'utilisation de descripteurs de Fourier, qui sont invariant à la translation, au changement d'échelle et à la rotation, et qui permettent au modèle déformable de converger vers l'*a priori* de forme même en présence d'occlusion ou de bruit. Les contraintes de forme ont été calculées dans l'espace des descripteurs afin de ne pas nécessiter de reconstruction. Les résultats obtenus montrent que l'inclusion de ces *a priori* de forme améliore grandement la qualité de la segmentation.

Abstract – Snakes or active contours are widely used for image segmentation. There are many different implementations of snakes. No matter which implementation is being employed, the segmentation results suffer greatly in presence of occlusions, noise, concavities or abnormal modification of shape. If some prior knowledge about the shape of the object is available, then its addition to an existing model can greatly improve the segmentation results. In this work, inclusion of such shape constraints for explicit active contours is presented. These shape priors are introduced through the use of Fourier based descriptors which makes them invariant to the translation, scaling and rotation factors and enables the deformable model to converge towards the prior shape even in the presence of occlusion and context noise. These shape constraints have been computed in descriptor space so no reconstruction is required. Experimental results clearly indicate that the inclusion of these shape priors greatly improved the segmentation results in comparison with the original snake model.

1 Introduction

Les contours actifs ont été introduits par *Kass et al* dans [1]. On distingue deux types de méthodes de contours actifs, les méthodes dites explicites (ou paramétriques) [1], et les méthodes dites implicites [2] (ou *level sets*). Dans les méthodes explicites, un modèle déformable est représenté par un ensemble de points connectés qui évoluent dynamiquement et convergent autour des contours de l'image. Toutefois, ces modèles sont incapables de s'adapter automatiquement à de brusques changements de topologie, contrairement aux contours actifs implicites, qui s'adaptent naturellement à ces modifications de topologie.
Plusieurs améliorations des contours actifs paramétriques ont été proposées comme dans [3], [4], [5] et [6]. Malgrès ces améliorations, les segmentations exploitant les contours actifs sont peu robustes en présence d'occlusions, de bruit ou encore d'extrusions. Pour pallier ces difficultés, et améliorer les résultats de la segmentation, il est pertinent d'ajouter des informations *a priori* sur la forme dans le processus de segmentation.

Plusieurs travaux ont déjà été effectués en ce sens comme les *Diffusion snakes* [7] et les *Affine invariant eigen snakes* [8]. Ces méthodes sont cependant très sensibles à l'initialisation du contour actif.

Les descripteurs de Fourier fournissent une représentation pertinente et efficace du contour d'une forme, bien adaptée aux contours actifs explicites avec *a priori* de forme. Une des études [9] propose de représenter les formes *a priori* par des descripteurs de Fourier elliptiques. Cependant cette méthode est trop sensible aux paramètres, et l'initialisation doit être faite au plus proche de la forme recherchée pour obtenir le résultat désiré. Plus récemment, les descripteurs de Fourier basés sur des formes géométriques ont été utilisés avec l'approche variationnelle [10]. Cette méthode présente deux limites : elle n'est pas invariante au point de départ et elle nécessite de reconstruire le modèle et le contour déformables au cours de l'évolution. Cela ralentit le processus de segmentation.

Dans cet article, nous proposons une version améliorée de cette approche. Une implémentation plus stable de l'algorithme glouton pour les contours actifs est utilisée, ainsi qu'un ensemble de descripteurs de Fourier invariants plus robuste. De plus, contrairement aux travaux précédents, la mise en correspondance des formes est réalisée directement dans l'espace des descripteurs, plutôt que dans le domaine spatial, afin d'éviter la reconstruction des contours et pour accélérer le processus de segmentation. Par ailleurs, une approche de sélection automatique du point de départ (invariant) est présentée, rendant notre méthode plus robuste et efficace.

Cet article est organisé comme suit : la section 2 fournit une vue d'ensemble de l'algorithme glouton pour contours actifs, la section 3 introduit les descripteurs de Fourier invariants. La section 4 présente notre principale contribution concernant l'intégration d'énergie *a priori* basée sur les descripteurs de Fourier dans un modèle à contour actif. Dans la section 5, les résultats expérimentaux sont donnés. Enfin, les conclusions et les perspectives sont enoncées en section 6.

2 Contours actifs et algorithme glouton

Pour l'évolution des contours actifs, l'algorithme glouton [5] a été utilisé. Un contour initial est défini par une courbe discrète fermée, composée de n points de contrôle. Une fonction d'énergie discrète est ensuite définie comme la somme des énergies associées à chaque point de contrôle, dans une fenêtre donnée de taille fixe w. L'objectif est de minimiser cette fonction pour réaliser la segmentation. L'équation de cette fonction d'énergie, pour un pixel donné $\tilde{p}_i \in w$, est définie par :

$$E = \alpha E_{\text{cont}} + \beta E_{\text{curv}} + \gamma E_{\text{ball}} + \delta E_{\text{dt}} \tag{1}$$

Les trois premiers termes de l'équation sont des énergies internes qui sont utilisées pour la régularisation de la courbe. Le dernier terme est une transformée de distance basée sur l'image (énergie externe), permettant d'améliorer la convergence des contours actifs vers les contours présents dans l'image. Les paramètres (α, β, γ et δ) sont les pondérations associées.

Dans le cadre de ce travail, pour les deux premiers termes (la continuité et la courbure) nous avons utilisé les termes d'énergie tels que proposés par [5]. Pour le troisième terme (l'énergie de ballon), une discrétisation proposée par [11] est utilisée. Enfin, une transformée de distance telle que proposée dans [12] a été appliquée pour le dernier terme.

3 Les descripteurs de Fourier invariants

La Transformée Discrète de Fourier (DFT) de $z_i = x_i + j \cdot y_i$ est donnée par un ensemble de coefficients de Fourier comme proposé par [10] et [13]

$$Z_k = \sum_{i=0}^{n-1} z_i e^{-j\frac{2\pi ik}{n}} \quad \text{avec } k = -\frac{n}{2}, \ldots, \frac{n}{2} - 1 \tag{2}$$

La DFT ci-dessus peut aussi être représentée par $Z_k = R_k e^{j\theta_k}$ où R_k est l'amplitude et θ_k la phase. Les descripteurs normalisés

$$\hat{Z}_k = \hat{R}_m e^{j\hat{\theta}_m}, k = -\frac{n}{2}, \ldots, \frac{n}{2} - 1 \tag{3}$$

avec

$$\hat{Z}_0 = 0,\ \hat{R}_k = \frac{R_k}{R_1} \text{ and } \hat{\theta}_k = \theta_k - \theta_1 \quad (k \neq 0) \tag{4}$$

sont invariants à la translation, changement d'échelle et à la rotation, voir preuve [13]. A partir de cet ensemble d'invariants, nous pouvons reconstruire la forme normalisée utilisant la Transformée Discrète de Fourier inverse (iDFT) :

$$\hat{z}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=-n/2}^{n/2-1} \hat{Z}_k e^{j\frac{2\pi ik}{n}} \quad \text{avec } i = 0, 1, \ldots, n-1 \tag{5}$$

4 Intégration de *a priori* dans les contours actifs

4.1 Energie *a priori*

L'*a priori* de forme est introduit via une énergie intégrée au sein de l'énergie totale du contour actif. Soit C_{ref} un contour, décrivant une forme de référence. Ce contour a n sommets $v_i^{\text{ref}} = (x_i^{\text{ref}}, y_i^{\text{ref}})$ $(i = 0, 1, \ldots, n-1)$. En pratique, n est choisi selon la complexité de la forme. Pour un contour actif C ayant le même nombre de points de contrôle, $v_i = (x_i, y_i)$ $(i = 0, 1, \ldots, n-1)$, le terme d'énergie *a priori*, doit forcer C à évoluer vers la forme C_{ref}.

Comme décrit dans la section précédente, les formes reconstruites $\hat{C}_{\text{ref}}$ et $\hat{C}$ peuvent être obtenues en utilisant les descripteurs normalisés de Fourier. Le terme d'énergie *a priori* peut alors être défini comme la *distance* entre $\hat{C}_{\text{ref}}$ et $\hat{C}$.
Soit $D(a,b)$ la distance entre a et b. Alors, le terme d'énergie *a priori* de C, par rapport à une forme de référence C_{ref}, peut être défini par :

$$E_{\text{prior}}(C) = D(\hat{C}, \hat{C}_{\text{ref}}) \tag{6}$$

Habituellement, cette distance est calculée entre les formes reconstruites (iDFT) du contour actif et de la forme de référence [10]. Afin d'intégrer cette énergie dans la fonction d'énergie discrète de contour actif , nous avons besoin de sa forme discrète. Pour chaque pixel voisin $\tilde{p}_i$ d'un point de contrôle donné v_i $(i = 0, 1, \ldots, n-1)$ de C, une nouvelle courbe C_i est obtenue par le remplacement du v_i par $\tilde{p}_i$. Le terme de l'énergie d'*a priori* de forme pour un pixel $\tilde{p}_i$ peut alors être défini comme :

$$E_{\text{prior}}(\tilde{p}_i) = D(\hat{C}_i, \hat{C}_{\text{ref}}) \tag{7}$$

Bien que l'algorithme glouton soit connu pour sa rapidité, l'intégration du calcul de ces distances diminue ses performances de manière significative. En effet, à chaque itération de l'algorithme, pour chaque point de contrôle, la DFT et l'iDFT doivent être effectuées pour chacun des pixels voisins. En calculant la distance euclidienne directement entre les deux vecteurs de descripteurs de Fourier, nous avons évité d'effectuer l'iDFT comme proposé par [13]. Soient $\hat{Z}_k^i$ et $\hat{Z}_k^{\text{ref}}$, les descripteurs normalisés du C_i et C_{ref}. Le terme d'énergie d'*a priori* pour chaque $\tilde{p}_i \in w$ est défini uniquement avec des termes liés à la DFT et entièrement calculé dans l'espace des descripteurs de Fourier :

$$E_{\text{prior}} = \sqrt{\sum_{k=-n/2}^{n/2-1} |\hat{Z}_k^i - \hat{Z}_k^{\text{ref}}|^2} \tag{8}$$

L'utilisation de la distance euclidienne, proposée par [13] introduit une différence de phase entre les descripteurs de contour et les descripteurs de la forme de référence. Nous proposons de minimiser cette différence de phase en déplaçant le point de départ de C vers le point pour lequel la différence de phase est minimale. Nous répétons ce processus après chaque itération pendant le processus de l'évolution. Cette étape est appelée *«correction du point de départ»*.

4.2 Evolution des contours actifs avec *a priori* de forme

Pour faire évoluer le contour en fonction de l'énergie d'*a priori*, la stratégie suivante est adoptée : les pondérations sont redéfinies comme des fonctions qui évoluent en fonction du temps. Ainsi, la pondération de l'énergie d'*a priori* (notée ζ) est redéfinie comme une fonction croissante du temps tandis que les autres pondérations sont constantes. Notre modèle capture ainsi les parties du contour de l'objet au début de l'évolution et accroît l'influence de l'énergie d'*a priori* par la suite. Une valeur seuil $\zeta_{\max}$ est aussi fixée. On a donc :

$$\zeta(t) = \begin{cases} k \cdot t & \text{si } k \cdot t \leq \zeta_{\max} \\ \zeta_{\max} & \text{si } k \cdot t > \zeta_{\max}, \ \text{avec } k > 0 \end{cases} \tag{9}$$

Ainsi, l'équation de l'énergie totale est donnée par :

$$E = \alpha E_{\text{cont}} + \beta E_{\text{curv}} + \gamma E_{\text{ball}} + \delta E_{\text{dt}} + \zeta(t) E_{\text{prior}} \tag{10}$$

Ainsi, l'algorithme glouton de notre méthode se résume comme suit :

1. Parcourir chaque point de contrôle v_i du contour et le remplace par un point du voisinage de v_i qui minimise la fonction d'énergie
2. Déplacer le point de départ de C vers le point qui minimise la différence de phase. La valeur de $\zeta(t)$ est mise à jour.
3. Répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à ce qu'on ait atteint un nombre d'itérations fixé ou que les points qui évoluent au cours d'une itération soient peu nombreux.

5 Résultats

Dans toutes les expérimentations présentées ci-dessous, nous avons fixé les paramètres $\alpha = 1, \beta = \gamma = 0$ et $\delta = 1$. Concernant la pondération de l'énergie d'*a priori* $\zeta(t)$, les valeurs de k et $\zeta_{\max}$, paramètres définis dans l'équation (9), peuvent varier en fonction des formes.

Les expérimentations sont réalisées sur des images synthétiques et réelles. Pour évaluer la qualité des résultats de segmentation par notre méthode, le critère de Pratt [14] a été utilisé. Plus les valeurs du critère de Pratt sont élevées, plus la segmentation est proche de la vérité terrain. Les résultats sont d'abord comparés avec les contours actifs classiques dans le tableau 1. Nous comparons ensuite nos résultats avec une autre méthode de l'état de l'art qui utilise les statistiques de forme basées sur la distance (DBSS) [15] comme *a priori* de forme. Ces résultats sont présentés dans le tableau 2. Dans les deux cas, notre méthode produit de meilleurs résultats.

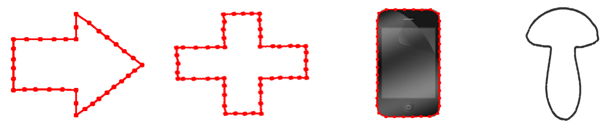


FIGURE 1 – Formes de référence.

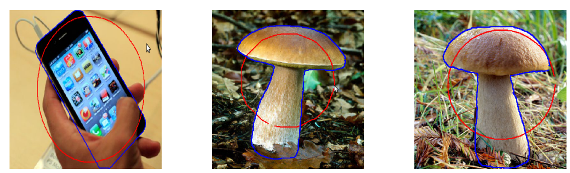


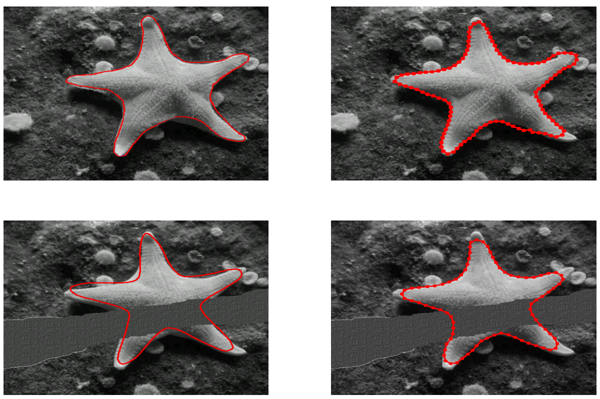
FIGURE 2 – Contours initiaux (marqués en rouges) et vérités terrain (marquées en bleus)

FIGURE 3 – Résultats obtenus avec la méthode de contour actif classique

FIGURE 4 – Résultats obtenus avec notre méthode

TABLE 1 – Résultats de la segmentation selon le critère de Pratt, avec (PF) et sans l'*a priori* de forme (SPF).

Image	k	$\zeta_{\max}$	SPF	PF
Flèche	0,03	1,5	28	**83**
Croix	0,05	2,5	20	**85**
Téléphone	0,03	1,5	16	**47**
Bolet1	0,03	1,5	10	**13**
Bolet2	0,02	1,2	14	**16**



(a) DBSS (b) Notre méthode

FIGURE 5 – Résultats de la segmentation avec la méthode DBSS(la première colonne) et avec notre méthode(la deuxième colonne).

TABLE 2 – Comparison des resultats.

Image	DBSS	Notre méthode
Sans occlusion	23	**29**
Occlusion	13	**14**

6 Conclusion et perspectives

Dans cet article, un nouveau modèle de contour actif avec *a priori* de forme, invariant à la translation, à l'échelle, à la rotation et au point de départ a été présenté. Le calcul de l'énergie *a priori* est entièrement réalisé dans l'espace des descripteurs, ce qui permet d'éviter la reconstruction de contour actif au cours de l'évolution. Les évaluations visuelles et numériques sur des images synthétiques et réelles montrent que notre méthode améliore considérablement les résultats de la segmentation, même en présence d'occlusion et des formes incomplètes. Dans un avenir proche, notre approche sera appliquée à des images médicales et à des données vidéo. L'adaptation de la méthode aux *level sets* est aussi en cours de développement.

Références

[1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.

[2] R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri, "Shape modeling with front propagation : A level set approach," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, pp. 158–175, Feb. 1995.

[3] A. A. Amini, T. E. Weymouth, and R. C. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, pp. 855–867, Sept. 1990.

[4] L. D. Cohen and I. Cohen, "Finite element methods for active contour models and balloons for 2d and 3d images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, pp. 1131–1147, 1991.

[5] D. J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature estimation," *CVGIP : Image Understanding*, vol. 55, pp. 14–26, Jan. 1992.

[6] C. Xu and J. L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, pp. 359–369, Mar. 1998.

[7] D. Cremers, F. Tischhäuser, J. Weickert, and C. Schnörr, "Diffusion snakes : Introducing statistical shape knowledge into the mumford-shah functional," *International Journal of Computer Vision*, vol. 50, pp. 295–313, Dec. 2002.

[8] Z. Xue, S. Z. Li, and E. K. Teoh, "Ai-eigensnake : an affine-invariant deformable contour model for object matching," *Image and Vision Computing*, vol. 20, no. 2, pp. 77–84, 2002.

[9] L. H. Staib and J. S. Duncan, "Boundary finding with parametrically deformable models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, pp. 1061–1075, Nov. 1992.

[10] M. A. Charmi, S. Derrode, and F. Ghorbel, "Fourier-based geometric shape prior for snakes," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, pp. 897–904, May 2008.

[11] J. Mille, R. Bone, P. Makris, and H. Cardot, "Greedy algorithm and physics-based method for active contours and surfaces : A comparative study," in *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 1645–1648, 2006.

[12] R. Fabbri, L. D. F. Costa, J. C. Torelli, and O. M. Bruno, "2d euclidean distance transform algorithms : A comparative survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 40, pp. 2 :1–2 :44, Feb. 2008.

[13] I. Bartolini, P. Ciaccia, and M. Patella, "Warp : Accurate retrieval of shapes using phase of fourier descriptors and time warping distance," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 1, pp. 142–147, 2005.

[14] W. K. Pratt, O. D. Faugeras, , and A. Gagalowicz, "Visual discrimination of stochastic texture fields," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 8, no. 11, pp. 796–804, 1978.

[15] G. Charpiat, O. D. Faugeras, and R. Keriven, "Shape statistics for image segmentation with prior," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR '07.*, pp. 1–6, 2007.