

# COOPÉRATION CONTOUR ACTIF ET MULTIRÉSOLUTION EN SEGMENTATION D'IMAGES

**Jean-Marc CHASSERY et Youssef ELOMARY**

Laboratoire TIMC-IMAG, URA CNRS D 1618

GDR TDSI

Institut Albert Bonniot

Domaine de la Merci 38706 La Tronche Cedex France

Tel (33) 76 54 94 86 Fax (33) 76 54 95 49 E-mail jean-marc.chassery@imag.fr

## RÉSUMÉ

En segmentation d'images l'intérêt de la coopération a largement été démontré que ce soit en coopération régions-frontières ou en coopération multi-niveaux permettant d'associer les traitements bas-niveaux aux données symboliques issues de l'interprétation. Nous proposons d'appliquer la coopération à l'association entre un modèle de représentation multirésolution et un modèle de déformation par contour actifs. L'avantage d'une telle coopération réside dans l'exploitation simultanée des avantages de chacune de ces approches à savoir l'abstraction d'informations de bruit et de détails avec la multirésolution ainsi qu'une réduction de données et la modélisation dynamique des contours actifs pour la segmentation. Avant de combiner ces deux modèles nous les situerons dans un contexte commun à savoir la représentation énergétique de la solution.

## 1 INTRODUCTION

La segmentation d'images est un problème permanent pour lequel les approches coopératives semblent être très prometteuses. Des travaux ont été réalisés en coopération régions-frontières, en coopération bas-niveau et haut niveau, celui-ci étant lié à l'introduction d'informations contextuelles issues de données symboliques caractérisant les objets recherchés [1,2,3]. Par ailleurs de nombreuses théories à base de modèles ont été introduites et il s'avère fondamental de pouvoir unifier de telles modélisations par une éventuelle coopération. C'est le cas des modèles markoviens associés aux modèles hiérarchiques [4] ainsi que des modèles multirésolution associés à l'application de détecteurs de frontières. C'est précisément sur ce point que se situe le travail décrit dans ce papier à savoir la coopération entre modèles de représentation multirésolution et modèles de contours actifs.

Diverses techniques de représentation multirésolution sont envisageables dont deux principalement: les approches pyramidales et les approches par transformation ondelettes.

L'objectif n'est pas de différencier ces approches de

## ABSTRACT

In image segmentation, use of cooperative technics has been integrated as well as for regions-frontiers or in combining different levels of abstraction like low-level and high-level. High-level allows introducing symbolic knowledges issued from interpretation. In this paper, we will define a common environment for multiscale image representation and active contours application. The main advantage of such a cooperation is summarized in the possibility of suppression of noise or details in a first time to localize the boundaries by active contours. Next the details will be introduced further and we will describe how the snake will evaluate until the solution at the high resolution of the image.

représentation hiérarchique mais de faire ressortir leur intérêt commun dans le contexte qui nous intéressera. C'est précisément en association avec un modèle de détection de frontières par contour actif que l'on désire se situer. Or, un tel processus de détection est étroitement lié à une approche variationnelle intégrant une notion fonctionnelle d'énergie dont la minimisation s'associe à l'élaboration de la solution recherchée. Aussi après avoir effectué un rappel de la modélisation par contours actifs, nous aborderons le problème de visibilité d'une représentation multirésolution comme un problème à caractère énergétique. Disposant alors d'un environnement commun d'approximation, nous proposerons une approche combinant multirésolution et contour actif. On établira le rôle de chacun de ces modèles dans la réalisation de l'objectif qui est la détection des contours.

## 2. CONTOUR ACTIF

L'idée de base du contour actif est de définir un modèle de courbe déformable notée  $C$  et représentée par une fonction  $v(s)$  où  $s$  désigne l'abscisse curviligne. L'évolution de cette courbe au cours des itérations s'associe à la minimisation d'une énergie



régularisante au sens de Tikhonov donnée par l'expression [6,7]:

$$E(C) = \int_a^b (\alpha(s) \left\| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right\|^2 + \beta(s) \left\| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right\|^2 - \|\nabla I(v(s))\|^2) ds \quad (1)$$

Les paramètres  $\alpha(s)$  et  $\beta(s)$  représentent les coefficients de rigidité et d'élasticité affectés à la courbe. Dans la plupart des expériences effectuées les paramètres sont constants sur toute la courbe et malgré cette simplification (qui sera appliquée par la suite), leur choix n'en demeure pas moins délicat si on veut tenir compte d'informations a priori sur la forme du contour recherché (régularité, élasticité).

Afin de prendre en compte une meilleure robustesse vis à vis de ces paramètres, on propose de faire coopérer multirésolution et contour actif [8].

Par ailleurs, il est bien connu que la minimisation de l'énergie formulée en (1) est équivalente à la résolution de l'équation d'Euler donnée par :

$$\frac{\delta v(s, t)}{\delta t} - \alpha \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial s^2} + \beta \frac{\partial^4 v(s, t)}{\partial s^4} = f(s, t) \quad (2)$$

où  $f(s, t)$  représente la fonction potentiel prenant en compte l'information image de par son gradient. La variable temps a été introduite de manière à rendre le contour actif évolutif durant le temps [7].

### 3. MULTIRÉSOLUTION

La multirésolution a pour but de fournir une représentation de l'image bénéficiant d'effets de lissage. On démontre que, tout comme pour la modélisation par contour actif, la multirésolution peut être associée à une minimisation d'énergie.

Précisément on a la proposition suivante.

#### Proposition

Soit  $g_0$  un signal de  $L^2(\mathbb{R})$ .  
Soit  $W$  un noyau de convolution gaussien d'écart type  $\sigma$  donné par  $W(x) = \exp(-x^2/\sigma^2)$ .  
Soit  $g_1$  le premier niveau d'une pyramide gaussienne de noyau  $W$ , construite sur  $g_0$  dont la formulation est:

$$g_1(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} W(y) g_0(2x-y) dy = (W * g_0)(2x)$$

Le calcul de  $g_1$  est équivalent à minimiser une fonctionnelle d'énergie donnée par :

$$E(g) = \frac{1}{2} \int_a^b \left( \frac{\sigma^2}{4} \left| \frac{dg(x)}{dx} \right|^2 + \frac{\sigma^4}{32} \left| \frac{d^2g(x)}{dx^2} \right|^2 + |g(x) - h(x)|^2 \right) dx$$

avec  $h(x) = \sigma g_0(2x)$

#### Démonstration:

Par construction, on a:  $g_1(x) = (W * g_0)(2x)$

Par Transformation de Fourier on obtient:

$$\begin{aligned} \text{Tf}g_1(z) &= \text{Tf}W(z) \cdot \text{Tf}g_0(z) \\ &= \sigma/2 \cdot \exp(-\sigma^2 z^2/4) \cdot \text{Tf}g_0(z/2) \end{aligned}$$

Or  $\exp(-\sigma^2 z^2/4) \cong 1 / (1 + \sigma^2 z^2/4 + \sigma^4 z^4/32)$

Donc

$$(1 + \sigma^2 z^2/4 + \sigma^4 z^4/32) \cdot \text{Tf}g_1(z) \cong \sigma/2 \cdot \text{Tf}g_0(z/2)$$

Par Transformation de Fourier inverse on a :

$$g_1(x) - \sigma^2/4 g_1''(x) + \sigma^4/32 g_1^{(4)}(x) = \sigma g_0(2x)$$

Ou encore

$$-\sigma^2/4 g_1''(x) + \sigma^4/32 g_1^{(4)}(x) + g_1(x) - \sigma g_0(2x) = 0$$

Ceci correspond à l'équation d'Euler associée à l'énergie  $E(g)$  donnée dans l'énoncé de la proposition. Ainsi s'achève la démonstration.

L'extension du cas 1D au cas 2D ne présente pas de difficulté et on a ainsi établi une analogie entre le modèle de contour actif lié à une minimisation d'énergie associée à une courbe et le modèle multirésolution lié à une minimisation d'énergie associée à une image.

### 4. COOPERATION

Afin de diminuer la sensibilité des contours actifs à la présence de bruit et de texture nous proposons de travailler en 3 étapes combinant multirésolution et détection par modèle déformable. Ces 3 étapes seront une phase de réduction par multirésolution, une phase de détection à basse résolution par contour actif et une phase de synthèse permettant de remonter à la résolution initiale.

#### Phase de réduction:

Il s'agit de choisir un niveau d'arrêt du processus de réduction des images, processus exploitant la transformée en ondelettes biorthogonale. Le choix de ce niveau d'arrêt est lié à la condition de ne pas perdre ou de ne pas rajouter d'information au travers des différentes échelles de représentation.

Le critère retenu est un critère de variation d'entropie donnée par la formule:

$$H(I) = - \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i) \quad \text{où } p_i \text{ désigne la fréquence du}$$

niveau image  $i$  et  $n$  désigne la taille de l'image  $I$ .

Le niveau d'arrêt correspond au niveau de variation de l'entropie. Dans le cas de l'image traitée en illustration figure 1, il convient de s'arrêter au niveau 1 de résolution c'est à dire avec une image basse résolution de dimension 128x128.

#### Phase de détection:

C'est à ce niveau de basse résolution que l'on applique l'algorithme de contour actif à partir d'une initialisation manuelle. Il est important de préciser à ce stade que le fait de travailler à basse résolution offre une certaine "robustesse" vis à vis des paramètres  $a$  et  $b$  de raideur et d'élasticité du contour actif. Pour une même initialisation, l'intervalle de tolérance des valeurs de ces paramètres est étendu au fur et à mesure que l'on descend en résolution. Le critère de validité est

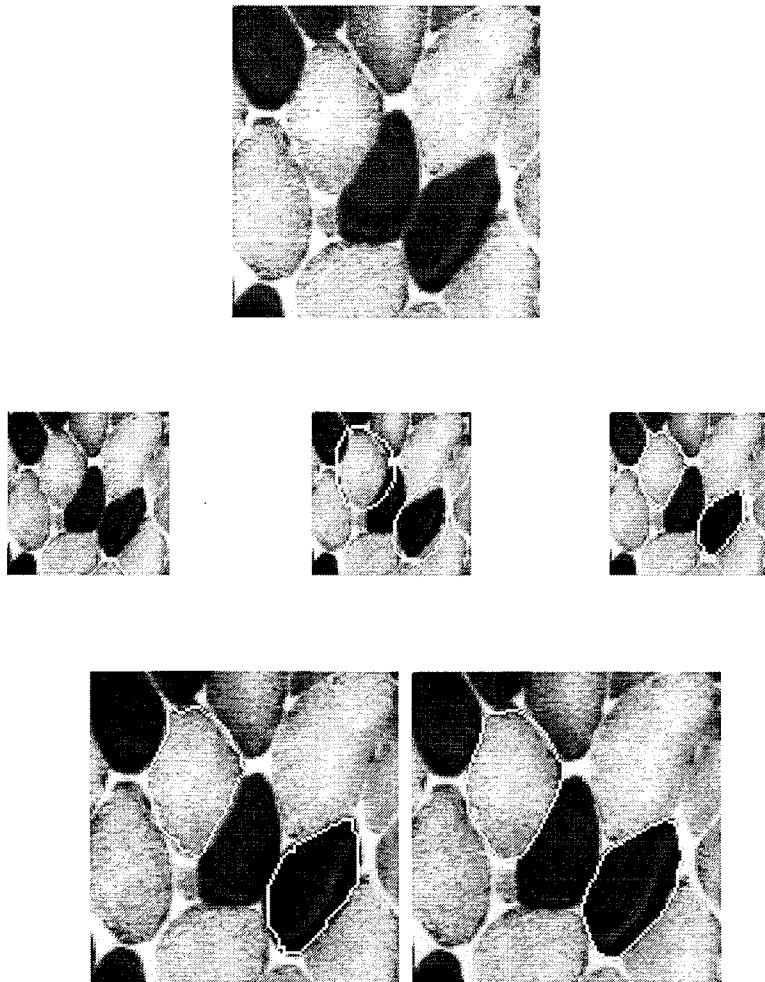
purement visuel et cette remarque ne peut présenter de valeur justificative à ce niveau de l'étude.

#### Phase de synthèse:

Cette phase est initialisée par le contour détecté à basse résolution et on se propose de ramener ce contour à la résolution initiale.

Pour cela, nous proposons une factorisation du modèle de résolution de l'équation (2).

En effet après application d'une décomposition multirésolution, on peut voir dans un premier temps l'application du modèle de contour actif comme une démarche de type membrane effectuée à basse résolution suivie dans un deuxième temps lors de la remontée au travers des différentes résolutions supérieures d'une démarche de type plaque mince permettant de réajuster le contour détecté. Ceci est décrit dans le schéma ci-dessous et illustré sur la figure ci-jointe.



**Figure 1:** Les étapes de la coopération entre modèles déformables et multirésolution.

Première ligne: image initiale.

Deuxième ligne de gauche à droite: image réduite par transformation en ondelettes, initialisation du processus de contour actif, état de convergence du processus de contour actif à basse résolution.

Troisième ligne image gauche: remontée en résolution par transformation homothétique sur le contour détecté et ensuite sur la base de cette initialisation, ajustement dans le contexte de la pleine résolution (image droite).



modèle membrane à basse résolution :

$$\frac{\delta v(s, t)}{\delta t} - \alpha \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial s^2} = f(s, t)$$

modèle plaque mince inter résolutions :

$$\frac{\delta v(s, t)}{\delta t} + \beta \frac{\partial^4 v(s, t)}{\partial s^4} = f(s, t)$$

La transformation multirésolution utilisée est la transformation ondelette, ce qui permet de bénéficier des notions de détails qui sont réintroduits au travers des remontées en résolution lors du réajustement du contour actif permettant ainsi de prendre en compte les détails préservés dans la représentation multirésolution.

Des exemples illustrent cette démarche en figure 1 où l'on peut voir les différentes phase de réduction, détection et synthèse.

La figure 2 illustre la segmentation sur différentes régions de l'image muscle.

## 5 CONCLUSION

En conclusion, ce travail illustre un des aspects de la coopération en segmentation d'images. L'avantage de la multirésolution réside dans la possibilité de séparer le modèle de contour actif en une phase de positionnement suivie d'une phase d'ajustement au fur

et à mesure que l'on intègre les détails. Ces détails sont identifiables par le biais de la transformation en ondelettes mais d'autres transformations sont envisageables et ont été envisagés dans d'autres travaux [9].

## Références

- [1] J. BENOIS, D. BARBA, Image segmentation by region-contour cooperation for image coding, 11th ICPR, The Hague, pp 331-334, 1992.
- [2] C. CHU, J.K. AGGARWAL, The integration of image segmentation maps using region and edge information, PAMI, 15, 12, pp 1241-1252, 1993.
- [3] R. KARA FALAH, Ph. BOLON, A region-region and region-edge cooperative approach of image segmentation, ICIP-94, 3, pp 470-474, 1994.
- [4] C. GRAFFIGNE, F. HEITZ, F. PRETEUX, M. SIGELLE, J. ZERUBIA, Modèles markoviens hiérarchiques pour l'analyse d'images, Rapport GDR TDSI 134 CNRS, Nov 1994.
- [5] O. LALIGANT, F. TRUCHETET, J. MITERAN, EDGE DETECTION BY MULTISCALE MERGING, IEEE-SP Int. Symp on Time Freq and Time scale Analysis, pp 237-240, 1994.
- [6] M. KASS, A. WITKIN, D. TERZOPOULOS, Snakes: Active contour models, International Journal of Computer Vision, 1, pp 312-331, 1988.
- [7] L.D. COHEN, I. COHEN, Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images, IEEE Trans PAMI, 15, 11, pp 1131-1147, 1993.
- [8] Y. ELOMARY, Modèles déformables et multi-résolution pour la détection de contours, Thèse Université Grenoble, 1994.
- [9] P.L. BOSSART, D. DAVID, J.M. DINTEN, J.M. CHASSERY, Détection de contours réguliers dans des images bruitées et texturées: association de contours actifs et d'une approche multiéchelle, soumis Traitement du Signal, 1995.

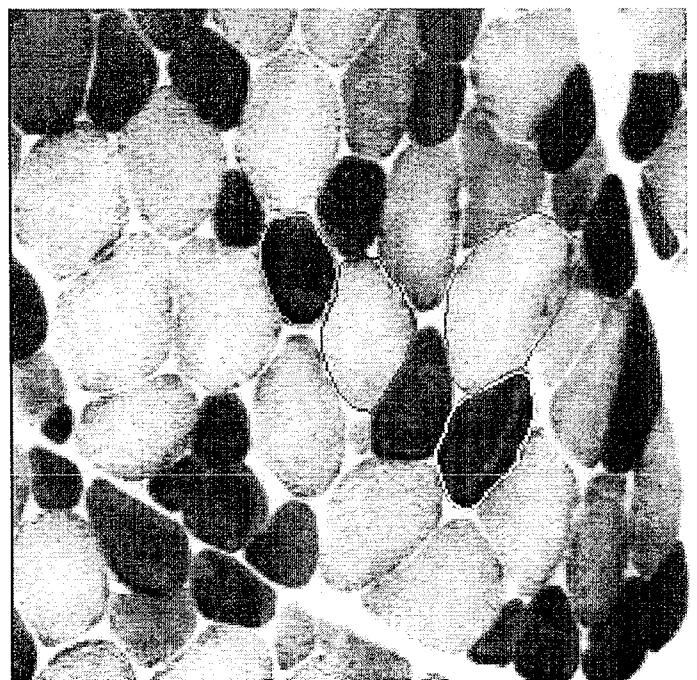
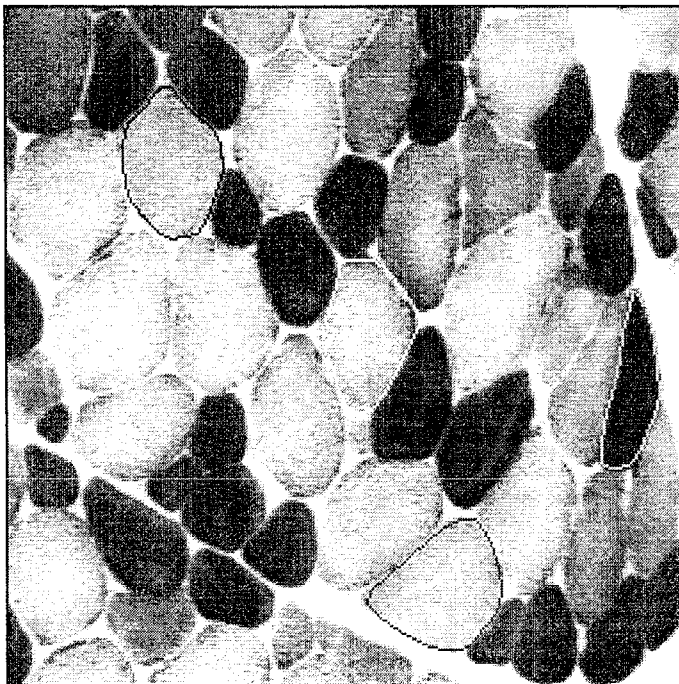


Figure 2 : Résultats de détection de contours.