

Un nouveau modèle de contour actif pour la détection de zones d'intérêt dans une image

Sergio Nogueira, Yassine Ruichek

Laboratoire Systèmes et Transports
Université de Technologie de Belfort Montbéliard
90000 Belfort
FRANCE

sergio.nogueira@utbm.fr, yassine.ruichek@utbm.fr

RÉSUMÉ. La modélisation des contours actifs constitue un des problèmes clés de la vision artificielle. Ils sont très utilisés dans de nombreuses applications qui nécessitent la détection d'objets dans une image ou encore leur suivi dans une séquence d'images. Dans ce papier, nous présentons un nouveau modèle de contour actif, basé sur l'utilisation d'une courbe B-Spline. Le modèle est régi par des énergies interne et externe, formulées d'une manière originale. L'élasticité, qui est habituellement représentée dans l'énergie interne, est prise en compte dans notre modèle grâce à une procédure d'ajout de points dans la courbe B-Spline. Ceci permet d'améliorer la convergence du contour actif vers les caractéristiques désirées de l'image. Des résultats qualitatifs et quantitatifs sont présentés afin de montrer les performances du modèle proposé.

ABSTRACT. Used to detect and/or track objects in images, active contours or snakes represent a main problem in computer vision. In this paper, we present a new B-Spline based active contour model, governed with original internal and external energies. The contour elasticity, which is generally formulated in the internal energy, is considered through an adding point procedure, which allows improving active contour convergence towards desired image characteristics. Experimental results are presented to show the performances of the proposed model.

MOTS-CLÉS : Contours actifs, B-Spline, énergies interne et externe, détection, convergence

KEYWORDS: Active contours, B-Spline, internal and external energies, detection, convergence

1. Introduction

La détection de contour est de nos jours une étape fréquente pour l'analyse d'image. On utilise dans la majorité des cas des opérateurs de bas niveaux tels que les filtres linéaires (cf. Sobel, Prewitt ou encore Deriche [1]) ou non linéaire (filtre anisotropique). La détection de contour via ces différents filtres ne fournit pas des résultats parfaits à cause du bruit ou encore des différents paramètres des détecteurs. De plus ces méthodes classiques s'appliquent à l'ensemble de l'image.

Pour détecter des objets ou des zones d'intérêt, plusieurs méthodes et modèles ont été proposés dont les contours actifs. Introduit par Kass et al. [2], un contour actif est une courbe qui évolue dans une image pour détecter un objet ou le suivre en considérant son mouvement dans une séquence d'images. Les contours actifs sont souvent utilisés dans l'imagerie médicale pour la détection d'organes (Eviatar et al. [3], Terzopoulos et al. [4]), la détection et le suivi d'objets dans les vidéos (Hoch et al. [5]) ou encore la reconstruction 3D en utilisant la vision stéréoscopique (Menet et al. [6] et Kass et al. [2]).

Dans ce papier nous présentons un nouveau modèle de contour actif, basé sur l'utilisation d'une courbe B-Spline [7] comme Brigger et al. dans [8]. Une courbe B-Spline a pour avantage d'être continue en tout point. De plus, elle peut approximer un contour en utilisant un nombre réduit de points, ce qui permet de réduire la complexité calculatoire liée à son évolution. Le modèle proposé est régi par des énergies interne et externe, exprimées avec une nouvelle formulation. L'originalité de notre modèle réside aussi dans le contrôle de l'élasticité du contour actif grâce à l'introduction d'une procédure d'ajout de points dans la B-Spline, contrairement aux approches existantes qui la prennent en compte directement dans l'énergie interne. Ceci permet une meilleure convergence du contour actif vers les caractéristiques désirées de l'image.

Pour permettre un contour actif d'être attiré vers des zones d'intérêt éloignées de l'image, Xu et al. [9] ont introduit la technique du Gradient Vector Flow (GVF). Cependant cette technique nécessite un coût calculatoire important. Notre modèle utilise une énergie externe dans la même idée que celle du GVF afin d'obtenir une meilleure attraction, même sur des contours éloignés de l'image, tout en ayant une convergence rapide.

Ce papier est organisé de la manière suivante. La section 2 présente les aspects fondamentaux du modèle proposé, avec une description détaillée des énergies interne et externe. La section 3 explique les différents mécanismes mis en place pour l'évolution du contour actif ainsi que la procédure d'ajout de points dans la B-Spline. Avant de conclure, la section 4 présente quelques résultats expérimentaux permettant de montrer les performances du modèle proposé.

2. Modèle du contour actif

Un contour actif est représenté par une courbe paramétrique :

$$\Gamma(s) = (x(s), y(s)) \quad (1)$$

avec $(s \in [0;1])$. Son évolution est contrôlée à travers une énergie interne et une énergie externe, notées respectivement E_{int} et E_{ext} . Le modèle proposé dans ce papier est basé sur l'utilisation d'une courbe B-Spline. Une courbe B-Spline est une courbe continue et dérivable en tout point. Elle constitue une représentation intéressante pour les contours actifs. La formulation mathématique d'une courbe B-Spline définit implicitement sa régularité. De plus, une courbe B-Spline permet de contrôler localement le degré de courbure. Dans notre cas, nous utilisons une courbe B-spline cubique Γ définie par n points de contrôle ($n \geq 3$).

2.1. Energie interne

L'énergie interne contrôle l'élasticité et la courbure de la du contour actif. Elle est définie théoriquement par :

$$E_{int}(\Gamma, s) = \int_0^1 \frac{1}{2} \left(\alpha \left| \frac{\partial \Gamma}{\partial s}(s) \right|^2 + \beta \left| \frac{\partial^2 \Gamma}{\partial s^2}(s) \right|^2 \right) ds \quad (2)$$

avec :

- $\frac{\partial \Gamma}{\partial s}(s)$ est la dérivée première représentant l'élasticité de la courbe au point s ;
- $\frac{\partial^2 \Gamma}{\partial s^2}(s)$ est la dérivée seconde qui représente la courbure point s ;
- $\alpha, \beta \in [0;1]$, représentent des coefficients de pondération ;

Dans le cas d'une courbe B-Spline, l'élasticité et la courbure dépendent du nombre de points de contrôle. Dans notre modèle, l'énergie interne est définie de la manière suivante :

$$E_{int} = \frac{\kappa}{n} \left[\alpha \sum_{i=0}^{n-1} A_i(t) + \beta \sum_{i=0}^{n-1} B_i(t) \right] \quad (3)$$

avec :

$$- A_i(t) \text{ représentant la fonction : } \frac{L(S_i(t))}{\|(P_i, P_{i+1 \bmod n})\|^2} \quad (4)$$

$$- B_i(t) \text{ représentant la fonction : } \frac{\|(P_{i-1 \bmod n}, P_i)\|^2 + \|(P_i, P_{i+1 \bmod n})\|^2}{\|(P_{i-1 \bmod n}, P_{i+1 \bmod n})\|^2} \quad (5)$$

– $S_i(t)$ est l'ensemble des points situés entre le $i^{\text{ème}}$ et le $(i+1)^{\text{ème}}$ points de la courbe B-Spline avec t variant entre 0 et 1.

$$\begin{aligned} & - \kappa = \frac{E_{ext}}{\chi} \text{ avec } \chi \text{ un coefficient de proportionnalité ;} \\ & - L(S_i(t)) = \sum_{j=0}^{p-1} \left\| \left(S_i\left(\frac{j}{p}\right), S_{i+1}\left(\frac{j+1}{p}\right) \right) \right\|^2 \end{aligned} \quad (6)$$

où p est le pas de calcul. Plus le pas est grand plus le temps de calcul est important, mais plus la précision est grande.

Par analogie avec le membre en dérivée seconde de l'équation 6, $A_i(t)$ et $B_i(t)$ indiquent le taux de courbure. Le membre en dérivée première dans l'équation 6, qui représente l'élasticité, n'est pas défini explicitement dans l'énergie interne associée à notre modèle. L'élasticité est, cependant, implicitement contrôlée par une procédure d'ajout de points dans la courbe B-Spline (voir section 3).

2.2. Energie externe

L'énergie externe est utilisée afin d'attirer le contour actif vers les caractéristiques désirées de l'image. Elle est généralement définie par :

$$E_{ext} = \gamma \int_0^1 P(\Gamma(s)) \cdot ds \quad (7)$$

où γ est un coefficient de pondération et $P(x, y)$ une fonction permettant de définir les caractéristiques désirées de l'image. Dans le cas de la recherche des contours, caractérisés par les forts gradients dans l'image, on utilise couramment :

$$P(x, y) = -|\nabla G_\sigma * I(x, y)| \quad (8)$$

où G_σ est un filtre gaussien de dimension σ ;

L'énergie externe utilisée dans notre modèle est basée sur l'idée du Gradient Vector Flow [9], qui permet d'attirer le contour actif vers les zones d'intérêt les plus éloignées. L'énergie externe est ainsi exprimée en fonction de la distance entre les points de contrôle de la courbe, qui représente le contour actif, et les zones d'intérêt.

Considérons une courbe B-spline définie par ses n points de contrôle. Pour chaque point P_i de la courbe on associe un point K_i appartenant à la droite (D_i) normal à la courbe en P_i . K_i est calculée en minimisant la fonction $f : N^2 \times N^2 \rightarrow N$, définie par :

$$f(a, b) = (a_x - b_x)^2 + (a_y - b_y)^2 + (\Delta_{max} - \Delta_{xy})^2 \quad (9)$$

où : (i) $a = P_i$; (ii) $b \in D_i$; (iii) Δ_{max} est la dérivée maximum de l'image ; (iv) Δ_{xy} est la dérivée de l'image au point (x, y) .

Le processus de minimisation calcule le meilleur point selon l'influence conjointe de la distance et de l'intensité du gradient. Lorsque les points K_i sont déterminés, une énergie locale externe (E_{extloc}^i) est calculée pour chaque point P_i .

L'énergie externe E_{ext} est obtenue par :
$$E_{ext} = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=0}^{n-1} E_{extloc}^i \quad (10)$$

avec $\lambda = \sum_{i=0}^{n-1} E_{extloc}^i$, calculé lors de l'initialisation et $E_{extloc}^i = f(K_i, P_i)$

3. Evolution du contour actif

L'énergie totale, qui gouverne l'évolution du contour actif, est calculée en additionnant les deux énergies interne et externe :

$$E_{ext}(\Gamma) = E_{int}(\Gamma) + E_{ext}(\Gamma) \quad (11)$$

3.1. Influence de l'énergie interne

La figure 1 illustre l'évolution d'un contour actif sous l'influence de l'énergie interne uniquement. Autrement dit, les contours de l'image n'ont pas été pris en compte. L'évolution de l'énergie interne conduit à une forme circulaire du contour actif. Cette propriété est intéressante puisqu'elle permet d'obtenir une zone englobante quand l'énergie externe devient négligeable par rapport à l'énergie interne.

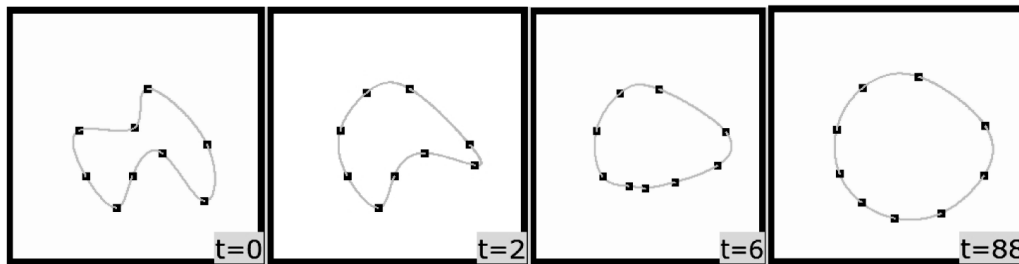


Figure 1. Evolution du contour actif sous l'influence de l'énergie interne uniquement.

3.2. Influence de l'énergie externe

La figure 2 illustre l'évolution d'un contour actif dans une image radiographique, sous l'influence des énergies interne et externe. L'évolution est caractérisée par différentes phases où chaque phase correspond à un cycle de minimisation locale.

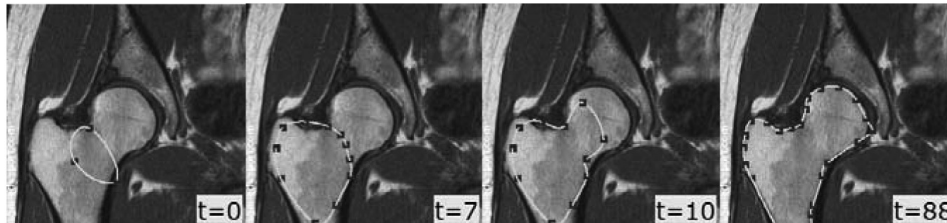


Figure 2. Evolution d'un contour actif sous l'influence des énergies interne et externe.

La figure 3 montre l'évolution de l'énergie externe du contour actif de la figure 2. Sur ce graphe nous observons que les pas : $t = 5$, $t = 8$, $t = 13$ et $t = 26$ correspondent à des états où l'énergie externe se stabilise, c'est-à-dire où elle atteint des minimum locaux. A la fin de chaque cycle de minimisation locale, des points de contrôle sont ajoutés à la courbe, c'est-à-dire au contour actif, afin de relancer le processus de minimisation de l'énergie totale. Cette procédure d'ajout de points de contrôle est répétée jusqu'à ce que l'on obtienne un minimum de l'énergie totale qui correspond à une meilleure détection des caractéristiques désirées de l'image. La procédure d'ajout de points de contrôle est décrite dans la section suivante.

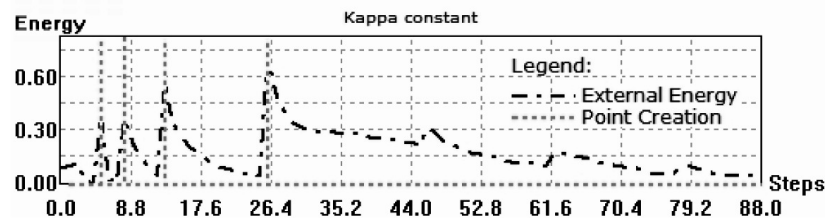


Figure 3. Evolution de l'énergie externe du contour actif de la figure 2.

3.3. Procédure d'ajout de points de contrôle

L'insertion des points de contrôle dans le contour actif permet de l'attirer vers des zones difficiles à atteindre. La figure 4 met en évidence l'intérêt de cette procédure où les points insérés sont représentés par des petits cercles blancs.

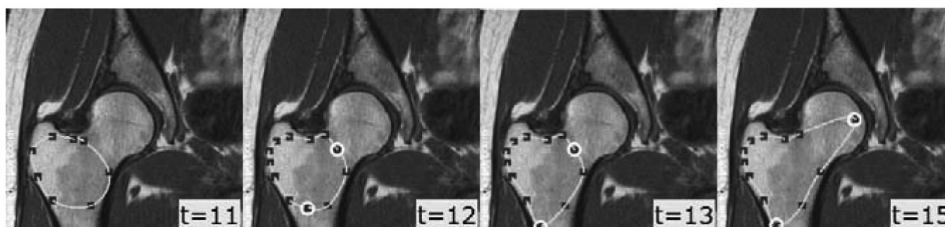


Figure 4. Insertion de points de contrôle dans le contour actif.

Lorsque l'énergie totale du contour actif atteint un minimum local, la procédure d'insertion de points de contrôle consiste à estimer pour chaque morceau $S_i(t)$ du contour actif la distance de points intermédiaires aux caractéristiques désirées. Un point est créé au milieu du morceau considéré lorsque la sommation de ces distances est trop élevée.

4. Autres résultats

Cette section présente quelques résultats du modèle proposé, appliqué sur différents cas : une image d'un cœur, fortement bruitée (cf. figure 5) et une forme complexe représentant une main (cf. figure 6). Ces résultats ont été obtenus avec des paramètres par défaut, c'est-à-dire sans optimisation préalable, et avec une initialisation manuelle dans la zone de recherche avec 3 points uniquement.

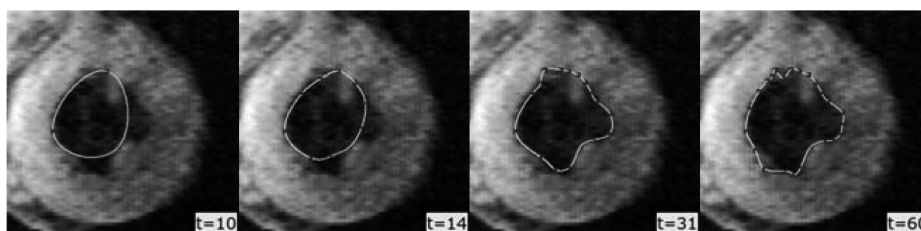


Figure 5. Image d'un cœur, fortement bruitée

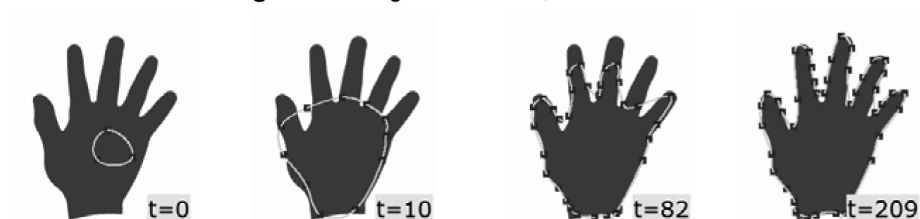


Figure 6. Image d'une forme complexe représentant une main

	Figure associée	Taille de l'image	Nombre d'itérations	Nombre de point	Temps de convergence
<i>Hanche</i>	2	260 x 260	88	24	66 ms
<i>Cœur</i>	4	373 x 377	60	24	71 ms
<i>Main</i>	5	233 x 249	209	43	656 ms

Tableau 1. Récapitulatif des résultats avec le temps de convergence

Le tableau 1 indique que le temps de convergence du contour actif dépend de la complexité de l'image. Ces résultats ont été obtenus avec une implémentation en C++ sur un PC Pentium 4 à 3Ghz. Ils montrent l'efficacité du modèle à atteindre les caractéristiques désirées, notamment quand il s'agit de la présence d'aspérités (cf. figure 5), avec une convergence rapide.

6. Conclusion

Dans ce papier nous avons présenté un nouveau modèle de contour actif, basé sur l'utilisation d'une courbe B-Spline, avec une nouvelle formulation des énergies interne et externe. Grâce à la procédure d'ajout de points de contrôle dans la courbe B-Spline, le modèle proposé permet une meilleure gestion de l'élasticité, qui est généralement représentée dans l'énergie interne dans les approches existantes. Comme le montrent les résultats présentés, ceci permet une meilleure attraction du contour actif vers les caractéristiques désirées de l'image, avec une convergence rapide.

7. Bibliographie

- [1] R. Deriche, « Fast algorithms for low-level vision » in *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 1, 1990.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, « Snakes : Active contour models » in *International Journal of Computer Vision*, 1988, vol. 1, pp. 321–332.
- [3] H. Eviatar and R. Somorjai, « A fast, simple active contour algorithm for biomedical images » in *Pattern Recognition Letters*, 1996, vol. 17, pp. 969–974.
- [4] T. McInerney and D. Terzopoulos, « Topologically adaptable snakes » in *5th International Conference on Computer Vision*, 1995, vol. 1, pp. 840–845.
- [5] M. Hoch and P. Litwinowicz, « A semi-automatic system for edge tracking with snakes » in *Vision Computer*, 1996, vol. 12, pp. 75–83.
- [6] S. Menet, P. Saint-Marc, and G. Medioni, « B-snakes : Implementation and application to stereo » in *Image Understanding Workshop*, September 1990, vol. 1, pp. 720–726.
- [7] R. H. Bartels, J. C. Beatty, and B. A. Barsky, « An introduction to splines for use in computer graphics and geometric modeling » in *Morgan-Kaufmann*, 1987.
- [8] P. Brigger, J. Hoeg, and M. Unser, « B-Spline snakes: A Flexible Tool for Parametric Contour Detection » in *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 9, September 2000.
- [9] Chenyang Xu and J. L. Prince, « Gradient vector flow: A new external force for snakes » in *IEEE Proc. Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog. (CVPR'97)*, 1997, vol. 1, pp. 321–332.2.