

Définition d'une force d'attraction aux LPE pour la segmentation par contours actifs

Annabelle GOUZE, Cédric DE ROOVER, Benoît MACQ

Laboratoire Télécommunications, Université catholique de Louvain
Place du Levant 2, 1348 Louvain la Neuve, Belgique

gouze@tele.ucl.ac.be, deroover@tele.ucl.ac.be, macq@tele.ucl.ac.be

Résumé – Dans cet article, nous traitons du problème de la segmentation vidéo. Nous proposons une nouvelle méthode qui combine les contours actifs et une pré-segmentation par les LPE (lignes de partage des eaux). Les méthodes LPE traitent efficacement les images couleurs par une sursegmentation en régions de couleurs homogènes. D'autre part, les contours actifs permettent d'obtenir des résultats réguliers. L'algorithme de segmentation proposé se compose de deux étapes. Dans un premier temps, les contours actifs évoluent sous un critère permettant de détecter un objet en mouvement dans une séquence vidéo à caméra fixe. Une incertitude sur le mouvement peut induire une imprécision sur la position du contour final ainsi que des artefacts. Aussi, nous affinons les résultats en introduisant une force d'attraction aux LPE. La méthode proposée améliore la segmentation en augmentant la précision et la régularité des résultats retournés par les contours actifs basés mouvement et les LPE.

Abstract – In this paper we address the problem of video segmentation. We propose a new method which combines an active contour and a watershed presegmentation. On the one hand, watershed methods are very efficient to provide an oversegmentation of homogeneous color regions. On the other hand, active contours methods are efficient to obtain a smooth segmentation. The proposed segmentation algorithm is performed in two steps. We first apply an active contour method to segment moving objects in video for static camera. The uncertainty on the motion induces artifacts on the resulting contours. Then, the propagation is driven by the distance to the watershed boundaries to refine the results. The proposed method provides finer and smoother results than moving object segmentation by active contours and than watersheds.

1 Introduction

La segmentation d'images et de séquences vidéo vise à partitionner les données en différentes zones d'intérêt afin de permettre l'interprétation et l'analyse d'image. La segmentation peut servir à délimiter de manière précise les objets de l'arrière-plan pour être utilisés par des applications telle que la post-production. Cette dernière nécessite une segmentation fine afin de délimiter avec précision le plan objet de l'arrière-plan et ne requière pas une évolution temps-réel. Plusieurs techniques ont été développées au cours de ces dernières décennies, notamment les méthodes par contours actifs et par LPE (lignes de partages des eaux). La segmentation par contours actifs permet de délimiter les contours d'un ou plusieurs objets sémantiques. Les contours actifs se révèlent efficace pour le suivi d'objets en mouvement, cependant la méthode souffre d'un manque de précision sur la position du contour dû à un trop faible mouvement et à la difficulté d'estimer l'arrière plan. D'autre part, les méthodes de segmentation LPE retournent une image sursegmentée. Un algorithme de fusion peut être employé en vue de restreindre le nombre de régions. La segmentation obtenue souffre, néanmoins, d'un manque de régularité. De récents travaux ont combiné les snakes et les LPE. Nguyen [11] et Park [13] ont décrit comment représenter une segmentation LPE comme un problème de minimisation d'énergie. Nguyen opère une segmentation LPE en plusieurs régions et régularise le résultat en introduisant une équation d'énergie basée sur les distances topologiques au centre de gravité des régions. L'article aborde le problème autrement et décrit comment exploiter de manière efficace la pré-segmentation LPE dans un

algorithme de contours actifs. En effet, nous présentons un nouveau critère d'énergie basé sur la distance aux lignes LPE. La dérivation de cette énergie détermine une force d'attraction vers les bords des lignes LPE les plus proches et permet d'obtenir une courbe régulière. Notre algorithme se décompose en deux étapes. Dans un premier temps, nous traquons les objets en mouvement avec un simple critère mouvement basé région. Et dans un second temps, nous appliquons la nouvelle force d'attraction aux LPE afin d'affiner les résultats de la segmentation. Cette évolution séquentielle permet de conduire la courbe sans être ralenti ou stoppé par les lignes LPE indésirables. Cet article introduit en section 2 les méthodes de segmentation par LPE et par contours actifs. La section 3 décrit la méthode originale combinant les segmentations par contours actifs et par LPE. Enfin, la section 4 montre des résultats très concluants.

2 Introduction à la segmentation

2.1 LPE : lignes de partage des eaux

Toute image en niveaux de gris, telle qu'une image de gradient couleur, peut être considérée comme une surface topographique, contenant des monts, des plateaux et des vallées. La transformation morphologique par LPE a pour but de diviser cette surface topographique en différents bassins séparés par des lignes de partage des eaux [10]. Ces LPE partitionnent l'image en différentes régions homogènes. Le désavantage majeur des algorithmes LPE est leur haute sensibilité au bruit, il en résulte une sur-segmentation due à un grand nombre de

LPE. Cette sur-segmentation peut être résolue soit en fusionnant les régions, soit en limitant directement le nombre de régions créées par l'utilisation de marqueurs. Afin de faciliter le processus de fusion, Salembier a réorganisé les régions sur-segmentées dans un arbre de partition binaire [15]. Malgré le processus de fusion, des points faibles subsistent. Les contours ne sont pas réguliers et le suivi temporel des régions demeure non trivial.

2.2 Contours actifs

La segmentation par contours actifs consiste à déformer un contour initial et à le faire évoluer vers les bords d'un ou plusieurs objets à segmenter. L'évolution est conduite par une force (une équation aux dérivées partielles) émanant de la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie [18, 2, 8, 12]. L'EDP fait évoluer le contour vers un minimum (local) d'énergie assimilé aux bords de l'objet. A l'origine, les snakes [9] ou les contours actifs géodésiques [1] sont calculés grâce à la minimisation d'une intégrale dont les caractéristiques dépendaient des contours. Par la suite, de nouvelles fonctionnelles d'énergie combinant des intégrales de contours et des intégrales de régions sont apparues. Elles furent introduites par [3] et [14], et développés par plusieurs auteurs [18, 2, 8, 12, 17].

3 Contours actifs contraints par les LPE

Dans cette section, nous proposons un critère basé sur la segmentation LPE, ensuite nous introduisons le schéma de segmentation par contour actif. L'idée est de segmenter séquentiellement les objets en mouvement en deux étapes complémentaires. La première étape permet de cibler les objets en mouvement et la seconde consiste à affiner le premier résultat de segmentation en attirant les contours vers les bord des régions de couleurs homogènes délimitées par les LPE. Cela suppose que la détection des objets retourne un contour proche des LPE correspondant à la meilleure solution.

3.1 Définition de la force d'attraction aux LPE

Considérons une carte de sur-segmentation définie par les LPE, notre but est d'attirer le contour actif vers la ligne LPE la plus proche. Pour ce faire, nous introduisons un critère qui contraint la distance du contour aux bords des régions LPE. Le critère, J_W , est exprimé comme suit :

$$J_W(\tau) = \int_{\Gamma(\tau)} d^2(\Gamma(\tau), W) ds \quad (1)$$

où W est un ensemble de courbes correspondantes aux LPE, d est une distance géométrique des points d'évolution à W . d peut être calculé par les algorithmes de carte de distance [4]. La définition de d pour $X \in \Gamma(\tau)$ est :

$$d(X, W) = \min_{Y \in W} |X - Y| = |X - Y_{min}|. \quad (2)$$

Dans [6], Gastaud a aussi défini une énergie basée sur la distance signée à un simple contour de référence :

$$J_C(\Gamma) = \int_{\Gamma} \varphi(u(\Gamma, \Gamma^{ref})) ds \quad (3)$$

où φ est une fonction dérivable de la distance géométrique u :

$$u(X, \Gamma^{ref}) = \begin{cases} -\min_{Y \in \Gamma^{ref}} |X - Y| & \text{si } X \text{ est à l'extérieur de } \Gamma^{ref} \\ \min_{Y \in \Gamma^{ref}} |X - Y| & \text{si } X \text{ est à l'intérieur de } \Gamma^{ref} \end{cases} \quad (4)$$

X est un point de Γ et Y les coordonnées d'un point du contour de référence Γ^{ref} . En utilisant la méthode de dérivation de Gastaud qui suppose pour dériver l'intégrale que $\Gamma(\tau)$ est paramétrée par p dans $[0, 1]$, et ainsi que u et d sont des fonctions continues en p , le critère est alors exprimé comme suit :

$$J_W(\tau) = \int_{\Gamma(\tau)} d^2(X, W) \left| \frac{\partial X}{\partial p} \right| dp \quad (5)$$

L'hypothèse de continuité signifie que nous ne coupons pas le squelette des régions LPE. Cette hypothèse nous permet d'obtenir l'EDP, ensuite nous généraliserons en étendant la force d'évolution aux cas singuliers. Notons toutefois que cette étape de segmentation est réalisée en vue d'affiner un premier pas, les chances de couper le squelette sont fortement réduites. Le gradient en chaque point de la carte de distance est donné par $\mathbf{N}_W = \nabla d = \frac{X-Y}{|X-Y|}$. Notons que $d = |u|$ et que

$$\nabla u = \begin{cases} -\frac{X-Y}{|X-Y|} & \text{si } X \text{ est à l'extérieur de } \Gamma^{ref} \\ \frac{X-Y}{|X-Y|} & \text{si } X \text{ est à l'intérieur de } \Gamma^{ref} \end{cases} \quad (6)$$

En définissant par \mathbf{N} la normale unitaire interne à Γ , nous obtenons $\langle \nabla d, \mathbf{N} \rangle d = \langle \nabla u, \mathbf{N} \rangle u$. La dérivée de (5) s'obtient alors en exploitant les résultats de [6] :

$$J'_W(\tau) = \int_0^1 \langle \frac{\partial X}{\partial \tau}, [2 \langle \mathbf{N}_W, \mathbf{N} \rangle d - \kappa d^2] \mathbf{N} \rangle \left| \frac{\partial X}{\partial p} \right| dp \quad (7)$$

où κ est la courbure du contour. A partir dérivée, nous obtenons l'équation d'évolution suivante :

$$\frac{\partial \Gamma_W}{\partial \tau} = [-2 \langle \mathbf{N}_W, \mathbf{N} \rangle d + \kappa d^2] \mathbf{N} = F_W \mathbf{N} \quad (8)$$

Nous généralisons cette equation d'évolution aux points singuliers. En $d = 0$, le point d'évolution X appartient aux LPE et \mathbf{N}_W n'est pas défini. Néanmoins, les LPE sont atteintes et la force d'attraction doit être nulle. Aussi nous définissons la force d'évolution F_W en $d = 0$ par $F_W = 0$. Si il existe plus d'une valeur Y_{min} pour un X donné, le point X est alors un point singulier. Dans ce cas, X se situe sur le squelette de la région et \mathbf{N}_W n'est pas défini de manière unique. Le choix de $\langle \mathbf{N}_W, \mathbf{N} \rangle$ dépend de l'implémentation et de la discrétisation. Numériquement, nous calculons \mathbf{N}_W par un gradient centré pour éviter de privilégier une mauvaise direction. Comme partout, la courbe évolue dans la direction de \mathbf{N} , mais la force et le sens de propagation sont surtout influencés par κ (puisqu'il est facteur de d^2 et que d est grand sur le squelette).

3.2 Segmentation en deux étapes

3.2.1 Premier pas : segmentation par contours actifs par détection d'objets en mouvement

La première étape met en oeuvre la détection des objets en mouvement pour un simple critère défini dans [7] par :

$$J_M(\tau) = \iint_{\Omega_{obj}(\tau)} \alpha_{obj} dx dy + \iint_{\Omega_{back}(\tau)} \alpha_{back} |I_n - B_n| dx dy + \int_{\Gamma(\tau)} \lambda ds \quad (9)$$

où α_{obj} , α_{back} et λ sont des constantes positives. B_n représente l'estimation du fond et I_n la trame courante. L'équation d'évolution est définie par :

$$\frac{\partial \Gamma_M}{\partial \tau} = (\alpha_{obj} - \alpha_{back} |I_n - B_n| + \lambda \kappa) \mathbf{N} \quad (10)$$

Cette étape conduit le contour actif près des bords de l'objet à segmenter. Cependant, la précision peut être améliorée en affinant le résultat par une seconde évolution.

3.2.2 Second pas : Segmentation par contours actifs conduits par une force d'attraction aux LPE

Pré-segmentation par LPE

La technique d'immersion introduite dans [16] retourne une première partition de l'image en régions de couleurs homogènes. Le nombre de régions est ensuite réduit par le processus de fusion présenté en [5]. Ce processus est basé sur un critère spatio-temporel. Aussi les LPE ne correspondent pas aux lignes de plus fort gradient couleur de l'image. Les LPE introduites dans notre algorithme correspondent aux bornes non-lisses des régions de la partition.

Application des contours actifs

Le second pas consiste à attirer le contour vers les LPE, et à contraindre la régularité du contour. Aussi, nous définissons un critère combinant l'énergie des distances aux LPE (introduit en 3.1) et un terme constant. Ce dernier a pour rôle de régulariser le contour final en contraignant la longueur du contour actif. L'énergie est exprimée comme suit :

$$J_W(\tau) = \int_{\Gamma(\tau)} [\lambda_W d^2(\Gamma(\tau), W) + \lambda_\Gamma] ds \quad (11)$$

où λ_W et λ_Γ sont deux constantes positives. L'équation (8) et la dérivée de (11) retournent l'équation d'évolution :

$$\frac{\partial \Gamma_W}{\partial \tau} = [\lambda_W (-2 \langle \mathbf{N}_W, \mathbf{N} \rangle d + \kappa d^2) + \lambda_\Gamma \kappa] \mathbf{N}. \quad (12)$$

Le premier terme attire le contour vers les LPE et le second le lisse. Dans le cas où le contour actif coupe le squelette des régions LPE, le problème est traité comme évoqué dans 3.1. Le terme de régularité et la rigidité de la courbe permettent de ramener les points de part et d'autre du squelette. Notons toutefois, que l'algorithme est appliqué aux résultats finals de la première étape de segmentation, aussi le contour est proche des LPE. Le risque de couper le squelette est ainsi réduit.

4 Résultats :

Les performances de la méthode proposée sont ici évaluées sur la séquence *Akiyo* pour $\alpha_{obj} = 0.9$, $\alpha_{back} = 1.2$, $\lambda = 6$, $\lambda_W = 0.2$ et $\lambda_\Gamma = 1.5$ et la séquence *Mother* (Fig. 2) for $\alpha_{obj} = 1.5$, $\alpha_{back} = 1.2$, $\lambda = 9$, $\lambda_W = 0.2$ et $\lambda_\Gamma = 2.25$. Les figures 1 (a), (b) et (c) présentent des résultats intermédiaire et final retournés par le premier pas de l'algorithme. Nous observons quelques disparités entre les contours et le bord de l'objet. La figure 1 (d) présente l'image sur-segmentée par les LPE, à partir de laquelle la carte de distance est calculée. Les figures 1 (e) et (f) montrent la propagation et les résultats retournés par le second pas. Nous constatons une nette amélioration des résultats de la première segmentation tant du point de vue de la finesse que de la régularité.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une nouvelle méthode de segmentation vidéo combinant les méthodes par contours actifs et par LPE. L'algorithme proposé est réalisé séquentiellement en deux étapes. La première exploite un critère de mouvement. La seconde attire le contours vers la ligne de partage des eaux la plus proche. Ces lignes séparent les régions de couleurs homogènes. La partie originale des présents travaux est la définition d'un critère d'énergie basé sur les LPE. Les résultats obtenus sont performants. Il est toutefois à noter que la détection de mouvement doit être suffisamment bonne pour que les LPE globalement les plus proches correspondent à la meilleure solution. Cette approche est applicable pour la détection d'objet en mouvement pour une caméra statique. Une alternative pour des travaux ultérieurs est d'étendre la méthode aux séquences à caméra mobile en changeant le premier critère.

6 Remerciement

Les auteurs remercient A. Herbulot, E. Debreuve et le Prof Barlaud pour leur aide dans la réflexion théorique et la région wallonne pour la réalisation de ce projet.

Références

- [1] V. Caselles, R. Kimmel et G. Sapiro, *Geodesic active contours*, IJCV, vol 22, n 1, p 61-79, 1997.
- [2] Chan, T. et Vese, L., *Active contours without edges*, IEEE Trans. on Im. Process., vol 10, n 2, p 266-277, 2001.
- [3] L. Cohen, E. Bardinet et N. Ayache, *Surface reconstruction using active contour models*, SPIE Conf. on Geom. Meth. in Comput. Vis., 1993.
- [4] O. Cuisenaire et B. Macq, *Fast Euclidean distance transformations by propagation using multiple neighbourhoods*, Computer vision and Image understanding, Comput. vis. and Im. understanding, vol 76, n 2, p 163-172, 1999.
- [5] C. De Roover, M. Gabbouj et B. Macq, *An accurate semiautomatic segmentation scheme based on watershed and change detection mask*, Proc. of SPIE, Im. and Video Comm. and Process., vol. 5685, jan, 2005.
- [6] M. Gastaud, M. Barlaud et G. Aubert, *Combining Shape Prior and Statistical Features For Active Contour Segmentation*, IEEE TCSVT spec. sess. on Audio and Video Anal. for Interact. Multim. Services, mai, 2004.
- [7] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, G. Aubert, *A 3-Step Algorithm using Region-Based Active Contours for Video Objects Detection*, EURASIP JASP, 2002.
- [8] S. Jehan-Besson, M. Barlaud et G. Aubert, *DREAM2S : Deformable Regions driven by an Eulerian Accurate Minimization Method for image and video segmentation*, Int. Journ. of Comput. Vis., vol 53, n 1, 2003.
- [9] Kass, M., Witkin, A. et Terzopoulos, D., *Snakes : Active contour models*, IJCV ; vol 1, p 321-332, 1988.
- [10] F. Meyer et S. Beucher, *Morphological segmentation*, Journal of Visual Comm. and Image Rep., vol 1, n 1, p.21-46, 1990.
- [11] H.T. Nguyen, M. Worring et R. van den Boomgaard, *Watersnakes : energy-driven watershed segmentation*, IEEE Trans. on Pat. Anal. and Mach. Intell., vol 25, n3, p. 300-342, 2003.
- [12] N. Paragios et R. Deriche, *Geodesic Active Regions and Level Set Methods for Supervised Texture Segmentation*, Int. Journ. of Comput. Vis., vol 46, n 3, 2002.
- [13] J. Park et J.M. Keller, *Snakes on the Watershed*, IEEE Trans. On Pat. Anal. and Mach. Intell., vol. 23, n 10, p. 1201-1205, 2001.
- [14] R. Ronfard, *Region-based strategies for active contour models*, Int. Journ. of Comput. Vis., vol 13, n 2, p 229-251, 1994.
- [15] P. Salembier et L. Garrido, *Binary Partition Tree as an Efficient Representation for Image Processing, Segmentation, and Information Retrieval*, IEEE Trans. on Im. Process., vol 9, n 4, 2000.

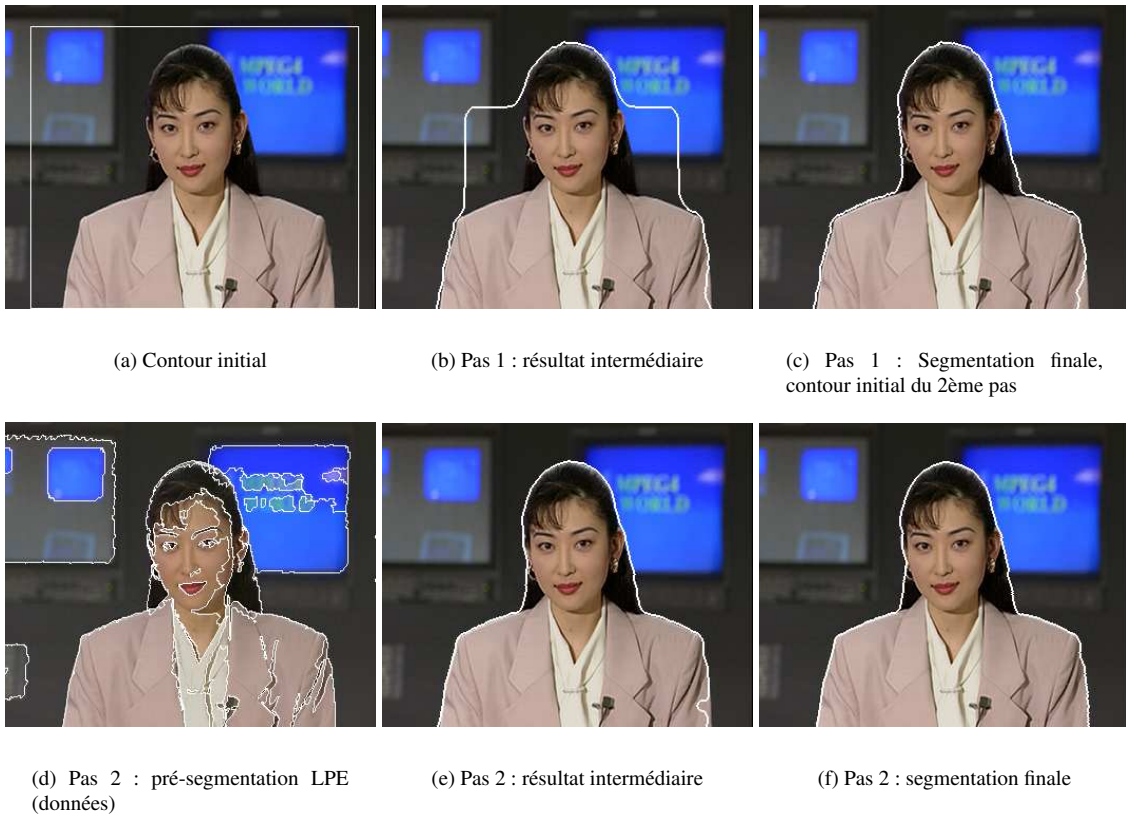


FIG. 1 – Segmentation en deux phases (Akiyo) : (b) propagation et (c) résultat de la segmentation d’objets en mouvement (pas 1) ; (e) propagation et (f) résultat de la segmentation par attraction aux LPE (pas 2)

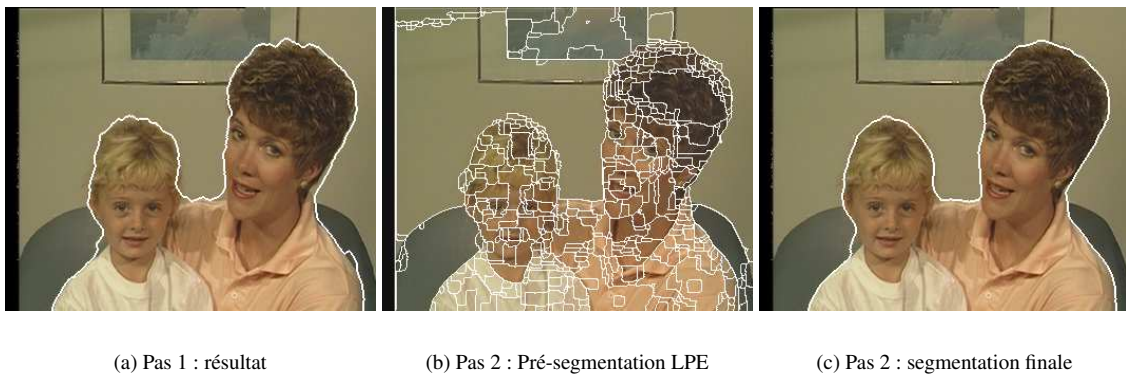


FIG. 2 – Segmentation de *Mother* : (a) segmentation par détection d’objet en mouvement, (b) LPE servant à calculer la carte de distance, (c) Résultat après les 2 étapes de segmentation.

- [16] L. Vincent et P. Soille, *Watersheds in Digital Spaces : An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations*, IEEE Trans. on Pat. Anal. and Mach. Intell., vol 13, n 6, 1991.
- [17] A. Yezzi, A. Tsai et A. Willsky, *A statistical approach to snakes for bimodal and trimodal imagery*, IEEE ICIP, Kobe, 1999.
- [18] S Zhu et A. Yuille, *Region competition : unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation*, PAMI, vol 18, p 884-900, sept. 1996.