

# Utilisation des Gradients de Forme et des Contours Actifs Basés Régions pour la Segmentation des Vecteurs Mouvement

Stéphanie JEHAN-BESSON<sup>1</sup>, Stefan DUFFNER<sup>1\*</sup>, Ariane HERBULOT<sup>2</sup>, Michel BARLAUD<sup>2</sup>, Gilles AUBERT<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire GREYC, 6, Bd du Marechal Juin, 14050 Caen Cedex, France

<sup>1\*</sup> maintenant à France Telecom R&D, Rennes

<sup>2</sup>Laboratoire I3S, 2000 route des Lucioles, 06903 Sophia Antipolis, France

<sup>3</sup>Laboratoire J.A. Dieudonné, Parc Valrose, 06108 Nice Cedex 2, France

jehan@greyc.ensicaen.fr, stefan.duffner@rd.francetelecom.com

herbulot@i3s.unice.fr, barlaud@i3s.unice.fr

gaubert@math.unice.fr

**Résumé** – L’objectif est ici la segmentation de régions homogènes en utilisant des caractéristiques vectorielles. L’application visée est la segmentation des régions en mouvement en utilisant les vecteurs mouvement. Afin de caractériser l’homogénéité de la région en utilisant toutes les composantes des vecteurs mouvement, nous estimons puis minimisons l’entropie jointe de ces composantes. Cette quantité est évaluée en utilisant la densité de probabilité jointe des composantes (celle-ci est non paramétrique puisque nous ne faisons aucune hypothèse sur la distribution sous-jacente). Sur les résultats synthétiques, on peut montrer que l’on arrive à différencier des régions en prenant en compte les deux composantes des vecteurs mouvement. Ainsi on peut différencier des vecteurs de même longueur mais de directions différentes. Sur des séquences vidéo réelles, des premiers résultats prometteurs ont été obtenus pour la segmentation d’objets en mouvement.

**Abstract** – In this paper, we propose to focus on the segmentation of vector fields (e.g. motion vectors) using region-based active contours. We search for a domain that minimizes a criterion based on homogeneity measures of the vector fields. We choose to evaluate, within each region to be segmented, the average quantity of information carried out by the vector fields, namely the joint entropy of vector components. We do not make any assumption on the underlying distribution of joint probability density functions (pdfs) of vector components, and so we evaluate the entropy using non parametric pdfs. A local shape minimizer is then obtained through the evolution of a deformable domain in the direction of the shape gradient. Shape derivation tools allow us to easily derive complex criteria involving such non parametric pdfs. We first apply this segmentation method to synthetic vector fields and show interesting results where motion vector fields may be separated using both their length and their direction. Then, optical flow is estimated in real video sequences and segmented using this technique. This leads to promising results for the segmentation of moving video objects.

## 1 Introduction

Dans ce papier, nous proposons de segmenter des champs de vecteurs mouvement en utilisant les contours actifs basés régions. L’objectif est de segmenter les différents mouvements dans une séquence d’images. Les applications pratiques sont nombreuses : post-production cinématographique, vidéo-surveillance, indexation multimédia ou compression orientée objet. Les approches variationnelles et les contours actifs basés régions ont montré leur efficacité pour la segmentation du mouvement. Certains auteurs choisissent de minimiser l’image des différences [6], alors que d’autres considèrent des modèles paramétriques pour chaque région [2]. Une autre approche consiste en l’utilisation de la longueur des vecteurs mouvement [9] ou du mouvement dominant [10].

Dans l’approche proposée ici, nous considérons à la fois la longueur et la direction des vecteurs mouvement en utilisant l’entropie jointe des composantes des vecteurs mou-

vement. Nous ne faisons aucune hypothèse sur la distribution de probabilité suivie par ces composantes et nous choisissons donc d’évaluer l’entropie en utilisant des densités de probabilité non paramétriques. Un domaine optimal est obtenu par l’évolution d’un modèle déformable. Cette évolution est régie par une équation aux dérivées partielles calculée en dérivant le critère proposé. Comme la minimisation se fait ici par rapport à un domaine, nous utilisons pour la dérivation les outils de dérivation de domaine comme cela a été proposé dans [7, 1].

Des résultats sur des images synthétiques montrent que les champs de vecteurs peuvent être séparés en utilisant à la fois leur longueur et leur direction. Pour les séquences vidéo réelles, le flot optique est tout d’abord estimé puis mis à profit pour la segmentation des objets en mouvement. Des premiers résultats encourageants ont été obtenus.

## 2 Introduction d'un critère basé sur la théorie de l'information

Nous proposons d'utiliser un critère basé sur l'entropie présenté dans [4] et appliqué ici à la segmentation de données vectorielles et notamment des vecteurs mouvement. Notons de manière générale  $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})]^T$  la caractéristique d'intérêt (qui peut être par exemple le vecteur des composantes couleur de l'intensité de l'image) et  $q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega)$  la densité de probabilité d'avoir  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  sachant que  $\mathbf{x} \in \Omega$ . L'entropie jointe des composantes  $f_i$  a alors pour expression :

$$\begin{aligned} E(f_1, f_2, \dots, f_n, \Omega) &= \int_{\Omega} -q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega) \ln q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega) \, d\mathbf{x} \\ &= \int_{\Omega} -q(f_1(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x}), \Omega) \ln q(f_1(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x}), \Omega) \, d\mathbf{x} \end{aligned}$$

Afin de segmenter les régions homogènes, nous utilisons une compétition entre l'homogénéité de deux régions, le fond noté  $\Omega_{out}$  et les objets d'intérêt notés  $\Omega_{in}$ . Dans notre étude, nous cherchons la partition de l'image qui minimise le critère suivant :

$$\begin{aligned} E_C(\Omega_{in}, \Omega_{out}) &= E(f_1, \dots, f_n, \Omega_{in}) \cdot |\Omega_{in}| \\ &\quad + E(f_1, \dots, f_n, \Omega_{out}) \cdot |\Omega_{out}| \quad (1) \end{aligned}$$

Ce critère est basé sur la maximisation de l'information mutuelle entre  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  et le label de la région  $L(\mathbf{x})$ , voir [8, 4] pour plus de détails. Il correspond à l'entropie conditionnelle entre la caractéristique  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  et le label  $L(\mathbf{x})$ .

### 2.1 Estimation de la densité de probabilité non paramétrique

Afin d'évaluer ce critère puis de le dériver, nous devons estimer la densité de probabilité  $q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega)$ . Pour cela nous ne faisons pas d'hypothèse sur la distribution de probabilité sous jacente et nous utilisons une densité de probabilité non paramétrique. Celle-ci est estimée en utilisant la méthode de Parzen, ce qui nous donne l'expression suivante :

$$q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega) = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} K(\mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}})) \, d\hat{\mathbf{x}} \quad (2)$$

avec  $K$  un noyau Gaussien de moyenne 0 et de variance  $\sigma$ .

### 2.2 Calcul de l'équation d'évolution

Nous cherchons ici un domaine optimal, or l'ensemble des domaines de  $\mathbb{R}^n$  n'a pas une structure d'espace vectoriel. Afin de dériver le critère, nous utilisons donc les outils de dérivation de domaines développés par [3] et mis à profit pour la segmentation par contours actifs dans [5, 7]. Nous calculons ainsi la dérivée Eulérienne du critère en suivant la méthodologie exposée dans [7, 4]. Nous pouvons alors calculer la dérivée Eulérienne dans la direction  $\mathbf{V}$  de  $J(\Omega) = E(\mathbf{f}, \Omega) |\Omega|$ , ce qui nous donne :

$$\begin{aligned} dJ_r(\Omega, \mathbf{V}) &= \int_{\partial\Omega} \left[ K(\mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\mathbf{s})) (\ln q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega) + 1) - 1 \right. \\ &\quad \left. + |\Omega| q(\mathbf{f}(\mathbf{s}), \Omega) \ln q(\mathbf{f}(\mathbf{s}), \Omega) \right] (\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) \, ds \end{aligned}$$

De cette dérivée, nous pouvons déduire qu'afin d'obtenir un minimum local du critère (1), nous allons faire évoluer une courbe  $\Gamma(s, \tau)$ , avec  $s$  la longueur d'arc et  $\tau$  le paramètre d'évolution selon l'équation d'évolution suivante :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Gamma(s, \tau)}{\partial \tau} &= \left[ -|\Omega_{in}| q(\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}), \Omega_{in}) \ln q(\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}), \Omega_{in}) \right. \\ &\quad - \int_{\Omega_{in}} K(\mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}})) (\ln q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega_{in}) + 1) \, d\mathbf{x} \\ &\quad + |\Omega_{out}| q(\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}), \Omega_{out}) \ln q(\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}), \Omega_{out}) \\ &\quad \left. - \int_{\Omega_{out}} K(\mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}})) (\ln q(\mathbf{f}(\mathbf{x}), \Omega_{out}) + 1) \, d\mathbf{x} \right] \mathbf{N} \end{aligned}$$

avec  $\hat{\mathbf{x}} = \Gamma(s, \tau)$ .

## 3 Application à la segmentation des vecteurs mouvement

Jusqu'à présent la caractéristique  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  pouvant être utilisée n'a pas été spécifiée. Classiquement  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  représente une ou plusieurs composantes de l'intensité de l'image [4]. Dans ce travail, nous choisissons les deux coordonnées du vecteur mouvement soit  $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [u, v]^T$ . En utilisant une telle approche, nous prenons en compte à la fois la longueur et la direction du mouvement comme cela est démontré dans les résultats expérimentaux suivants. Dans chacun des exemples, le contour initial et le contour final sont donnés.

### 3.1 Images synthétiques

La premier exemple (Figure 1) représente un rectangle se déplaçant en translation vers la droite sur un fond se déplaçant en translation vers la gauche. Le rectangle est ici correctement segmenté bien que les vecteurs mouvement soient de même longueur. Dans le deuxième exemple, trois rectangles de tailles et de mouvements différents sont placés sur un fond en translation. La Figure 2 nous montre l'évolution du contour. L'évolution des densités de probabilités associées au fond et à l'objet (soient respectivement  $q(u, v, \Omega_{out})$  et  $q(u, v, \Omega_{in})$ ) est donnée Figure 3. La première colonne nous donne l'évolution de  $q(u, v, \Omega_{out})$  tandis que la deuxième colonne nous montre celle de  $q(u, v, \Omega_{in})$ . Dans la deuxième colonne, on voit clairement le pic (0, 1) correspondant au mouvement du fond disparaître au fur et à mesure des itérations. Ainsi notre approche permet la segmentation de trois mouvement différents si le mouvement du fond est homogène. Le troisième exemple montre un zoom sur un disque placé sur un fond en translation vers la droite (Figure 4). Notre méthode permet de segmenter le disque.

### 3.2 Séquences vidéo réelles

Afin d'appliquer la méthode sur des séquences vidéo réelles, une estimation du mouvement doit être opérée. La segmentation sera d'ailleurs dépendante de la précision des vecteurs mouvement obtenus. Nous utilisons ici la méthode proposée par [12].

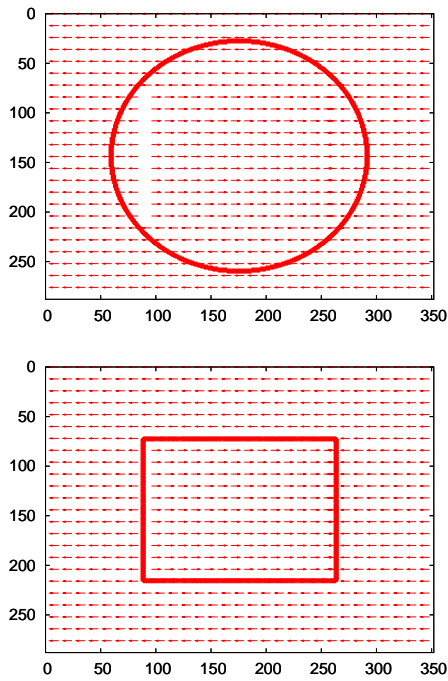


FIG. 1 – Segmentation d’un rectangle en translation

Nous noterons une image de la séquence par  $I(x, y, t)$  où  $(x, y)$  représente la localisation dans l’espace image et  $t$  le temps. Nous cherchons alors à calculer le vecteur mouvement  $(u, v)^T$  pour chaque pixel. L’hypothèse de base est la conservation de l’intensité dans le temps, ce qui après un développement limité se traduit par l’équation suivante :

$$\frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

Résoudre cette équation est un problème mal posé et une seconde contrainte de régularisation doit être ajoutée. Nous recherchons le flot optique  $(u, v)$  qui minimise la fonctionnelle suivante :

$$\int_{\Omega} \left( \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} \right)^2 + \alpha \Psi (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) \, dx \, dy \quad (4)$$

où  $\Psi$  est une fonction différentiable et croissante,  $\nabla$  l’opérateur gradient et  $\alpha$  un paramètre de régularisation. Le minimum satisfait nécessairement les équations d’Euler-Lagrange et un minimum peut être calculé en plongeant les équations dans le schéma dynamique suivant :

$$u_k = \nabla \cdot (\Psi'(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)\nabla u) - \frac{1}{\alpha} \frac{\partial I}{\partial x} \left( \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} \right) \quad (5)$$

$$v_k = \nabla \cdot (\Psi'(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)\nabla v) - \frac{1}{\alpha} \frac{\partial I}{\partial y} \left( \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} \right) \quad (6)$$

avec  $k$  le paramètre d’évolution et  $\Psi'$  la dérivée de  $\Psi$ . Nous choisissons la fonction considérée par [11] et Weickert [12] :

$$\Psi(s^2) = \lambda^2 \sqrt{1 + s^2/\lambda^2} \quad (7)$$

La paramètre  $\lambda$  est une constante positive.

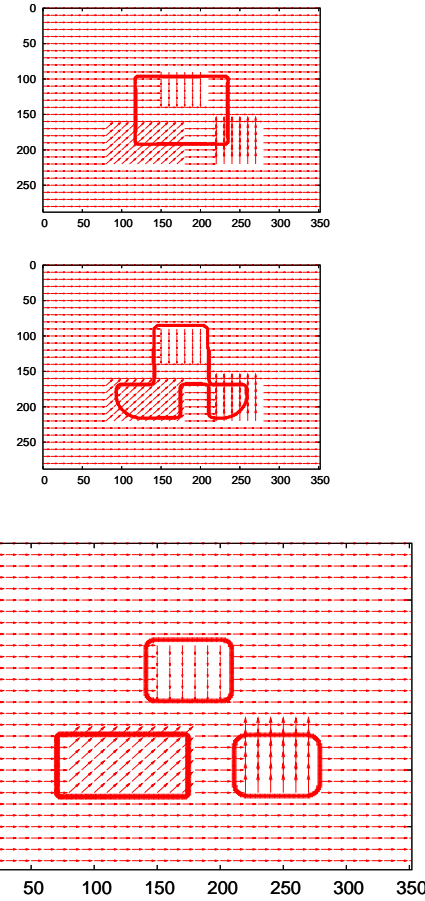


FIG. 2 – Segmentation de trois rectangles en mouvement

Notons que dans l’état actuel des recherches, le mouvement global de la caméra est compensé [6]. Les résultats obtenus sont montrés Fig.5 pour la séquence “edberg”. L’objet en mouvement est ici correctement segmenté après compensation du mouvement de la caméra.

## 4 Conclusion

Dans cet article, nous proposons la segmentation de données vectorielles en minimisant un critère basé sur l’entropie jointe non paramétrique des composantes de ces vecteurs. Nous avons testé ce critère pour la segmentation de champs de vecteurs mouvement homogènes. Les résultats sur des images synthétiques montrent que l’on peut séparer des champs de vecteurs en utilisant à la fois leur longueur et leur direction. Ceci a ensuite été appliqué à la segmentation des objets en mouvement dans les séquences vidéo. Des premiers résultats prometteurs ont été obtenus en compensant le mouvement global de la caméra. Les recherches futures viseront à essayer de se passer de cette étape préliminaire pour la segmentation.

## Références

- [1] G. Aubert, M. Barlaud, O. Faugeras, and S. Jehan-Besson. Image segmentation using active contours : Cal-

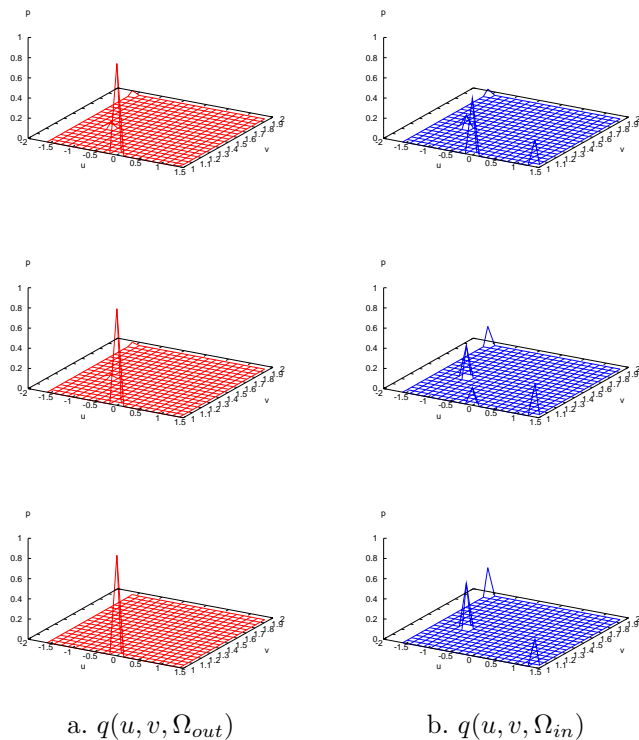


FIG. 3 – Rectangles en mouvement : évolution des histogrammes au cours des itérations. La région  $\Omega_{out}$  représente la région extérieure au contour.

culus of variations or shape gradients? *SIAM Applied Mathematics*, 63(6) :2128–2154, 2003.

- [2] D. Cremers and S. Soatto. Variational space-time motion segmentation. In *IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, volume 2, pages 886–892, October 2003.
- [3] M.C. Delfour and J.P. Zolésio. *Shape and geometries*. Advances in Design and Control, SIAM, 2001.
- [4] A. Herbulot, S. Jehan-Besson, M. Barlaud, and G. Aubert. Shape gradient for image segmentation using information theory. In *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Montreal, 2004.
- [5] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, and G. Aubert. Video object segmentation using eulerian region-based active contours. In *International Conference on Computer Vision*, Vancouver, Canada, 2001.
- [6] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, and G. Aubert. A 3-step algorithm using region-based active contours for video objects detection. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Special issue on Image Analysis for Multimedia Interactive Services*, 2002(6) :572–581, June 2002.
- [7] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, and G. Aubert. DREAM<sup>2</sup>S : Deformable regions driven by an eulerian accurate minimization method for image and video segmentation. *International Journal of Computer Vision*, (53) :45–70, 2003.
- [8] J. Kim, J. Fisher III, A. Yezzi Jr., M. Cetin, and A. Willsky. Nonparametric methods for image segmentation using information theory and curve evolution. In *International Conference on Image Processing*, September 2002.
- [9] F. Ranchin and F. Dibos. Moving objects segmentation using optical flow estimation. In *Workshop on Mathematics and Image Analysis*, Paris, september 2004.

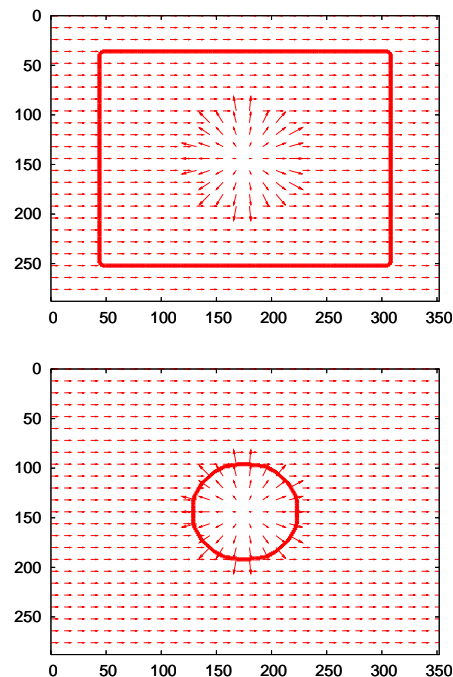


FIG. 4 – Segmentation d’un zoom sur un disque

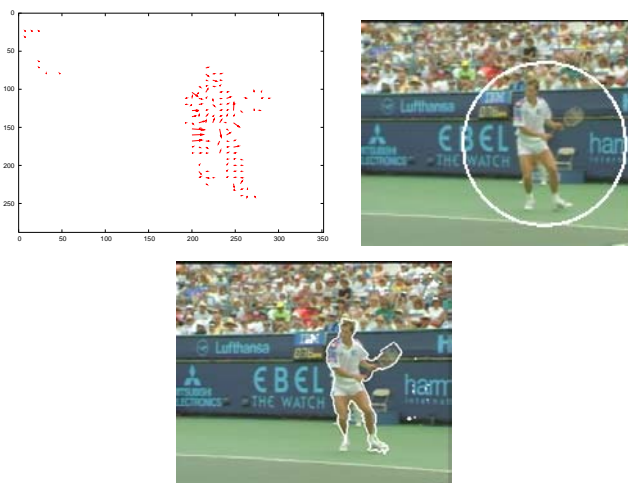


FIG. 5 – Résultats sur la séquence “edberg”

- [10] T. Roy, M. Barlaud, E. Debreuve, and G. Aubert. Vector field segmentation using active contours : regions of vectors with the same direction. In *IEEE Int. Workshop on Variational, Geometric and Level Sets Methods in Computer Vision*, Nice, October 2003.
- [11] C. Schnörr. Segmentation of visual motion by minimizing convex non-quadratic functionals. In *Proc. 12th Int. Conf. Pattern Recognition*, volume A, pages 661–663, Jerusalem, October 1994. IEEE Computer Society Press, Los Alamitos.
- [12] J. Weickert. On discontinuity-preserving optic flow. In *Proc. Computer Vision and Mobile Robotics Workshop, Santorini*, pages 115–122, September 1998.