

# Modélisation du parallélisme dans les contours actifs. Application à la segmentation d'images OCT de la rétine et d'images de fond d'œil

ITEBEDDINE GHORBEL<sup>1,2,4</sup>, FLORENCE ROSSANT<sup>2</sup>, ISABELLE BLOCH<sup>1</sup>, MICHEL PAQUES<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Télécom ParisTech CNRS LTCI, 75013 Paris

<sup>2</sup>Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), 75006 Paris

<sup>3</sup>Clinical Investigation Center 503, INSERM & Centre Hospitalier National des Quinze-Vingts, 75012 Paris

<sup>4</sup>FOVEA Pharmaceuticals, Institut de la Vision, 75012 Paris

[Itebeddine.Ghorbel@telecom-paristech.fr](mailto:Itebeddine.Ghorbel@telecom-paristech.fr), [Isabelle.Bloch@telecom-paristech.fr](mailto:Isabelle.Bloch@telecom-paristech.fr),

[Florence.Rossant@isep.fr](mailto:Florence.Rossant@isep.fr), [Michel.Paques@gmail.com](mailto:Michel.Paques@gmail.com)

**Thème** – Segmentation, reconnaissance des formes, bio-ingénierie et sciences de la vie

**Problème traité** – Détection de structures allongées présentant des bords approximativement parallèles.

**Originalité** – Nous proposons un nouveau modèle paramétrique déformable qui intègre des informations a priori sur la forme des structures recherchées en ajoutant une contrainte de parallélisme. Cette méthode présente plusieurs avantages : elle ne nécessite pas la connaissance préalable de la distance entre les deux contours, la contrainte de parallélisme peut être renforcée ou assouplie localement par la modification d'un paramètre de pondération, et enfin, on obtient de bons résultats sans augmenter le coût de calcul de l'algorithme.

**Résultats** – Le modèle proposé a été appliqué à la segmentation d'images OCT de la rétine et à la segmentation de vaisseaux rétinien. Les résultats expérimentaux, obtenus sur 25 images OCT et 30 images de fond d'œil, ont démontré la robustesse et la précision de cette nouvelle formulation. Les résultats ont été évalués et validés par comparaison avec des segmentations manuelles faites par un expert.

## 1 Introduction

Les contours actifs sont des techniques de segmentation permettant d'extraire un objet d'intérêt d'une image [1]. Dans la littérature, plusieurs améliorations de la formulation d'origine ont été proposées afin de surmonter les problèmes classiques rencontrés dans l'utilisation des contours actifs. Dans cet article, nous nous concentrons sur les méthodes dédiées à la modélisation du parallélisme [2, 3, 4]. Les "twin snakes" [2] ont été conçus pour la détection simultanée de deux contours parallèles, dans des images de haute résolution. Les contours actifs traditionnels ne peuvent pas détecter précisément deux bords parallèles proches, la courbe passant d'un contour à l'autre. Pour surmonter ce problème, une force d'attraction mutuelle (de type ressort) est ajoutée. Elle est paramétrée par la distance inter-contours, qui doit être connue à l'avance, ce qui constitue une limite de ce modèle. Le "ribbon snake" [3] est modélisé par une ligne centrale associée à une demi-épaisseur afin de définir les contours gauche et droit du ruban. Cette méthode a été appliquée pour l'extraction automatique de routes à partir d'images aériennes. Ce modèle ne permet pas explicitement le contrôle de la variation en largeur. Enfin, la méthode "twins ribbon" [4] reprend les idées développées dans les modèles "twin snakes" et "sandwich snakes" [5]. Quatre courbes évoluent simultanément, deux d'entre elles à l'intérieur du contour, et les deux autres à l'extérieur. Les deux contours extérieurs sont reliés par des forces d'attraction aux contours internes, tandis que les contours internes sont reliés par des forces dérivées d'une fonction d'énergie liée à la largeur du ruban. Ce modèle est robuste au bruit et permet de localiser les bords dans des conditions difficiles (faible gradient, occultations). Cependant, il requiert une initialisation précise, la connaissance préalable de la largeur du ruban, et son coût de calcul est plus élevé que celui des autres modèles.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode de détection de contours présentant un parallélisme local. Cette méthode présente plusieurs avantages : elle ne nécessite pas la connaissance préalable de la distance entre les deux contours, la contrainte de parallélisme peut être renforcée ou assouplie localement par la modification d'un paramètre de pondération, et enfin, on obtient de bons résultats sans augmenter le coût de calcul de l'algorithme. Par conséquent, ce modèle est bien adapté à plusieurs applications, telles que la segmentation des couches rétinien dans les images OCT ou des vaisseaux sanguins dans des images de fond d'œil.

## 2 Contours Actifs Parallèles

Le modèle des Contours Actifs Parallèles est un nouveau modèle adapté à l'extraction simultanée de deux contours parallèles. Il est constitué de deux contours actifs qui évoluent conjointement, sous l'action des forces images, tout en maintenant un parallélisme approximatif.

Le modèle est défini par les coordonnées de la ligne centrale  $C$ ,  $V(s)=(x(s),y(s))$ , et de la demi-épaisseur  $b(s)$ . Ces deux paramètres définissent implicitement deux courbes parallèles  $C_1$  et  $C_2$ . Soit  $n(s)$  le vecteur normal à la courbe  $C$  en  $V(s)$  (figure 1). Les points de la courbe  $C_1$  et  $C_2$  sont définis par :

$$V_{1,2}(s) = V(s) \pm b(s)n(s) \quad (1)$$

Nous introduisons une nouvelle fonctionnelle, dont la minimisation va nous permettre de déterminer la ligne centrale  $V(s)$  et la demi-épaisseur  $b(s)$  :

$$E(V, b) = E_{Int}(V) + E_{Image}(V_1) + E_{Image}(V_2) + R(V_1, V_2) \quad (2)$$

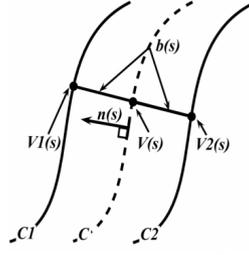


Figure 1 : Représentation paramétrique des Contours Actifs Parallèles.

Dans cette équation, les énergies  $E_{Image}$  et  $E_{Int}$  sont définies comme dans le modèle classique, afin de déformer les courbes vers les forts gradients tout en préservant leur régularité. Le dernier terme de l'équation (2),  $R$ , est un terme d'énergie couplée qui empêche les variations brutales d'épaisseur :

$$R(V_1, V_2) = \int_0^1 \varphi(s) (b'(s))^2 ds \quad (3)$$

Les différents paramètres de pondération contrôlent la régularité de la courbe : tension, rigidité des courbes et contrainte de parallélisme. Dans nos expérimentations, ils seront fixés à une valeur constante sur toute la courbe. Néanmoins, il peut être intéressant de faire varier  $\varphi(s)$  en fonction de  $s$ , pour renforcer ou relâcher localement la contrainte de parallélisme. La minimisation de l'énergie totale  $E(V, b)$  est obtenue par résolution de deux équations d'Euler-Lagrange. La première exprime la minimisation de l'énergie par rapport à la courbe  $C$  et est similaire à la formulation traditionnelle des contours actifs [1]. Notons  $P(V(s)) = -\nabla I(V(s))$  le potentiel image en  $(x, y)$  et  $F(x, y) = -\nabla P(x, y)$  la force image au point  $(x, y)$ . La somme des forces calculées sur les bords  $C_1$  et  $C_2$  définit la force image appliquée sur la ligne centrale. La deuxième équation d'Euler-Lagrange exprime la minimisation de l'énergie par rapport à la demi-épaisseur  $b(s)$ :

$$n_x \left[ \frac{\partial P}{\partial x}(V_1(s)) - \frac{\partial P}{\partial x}(V_2(s)) \right] + n_y \left[ \frac{\partial P}{\partial y}(V_1(s)) - \frac{\partial P}{\partial y}(V_2(s)) \right] - 2\varphi b''(s) = 0 \quad (4)$$

$$\langle n, F(V_2(s)) - F(V_1(s)) \rangle - 2\varphi b''(s) = 0 \quad (5)$$

Cette équation permet de contrôler la distance entre  $C_1$  et  $C_2$ . Prenons le cas où la ligne centrale est correctement positionnée, alors que l'estimation de la demi-épaisseur est localement trop élevée (cas 1) ou trop basse (cas 2) par rapport au contour réel (figure 2). Les forces locales  $F(V_1(s))$  et  $F(V_2(s))$  auront globalement des directions opposées (figure 2) et la projection de leur différence sera négative (cas 1) ou positive (cas 2). Ainsi  $b(s)$  augmentera ou diminuera de sorte que les deux courbes évolueront alors vers la bonne position.

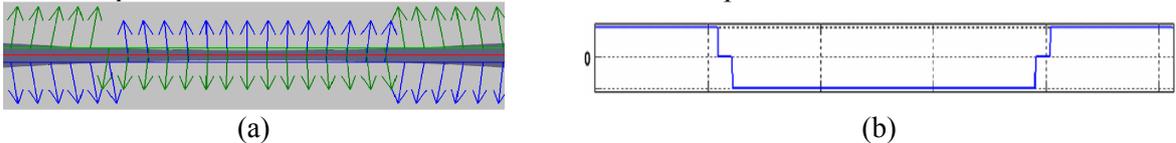


Figure 2 : Variation de la demi-épaisseur  $b(s)$  donnée par la deuxième équation d'Euler-Lagrange : (a) forces obtenues pour chaque contour (flèches bleues et vertes), (b) variation de la demi-épaisseur.

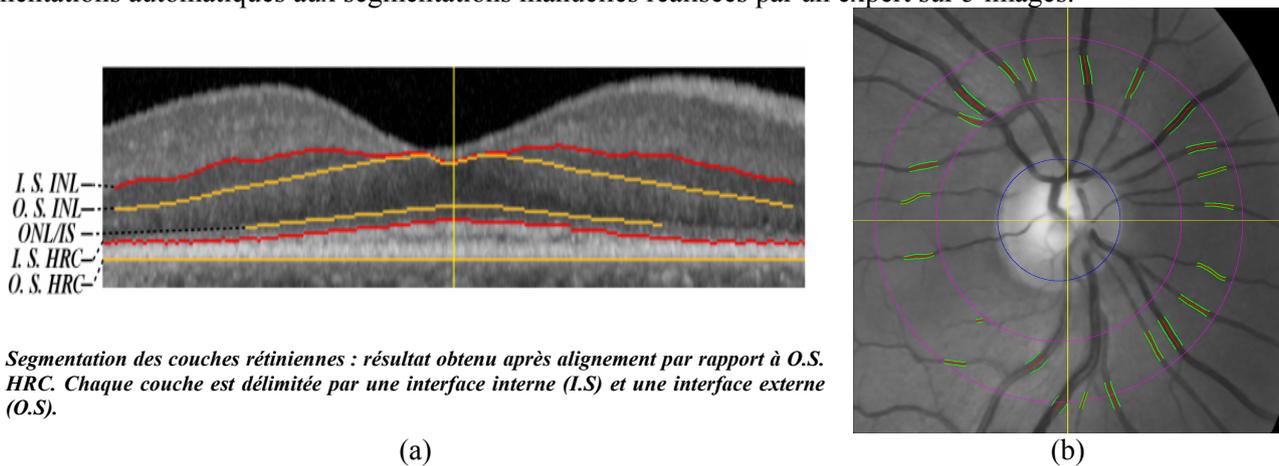
La résolution des équations d'Euler-Lagrange est faite en introduisant la variable de temps  $t$  et en les discrétisant selon un schéma numérique implicite. La minimisation globale est effectuée en mettant à jour alternativement la courbe centrale et la demi-épaisseur.

### 3 Expérimentations, résultats et conclusion

Nous avons appliqué la méthode proposée pour la segmentation des images OCT, dans le cas de sujets atteints de rétinopathie pigmentaire. Après débruitage par un filtre de diffusion non linéaire [7], les limites supérieures des couches HRC (I. S. HRC) et INL (I. S. INL) sont détectées en appliquant une classification par k-moyennes suivie d'une régularisation markovienne [6] ( $k=4$  et  $k=2$  respectivement). Nous avons initialisé  $V(s)$  comme la ligne parallèle à I. S. HRC avec une demi-épaisseur initiale  $b=30 \text{ pixels}$ , afin de localiser la limite inférieure de la couche HRC (O. S. HRC) (avec  $\alpha=\beta=\varphi=20$ ), et avec une demi-épaisseur initiale  $b=10 \text{ pixels}$  pour détecter la jonction entre la couche nucléaire externe et les segments internes des photorécepteurs (ONL/IS) (avec  $\alpha=100, \beta=0, \varphi=20$ ). Enfin, nous avons initialisé  $V(s)$  comme la ligne parallèle à I. S. INL avec une demi-épaisseur initiale  $b=15 \text{ pixels}$  afin de localiser la limite inférieure de la couche INL (O. S. INL) (avec  $\alpha=50, \beta=10$  et  $\varphi=20$ ). Notre modèle évolue jusqu'à trouver les interfaces parallèles souhaitées (figure 3a).

Les segmentations ont été réalisées automatiquement sur une base de données comprenant 25 images, provenant de 8 sujets pathologiques, avec une large variabilité de stade d'évolution. Les interfaces ont été correctement

localisées et validées par un expert. Afin d'évaluer quantitativement notre méthode, nous avons comparé les segmentations automatiques aux segmentations manuelles réalisées par un expert sur 5 images.



Segmentation des couches rétiniennes : résultat obtenu après alignement par rapport à O.S. HRC. Chaque couche est délimitée par une interface interne (I.S) et une interface externe (O.S).

Figure 3 : Résultat de segmentation (a) des images OCT et (b) des vaisseaux rétiens autour du disque optique.

Le tableau 1 montre un très bon accord entre les mesures faites manuellement par l'expert et celles obtenues par la segmentation automatique. Les erreurs quadratiques entre segmentations automatiques et manuelles sont en moyenne du même ordre de grandeur que l'erreur quadratique intra-expert. Nous avons calculé également l'indice de similarité ( $S$ ) qui est supérieur à 0,7 pour toutes les régions. Ces évaluations confirment que le modèle des contours actifs parallèles permet d'obtenir des segmentations précises et cohérentes, comparables à celles de l'expert.

Tab 1 : Erreur quadratique (EQ) entre segmentation automatique et segmentation manuelle (en pixels)

| Interface | Auto/expert | Intra-expert |
|-----------|-------------|--------------|
| O.S. HRC  | 1,06±0,22   | 1,28±0,19    |
| ONL/IS    | 1,23±0,44   | 1,30±0,18    |
| O.S. INL  | 1,35±0,51   | 1,14±0,29    |

Dans la deuxième application, le modèle proposé a été appliqué sur des images de fond d'œil afin de segmenter les vaisseaux rétiens autour du disque optique. Les vaisseaux sont rehaussés par des opérations morphologiques et par filtrage linéaire, et ensuite segmentés. Un graphe est ensuite extrait du squelette de l'image binaire, donnant une représentation de haut niveau de l'arbre vasculaire [8]. Une région d'intérêt est alors définie comme l'anneau délimité par les cercles de rayon  $2R$  et  $3R$  (figure 3b), où  $R$  est le rayon du disque optique. Le contour actif proposé est utilisé pour affiner la segmentation des vaisseaux dans cette région. La ligne centrale  $V(s)$  est initialisée comme étant une branche du squelette. Le rayon du vaisseau  $b$  est estimé en calculant la distance euclidienne des points de l'image aux points du squelette et en retenant la valeur maximale trouvée sur les bords du vaisseau. Les contours actifs parallèles évoluent alors à partir de cette initialisation afin de localiser précisément les limites des vaisseaux, comme cela est illustré dans la figure 3b (avec  $\alpha=20$ ,  $\beta=0$  et  $\varphi=50$ ).

La méthode a été appliquée sur une base de données de 30 images (en couleurs ou en niveaux de gris). Les résultats de segmentation montrent la robustesse et la précision de la méthode de segmentation proposée. Les résultats de segmentation ont permis d'estimer le diamètre des artères et des veines ainsi que les équivalents artério-veineux. Du point de vue clinique, ces mesures sont utiles pour le suivi de différentes anomalies vasculaires rétiniennes, comme le rétrécissement des artérioles ou les modifications de rapports artério-veineux (A/V).

## 4 Références

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," International Journal of Computer Vision, 1(4) (1988), 321–331.
- [2] M. Kerschner, "Twin snakes for determining seam lines in orthoimage mosaicking," International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 33(4) (2000), 454–461.
- [3] I. Laptev, H. Mayer, T. Lindeberg, W. Eckstein, C. Steger, and A. Baumgartner, "Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes," Machine Vision and Application, 12 (2000), 23–31.
- [4] B. Al-Diri, A. Hunter, and D. Steel, "An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels," IEEE Transactions on Medical Imaging, 28(9) (2009), 1488–1497.
- [5] F. A. Velasco and J. L. Marroquin, "Robust parametric active contours: the sandwich snakes," Machine Vision and Application, 12 (2001), 238–242.
- [6] I. Ghorbel, F. Rossant, I. Bloch, S. Tick, and M. Paques, "Automated Segmentation of Macular Layers in OCT Images and Quantitative Evaluation of Performances," Pattern Recognition, 2011.
- [7] J. Weickert, B.M.Ten Haar Romeny, and M.A. Viergever, "Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering," IEEE Transactions on Image Processing, 7(3) (1998), 398–410.
- [8] F. Rossant, M. Badellino, A. Chavillon, I. Bloch, and M. Paques, "A morphological approach for vessel segmentation in eye fundus images, with quantitative evaluation," Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2011.