

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^{1,2,3}, FLORENCE ROSSANT², ISABELLE BLOCH³, MICHEL PAQUES⁴

¹FOVEA Pharmaceuticals, Institut de la Vision, 75012 Paris

²Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), 75006 Paris

³Télécom ParisTech CNRS LTCl, 75013 Paris

⁴Clinical Investigation Center 503, INSERM & Centre Hospitalier National des Quinze-Vingts, 75012 Paris

¹Itebeddine.Ghorbel@telecom-paristech.fr, ²Florence.Rossant@isep.fr,

³Isabelle.Bloch@telecom-paristech.fr, ⁴Michel.Paques@gmail.com

Résumé - Nous développons une nouvelle méthode de détection de contours parallèles en intégrant des informations a priori sur la forme des structures recherchées. Elle permet de prendre en compte le parallélisme local de courbes, de manière plus ou moins stricte, tout en ne nécessitant que peu de paramètres à régler en plus de ceux des contours actifs traditionnels. 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 souplesse de cette nouvelle formulation. Les résultats ont été évalués et validés par comparaison avec des segmentations manuelles faites par un expert.

Abstract - This paper proposes a new method to detect pairs of contours that are almost parallel by incorporating a priori information about the shape of the objects to be segmented. One main advantage of our formulation is that it only needs few parameters to be adjusted in addition to those of traditional snakes. The proposed model has been applied for the segmentation of OCT images of the retina and for the segmentation of retinal vessels. The quantitative evaluation, obtained on 25 OCT images and 30 eye fundus images, shows a very good agreement and high correlation between the manual and the automated segmentations.

1 Introduction

Dans la formulation classique des contours actifs [1], l'énergie gouvernant l'évolution de la courbe vers les contours de l'image comprend des termes de contrôle de la régularité de la courbe (l'énergie interne E_{Int}), un terme lié à l'information issue de l'image (E_{Image}), et, optionnellement, un terme traduisant des contraintes spécifiques liées au problème traité (E_{Ext}) :

$$E(V) = E_{Int}(V) + E_{Image}(V) + E_{Ext}(V) \quad (1)$$

Les forces dérivées de l'énergie image attirent la courbe vers le contour recherché, caractérisé par une ligne ou un fort gradient. Parmi les problèmes classiques rencontrés dans l'utilisation de ces méthodes, citons la sensibilité à l'initialisation ainsi qu'au bruit.

Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été proposées pour enrichir le modèle classique par des informations a priori sur les objets à segmenter. Dans cet article, nous nous concentrons sur les méthodes dédiées à la modélisation du parallélisme des contours à détecter [2-5]. L'algorithme "twin snake" [2], qui est une extension des contours actifs classiques, est conçu 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 très proches, le contour « sautant » de l'un à l'autre. Pour pallier ce problème, une force d'attraction mutuelle (de type ressort) est ajoutée, sous la forme :

$$E_{Ext}(V(s)) = \delta(s)(d(s) - d_0)^2 \quad (2)$$

Dans cette équation, $d(s)$ est la distance entre le point s et son correspondant sur l'autre courbe, d_0 la distance souhaitée et $\delta(s)$ un terme de pondération. Le paramètre d_0 doit être fixé à l'avance, ce qui constitue une limite de ce modèle. En outre, cette formulation suppose que la distance est constante, ce qui n'est pas toujours le cas.

Le "ribbon snake" [3] est modélisé par une ligne centrale $V(s)$ associée à une demi-largeur $w(s)$ afin de définir les contours gauche et droit (respectivement $V_G(s)$ et $V_D(s)$) d'un ruban. Cette méthode a été appliquée pour l'extraction automatique de routes à partir d'images aériennes. L'énergie image est calculée comme suit :

$$E_{Image}(V(s)) = (\nabla I(V_G(s)) - \nabla I(V_D(s))) \cdot n(s) \quad (3)$$

où $n(s)$ représente la normale à l'axe $V(s)$ et ∇I représente le gradient de l'image. Ce modèle ne permet pas explicitement le contrôle de la variation de la largeur du ruban. Enfin, la méthode "twins ribbon" [4] reprend les idées développées dans les modèles "twin snake" et "sandwich snake" [5]. Quatre courbes évoluent simultanément, deux d'entre elles à l'intérieur de l'objet 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 de répulsion, dérivées d'une fonction d'énergie liée à la largeur du ruban. Ce modèle est robuste au bruit et permet de localiser les frontières 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 le cadre d'études cliniques relatives à l'ophtalmologie, nous avons besoin d'extraire des structures allongées, dont les bords sont approximativement parallèles. Il s'agit des couches rétiniennes dans les images OCT ou des vaisseaux sanguins dans des images de fond d'œil. Ces structures sont difficiles à segmenter car elles présentent des épaisseurs variables et sont généralement faiblement contrastées et fortement bruitées. En outre, dans certains cas, les maladies peuvent affecter les niveaux de gris ou l'épaisseur des régions recherchées.

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. De plus, ces caractéristiques sont obtenues sans accroissement substantiel du coût de calcul. Par conséquent, ce modèle est bien adapté dans de nombreuses applications, comme celles mentionnées ci-dessus.

Dans la suite, nous présenterons notre modèle de Contours Actifs Parallèles (section 2), puis l'application de ce modèle dans nos deux cas d'études, avec les résultats expérimentaux obtenus (section 3).

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 paramétriques qui évoluent conjointement, sous l'action de forces image tout en maintenant un parallélisme approximatif.

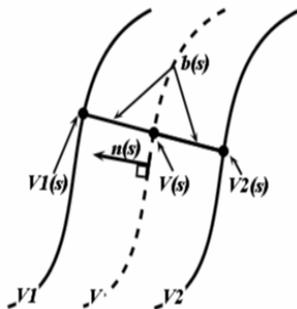


Figure 1 : Représentation paramétrique des Contours Actifs Parallèles

Le modèle est défini par les coordonnées de la ligne centrale $V(s)=(x(s),y(s))$ et par la demi-épaisseur $b(s)$. Ces deux paramètres définissent implicitement deux courbes parallèles V_1 et V_2 .

Soit $n(s)=(n_x(s),n_y(s))^T$ le vecteur normal à la courbe $V(s)$ (figure 1). Les points des courbes V_1 et V_2 sont définis par :

$$V_{1,2}(s) = V(s) \pm b(s)n(s) \quad (4)$$

Nous introduisons une nouvelle fonctionnelle, dont la

minimisation va nous permettre de déterminer la ligne centrale $V(s)$ et la demi-épaisseur $b(s)$:

$$E(V,b) = E_{Int}(V) + E_{Image}(V_1) + E_{Image}(V_2) + R(V_1,V_2) \quad (5)$$

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 :

$$E_{Image}(V_i) = \int_0^l P(V_i(s)) ds, \quad i = 1,2; \quad P(V(s)) = -\|\nabla I(V(s))\|^2 \quad (6)$$

$$E_{Int}(V) = \frac{l}{2} \int_0^l \alpha(s) \left| \frac{\partial V(s)}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 V(s)}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (7)$$

Le dernier terme de l'équation (5), R , est un terme d'énergie couplée qui empêche les variations brutales d'épaisseur :

$$R(V_1,V_2) = \int_0^l \varphi(s)(b'(s))^2 ds \quad (8)$$

Les différents paramètres de pondération $\alpha(s)$, $\beta(s)$ et $\varphi(s)$ contrôlent la régularité de la courbe : tension, rigidité des courbes, contrainte de parallélisme. Ils sont, dans nos expérimentations, 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 V et est similaire à la formulation traditionnelle des contours actifs :

$$\begin{cases} -\alpha x''(s) + \beta x''''(s) + \frac{\partial P}{\partial x}(V_1(s)) + \frac{\partial P}{\partial x}(V_2(s)) = 0 \\ -\alpha y''(s) + \beta y''''(s) + \frac{\partial P}{\partial y}(V_1(s)) + \frac{\partial P}{\partial y}(V_2(s)) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

Notons $F(x,y) = -\nabla P(x,y)$, la force image appliquée au point (x,y) . La somme des forces appliquées aux bords définit la force appliquée sur la ligne centrale.

La deuxième équation d'Euler-Lagrange exprime la minimisation de l'énergie par rapport à la demi-épaisseur $b(s)$:

$$\begin{aligned} n_x \left[\frac{\partial P}{\partial x}(V_1(s)) - \frac{\partial P}{\partial x}(V_2(s)) \right] \\ + n_y \left[\frac{\partial P}{\partial y}(V_1(s)) - \frac{\partial P}{\partial y}(V_2(s)) \right] - 2\varphi b''(s) = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

$$\langle n(s), F(V_2(s)) - F(V_1(s)) \rangle - 2\varphi b''(s) = 0 \quad (11)$$

Cette équation permet de contrôler la distance entre V_1 et V_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 directions des forces $F(V_1(s))$ et $F(V_2(s))$ ont globalement des directions opposées et la projection de leur différence sur la normale $n(s)$ est 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. Le dernier terme de l'équation (11) assure la régularisation des deux courbes V_1 et V_2 .

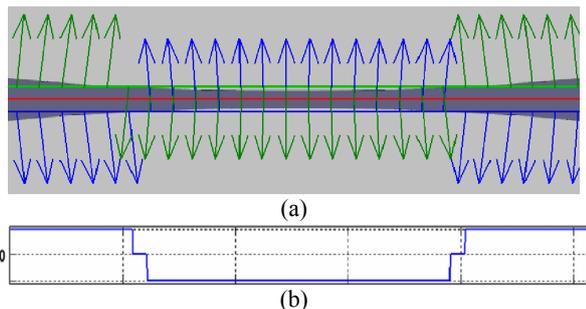


Figure 2 : Variation de la demi-épaisseur $b(s)$ donnée par l'équation (11): (a) forces obtenues pour chaque contour (flèches bleues et vertes), (b) variation de la demi-épaisseur.

Les équations d'Euler-Lagrange sont résolues numériquement en introduisant la variable temps t et en discrétisant les équations (9) et (10) avec un schéma numérique implicite.

La minimisation globale est effectuée en mettant à jour séquentiellement la courbe centrale et la demi-épaisseur :

Etape 1 Initialiser la ligne centrale V

Répéter

Etape 2 Calculer le vecteur normal n

Etape 3 Mettre à jour des courbes V_1 et V_2 (Eq. 4)

Etape 4 Déformer la ligne centrale (Eq. 9)

Etape 5 Mettre à jour de la demi-épaisseur $b(s)$ (Eq. 10)

Jusqu'à (Nombre d'itération)

L'initialisation de la courbe centrale et le réglage des paramètres sont spécifiques à chaque application.

3 Expérimentations et résultats

Dans cette section, nous présentons deux applications de la méthode proposée.

Dans la première, les Contours Actifs Parallèles sont appliqués sur des images OCT afin de segmenter certaines couches rétinienne présentant un parallélisme local. Dans des travaux antérieurs, nous avons développé une méthode de segmentation pour les sujets sains [6]. Des adaptations se sont avérées nécessaires pour traiter les images de sujets atteints de rétinopathie pigmentaire. En effet, cette maladie a tendance à détruire les photorécepteurs, ce qui induit un accolement des couches nucléaires internes et externes, se propageant de la périphérie vers le centre de la fovéa, proportionnellement à l'avancement de la maladie. En conséquence, la couche nucléaire externe (INL) n'est plus bien définie, surtout à l'extrémité où elle tend à rejoindre la limite supérieure de la zone hyper-réfléctive (HRC). Par ailleurs, le contraste est assez faible entre la zone HRC et la choroïde et l'évolution d'un contour actif « classique » est perturbée par la présence d'artéfacts dans la choroïde. Par conséquent, les méthodes proposées pour le traitement des images de sujets sains ne sont plus applicables pour la localisation des interfaces externes des couches INL et HRC. Le modèle des Contours Actifs Parallèles a permis de pallier ces difficultés, comme indiqué dans la suite.

L'image originale est prétraitée par un filtre de diffusion non linéaire [7] afin de débruiter les couches rétinienne tout en préservant les contours. Ensuite les limites internes des couches HRC (I. S. HRC) et INL (I. S. INL) sont localisées en appliquant une classification par k-moyennes ($k=4$ et $k=2$ respectivement) suivie d'une régularisation markovienne, comme dans [6]. Ces informations servent à initialiser le modèle des Contours Actifs Parallèles, appliqué pour déterminer les interfaces externes fortement bruitées. Pour la détection de l'interface O.S. HRC, $V(s)$ est défini comme la ligne parallèle à I. S. HRC avec une demi-épaisseur initiale $b=30$ pixels, $\alpha=\beta=\varphi=20$. Pour la détection de l'interface O.S. INL, $V(s)$ est défini comme la ligne parallèle à I. S. INL avec $b=15$ pixels, $\alpha=50$, $\beta=10$ et $\varphi=20$. De même, la jonction ONL/IS est déduite de l'interface I.S. HRC précédemment détectée. Les paramètres sont dans ce cas : $b=15$ pixels, $\alpha=50$, $\beta=10$, $\varphi=20$. La figure 3 illustre les résultats obtenus.

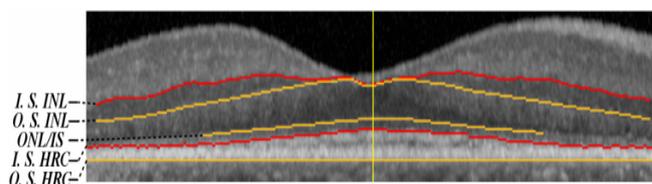


Figure 3 : Résultat de segmentation (chaque couche est délimitée par une interface interne (I.S) et une interface externe (O.S)).

Les segmentations ont été réalisées automatiquement sur une base de données comprenant 25 images, provenant de 8 sujets pathologiques, avec une assez large variabilité de stade d'évolution. Ces patients avaient été inclus dans une étude clinique ayant été approuvée par un Comité de Protection des Personnes, conformément à la législation française de la recherche clinique. Les segmentations obtenues par la méthode proposée ont toutes été validées par un expert médical. Afin d'évaluer quantitativement notre méthode, nous avons comparé les segmentations automatiques aux segmentations manuelles réalisées par un expert sur 5 images, via une interface graphique développée en Matlab. Nous avons étudié les différences entre les segmentations automatiques et les segmentations manuelles, ainsi que la variabilité intra-expert.

Tab 1 : Erreur quadratique 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

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 mesurées entre les segmentations automatiques et les segmentations manuelles sont en moyenne du même ordre de grandeur que l'erreur quadratique intra-expert.

Nous avons également calculé l'indice de similarité (S) pour toutes les régions. Cet indice est sensible aux

variations de forme, de taille ainsi que de position, et une valeur supérieure à 0,7 indique une bonne segmentation [8]. Nous avons constaté que S est dans tous les cas supérieur à 0,7 et qu'il varie entre 0,81 (segments internes des photorécepteurs) et 0,91 (HRC).

Ces évaluations confirment que le modèle des contours actifs parallèles permet d'obtenir des segmentations précises et cohérentes, comparables à celles de l'expert.

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 [9].

Le contour actif proposé est ensuite utilisé pour affiner la segmentation des vaisseaux dans la région d'intérêt centrée sur le disque optique et délimitée par les cercles de rayon $2R$ et $3R$ (figure 4), où R est le rayon du disque optique. 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 bords des vaisseaux, comme cela est illustré dans la figure 4.

La méthode a été appliquée sur une base de données de 30 images (en couleurs ou en niveaux de gris). Les résultats obtenus montrent la robustesse et la précision de la méthode de segmentation proposée.

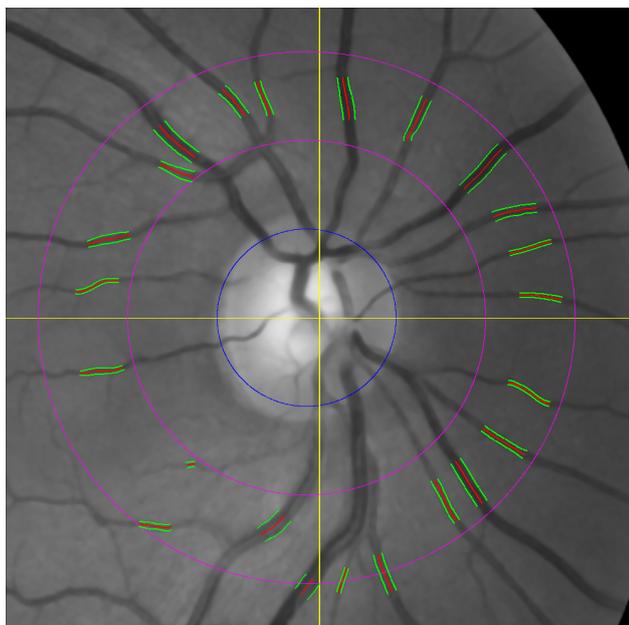


Figure 4 : Segmentation des vaisseaux rétiens autour du disque optique (paramètres utilisés : $\alpha=20$, $\beta=0$ et $\varphi=50$).

Ces travaux ont permis d'estimer le diamètre des artères et des veines autour de la papille, ainsi que les équivalents artério-veineux [10]. Du point de vue

clinique, ces mesures sont utiles pour le suivi de différentes anomalies vasculaires rétiennes, comme le rétrécissement des artérioles ou les modifications de rapports artério-veineux (A/V).

4 Conclusion

Nous avons proposé un nouveau modèle paramétrique déformable qui intègre des informations *a priori* en ajoutant une contrainte de parallélisme. Le modèle proposé n'augmente pas la complexité de calcul par rapport aux contours actifs traditionnels et est bien adapté à la détection de structures allongées présentant des bords approximativement parallèles. L'évaluation quantitative, réalisée sur la segmentation d'images OCT, montre une très bonne concordance et une forte corrélation entre les segmentations automatiques et les segmentations faites manuellement par un expert. Ces résultats aideront les ophtalmologistes à améliorer la précision du diagnostic des maladies de la rétine.

Remerciements :

Le présent travail a été mené dans le cadre d'une thèse sous convention CIFRE financée par FOVEA Pharmaceuticals et l'ANRT sous le N°897/2008.

Bibliographie :

- [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. Marroquín, "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*, 44(8) (2011), 1590-1603.
- [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] A. Zijdenbos, B. Dawant, R. Margolin, and A. Palmer, "Morphometric Analysis of White Matter Lesions in MR Images: Method and Validation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13(4) (1994), 716–724.
- [9] 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*, 1(1) (2011), 42-49.
- [10] M. D. Knudtson, K. E. Lee, L. D. Hubbard, T. Y. Wong, R. Klein and B. E.K. Klein, "Revised formulas for summarizing retinal vessel diameters". *Current Eye Research*, 27 (2003), 143-149.