

Détection automatique du réseau vasculaire rétinien basée sur la morphologie directionnelle et la fusion de décision.

Silvia VALERO^{1,2}, Jocelyn CHANUSSOT¹, Jon Atli BENEDIKTSSON², Hugues TALBOT³

¹GIPSA-lab, Signal & Image Dept., Grenoble Institute of Technology, Grenoble, France.

²Dept. of Electrical and Computer Engineering, University of Iceland, Reykjavik, Iceland

³IGM-A2SI-ESIEE, BP 99-2 Bd Blaise-Pascal, 93162 Noisy-le-Grand, FRANCE.

silvia.valero@gipsa-lab.inpg.fr, jocelyn.chanussot@gipsa-lab.inpg.fr,

benedikt@hi.is, h.talbot@esiee.fr

Résumé – Dans ce article, nous proposons une approche originale pour la détection automatique de vaisseaux sanguins rétiniens. La méthode repose sur l'extraction d'attributs caractéristiques de l'arbre vasculaire suivi d'un nouveau filtrage morphologique directionnel appelé *Path Opening*. Les attributs proposés sont liés au contraste des vaisseaux et à leur forme linéaire. Nous proposons alors d'effectuer une classification binaire entre pixels appartenant ou non au réseau vasculaire en fusionnant les résultats obtenus après le filtrage. La fusion de données proposée est basée sur la théorie des ensembles flous. L'efficacité de cette nouvelle méthode est testée sur des images rétiniennes.

Abstract – In this paper, we address the problem of detecting blood vessels in retinal fundus images. We propose a method based on the construction of vessel features vectors to perform a pixel classification between pixels belonging or not belonging to the vessel tree. A vessel feature extraction is described using advanced morphological directional filters, *Path Openings*. The proposed vessels features are linked to the contrast of vessels and their linear connectivity. A data fusion of these features, based on fuzzy set theory, provides a pixel classification and hence the vessels maps. Experimental results have demonstrated the ability of the proposed method to successfully extract a good quality vessel tree.

1 Introduction

La détection et la caractérisation des vaisseaux sanguins sur des images rétiniennes jouent un rôle très important dans le diagnostic de certaines maladies, comme le diabète ou l'hypertension. Ces maladies provoquent des changements dans l'arbre vasculaire de la rétine. En conséquence, la caractérisation géométrique des vaisseaux sanguins a un intérêt considérable afin de mesurer la sévérité de ces maladies ou d'évaluer les progrès d'une thérapie [7].

Pour réaliser la détection des vaisseaux, une méthode de segmentation fiable est nécessaire. Dans la littérature, plusieurs méthodes de segmentation des arbres vasculaires sur des images rétiniennes ont été proposées. On trouve des méthodes basées sur les filtres adaptés [1], les réseaux neuronaux [2] et les filtres linéaires et morphologiques [3][4][8]. Malheureusement, les opérateurs morphologiques classiques dépendent très fortement de la forme de l'élément structurant. L'approche classique pour détecter des structures linéaires consiste à utiliser des éléments structurants de forme linéaire (avec une épaisseur de 1 pixel et une grande longueur). Cet élément subit ensuite des rotations afin de considérer toutes les directions possibles [4]. Ces éléments

ne sont pas assez flexibles pour détecter les structures linéaires mais non rectilignes (structures fines et incurvées). Pour contourner ces limitations, nous proposons d'utiliser des filtres morphologiques directionnels avancés: ce sont les *Path Openings* récemment développés [5]. Ces opérateurs, grâce à une certaine flexibilité sont adaptés aux formes non strictement rectilignes, quelle que soit leur direction.

Dans ce travail nous proposons l'utilisation de ces filtres pour extraire des informations liées à la connectivité des pixels appartenant au réseau vasculaire. La détection est effectuée en utilisant deux caractéristiques différentes (recherche des *minima* locaux car les structures sont sombres, et recherche des contrastes locaux entre les vaisseaux et le fond de l'image). Les *path openings* permettent ensuite de repérer les structures allongées. Enfin, une fusion est effectuée afin de tirer profit de ces deux caractérisations complémentaires et de classer chaque pixel en tant que pixel appartenant au réseau ou non.

La figure 1 présente l'organigramme général de la méthode présentée. Il faut remarquer que dans ces étapes nous travaillons sur le canal vert de l'espace chromatique de RVB, plan dans lequel les vaisseaux sont le plus contrastés. De plus, les prétraitements classiques visant à réduire le bruit

et augmenter les contrastes sont appliqués. Ils sont décrits dans [8].

Le paragraphe 2 traite de l'extraction d'attributs. Le paragraphe 3 décrit le filtre morphologique directionnel Path Opening et le paragraphe 4 la fusion des données effectuée. Les résultats expérimentaux et leur analyse sont présentés au paragraphe 5.

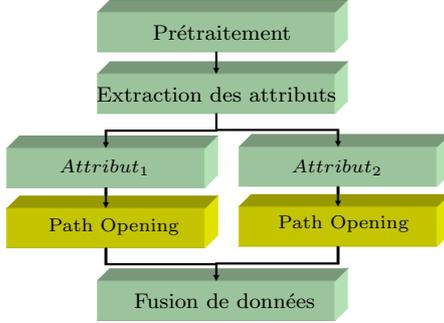


FIG. 1: Les étapes de l'extraction de l'arbre vasculaire

2 Extraction des attributs

Les deux attributs caractéristiques proposés sont liés au fait que les vaisseaux sanguins apparaissent comme des pixels avec un niveau de gris plus foncé que leur voisinage immédiat, induisant avec un contour marqué.

2.1 1er attribut: détection des *minima* locaux

L'opérateur morphologique dénommé *chapeau haut de forme dual* est particulièrement connu pour sa capacité de détection des structures qui sont plus petites qu'un élément structurant donné ES et qui sont des *minima* locaux d'une image [6]. Le chapeau haut de forme dual $CHFD(f)$ est obtenu en prenant la différence entre une fermeture morphologique $\varphi^{ES}(f)$ et l'image source f .

$$CHFD(f) = \varphi^{ES}(f) - f \quad (1)$$

Sachant qu'une fermeture supprime les pixels foncés plus petits que l'élément structurant utilisé, l'image résultant du chapeau retient les pixels supprimés. Ici, un élément structurant circulaire est utilisé: toutes les structures sombres ayant leur plus petite dimension inférieure au diamètre utilisé sont extraites. Le tri selon le caractère rectiligne des objets se fera ensuite. La figure 2(b) illustre le résultat obtenu pour l'extraction de ce premier attribut proposé.

2.2 2ème attribut: détection des contours

En parallèle, nous nous intéressons aux contours des vaisseaux sanguins. Pour cela, on utilise le filtre Laplacien classique, qui peut être approché par la différence de deux

gaussiennes de variance très proche. Nous observons dans la figure 2(c), le résultat obtenu pour le filtre Laplacien.

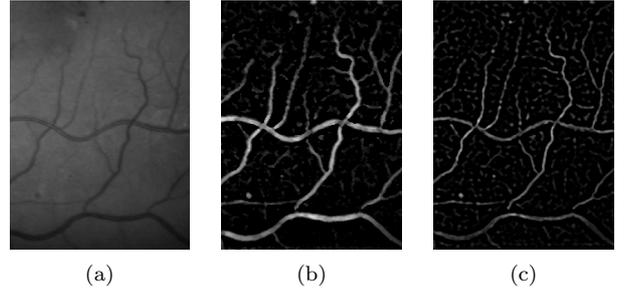


FIG. 2: (a) Image retinienne originale. (b) Détection des *minima* locaux. (c) Détection des contours

En observant les résultats, nous constatons que le réseau vasculaire est effectivement bien caractérisé par ces attributs. Néanmoins, de nombreux artefacts sont présents. Afin de séparer le réseau des artefacts, il convient d'introduire une caractéristique supplémentaire: la forme des structures recherchées. C'est l'objet du prochain paragraphe.

3 Filtrage morphologique

Suite aux deux étapes précédentes, il convient désormais d'utiliser l'information de forme afin d'identifier les structures correspondant au réseau vasculaire. Il faut donc sélectionner parmi l'ensemble des structures détectées (respectivement les structures petites et correspondant à des *minima* locaux, et les structures contrastées) celles qui ont une forme très allongée.

Il faut également considérer que le réseau vasculaire n'est pas strictement rectiligne: même à une échelle locale, les vaisseaux sont souvent incurvés. La morphologie mathématique fournit pour cela des solutions adaptées. Nous proposons d'utiliser des filtres morphologiques directionnels avancés, les *Path Openings* [5].

Ces filtres ont les propriétés des ouvertures: ils suppriment les structures de faible taille et apparaissant comme plus claires que leur environnement immédiat. Ici, l'objectif est de supprimer sur les images d'attributs (figures 2(b) et (c)) toutes les structures qui ne sont pas filiformes. On ne souhaite conserver que les structures linéaires orientées qui ont une longueur minimale L_{min} et qui sont plus claires que leur voisinage immédiat. Pour effectuer cette tâche, ces filtres assignent à chaque pixel le niveau de gris maximal obtenu sur un chemin connecté de longueur L_{min} et passant par ce pixel. Cette tâche est basée sur l'étude de la connectivité des pixels appartenant à un chemin déterminé par le graphe d'adjacence, schématisé sur la figure 3.

Pour ce filtre, la longueur L_{min} est liée à la taille minimale des éléments linéaires qui seront détectés. En d'autres termes, L_{min} peut être considéré comme la taille de l'élément structurant de ces filtres morphologiques, tandis que leur

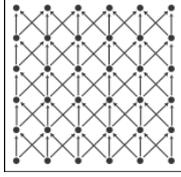


FIG. 3: Graphe d'adjacence suivi pour les *Path Openings*

forme, dans une certaine mesure, reste flexible, contrairement à l'approche morphologique classique utilisée pour détecter des structures localement rectilignes [11], où un élément structurant linéaire est utilisé, éventuellement après avoir subi diverses rotations afin de tenir compte des différentes orientations possibles des structures. Les *Path Openings* traitent directement toutes les directions et les formes incurvées.

La figure 4 présente les résultats obtenus suite au filtrage par les *Path Openings*. Nous notons que seulement les structures avec une certaine longueur apparaissent après le filtrage: les artefacts ont été supprimés.

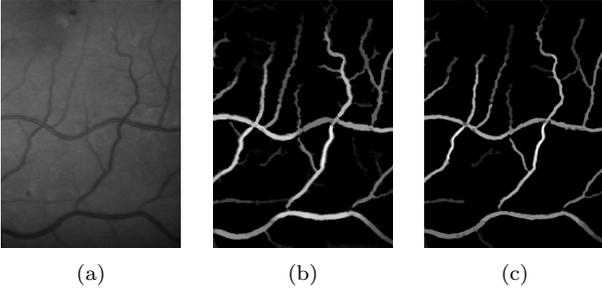


FIG. 4: (a) Image retinienne originale. (b) 1er attribut filtré. (c) 2ème attribut filtré

En utilisant ces images, le point clé consiste à considérer chaque niveau de gris associé à un pixel comme une fonction d'appartenance du pixel à la classe "vaisseau sanguin". En conséquence, les pixels les plus clairs ont un degré d'appartenance à la classe "vaisseau sanguin" très grand. Par contre, les pixels non détectés suite aux *Path Openings* ont un degré très faible.

L'interprétation des résultats du filtrage par *Path Openings* comme deux images floues permet une classification binaire (classes "fond" et "réseau vasculaire") en fusionnant les degrés obtenus pour les deux attributs précédemment décrits.

4 Fusion de données

La fusion de données proposée se base sur la théorie des ensembles flous.

Dans le cadre de la classification, un ensemble flou $\pi_j(p)$ est l'ensemble des degrés d'appartenance à chaque classe

assignée à un pixel p par un classifieur j .

En considérant les résultats des *Path Openings* comme deux images floues β_1 et β_2 , chaque pixel appartient à deux ensembles flous $\pi_j(p)$ avec deux degrés d'appartenance: $\mu_j^v(p)$ et $\mu_j^{nv}(p)$, v correspondant à la classe "vaisseau sanguin" et nv à la classe "non-vaisseau sanguin".

$$\pi_j(p) = \{\mu_j^v(p), \mu_j^{nv}(p)\} \quad j=[1,2] \quad (2)$$

où $\mu_j^v(p)$ et $\mu_j^{nv}(p)$ sont calculées en utilisant l'équation

$$\mu_j^v(p) = K * (\beta_j(p)/255) \quad \mu_j^{nv}(p) = 1 - \mu_j^v(p) \quad (3)$$

K est ici un gain d'ajustement permettant, sous contrainte de conserver $\mu_j^v(p) < 1$ de réaliser une classification plus ou moins restrictive.

Pour pouvoir classifier chaque pixel, les deux $\pi_j(p)$ sont combinés afin d'obtenir un ensemble flou final $\pi(p)$. Dans notre cas, cet ensemble $\pi(p)$ sert pour classer chaque pixel (la décision prise est en suivant le degré d'appartenance le plus élevé).

Pour combiner les deux $\pi_j(p)$, nous proposons une règle de combinaison qui consiste à réduire l'influence d'information incertaine et à augmenter le poids relatif de l'information fiable contenue dans les deux $\pi_j(p)$. Pour cela, le degré de flou de chaque $\pi_j(p)$ est calculé.

Definition (Le degré de flou): Le degré de flou $H_{\alpha QE}$ constitue une mesure d'imprécision qui estime dans quelle mesure l'appartenance et la non appartenance à un ensemble flou sont bien différenciées.

$$H_{\alpha QE}(\pi_j(p)) = \frac{1}{2} \sum_{i=v, nv} S_{\alpha QE}(\mu_j^i(p)) \quad (4)$$

$$S_{\alpha QE}(\mu_j^i(p)) = \frac{\mu_j^i(p)^\alpha (1 - \mu_j^i(p))^\alpha}{2^{-2\alpha}}$$

Avec $\alpha = 0.5$, nous interprétons chaque valeur du degré de flou comme une mesure d'exactitude qui permet de calculer un poids w_j qui sera associé à chaque ensemble flou $\pi_j(p)$ en utilisant:

$$w_j = \frac{\sum_{k=1, k \neq j}^2 H_{\alpha QE}(\pi_k)}{\sum_{k=1}^2 H_{\alpha QE}(\pi_k)} \quad \sum_{j=1}^2 w_j = 1 \quad (5)$$

Ainsi, avec $j \in [1, 2]$, l'ensemble final $\pi(p)$ est défini selon l'équation 6. Nous rappelons que grâce à $\pi(p)$, chaque pixel est classifié comme vaisseau si $\mu^v \geq \mu^{nv}$ ou comme non vaisseau si $\mu^v < \mu^{nv}$.

$$\begin{aligned} \mu^v(p) &= \max(w_j \mu_j^v(p)) \\ \mu^{nv}(p) &= \max(w_j \mu_j^{nv}(p)) \end{aligned} \quad (6)$$

5 Résultats

La méthode a été testée sur plusieurs données réelles, la figure 5 illustre les résultats obtenus. Nous notons que les vaisseaux sont très bien détectés, avec une bonne connectivité et il ne reste que peu de fausses alarmes. Les vaisseaux de différentes tailles et de différentes intensités sont détectés avec une bonne robustesse. Enfin, la plupart des jonctions sont correctement préservées, ce qui est important pour la détection de points caractéristiques du réseau, utiles ensuite par exemple pour faire du recalage entre des acquisitions à différentes dates.

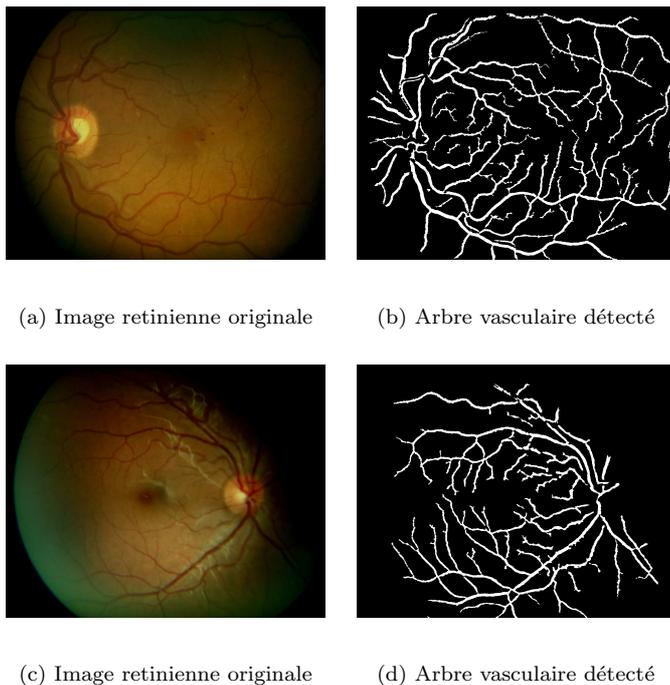


FIG. 5: Tests sur différentes images réelles

6 Conclusion

Nous avons présenté une nouvelle approche pour la détection du réseau vasculaire sur les images rétiniennes. Les résultats obtenus ont démontré que notre méthode est satisfaisante dans la détection des grands et petits vaisseaux sanguins avec exactitude et une bonne fiabilité.

La méthode repose sur une caractérisation en deux temps des structures d'intérêt: dans un premier temps, l'analyse porte sur les niveaux de gris des pixels (pixels localement sombres, contours). Dans un second temps, l'analyse porte sur la forme des objets (structures filiformes, incurvées). Enfin, ces attributs sont fusionnés pour la décision. Notons que la méthode proposée a peu de paramètres: la longueur L_{min} est fixée par l'utilisateur en fonction de l'échelle de l'image, la constante de régulation K appliqué

dans la fusion permet de régler le compromis entre bonne détection et fausse alarme. Ces réglages n'ont pas été critiques lors de nos expériences.

References

- [1] S.Chaudhuri et al, *Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters*. IEEE Trans On Medical Imaging, vol.8, no.3,(263-269),1989.
- [2] C.Sinthanayothin et al, *Automated localisation of the optic disc, fovea and retinal blood vessels from digital colour fundus images*. British Journal of Ophthalmology, vol.83, no.8, (231-238),1999.
- [3] F.Zana and J.-C.Klein *Segmentation of vessel like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation*. IEEE Trans On Medical Imaging, 2001.
- [4] J. Hajer and H.Kamel *Caractérisation de la rétine en vue de l'élaboration d'une méthode biométrique d'identification de personnes*. SETIT 2005 ,3rd International Conference: Sciences of Electronic,Technologies of Information and Telecom.,March 27-31.
- [5] H. Talbot and B. Appleton. *Efficient complete and incomplete path openings and closings*. Image and Vision Computing 2007,vol 25, pages 416-425.
- [6] J. Serra and L.Vincent. *Morphological filtering* . Lecture notes, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris 2007,1989.
- [7] D. Paulus, S.Chastel and T.Feldmann *Vessel Segmentation in Retinal Image*. SPIE Proceedings. pp 696-705. Medical Imaging, 2005.
- [8] T.Walter and J.C.Klein *Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree usings morphological techniques*. proc. of ISMDA 2001, pp.282-287, Oct 2001.
- [9] J.Hajer, H.Kamel and E.Noureddine *Blood Vessels Segmentation in Retina image using Mathematical Morphology and the STFT analysis*. Information and Communication Technologies,2005.ICTTA'06.2nd, pp. 1130-1134, April 2006.
- [10] M.Fauvel, J.Chanussot and J.A.Benediktsson *Decision Fusion for the Classification of Urban Remote Sensing Images*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , vol. 44, N.10 , October, 2006.
- [11] J. Chanussot, G. Mauris and P. Lambert *Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multi-temporal SAR images*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , vol. 37, N.3, 1999.