

Projet Personnel - Artificial Intelligence based Image Processing (AIIP)

Analyse de Rétines et Applications en Biométrie

Travail réalisé par

Delages Julien, Lahmar Fedi

Etudiants en *ING3 IA - Groupe B*
à CY Tech



Table of Contents

1	Introduction	3
2	Biométrie Rétinienne - State of the Art	3
3	Materials and Methods	4
3.1	Données	4
3.2	Méthodes de Processing de l'Image	5
3.3	Programmation	6
4	Résultats	7
5	Discussion	9
5.1	Interpretation des résultats	9
5.2	Limites	9
6	Conclusion	9

List of Figures

1	Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB (Betaouaf et al. (2011))	5
2	Représentation d'un pixel et des ses voisins	6
3	Sélection du canal vert	7
4	Segmentation des vaisseaux sanguins	7
5	Squelettisation	7
6	Détection des minuties	8
7	Image rétinienne segmentée par des professionnels	8
8	Détection des minuties sur la segmentation <i>idéale</i>	9

1 Introduction

Depuis plusieurs années, des efforts importants sont fournis dans le domaine de la recherche en biométrie. Ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux. Les applications biométriques sont nombreuses et permettent d'apporter un niveau de sécurité supérieur en ce qui concerne des accès logiques (ordinateurs, comptes bancaires, données sensibles, etc.) ou des accès physiques (bâtiments sécurisés, aéroports, etc.). L'œil qui est une merveille de la nature, offre les deux caractéristiques biométriques les plus fiables qui sont l'iris et la rétine. La biométrie par la rétine procure un haut niveau en matière de reconnaissance. La technique d'identification rétinienne offre plusieurs avantages tels que la rétine qui est un organe intérieur ce qui minimise les blessures et la fraude et l'unicité du réseau vasculaire même chez les jumeaux. Toutefois, cette technologie souffre de plusieurs inconvénients. L'acquisition de l'image rétinienne doit s'effectuer à une très faible distance du capteur. En plus, dans le cas d'un diabète ou d'une alcoolémie, le réseau vasculaire peut être modifié. Les modalités morphologiques sont les plus utilisées par rapport aux modalités comportementales. Cela est dû à leur stabilité dans le temps et la difficulté de falsification de ces modalités. De plus, les modalités comportementales sont, généralement, affectées par l'état émotionnel des individus. Elle est bien adaptée pour des applications de haute sécurité. Elle est réputée d'être très fiable et difficile à falsifier. Dans ce projet, nous étudions les méthodes d'extraction de réseau vasculaire rétinien et de détection des points caractéristiques qui servent comme une signature biométrique afin d'authentification et d'identification des individus. Les méthodes de traitement d'images classiques seront confrontées aux traitements de type de réseau de neurones et de Deep learning.

2 Biométrie Rétinienne - State of the Art

La segmentation de la vascularisation rétinienne à partir d'images du fond d'œil est une tâche fondamentale dans l'analyse d'images rétiniennes. Au cours des dernières années, des approches de plus en plus complexes basées sur des architectures sophistiquées de réseaux de neurones convolutifs ont poussé les performances sur des ensembles de données de référence bien établis. Pour la reconnaissance rétinienne, la rétine a une structure complexe, composée de différentes structures géométriques comme le disque optique, la macula et l'arbre vasculaire. De plus, en raison du mouvement des yeux ou du placement de la tête par rapport au capteur, des transformations géométriques telles que la translation, la rotation, ou les changements d'échelle peuvent affecter les scans rétiniens acquis. Ces scans sont souvent mal contrastés et contiennent des artefacts de luminosité. En effet, la non-uniformité de l'éclairage augmente les niveaux d'intensité dans certaines régions du scan rétinien, tandis que d'autres régions plus éloignées du disque optique peuvent présenter une diminution de la luminosité. Par conséquent, la reconnaissance des personnes par la rétine nécessite généralement une étape primordiale d'analyse de l'image rétinienne acquise pour la pré-traiter et l'améliorer afin d'extraire la signature rétinienne ayant l'information biométrique la plus pertinente et stable. La segmentation des vaisseaux rétiniens est l'une des plus importantes tâches pour l'analyse informatique des images du fond d'œil. Il représente un tremplin pour des applications plus avancées telles que l'évaluation du rapport artère/veine, l'analyse du flux sanguin, l'évaluation de la qualité d'image, l'enregistrement d'images rétiniennes et la synthèse. Les premières approches de la segmentation des vaisseaux rétiniens étaient entièrement non supervisées et reposaient sur des opérations de traitement d'image conventionnelles comme la morphologie mathématique ou des opérations de détection de bord adaptées. L'idée derrière ces méthodes était de pré-traiter les images rétiniennes pour accentuer les intensités des vaisseaux. Les images pré-traitées ont ensuite été seuillées pour réaliser la segmentation. Alors que la recherche sur les techniques de filtrage avancées pour la segmentation des vaisseaux rétiniens s'est poursuivie au cours des dernières années, ces techniques échouent systématiquement à atteindre des niveaux de performance compétitifs sur des références établies, probablement en raison de leur incapacité à gérer des images avec des structures pathologiques et à généraliser à différentes apparences et résolutions. En revanche, les approches basées sur l'apprentissage précoce ont rapidement montré des résultats plus prometteurs et de meilleures performances que leurs homologues conventionnels. La stratégie commune de ces techniques consiste en l'extraction de descripteurs locaux spécifiquement conçus qui sont suivis d'un classificateur de vaisseaux relativement simple. Les contributions trouvées se concentrent principalement sur le développement de nouvelles fonctionnalités visuelles discriminantes plutôt que sur la sous-tâche de classification. La prédominance

des techniques de Machine Learning (ML) s’est renforcée avec l’émergence des réseaux de neurones profonds. Après avoir réalisé initialement que les réseaux de neurones de convolutions (CNN) pouvaient surpasser les méthodes précédentes, en contournant toute ingénierie manuelle des fonctionnalités et en apprenant directement à partir des données brutes, un flux constant de publications a émergé sur ce sujet, au point que presque toutes les nouvelles techniques concurrentes de segmentation des vaisseaux sont maintenant basées sur cette approche. Les approches CNN standards de la segmentation des vaisseaux rétiniens sont basées sur l’application séquentielle d’une pile de couches convolutives qui sous-échantillonne et sur-échantillonne ensuite les images d’entrée pour atteindre une prédiction probabiliste des emplacements des vaisseaux. Pendant la formation, les poids du réseau sont mis à jour de manière itérative pour améliorer les prédictions au moyen de la minimisation d’une perte de classification erronée (par exemple, Cross-Entropy). Que ce soit en traitant de petites parcelles d’image ou l’image entière, ces approches peuvent réussir à segmenter le système vasculaire rétinien en s’appuyant uniquement sur un ensemble relativement petit d’échantillons annotés. Les extensions du paradigme CNN ont tendance à impliquer des opérations complexes, telles que des couches spécialement conçues. Fu et al [1] ont introduit une couche récurrente “Conditional Random Field” pour modéliser les relations globales entre les pixels. Shi et al [2] ont combiné des couches convolutives et graphe-convolutionnelles pour mieux saisir la connectivité globale des vaisseaux. Guo et al [3] ont introduit des couches dilatées denses qui ajustent le taux de dilatation en fonction de l’épaisseur du vaisseau, et Fan et al [4] ont proposé une couche convolutive multi-fréquence (OctConv). D’autres blocs et couches de convolutions personnalisés basés sur la connaissance du domaine ont été explorés dans des travaux récents [5][6]. Des pertes spécialisées ont également été proposées ces dernières années. Yan et al [7] ont formé une architecture U-Net en minimisant une perte conjointe qui reçoit des prédictions de sortie de deux branches de réseau distinctes, l’une avec une perte au niveau du pixel et l’autre avec une perte par segment. Les mêmes auteurs ont introduit une approche similaire au niveau du segment, alors que Mou et al [8] ont utilisé une perte de Dice multi-échelle. Zhao et al [9] ont proposé une combinaison de perte globale au niveau des pixels et de perte de matage locaux. Zhang et Chung [10] ont introduit une approche profondément supervisée dans laquelle diverses valeurs de perte extraites à différentes étapes d’un CNN sont combinées et rétro-propagées, avec des étiquettes artificielles dans les frontières des vaisseaux transformant le problème en une tâche de segmentation multi-classes. Des réseaux antagonistes génératifs (GAN) ont également été proposés pour la segmentation des vaisseaux rétiniens [11] sans atteindre une popularité généralisée en raison des difficultés inhérentes à la formation de ces architectures. Il convient également de passer en revue les approches efficaces de segmentation des vaisseaux rétiniens. Ces méthodes apparaissent généralement dans les travaux axés sur les segmentations des vaisseaux rétiniens pour les appareils embarqués/mobiles. Dans ce contexte, les approches conventionnelles non supervisées sont encore prédominantes. Arguello et al [12] emploient un filtrage d’image couplé à un tracé de contour. Bibiloni et al [13] appliquent un seuillage par hystérésis simple, tandis que Xu et al [14] adaptent les filtres de Gabor et les opérations morphologiques pour la segmentation des vaisseaux dans les appareils mobiles. Ce n’est que récemment que Laibacher et al [15] ont exploré des architectures CNN efficaces spécialement conçues pour la segmentation des vaisseaux sur les images du fond d’œil. L’architecture M2U-Net qu’ils proposent s’appuie sur un modèle MobileNet préformé par ImageNet et n’obtient des résultats que légèrement inférieurs aux meilleurs modèles.

3 Materials and Methods

Dans cette partie, les différentes méthodes de processing seront présentées ainsi que des précisions concernant le jeu de donnée utilisé et la partie informatique du projet.

3.1 Données

Nous avons utilisé le jeu de donnée *Digital Retinal Images for Vessel Extraction (DRIVE)* [16]. Ce jeu de donnée a été utilisé dans un but médical avec l’analyse de différentes pathologies qui apparaissent sur les images rétiniennes. Il est souvent utilisé grâce à sa qualité due à son faible bruit. Il est composé de 40 images, dont 33 patients sains et 7 patients atteints de différentes pathologies. La résolution des images est de 565 x 584.

3.2 Méthodes de Processing de l'Image

Pour commencer, la biométrie rétinienne utilise le canal vert de l'image.

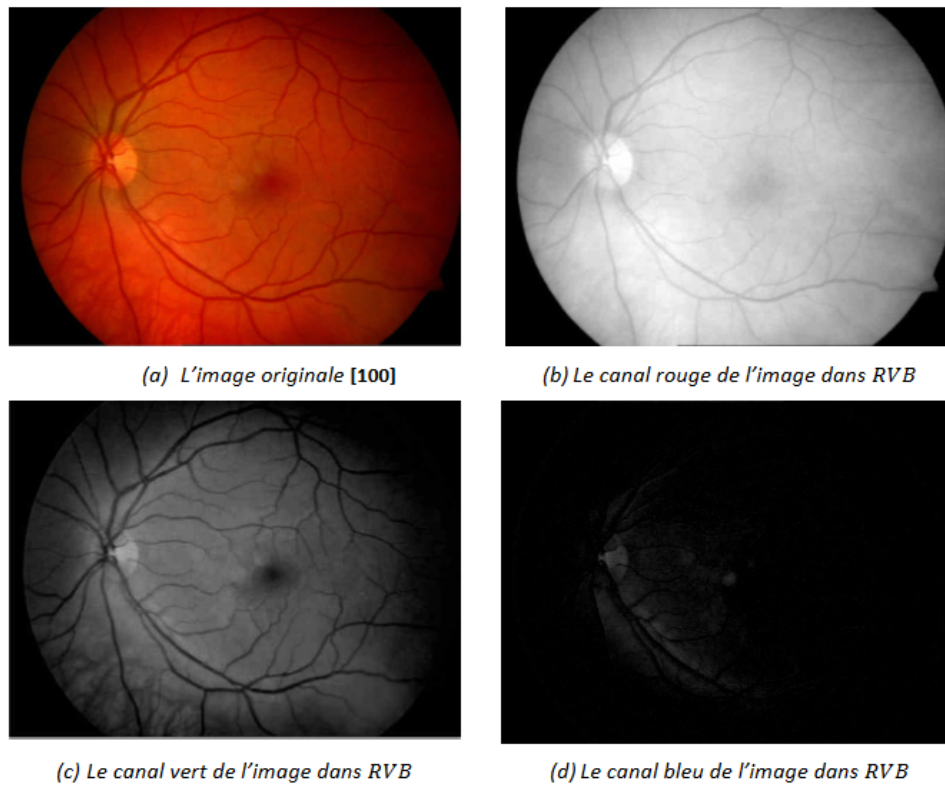


Figure 1. Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB (Betaouaf et al. (2011))

La Figure 1 montre bien que les vaisseaux rétiens apparaissent comme les plus contrastés dans le canal vert.

Ensuite, un opérateur de détection des bords est utilisé dans le but d'une segmentation des vaisseaux sanguins. Le détecteur de bords de Canny [**canny1986computational**] a été utilisé. Il utilise un algorithme à plusieurs étapes pour détecter une large gamme de bords dans les images.

Les détails du processus sont assez longs, mais en résumé, l'algorithme de détection peut être décomposé en cinq étapes différentes :

- Appliquer un filtre Gaussien pour lisser l'image afin d'éliminer le bruit.
- Trouver les gradients d'intensité de l'image
- Appliquer le seuillage de l'amplitude du gradient ou la suppression de la limite inférieure de la coupure pour se débarrasser des réponses parasites à la détection des bords.
- Appliquer un double seuil pour déterminer les bords potentiels
- Un suivi des bords par hystérésis : Finaliser la détection des bords en supprimant tous les autres bords qui sont faibles et non connectés aux bords forts.

Pour approfondir [**canny1986computational**].

La méthode de Canny a ses limites dans la segmentation des vaisseaux sanguins car elle détecte les 2 bords d'un même vaisseau sanguin ce qui dupliquerait le signal de ce vaisseau dans la détection de points

de caractéristique. La méthode de Dilatation est une des possibilités pour palier à ce problème. Cette procédure agrandit les bords créés par l'algorithme de détection des bords.

Une fois la dilatation appliqué, il est nécessaire d'amincir la segmentation en ligne de pixel unique. Une méthode de squelettisation est utilisée. Dans ce projet, nous avons utilisé la méthode de Zhang et al (1984) [17].

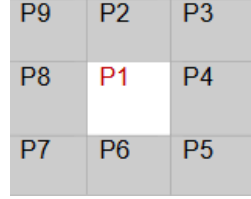


Figure 2. Représentation d'un pixel et des ses voisins

La Figure 2 sera utile pour expliquer cet algorithme. Soit $A(P1) = \text{nombre de pixel il a pour valeur 1 ou 0 dans l'entourage de P1}$, dans notre cas P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9. Soit $B(P1) = \text{nombre de pixels noire ou 1 qui dans l'entourage de P1}$.

- Condition 1: $2 \leq B(P1) \leq 6$
- Condition 2: $A(P1) = 1$
- Condition 3: $P2, P4, P6 = 0$
- Condition 4: $P4, P6, P8 = 0$

Cette itération est répétée jusqu'à *stabilité*, i.e. jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de point simple.

Par la suite, une méthode de suppression des régions mineurs est appliquée pour supprimer le restant de bruit qu'il pouvait y avoir.

Pour finir, afin d'extraire des point de caractéristique la détection de minuties a été mise en place via l'utilisation de la méthode de *Crossing number* (CN). Le but de cette méthode est d'évaluer le CN pour chaque pixel de l'image. Dans notre cas, nous allons nous focaliser sur la détection des terminaisons ($CN = 1$) et des bifurcations ($CN = 3$). Le calcul du CN suit l'équation 1.

$$CN = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i-1}| \quad (1)$$

3.3 Programmation

Toute la partie code s'est faite en *Python* [18] sur la version 3.7.4. Nous avons utilisé différentes bibliothèques de vision par ordinateur: *OpenCV* [19] et *Scikit-Image* [20]. Pour tout ce qui est visualisation, nous avons utilisé la bibliothèque *Matplotlib* [21].

4 Résultats

Dans cette partie, nous allons montrer les résultats obtenus durant le processing et la détection de minuties sur le jeu de données sélectionné.

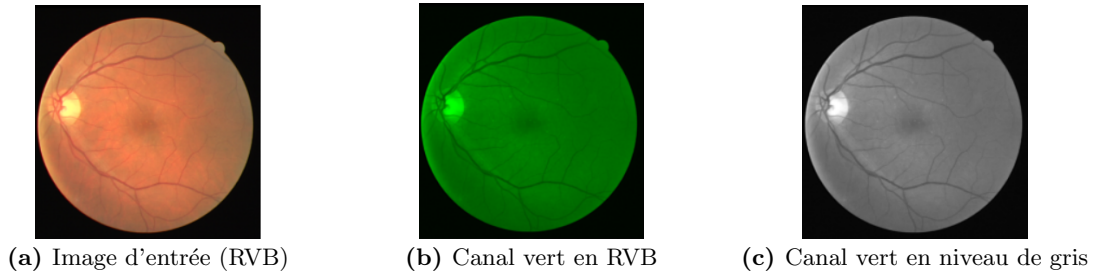


Figure 3. Sélection du canal vert

La Figure 3 nous permet de voir la sélection du canal vert de l'image rétinienne.

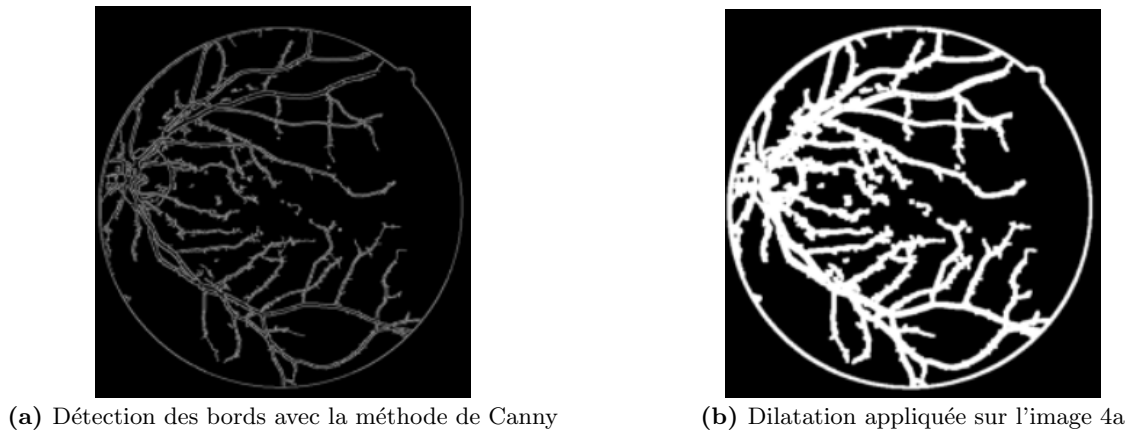


Figure 4. Segmentation des vaisseaux sanguins

La Figure 4 nous permet de voir l'effet de la détection des bords avec la méthode de Canny ainsi que la dilatation pour unifier les bords détectés.

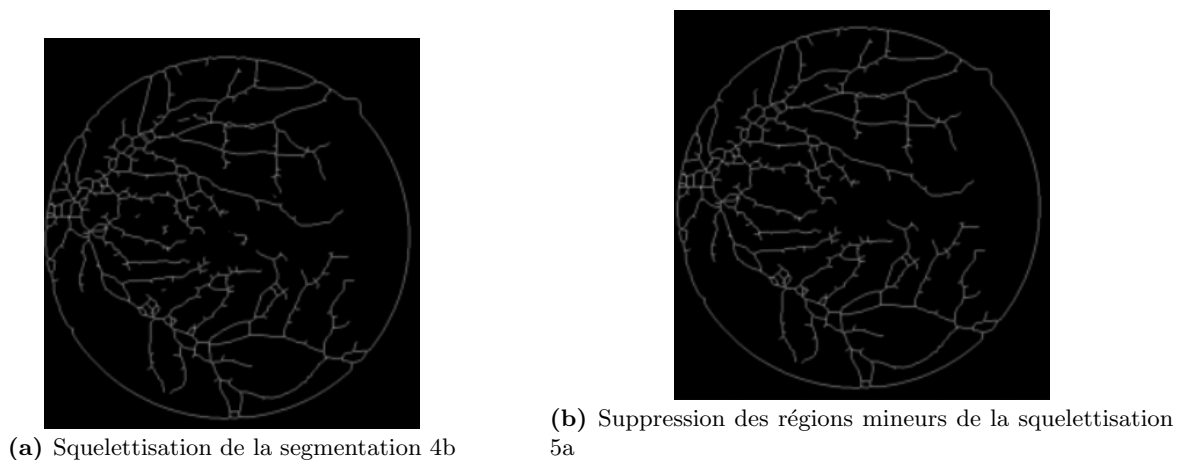


Figure 5. Squelettisation

La Figure 5 nous permet de voir l'effet de la squelettisation ainsi que la suppression de certaines régions mineures présentes au centre de 5a.

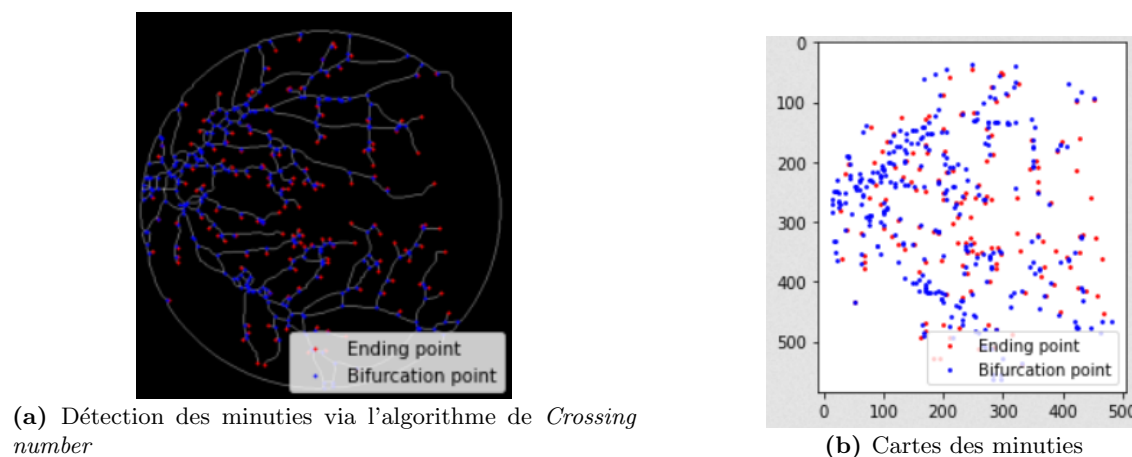


Figure 6. Détection des minuties

La Figure 6 nous permet de voir la détection des minuties sur 5b.

Le jeu de données utilisé comportait des segmentations *idéales* réalisés par des professionnels. Nous avons essayé de comparer la segmentation et la détection de minuties que nous avons réalisé avec une segmentation optimale.

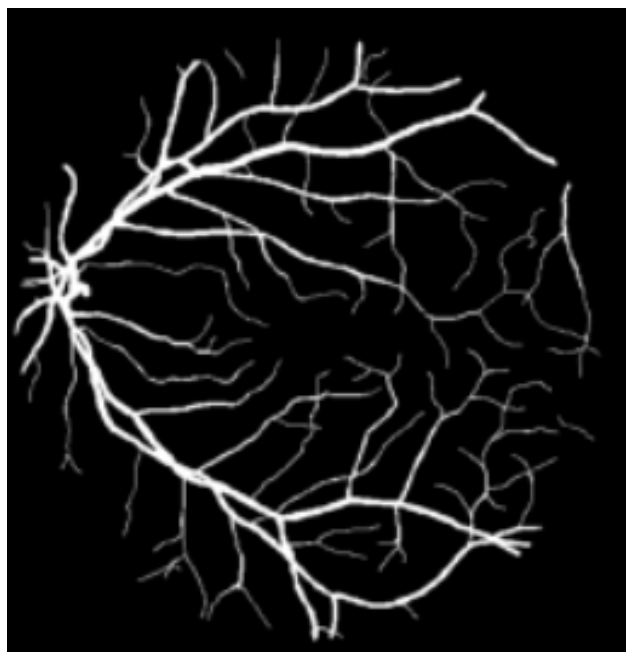


Figure 7. Image rétinienne segmentée par des professionnels

La Figure 7 présente la segmentation idéal pour l'image que l'on a pris en exemple depuis le début de cette partie résultats.

On va ainsi appliquer le même procédé post-segmentation, application de la squelettisation et détection des minuties.

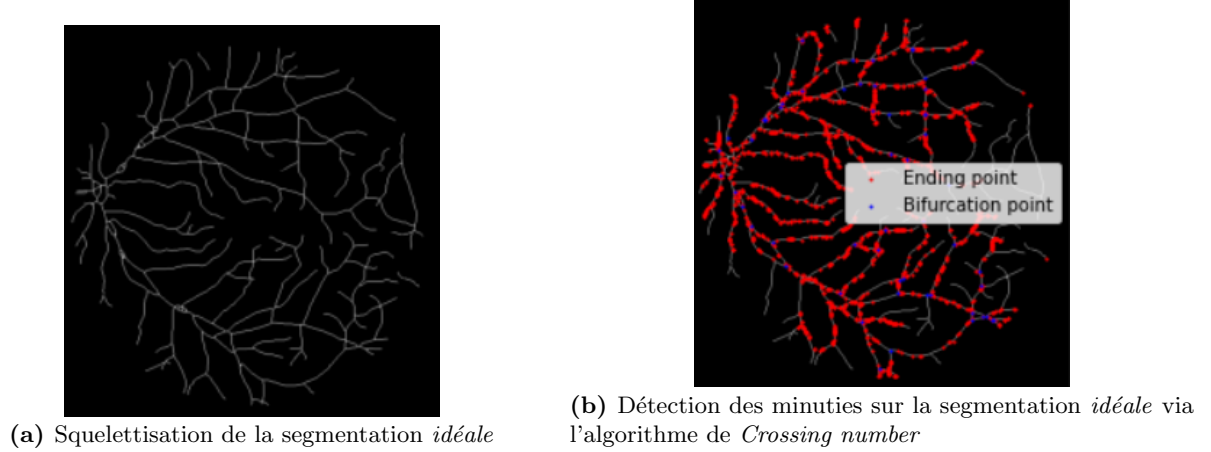


Figure 8. Détection des minuties sur la segmentation *idéale*

La Figure 8a semble ressembler à la squelettisation accomplie par notre méthode 5b. En revanche, la Figure 8b montre un dysfonctionnement dans le procédé de détection des minuties.

5 Discussion

We will discuss in this section about the different interpretation that can be made on the results. In a second step, we will talk about the limitations of the work.

5.1 Interpretation des résultats

De manière générale, le procédé de détections des minuties semble avoir été appliqué efficacement.

5.2 Limites

Les limites rencontrées durant ce projet sont principalement dû à la recherche de littérature scientifique et de jeux de données. L'identification et l'authentification n'ont pas été implémenté avec le jeu de donnée sur lequel on a travaillé.

6 Conclusion

Pour conclure, dans l'ensemble l'état de l'art et la mise en pratique des méthodes de processing pour travailler sur la biométrie rétinienne ont été accompli selon la description du projet.

Ce projet nous a permis de mettre en pratique les techniques de processing rencontrés durant les cours d'AIP sur un sujet concret et intéressant. De plus, nous avons pu voir l'application de méthodes de théorie des graphes rencontrées dans nos années d'études précédentes. Le sujet de la biométrie est devenu rapidement intéressant surtout lorsque l'on voit l'importance et son utilité dans la vie courante.

Les perspectives que nous amène notre travail serait forcément en premier lieu de réussir à appliquer les méthodes d'identification et d'authentification pour la biométrie. Dans un autre temps, l'utilisation des images rétinienne est applicable à d'autres sujets comme précédemment mentionné, la médecine. Par exemple, la rétinopathie diabétique est une maladie qui s'exprime par des pathologies sur l'œil et plus particulièrement la rétine. Cette maladie est une grave complication du diabète qui touche 50% des patients diabétiques de type 2.

References

- [1] H. Fu et al. “Retinal vessel segmentation via deep learning and conditional random field. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI”. In: *Springer* (2016). DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46723-8_16.
- [2] S. Y. Shin et al. “Deep vessel segmentation by learning graphical connectivity”. In: *Med. Image Anal.* (2019). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.media.2019.101556>.
- [3] Y. Guo and Y. Peng. “BSCN: Bidirectional symmetric cascade network for retinal vessel segmentation”. In: *BMC Med. Imaging* (2020). DOI: <https://doi.org/10.1186/s12880-020-0412-7>.
- [4] Zhun Fan et al. “Accurate retinal vessel segmentation via octave convolution neural network”. In: *arXiv* (2019). DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.1906.12193>.
- [5] Kun Wang et al. “CTF-Net: Retinal Vessel Segmentation via Deep Coarse-To-Fine Supervision Network”. In: (2020). DOI: 10.1109/ISBI45749.2020.9098742.
- [6] Venkateswararao Cherukuri et al. “Deep Retinal Image Segmentation With Regularization Under Geometric Priors”. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 29 (2020), pp. 2552–2567. DOI: 10.1109/TIP.2019.2946078.
- [7] Zengqiang Yan, Xin Yang, and Kwang-Ting Cheng. “Joint Segment-Level and Pixel-Wise Losses for Deep Learning Based Retinal Vessel Segmentation”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 65.9 (2018), pp. 1912–1923. DOI: 10.1109/TBME.2018.2828137.
- [8] Lei Mou et al. “Dense Dilated Network With Probability Regularized Walk for Vessel Detection”. In: *IEEE Transactions on Medical Imaging* 39.5 (2020), pp. 1392–1403. DOI: 10.1109/TMI.2019.2950051.
- [9] He Zhao, Huiqi Li, and Li Cheng. “Improving retinal vessel segmentation with joint local loss by matting”. In: *Pattern Recognition* 98 (2020), p. 107068. ISSN: 0031-3203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.107068>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320319303693>.
- [10] Yishuo Zhang and Albert C. S. Chung. “Deep Supervision with Additional Labels for Retinal Vessel Segmentation Task”. In: *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2018*. Ed. by Alejandro F. Frangi et al. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 83–91. ISBN: 978-3-030-00934-2.
- [11] Avisek Lahiri et al. “Generative Adversarial Learning for Reducing Manual Annotation in Semantic Segmentation on Large Scale Microscopy Images: Automated Vessel Segmentation in Retinal Fundus Image as Test Case”. In: *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. 2017, pp. 794–800. DOI: 10.1109/CVPRW.2017.110.
- [12] F. Argüello et al. “GPU-based segmentation of retinal blood vessels”. In: (2018). DOI: <https://doi.org/10.1007/s11554-014-0469-z>.
- [13] P. Bibiloni, M. González-Hidalgo, and S. Massanet. “A real-time fuzzy morphological algorithm for retinal vessel segmentation”. In: (2019). DOI: <https://doi.org/10.1007/s11554-018-0748-1>.
- [14] X. et al Xu. “Smartphone-based accurate analysis of retinal vasculature towards point-of-care diagnostics”. In: (2016). DOI: <https://doi.org/10.1038/srep34603>.
- [15] Tim Laibacher, Tillman Weyde, and Sepehr Jalali. “M2U-Net: Effective and Efficient Retinal Vessel Segmentation for Real-World Applications”. In: *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. 2019, pp. 115–124. DOI: 10.1109/CVPRW.2019.00020.
- [16] J. Staal et al. “Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina”. In: *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23.4 (2004), pp. 501–509. DOI: 10.1109/TMI.2004.825627.
- [17] Tongjie Y Zhang and Ching Y. Suen. “A fast parallel algorithm for thinning digital patterns”. In: *Communications of the ACM* 27.3 (1984), pp. 236–239.
- [18] Python Software Foundation. *Python is a programming language that lets you work quickly and integrate systems more effectively*. Version 3.9.2. 2021. URL: <https://www.python.org>.
- [19] G. Bradski. “The OpenCV Library”. In: *Dr. Dobb’s Journal of Software Tools* (2000).

-
- [20] Stéfan van der Walt et al. “scikit-image: image processing in Python”. In: *PeerJ* 2 (June 2014), e453. ISSN: 2167-8359. DOI: 10.7717/peerj.453. URL: <https://doi.org/10.7717/peerj.453>.
- [21] J. D. Hunter. “Matplotlib: A 2D graphics environment”. In: *Computing in Science & Engineering* 9.3 (2007), pp. 90–95. DOI: 10.1109/MCSE.2007.55.