

Rapport du Projet 1 : Segmentation de vaisseaux sur des images de la rétine

Ossee Yiboe

Mars 2023

Table des matières

1	Problématique et but du projet	3
2	Données et outils informatiques	3
3	Questions et pistes de réflexion	3
4	Techniques utilisées	4
5	Procédure	5
6	Résultats, Limites et Solutions	8
6.1	Résultats	8
6.2	Limites	10
6.3	Solutions proposées	11
7	Lien vers le notebook Jupyter	12

1 Problématique et but du projet

L’ophtalmoscopie à balayage laser (dite SLO, pour scanning laser ophthalmoscopy) est une modalité d’imagerie de la rétine permettant de réaliser un fond d’œil à grande résolution et avec un large champ, et donc d’observer sur une seule image la majeure partie de la surface de la rétine à une résolution entre 10 et 100 μm .

Outre les maladies de la rétine elle-même, l’observation du fond d’œil permet de diagnostiquer plusieurs pathologies générales en observant la circulation artérielle et veineuse dans la rétine. C’est le cas en particulier de l’hypertension artérielle et de l’insuffisance rénale. Le diagnostic repose en général sur une analyse quantitative de l’ensemble du réseau vasculaire de l’image de rétine, et nécessite donc une segmentation précise de ce réseau.

Le but de ce projet est de proposer une méthode automatique de segmentation du réseau vasculaire dans des images de rétine SLO. La figure 1 montre deux exemples d’images SLO, ainsi que les images de vérité terrain (Ground Truth), correspondant aux annotations manuelles d’un expert.

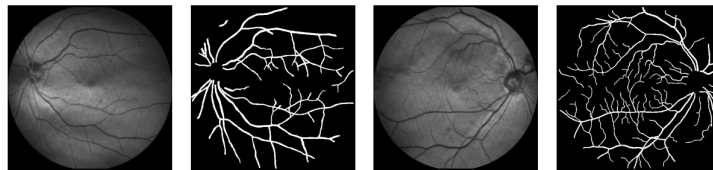


FIGURE 1 – Deux exemples d’images de fond d’œil SLO et les annotations expertes pour la segmentation du réseau vasculaire

2 Données et outils informatiques

Les données - images et annotations - sont extraites de la base de données IOSTAR de l’IDIAP pour l’évaluation d’algorithmes de segmentation de réseau vasculaire rétinien :

<https://www.idiap.ch/software/bob/docs/bob/bob.db.iostar/stable/>

On ne vous demande pas de télécharger toute la base, mais d’utiliser la sélection fournie dans l’archive suivante :

https://perso.ensta-paris.fr/~manzaner/Cours/MI206/images_tp2.zip

Le TP-projet peut être réalisé entièrement en Python. Vous pouvez réutiliser les fonctions créées au TP1, mais vous devrez intégrer votre algorithme de segmentation au script de base suivant, qui fournit une fonction d’évaluation pour mesurer la qualité de votre segmentation :

https://perso.ensta-paris.fr/~manzaner/Cours/MI206/script_tp2.py

Vous pouvez aussi développer et coder votre algorithme de segmentation en utilisant Inti, et n’utiliser le script Python que pour évaluer votre algorithme.

3 Questions et pistes de réflexion

1. La notion de multi-échelles est essentielle pour ce type d’algorithme, les vaisseaux étant d’épaisseur variable.

La notion de multi-échelles est essentielle pour ce type d’algorithme car elle permet de détecter des vaisseaux sanguins de différentes tailles. En effet, les vaisseaux ont des épaisseurs variables, il est donc important d’utiliser des méthodes qui peuvent s’adapter à ces différences de tailles. Une approche multi-échelle permet d’appliquer des filtres de différentes tailles à l’image, ce qui permet de détecter des vaisseaux de différentes épaisseurs.

2. Le réseau vasculaire étant en général connecté, l’utilisation d’opérateurs connexes semble pertinente.

L’utilisation d’opérateurs connexes est pertinente car elle permet de détecter des régions connexes dans l’image. Dans le cas de la segmentation de vaisseaux sanguins, cela signifie que l’on peut détecter des régions qui correspondent à des vaisseaux sanguins. Les opérateurs connexes permettent également de

traiter des images bruitées ou contenant des artéfacts en se concentrant sur les régions d'intérêt.

3. Expliquez la fonction d'évaluation fournie dans le script Python. Pourquoi utilise-t-on deux métriques (Précision et Rappel) ? Quel rôle joue la squelettisation dans cette fonction d'évaluation ?

La fonction d'évaluation fournie dans le script Python utilise deux métriques, la précision et le rappel, pour évaluer les performances de l'algorithme de segmentation. La précision mesure la proportion de pixels correctement classés en tant que vaisseaux sanguins par rapport à tous les pixels classés comme vaisseaux sanguins. Le rappel mesure la proportion de pixels correctement classés en tant que vaisseaux sanguins par rapport à tous les pixels qui devraient être classés comme vaisseaux sanguins.

La squelettisation joue un rôle important dans cette fonction d'évaluation car elle permet de réduire la largeur des vaisseaux sanguins à un seul pixel. Cela simplifie la tâche de mesure de la précision et du rappel en réduisant le nombre de pixels à évaluer. La squelettisation permet également d'éviter les problèmes de classification des pixels qui se trouvent à la limite entre deux vaisseaux sanguins.

En somme, notre fonction de segmentation utilise plusieurs techniques de traitement d'images pour détecter les vaisseaux sanguins dans une image en prenant en compte l'épaisseur variable des vaisseaux et leur connectivité, pour obtenir une bonne couverture, à la fois :

- de la proportion de pixels correctement classés en tant que vaisseaux sanguins par rapport à tous les pixels classés comme vaisseaux sanguins, et
- de la proportion de pixels correctement classés en tant que vaisseaux sanguins par rapport à tous les pixels qui devraient être classés comme vaisseaux sanguins.

4 Techniques utilisées

Pour la solution à la problématique de ce projet nous avons implémentée les techniques suivantes de segmentation et de débruitage :

- **Black tophat transformation** : Cette transformation est utilisée pour accentuer les éléments sombres dans une image. Elle consiste à soustraire l'image originale fermée par un élément structurant donné, de l'image originale. Dans cette fonction, la transformation black tophat est appliquée à l'image en niveaux de gris afin d'accentuer les bords sombres des vaisseaux sanguins.
- **Closing operation** : L'opération de fermeture est une combinaison de l'érosion suivie de la dilatation. Elle est souvent utilisée pour remplir les trous dans les régions d'intérêt et pour éliminer les petites structures qui ne sont pas importantes. Dans cette fonction, l'opération de fermeture est utilisée sur l'image obtenue à partir de la transformation black tophat pour éliminer les petites lacunes à l'intérieur des vaisseaux et rendre les vaisseaux plus continus.
- **Meijering filter et seuillage** : Le filtre de Meijering est une technique de traitement d'image qui permet d'identifier les structures linéaires dans une image en niveaux de gris. Il est souvent utilisé pour détecter les vaisseaux sanguins dans les images médicales. Dans cette fonction, le filtre de Meijering est appliqué sur l'image obtenue à partir de l'opération de fermeture pour détecter les vaisseaux sanguins. Ensuite, un seuil est appliqué pour binariser l'image résultante.
- **Filtre Gaussien et opération de dilatation** : Le filtre gaussien est une technique de traitement d'image qui permet de flouter une image en utilisant une fonction gaussienne. L'opération de dilatation est une opération morphologique qui permet de faire grossir les objets dans une image en utilisant un élément structurant donné. Dans cette fonction, le filtre gaussien est appliqué sur l'image binarisée obtenue à partir du filtre de Meijering et un élément structurant est utilisé pour dilater les vaisseaux sanguins et les rendre plus visibles.

5 Procédure

La procédure utilisée pour ce travail de segmentation est détaillée dans les lignes qui suivent.

1. Nous commençons par charger l'image à partir du chemin spécifié, puis la convertir en échelle de gris en utilisant la fonction `cv2.cvtColor()` de la bibliothèque OpenCV et la classe `Image` de la bibliothèque PIL (Python Imaging Library).

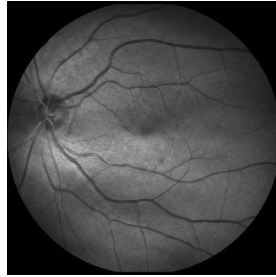


FIGURE 2 – Image en échelle de gris

2. Nous effectuons une transformation black tophat en utilisant la fonction `black_tophat()` de la bibliothèque `skimage.morphology`. La transformation black tophat est une technique de traitement d'image qui permet de mettre en évidence les structures de faible contraste dans l'image en soustrayant une version fermée de l'image originale.

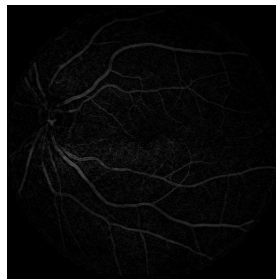


FIGURE 3 – Transformation Black Tophat

3. Ensuite nous réalisons une opération de fermeture sur l'image transformée en utilisant la fonction `closing()` de la bibliothèque `skimage.morphology`. L'opération de fermeture est une technique de traitement d'image qui permet de remplir les petits trous et de lisser les contours des objets dans l'image.

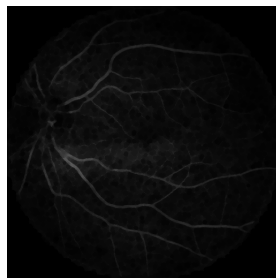


FIGURE 4 – Opération de fermeture

4. Puis nous appliquons le filtre de Meijering en utilisant la fonction `meijering()` de la bibliothèque `skimage.filters`. Le filtre de Meijering est une technique de traitement d'image qui permet de détecter les ridules sombres et claires dans l'image. L'étape suivante est l'application d'un seuillage en utilisant un seuil de 0,17 pour obtenir les vaisseaux sanguins.

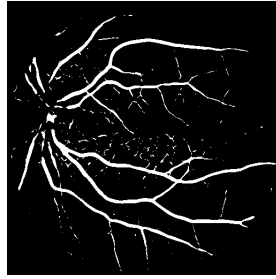


FIGURE 5 – Filtre de Meijering et seuillage

5. L'avant dernière étape consiste à appliquer un filtre Gaussien en utilisant la fonction `gaussian()` de la bibliothèque `skimage.filters` pour améliorer la précision de la segmentation.

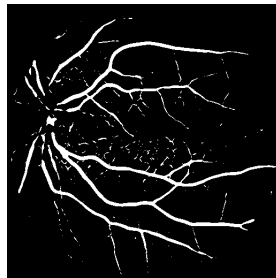


FIGURE 6 – Filtre Gaussien

6. Finalement, nous appliquons une opération de dilatation en utilisant la fonction `dilation()` de la bibliothèque `skimage.morphology` pour connecter les vaisseaux sanguins et combler les petits espaces.

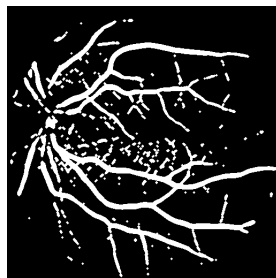


FIGURE 7 – Dilatation

En fin de compte, l'image résultante est convertie en booléen pour l'évaluation de la précision et du rappel et est comparée à l'image ground truth pour évaluer les performances de la fonction de segmentation. Nous convertissons ensuite l'image en un tableau booléen à l'aide de la méthode `astype()`. Le reste de la manipulation consiste en l'évaluation et la représentation graphiques des résultats dont les étapes sont les suivantes :

- Chargement de l'image de vérité terrain à partir du chemin spécifié, puis la convertir en un tableau booléen.
- Evaluation de l'exactitude et le rappel de la segmentation en utilisant la fonction `evaluate()`.
- Affichage de l'image finale et retour de l'image segmentée, la précision et le rappel.

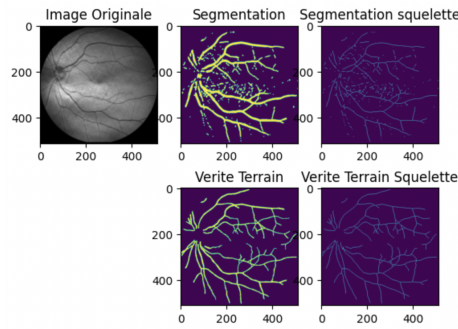


FIGURE 8 – Précision et Rappel

7. La phase finale de notre procédure utilise une approche de recherche exhaustive pour trouver les meilleurs paramètres pour différents algorithmes de traitement d'images tels que la transformation **black tophat**, la **fermeture**, le **filtre de Meijering**, la **dilatation** et l'**application du filtre gaussien**. Finalement, les meilleurs paramètres pour la précision et le rappel sont utilisés pour la segmentation.

Remarques

- L'étape de dilatation réduit les performances en termes de Précision. Nous avons choisi , dans le soucis d'obtenir de garder la méthode de segmentation dont les performances sont meilleures à la fois pour la précision et le Recall. En effet son intégration permet d'améliorer le score du Rappel, comme résumé dans le tableau suivant :

Procédure	Précision	Rappel
Sans dilatation	0.81679	0.71284
Avec Dilatation	0.76867	0.73948

Remarques

- La notion de multi-échelles est essentielle pour ce type d'algorithme, les vaisseaux étant d'épaisseur variable. Dans le code, cette notion est mise en oeuvre de plusieurs manières, notamment en utilisant la fonction `meijering` qui calcule une transformée de Hessian multi-échelle pour détecter les ridules et les vaisseaux sanguins de différentes tailles. Cette fonction utilise une série de filtres gaussiens avec des écarts-types (σ) différents pour calculer la transformée de Hessian. Ensuite, la valeur de seuil `threshold` est utilisée pour segmenter les pixels détectés en vaisseaux et non vaisseaux.
- Le réseau vasculaire étant en général connecté, l'utilisation d'opérateurs connexes semble pertinente. Dans le code, l'utilisation d'opérateurs connexes est implémentée en utilisant des filtres morphologiques tels que l'érosion, la dilatation et la fermeture. Ces filtres permettent de manipuler la forme des objets dans l'image en conservant leur connectivité. Par exemple, la fonction `dilation` est utilisée pour remplir les lacunes dans les vaisseaux détectés, tandis que la fonction `closing` est utilisée pour fermer les petits trous dans les vaisseaux et pour éliminer les petits éléments isolés.

En somme, le code utilise plusieurs techniques d'imagerie médicale et de traitement d'images pour détecter les vaisseaux sanguins dans une image en prenant en compte l'épaisseur variable des vaisseaux et leur connectivité.

6 Résultats, Limites et Solutions

6.1 Résultats

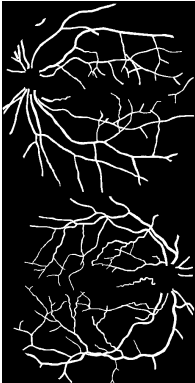

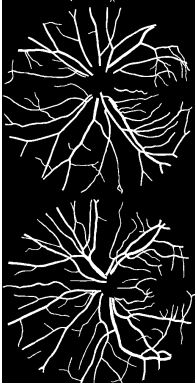

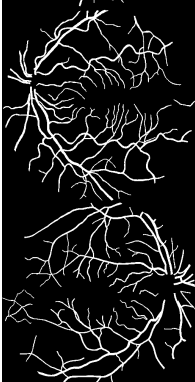
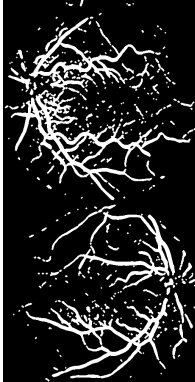
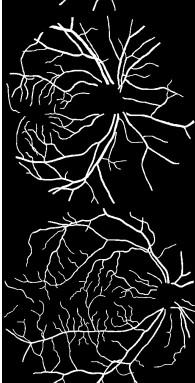
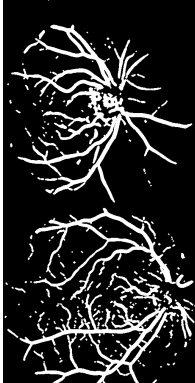
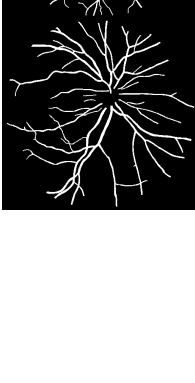



L'implémentation de ce processus de segmentation a permis d'obtenir une performance globale sur toutes les images de :

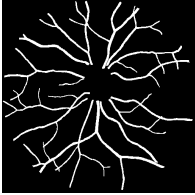
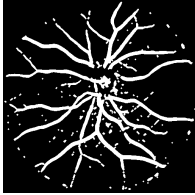
Average accuracy : 0.7748870805985271

Average recall : 0.7342559797324668

Les résultats suivants sont pour chacune des images segmentée, l'image Vérité terrain à laquelle elle est comparée ainsi que les scores de précision et de rappel obtenus (Précision et Rappel) après l'implémentation de la segmentation.

La première colonne montre les images de vérité terrain, c'est-à-dire les images qui représentent la segmentation correcte de l'image d'origine. La deuxième colonne montre les images segmentées produites par la méthode de segmentation. Les deux dernières colonnes montrent les valeurs de précision et de rappel pour chaque image segmentée.

Index	Vérité terrain	Image segmentée	Précision	Rappel
1			0.76108	0.78455
2			0.77253	0.81287
3			0.75629	0.72908
8			0.81521	0.76051
21			0.71134	0.68546
26			0.80914	0.63273
28			0.77546	0.59992
32			0.77745	0.79738
37			0.78912	0.73495

Index	Vérité terrain	Image segmentée	Précision	Rappel
48			0.78122	0.80507

Remarques

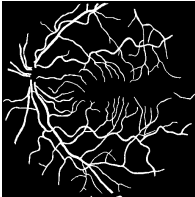
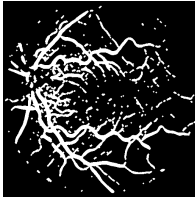
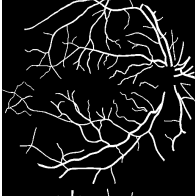
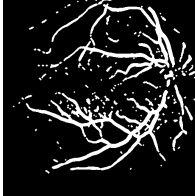
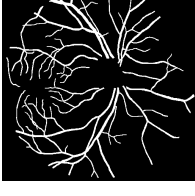
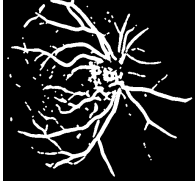
À partir des résultats (précision et rappel) obtenus après différentes manipulations de techniques de segmentation individuellement sur chaque image et des résultats moyens sur la segmentation de toutes les images que nous en déduisons nous pouvons relever quelques points importants.

Lors de nos travaux nous avons souligné les points suivants :

- Une segmentation avec une importante empreinte de couverture entraîne un score de Rappel très satisfaisant.
- En l'absence de la phase de dilatation, les performances en en termes de précision sont de plus de
- Il est possible d'obtenir distinctivement des scores de précision et de rappel plus que satisfaisants sur une image en particulier comme en moyenne sur toutes les images de la base de données.
- L'obtention conjointe de scores de précision et de rappel se révèle, par contre être une tâche ardue à la fois sur une image en particulier qu'en moyenne sur toutes les images à segmenter.

6.2 Limites

Les images suivantes traduisent le mieux les limites de cette méthode.

Index	Vérité terrain	Image segmentée	Précision	Rappel
21			0.711346	0.685463
26			0.809146	0.632731
28			0.775461	0.599926

Nous pouvons observer que les scores de précision et de rappel sur les différentes images. Cela peut être dû à plusieurs facteurs.

- L'incapacité de la méthode de segmentation a repérer des vaisseaux très fins et très rapprochés dans certaines images (21, 26 et 28),

- Les réseaux veineux étant très différents d'une image à l'autre, la méthode rencontre des difficultés à prévoir et définir dans le but de s'adapter à chaque image l'échelle des vaisseaux appropriée ainsi que le degré de connexité nécessaire à considérer.

Les facteurs en jeu sont donc : **la taille des vaisseaux, le bruit, les artéfacts d'imagerie (ombres sur certaines parties de l'image) et les paramètres de l'algorithme implémenté.**

6.3 Solutions proposées

Pour améliorer la qualité de la segmentation des vaisseaux sanguins, il est important de prendre en compte les différents facteurs énoncés dans la section précédente.

Pour chacun de ces facteurs, il est recommandé de tester différentes techniques et combinaisons pour sélectionner celles qui donnent les meilleurs résultats. En prenant en compte tous ces facteurs, il est possible d'améliorer la précision et le rappel de la segmentation des vaisseaux sanguins pour obtenir une évaluation complète et précise des performances du modèle.

Il est important de noter que la précision et le rappel sont souvent en concurrence dans les tâches de segmentation, c'est-à-dire que l'amélioration de l'un peut se faire au détriment de l'autre. Par conséquent, il est important d'évaluer les performances du modèle en utilisant une combinaison appropriée de ces deux mesures pour obtenir une évaluation complète et précise de ses performances.

Pour cela notre approche de la tâche de segmentation s'est basée sur une maximisation de la performance globale moyenne conjointement en précision et en rappel.

Nous sommes penchés, sur deux points :

- améliorer la performance de la méthode de segmentation pour chaque image, et
- La capacité de généralisation du processus de segmentation proposé.

La solution envisagée est celle qui a permis d'obtenir les résultats obtenus et qui est basée sur le fine-tuning des hyperparamètres .

Comme nous le décrivons dans la section 5.Procédure, la phase finale de notre procédure utilise une approche de recherche exhaustive pour trouver les meilleurs paramètres pour **le black tophat, la fermeture, le filtre de Meijering, la dilatation et l'application du filtre gaussien.**

Les paramètres optimisés sont :

- la taille du disque pour l'érosion black tophat,
- la taille du disque pour la dilatation,
- la taille du disque pour la fermeture,
- la valeur de sigma pour le filtre gaussien, et
- le seuil pour le filtre de Meijering.

Le code effectue une boucle sur les différentes combinaisons de paramètres et applique chaque étape de traitement d'images sur l'image d'entrée.

À chaque itération, les paramètres sont évalués en fonction de leur précision et de leur rappel, et les meilleurs paramètres sont mis à jour en fonction de ces évaluations. **Notons que les meilleurs paramètres pour la précision et le rappel peuvent être différents car la précision mesure le nombre de pixels correctement identifiés comme vaisseaux sanguins, tandis que le rappel mesure le nombre de vaisseaux sanguins correctement identifiés par rapport au nombre total de vaisseaux sanguins dans l'image de référence.**

En réalisant la même opération sur chacune des images, nous optimisons pour chaque image, la performance de la segmentation, en utilisant uniquement une méthode de segmentation.

Cette méthode nécessite évidemment un temps de calcul plus élevé. Mais la performance globale conjointement sur la précision et le rappel est plus satisfaisante comme le montre le tableau suivant :

	Filename	Accuracy	Recall
0	star01_OSC.jpg	0.752779	0.788147
1	star02_OSC.jpg	0.728802	0.839519
2	star03_OSN.jpg	0.777354	0.714023
3	star08_OSN.jpg	0.832318	0.725258
4	star21_OSC.jpg	0.732635	0.657704
5	star26_ODC.jpg	0.656066	0.785157
6	star28_ODN.jpg	0.676616	0.726452
7	star32_ODC.jpg	0.735366	0.823770
8	star37_ODN.jpg	0.765595	0.739266
9	star48_OSN.jpg	0.855755	0.713503

FIGURE 9 – Précision et Rappel

Et une performance globale de :

Average accuracy : 0.7513285636316118

Average recall : 0.7512798885914405

7 Lien vers le notebook Jupyter

<https://colab.research.google.com/drive/1y92gvxaVS1ZToF01wKeidxB1GRgCbDQ6?usp=sharing>