



TÉLÉCOM PARIS & ENSTA

IA 716
RAPPORT

Segmentation d'images du réseau vasculaire de rétine

Réalisé par :

Salimatou TRAORÉ
Yannick LETORT

Table des matières

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Introduction | 2 |
| 2 | Pre-processing | 3 |
| 2.1 | Les filtres | 3 |
| 2.2 | Les contrastes | 4 |
| 2.3 | Gestion de l'arrière plan | 5 |
| 2.4 | La Binairisation de l'image | 6 |
| 3 | Segmentation | 7 |
| 3.1 | Filtres linéaires et convolutions : | 7 |
| 4 | Post-processing | 8 |
| 4.1 | Les masques : | 8 |
| 4.2 | Les ouvertures et fermetures : | 9 |
| 5 | Le modèle de segmentation | 10 |
| 5.1 | Le GridSearch pour trouver les meilleures approches : | 11 |
| 5.2 | Le GridSearch pour trouver les meilleurs hyperparamètres : | 12 |
| 6 | Résultats | 13 |
| 6.1 | Les résultats finaux | 13 |
| 6.2 | Les résultats étapes par étapes | 14 |
| 7 | Conclusion | 15 |

1 Introduction

Dans le domaine en constante évolution du traitement d'images et de la vision par ordinateur, la segmentation d'images est essentielle pour une multitude d'applications, allant du diagnostic médical à la surveillance environnementale. L'objectif de la segmentation est de simplifier et/ou de modifier la représentation d'une image en quelque chose qui est plus significatif et plus facile à analyser. En médecine, par exemple, la segmentation d'images joue un rôle crucial dans l'identification et la quantification de régions ou de structures anatomiques, facilitant ainsi le diagnostic et le suivi des traitements pour diverses pathologies.

Ce rapport vise à présenter notre travail sur le développement et l'optimisation d'une chaîne de traitement d'images complète pour la segmentation. Nous mettrons l'accent sur les techniques avancées de pré-traitement pour améliorer la qualité des images, sur les méthodes de segmentation innovantes pour extraire avec précision les régions d'intérêt, et sur les stratégies de post-traitement pour affiner les résultats de segmentation. À travers une série d'expérimentations et d'évaluations, nous explorerons l'efficacité de différents algorithmes et paramètres, dans le but ultime d'améliorer la précision et la robustesse de la segmentation d'images.

Ce rapport est structuré comme suit : après une revue de la littérature sur les techniques de segmentation d'images et leurs applications, nous détaillerons notre approche, incluant la description des méthodes de pré-traitement, de segmentation et de post-traitement utilisées. Nous présenterons ensuite les résultats obtenus sur un ensemble de données d'images test, avant de conclure sur les perspectives de notre travail et les directions futures de recherche dans le domaine de la segmentation d'images.

2 Pre-processing

Le pré-traitement joue un rôle fondamental dans le workflow de traitement d'images, en préparant les données pour les étapes de segmentation et d'analyse. Cette phase initiale vise à améliorer la qualité des images en réduisant le bruit, en augmentant le contraste, ou en extrayant des caractéristiques spécifiques, ce qui facilite grandement la tâche de segmentation.

2.1 Les filtres

Dans le contexte de notre projet, l'utilisation de filtres a joué plusieurs rôles cruciaux pour améliorer la qualité des images et faciliter l'extraction d'informations dans le traitement et la segmentation d'images de rétine.

Les filtres constituent des outils puissants pour le pré-traitement des images, permettant d'effectuer une gamme variée d'opérations telles que le lissage, la réduction du bruit, l'amélioration du contraste, et la détection des bords.

Dans le cadre de notre projet, nous avons testé les filtres suivants :

- **Filtre Médian** : Le filtre médian est particulièrement efficace pour réduire le bruit de type "poivre et sel" sans lisser les bords, ce qui est crucial pour maintenir la clarté des structures fines de la rétine. Il préserve mieux les bords et les détails contrairement aux filtres linéaires (filtre Gaussien, Laplacien). L'inconvénient est qu'il peut parfois éliminer des détails fins s'ils sont de taille similaire ou inférieure à la taille de la fenêtre du filtre. Il est un bon choix pour le prétraitement des images de rétines.
- **Filtre de Hessian** : Conçu pour extraire des informations de seconde dérivée de l'image, permettant de mettre en évidence les structures vasculaires par leur courbure. Il est particulièrement utile pour reconnaître les vaisseaux de différents calibres et améliorer la détection des structures vasculaires complexes.
- **Filtre de Frangi** : Spécialement conçu pour la détection des vaisseaux sanguins en exploitant l'analyse eigen basée sur le Hessian, ce filtre est idéal pour mettre en évidence les structures tubulaires dans les images de rétines.
- **Filtre Laplacien** : Un filtre de détection de bords qui accentue les régions de forte variation d'intensité, utile pour mettre en évidence les contours des vaisseaux.

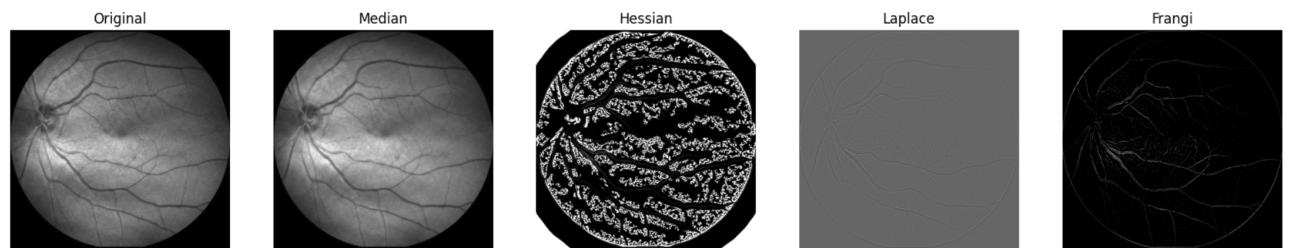


FIGURE 1 – Exemples d'application des filtres

2.2 Les contrastes

Au-delà des filtres traditionnels, l'amélioration du contraste joue un rôle primordial dans le pré-traitement des images, permettant de mettre en exergue les différences subtiles de luminosité et de couleur qui peuvent être cruciales pour la segmentation précise des régions d'intérêt. Les techniques d'amélioration du contraste visent à modifier les valeurs de luminosité des pixels de l'image de manière à augmenter la visibilité des structures et des détails importants, souvent masqués dans les images à contraste faible ou inégal.

Dans le cadre de notre projet, nous avons testé les méthodes suivants :

La Transformation Gamma nous a été appréciable pour sa simplicité d'application et son efficacité notable dans l'ajustement et l'amélioration global de la luminosité et du contraste. Cependant, son application uniforme sur toute l'image s'avère contraintante pour les images présentant des variations locales significatives de luminosité ou de contraste. De plus, en augmentant le contraste, il existe un risque d'amplification du bruit, particulièrement dans les zones sombres.

CLAHE, en revanche, offre une amélioration du contraste localisée, adaptée aux images caractérisées par des variations de luminosité et de contraste. En limitant l'amplification du contraste, CLAHE a minimisé efficacement le bruit. Toutefois, l'utilisation inappropriée de ses paramètres, tels que la taille des tuiles ou le clip limit, peut entraîner l'apparition d'artéfacts visuels, tels que des effets de tuilage ou des discontinuités.

La Transformation Piecewise Linear Transformation se distingue par sa capacité à offrir des ajustements de contraste hautement ciblés et personnalisables, ce qui est idéal pour accentuer spécifiquement les vaisseaux sanguins sans altérer le reste de l'image.

Néanmoins, la complexité de sa configuration, nécessitant une détermination minutieuse des segments et seuils appropriés, peut représenter un défi sans une analyse approfondie des caractéristiques intrinsèques de l'image. De plus, cette méthode peut souffrir d'un risque de sur-ajustement sur certaines images, limitant sa capacité de généralisation à travers différents ensembles d'images.

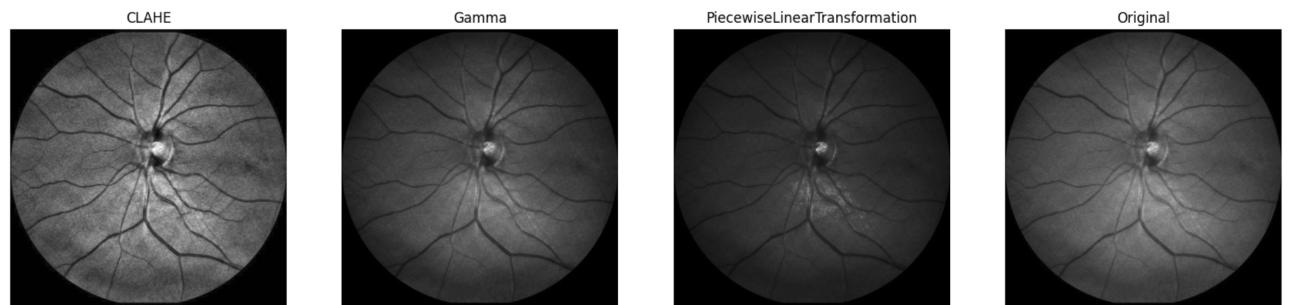


FIGURE 2 – Exemples d'application des filtres de contraste

2.3 Gestion de l'arrière plan

Distinguer les éléments de l'arrière plan : Opérations morphologiques Top-Hat

Les transformations morphologiques Black Top-hat et White Top-hat ont été testés pour améliorer la distinction entre les éléments d'intérêt et l'arrière-plan. Black Top-hat nous a été préférable pour extraire des éléments sombres sur fond clair, ce qui a mis en exergue, en visibilité des détails sombres des petits vaisseaux sanguins et les microanévrismes sans affecter significativement les reste de l'image. ceci est utile pour une segmentation précise.

Cependant, cette transformation a suscité un peu de bruit dans les régions sombres. Nous avons dû passer par une filtration supplémentaire algorithme de Meijering pour diminuer le bruit dans les régions sombres.

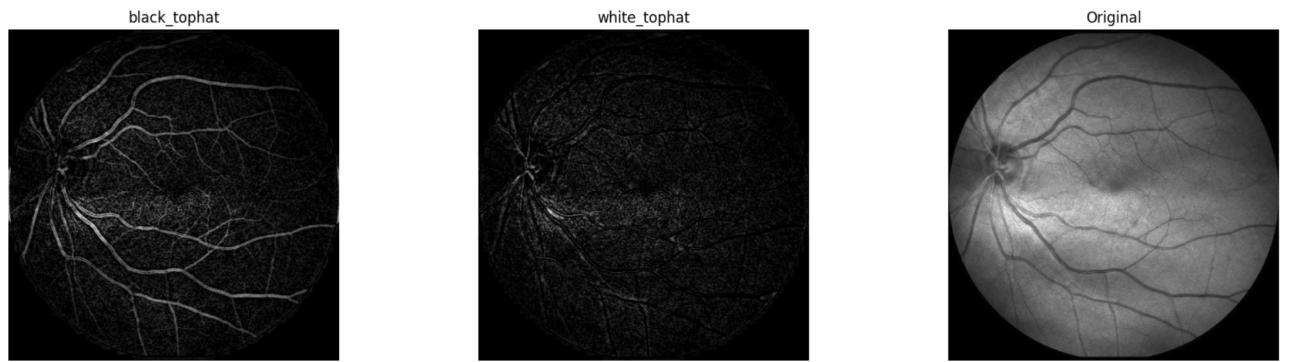


FIGURE 3 – Exemples d'application des opérations morphologiques Top-Hat

Débruitage de l'arrière plan : Algorithme de Meijering

L'algorithme de Meijering est spécifiquement conçu pour améliorer la visualisation et l'analyse des structures filiformes dans les images, comme les réseaux vasculaires dans les images de rétines. Il s'agit d'une méthode de filtrage qui vise à améliorer les structures tubulaires tout en réduisant le bruit de l'arrière-plan sans dégrader significativement la qualité de ces structures.

Aussi, l'algorithme de Meijering peut s'adapter aux variations dans le diamètre des vaisseaux, ce qui est important pour la segmentation de réseaux vasculaires complexes qui comprennent à la fois des vaisseaux de grand et de petit calibre.

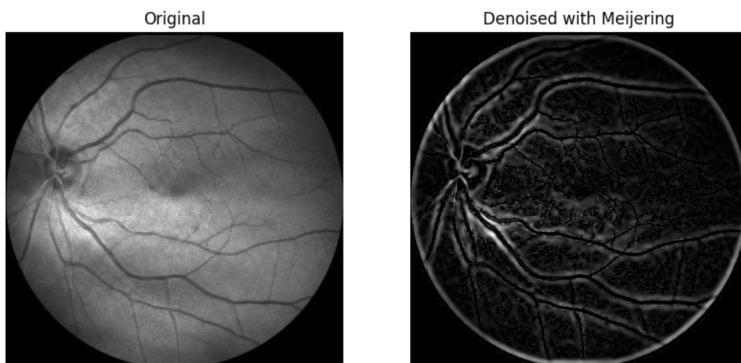


FIGURE 4 – Exemples d'application des filtres

2.4 La Binairisation de l'image

La binarisation permet de transformer les images en nuances de gris en images strictement binaires où les pixels sont classés soit comme objet d'intérêt (blanc) soit comme arrière-plan (noir). Cette simplification permet d'isoler efficacement les régions cibles pour une analyse ultérieure.

OTSU Thresholding :

L'utilisation de l'algorithme de seuillage d'Otsu pour la binarisation repose sur sa capacité à automatiser le choix du seuil de binarisation, ce qui est crucial pour distinguer les structures d'intérêt de l'arrière-plan. Ce calcule du seuil de binarisation minimise la variance intra-classe. Notons que l'étape de binarisation améliore également la clarté et la netteté des structures d'intérêt.

Nous avons noté son efficacité pour les images de rétines où les vaisseaux sanguins présentent un contraste élevé par rapport à l'arrière-plan.

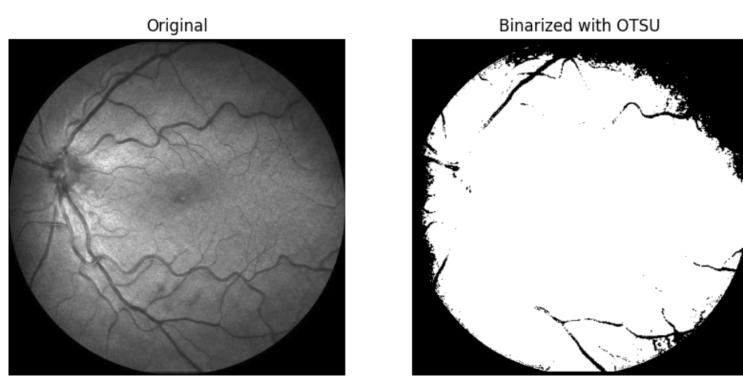


FIGURE 5 – Exemples avec une image avec un contraste élevé

Sur les images où le contraste entre les vaisseaux sanguins et l'arrière-plan est faible, l'algorithme d'Otsu peut avoir du mal à trouver un seuil optimal, ce qui peut conduire à une binarisation imparfaite, avec des vaisseaux mal définis ou des parties de l'arrière-plan incorrectement classées comme vaisseaux.

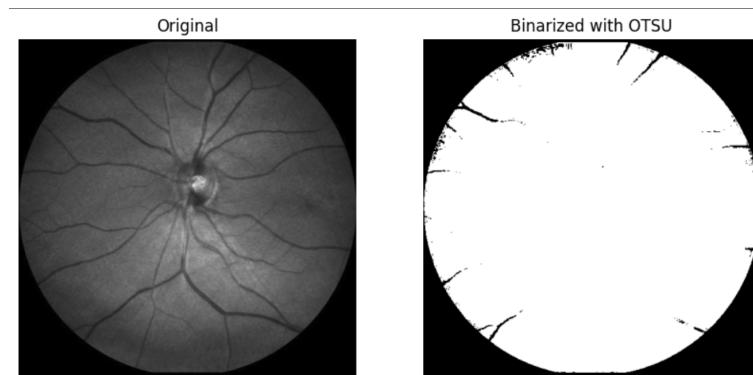


FIGURE 6 – Exemples avec une image avec un contraste faible

3 Segmentation

La segmentation est un processus essentiel dans l'analyse d'images qui permet de séparer les régions d'intérêt des arrière-plans ou d'autres structures non pertinentes. Cette section se concentre sur les approches utilisées pour la segmentation des images, en mettant un accent particulier sur l'utilisation des filtres linéaires et des convolutions.

3.1 Filtres linéaires et convolutions :

Les filtres linéaires et les convolutions sont des outils fondamentaux en traitement d'images pour l'extraction de caractéristiques, le lissage, l'amélioration des bords, et la détection de textures ou de structures spécifiques dans les images. Ils opèrent en appliquant un noyau ou une matrice (appelé aussi filtre) sur chaque pixel de l'image pour calculer une valeur en fonction de ses voisins, permettant ainsi de modifier ou d'améliorer l'image originale.

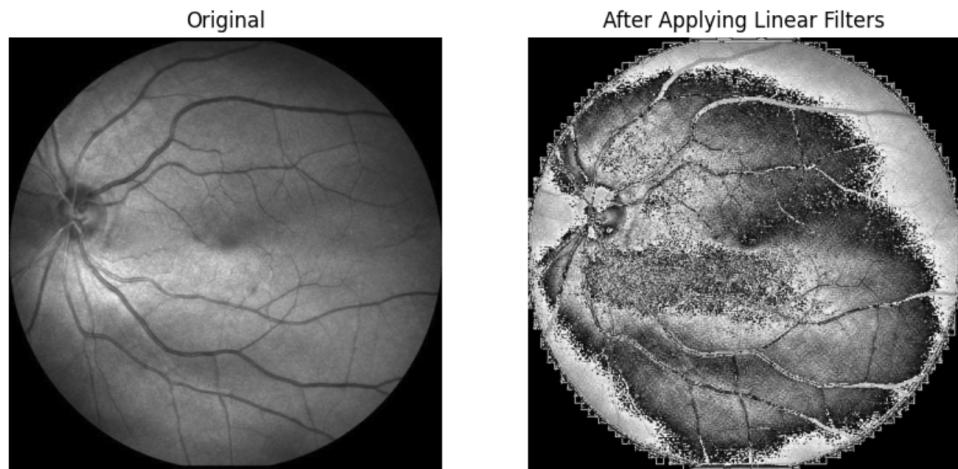


FIGURE 7 – Opération des filtres et convolutions

4 Post-processing

Le post-traitement est une étape cruciale dans le workflow de la segmentation d'images. Il sert à affiner les résultats bruts obtenus par la segmentation pour améliorer la précision des contours, éliminer le bruit et consolider les régions d'intérêt. Cette section détaille les techniques de post-traitement appliquées, notamment l'utilisation des masques et des opérations morphologiques telles que les ouvertures et fermetures.

4.1 Les masques :

Les masques sont utilisés pour isoler ou exclure des régions spécifiques de l'image traitée. Dans ce travail, les masques ont deux rôles principaux :

- Sélection de la Région d'Intérêt (ROI) : Un masque géométrique est appliqué pour sélectionner la zone centrale de l'image où les vaisseaux sanguins sont généralement localisés et pour exclure les bords où des artefacts peuvent apparaître.
- Élimination des Artefacts : Des masques sont également utilisés après la segmentation pour éliminer les artefacts et le bruit qui n'ont pas été enlevés lors des étapes précédentes. Cette méthode est particulièrement utile pour supprimer les éléments non pertinents qui pourraient fausser l'analyse ultérieure.

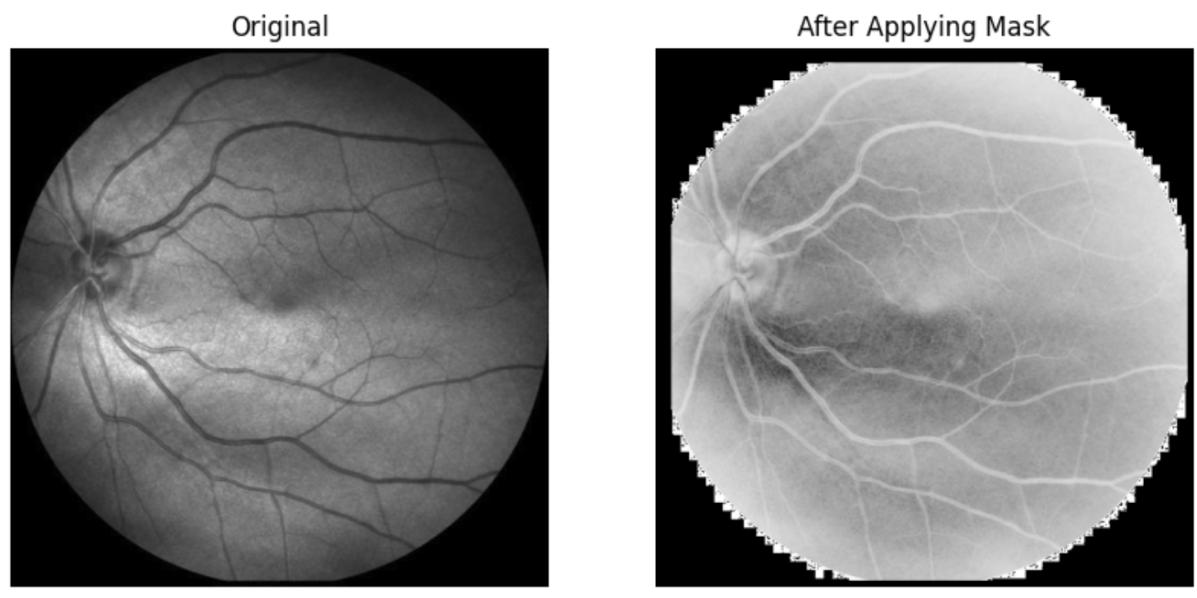


FIGURE 8 – Opération de masque

4.2 Les ouvertures et fermetures :

Les ouvertures et fermetures sont des opérations morphologiques utilisées pour respectivement « ouvrir » et « fermer » les structures dans l'image segmentée :

- Ouverture : L'ouverture est une dilatation suivie d'une érosion. Elle est utilisée pour éliminer les petits objets et lisser les contours des régions d'intérêt. Elle est particulièrement efficace pour enlever le bruit de fond tout en préservant la forme et la taille des structures plus grandes.

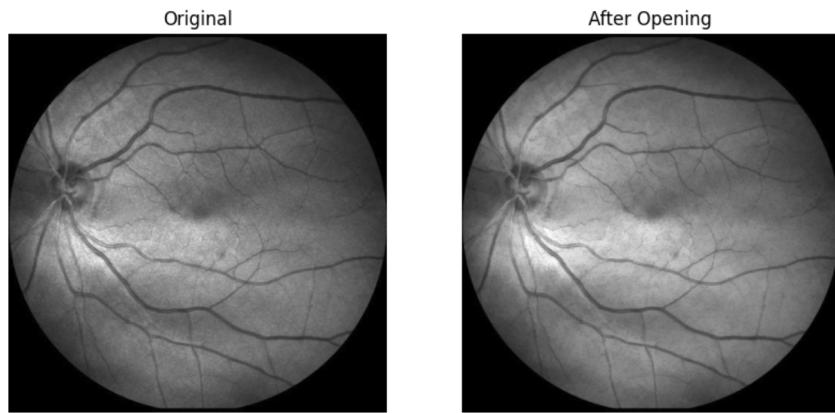


FIGURE 9 – Opération d'ouverture

- Fermeture : La fermeture est une érosion suivie d'une dilatation. Cette opération sert à combler les petits trous et espaces dans les structures et à connecter les régions légèrement disjointes. Cela aide à obtenir des vaisseaux sanguins plus continus et à améliorer la cohérence globale des résultats de segmentation.

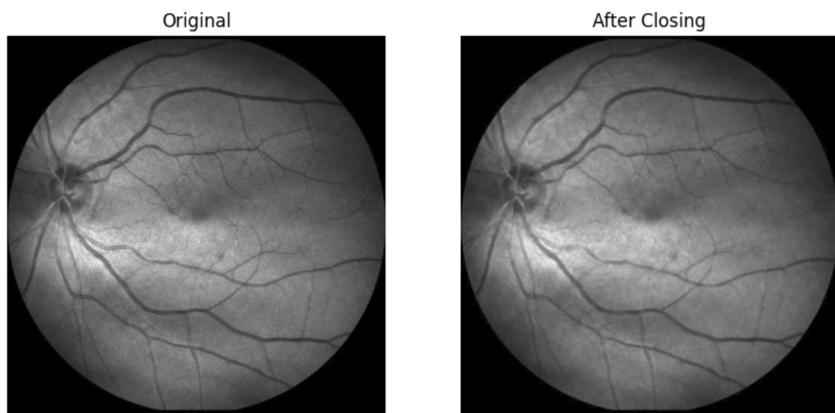


FIGURE 10 – Opération de fermeture

Ces techniques de post-traitement permettent d'atteindre une segmentation précise et permettent de préparer les images pour des analyses.

5 Le modèle de segmentation

Pour trouver le modèle de segmentation le plus adapté à l'analyse des images de la rétine, nous avons adopté une approche méthodique utilisant une recherche sur grille (GridSearch) pour évaluer diverses méthodes et hyperparamètres. Cette démarche rigoureuse nous a permis d'explorer un large éventail de configurations afin d'identifier celles qui offrent les meilleures performances en termes de segmentation des structures vasculaires.

Dans notre script Python dédié, nous avons utilisés une fonction d'évaluation qui permet de comparer les résultats de segmentation avec l'image de vérité terrain. Cette comparaison génère des indicateurs clés :

- le nombre de faux positifs (FP)
- le nombre de faux négatifs (FN)
- le nombre de vrais positifs (TP).

Ces indicateurs nous permettent de calculer les métriques de performance :

- la précision (le rapport des TP sur l'ensemble des pixels identifiés comme vaisseaux)
- le rappel (le rapport des TP sur le total des vrais vaisseaux présents dans l'image de référence).

Une importance est également porté au f1 Score, une métrique combinée qui évalue à la fois la précision et le rappel pour offrir une vue d'ensemble de la performance de l'algorithme :

$$f1_score = 2 \times \frac{(\text{Précision} \times \text{Rappel})}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

5.1 Le GridSearch pour trouver les meilleures approches :

Précédemment, nous avons explorés les différentes approches possibles. Le GridSearch va nous permettre de déterminer les approches permettant d'obtenir le meilleur F1-score moyen sur l'ensemble des données.

Schéma et approches possibles

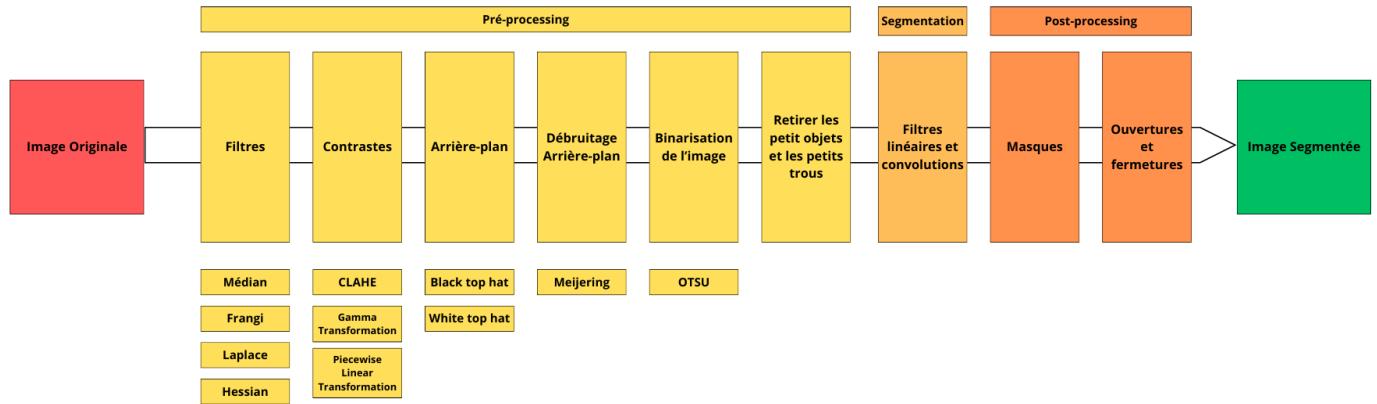


FIGURE 11 – Schéma représentant les différentes approches possibles

Résultats

Cette recherche nous a permis de déterminer les approches suivantes :

- Filtre : Médian
- Contraste : CLAHE
- Arrière-plan : Black top-hat
- Binairisation : OTSU

Cet ensemble d'approches nous permet d'obtenir un f1_score de 71,7%.

5.2 Le GridSearch pour trouver les meilleurs hyperparamètres :

Ce second GridSearch va nous permettre de déterminer les hyperparamètres permettant d'obtenir le meilleur F1-score moyen sur l'ensemble des données.

Schéma et hyperparamètres possibles



FIGURE 12 – Les 6 grands principes de l'OMS pour une IA responsable

- Kernel_size : Ce paramètre définit la taille de la "fenêtre" ou du "noyau" utilisé dans la méthode CLAHE. Une taille de noyau plus grande peut augmenter le contraste sur de plus grandes régions, ce qui est utile pour améliorer la visibilité des caractéristiques sur l'image, mais peut également amplifier le bruit.
- Disk_size : Ce paramètre définit la taille de l'élément structurant pour l'opération morphologique black top-hat.
- I : Ce paramètre peut représenter la taille ou l'échelle des filtres appliqués pour détecter des caractéristiques linéaires dans les images, comme les vaisseaux sanguins dans une rétinographie.
- Diameter_threshold : Ce paramètre permet de déterminer la taille minimale des structures à "fermer". En d'autres termes, il peut définir le seuil de taille au-dessous duquel les petits trous et espaces dans l'image segmentée seront remplis. Cela aide à connecter des parties disjointes d'objets ou de caractéristiques qui devraient être perçues comme continues.

Résultats

Cette recherche nous a permis de déterminer les hyperparamètres suivantes :

- Kernel_size : 32
- Disk_size : 3
- I : 3
- Diameter_threshold : 8

Cet ensemble d'hyperparamètres nous permet d'obtenir un f1_score de 76,5%.

6 Résultats

6.1 Les résultats finaux

Suite à l'application de la méthode de GridSearch pour optimiser les hyperparamètres de notre modèle de segmentation, nous avons procédé à la segmentation de l'ensemble de notre jeu d'images. Les résultats obtenus, illustrés dans la figure 13, mettent en lumière la performance de notre modèle de segmentation.

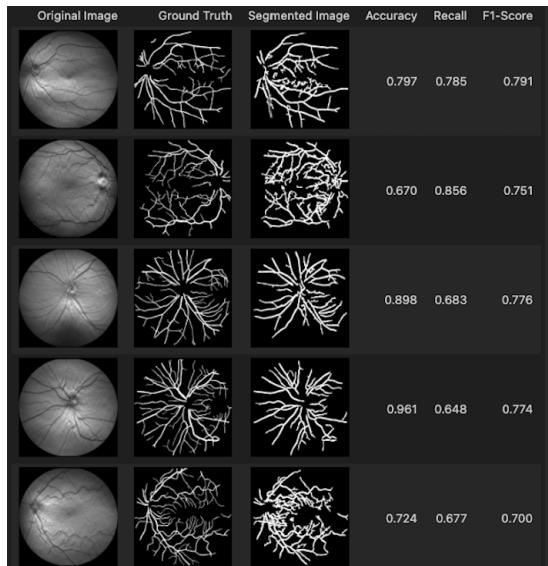


FIGURE 13 – Résultats finaux

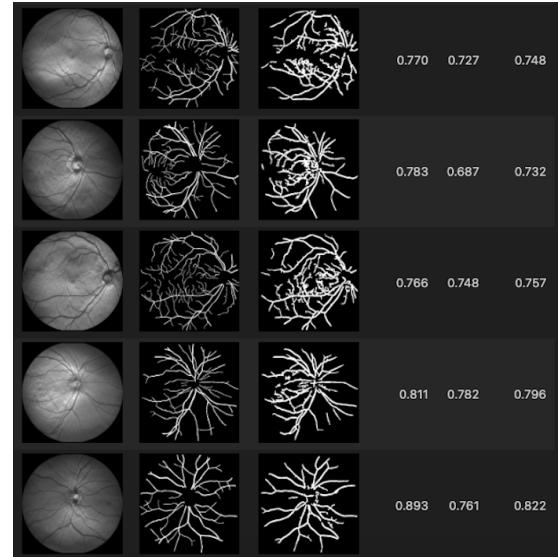


FIGURE 14 – Résultats finaux

6.2 Les résultats étapes par étapes

La figure ci-dessous illustre les étapes successives de la segmentation d'une image de la rétine, en commençant par l'image originale et en passant par divers traitements pour isoler les structures vasculaires :

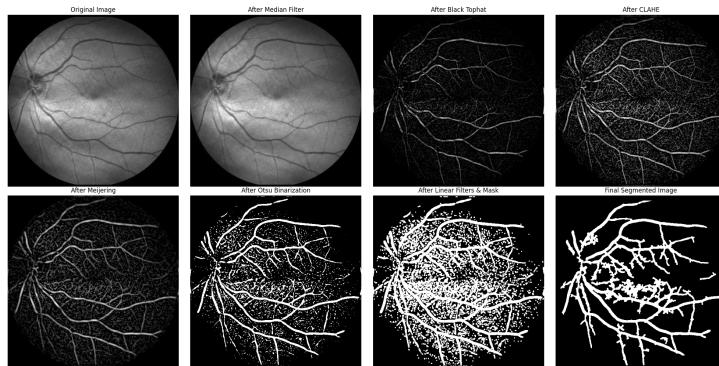


FIGURE 15 – Les résultats intermédiaires

1. **Image originale** : La première image représente la photographie initiale de la rétine, point de départ du processus de segmentation.
2. **Après filtre gaussien** : Pour réduire le bruit tout en préservant les bords des vaisseaux sanguins, un filtre gaussien est appliqué. Cette étape vise à lisser l'image sans effacer les informations cruciales.
3. **Après filtre CLAHE** : Le contraste local est ensuite amélioré grâce à l'algorithme CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), qui ajuste le contraste dans des régions spécifiques de l'image pour mieux faire ressortir les vaisseaux.
4. **Après seuillage** : Une fois le contraste amélioré, l'image est binarisée en utilisant un seuillage qui permet de séparer les vaisseaux sanguins de l'arrière-plan.
5. **Après filtres linéaires** : Des filtres linéaires sont utilisés pour mettre en exergue les structures linéaires, comme les vaisseaux sanguins, et pour minimiser l'impact des autres éléments.
6. **Après application du masque** : Un masque est appliqué pour exclure les zones périphériques qui ne contiennent pas de vaisseaux sanguins et pour se concentrer uniquement sur la région d'intérêt.
7. **Image segmentée finale** : Finalement, après une série d'opérations morphologiques pour affiner la segmentation, nous obtenons l'image finale qui révèle la cartographie des vaisseaux sanguins de la rétine.

Ces images intermédiaires démontrent l'efficacité de chaque traitement dans le processus global de segmentation, soulignant l'importance de l'ajustement méticuleux des paramètres à chaque étape pour optimiser la qualité de la segmentation.

7 Conclusion

En conclusion, notre projet sur la segmentation des réseaux vasculaires de la rétine a illustré une approche méthodique et innovante dans le traitement d'images médicales, en mettant en œuvre une suite de techniques de pré-traitement, de segmentation, et de post-traitement pour isoler avec précision les structures vasculaires dans les images de rétine. L'utilisation du GridSearch pour optimiser les approches et les hyperparamètres a permis d'atteindre un f1_score de 76.5%, témoignant de la robustesse de notre méthode.

Cependant, notre travail présente certaines limites qui mettent en évidence les défis persistants dans la segmentation d'images médicales. Les variations de contraste et de luminosité entre les images, le bruit résiduel, la difficulté d'optimisation des hyperparamètres, la généralisation du modèle à de nouvelles données, et la complexité des réseaux vasculaires représentent des obstacles significatifs à la précision totale de la segmentation. Ces défis soulignent la nécessité d'une exploration continue de nouvelles méthodologies, y compris l'adoption d'approches d'apprentissage profond, pour améliorer la précision, la robustesse, et la capacité de généralisation des modèles de segmentation.

Les résultats obtenus ouvrent des perspectives prometteuses pour l'avenir, notamment dans le développement de techniques plus avancées capables de gérer la variabilité des images médicales et d'améliorer la précision de la segmentation. L'interaction entre les avancées technologiques et les besoins cliniques continuera de guider la recherche vers des solutions innovantes, améliorant ainsi les capacités diagnostiques et thérapeutiques dans le domaine médical. La reconnaissance des limites actuelles est une étape essentielle pour orienter les futures recherches, avec l'ambition de surmonter ces défis et de contribuer davantage à la science du traitement d'images médicales.