



ENSTA

RAPPORT

Rapport projet 1 de computer vision

Élèves :

Nathan GAUBIL

Encadrants :

Gianni FRANCHI (ENSTA)

20 mars 2023

1 Introduction

La segmentation des vaisseaux sanguins est un sujet de grand intérêt dans l'analyse des images médicales, car l'analyse des vaisseaux est cruciale pour le diagnostic, la planification et l'exécution des traitements, et l'évaluation des résultats cliniques dans différents domaines, notamment la laryngologie, la neurochirurgie et l'ophtalmologie. La segmentation automatique ou semi-automatique des vaisseaux peut aider les cliniciens à effectuer ces tâches. Différentes techniques d'imagerie médicale sont actuellement utilisées dans la pratique clinique de segmentation. C'est obligatoire pour traiter les caractéristiques de la technique d'imagerie adoptée (par exemple la résolution, le bruit et le contraste des vaisseaux).

Cependant, en raison de la construction complexe des vaisseaux sanguins et de leurs différentes épaisseurs, la segmentation de l'image de la rétine est une tâche difficile.

Pourquoi c'est important ? Chaque année, de nombreuses personnes perdent la vue en raison de différents types de maladies oculaires dans le monde. En général, environ 2,2 milliards de personnes dans le monde souffrent de problèmes oculaires et visuels. L'un des principaux problèmes dans le traitement des maladies oculaires est la détection de la maladie à ses premiers stades.

2 Méthodologie

Nous avons à notre disposition 10 images, chaque image est accompagné de son image annoté. L'annotation est une segmentation réalisé par un expert.

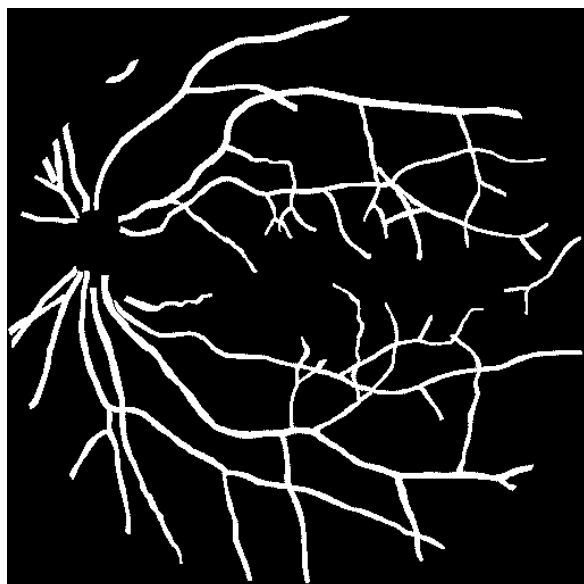


FIGURE 1 – Vérité terrain

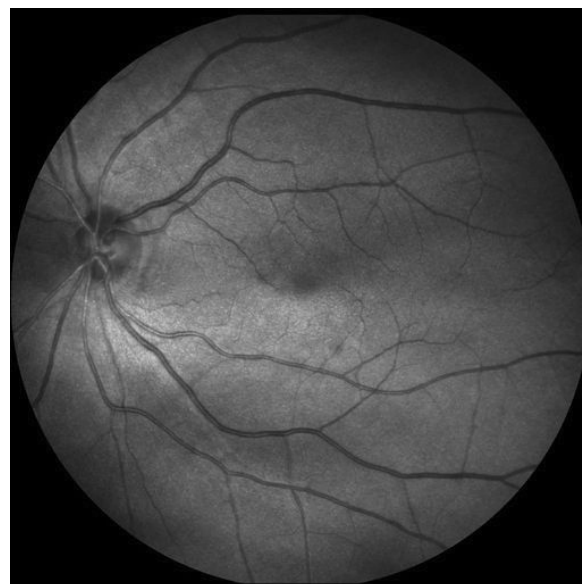


FIGURE 2 – Image à segmenter

FIGURE 3 – Comparaison des deux images

Voici un schéma des étapes que je propose dans ce projet. Elles sont découpées en 2 parties, à gauche on retrouve le pre-processing de notre image et à droite la segmentation.

*

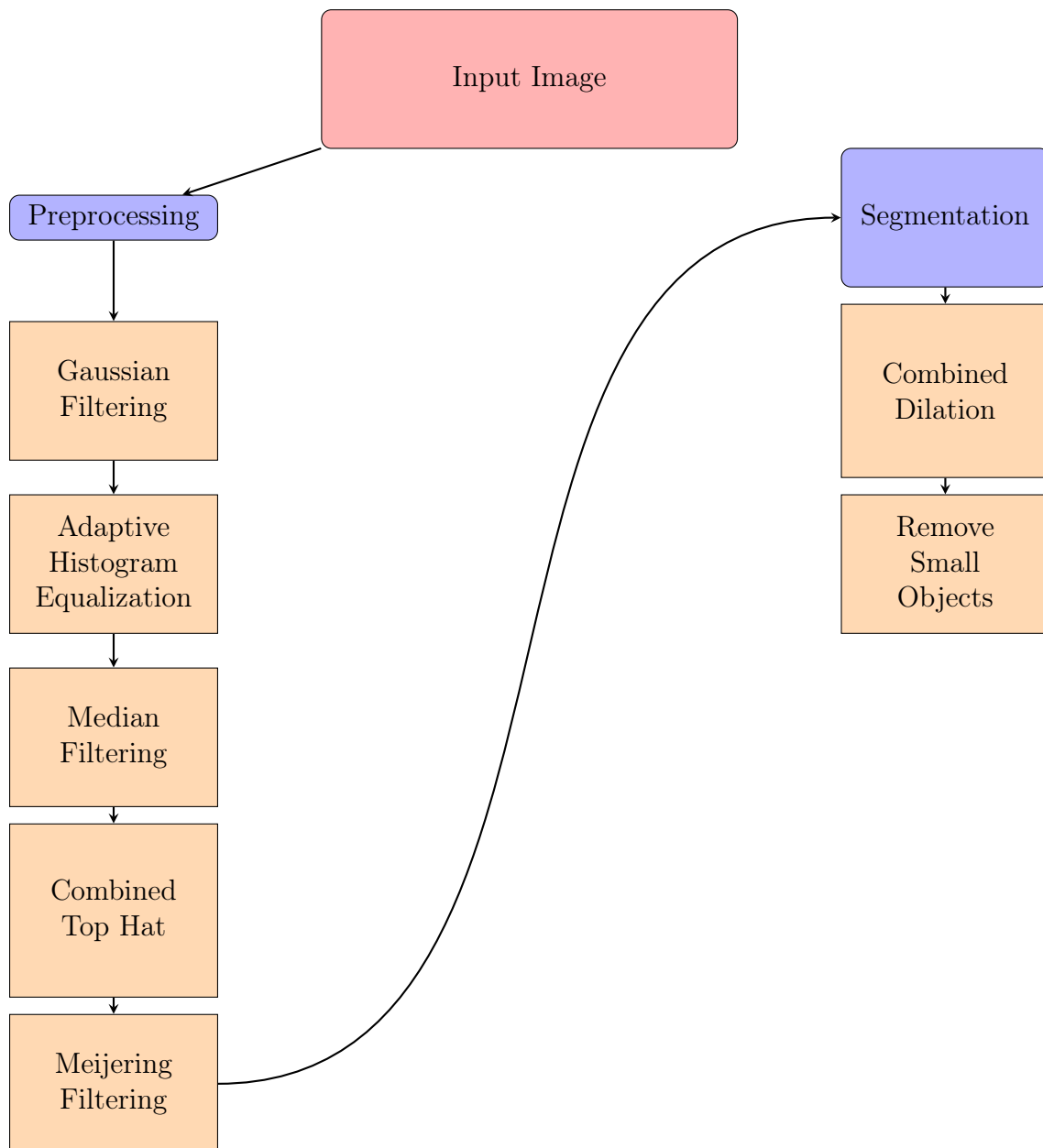


FIGURE 4 – Flowchart de ma méthode, droite étape de pre-processing, gauche étape de segmentation d'image

2.1 Pre-processing

L'étape de prétraitement est nécessaire pour améliorer la qualité de l'image et augmenter la valeur de la précision des images. Le processus de traitement d'image que j'ai appliquée à ce stade comprend 7 méthodes,

2.1.1 Filtre gaussien

Un filtre gaussien est un filtre linéaire couramment utilisé dans le traitement d'images pour lisser les images et supprimer le bruit à haute fréquence. C'est le but recherché

en l'appliquant en tout premier. Il s'agit d'un filtre passe-bas qui réduit les transitions nettes de l'image en calculant la moyenne de chaque valeur de pixel avec les valeurs des pixels environnants, pondérées par une distribution gaussienne. Le paramètre d'écart type, sigma, qui contrôle la largeur de la distribution gaussienne, détermine le degré de lissage. Une valeur sigma plus faible signifie un lissage moins important, tandis qu'une valeur sigma plus élevée signifie un lissage plus important. Dans notre cas il a une valeur assez faible. Le but est de lisser notre image avant d'améliorer le contraste.

2.1.2 CLAHE

L'égalisation adaptative d'histogramme à contraste limité est la méthode d'amélioration du contraste proposée dans mon travail (CLAHE). CLAHE est utilisée parce qu'elle améliore les méthodes précédentes d'amélioration du contraste telles que l'égalisation d'histogramme (HE) et l'égalisation d'histogramme adaptative (AHE). Cette méthode est utile pour déterminer le niveau d'intensité des images rétinienne. Cependant, elle provoque du bruit dans l'image. CLAHE prends un paramètre en entrée qui est le la limite de clip. Avant de calculer la fonction de distribution cumulative, le CLAHE limite l'amplification en clippant l'histogramme à une valeur prédéfinie (CDF).

2.1.3 Filtre médian

Un filtre médian est un filtre non linéaire qui remplace une valeur de pixel dans une image par la médiane des valeurs de pixel dans un voisinage spécifié autour de cet emplacement. Dans le contexte du traitement d'images, le filtrage médian est souvent utilisé après l'application de la technique CLAHE. En supprimant les bruits à haute fréquence tout en préservant les contours et les détails de l'image, le filtrage médian permet d'atténuer ces effets. L'utilisation de CLAHE et du filtrage médian produit une image plus propre et plus contrastée, mieux adaptée à une analyse ou à un traitement ultérieur.

2.1.4 Top Hat

La transformation en chapeau est appliquée aux images pour mettre en valeur les petites structures ou les objets qui sont plus lumineux que leur environnement. Elle consiste à soustraire une image de son ouverture morphologique, obtenue en appliquant un élément structurant à l'image, puis en déformant l'image résultante. L'élément structurant peut prendre plusieurs formes. Dans notre code, la transformation top-hat est appliquée à l'image filtrée par la médiane en utilisant trois éléments structurants différents : deux rectangles de taille 2x9 et 9x2, et un diamant de taille 5x5. Le but est de trouver les différentes formes de vaisseaux sanguins. J'applique chacun à leur tour puis je prends la valeur max de chacun pour former mon image.

Top hat c'est la différence entre l'image d'entrée originale (niveaux de gris) et l'ouverture. L'opération d'ouverture correspond à une érosion (augmentation de l'arrière-plan noir) puis une dilatation (pour faire repousser l'objet original). En fait, nous augmentons la zone noire et mettons en évidence l'objet au premier plan. Toute la suite est conditionné par cette étape de morphologie.

2.1.5 Filtrage Meijering

J'ai tenté d'utiliser de nombreux filtres pour binariser l'image mais j'ai obtenue mes meilleurs résultats avec le filtre de meijering. Le filtre se base sur les valeurs propres de la matrice hessienne, une matrice qui décrit la courbure locale d'une image. Le filtre examine les changements d'intensité locaux et leur directionnalité dans l'image afin d'identifier les structures ressemblant à des vaisseaux. Le résultat du filtre est une carte de l'état des vaisseaux, qui attribue une valeur élevée aux pixels les plus susceptibles d'être des vaisseaux sanguins. Le filtre de Meijering permet d'identifier des vaisseaux de tailles et de formes diverses, y compris des vaisseaux fins et courbés, qui peuvent être difficiles à identifier à l'aide de méthodes conventionnelles.

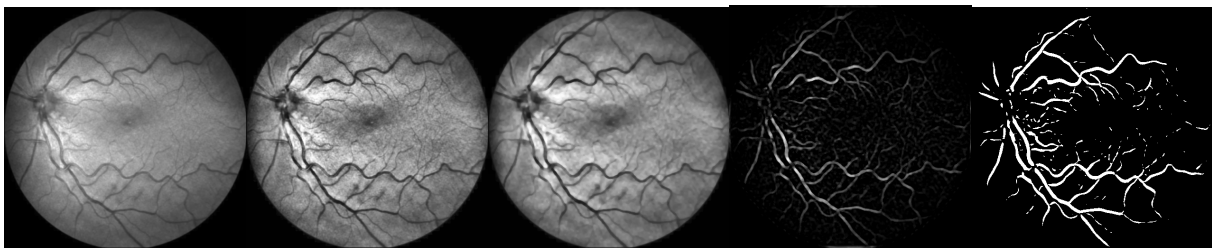


FIGURE 5 –
Gaussian

FIGURE 6 –
CLAHE

FIGURE 7 –
Median

FIGURE 8 – Top
Hat

FIGURE 9 –
Meijering

2.2 Segmentation

Maintenant nous nous intéressons à la partie de segmentation de notre image pour faire ressortir les vaisseaux sanguins

2.2.1 Dilatation

L'opération s'effectue par convection de l'image à l'aide d'un élément structurant, une forme définit qui détermine la forme de la dilatation. Dans notre cas, on a réalisé le meme processus en combinant des éléments structurants. Un élément structurant est placé sur chaque zone de pixel de l'image. Si l'élément structurant et les pixels correspondants correspondent, la valeur de ce pixel dans l'image finale est fixée à 1. Le but est de restaurer le forme des vaisseaux sanguins fins d'une image. Bien sur, ca fait apparaitre des artefacts, mais ils seront traités dans la partie suivante. Ca a été assez délicat de trouver les bon éléments structurants pour trouver une balance entre artefacts et vaisseaux sanguins.

2.2.2 Enlever les petits objets

La dernière partie a pour but d'enlever les artefacts crée précédemment. On utilise la fonction remove small objects de skimage qui permet d'éliminer des éléments d'une image binaire. L'image binaire et la plus petite taille d'objet à éliminer sont les deux entrées. Après avoir éliminé tous les petits objets de l'image dont la taille est inférieure au seuil défini, il ne reste plus que les vaisseaux sanguins. Encore une fois il fallait trouver un juste milieu pour ne pas perdre des vaisseaux sanguins.

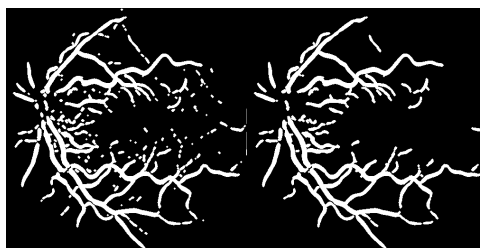

FIGURE 10 –
Dilatation

FIGURE 11 –
Dilatation

3 Résultat

Voici le tableau de résultat du projet

TABLE 1 – Accuracy and Recall for Each Image

Name	Accuracy	Recall
star01_OSC.jpg	0.8699	0.6751
star02_OSC.jpg	0.7647	0.7831
star03_OSN.jpg	0.8875	0.6574
star08_OSN.jpg	0.9354	0.6896
star21_OSC.jpg	0.7546	0.6663
star26_ODC.jpg	0.8425	0.6487
star28_ODN.jpg	0.8659	0.5972
star32_ODC.jpg	0.8480	0.6606
star37_ODN.jpg	0.8609	0.6769
star48_OSN.jpg	0.8527	0.7548

Les résultats sont correct néanmoins le recall est assez variable entre les images. Les vaisseaux sanguins fin sont la cause du problème. Pour réaliser cette évaluation il faut appliquer une opération de squelettisation (ou thinning) à l'image de référence et à la sortie de l'algorithme de segmentation. Cette opération permet de réduire l'épaisseur des vaisseaux à un pixel afin de simplifier leur représentation et de faciliter leur comparaison. La **précision** mesure le taux de vrais positifs (TP) parmi les prédictions positives de l'algorithme de segmentation. C'est-à-dire, combien de vaisseaux détectés sont réellement des vaisseaux.

Le **rappel**, mesure le taux de vrais positifs (TP) parmi tous les vaisseaux présents dans l'image de référence. C'est-à-dire, combien de vaisseaux ont été détectés par l'algorithme de segmentation par rapport à tous les vaisseaux présents dans l'image de référence.

En utilisant les deux métriques, on peut évaluer la capacité de l'algorithme de segmentation à détecter tous les vaisseaux présents dans l'image de référence (rappel), tout en évitant de fausses détections (précision).

En examinant les valeurs d'accuracy et de recall, on peut constater que la performance de l'algorithme de segmentation varie considérablement d'une image à l'autre. Par exemple, l'image star08 OSN.jpg obtient la meilleure précision (accuracy = 0.9274) et la deuxième

meilleure rappel ($\text{recall} = 0.6812$), tandis que l'image star21 OSC.jpg obtient la pire précision ($\text{accuracy} = 0.7936$) et un rappel faible ($\text{recall} = 0.6251$).

Dans ce travail, j'ai priorisé la précision. Je préfère que lorsque je détecte des vaisseaux sanguins ça soit les bons. Néanmoins, je perds les petits vaisseaux sanguins assez tôt dans ma segmentation. Après ma première méthode de morphologie, ils ne sont plus là. J'ai tenté des méthodes à différentes échelles et de regrouper les résultats plus tard, mais je n'obtenais pas de résultats. Je pense que la clé pour améliorer mes résultats se trouve dans les étapes précédentes au Top Hat.