

Rapport MI206 TP2

Pierre César, Liam Kelley

22 Mai 2022

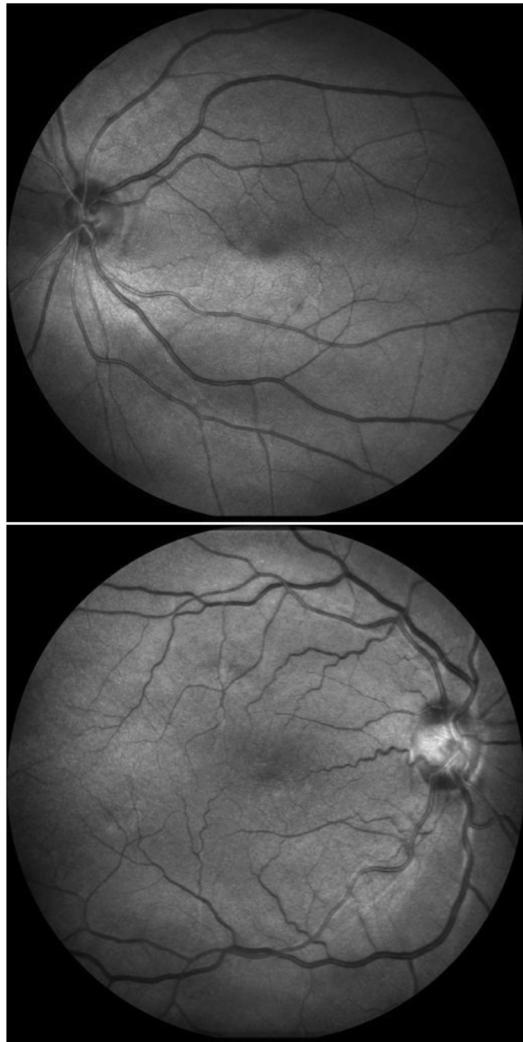
Table des matières

1	Introduction	2
2	Réponses aux questions	2
2.1	La fonction d'évaluation fournie dans le script Python.	2
2.2	Pourquoi utilise-t-on deux métriques (Précision et Rappel) ?	3
2.3	Quel rôle joue la squelettisation dans cette fonction d'évaluation ?	3
3	Méthode	4
3.1	Utilisation d'opérateurs connexes	4
3.2	Un algorithme multi-échelles	4
3.3	Détail et analyse du traitement	4
3.3.1	traitement 0 (pas de segmentation directe)	4
3.3.2	traitement 1	5
3.3.3	traitement 2	6
3.3.4	traitement 3	7
4	Résultats	8
5	Analyse des résultats et Limites de l'algorithme	8
5.1	Analyse des résultats	8
5.2	Limites	9
6	Conclusion	10

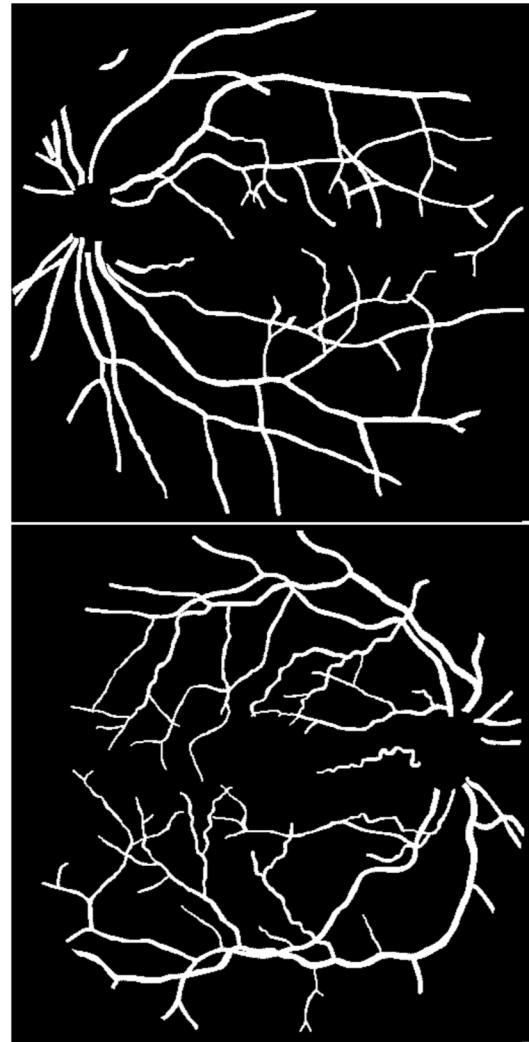
1 Introduction

L'objectif du TP était de proposer une méthode automatique et performante de segmentation du réseau vasculaire dans des images de rétine SLO. Les données étaient extraites de la base de données IOSTAR de l'IDIAP pour l'évaluation d'algorithmes de segmentation de réseau vasculaire rétinien. Notre segmentation devait ressembler le plus possible aux annotations manuelles d'un expert. Nous pouvions quantifier nos résultats grâce à une fonction d'évaluation fournie avec le sujet.

Dans ce rapport, nous exposerons tout d'abord nos réponses aux questions proposées dans le sujet et nos réflexions par rapport aux pistes de recherches. Nous exposerons ensuite notre méthode proposée, ainsi que les résultats de cette méthode. Nous analyserons ensuite ses performances et les limites de notre proposition.



(a) Images d'origine.



(b) Vérité terrain.

FIGURE 1 – Exemples de résultats attendus.

2 Réponses aux questions

2.1 La fonction d'évaluation fournie dans le script Python.

La fonction evaluate prend en entrée : 1. la segmentation proposée et 2. la segmentation "vérité terrain". La fonction crée d'abord les versions "squellettes" des deux entrées, à partir de la fonction thin. On réalise que 15

itérations de thin car plus seraient inutiles. En effet "on suppose que la demi-épaisseur maximum d'un vaisseau est de 15 pixels" et la fonction thin réduit de 1 pixel chaque bord pour chaque itération.

Ensuite on calcule :

- TP (le total de pixels positifs dans img_out_skel la vérité terrain, donc les vrais positifs).
- FP (Le nombre de pixels positifs de img_out_skel en dehors de la vérité terrain tracée par l'expert, donc les faux positifs).
- FN (Le nombre de points de GT_skel en dehors de la segmentation, donc les positifs pas pris en compte par la segmentation, donc les faux négatifs).

Et on calcule enfin la précision et le rappel.

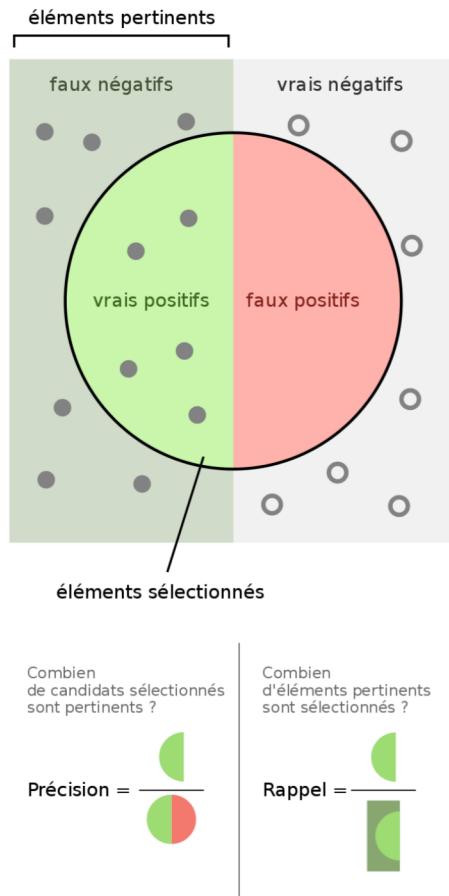


FIGURE 2 – Explication claire, merci wikipedia.

2.2 Pourquoi utilise-t-on deux métriques (Précision et Rappel) ?

On utilise la précision pour savoir la proportion de résultats erronés dans notre segmentation, les faux positifs. On utilise le rappel pour savoir la proportion de vaisseaux manquants à notre segmentation, les faux négatifs. Ce sont deux différents types d'erreurs.

2.3 Quel rôle joue la squelettisation dans cette fonction d'évaluation ?

La squelettisation permet à la fonction d'évaluation d'avoir une marge permissive lorsqu'elle compare la segmentation et la vérité terrain.

3 Méthode

3.1 Utilisation d'opérateurs connexes

Le réseau vasculaire étant un réseau connecté, l'utilisation d'opérateurs connexes est pertinente, car toutes les informations que l'on souhaite conserver sont directement liées.

3.2 Un algorithme multi-échelles

La notion de multi-échelles est essentielle pour ce type d'algorithme, les vaisseaux étant d'épaisseur très variables. En combinant les résultats trouvés par des petits éléments structurants et par des gros éléments structurants, on peut proprement identifier les petits vaisseaux et les gros. Par exemple, on pourra très bien identifier les gros vaisseaux indépendamment des petits avec un gros élément structurant. La granularité pourra être utilisée à cet effet de même que les filtres alternés.

3.3 Détail et analyse du traitement

3.3.1 traitemenement 0 (pas de segmentation directe)

Nous commençons par normaliser l'image et nous augmentons le contraste afin de mettre en valeur les vaisseaux sanguins. puis : (voir annexe pour les images progressives de chaque traitement)

- on fait un top hat pour isoler les vaisseaux et les petites formes puis on essaie de détecter les contours via un gradient (intérieur) et on rebouche ces vaisseaux depuis leurs paroies par une reconstruction de la fermeture (l'image apparaît moins bruitée et les vaisseaux isolés sont plus isolés). Néanmoins, les petits vaisseaux se retrouvent corrélés au bruit (image2). Cela semble sans issue on repart donc de l'image initiale
- On commence par augmenter le contraste de l'image puis on fait une succession d'ouverture par reconstruction par des éléments structurants croissants ce qui isole les formes connexes (autant les vaisseaux que le reste)
- on passe au complémentaire de l'image (on souhaite isoler les vaisseaux blancs)
- on tente de recombiner l'image avec un top hat (en multipliant les 2 images) pour accentuer la démarcation des vaisseaux puis on applique un filtre alterné séquentiel d'ouverture et fermeture par reconstruction pour lisser le résultat et essayer d'isoler les composantes connexes les unes des autres.
- le résultat obtenu n'est pas utilisable en l'état mais pourra être réutilisé plus tard

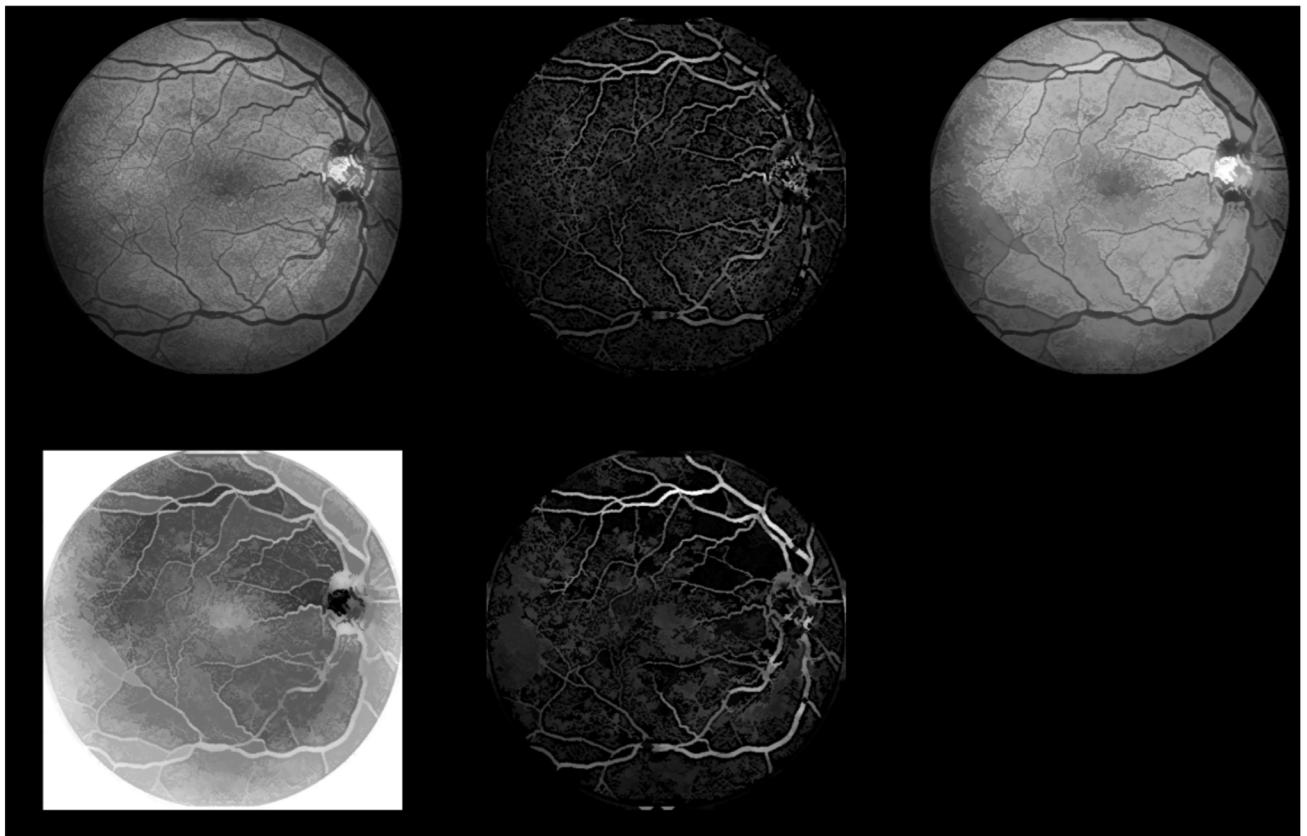


FIGURE 3 – traitement de test

3.3.2 traitement 1

Le principal problème reste d'enlever le bruit de fond après le tophat. Ici nous essayons de le traiter en créant plusieurs traitements différents et en les combinants :

- on reprend la base de toute à l'heure en faisant un traitement plus simple (tophat + reconstruction de la fermeture (élimine les petites composantes) sur l'image 3 + seuillage par hystérésis apres avoir augmenté le contraste). On finit par une ouverture par reconstruction par un petit élément (image 4) pour supprimer du bruit (qui reste encore trop important). Le résultat réussi à garder beaucoup d'information mais est trop bruité
- on repart de l'image avec le contraste augmenté de laquelle on sépare les vaisseaux du reste en par un tophat puis un gradient (pour avoir les contours) puis un filtre alterné (ouverture et fermeture par reconstruction) afin de reconstruire les vaisseaux. On la combine à la dernière image en faisant une moyenne pondérée (renforce les vaisseaux). L'image (6eme) a un bruit regroupé et des vaisseaux un peu plus isolés mais il est toujours difficile de s'en servir
- En repartant de l'image initiale on fait un gradient avec un petit élément structurant pour détourer le bruit puis on le seuil et on multiplie cette image avec la précédente pour isoler les vaisseaux plus nettement (à l'aide des contours du gradients qui seront enlevés par multiplication).

Le résultat final est satisfaisant mais on observe encore beaucoup de bruit. Il a néanmoins l'avantage de garder aussi les petits vaisseaux

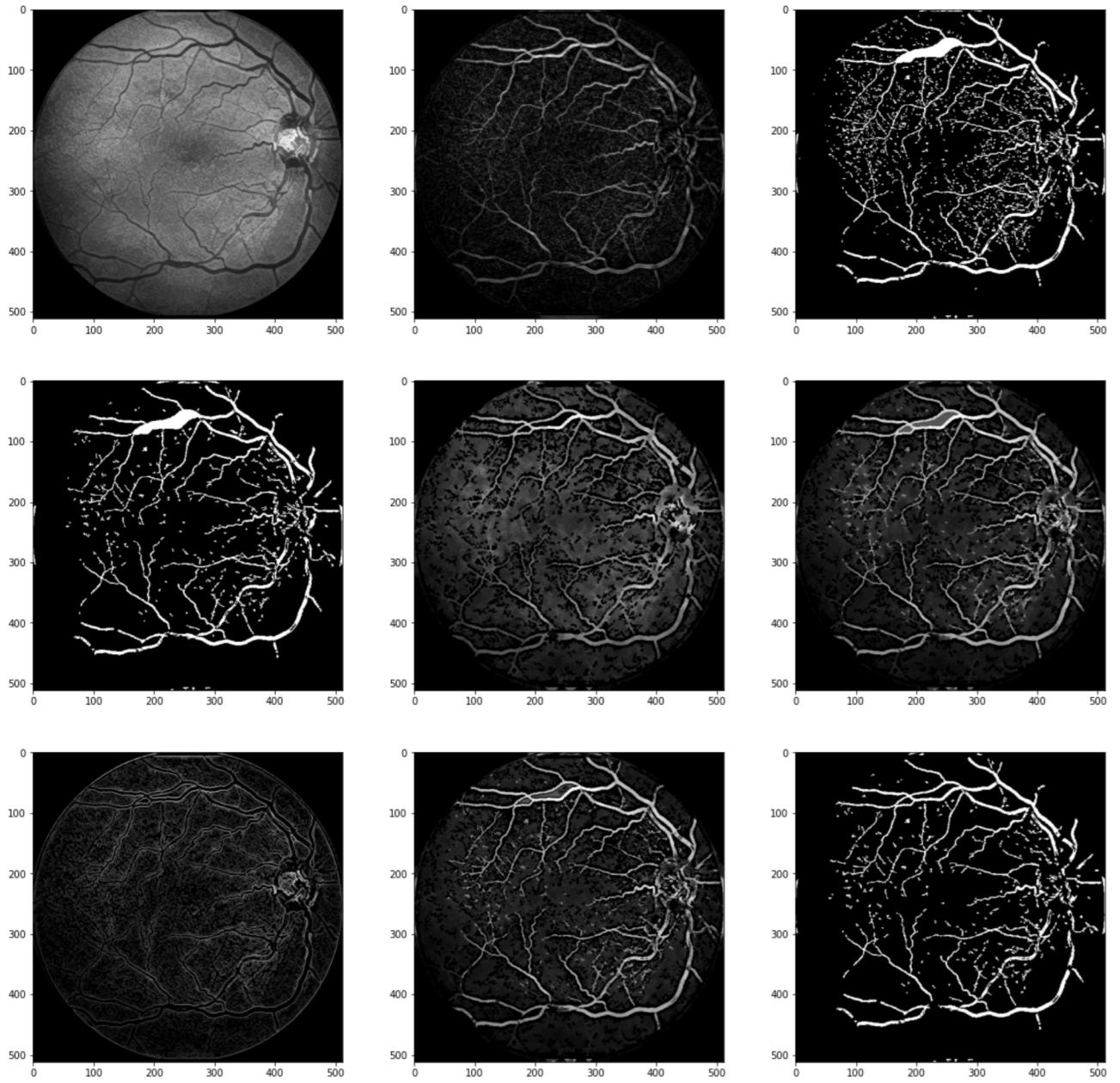


FIGURE 4 – Figures du traitement 1 de l'image star02.

3.3.3 traitement 2

- on multiplie le tophat avec le complémentaire de l'image initiale (renforce les vaisseaux sans tout éliminer).
- on remultiplie cette image avec l'image issue du traitement 1 et on fait une ouverture par reconstruction afin d'éliminer un peu de bruit (image 2)
- on effectue un gradient intérieur de cette image que l'on combine par une moyenne pondérée avec l'image issue de la moitié du premier traitement sur laquelle on applique une ouverture suivie d'une fermeture par reconstruction par un petit élément pour supprimer du bruit et homogénéiser le résultat
- on seuille (seuil minimal seulement pour transformer l'image en 0 ou 1) puis on dilate légèrement les vaisseaux pour retrouver des connexions avant d'appliquer un filtre alterné d'ouverture et fermeture par reconstruction dans un soucis de suppression des petites composantes connexes et renforcement des autres.

Le résultat obtenu est un peu à l'image du précédent en diminuant néanmoins le bruit (en dépit parfois de petit vaisseaux.

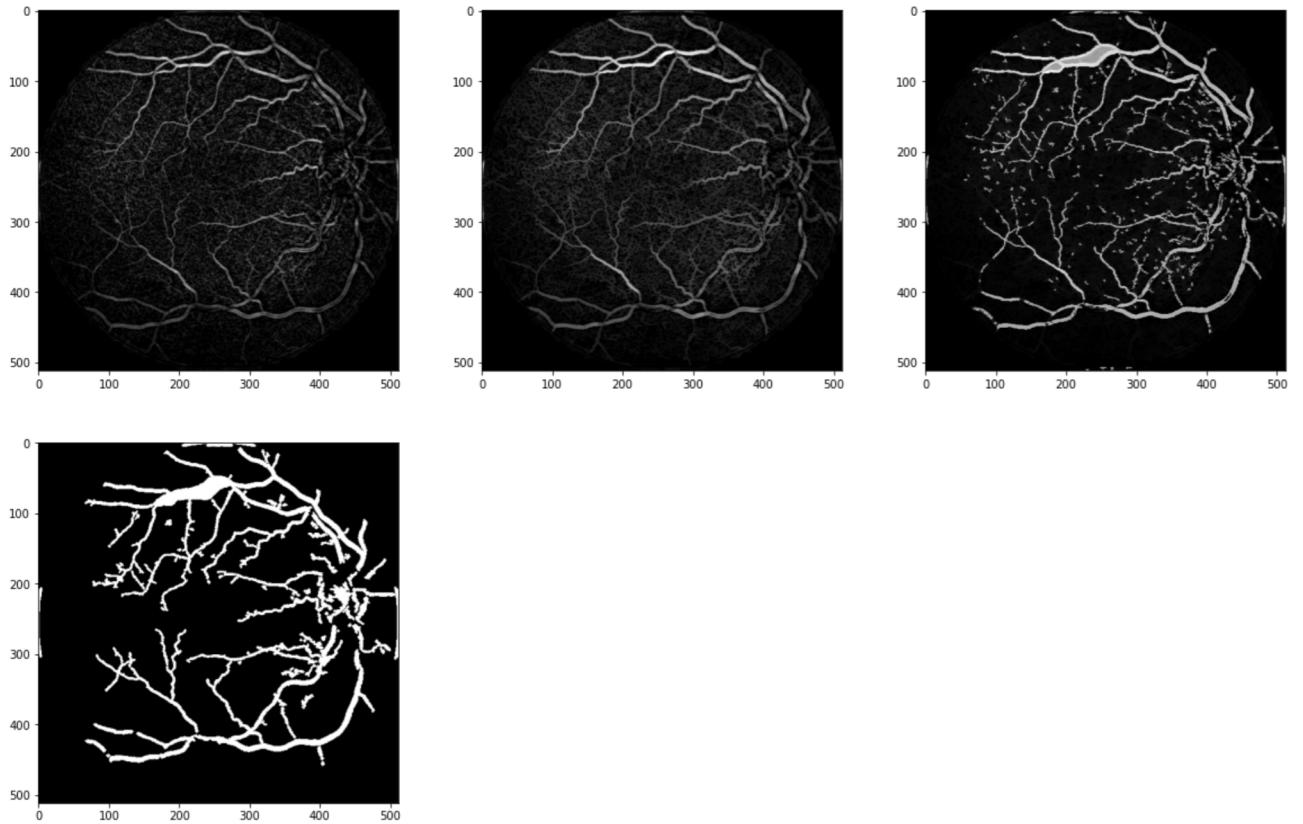


FIGURE 5 – Figures du traitement 2 de l'image star02.

3.3.4 traitement 3

- on repart du black top hat sur lequel on applique un nivelllement mixte par l'image dilaté pour homogénéiser l'image puis on rapplique un white tophat dessus. Afin de supprimer un part du bruit on fait une ouverture par reconstruction puis une fermeture pour boucher les trous des vaisseaux (image 2)
- on applique un nivelllement mixe avec l'image dont on a augmenté de contraste (pour isoler un peu plus les vaisseaux et isoler le bruit). Les vaisseaux apparaissent plus nettes
- on applique un filtre alterné d'ouvertures et fermetures par reconstruction pour homogeneiser le tout
- on fait un nouveau seuillage par hystérésis . L'image obtenue comporte moins de petit bruit (les composantes connexes sont plus grandes) en revanche, il reste tres peu de petit vaisseaux)
- on combine l'image avec celles des 2 traitements precedents par une moyenne pondérée qu'on nivelle avec l'image médiane et on seuille le tout par hysteresis auquelle on applique une ouverture par reconstruction pour supprimer l'eventuel petit bruit restant

L'image finale obtenue est satisfaisante car elle garde pas mal de vaisseaux et limite le bruit grace a la combinaison de plusieurs traitements. Il reste neanmoins du bruit à éliminer et surtout des vaisseaux qui ne sont pas assez detectés (la mesure de recall est souvent plus faible que l'accuracy)

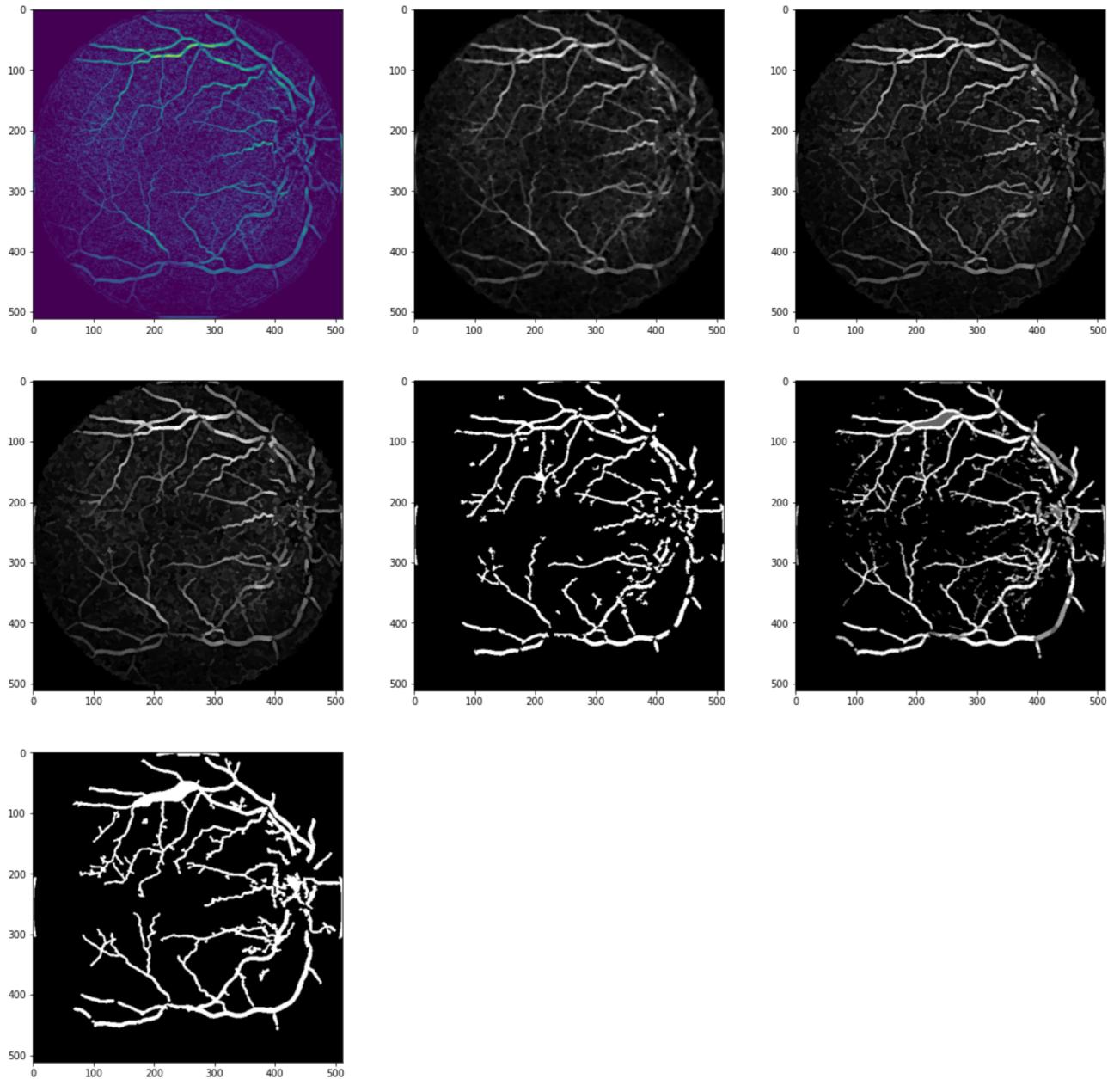


FIGURE 6 – Figures du traitement 3 de l'image star02.

4 Résultats

Nous affichons ici pour chaque image et chaque traitement donnant lieu à une évaluation les scores sous forme Accuracy (%)/Recall (%).

5 Analyse des résultats et Limites de l'algorithme

5.1 Analyse des résultats

Les traitements sont très ressemblants du fait de la combinaison des images même si l'on observe en générale une nette amélioration de la précision dans le traitement 3 en dépit d'un peu de recall là où le traitement 1 aura plus de recall et moins de précision. Le traitement 2 est à la moitié. Globalement, les opérateurs connexes sont très

	traitement1	traitement2	traitement 3
star01	62/69	65/70	69/70
star02	67/74	69/76	72/76
star03	76/60	79/57	79/59
star08	83/64	83/60	85/60
star21	56/61	60/61	64/60
star26	61/64	63/61	66/60
star28	73/55	74/49	76/48
star32	68/71	69/63	72/62
star37	61/67	63/65	67/64
star48	81/62	83/60	84/59
avg	68.8/64.7	70.8/62.2	73.6/61.5

utiles (et on été très utilisés dans ce traitement) de même que les filtres alternés.

5.2 Limites

Si nous avons privilégié l'accuracy (diminuer la proportion de faux positifs) plutôt que le recall (la proportion de faux négatifs) pour nos résultats. Le fait de combiner plusieurs traitements mène plus facilement à une bonne accuracy en dépit parfois du recall car le seuillage final n'arrive pas à distinguer les petits vaisseaux du bruit. Ce cas est particulièrement marquant sur l'image star_28 comme illustré ci-dessous.

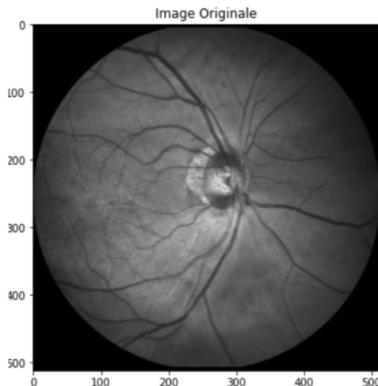


FIGURE 7 – star28

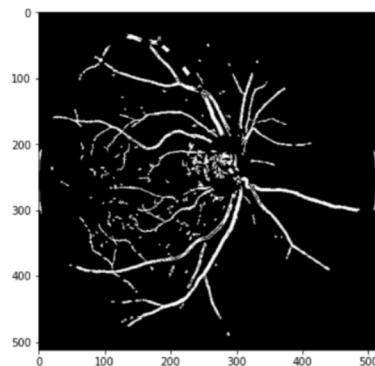


FIGURE 8 – traitement1 star28

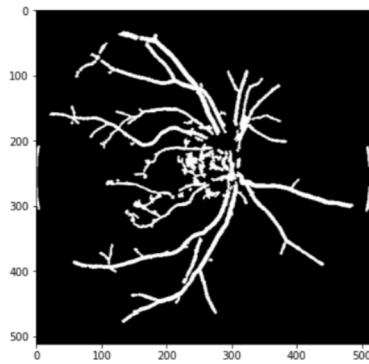


FIGURE 9 – traitement2 star28

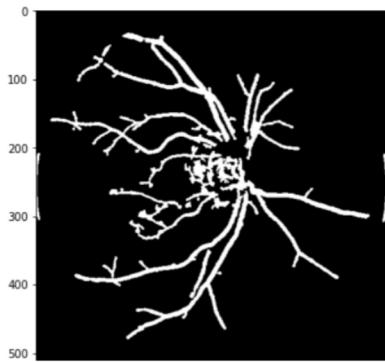


FIGURE 10 – traitement3 star28

On remarque que de nombreux vaisseaux ne sont pas pris en compte menant à des résultats mitigés. Le cas de la tache pourrait aussi être amélioré car il n'y a pas de vaisseaux à l'intérieur.

6 Conclusion

Ce TP nous a permis de nous familiariser avec les méthodes de traitement de l'image, mais aussi nous à permis d'avoir affaire à des résultats concrets que l'on cherchait à optimiser. Il serait intéressant de regarder les performances de réseaux de segmentation sémantique sur ces images (Unet par exemple) voire une combinaison des techniques de morphologie et du machine learning.