

Rapport sur le TP n°2 : segmentation des réseaux vasculaires rétiniens

Pierre Billaud – Pascal Mahé

Table des matières

1. Réponses aux questions.....	2
1.1. Pouvez-vous réaliser un algorithme optimisé pour segmenter un réseau vasculaire sans machine learning ou deep learning ?.....	2
1.2. Expliquez la fonction d'évaluation fournie dans le script Python	2
1.3. Pourquoi utilise-t-on deux métriques (Précision et Rappel) ?	2
1.4. Quel rôle joue la squelettisation dans cette fonction d'évaluation ?	3
2. Rappel de la problématique.....	3
3. Méthode	3
3.1. Pré-traitement	4
3.2. Segmentation.....	5
3.3. Traitement morphologique	6
3.4. Élagage	7
4. Résultats	7
4.1. Précision et rappel.....	7
4.2. Squelettisation	8
4.3. Autres métriques.....	10
5. Conclusion.....	10
6. Bibliographie.....	11
Annexe 1 – Piste explorée sans succès.....	12

Ce rapport a pour but de présenter le travail effectué pour le TP n°2 par Pierre Billaud et Pascal Mahé.

1. Réponses aux questions

1.1. Pouvez-vous réaliser un algorithme optimisé pour segmenter un réseau vasculaire sans machine learning ou deep learning ?

Nous nous sommes inspirés de l'article disponible ici : [Wiharto, 2019](#), la description de la méthode indiquée dans l'article et de nos résultats constitue les parties 2 à 5 de ce rapport.

1.2. Expliquez la fonction d'évaluation fournie dans le script Python

La fonction calcule la performance de notre algorithme.

```
def evaluate(img_out, img_GT):
    GT_skel = thin(img_GT, max_num_iter = 15) # On suppose que la demie
    epaisseur maximum
    img_out_skel = thin(img_out, max_num_iter = 15) # d'un vaisseau est de
    15 pixels...
    TP = np.sum(img_out_skel & img_GT) # Vrais positifs
    FP = np.sum(img_out_skel & ~img_GT) # Faux positifs
    FN = np.sum(GT_skel & ~img_out) # Faux négatifs
    ACCU = TP / (TP + FP) # Precision
    RECALL = TP / (TP + FN) # Rappel
    return ACCU, RECALL, img_out_skel, GT_skel
```

Elle commence par normaliser l'image de vérité terrain et notre résultat en les squelettisant.

Puis les deux images sont comparées en fonction des valeurs des pixels respectifs :

- Les pixels qui sont blancs dans les deux images sont les vrais positifs (TP pour *True Positive*)
- Les pixels qui sont blancs dans l'image générée mais noirs en réalité sont les faux positifs (FP pour *False Positive*)
- Les pixels qui sont noirs dans l'image générée mais blancs en réalité sont les faux négatifs (FN pour *False Negative*)

Enfin, la précision et le rappel de notre algorithme sont calculés :

- La précision est le taux de vrais positifs parmi les pixels blancs de l'image générée :
 $ACCU = TP / (TP + FP)$
- Le rappel est le taux de vrais positifs parmi tous les pixels blancs dans l'image d'origine : $RECALL = TP / (TP + FN)$

Il est important d'avoir des valeurs de précision et de rappel équilibrées, si ce n'est pas le cas, cela peut signifier que l'algorithme ne fonctionne pas correctement.

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

Deux métriques sont utilisées car on veut différencier les vaisseaux sanguins de l'arrière-plan. Avec une seule de ces deux métriques, il serait facile de passer à côté d'un algorithme déficient.

Le calcul suivant semble donner une meilleure idée de la performance globale de l'algorithme :

$$\frac{Accuracy + Recall}{2}$$

L'article donne d'autres métriques pour mesurer sa performance : la spécificité (*specificity*) et la « zone sous la courbe » (AUC pour *Area Under the Curve*) calculées comme suit :

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$AUC = \frac{Recall + Specificity}{2}$$

(NB : dans l'article, le rappel est nommé sensibilité (*sensitivity*) mais la méthode de calcul est la même.)

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

La squelettisation est utilisée pour normaliser les images générées vis-à-vis de la vérité terrain. Cela nous permet de recentrer la sortie de l'algorithme sur le fait de segmenter les vaisseaux sanguins, quel que soit leur épaisseur (bornée à 15 pixels dans la fonction de squelettisation). Et de revenir sur le problème d'origine : générer une carte du réseau vasculaire. La squelettisation vient plaquer les différentes valeurs possibles de niveaux de gris en sortie sur une réponse binaire : un pixel fait partie d'un vaisseau sanguin ou non.

2. Rappel de la problématique

L'objectif du TP est d'extraire une image du réseau vasculaire de la rétine à partir d'images d'ophtalmoscopie à balayage laser, une technique d'imagerie de la rétine à grande résolution (entre 10 et 100 μm) et à large champ – permettant d'observer la majorité de la rétine en une seule image.

L'analyse du fond d'œil obtenu permet de diagnostiquer plusieurs maladies, notamment l'hypertension artérielle, l'insuffisance rénale et plusieurs maladies de la rétine. Le diagnostic requiert une segmentation précise du réseau.

Cette segmentation, effectuée par des experts humains, nous sert de vérité terrain (*ground truth*) et va nous permettre de valider notre segmentation automatisée.

L'évaluation est faite à partir des méthodes fournies pour le TP, se référer à la partie 1 ci-dessus pour plus de détail.

3. Méthode

La méthode est fortement inspirée de l'article « Blood Vessels Segmentation in Retinal Fundus Image using Hybrid Method of Frangi Filter, Otsu Thresholding and Morphology »¹ (accessible ici : https://thesai.org/Downloads/Volume10No6/Paper_54-Blood_Vessels_Segmentation.pdf)

La méthode consiste à faire passer chaque image par trois étapes : le pré-traitement (*pre-processing*), la segmentation (*segmentation*) et le traitement morphologique (*morphological processing*). Chaque étape étant constituée de plusieurs opérations, décrites ci-dessous. La méthode comporte également une étape d'évaluation (*testing*) que nous avons également implémentée pour servir de point de comparaison à la méthode de validation fournie avec le TP.

Toutefois, nous avons modifié la méthode pour obtenir ce qui nous semble être de meilleurs résultats. Pour cela, nous avons remplacé la dernière étape par une autre d'élagage

¹ (Wiharto, 2019)

(*pruning*). La comparaison entre les résultats ainsi obtenue est faite dans la partie sur les résultats.

L'article résume la méthode ainsi :

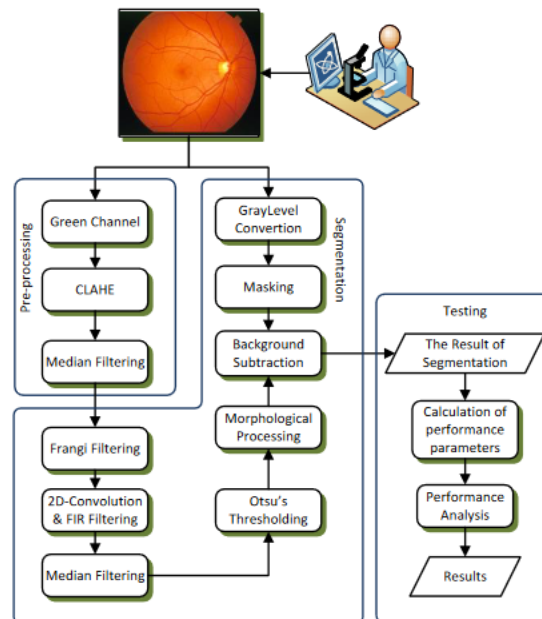


Fig. 1. Proposed Method.

Pour exemples, nous utiliserons les images avec la meilleure précision, star08_OSN.jpg, et celle avec la pire précision, star02_OSC.jpg.



Figure 1: star02_OSC.jpg



Figure 2: star08_OSN.jpg

3.1. Pré-traitement

Le but de l'étape de pré-traitement est d'améliorer la qualité de l'image. Elle comprend deux étapes : l'augmentation du contraste avec CLAHE (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization) et l'application d'un filtre médian. L'article commence par une étape de séparation des couleurs, qui ne s'applique pas ici, puisque nous travaillons avec des images en niveaux de gris.

CLAHE est une technique consistant à séparer l'image en plusieurs blocs puis à calculer l'histogramme des niveaux de gris de chaque bloc puis à interpoler chaque pixel à partir des 4 pixels les plus proches.

Le filtre médian appliqué ensuite permet de réduire le bruit généré par CLAHE.

Après pré-traitement, les images exemples donne les résultats suivants :

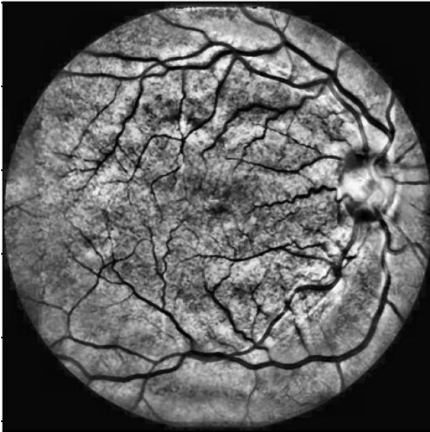


Figure 3: star02_OSC après pré-traitement

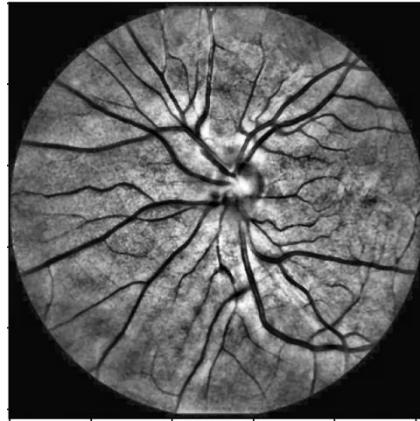


Figure 4: star08_OSN après pré-traitement

On observe que les régions à hautes fréquences sont plus claires et le contraste des deux images est plus élevé.

3.2. Segmentation

La segmentation est l'étape principale et vise à séparer les vaisseaux sanguins de l'arrière-plan de l'image. Elle comprend 4 opérations :

- L'utilisation du filtre de Frangi
- Un filtrage à l'aide d'une convolution en 2D : un filtre FIR (Finite Impulse Response) en 2D
- L'utilisation du seuillage d'Otsu

Le filtre de Frangi est un filtre pour détecter et améliorer la qualité des vaisseaux sanguins dans les images, donc typiquement le cœur de notre problème. Le filtre utilise la matrice hessienne de la fonction de filtre et en extrait les valeurs propres. A noter que le filtre prend un paramètre, sigma, qui décrit l'échelle des vaisseaux sanguins. Pour nous, les meilleurs résultats ont été obtenus avec un sigma de 0,5.

Le filtre de convolution applique une convolution en 2D à un cœur (*kernel*) qui est lui-même calculé en faisant une moyenne circulaire sur chaque pixel. Cela donne un filtrage FIR.

Le filtrage par seuil d'Otsu, originellement développée par Nobuyuki Otsu dans son article *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*², consiste à différencier le premier et l'arrière-plan d'une image en appliquant un seuil sur l'histogramme de niveaux de gris de l'image. L'algorithme complet de la méthode cherche le meilleur seuil en calculant la densité de probabilité et la moyenne pour chaque classe possible.

Le filtrage renvoie une image où chaque pixel est une valeur binaire, selon qu'il est jugé comme faisant partie du premier ou de l'arrière-plan.

Après la segmentation, les images exemples donne les résultats suivants :

² (Otsu, 1979)

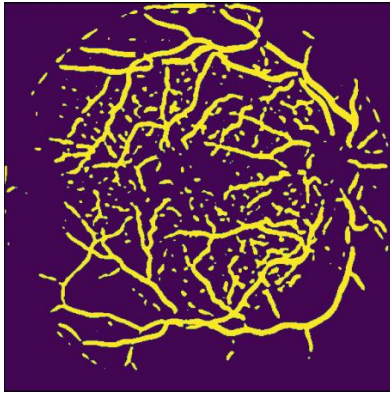


Figure 5: star02_OSC après segmentation

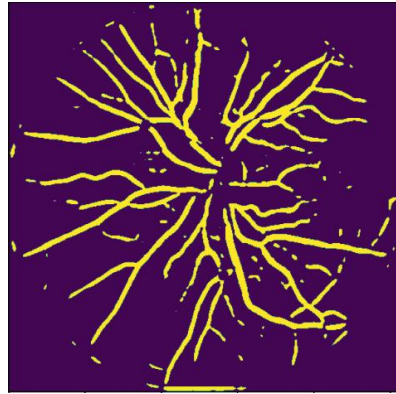


Figure 6: star08_OSN après segmentation

La segmentation sépare bien les vaisseaux sanguins de l'arrière-plan. On voit toujours un certain bruit, notamment à proximité de la bordure du masque mais les vaisseaux sont nettement visibles.

3.3. Traitement morphologique

Le traitement morphologique indiqué dans l'article consiste en trois opérations :

- Une fermeture
- Un remplissage diagonal
- Une connexion des pixels non connectés

La fermeture est une simple fermeture telle que vue en cours : une dilatation suivie d'une érosion.

Le remplissage diagonal vise à éliminer le bruit en remplissant les trous dans la structure des vaisseaux. Il s'agit de vérifier si un pixel est un trou entre deux pixels en diagonal. Si c'est le cas, le trou est comblé.

Enfin, la connexion des pixels effectue une opération similaire en vérifiant si un pixel est un trou entre pixels en vérifiant à deux pixels de distance cette fois.

Après ces dernières opérations, les images exemples donne les résultats suivants :

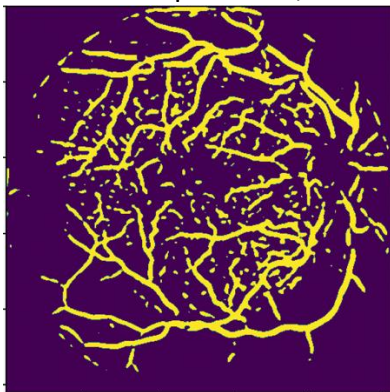


Figure 7: star02_OSC après traitement morphologique

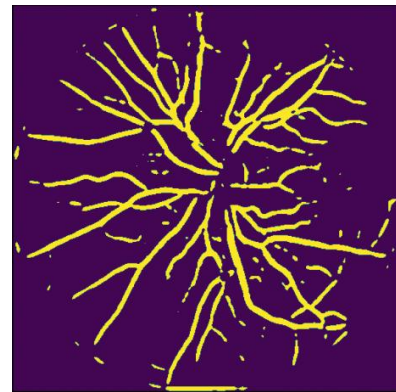


Figure 8: star08_OSN après traitement morphologique

La différence par rapport à l'étape précédente n'est pas flagrante.

3.4. Élagage

Toutefois, comme indiqué plus haut, nous avons remplacé la dernière étape par une qui nous semble plus efficace. Il s'agit de deux opérations d'élagage. La première retire les petits objets (à l'aide de la fonction *remove_small_object* de *skimage*), c'est-à-dire qu'elle remplace les artefacts de l'image plus petits qu'une certaine taille par des pixels vides. La seconde opération élague les petites branches en effectuant une fermeture déséquilibrée : l'érosion est faite avec un filtre disque de taille 1 alors que la dilatation est faite avec un filtre disque de taille 3.

Les images exemples donne les résultats suivants :

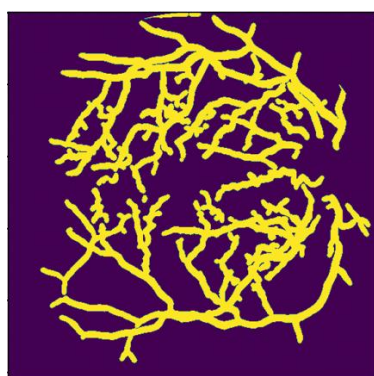


Figure 9 : star02_OSC après élagage

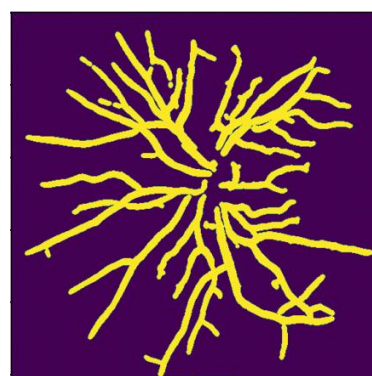


Figure 10 : start02_OSN après élagage

On voit les vaisseaux beaucoup plus clairement, ils sont plus épais. Dans le même temps, le bruit a considérablement baissé. On a donc gagné en netteté en perdant des détails.

4. Résultats

4.1. Précision et rappel

En reprenant les métriques proposées dans la méthode de validation pour chaque image, on obtient le tableau de comparaison suivant :

(Les cases indiquant un meilleur résultat pour notre méthode sont en vert, celles indiquant un meilleur résultat pour l'article sont en rouge.)

	Précision			Rappel	
	Méthode article	Notre méthode		Méthode article	Notre méthode
star01_OSC	74,50%	87,18%		75,35%	74,99%
star02_OSC	63,98%	68,17%		86,22%	87,04%
star03_OSN	84,21%	87,01%		67,49%	64,18%
star08_OSN	89,72%	89,39%		67,82%	66,25%
star21_OSC	69,18%	78,28%		68,34%	62,60%
star26_ODC	70,63%	78,77%		72,20%	68,83%
star28_ODN	74,84%	77,81%		68,25%	64,28%
star32_ODC	69,41%	70,20%		78,07%	69,17%
star37_ODN	71,09%	73,04%		76,25%	73,71%
star48_OSN	77,32%	81,64%		76,78%	73,22%
Moyenne	74,49%	79,15%		73,68%	70,43%

On peut y voir que notre méthode permet d'obtenir une meilleure précision de façon générale quoiqu'avec de la perte en termes de rappel. Cela confirme ce que montrait les images : les vaisseaux épaissis sont plus visibles mais la précision s'en ressent.

A noter que la moyenne faite par métrique donne une augmentation de la précision de 4,5 points pour une perte de rappel de 3 points. On peut donc considérer notre méthode comme très légèrement plus efficace.

4.2. Squelettisation

Par ailleurs, la squelettisation permet également de se faire une idée du résultat, le but étant bien d'avoir une image exploitable par l'œil humain. Pour chaque exemple, la squelettisation est la suivante :

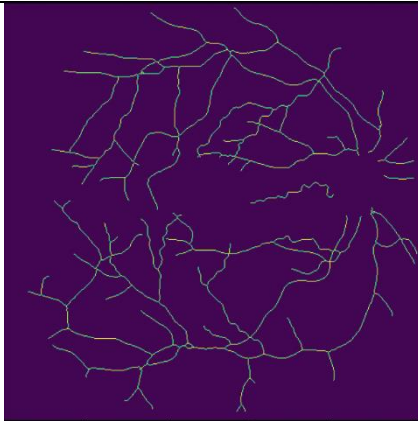


Figure 11 : star02_OSC squelettisation de la vérité terrain

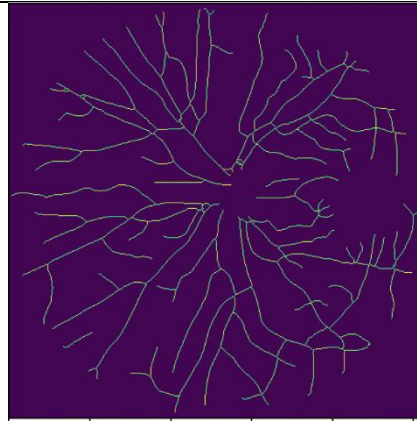


Figure 12 : star08_OSN squelettisation de la vérité terrain

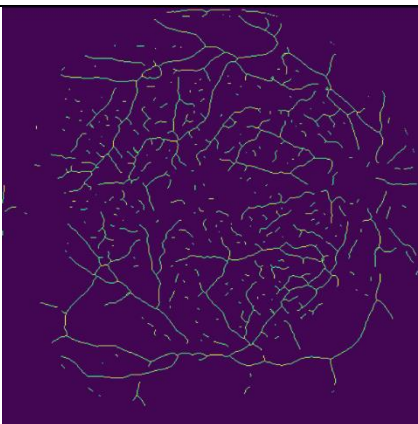


Figure 13 : star02_OSC squelettisation après la méthode de l'article

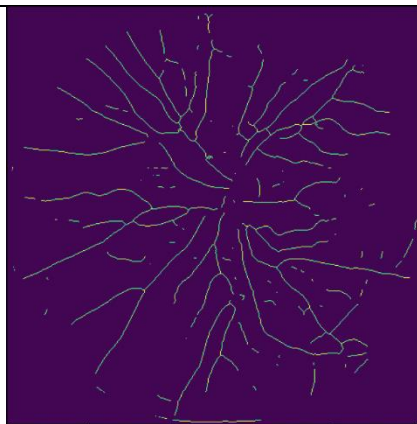


Figure 14 : star08_OSN squelettisation après la méthode de l'article

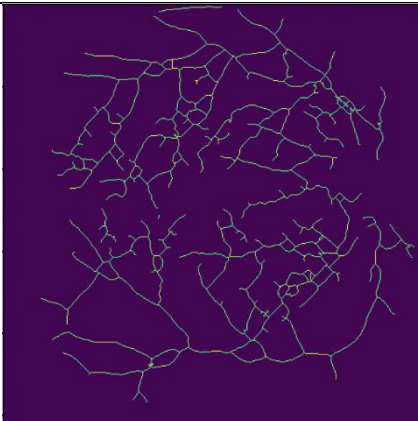


Figure 15 : star02_OSC squelettisation après notre méthode

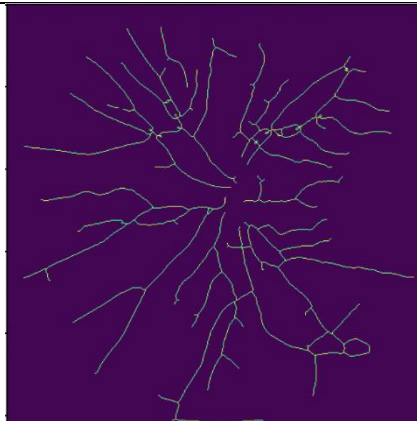


Figure 16 : star08_OSN squelettisation après notre méthode

La squelettisation accentue encore nos observations : notre méthode retire toute trace de bruit mais la simplification nous fait perdre trop d'informations.

A noter que, contrairement à ce que les résultats chiffrés semblent indiquer, le résultat visuel est meilleur sur star02_OSC que sur star08_OSN. Un brin d'optimisme pourrait même faire

penser que le résultat ainsi obtenu est plus précis que la vérité terrain, les mauvais résultats seraient ainsi dû au fait que les faux positifs sont de vrais positifs non reconnus comme tels.

4.3. Autres métriques

L'article définit d'autres métriques dans l'étape de test : la spécificité et la zone sous la courbe. Le tableau de comparaison pour ces métriques est le suivant :

	Spécificité		Zone sous la courbe	
	Méthode article	Notre méthode	Méthode article	Notre méthode
star01_OSC	0,949	0,913	0,851	0,832
star02_OSC	0,907	0,839	0,885	0,855
star03_OSN	0,957	0,903	0,816	0,772
star08_OSN	0,963	0,903	0,820	0,783
star21_OSC	0,924	0,881	0,803	0,754
star26_ODC	0,928	0,878	0,825	0,783
star28_ODN	0,941	0,890	0,812	0,766
star32_ODC	0,904	0,836	0,843	0,764
star37_ODN	0,938	0,886	0,850	0,811
star48_OSN	0,961	0,915	0,865	0,824

Sur ces métriques, le résultat est sans appel : la méthode de l'article donne des résultats plus élevés.

5. Conclusion

En conclusion, nous avons repris la méthode indiquée dans l'article *Blood Vessels Segmentation in Retinal Fundus Image using Hybrid Method of Frangi Filter, Otsu Thresholding and Morphology* ce qui nous a permis d'obtenir une précision de presque 75%. Une légère modification de la méthode a donné une précision légèrement supérieure, à 79%. Toutefois cette méthode cause une chute du rappel de 73,5% environ à 70%. La modification a donc un coût. Sur les métriques définies dans l'article, le coût est encore plus marqué puisque les deux baissent.

Cela dit, le résultat après squelettisation est plus encourageant. Il y aurait peut-être une recherche plus poussée à faire pour obtenir des résultats encore meilleurs.

6. Bibliographie

- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 62 - 66.
- Wiharto. (2019). Blood Vessels Segmentation in Retinal Fundus Image using Hybrid Method of Frangi Filter, Otsu Thresholding and Morphology. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 417-422. Retrieved from https://thesai.org/Downloads/Volume10No6/Paper_54-Blood_Vessels_Segmentation.pdf

Annexe 1 – Piste explorée sans succès

Avant de nous fixer sur l'article suscité, nous avons tenté une approche plus empirique en tentant diverses opérations de filtrage, de traitements morphologiques et de segmentation entièrement prises parmi celles proposées par scikit-image.

Nous en étions arrivés à la méthode suivante :

- Une opération de filtrage avec un disque
- Une égalisation d'histogramme à gros grain (avec un filtre disque de 20 pixels)
- Une extraction des hautes fréquences
- Une érosion
- Un dernier filtrage avec un disque

Les images finales pour les exemples étaient les suivants :

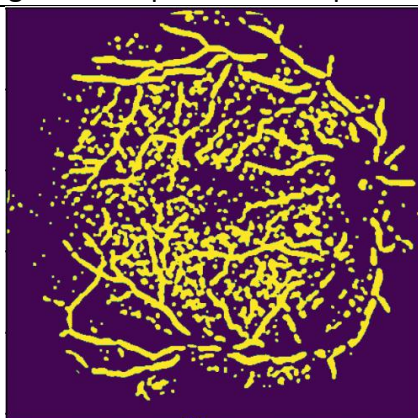


Figure 17 : star02_OSC après segmentation empirique

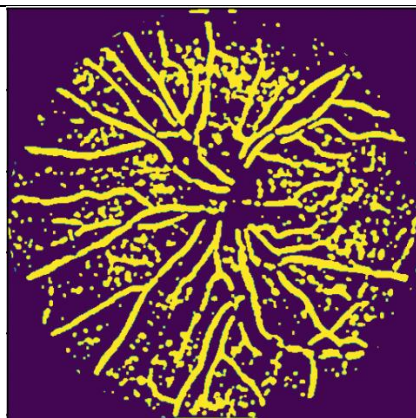


Figure 18 : star08_OSN après segmentation empirique

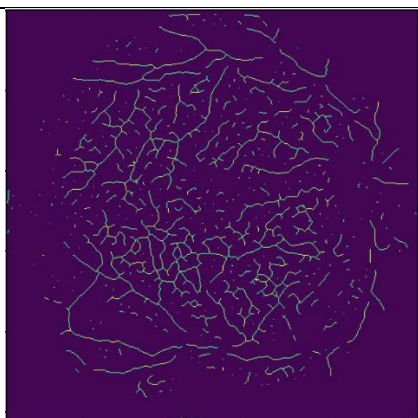


Figure 19 : star02_OSC squelettisation empirique

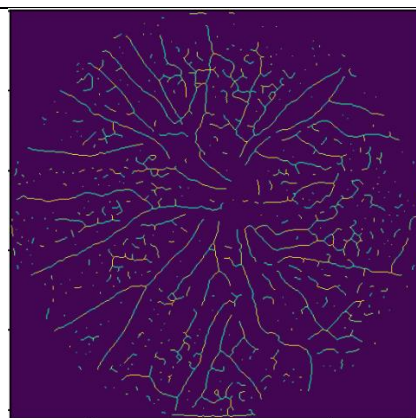


Figure 20 : star080_OSN squelettisation empirique

On voit clairement que les images sont trop bruitées pour espérer une segmentation efficace. Néanmoins, la squelettisation permet de distinguer un début de réseau sanguin.

Les résultats chiffrés étaient également moins bons :

	Précision	Rappel
star01_OSC	59,5%	65,0%
star02_OSC	52,1%	78,8%
star03_OSN	56,5%	75,3%

star08_OSN	60,3%		78,8%
star21_OSC	45,1%		80,8%
star26_ODC	47,5%		79,8%
star28_ODN	56,9%		74,5%
star32_ODC	38,8%		89,5%
star37_ODN	34,5%		95,5%
star48_OSN	30,7%		91,2%

En voyant que cette approche empirique n'apportait que peu de résultats pour le temps investi, nous avons préféré chercher une méthode éprouvée.