

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique
Université Abderrahmane Mira
Faculté de la Technologie



Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique

Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : *TELECOMMUNICATION*

Spécialité : *RESEAUX ET TELECOMMUNICATIONS*

Thème

*Le Hessian et le Tensor Voting dans la
Segmentation des Images Médicales*

Préparé par :

*Roumili Lydia
Yahiaoui Yasmine*

Dirigé par :
S. GHENAM

Examiné par :
M. Azni

M. Tighzert

Année universitaire : 2021/2022

Remerciement

Ce travail est l'aboutissement d'un dur labeur et de beaucoup de sacrifices, nos remerciements vont d'abord au créateur de l'univers Allah le tout puissant de nous avoir donné la volonté et le courage pour l'achèvement de ce travail.

Nos remerciements sont aussi adressés à notre encadrante professeure ***Mme Ghennam*** qui nous a proposé le thème de ce mémoire pour ses orientations, ses conseils, ses remarques judicieuses et sa disponibilité, nous tenons à lui exprimer notre profonde gratitude en vue du bon déroulement du travail durant l'élaboration de ce mémoire.

Nous adressons nos sincères remerciements à l'ensemble des membres du jury, qui nous ont fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention notre travail : ***Mr Azni*** et ***Mr Tighzert*** pour l'intérêt qu'ils ont porté en acceptant d'examiner notre travail et l'enrichir par leurs propositions. Nos remerciements s'étendent également à tous nos enseignants durant les années des études.

Dédicaces

Je dédie ce mémoire :

À ma mère et mon père qui n'ont pas cessé de m'encourager tout au long de mes études pour que j'arrive à ce jour-là. Ils sont les plus chers à mon cœur, avec toute ma gratitude,

À mes chers frères Fayçal Yanis,

À toute ma famille,

À tous mes amis.

Lydia

Dédicaces

Je dédie ce mémoire :

À ma mère et mon père qui n'ont pas cessé de m'encourager tout au long de mes études pour que j'arrive à ce jour-là. Ils sont les plus chers à mon cœur, avec toute ma gratitude,

À mes chères sœurs Lydia et Tinhinane,

À mon frère Mastaniba ,

À toute ma famille,

À tous mes amis.

Yasmine

Table de matière :

Introduction Générale	1
Chapitre 1 :	4
Techniques de segmentation d'image.....	4
Introduction :	4
1 La segmentation d'image :.....	4
2 Les méthodes de segmentation d'images :.....	4
2.1 Segmentation par l'Approche Contour :	5
2.1.1 Méthodes dérivatives :	6
2.1.2 Méthodes analytiques :	7
2.1.3 Les Modèles Déformables :	8
2.2 La segmentation basée sur les régions :	10
2.2.1 Segmentation d'image par croissance de région :	10
2.2.2 Segmentation par seuillage de niveau de gris	11
2.2.3 Segmentation par Division-Fusion/ Split-Merge (dite méthode structurale).....	11
2.2.4 Segmentation par la méthode des k-means.....	12
Conclusion :.....	13
Chapitre 02.....	15
Imagerie Rétinienne et Intérêt de la Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien	15
Introduction :	15
1 Anatomie de la rétine	15
2 Les Méthode d'Acquisition d'Image de la rétine	16
2.1 Angiographie par fluorescence FA :	16
2.2 Rétinographie :	16
3 Bases de données des images rétiniennes.....	17
3.1 La Base d'Images DRIVE :	17
3.2 La Base d'Images STARE :	18
3.3 La Base d'Images HRF :	18
4 Intérêt de la Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien :	19
5 Challenges sur les images retiennes :.....	20
Conclusion :.....	21
Chapitre 3:	23
Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien par la méthode du Hessian et les Filtres Rehaussant les Formes Linéiques.....	23

Introduction :	23
1 Méthode du Hessian :	23
1.1 Le vecteur Gradient :	23
1.2 Le Hessian :	23
1.3 Le filtre Gaussin :	24
1.4 Matrice du Hessian :	24
1.5 Détection des vaisseaux :	24
2 Valeurs propres et vecteurs propres	25
2.1 Définitions :	25
2.2 Valeurs propres et vecteurs propres de la matrice du Hessian	26
2.3 Calcul des valeurs propres de la matrice du Hessian	26
2.4 Calcul des vecteurs propres de la matrice du Hessian	27
3 Rehaussement des vaisseaux : Filtres des formes linéiques :	27
3.1 Calcul Multi-échelles :	27
3.2 Filtres Lignes :	28
3.2.1 Filtre Frangi :	28
3.2.2 Filtre de Sato :	29
3.2.3 Filtre de Tim :	30
4 Application des filtres de rehaussement des formes linéiques sur les images rétiniennes	30
Conclusion :	33
Chapitre 4 :	35
Le Tonsor Voting (Le Vote Tensoriel)	35
Introduction :	35
1 Tenseur et Vote Tensoriel (Tensor Voting)	35
2 Représentation de l’algorithme du Tensor Voting :	35
2.1 Représentation tensorielle des données	36
2.2 Les formes tensorielles	36
2.3 Procédure de vote	36
3 Application du Tensor Voting dans la segmentation des vaisseaux rétiniens	37
4 Résultats	39
5 Evaluation des résultats :	42
Conclusion :	43
Conclusion générale :	44

Liste des figures

Chapitre 01 : Technique de segmentation d'image

Figure.1 1: Approche contours et approche région dans la segmentation d'image	5
Figure.1 2: Exemple de détection des contours.....	5
Figure.1 3: Détection des contours par des opérateurs approximant le gradient : il est représenté le module du gradient.....	6
Figure.1 4: Détection des contours par l'approximation de Laplacien.....	7
Figure.1 5: Détection des contours au moyen du filtre de Canny.....	8
Figure.1 6: Exemple de contour actif.....	8
Figure.1 7: Exemple de segmentation d'un vaisseau par le contour actif paramétrique.....	9
Figure.1 8: Détection de contour au moyen du modèle géométrique implémenté par les level sets.....	10
Figure.1 9: Segmentation par croissance de région.....	10
Figure.1 10: Segmenter d'image par seuillage sur histogramme : (a) seuillage en 2 classes.....	11
Figure.1 11: Segmentation d'image par la méthode de division/fusion.....	12
Figure.1 12: fonctionnement de l'algorithme de k-means.....	13
Figure.1 13: Application des k-Means dans la segmentation d'image.....	13

Chapitre 02 : Imagerie Rétinienne et Intérêt de la Segmentation de l'Arbre

Vasculaire Rétinien

Figure 2. 1: Illustration de fond de l'œil.....	16
Figure 2. 2: Modalités d'imagerie rétinienne. (a): Angiographie à la fluorescéine (FA). (b): Rétinographie.....	17
Figure 2. 3: Image de la base de donnée DRIVE ; (a) : image saine ; (b) segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.....	18
Figure 2. 4: Image de la base de donnée STARE ; (a) Image avec pathologie ; (b) Segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.....	18
Figure 2. 5: Image de la base de données HRF ; (a) image saine (à niveau de gris), (b) Segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.....	19
Figure 2. 6: Changements structuraux dans le système vasculaire. (a) micro-anévrisme et exudates associés à la RD, (b) néovascularisation associée à la RD proliférative (RDP), (c) tortuosité de vaisseau associée à la rétinopathie prématurée RP, et (d) Coupure artère o-veineuse associée à l'hypertension.	20

Chapitre 03 : Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien par la méthode

du Hessien et les Filtres Rehaussant les Formes Linéiques

Figure 3. 1: Courbe de vecteur propre et valeur propre.....	26
Figure 3. 2: Applications des filtres de rehaussement des formes tubulaires sur une image rétinienne et segmentation.....	31
Figure 3. 3 : Résultats du rehaussement avec différentes valeurs des σ , (a) $\sigma=1$, (b) $\sigma=2$, (c) $\sigma=3$, (d) σ varie de 1 à 4.	32

Chapitre 04 : Le Tensor Voting (Le Vote Tensoriel)

Figure 4. 1: a,b) Tenseur bâton c,d) Tenseur ballon ou jonction.....	36
Figure 4. 2: Propagation des votes le long d'une ligne.....	37
Figure 4. 3: Étapes de la procédure segmentation au moyen du tensor voting.....	38
Figure 4. 4: Illustration du tensor voting.....	39

Figure 4. 5: (a) Image original, (b) Image obtenue par le filtre de Frangi.....	39
Figure 4. 6:Résultats du tensor voting d'image retienne de la figure 4.5.b, avec les valeurs du rayon (r) et l'angle de direction (ϵ) sont fixes, et avec variation de l'échelle du tenseur σ_{TV} : (a) $\sigma_{TV} = 10$, (b) $\sigma_{TV} = 18$ et (c) $\sigma_{TV}=25$	40
Figure 4. 7:Résultats du tensor voting d'image retienne de la figure 4.5.b, avec les valeurs de l'échelle du tenseur σ_{TV} et l'angle de direction (ϵ) sont fixes, et des variations du rayon du vote : (a) $r = 3$,.....	40
Figure 4. 8:Résultats du tensor voting d'image retienne de la figure 4.5.b, avec les valeurs de l'échelle du tenseur σ_{TV} et rayon r du vote sont fixes, et des variations du l'angle de direction (ϵ): (a) $\epsilon = 4$,.....	41
Figure 4. 9:(a) image manuelle , (b) résultat optimal avec les valeurs de l'échelle du tenseur σ_{TV} et l'angle de direction (ϵ) et du rayon du vote : $r = 15$, $\epsilon = 8$ et $\sigma_{TV} = 25$	41

Liste des Tableaux

Table 3 . 1: Motifs possibles selon les valeurs propres $\lambda_{(1,2)}$. (L :Low, H : High)	28
<i>Table 4. 1: Mesure des Performances</i>	43

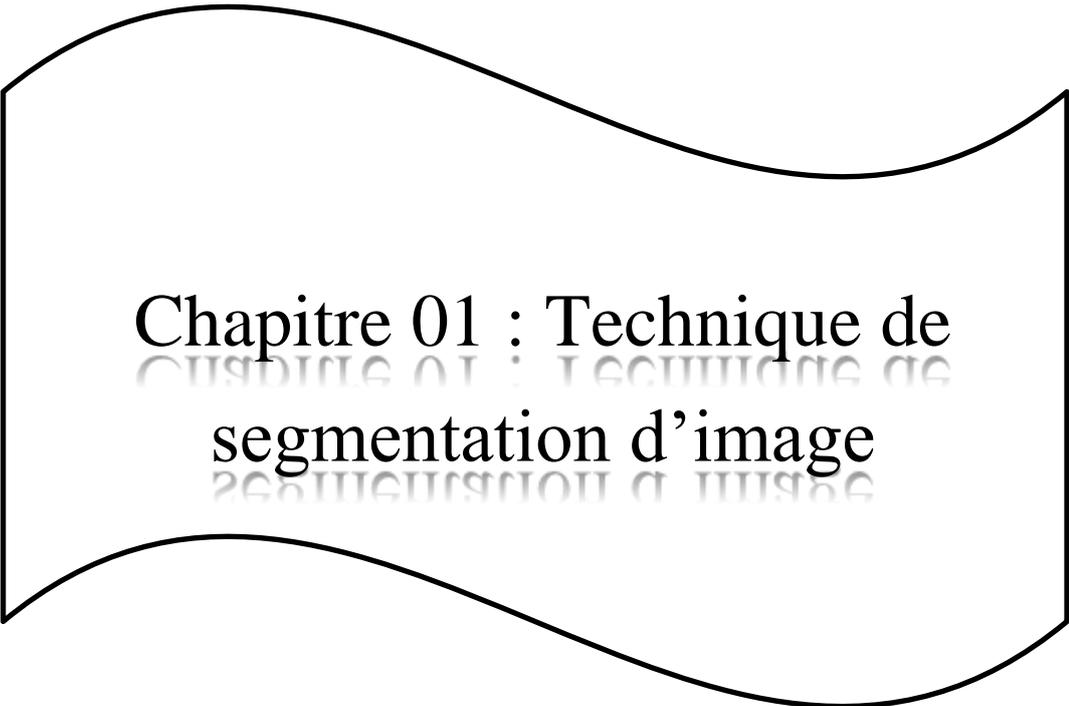
Introduction Générale

La segmentation d'image est une des catégories du vaste domaine de traitement d'images. Elle consiste à partitionner une image en un certain nombre de régions homogènes ou à extraire un objet à intérêt parmi l'ensemble de l'image. Elle est de plus en plus sollicitée dans nombreux domaines, tels l'imagerie médicale où elle permet aux scientifiques et aux médecins d'avoir des informations vitales sur le corps humain, et joue un rôle de plus en plus important dans le diagnostic et le traitement des maladies. Parmi l'imagerie médicale, on dénombre l'imagerie rétinienne qui aujourd'hui est de plus en plus concertée pour diagnostiquer des pathologies touchant la rétine et autres maladies. Dans le présent travail, notre intérêt s'est porté sur ce type d'imagerie.

L'objectif de notre travail est de détecter l'arbre vasculaire rétinien à partir d'une image d'angiographie rétinienne et d'en extraire par segmentation, afin éventuellement de porter une aide au diagnostic. Notre travail est axé sur la méthode de la matrice du Hessien [1] qui est une formulation de calcul de dérivées secondes permettant de détecter le maximum du gradient, étant ce maximum est associé aux contours, en l'occurrence ici les contours des vaisseaux. Ce calcul est renforcé et amélioré par l'application de filtres de rehaussement des formes vasculaires, qui sont conçus à la base des composantes de la matrice du Hessien, on en dénombre les filtres de Frangi and all, Sato and all et Tim and all, [1] qui feront tous l'objet d'étude dans ce mémoire. Ces filtres étant sensibles au bruit et segmentent mal les vaisseaux fins, un autre traitement est prévu pour remédier à ces inconvénients qui est le Tensor Voting.

A la lumière de ceci, le présent mémoire est rédigé en 4 chapitres. Le premier chapitre intitulé «Techniques de segmentation d'image » présente un état de l'art de la segmentation des images et les principales approches utilisées. Le deuxième chapitre intitulé «Imagerie Rétinienne et Intérêt de la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien» sera destiné à présenter l'image rétinienne, ses spécificités et les défis liés à sa segmentation. Le troisième chapitre intitulé «Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien par la méthode du Hessien et les Filtres Rehaussant les Formes Linéiques » sera consacré au calcul de la matrice du Hessien, à la présentation des trois filtres de rehaussement des formes vasculaires et leur application sur des images rétiniennes. Le quatrième chapitre intitulé « Le tonsor voting » abordera la notion du tenseur et du vote tensoriel, les étapes d'un algorithme du tensor voting tiré d'un article

scientifique [2] sera présenté et appliqué dans la segmentation des vaisseaux rétiniens, notamment les plus fins. Des tests seront effectués sur une image rétinienne et seront commentés. Le mémoire sera conclu par une conclusion résumant l'apport du présent travail et les perspectives à envisager.



Chapitre 01 : Technique de
segmentation d'image

Chapitre 1 :

Techniques de segmentation d'image

Introduction :

Souvent pour reconnaître des objets afin d'interpréter les images, il faut au préalable les segmenter, c'est-à-dire séparer les objets d'intérêt du reste de l'image.

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'état de l'art de la segmentation d'images. Une synthèse des principales méthodes, que l'on peut regrouper en deux grandes catégories les approches basées contours ou frontières et les approches basées régions.

1 La segmentation d'image :

Segmenter une image c'est la diviser en des zones homogènes, selon un ou plusieurs attributs donnés tels que le niveau de gris, la texture ou encore la couleur, et cela dans le but de séparer les divers composants visibles et de les identifier. En outre, le but de la segmentation est de simplifier ou changer la représentation d'une image en quelque chose de plus significatif et plus facile à analyser.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation d'image, dans ce qui suit, nous aborderons les plus importantes.

2 Les méthodes de segmentation d'images :

Il existe principalement deux approches de segmentation d'image qui sont l'approche région, basée sur le concept d'homogénéité des zones de l'image, et l'approche contour qui suppose que toute zone est délimitée par des contours ou des bords fermés (voir figure 1.1).

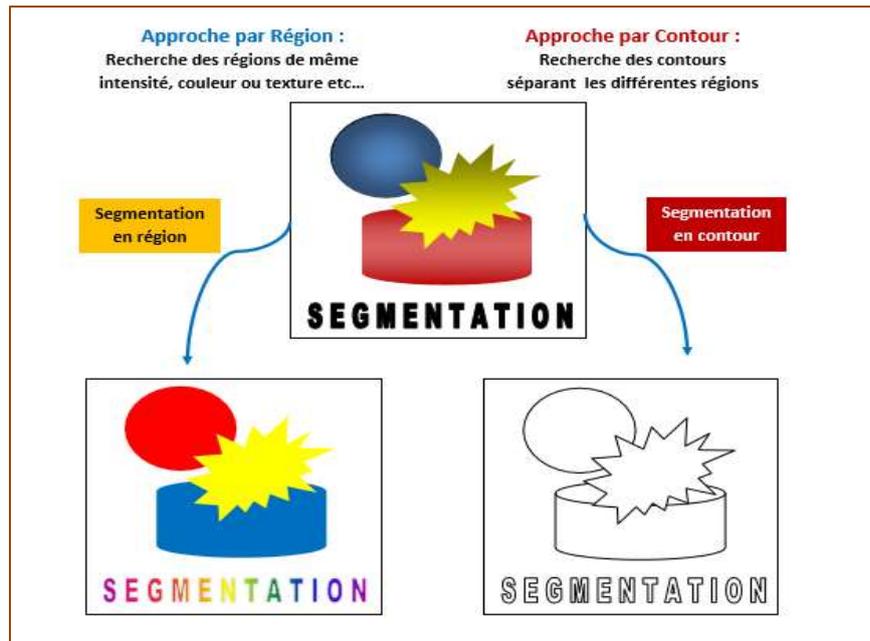


Figure.1 1:Approche contours et approche région dans la segmentation d'image

2.1 Segmentation par l'Approche Contour :

Dans l'approche contour, les primitives à extraire sont considérées comme des lignes contrastées séparant des régions de niveaux de gris différents et elles-mêmes relativement homogènes, ou bien séparant des régions ayant des textures différentes. Le fait de détecter les contours des régions, on arrive à les séparer, c'est la ligne directrice de cette approche. (Figure 1.2). [3]



Figure.1 2:Exemple de détection des contours[3]

Il existe plusieurs façons d'utiliser la méthode des contours, dans ce qui suit, nous aborderons les plus importantes.

2.1.1 Méthodes dérivatives :

Les méthodes dérivatives sont faciles à mettre en œuvre, ont un temps de calcul relativement court et donnent des résultats satisfaisants pour des images sans bruit [3]. La dérivation peut être effectuée sous deux formes. La première consiste en l'application d'un gradient à l'image et la deuxième nécessite l'emploi du Laplacien.

a) Approximation du Gradient :

Le gradient étant un calcul de première dérivée, et le contour étant l'interface entre deux zones bien contrastées en niveau de gris, donc un contour correspondrait à une discontinuité dans l'échelle des gris où la première dérivée dans le sens des abscisses et des ordonnées, en l'occurrence le gradient, serait maximale. Les approximations numériques du gradient ont abouti à plusieurs opérateurs de détection de contours, tel que : l'opérateur de Roberts [3], l'opérateur de Prewitt [3] et l'opérateur de Sobel [3] (Figure 1.3), et plusieurs d'autres.

Pour détecter les contours, il suffit de convoluer l'image avec un de ces opérateurs puis rechercher les valeurs maximales du module du gradient, c'est-à-dire les valeurs où les dérivées en abscisse x et ordonnées y sont maximales. Ces maximas correspondent aux points des contours de l'image.



Figure.1 3: Détection des contours par des opérateurs approxinant le gradient : il est représenté le module du gradient

b) Approximation du Laplacien:

Il existe d'autres filtres ou opérateurs qui recherchent les zéros de la dérivée seconde approchée par le Laplacien qui est une dérivation de deuxième ordre. Ces méthodes visent à approximer le Laplacien, puis tirer les filtres dérivateurs. Les contours peuvent ainsi être détectés en convoluant l'image avec un de ces filtres puis rechercher le passage par zéro de la dérivée seconde. Etant donné que l'estimation de la dérivée seconde est très sensible au bruit, l'image doit être filtrée avant de calculer le Laplacien. Figure (1.1) [3] qui est donné avec la fonction suivante :

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (1.1)$$



Figure.1 4:Détection des contours par l'approximation de Laplacien

2.1.2 Méthodes analytiques :

Dans les méthodes dérivatives, l'opérateur de dérivée première ou seconde amplifie le bruit. Les méthodes analytiques sont basées sur la définition d'un critère d'optimalité en plus de l'opérateur dérivateur. Ces critères d'optimalité visent à rendre la dérivation robuste au bruit, ce qui conduit à des filtres de dérivation optimaux [4]. Les filtres de Canny [4] et Deriche [4] illustrent le parfait exemple de ce type de filtres. Ils sont développés en se basant sur un modèle de contour de type marche (échelon), déterminé analytiquement en se basant sur trois critères, garantir une bonne détection, c'est-à-dire une réponse forte même à de faibles contours, garantir une bonne localisation, et assurer que pour un contour il n'y aura qu'une seule détection. (La figure 1.5), illustre la détection des contours avec ce filtre.

D'autres filtres existent, tels que les filtres de Bourennane et ceux de Laggoune qui utilisent le contour de type rampe et le contour de type pic respectivement. Chacune de ces méthodes proposent une paire de filtres : passe bas et passe bande. Le filtre passe bas permet de lisser l'image et donc d'atténuer le bruit alors que le filtre passe bande permet de détecter les contours. [4]

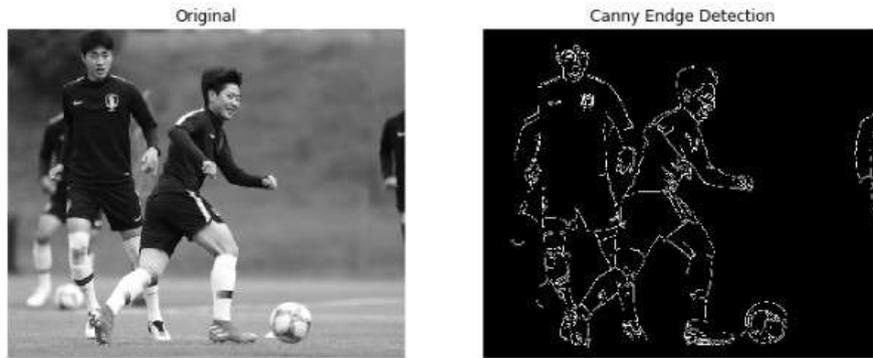


Figure.1 5: Détection des contours au moyen du filtre de Canny[4]

2.1.3 Les Modèles Déformables :

Les algorithmes de segmentation à base des modèles déformables ont l'avantage de fournir des contours ou des surfaces fermées par rapport aux méthodes dérivatives. On distingue les contours actifs paramétriques dits Snakes et les contours actifs géométriques, implémentés souvent avec les level sets (ensemble des niveaux).[5]

a) Contours Actifs Paramétriques (Snakes) :

Le concept de contours actifs ou « snakes » a été introduit par Kass et Al. [5]. Les snakes tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents ce sont des courbes générées par ordinateur qui se déplacent à l'intérieur des images pour trouver les limites des objets (Figure 1.6).

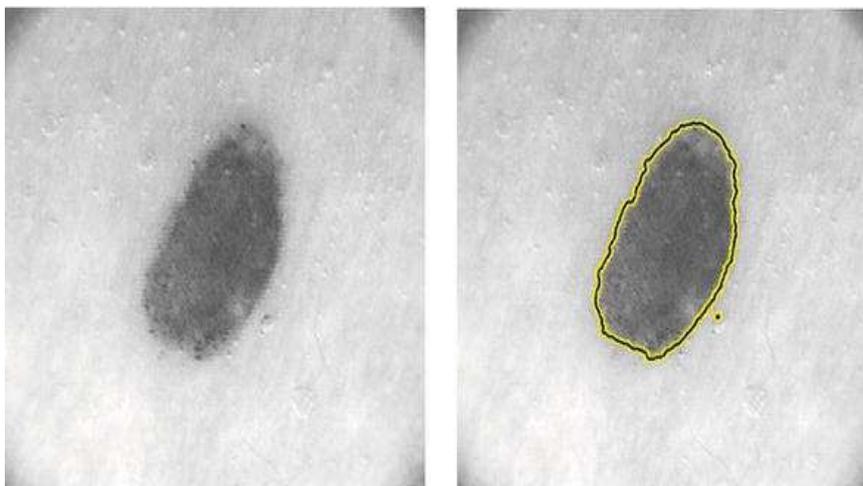


Figure.1 6:Exemple de contour actif

Les contours actifs paramétriques ont été largement appliqués dans la segmentation des vaisseaux 2D / 3D (figure 1.7), à tel point qu'ils sont souvent mentionnés dans l'état de l'art de la segmentation vasculaire, et sont considérés comme une méthode incontournable.

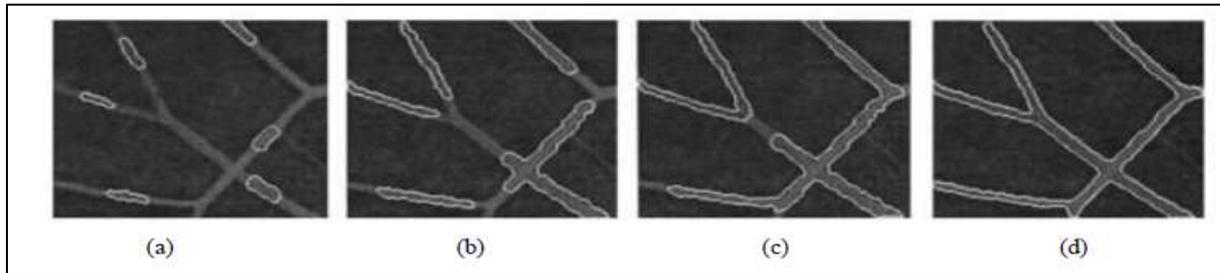


Figure.1 7: Exemple de segmentation d'un vaisseau par le contour actif paramétrique

b) Contour actif géométrique : Ensembles des niveaux (Level Set) :

Caselles et al [6]. Ont introduit un modèle géométrique des contours actifs, modèle fondé sur la théorie d'évolution de courbes et non plus sur une minimisation de fonctionnelle interprétée en termes d'énergie. Les inconvénients liés à cette approche. Le critère n'est pas intrinsèque, c'est-à-dire qu'il dépend de la paramétrisation du contour. De plus, le contour initial doit être proche de l'objet pour que l'algorithme de minimisation converge. La contrainte de régularité est forte et ne permet pas de détecter les zones concaves du contour. Elle interdit également les changements de topologie : un seul objet peut être segmenté [6].

La théorie des ensembles de niveaux est une formulation qui permet la mise en œuvre des contours actifs géométriques. Le principal atout de cette méthode est d'offrir la possibilité de gérer automatiquement le changement de la topologie de la courbe qui évolue et en plus sans problème de paramétrisation [6]. Contrairement au modèle paramétrique, qui lui ne permet pas de changements topologiques complexes, et dont l'énergie dépend de la paramétrisation de la courbe.

En notant C la courbe, \vec{N} la normale intérieure à la courbe, F un terme de vitesse dépendant de la courbure, l'équation d'évolution est de la forme :

$$\frac{dc}{dt} = F\vec{N} \quad (1.2)$$

La figure 1.8, montre la détection de contour au moyen du modèle géométrique implémenté par les level sets. On voit bien, qu'il détecte les parties du cerveau malgré la topologie complexe.

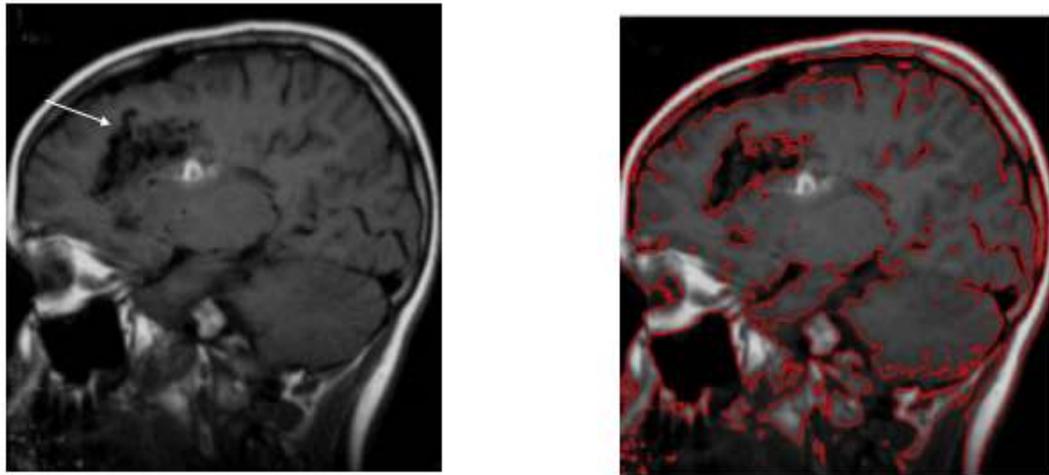


Figure.1 8: Détection de contour au moyen du modèle géométrique implémenté par les level sets

2.2 La segmentation basée sur les régions :

Les méthodes de segmentation basées sur les régions tentent de distinguer les régions à l'aide de propriétés d'image telles que la couleur, la texture, la forme, etc. Ces méthodes utilisent principalement des critères de décision pour séparer l'image en différentes régions en fonction de la similarité des pixels. Dans ce qui suit, nous aborderons quelques-unes de ces méthodes. [7]

2.2.1 Segmentation d'image par croissance de région :

Ce type de segmentation consiste à segmenter une région en commençant par un pixel initial puis en y ajoutant successivement les pixels adjacents qui satisfont un critère d'homogénéité. Une fois que tous les pixels à proximité sont traités et que le critère d'homogénéité n'est plus satisfait, la croissance s'arrête. Pour segmenter une autre région, il faut recommencer à partir d'un autre point initial et procéder à la croissance de cette région.

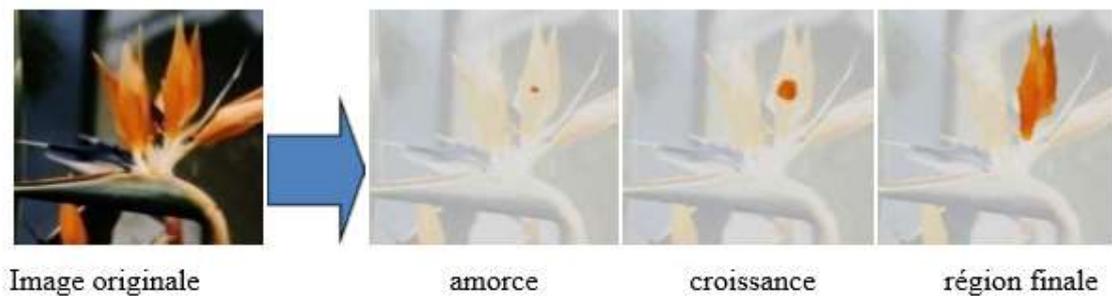


Figure.1 9: Segmentation par croissance de région

2.2.2 Segmentation par seuillage de niveau de gris

Le seuillage est la méthode de segmentation d'image la plus simple. À partir d'images en niveaux de gris, le seuillage d'image peut être utilisé pour segmenter les pixels de l'image en deux classes (ou deux ensembles) et créer des images en noir et blanc, ou segmenter les pixels de l'image en plusieurs classes selon la configuration de l'histogramme. En effet l'histogramme peut être divisé en plusieurs blocs, chaque bloc correspond à une région, et la valeur de niveau de gris entre deux blocs correspond au seuil qui permettra de séparer entre deux régions. [7]

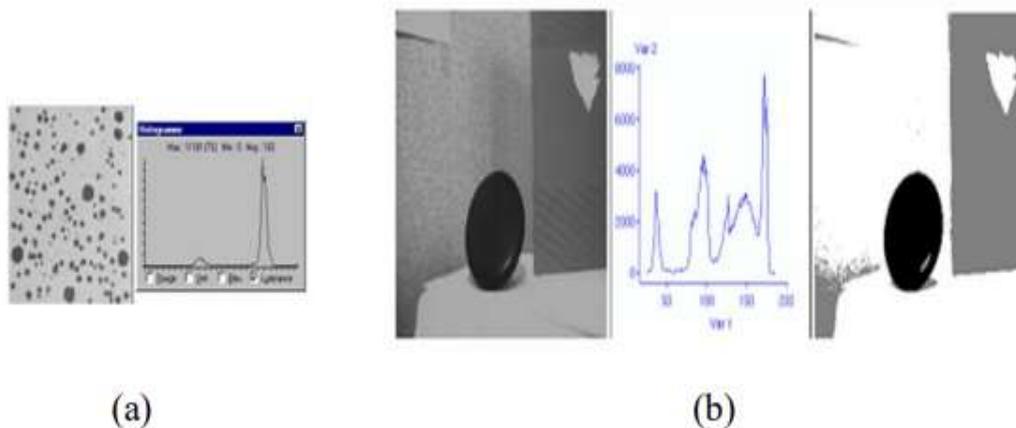


Figure.1 10: Segmentation d'image par seuillage sur histogramme :(a) seuillage en 2 classes

2.2.3 Segmentation par Division-Fusion/ Split-Merge (dite méthode structurale)

Cette technique vise à diviser d'abord l'image en quatre, puis diviser à nouveau en quatre ces portions d'images de manière itérative tant qu'un critère de non homogénéité est vérifié, en général ce critère est la variance, c'est-à-dire, une portion est divisée en quatre si seulement si sa variance autour d'une moyenne est trop importante et est supérieure ou égale à une variance seuil définie au départ par le programmeur. C'est l'étape de la division [7]. (voir figure 1.11.b)

Ensuite vient l'étape de fusion, où on fusionne les régions adjacentes selon un critère d'homogénéité, qui est souvent la moyenne des niveaux de gris. Toutes deux régions adjacentes qui se trouvent être similaires ou proches selon le critère d'homogénéité seront fusionnées en une seule région (voir figure 1.11.c). C'est un calcul itératif qui s'arrête une fois le critère d'homogénéité n'est plus vérifié, et jusqu'à l'obtention de la segmentation. [7]

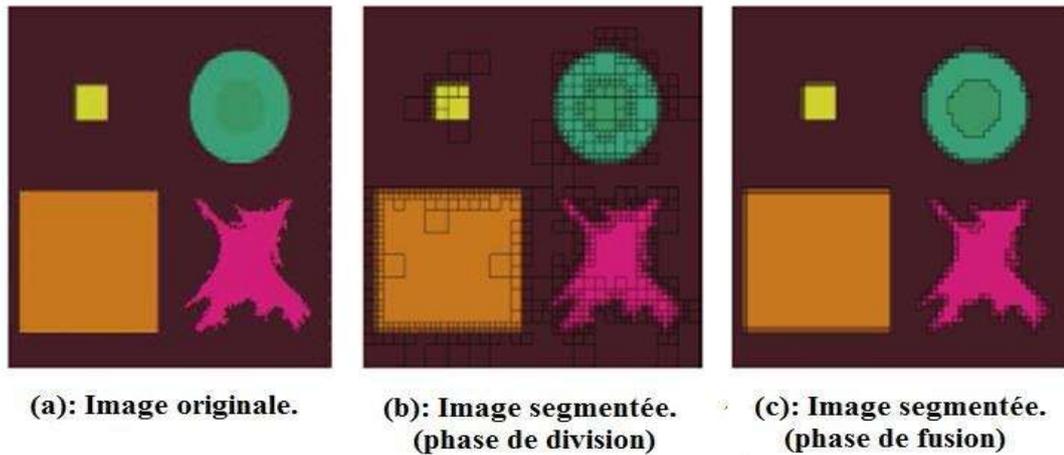


Figure.1 11: Segmentation d'image par la méthode de division/fusion

2.2.4 Segmentation par la méthode des k-means

Le but principal de l'algorithme des k-means est de servir la segmentation d'images en séparant l'image en différentes régions ou classes de pixels. Pour ce type d'algorithme, il faut toujours définir le nombre de classes, c'est à dire le nombre de régions à segmenter, avant le début du traitement. En premier lieu, un nombre de pixels équivalent au nombre de classes est déterminé, ces pixels seront considérés comme étant les centres des classes initiales. Ensuite, chaque pixel de l'image est mis dans la classe ayant le centre dont la valeur du niveau de gris est la plus proche. Les premières ensembles (ou régions) sont formées, on calcule leurs centres de gravité qui sont considérés à leur tour comme étant les nouveaux centres des classes. On répète ce processus : affectation des pixels aux classes dont ils sont proches de leurs centres puis le calcul des nouveaux centres, jusqu'à ce qu'il y ait stabilité des classes et de leur centre [8]. La figure 1.12 illustre le fonctionnement de l'algorithme des k-means, alors que la figure 1.13, illustre son application dans la segmentation d'image.

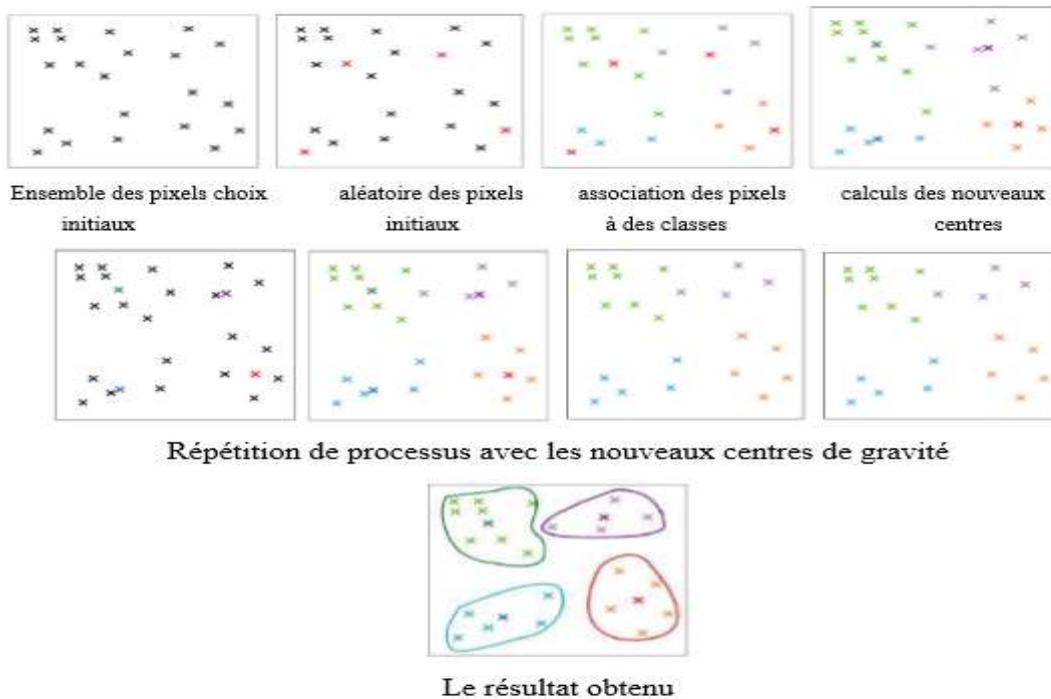


Figure.1 12: fonctionnement de l'algorithme de k-means. [8]

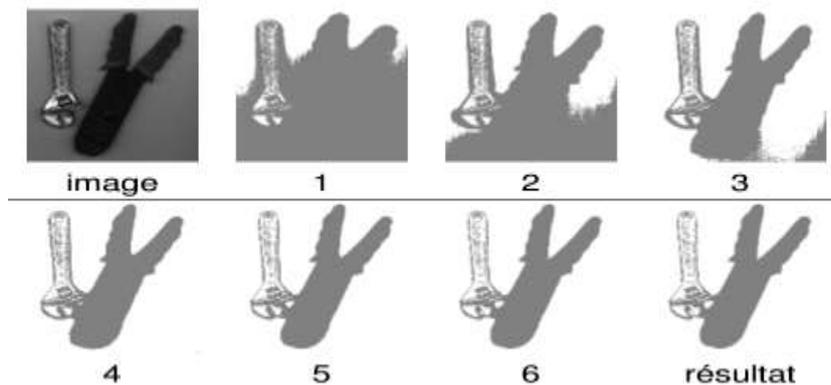
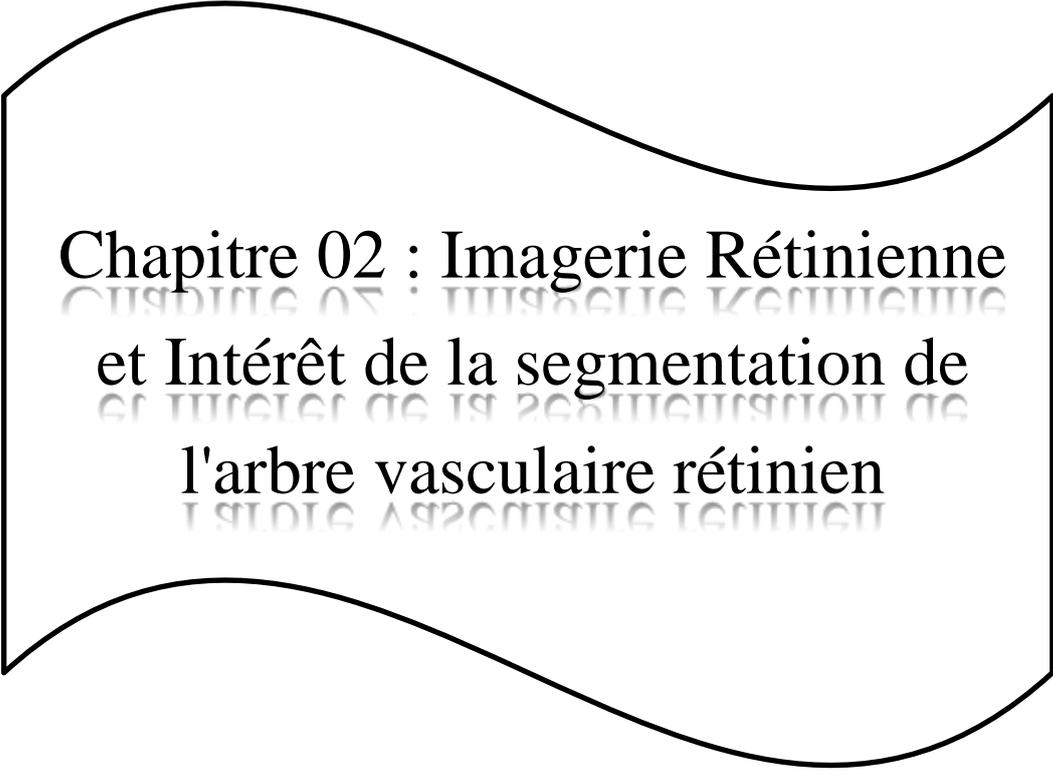


Figure.1 13: Application des k-Means dans la segmentation d'image[8]

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté la segmentation d'image en se concentrant sur les méthodes et les stratégies de segmentation d'image les plus connues, classées en deux catégories : l'approche contour et de l'approche région. Pour chaque approche un nombre de méthodes de segmentation ont été développées.



Chapitre 02 : Imagerie Rétinienne
et Intérêt de la segmentation de
l'arbre vasculaire rétinien

Chapitre 02

Imagerie Rétinienne et Intérêt de la Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien

Introduction :

Le but de ce chapitre est de justifier l'intérêt porté par la communauté scientifique aux images rétiniennes et l'extraction de l'arbre vasculaire rétinien. Pour se faire, nous commençons l'étude de l'anatomie de la rétine et ses principales composantes avant de présenter les différentes modalités d'acquisition des images rétiniennes, ainsi que les différentes anomalies rétiniennes. Ensuite nous aborderons l'intérêt en question pour la segmentation des images rétiniennes et nous finirons par citer les différents défis ou dilemmes à faire face dans ce type d'images et à intégrer dans les méthodes de segmentation.

1 Anatomie de la rétine

La rétine est une des composantes de l'œil. C'est une membrane nerveuse très sensible sur laquelle se forment les images. Elle tapisse la paroi interne de l'arrière de l'œil, formant une surface mince d'environ 0,5 mm, couvrant environ 75 % du globe oculaire, et compte plus de 130 millions de cellules nerveuses. Elle est responsable de la conversion de l'information lumineuse en des impulsions électriques qui seront transmises au cerveau par le nerf optique.

Une photographie du fond de l'œil est représentée sur la figure 2.1. Les microstructures présentes dans la rétine sont la macula, la fovéa et le disque optique, et les vaisseaux sanguins : les artères et les veines. L'ensemble des vaisseaux sanguins rétiniens constituent ce qu'on appelle l'arbre vasculaire rétinien. [9]

La macula : ou tache jaune, est positionnée au fond de l'œil dans l'axe de la pupille, elle a un diamètre d'environ 3 mm et contient une petite dépression en son centre appelée la fovéa.

La fovéa : est constituée uniquement de cônes photorécepteurs permettant de distinguer les couleurs, et nous permettent une meilleure résolution optique. Les bâtonnets photorécepteurs autorisant la vision nocturne sont répartis sur la rétine et en périphérie de la fovéa. Les

bâtonnets donnent une impression générale du champ de vision avec peu d'acuité visuelle.

Le disque optique : correspond à la tâche aveugle (un point de l'œil qui ne voit pas), il s'agit du début de nerf optique qui réunit les fibres nerveuses de la rétine.

Les vaisseaux sanguins : est un réseau de circulation sanguine sont transportent le sang dans l'œil. Les veines transportent le sang de l'œil vers le cœur et les artères transportent le sang du cœur vers l'œil. [11]

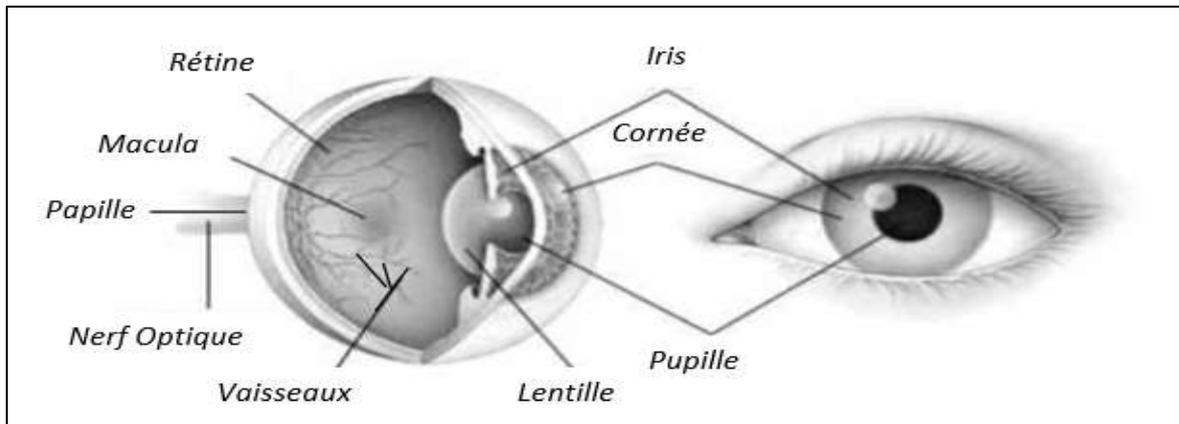


Figure 2. 1: Illustration de fond de l'œil[10]

2 Les Méthode d'Acquisition d'Image de la rétine

Parmi les différentes modalités d'imagerie nous citerons l'angiographie à la fluorescéine et la rétinographie, et sont présentées à la figure 2.2,

2.1 Angiographie par fluorescence FA :

C'est un processus d'imagerie du flux sanguins dans les vaisseaux de la rétine après l'injection d'un colorant intraveineux (fluorescéine ou indocyanine). Ce produit permet de bien visualiser les vaisseaux sanguins de la rétine (membrane du fond de l'œil). Ce n'est pas un examen douloureux. L'examen dure environ 20 minutes. [12]

2.2 Rétinographie :

C'est un appareil photographique qui permet de prendre des photos de la rétine (fond de l'œil) à travers la pupille. Les images acquises sont en couleur haute définition, mais également retravaillées à l'aide de filtres pour permettre une meilleure visualisation des différentes couches de la rétine en fonction de la pathologie à étudier. Il s'agit d'un test non

invasif qui ne nécessite aucun contact visuel ni injection de produit de contraste. [12]

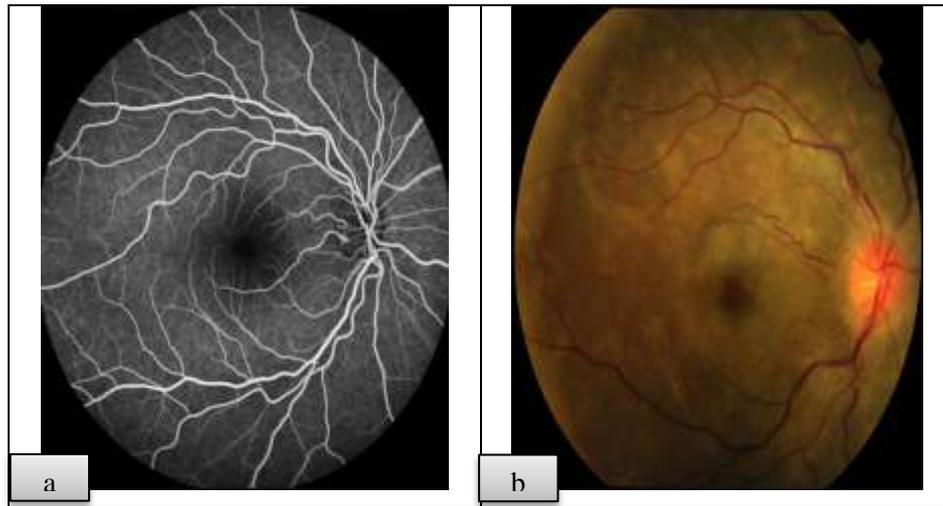


Figure 2. 2: Modalités d'imagerie rétinienne. (a): Angiographie à la fluorescéine (FA). (b): Rétinographie.[12]

3 Bases de données des images rétiniennes

Les bases d'images sont un moyen important dans le développement des algorithmes d'analyse d'images rétiniennes. Dans cette section on présente les bases de données les plus connues dans le domaine de la segmentation d'images rétiniennes.

3.1 La Base d'Images DRIVE :

La base d'images « DRIVE », initiales Digital Retinal Images for Vessel Extraction, contient 40 images de fond d'œil en couleur, dont 7 présentant des maladies. Les images sont prises selon la modalité d'angiographie à la fluorescéine avec un champ de vision de 45° et enregistrées sous le format JPEG avec une taille de (768×584) pixels. La base d'image est divisée en deux ensembles : 20 images pour l'apprentissage et 20 autres pour le test. [13] (voir figure 2)

La base contient aussi deux séries de 40 images chacune, représentant les segmentations manuelles, par deux ophtalmologues, des 40 images de fond de l'œil, d'apprentissage et de test.

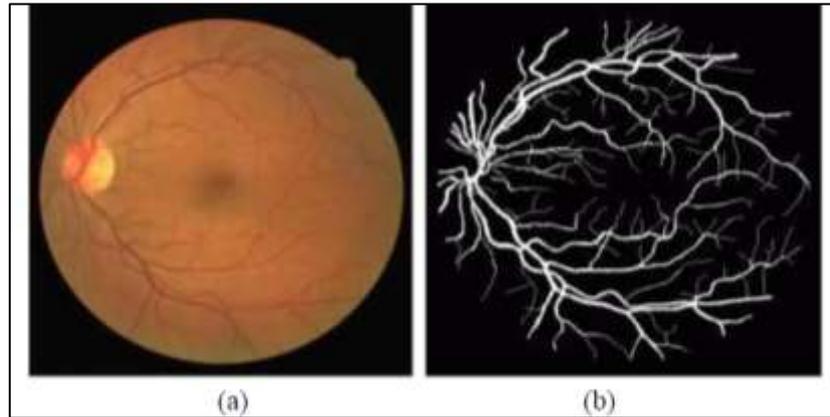


Figure 2. 3: Image de la base de donnée DRIVE ; (a) : image saine ; (b) segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.[13]

3.2 La Base d'Images STARE :

La base d'image « STARE », initiales de Structured Analysis of the Retina, comprend 20 images couleur de la rétine dont 10 présentant des pathologies et 10 saines, sont prise selon la modalité d'angiographie à la fluorescéine avec un champ de vision de 35°, d'une taille de (605 × 700), et avec une résolution de 24 *bits/pixel*. (voir Figure 3).

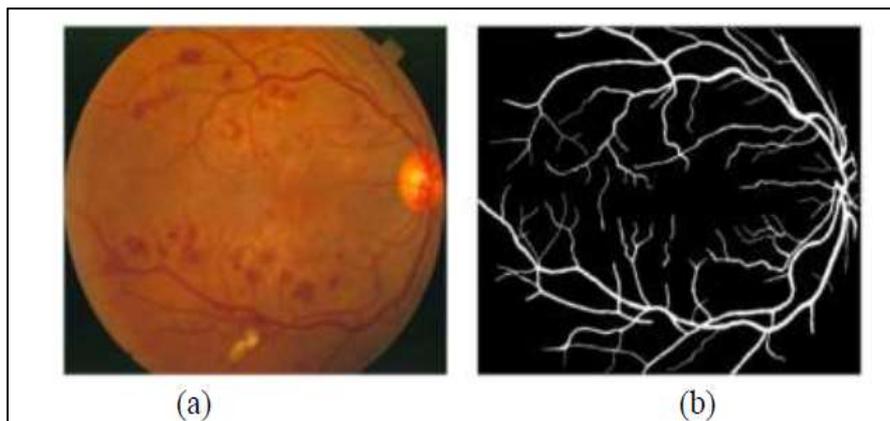


Figure 2. 4: Image de la base de donnée STARE ; (a) Image avec pathologie ; (b) Segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.[13]

3.3 La Base d'Images HRF :

La base d'images HRF, initiales de High-Résolution Fundus, est composée de 15 images saines, 15 images de rétinopathie diabétique (DR : Diabetic Retinopathy) et 15 images glaucomateuses (G : Glaucoma). Les images ont été prises avec une caméra CANON CF-60UVi, et d'une taille fixe de (3504 × 2336) pixels [13]. (voir Figure 4)

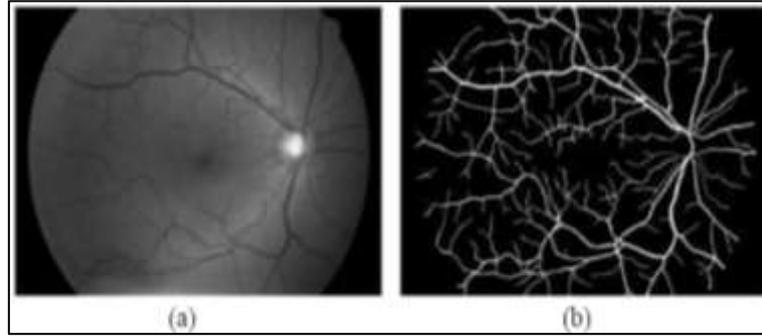


Figure 2. 5: Image de la base de données HRF ; (a) image saine (à niveau de gris), (b) Segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.[13]

4 Intérêt de la Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien :

La rétine est considérée comme une fenêtre sur diverses maladies où les signes de la maladie apparaissent. En fait, de nombreuses études à grande échelle ont été réalisées [14,15] pour découvrir des corrélations statistiques entre certaines maladies et des changements structurels dans le système vasculaire rétinien. De telles études ont montré une forte relation entre le système vasculaire rétinien et un certain nombre de maladies, telles que l'hypertension, le diabète et les maladies cardiovasculaires. Ces maladies peuvent entraîner des rétinopathies bien connues telles que : la rétinopathie diabétique (RD) ou la rétinopathie hypertensive, et d'autres anomalies tels que dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) et le glaucome. L'analyse des vaisseaux rétiniens est particulièrement importante pour faciliter le diagnostic, le traitement et la planification chirurgicale de ces maladies rétiniennes [14]. Certains changements structurels dans le système vasculaire rétinien sont énumérés ci-dessous:

- L'une des études majeures [16] a montré un lien fort entre la rétinopathie diabétique et les modifications de la structure vasculaire rétinienne, comme le montre la figure 2.6.a, à savoir, le développement de micro anévrismes et d'exsudats [12].
- La rétinopathie diabétique proliférante (RDP) est un stade avancé de la RD et se caractérise principalement par une croissance anormale de nouveaux vaisseaux sanguins, appelée néo-vascularisation. Déclenchée principalement pour compenser les vaisseaux sanguins endommagés causés par la RD. De nouveaux vaisseaux sanguins apparaissent principalement dans la zone du disque optique ou dans des structures annulaires près des veines, comme le montre la figure 2.6.b [11].
- Une étude récente [17] a démontré un lien entre la rétinopathie du prématuré (RP) et les

modifications temporelles de la largeur et de la tortuosité des vaisseaux rétiens. Le premier changement visible dans la morphologie des vaisseaux est l'augmentation de la tortuosité des vaisseaux, comme le montre la figure 2.6.c [11]

- les coupures artério-veineuses (AV) illustrées à la figure 2.6.d, ont été associées à l'hypertension, aux maladies cardio-vasculaires et autres maladies systémiques. [11].

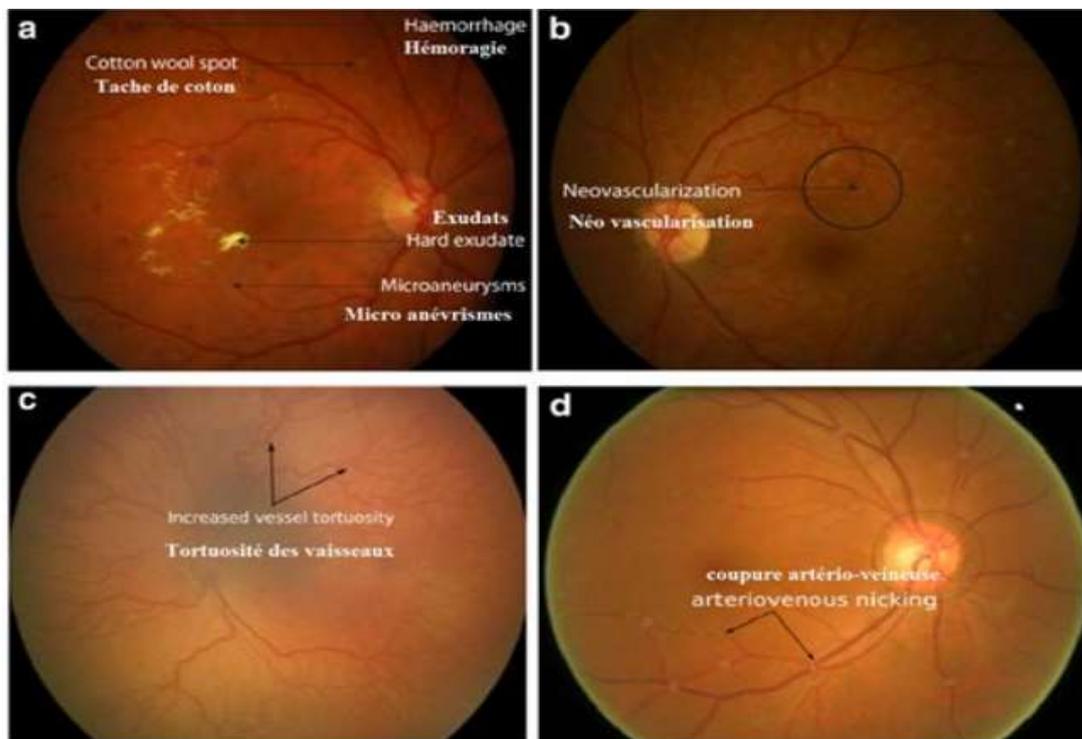


Figure 2. 6: Changements structurels dans le système vasculaire. (a) micro-anévrysmes et exudates associés à la RD, (b) néovascularisation associée à la RD proliférative (RDP), (c) tortuosité de vaisseau associée à la rétinopathie prématuro RP, et (d) Coupure artério-veineuse associée à l'hypertension. [11]

5 Challenges sur les images rétiniennes :

La segmentation permet d'extraire de l'image des objets d'intérêt qui doivent être pertinents pour l'analyse, dans le cas présent, il s'agit des vaisseaux rétiens. La communauté scientifique a proposé de nombreuses méthodes de segmentation des vaisseaux rétiens. Voici quelques-uns des défis et problèmes associés à la segmentation des vaisseaux rétiens [11] :

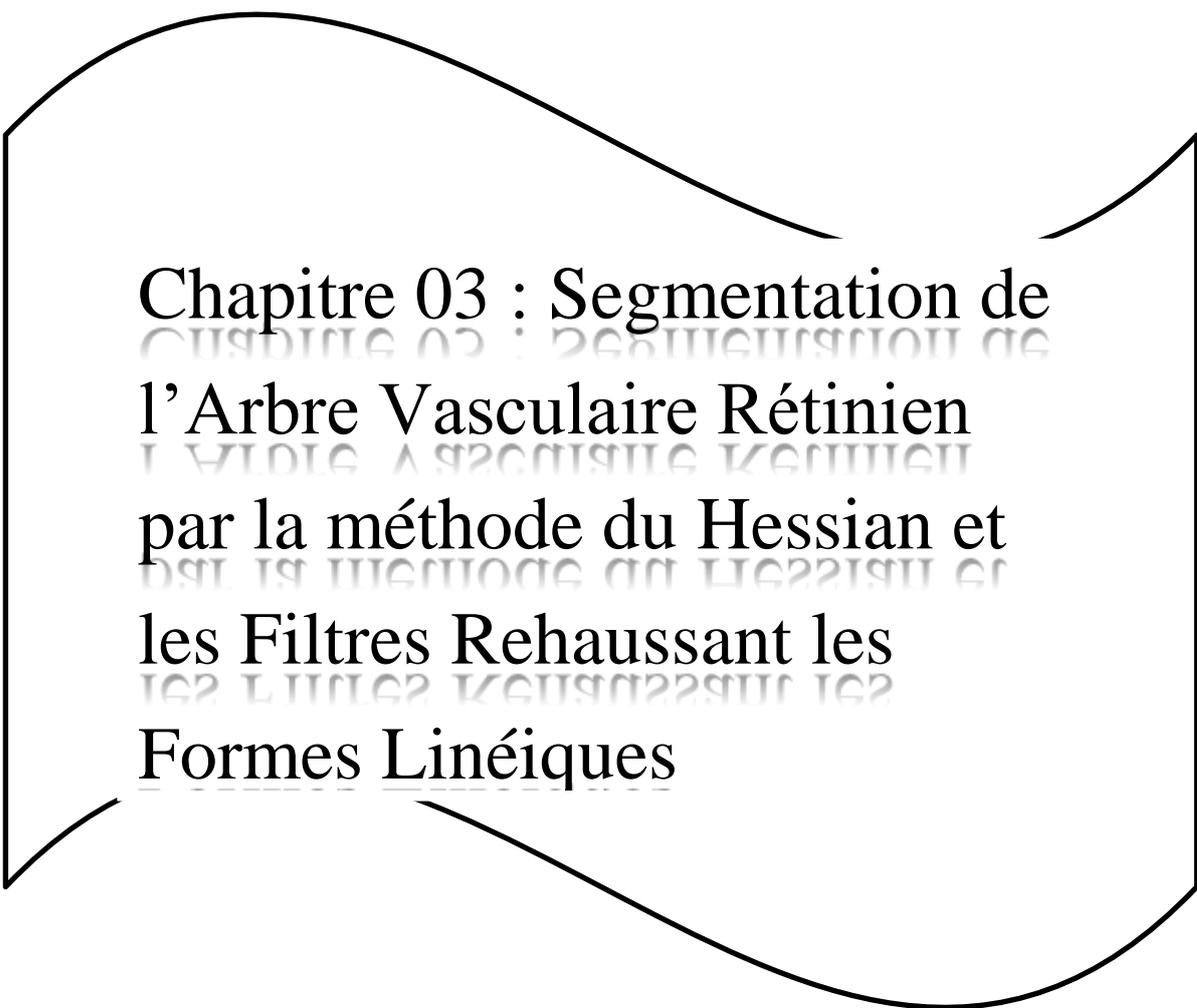
- La plupart des méthodes existantes se concentrent principalement sur la segmentation des grands vaisseaux. L'extraction des vaisseaux sanguins fins est encore très difficile et un problème ouvert [11].
- La rétine est sphérique, et la projection de formes 3D sur un plan 2D, même si les formes

sont identiques, peut entraîner des changements d'intensité de la structure, et la distribution d'intensité des gros vaisseaux ou des petits vaisseaux ne sera pas la même à travers l'image, ce qui rend la tâche de segmentation plus difficile.

- La présence d'anomalies telles que des exsudats, des hémorragies, des taches de coton et des micros anévrismes fait de la segmentation précise des vaisseaux un autre défi [11].
- De plus, du fait de la forme sphérique de la rétine, et après exposition, certaines zones sont plus lumineuses que d'autres, ainsi que les zones d'arrière-plan. Cela entraînera un éclairage inégal de l'arrière-plan ainsi que des vaisseaux, principalement des vaisseaux plus fins. Cela augmente la difficulté de la segmentation.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes modalités de prise d'image du fond de l'œil, ainsi que l'intérêt de ces images et de la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien, vu la corrélation entre différentes maladies et les changements structurels qui peuvent apparaître sur l'arbre vasculaire de la rétine. Nous insistons sur le fait que la segmentation de l'ensemble de l'arbre vasculaire rétinien a pour principal but l'aide au diagnostic. Nous avons fini ce chapitre par présenter l'ensemble des challenges liés à la segmentation de ce type des images.



Chapitre 03 : Segmentation de
l'Arbre Vasculaire Rétinien
par la méthode du Hessian et
les Filtrés Rehaussant les
Formes Linéiques

Chapitre 3

Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien par la méthode du Hessian et les Filtres Rehaussant les Formes Linéiques

Introduction :

L'analyse de l'image rétinienne fournit des informations importantes pour la détection de plusieurs maladies, afin d'interpréter ces images et détecter les symptômes il faut recourir aux méthodes de segmentation, notamment la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien. Nous allons aborder dans ce chapitre la méthode du Hessian qui permet ensuite de développer des filtres rehaussant formes tubulaires. Nous exploiterons les travaux de Sato and al. Et Tim and al. Et Frangi and al. Qui ont établi des études dans ce sens, et développé des filtres linéiques utilisant les valeurs propres de la matrice du Hessian.

1 Méthode du Hessian :

1.1 Le vecteur Gradient :

Le gradient permet de mettre en évidence des variations d'intensité de l'image et il est utilisé pour effectuer la détection de contour [18].

$$\nabla I = (I_x, I_y) = \left(\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right) \quad (3.1)$$

où $\frac{\partial I}{\partial x}$ et $\frac{\partial I}{\partial y}$ sont des dérivées partielles, respectivement, par rapport à x et y .

1.2 Le Hessian :

C'est en fait le double du gradient de l'image. Pour tous les pixels aux coordonnées (x, y) de l'image I , la matrice du Hessian H est calculée par : [18]

$$H(I) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right) \\ \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right) & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

1.3 Le filtre Gaussien :

Afin de réhausser les zones à intensité élevée comme les vaisseaux sanguins, on convolue l'image avec une fonction qui a profil intensité que les vaisseaux sanguins, en l'occurrence la fonction gaussienne G . Pour amplifier tous les vaisseaux, aux différentes largeurs, on utilise des gaussiennes de différentes variances σ_g [18]. Par ailleurs, cette opération permet de lisser l'image de manière grossière du bruit à des échelles inférieures à σ_g .

$$G(x, y, \sigma_g) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_g^2}} \quad (3.3)$$

1.4 Matrice du Hessian :

Pour mieux s'adapter aux différentes largeurs des vaisseaux, le calcul sera effectué sur plusieurs échelles, en convoluant l'image avec des filtres Gaussiens de différentes variances. Dans ce qui suit, on montre les expressions du Hessian H de l'image I convoluée avec une gaussienne G :

$$H(I * G)$$

Ou autrement, c'est le produit convolution de l'image par le Hessian (double gradient) de la fonction Gaussienne

$$H(I * G) = I * H(G) = I * \begin{pmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{xy} & r_{yy} \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Chaque élément de la matrice du Hessian est une estimation de double dérivée partielle de premier ordre de l'image I à une échelle spécifique, définie par σ_g la variance de la gaussienne : [18]

$$- r_{xx} = I * \frac{\partial^2}{\sigma_x^2} (G) = I * G_{xx} \quad (3.5)$$

$$- r_{xy} = I * \frac{\partial}{\sigma_x} \frac{\partial}{\sigma_y} (G) = I * G_{xy} = r_{yx} \quad (3.6)$$

$$- r_{yy} = I * \frac{\partial^2}{\sigma_y^2} (G) = I * G_{yy} \quad (3.7)$$

1.5 Détection des vaisseaux :

Les vaisseaux et autres structures tubulaires peuvent être détectés à l'aide de

gradient de l'image, qui peuvent être estimés en faisant convoluer une image avec des dérivées partielles de Gaussienne. La dérivée partielle du second ordre d'un noyau Gaussien à l'échelle σ_g qui mesure le contraste entre les régions à l'intérieur et à l'extérieur de la plage $(-\sigma_g, \sigma_g)$ dans la direction de la dérivée [19].

Les dérivées partielles dans le sens des x et y sont décrites par les équations suivantes : [18]

$$G_{xx}(x, y, \sigma_g) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^4} \left(-1 + \frac{x^2}{\sigma_g^2}\right) e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_g^2}} \quad (3.8)$$

$$G_{xy}(x, y, \sigma_g) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^6} xye^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_g^2}} \quad (3.9)$$

$$G_{yy}(x, y, \sigma_g) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^4} \left(-1 + \frac{y^2}{\sigma_g^2}\right) e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_g^2}} \quad (3.10)$$

On rajoute juste que plus sigma augmente plus la gaussienne sera large et plus sigma diminue plus elle sera étroite.

2 Valeurs propres et vecteurs propres

2.1 Définitions :

- Un vecteur V est un vecteur propre de la matrice A carrée de taille $n \times n$ pour un certain réel λ si seulement si :

$$AV = V\lambda \quad (3.12)$$

- Un réel λ est une valeur propre de A s'il y a une solution V non-triviale (autre que 0) à l'équation (3.12) . Une telle solution est alors appelée vecteur propre associé à la valeur propre λ [30]. Dans la figure 3.1, la matrice A étire le vecteur V sans changer sa direction. V est un vecteur propre pour A et λ est la valeur propre.

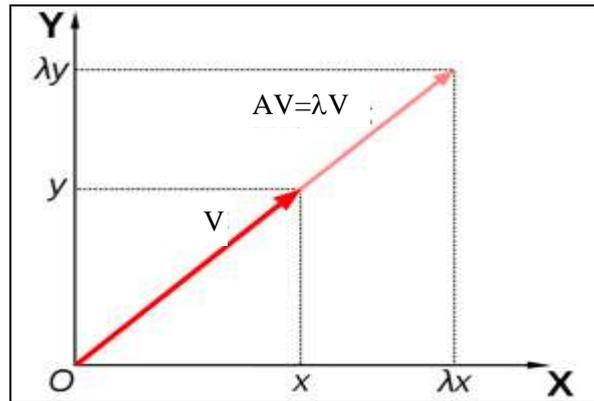


Figure 3. 1: Courbe de vecteur propre et valeur propre

- Souvent la matrice A admet deux vecteurs propres $V = (\vec{e}_1, \vec{e}_2)$ et deux valeurs propres $D = (\lambda_1, \lambda_2)$, de façon que :

$$AV = VD, \quad (3.13)$$

qu'on peut écrire :

$$A \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

2.2 Valeurs propres et vecteurs propres de la matrice du Hessian

Dans l'équation (3.14) on substituera la matrice A par la matrice de Hessian H , donnant $HV = VD$, où qu'on peut écrire :

$$H \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \quad (3.15)$$

Puis en substituant H par son expression, on obtient :

$$\begin{pmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{xy} & r_{yy} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \quad (3.16)$$

En cas où $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda$, on écrira :

$$\begin{pmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{xy} & r_{yy} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

2.3 Calcul des valeurs propres de la matrice du Hessian

L'existence des valeurs propres est conditionnée par $\det(H - D) = 0$. On admet en premier lieu que $D = \lambda$, c'est pendant la résolution de cette équation qu'on découlera vers les deux valeurs propres, $D = (\lambda_1, \lambda_2)$. En voici le développement :

$$\det(H - D) = 0 \Rightarrow \det \left(\begin{pmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{xy} & r_{yy} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} r_{xx} - \lambda & r_{xy} \\ r_{xy} & r_{yy} - \lambda \end{pmatrix} = 0 \quad (3.18)$$

$$\Rightarrow (r_{xx} - \lambda)(r_{yy} - \lambda) - r_{xy}^2 = 0 \quad (3.19)$$

$$\Rightarrow \lambda^2 - \lambda(r_{xx} + r_{yy}) + r_{xx}r_{yy} - r_{xy}^2 = 0 \quad (3.20)$$

Ainsi, $\Delta = (r_{xx} + r_{yy})^2 - 4(r_{xx}r_{yy} - r_{xy}^2)$ (3.21)

Et de là : $\lambda_{1,2} = \frac{(r_{xx} + r_{yy}) \pm \sqrt{\Delta}}{2}$ (3.22)

$$\lambda_{1,2} = 0.5[(r_{xx} + r_{yy}) \pm \sqrt{(r_{xx} + r_{yy})^2 - 4(r_{xx}r_{yy} - r_{xy}^2)}] \quad (3.23)$$

Si on admet dans la suite des calculs que $|\lambda_2| > |\lambda_1|$, l'expression des valeurs propres seraient :

$$\lambda_2 = 0,5(r_{xx} + r_{yy} + R) \quad (3.24)$$

$$\lambda_1 = 0,5(r_{xx} + r_{yy} - R) \quad (3.25)$$

Avec $R = \sqrt{(r_{xx} + r_{yy})^2 - 4(r_{xx}r_{yy} - r_{xy}^2)} = \sqrt{\Delta}$ (3.26)

2.4 Calcul des vecteurs propres de la matrice du Hessian

Pour les vecteurs propres $V = \begin{pmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \end{pmatrix}$, on donne dans démonstration leurs expressions :

$$\vec{e}_1 = r_{xx} - r_{yy} - R \quad (3.27)$$

$$\vec{e}_2 = 2r_{xy} \quad (3.28)$$

3 Rehaussement des vaisseaux : Filtres des formes linéiques :

3.1 Calcul Multi-échelles :

En premier lieu, comme il a été mentionné dans la section précédente, le profil des formes vasculaires est rehaussé par convolution avec un filtre Gaussien de multiples variances σ_g . Cette multiplicité de variances, confère à ce calcul l'appellation de multi-échelles. Dans notre application, on a varié σ_g sur l'ensemble des valeurs : 0.25, 0.5, 1, 1.25 et 1,5.

Plus σ_g augmente le rehaussement concerne les larges vaisseaux, et au contraire plus, plus σ_g diminue plus le rehaussement d'intensité vise les vaisseaux fins, mais devient sensible au bruit

Remarque

Après l'application du calcul Gaussien multi-échelle, notons $N\sigma_g$ le nombre des échelles. On calcule la matrice Hessienne H , puis les deux valeurs propres λ_1 et λ_2 en fonction de H et cela pour chaque pixel de l'image de taille $(M \times N)$ et à différentes échelles. On aura $2 \times (M \times N) \times N\sigma_g$ valeurs propres. Autrement dit $N\sigma_g$ matrices de taille $(M \times N)$ pour chacune des deux valeurs propres.

C'est au moyen de ces valeurs propres qu'on abordera le développement des filtres rehaussant les formes linéiques.

3.2 Filtres Lignes :

Nous aborderons dans cette partie les trois filtres de rehaussement des formes linéiques développés à partir des valeurs propres du Hessian, les plus utilisés par la communauté scientifique dans le réhaussement des formes vasculaires, à savoir le filtre de Frangi et al., le filtre de Sato et al. et le filtre de Tim et al.

Selon Frangi [21], le précurseur dans ce domaine, les valeurs de λ_1 et λ_2 peuvent nous indiquer les formes de structure linéique où se trouve un pixel donné. En effet, il a démontré que :

- Si $\lambda_1 \approx 0$ et $\lambda_2 \gg 0$, nous sommes en présence d'une ligne
- Si $\lambda_1 \gg 0$ et $\lambda_2 \gg 0$, nous sommes en présence d'une tâche (blob)
- Si $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$, nous sommes dans une zone qui ne contient aucune forme, c'est du plat.

<i>Valeurs propres</i>		<i>Modèle orientation</i>
λ_1	λ_2	
L	H-	<i>Structure tubulaire (brillant)</i>
L	H+	<i>Structure tubulaire (foncé)</i>
H-	H-	<i>Structure blob (brillante)</i>
H+	H+	<i>Structure blob (sombre)</i>

Table 3 . 1: Motifs possibles selon les valeurs propres $\lambda_{(1,2)}$. (L :Low, H : High)

3.2.1 Filtre Frangi :

Frangi fait l'hypothèse que l'utilisation des deux valeurs propres dans une combinaison particulière permet de rendre la discrimination des formes tubulaires plus importantes qu'il

n'est mentionné dans le tableau 3.1. Il a en réalité proposé deux combinaisons particulières définissant les filtres de Frangi.

A. Premier filtre Ligne de Frangi

Pour rehausser les formes tubulaires, le filtre est :

$$F_{Line} = e^{-R_B^2/\beta} \quad (3.29)$$

Où $R_B = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$, et β est un facteur atténuant l'effet du filtre.

Alors que le filtre qui permet de rehausser les taches et formes circulaires est

$$F_{Boble} = e^{R_B^2/\beta} \quad (3.30)$$

B. Deuxième filtre Ligne de Frangi

Pour discriminer d'avantage les formes tubulaires, le premier filtre ligne est modulé par le terme $(1 - e^{-S})$, où $S = \|H\| = \sqrt{\sum \lambda_i} = \sqrt{(\lambda_1 + \lambda_2)}$, est la norme de la matrice du Hessian. Ce terme permet d'éviter de rehaussement des structures de faible contraste, représentant le bruit. L'expression du filtre Ligne devient donc : [19]

$$F_{Line} = (e^{-R_B^2/\beta}) \left(1 - e^{-\frac{S}{C}}\right) = (e^{-R_B^2/\beta}) \left(1 - e^{-\frac{\|H\|}{C}}\right) = (e^{-R_B^2/\beta}) \left(1 - e^{-\frac{\sqrt{(\lambda_1 + \lambda_2)}}{C}}\right)$$

(3.31)

où C est un facteur. Les paramètres β et C sont des seuils qui contrôlent la sensibilité du filtre Ligne.

Ce filtre de rehaussement est considéré de nos jours comme le standard des méthodes Hessiennes.

3.2.2 Filtre de Sato :

Le filtre de Sato s'appuie lui aussi sur les valeurs propres. Le filtre de rehaussement de Sato introduit un rapport des valeurs propres pour obtenir une réponse forte du filtre pour les structures tubulaires et propose une formulation asymétrique basée sur le signe de λ_1 de manière à améliorer la régularité de la réponse du filtre ainsi que la limitation du bruit. Deux paramètres α_1 et α_2 contrôlent la force de cette asymétrie, avec $\alpha_1 < \alpha_2$: [22]

$$F_{Line} = \begin{cases} e^{-\frac{\lambda_1}{2\alpha_1\lambda_2}} & \lambda_1 < 0 \rightarrow \text{brillant} \\ e^{-\frac{\lambda_1}{2\alpha_2\lambda_2}} & \lambda_1 > 0 \rightarrow \text{sombre} \end{cases} \quad (3.32)$$

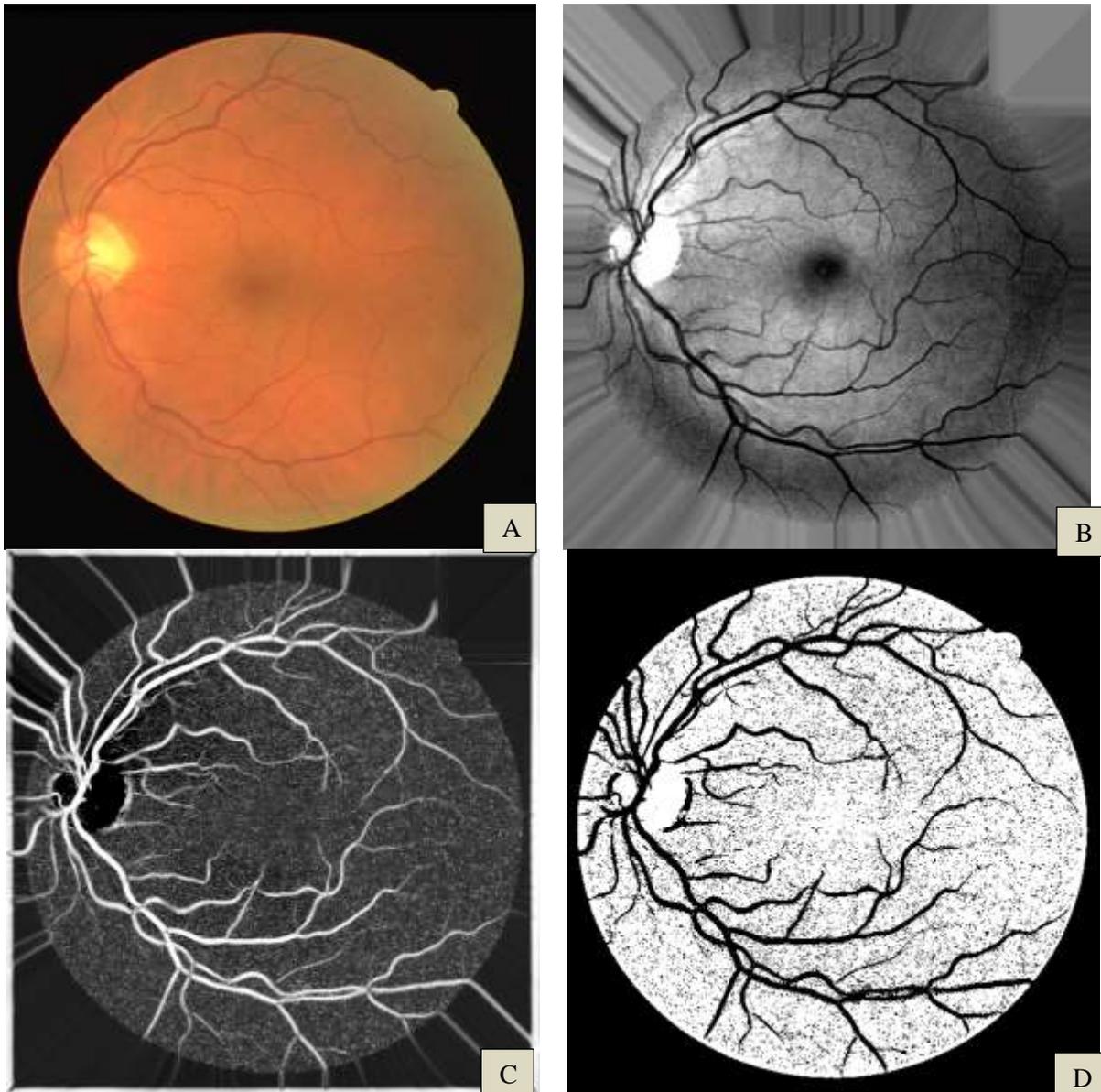
Pendant l'implémentation, on a pris $\alpha_1 = 0.5$ et $\alpha_2 = 2$

3.2.3 Filtre de Tim :

Jerman Tim a aussi développé un filtre discriminant les formes linéiques des vaisseaux, basé également basé sur le rapport des valeurs propres du Hessian et dans un espace multi-échelles. Son filtre vise essentiellement à améliorer la précision des frontières entre les structures vasculaires et l'arrière-plan :[21]

$$F_{Line} = \begin{cases} 0 & \lambda_2 \leq 0 \text{ ou } \lambda_1 \leq 0 \\ 1 & \lambda_2 > \lambda_1 \\ \lambda_2^2 (\lambda_1 - \lambda_p) \left(\frac{3}{\lambda_1 + \lambda_p}\right)^3 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (3.33)$$

4 Application des filtres de rehaussement des formes linéiques sur les images rétiniennes



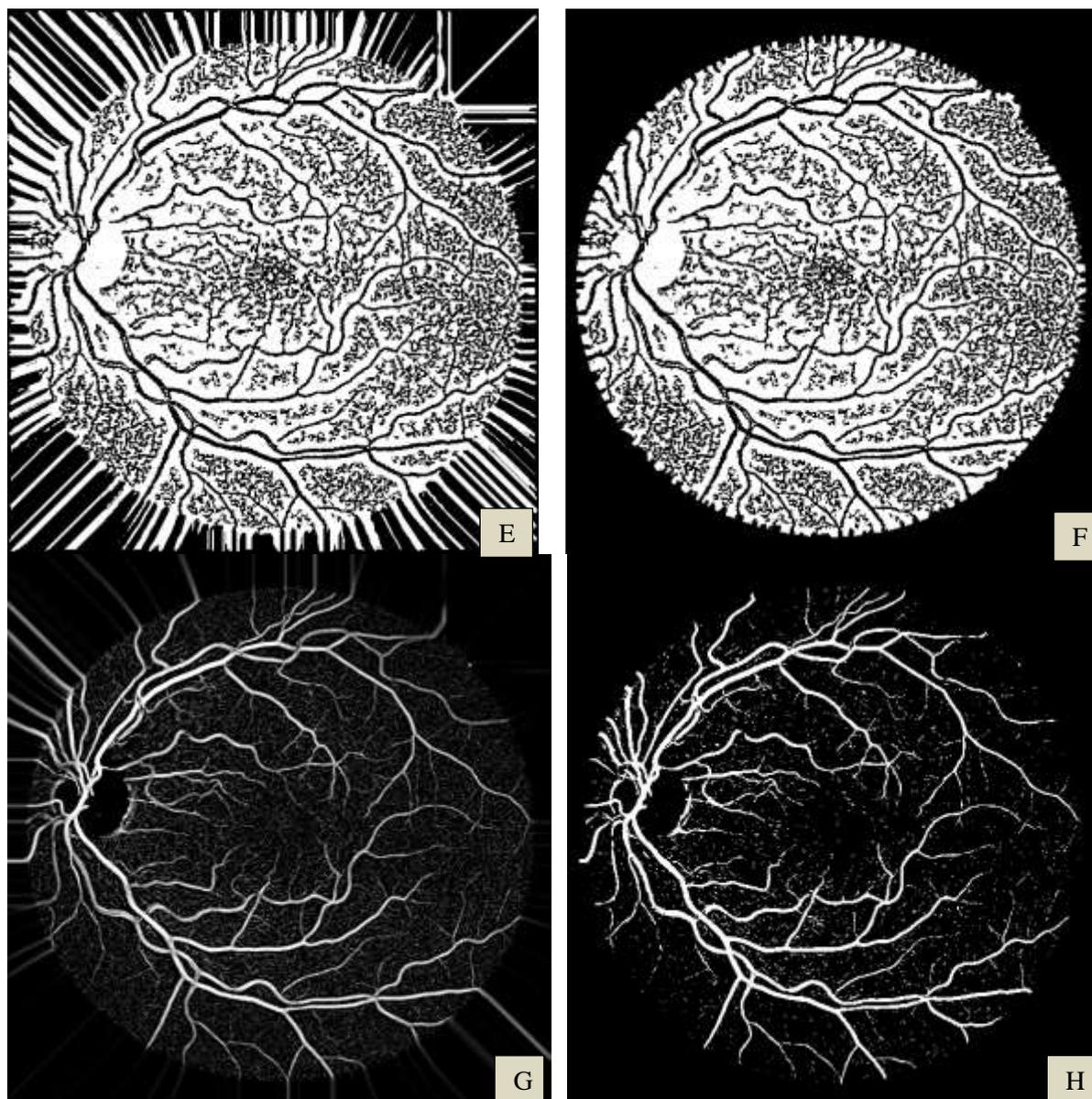


Figure 3. 2: Applications des filtres de rehaussement des formes tubulaires sur une image rétinienne et segmentation

- A) Image Originale, B) Image prétraitée
C) image rehaussée par le filtre de Frangi D) image segmentée
E) image rehaussée par le filtre de Sato, F) image segmentée
G) image rehaussée par le filtre de Tim, H) image segmentée

Nous avons effectué nos tests sur une image de la base DRIVE, et qui a été convertie en image à niveau de gris et a subi un prétraitement qui consiste en l'amélioration du contraste, afin de mieux contraster les vaisseaux de l'arrière-plan.

Pour chacun des filtres, on affiche l'image de rehaussement des vaisseaux obtenue par application du filtre en question sur l'image rétinienne (figure 3.2.B), et on affiche aussi

l'image segmentée obtenue par seuillage de l'image rehaussée.

L'image de la figure 3.2.C représente l'image réhaussée avec le filtre de Frangi, on voit bien que les formes linéiques et vasculaires sont rehaussées par l'image originale. Après seuillage, la segmentation obtenue par le filtre de Frangi (figure 3.2.D) est assez satisfaisante, les vaisseaux de taille moyenne sont bien visible, par ailleurs les vaisseaux fin et ceux qui présente un faible contraste avec le fond de la rétine, leur détection est problématique elle dépendra du seuil de seuillage et des paramètres du filtre de rehaussement.

Le résultat obtenus par le filtre de Sato (figure 3.2.F) après seuillage de l'image rehaussée sur la figure 3.2.E, est relativement mieux que celui obtenu par le filtre de Frangi. La détection des larges vaisseaux est assurée et même les plus fin. Le résultat par contre cumule beaucoup de bruit.

Au final avec le résultat de filtre de Tim, image rehaussée en figure 3.2.G et image segmentée en figure 3.2.H, on peut constater que les grands vaisseaux ont été bien détectés ainsi que la plupart des vaisseaux les plus fins et les moins contrastés. Même bruit que qu'avec le filtre de Sato.

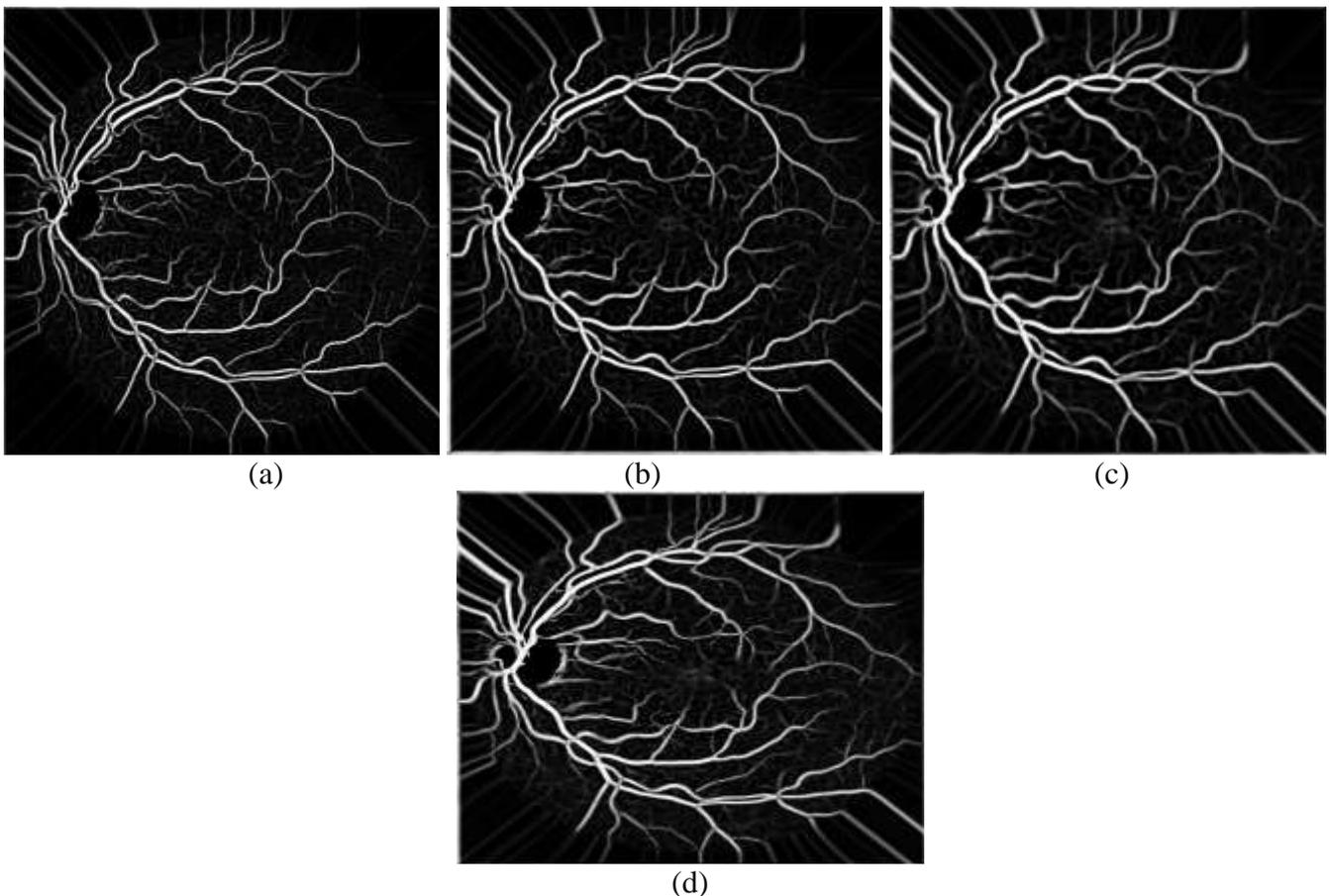


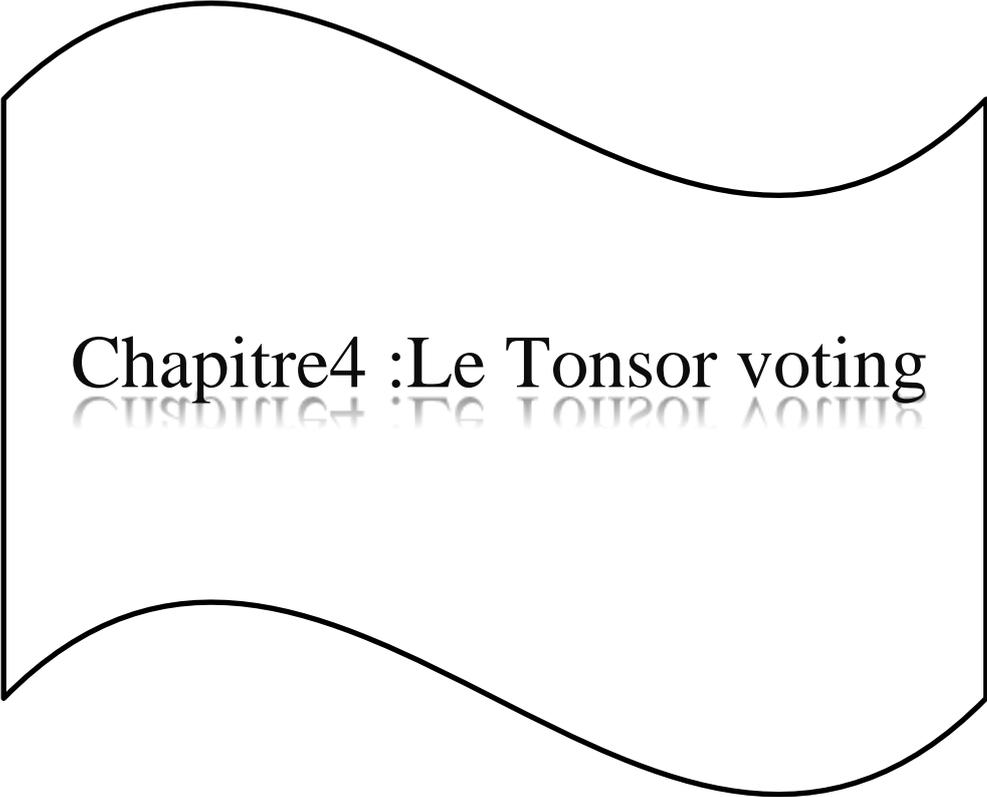
Figure 3.3 : Résultats du rehaussement avec différentes valeurs des σ , (a) $\sigma=1$, (b) $\sigma=2$, (c) $\sigma=3$, (d) σ varie de 1 à 4.

Lorsqu'on baisse l'échelle σ on détecte principalement les vaisseaux fins, le squelette des gros vaisseaux, mais aussi on détecte fortement le bruit. Plus σ augmente plus on détecte des vaisseaux plus gros et plus sont négligés les vaisseaux fins. Avec un σ qui varie entre une petite valeur vers une plus grande, on détectera tous les vaisseaux, les gros et les petits. Pour détecter les vaisseaux fins, il faudra aller vers σ faibles mais au dépend de la présence du bruit, et toutefois cette détection n'est pas très efficaces.

Le problème à présent est que faut-il faire pour arriver à produire moins de bruit et détecter efficacement les vaisseaux fins. On prévoit d'y remédier par l'introduction du Tensor Voting qui sera le sujet du chapitre suivant.

Conclusion :

La segmentation des vaisseaux rétiniens est importante dans les diagnostics ophtalmologiques et il existe de nombreuses et différentes méthodes de segmentation des vaisseaux rétiniens. Les méthodes étudiées dans ce chapitre utilisent des filtres rehaussant les formes linéiques et sont basées sur les valeurs propres de la matrice du Hessien. Les résultats obtenus montrent bien que ces filtres sont efficaces à détecter les vaisseaux sanguins, principalement les grosses vasculatures, tandis que les fines dépendent énormément des valeurs affectées aux différents coefficients et paramètres entrant dans le fonctionnement du filtre. Pour une ample détection des vaisseaux, le résultat de la segmentation est accompagné par une accentuation du bruit, d'autant plus que les vaisseaux fins ne sont pas efficacement détectés, d'où le recours à la méthode du tensor voting pour remédier à ces deux problématiques et qui fera l'objet du chapitre suivant.



Chapitre4 :Le Tonsor voting

Chapitre 4 :

Le Tonsor Voting (Le Vote Tensoriel)

Introduction :

Dans ce chapitre, nous présentons notre deuxième étude dans le domaine de la segmentation des vaisseaux rétiniens, où nous analyserons une méthode développée spécifiquement pour la segmentation des petits vaisseaux et les vaisseaux fins, en l'occurrence le Tensor Voting (ou le Vote Tensoriel). Cette méthode est plus proche de la perception humaine que d'autres modèles standards, et c'est un outil utilisé principalement pour segmenter les petits vaisseaux, et il a montré sa puissance par apport aux méthodes existantes.

1 Tenseur et Vote Tensoriel (Tensor Voting)

Le tenseur, en algèbre et en géométrie est objet dont la valeur s'exprime dans un espace vectoriel. Il est utilisé pour représenter des applications multilinéaires ou à multi-vecteurs.

Par ailleurs, le tensor voting (ou vote tensoriel) est un algorithme qui permet de découvrir les structures saillantes (salient structure) qui sera utilisé dans le rehaussement des formes tubulaires, notamment les plus fines. Dans ce cas précis, le tenseur pour chaque point, représentera la distribution du gradient autour, autrement le champ du gradient, dans une fenêtre w de taille $n \times n$. Le tenseur serait donc une matrice carrée de taille $n \times n$, dont les éléments sont calculés à partir du gradient, voire le double gradient de l'image, en l'occurrence le Hessian, comme c'est le cas dans les méthodes de poursuite des contours développées pour la segmentation des vasculatures rétiniennes.

2 Représentation de l'algorithme du Tensor Voting :

Le tensor voting se compose de deux parties :

- La représentation tensorielle des données
- La procédure de vote pour la diffusion d'informations sur l'orientation et la saillance.

2.1 Représentation tensorielle des données

Pour chaque point de l'image, le tenseur peut être représenté par une matrice S :

$$S = \lambda_1 \vec{e}_1 \vec{e}_1^T + \lambda_2 \vec{e}_2 \vec{e}_2^T \quad (4.1)$$

Où λ_1 et λ_2 sont les valeurs propres de la matrice du Hessian, avec $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$, quant à \vec{e}_1 et \vec{e}_2 sont les ses vecteurs propres. Le tenseur représenterait la distribution du gradient le long des deux vecteurs propres \vec{e}_1 et \vec{e}_2 .

2.2 Les formes tensorielles

Il existe deux tenseurs fondamentaux considérés par le tensor voting qui à eux deux représentent les deux types de caractéristiques qui existent dans les données 2D : les bâtons (stick) et les ballons (ou jonctions).[23]

- Si $\lambda_1 \gg \lambda_2$ ou encore si $\lambda_1 - \lambda_2 > \lambda_2 \rightarrow$ le vecteur propre \vec{e}_1 serait complètement aligné avec le gradient, et nous serions en présence d'une saillante de forme bâton dans la direction de \vec{e}_1 . Dans le cas particulier où $\lambda_2 = 0$ et $\lambda_1 > 0$, le gradient serait un pur multiplicatif du vecteur \vec{e}_1 .
- Si $\lambda_1 \approx \lambda_2 > 0 \rightarrow$ Aucune direction n'est prédominante, ni \vec{e}_1 , ni \vec{e}_2 , la gradient autour du point considéré et à l'intérieur de la fenêtre w , aurait une symétrie rotationnelle, nous serons en présence d'une jonction.
- Si $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0 \rightarrow$ le gradient serait nulle et le point d'image se trouverait dans une zone homogène où il y'a absence de forme saillante.

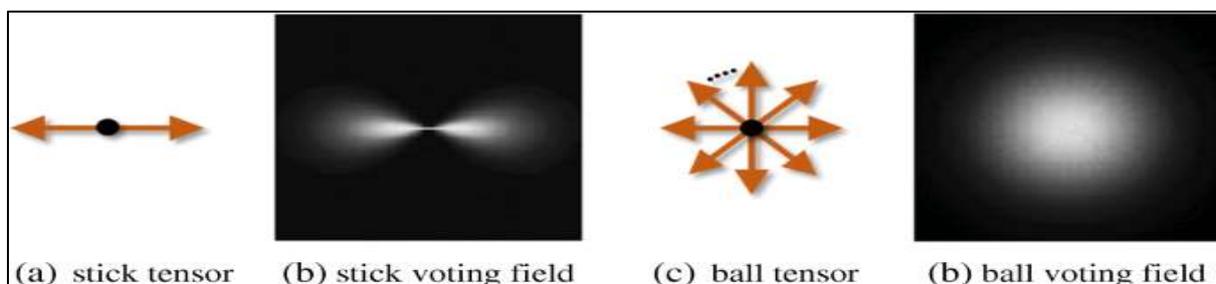


Figure 4. 1:a,b) Tenseur bâton c,d) Tenseur ballon ou jonction

2.3 Procédure de vote

La partie vote du tenseur fait référence à la façon dont les structures saillantes sont

extraites par analyse locale. Le vote se déroule par paires entre un receveur tenseur et chacun de ses voisins au sein d'un voisinage donné avec cette formule appeler Saliency Decay Function [23]

$$VS(\vec{d}) = e^{-\left(\frac{|\vec{d}|^2 + c \cdot \rho^2}{\sigma^2}\right)} \quad (4.2)$$

Sachant que :

- ρ, d : sont respectivement la courbure et la distance entre le tenseur receveur un autre tenseur au voisinage sur lequel s'effectue le vote,
- σ : un paramètre libre
- c : constante qui contrôle l'interaction de la distance et de la courbure. Il est fixé selon l'expression : $c = \frac{-\log(0.1) \times (\sigma - 1)}{\frac{\pi^2}{4}}$

La saillance exprime la certitude de l'existence d'une ligne à un endroit particulier, et elle permet de mesurer un maximum local le long de la direction principale de la structure. Un paramètre d'échelle σ_{TV} contrôle la plage du vote, c'est-à-dire la taille de la zone dans laquelle se fera le vote, ou la recherche des pixels pouvant appartenir à une saillance (voir figure 4.2)

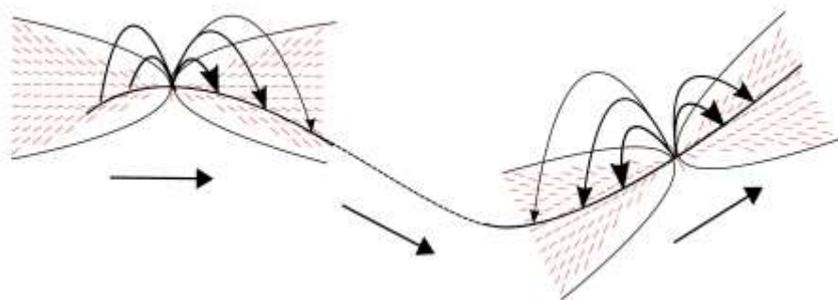


Figure 4. 2: Propagation des votes le long d'une ligne.

3 Application du Tensor Voting dans la segmentation des vaisseaux rétiniens

Le vote du tenseur est l'une des méthodes les plus polyvalentes, avec de nombreuses et différentes applications à la fois en vision par ordinateur et en analyse d'images médicales. Grace au vote du tenseur on peut [24]:

- Reconstruire les petits vaisseaux sanguins dans des images à haute résolution

- Comblen les lacunes
- Gérer la présence de plusieurs structures même en cas d'altération importante et présence extrême du bruit.

L'application du tonsor voting dans la segmentation des vaisseaux rétinien se fera selon la procédure suivante et tel qu'il est illustré sur la figure 4.3, et selon les étapes établies dans l'étude [25] :

1. Nous utilisons le canal vert des images rétinien RVB car il offre le meilleur contraste entre les vaisseaux et l'arrière-plan
2. Nous calculerons les matrices des Hessien dans un espace multi-échelle pour rehausser les vaisseaux sanguin.
3. Après cette opération, et après seuillage nous obtenons une première segmentation (chapitre 3)
4. Nous calculerons les tenseurs pour chaque pixel à partir des valeurs et vecteurs propres de la matrice du Hessien, et cela afin voir la propagation du champ du vecteur gradient. Ensuite nous appliquons l'algorithme du tonsor voting pour poursuivre les formes bâtons (ou tubulaires) ceci permettra de rehausser ou compléter le rehaussement des vaisseaux fin, et aussi la suppression du bruit, puisque les formes ballon (ou jonction) ne seront pas sélectionnées.
5. Au final, nous effectuons, un seuillage sur l'image où toutes les vasculatures sont rehaussées : les grosses grâce à la matrice de Hessien, et les fines grâce au tonsor voting. Ce seuillage donnera l'image segmentée où sont représentés uniquement les vaisseaux.

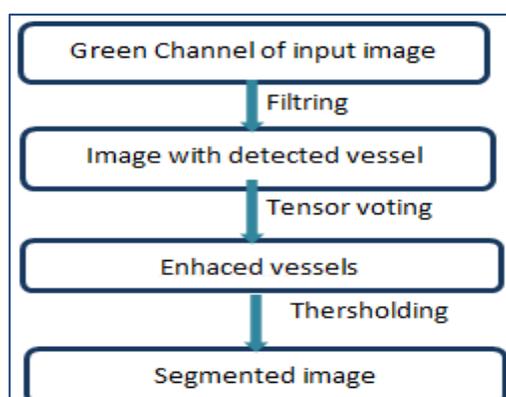


Figure 4. 3:Étapes de la procédure segmentation au moyen du tonsor voting.

4 Résultats

Comme Premier, nous présentons une portion d'une image rétinienne sur la figure 4.4.a, où les points sont disconnectés. La figure 4.4.b illustre les vecteurs du gradients et le résultat du tensor voting. A figure 4.4.c montre quant à elle le résultat de la segmentation.

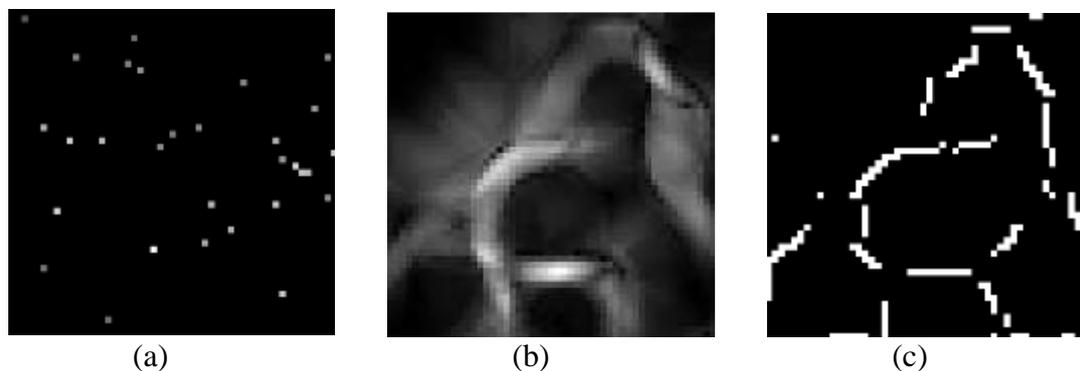


Figure 4. 4: Illustration du tensor voting.

(a) une portion d'image rétinienne. (b) les vecteurs du gradient. (c) résultat du tensor voting.

Dans la suite nous exposerons les résultats obtenus sur une image rétinienne de la base DRIVE. Nous varierons trois paramètres :

- L'échelle du tenseur σ_{TV}
- Le rayon de recherche pendant la procédure du vote r
- Et l'angle de direction ε du vote à l'intérieur de la région du vote de rayon r

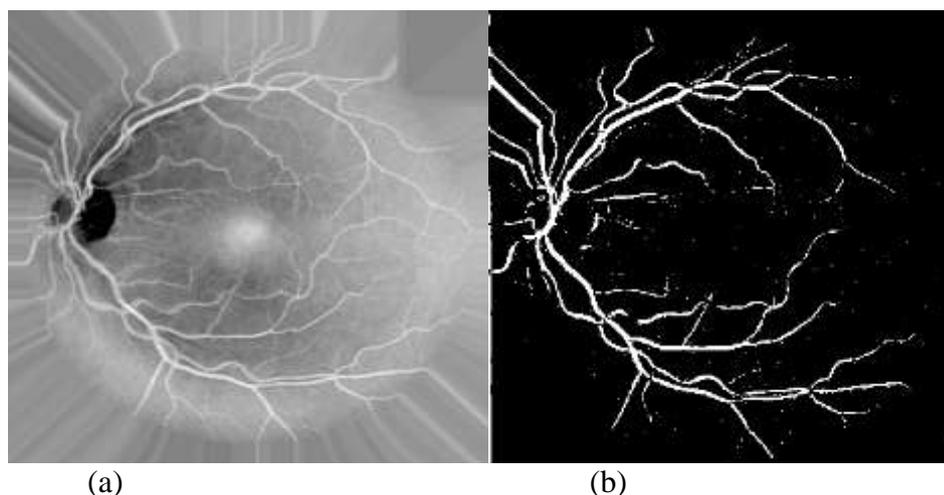


Figure 4. 5: (a) Image originale, (b) Image obtenue par le filtre de Frangi

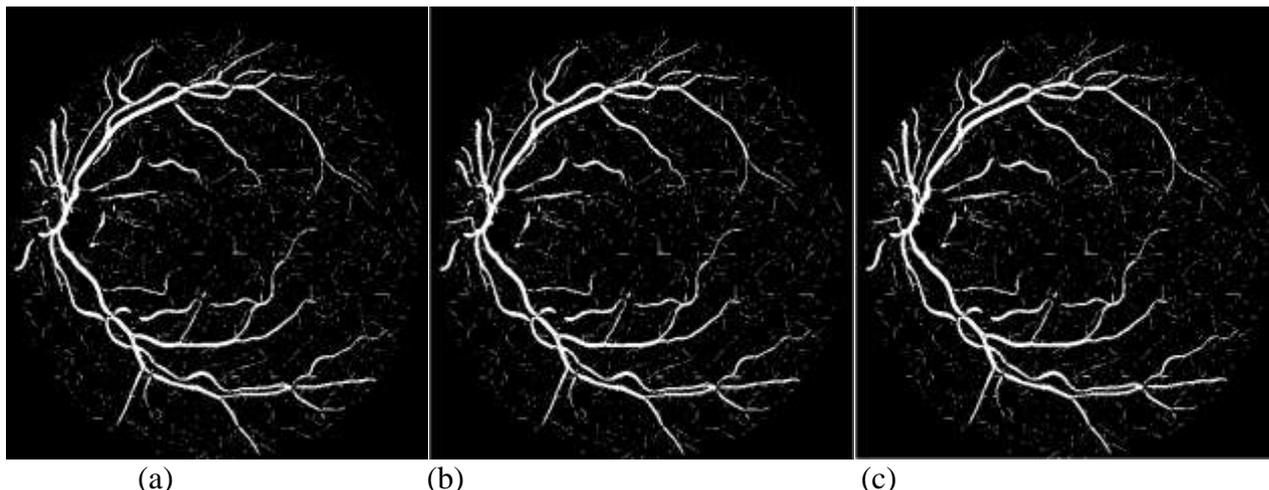


Figure 04. 6:Résultats du teneur voting d'image retienne de la figure 4.5.b, avec les valeurs du rayon (r) et l'angle de direction (ϵ) sont fixes, et avec variation de l'échelle du teneur σ_{TV} : (a) $\sigma_{TV} = 10$, (b) $\sigma_{TV} = 18$ et (c) $\sigma_{TV}=25$

Sur la figure 4.6, la variation de l'échelle du teneur σ_{TV} , avec les petites et les grandes valeurs fixe de rayon et l'angle nous remarquons que les résultats obtenus sont identique, les trois images sont bruités avec bonne détection des grands vaisseaux, quel que soit la valeur de σ_{TV} on aura la même structure vasculaire.

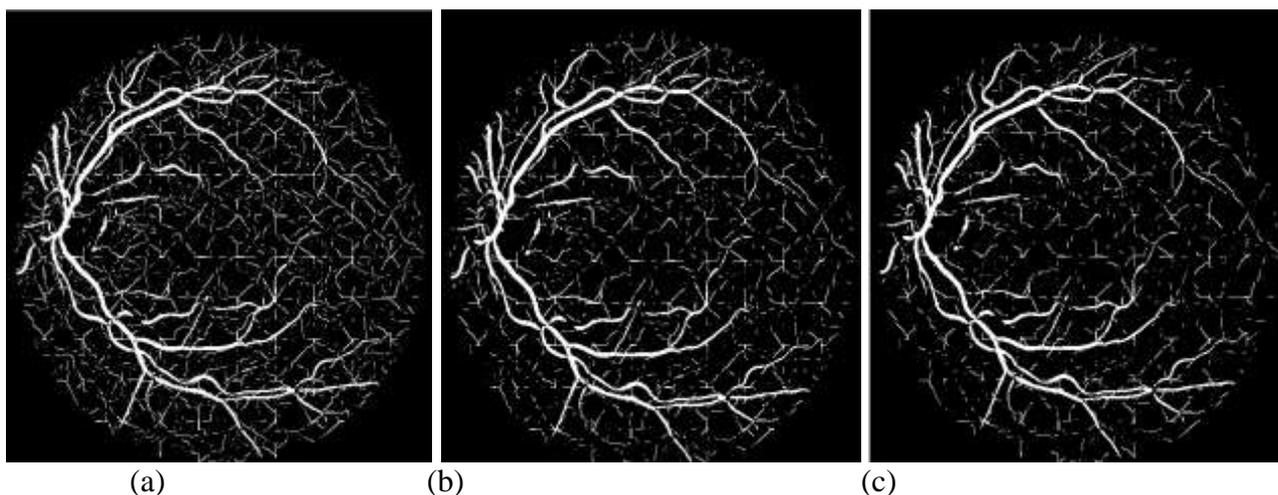


Figure 4. 7:Résultats du teneur voting d'image retienne de la figure 4.5.b, avec les valeurs de l'échelle du teneur σ_{TV} et l'angle de direction (ϵ) sont fixes, et des variations du rayon du vote : (a) $r = 3$, (b) $r = 7$ et (c) $r = 15$

Nous remarquons que pour des valeurs faibles de r , c'est à dire un faible rayon de recherche et de vote plus les connections sont nombreuses, on récupère les vaisseaux fins mais on se trouve avec des connections faussant la segmentation. Cependant, plus le rayon est grand plus les connections sont moins nombreuses, on récupère toutefois les vaisseaux fins, et

avec moins de fausses connections. L'inconvénient est que ça nécessite énormément de temps, il faudra aller vers des rayons plus grands pour réduire d'avantage les fausses segmentations, mais au détriment du temps d'exécution.

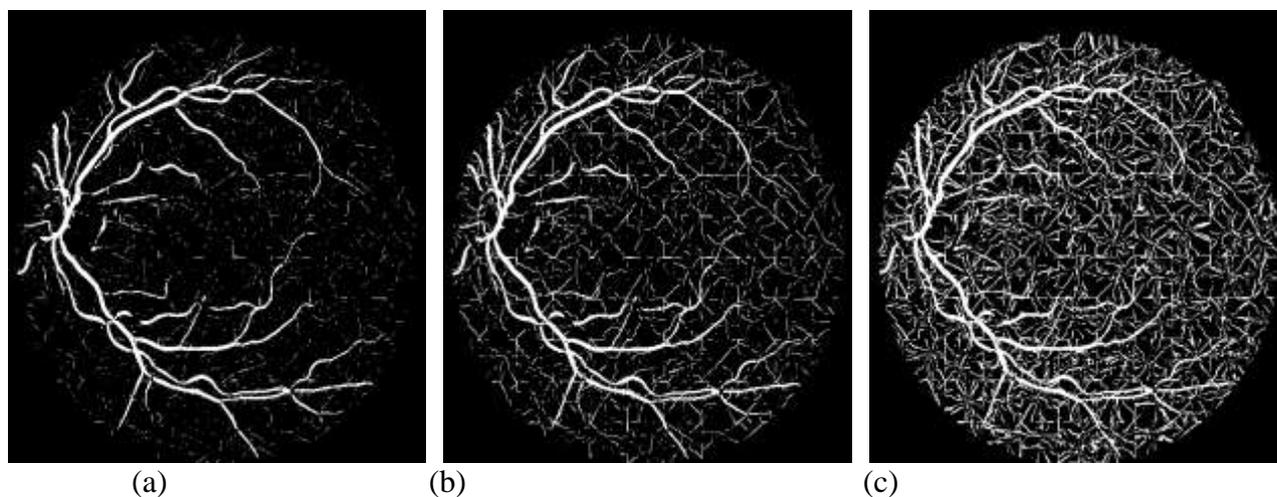


Figure 4. 8:Résultats du tonsor voting d'image retienne de la figure 4.5.b, avec les valeurs de l'échelle du tenseur σ_{TV} et rayon r du vote sont fixes, et des variations du l'angle de direction (ϵ): (a) $\epsilon = 4$, (b) $\epsilon = 8$ et (c) $\epsilon = 16$

On constate selon la figure 4.8 que plus on augmente les angles de recherche et de vote à l'intérieur d'un rayon de recherche, plus ça augmente les chances des connections, de ce fait de recouvrir les vaisseaux fins mais parfois au dépend des fausses connections, qui se trouvent malheureusement nombreuses. Il faudra choisir les bons paramètres r et σ_{TV} .

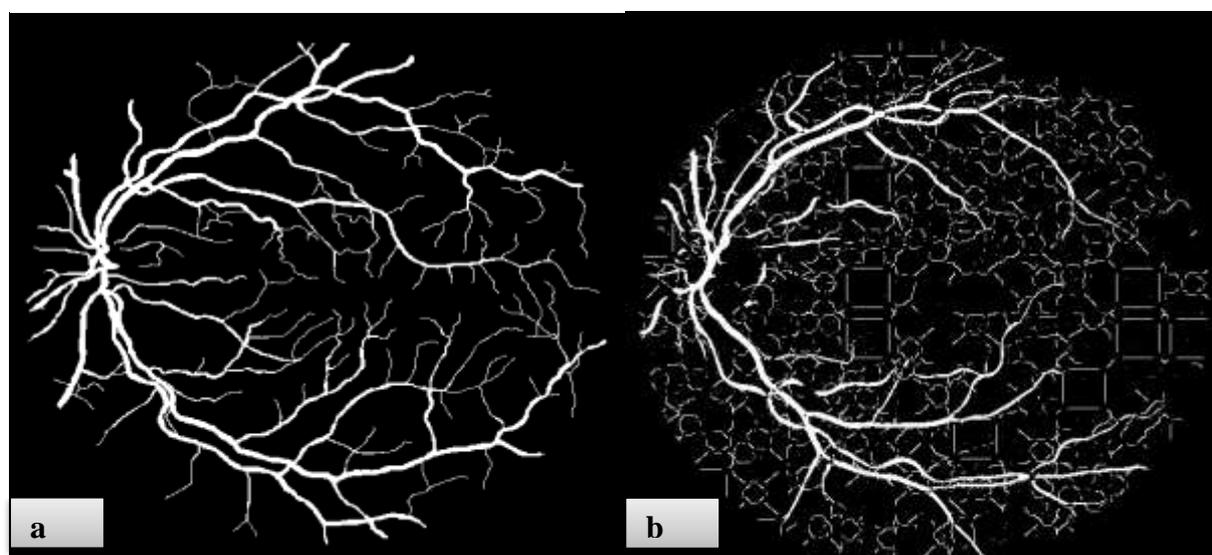


Figure 4. 9:(a) image manuelle, (b) résultat optimal avec les valeurs de l'échelle du tenseur σ_{TV} et l'angle de direction (ϵ) et du rayon du vote : $r = 15$, $\epsilon = 8$ et $\sigma_{TV} = 25$

5 Evaluation des résultats :

La mesure des performances de la méthode de segmentation des vaisseaux rétiniens étudiée, se fera en fonction des mesures de classifications ainsi que de deux mesures d'erreurs de classification qui sont [25] :

- Bonne classification :
 - TP (True Positive) signifie le pixel de vaisseau est correctement identifié
 - TN (True Négative) signifie le pixel non-vaisseau est aussi correctement identifié.
- Mauvaise classification :
 - FP (faux positif) signifie le pixel de vaisseau mal identifié
 - FN (faux négatif) signifie le pixel non-vaisseau mal identifié.

De ces quatre événements, il ressort les mesures suivantes :

1. Taux des vrais positifs TP : mesure le nombre des pixels correctement identifiés comme pixels de vaisseau, et est calculé par l'équation suivante :

$$TP = \frac{\text{number of pixels correctly as vessel pixel}}{\text{number of pixels actually in vessel region}} \quad (4.3)$$

2. Taux des faux positifs FP : mesure le nombre de pixels identifiés à tort comme des pixels de vaisseaux et est calculé par l'équation :

$$FP = \frac{\text{number of pixels wrongly detected as vessel pixel}}{\text{number of pixels actually in vessel region}} \quad (4.4)$$

3. Les pixels vrais négatifs (TN) sont prédits comme des non-vaisseaux et appartiennent au tissu rétinien (prédiction correcte).

$$TN = \frac{\text{number of pixels correctly detected as non-vessel pixel}}{\text{number of pixels actually in non-vessel region}} \quad (4.5)$$

4. Enfin, les faux négatifs (FN) sont des pixels non vasculaires, mais ils ont été classés comme vaisseaux rétiniens (prédiction incorrecte).

$$FN = \frac{\text{number of pixels wrongly detected as non-vessel pixel}}{\text{number of pixels actually in non-vessel region}} \quad (4.6)$$

5. La Précision : est calculée par :

$$ACC == \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{\text{number of correctly classified pixel}}{\text{number of pixel in image FOV}} \quad (4.7)$$

6. La Sensibilité : mesure la capacité à détecter les pixels des vaisseaux et indique les performances d'un bon algorithme pour classer correctement les pixels des vaisseaux, et est exprimée comme suit :

$$SEN = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.8)$$

7. Spécificité : Elle mesure la capacité à détecter les pixels non-vaisseaux. SPE est exprimé comme ci-dessous

$$SPE == \frac{TN}{TN+FP} \quad (4.9)$$

Ces mesures seront utilisées pour quantifier les performances de la méthode étudiée :

	ACC	SEN	SEP
Image Frangi –TV	0.8903	0.1247	0.8753
Image Frangi	0.8103	0.1168	0.8832

Table 4. 1:Mesure des Performances

Le Tableau 4.1 montre les mesures de performance des deux méthodes étudiées dans la segmentation des vaisseaux rétiniens sur une image de la base des données DRIVE. Nous remarquons que exactitude de Frangi-TV 89.03 plus élevé que l'exactitude de Franfi 81.03 , on déduit que l'imagea de Frangi de tonsor voting a une forte ressemblance avec l'image segmenter manuellement par rapport à l'image de Frangi.

Et pour la sensitivité de Frangi-TV 12.47 est plus grande que la sensitivité de Frangi 11.68 ce qui montre une bonne robustesse notamment aux bruits et une bonne détection de vaisseaux.

Nous remarquons pour la spécificité de Frangi-TV 87.53 est plus petite que Frangi 88.32 ce que montre que la méthode Hessian a bien détecter les structure non vasculaire.

Conclusion :

Nous avons utilisé la méthode tenseur voting afin de réduire d'avantage l'influence du bruit et la détecter des vaisseaux. D'après les résultats obtenus en termes de performance, on peut déduire que les performances de la méthode de segmentation améliorée dans ce chapitre, sur les vaisseaux rétiniens de la base DRIVE, sont satisfaisantes.

Conclusion générale :

La segmentation d'images qui est une étape cruciale dans tout processus de traitement d'images. Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation de son contenu. Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux méthodes de segmentation d'image des vaisseaux sanguins rétiniens dans des images de fond d'œil, dites images d'angiographie rétiniennes, qui s'intègrent dans un outil d'aide au diagnostic ou de traitement et suivi des maladies de la rétine.

Nous avons approché la segmentation des vaisseaux rétiniens par une méthode différentielle qui utilise les dérivées secondes formulée dans la matrice du Hessien. De cette matrice et au moyen de ces valeurs propres des filtres rehaussant les formes linéiques, tels que les vaisseaux sanguins, ont été développés, à savoir le filtre de Frangi, le filtre de Sato et le filtre de Tim. Les résultats obtenus, par leurs applications sur les images d'angiographie rétiniennes de la base des données DRIVE, montrent bien que ces filtres sont efficaces à détecter les vaisseaux sanguins, principalement les grosses et les moyens, tandis que les fins dépendent énormément des valeurs affectées aux différents coefficients et paramètres entrant dans le fonctionnement du filtre, et qui sont choisis de façon à réduire le bruit qui se fait au détriment d'une bonne détection des vaisseaux fins. Pour une ample détection de ces vaisseaux, on a intégré la méthode du Tensor Voting pour permettre de combler les discontinuités sur les vaisseaux fins et assurer leur détection entière, et aussi pour réduire la présence du bruit sur l'image résultante.

D'après les mesures des performances obtenues, on peut déduire que l'apport du Tensor Voting améliore grandement les performances de la méthode de segmentation basée sur le filtre de rehaussement des formes vasculaires linéiques, dans ce cas-ci le filtre de Frangi, réalisant une précision de 89.03%. Avec cette valeur, nous jugeons que les résultats sont concluants, et nous pouvons dire de ce fait que l'objectif fixé au départ est atteint.

Pour améliorer d'avantage les performances de la méthode, on propose en perspective :

- de combiner les filtres de rehaussement étudiés dans ce mémoire avec d'autres méthodes de segmentation tel le modèle déformable ou les ondelettes.
- de prendre en compte les spécificités de l'image d'angiographie rétinienne dans la

conception de la méthode

– de réaliser un post traitement pour réduire les fausses détections

REFERENECE BIBLIOGRAPHIQUE

- [1] Alejandro F. Frangi, Wiro J. Niessen, Koen L. Vincken, Max A. Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering. image Sciences Institute, University Hospital Utrecht
- [2] ARGYRIOS Christodoulidis . Mai Segmentation and characterization of small retinal vessels in fundus image using the tensor voting approche [Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de philosophiae]. UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL
- [3] A. Krähenbühl. 2014''Segmentation et analyse géométrique : application aux images tomodensitométriques de bois''. Thèse de doctorat , École doctorale IAEM Lorraine.
- [4] R. Deriche. Using canny's criteria to derive recursively implemented optimal edge detector. Int. J. Computer Vision, 1(2), 167–187, (1987).
- [5] Foued DERRAZ.2011. Segmentation globale par contour actif géométrique et a priori de forme.THESE Présentée à UNIVERSITÉ D'ABOU BEKR BELKAID, TLEMCEM Département de Génie Electrique et Electrotechnique
- [6] Michel BARLAUD et Gilles AUBERT. 2015. MODÈLES DE CONTOURS ACTIFS POUR LA SEGMENTATION D'IMAGES ET DE VIDEOS. Thèse doctorat. L'UNIVERSITÉ de Nice-Sophia Antipolis
- [7] M. Sandeli. 2014 '' Traitement d'images par des approches bio-inspirées''. Thèse de magister,Université Constantine 2.
- [8] M.Meliani 2012''Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours''. Thèse de magister,Ecole nationale Supérieure en Informatique, Oued-SmarAlger, Ecole Doctorale STIC
- [9]Anatomied'œil,https://lecerveau.mcgill.ca/flash/capsules/articles_pdf/anatomie_oeil.pdf
- [10] Itebeddine Ghorbel. Segmentation et quantification des couches rétiniennes dans des images de tomographie de cohérence optique, dans le cas de sujets sains et pathologiques,thèse pour obtenir le grade de docteur en signal et image, 12 avril 2012.
- [11] Chetan L Srinidhi, P Aparna, Jeny Rajan. Recent Advancements in Retinal Vessel

Segmentation. DOI 10.1007/s10916-017-0719-2, 2017.

[12] Feroui Amel . mai 2014, Analyse des image couleur du fond d'œil pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie : Application a la détection des pathologie rétiniennes. Thèse de doctorat, UNIVERSITE ABOU—BAKR—BELKAID TLEMCEM

[13] Takwa Chihaoui .2018 ,Système d'Identification de personnes basé sur la rétine thèse doctorat. Université de Tunis El Manar

[14] <https://www.coss-ophtalmologie.paris/le-centre/plateau-technique/retinographie/#fonctionnement-retinographie>

[15] Anatomie et physiologie de l'œil, cours centre national de formation en santé oculaire,CNFSOC ISOs.

[16] Anatomie normal et fonction de l'œil, <https://www.focus-eye-clinic.com/fr/anomalies-oeil/anatomie-normale-et-fonction-de-loeil/>

[17] Système cardio-vasculaire, http://www.imsat.fr/docdownload/SOCLE_COMMUN/syst%C3%A8me%20cardio-vasculaire.pdf

[18] Blood vessel segmentation using multiscale Hessian and tensor voting <https://ieeexplore.ieee.org/document/7973665>

[19] R. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever, "Multiscale vessel enhancement filtering." Springer-Verlag, 1998, pp. 130–137.

[20] http://www.math-evry.cnrs.fr/_media/members/aguilloux/enseignements/l3bi/partie3.pdf

[21] Jonas Lamy.Filtres vasculaires - Étude et benchmark pour l'imagerie hépatique. Université Lyon 2, LIRIS (UMR 5205), Lyon, France

[22] J. Odstreilik et al., "Retinal vessel segmentation by improved matched filtering: evaluation on a new high-resolution fundus image database," IET Image Processing, vol. 7, no. 4, pp. 373-383, 2013.

[23] Philippos Mordohai. 2017. Tensor Voting A Perceptual Organization Approach to

REFERENECE BIBLIOGRAPHIQUE

Computer Vision and Machine Learning Philippos Mordohai University of North Carolina, Chapel Hill.

[24] Thesis Retinal Vessel Segmentation using Tensor Voting University of Nevada, Reno, may 2015

[25] Andrea Lukac, Marko Subasi . 2017. Blood Vessel Segmentation using Multiscale Hessian and Tensor Voting Faculty of Electrical Engineering and Computing University of Zagreb Zagreb, Croatia

Résumé

L'imagerie médicale joue un rôle très important dans la visualisation non invasive des composants anatomiques chez l'homme. Dans ce travail on s'intéresse au fond de la rétine en étudiant les images rétinienne à base drive. Un algorithme pour l'extraction de l'arbre vasculaire a été développé avec la méthode de Hessien, basé sur les filtres de rehaussement ensuite on a utilisé différents filtres Tim et Frnagi et Sato et ces différentes implémentations pour une meilleure structurelle de vaisseaux on a fini par le vote tensor.

Abstract

Medical imaging plays a very important role in the non-invasive visualization of anatomical components in humans. In this work we are interested in the bottom of the retina by studying retinal images a base drive. An algorithm for the extraction of the vascular tree was developed with the Hessian method, based on the enhancement filters then we used different filters Tim and Frnagi and Sato and these different implementations for a better structural of vessels we finished by the tensor vote.

ملخص

يلعب التصوير الطبي دورًا مهمًا للغاية في التصوير غير الجراحي للمكونات التشريحية لدى البشر. في هذا العمل، نهتم بالجزء السفلي من الشبكية من خلال دراسة صور الشبكية لقاعدة حركية. تم تطوير خوارزمية لاستخراج شجرة الأوعية وهذه Sato و Frnagi و Tim ، بناءً على مرشحات التحسين ، ثم استخدمنا مرشحات مختلفة Hessien الدموية بطريقة التطبيقات المختلفة لهيكل أفضل للأوعية التي انتهيناها من التصوير الموتر.