

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université A.MIRA-BEJAIA
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique



Projet de Fin d'Etude

Pour L'obtention Du Diplôme De Master En Instrumentation

Thème

Utilisation Des Transformations En Ondelettes Dans La Segmentation Des Images d'Angiographie Rétinienne

Réalisé par :

- Hanane DEBOU
- Kamel MOUSSA

Dirigé par :

M^{me} GHENAM

Devant le jury composé de :

- M.SADJI
- M.ALLICHE

Année universitaire : 2017/2018

Remerciements

Nous avons l'honneur et le plaisir d'exprimer nos sincères remerciements et notre profonde gratitude à Madame GHENAM, notre promotrice pour ses conseils, ses orientations, son attention si aimable et sa grande disponibilité.

Nos remerciements vont également à nos camarades et amis de la première promotion en Instrumentation et que tous nos enseignants qui ont contribué à notre formation reçoivent l'expression de notre profonde gratitude.

Nos remerciements vont aussi aux membres de jury d'avoir accepté d'examiner notre travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail à l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, que dieu te garde, à toi mon chers papa,

A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur, maman que j'adore,

A mes très chers frères Naçer et Fares, à qui je souhaite un avenir radieux plein de réussite,

A mes grands-parents à qui je souhaite une longue vie,

A mes tantes, oncles, ainsi mes cousins et mes cousines,

A mon très cher ami Lamine, qui m'a soutenue tout au long de ce projet,

A ma petite cousine Leticia ainsi ses parents,

A mes copine de chambre Kafia, Hayet, Dyhia, Massilia avec qui j'ai partagé des moments inoubliable, je vous aime beaucoup,

A tous mes amies, Fatima, Dalila, Nadjet, Lynda,

A mon binôme Kamel ainsi que toute sa famille,

Hanane DEBBOU.

Dédicaces

Je dédie ce travail à mes très chers parents qui ont consacré leurs vies pour bâtir la mienne.

A ma grand-mère maternelle à qui je souhaite longue vie, sans oublier mes très chers regrettés grands pères et grand-mère paternelle.

A ma petite sœur chérie Meriem.

A mes tantes, oncles ainsi tous mes cousines et cousins, et toute ma famille.

A tous mes amis Melissa, Yasmin, Damia, Nina, Fatima, Dalila, Nadjet, Salim, Billel, Yacine.

*A tous mes frères scouts du groupe « SALHI Hocine »
D'El kseur.*

A mon binôme Hanane ainsi que toute sa famille.

Et à tous ceux qui m'aime et que j'aime Je leurs dédie ce travail.

Kamel MOUSSA.

Tables Des Matières

INTRODUCTION GENERALE:	1
-------------------------------	----------

CHAPITRE 1 : La Rétine Et Intérêts De La Segmentation Des Vaisseaux Rétiniens

INTRODUCTION :	2
1. ANATOMIE DE LA RETINE :	2
2. MODALITE DE PRISE DE L'IMAGE :	4
2.1 ANGIOGRAPHIE PAR FLUORESCENCE FA :	4
2.2 OPHTALMOSCOPE A BALAYAGE LASER SLO :	4
3. LA BASE DE DONNEE DRIVE :	4
4. LES PATHOLOGIES RETINIENNES :	5
4.1 RETINOPATHIE DIABETIQUE (RD)	5
4.2 GLAUCOME	5
4.3 DEGENERESCENCE MACULAIRE LIEE A L'AGE (DMLA)	6
5. LES INTERETS DE L'ANALYSE DE L'ARBRE VASCULAIRE RETINIEN :	6
6. LES DEFIS DE LA SEGMENTATION DES VAISSEAUX RETINIENS :	7
7. CONCLUSION ET PROBLEMATIQUE :	8

CHAPITRE 2 : La Transformation En Ondelette De La Segmentation Des Vaisseaux Rétinien

INTRODUCTION :	9
1. L'ONDELETTE :	9
2. TRANSFORMATION EN ONDELETTE CONTINUE	10
2.1. TRANSFORMATION EN ONDELETTE CONTINUE 1D	10
2.2. TRANSFORMATION EN ONDELETTE CONTINUE 2D	11
3. TRANSFORMATION EN ONDELETTE DISCRETE 2D	11
3.1. DEFINITION ET CALCUL	11

Tables Des Matières

3.2.	IMPLEMENTATION DE LA DWT-2D	12
3.2.1.	Filtres de décomposition :	13
3.2.2.	Algorithme de Mallat : DWT-2D avec décimation	13
3.2.3.	Algorithme à Trous : DWT-2D sans décimation	15
3.2.4.	Principales Familles d'ondelettes :	16
4.	APPLICATION SUR LES IMAGES RETINIENNES	17
4.1.	PREMIERE ETAPES :	17
4.2.	APPLICATION DE L'ALGORITHME DE LA TRANSFORMATION EN ONDELETTE AVEC DECIMATION :	19
4.3.	APPLICATION DE L'ALGORITHME DE LA TRANSFORMATION EN ONDELETTE SANS DECIMATION :	21
4.4.	TRANSFORMATION EN ONDELETTE CONTINUE 2D:	24
4.4.1.	Choix de l'ondelette : Ondelette de Morlet	24
4.4.2.	Algorithme de segmentation :	26
5.	COMPARAISON ET CONCLUSION :	28
CHAPITRE 3 : La Transformation De Shearlet		
INTRODUCTION :		29
1. LES SHEARLETS :		29
1.1.	DEFINITION :	29
1.2.	PROPRIETE:	30
2. LA TRANSFORMATION DE SHEARLET :		31
2.1.	TRANSFORMATION DE SHEARLET CONTINUE :	31
2.2.	CONE-ADAPTE AU SYSTEMES DE SHEARLET CONTINUS :	31
2.3.	TRANSFORMATION DE SHEARLET DISCRETE :	32
2.4.	CONE-ADAPTE AU SYSTEMES DE SHEARLET DISCRETE:	33
3. REHAUSSEMENT DES STRUCTURES VASCULAIRES AU MOYEN DE LA TRANSFORMEE DE SHEARLET :		33

Tables Des Matières

3.1. PRINCIPE :	33
3.2. L'ALGORITHME DE SEGMENTATION VIA LA TRANSFORMEE DE SHEARLET :	34
4. CONCLUSION :	38
CHAPITRE 4 : Evaluation Des Performances De L'algorithme De Segmentation	
INTRODUCTION :	39
1. PRESENTATION DES MESURES DE PERFORMANCE D'UN ALGORITHME	39
1.1. LA SENSITIVITE :	40
1.2. LA SPECIFICITE :	40
1.3. LA PRECISION :	40
1.4. LA ROC (RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC):	40
2. EVALUATION DES PERFORMANCES DE LA METHODE DE SEGMENTATION PROPOSEE	41
2.1. EVALUATION :	41
2.2. DISCUSSION DES RESULTATS :	43
3. CONCLUSION	44
CONCLUSION GENERALE	45
BIBLIOGRAPHIE	46
RESUME	

Introduction Générale

Le développement rapide des technologies d'imagerie médicale est en train de révolutionner la médecine, l'imagerie médicale 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 de l'extraire par segmentation, afin éventuellement de porter une aide au diagnostic. Vu la variabilité, en terme de taille, d'intensité et d'orientation des vaisseaux rétiens, nous prévoyons d'approcher cette extraction via la transformation en ondelette, du fait que c'est une approche multi-résolution, qui nous permettra d'explorer les vaisseaux sous différentes échelles. Nous adopterons la transformation en ondelette classique sous ses différents aspects, ainsi qu'une autre variante qui est la transformation de Shearlet.

A la lumière de ceci, le présent mémoire est rédigé en 4 chapitres :

Le 1er chapitre sera destiné à présenter l'image rétinienne, ses spécificités, les défis liés à sa segmentation pour enfin finir par exposer la problématique du présent travail.

Le 2ème chapitre sera consacré à la transformation en ondelette, continue et discrète, et des algorithmes de segmentation des images rétiennes seront exposés accompagnés des résultats

Le 3ème chapitre sera entièrement dédié à la transformation de Shearlet, principe, calcul, algorithme de segmentation et résultats obtenus.

Le 4ème et dernier chapitre, sera consacré à l'évaluation des performances de la méthode de segmentation à base de la transformation de Shearlet, après l'avoir testé sur toutes les images rétiennes de la base DRIVE, et une comparaison avec les performances d'autres méthodes seront présentée.

Chapitre 1

La Rétine Et Intérêts De La Segmentation Des Vaisseaux Rétiniens

Introduction

Ce chapitre présente les aspects médicaux, nécessaires pour comprendre l'importance de la segmentation des images rétiniennes. Tout d'abord, l'anatomie de la rétine et ses principales composantes sont décrites, ensuite, les différentes modalités d'acquisition des images rétiniennes sont données, ainsi que les différentes anomalies rétiniennes. Nous présenterons aussi l'intérêt de la segmentation des images rétiniennes ainsi que les défis rencontrés. Nous finirons le chapitre par exposer la problématique du présent travail et l'approche à suivre pour la résoudre.

1. Anatomie de la rétine

La rétine est un organe récepteur permettant la transformation d'un signal électromagnétique (la lumière) en signal biologique qui sera transmis au cerveau. Elle est formée par une fine couche de cellules neuronales photosensible. Elle a comme épaisseur 1/10 à 4/10 du mm, couvrant environ 75% de la face interne du globe oculaire, intercalé entre l'humeur vitrée et la choroïde (figure 1.1) [1]

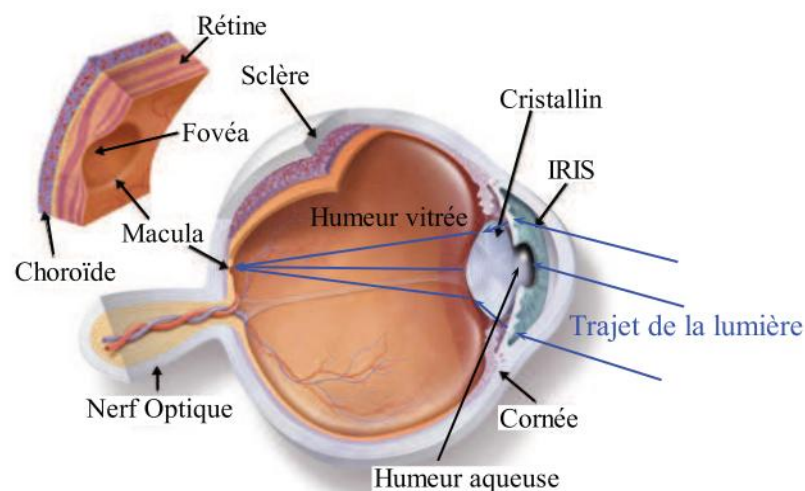


Figure 1. 1. Anatomie de l'œil humain[2].

Une photographie du fond de l'œil typique est capturée et représentée sur la figure 1.2. Les microstructures présentes dans la rétine sont le disque optique, la macula, la fovéa et les vaisseaux sanguins tels que les artères et les veines [3].

- La macula, ou tache jaune, est située au fond de l'œil dans l'axe de la pupille, elle a un diamètre d'environ 3 mm et contient à son centre une petite dépression, appelée la fovéa [4].
- La fovéa, est peuplée uniquement de cônes (photorécepteurs permettant de distinguer les couleurs), et nous permettent une meilleure résolution optique. Les bâtonnets (photorécepteurs permettant la vision nocturne) sont répartis sur la rétine, en périphérie de la fovéa, et qui donnent une impression générale du champ de vision avec peu d'acuité visuelle [4].
- 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 irrigant la rétine passent aussi par cet orifice [5].
- Les vaisseaux sanguins, est un réseau de circulation sanguine et qui 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 [6]

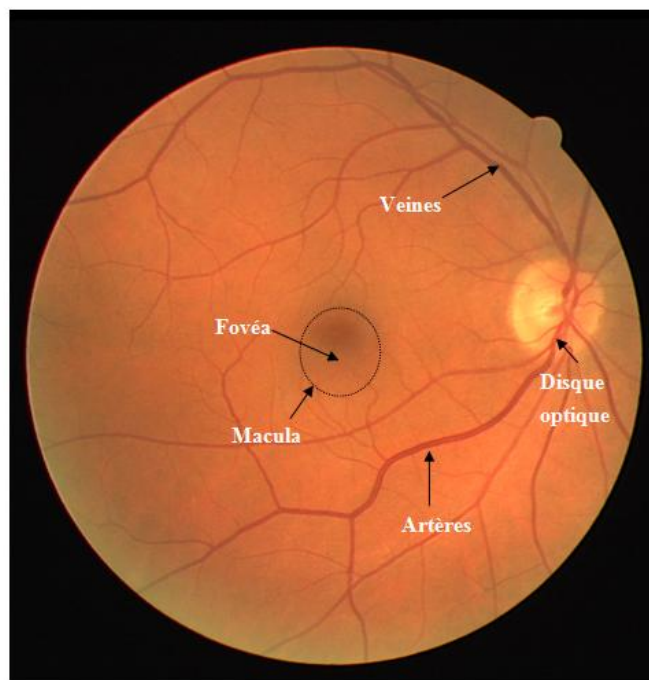


Figure 1. 2. Une photographie du fond de la rétine [3].

2. Modalité de prise de l'image

L'image de la rétine est acquise en utilisant un microscope spécialisé attaché à une caméra appelée rétino-graphie (Fundus camera). La photographie du fond d'œil est obtenue par une projection du tissu rétinien 3-D sur le plan d'imagerie 2-D en utilisant la lumière réfléchie. Parmi les différentes modalités d'imagerie comme le montre la figure 1.3, On cite l'angiographie par fluorescence (FA : Fluorescence Angiographie) et d'ophtal-moscope à balayage laser (SLO : Scanning laser ophtal-moscope) [3].

2.1. Angiographie par fluorescence FA

Est un processus de l'imagerie du flux vasculaire dans la rétine après avoir injecté par voie veineuse (en général dans la veine du pli du coude), un colorant fluorescent, la fluorescéine. Ce colorant fluorescent émet une couleur différente lorsque la lumière d'une longueur d'onde particulière l'atteint [3].

2.2. Ophtal-moscope à balayage laser SLO

Est un système ophtal-moscopique permettant d'obtenir une image de la surface rétinienne grâce à l'illumination par un faisceau laser mobile [7].

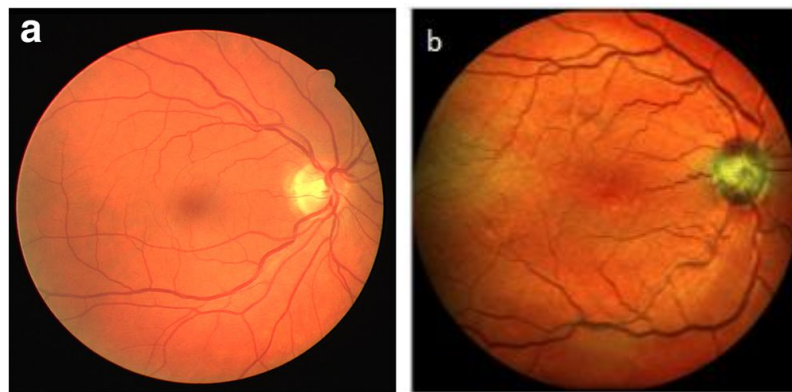


Figure 1.3. Modalités d'imagerie rétinienne. (a): Angiographie à la fluorescéine (FA) [10]. (b): Ophtal-moscope à balayage laser (SLO) [11].

3. La base de donnée DRIVE

La base d'image Drive comprend 40 images couleur du fond d'œil, dont 7 présentent des pathologies. Les images sont acquises selon la modalité d'angiographie par fluorescence au moyen d'une Canon RC5 avec un champ de vision de 45 degré (FOV, Field Of View). Elles sont enregistrées au format JPEG, avec une taille de 768 *584 pixels. La base d'image est divisée en deux ensembles, 20 images pour l'apprentissage et le reste pour le test. Elle

comprend aussi des images du réseau vasculaire segmentées manuellement, effectuée par deux ophtalmologues expérimentés [9].

4. Les pathologies rétiniennes

La rétine est la seule partie du corps humain qui permet une visualisation directe non invasive de ses composantes anatomiques, et cette visualisation est primordiale pour le diagnostic précoce et la surveillance de la progression de diverses maladies touchant la rétine, telles que la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), le glaucome et la rétinopathie diabétique [3],

Toutes ces pathologies peuvent entraîner une réduction de l'acuité visuelle. La discussion dans cette section se concentre sur les maladies oculaires les plus fréquentes :

4.1. Rétinopathie diabétique (RD)

Le diabète peut résulter de facteurs génétiques et environnementaux et se caractérise par un excès permanent de sucre dans le sang qui attaque les vaisseaux sanguins et notamment ceux de la rétine, qui est très vascularisée.

Les signes les plus précoces de la RD est la présence de minuscules dilatations capillaires appelées micro anévrysmes apparaissant habituellement près des vaisseaux minces, et les exsudats qui sont des accumulations de lipoprotéines dans l'épaisseur de la rétine ; ils apparaissent sous forme de dépôt jaune.

La rétinopathie diabétique (RD) est une des principales causes de cécité et de malvoyance. Les études épidémiologiques réalisées dans les pays industrialisés la citent comme une des 4 principales causes de malvoyance dans l'ensemble de la population et la première cause de cécité chez les sujets de moins de 50 ans [8].

4.2. Glaucome

Le glaucome est une maladie de l'œil qui provoque une diminution irrémédiable du champ de vision. Il est la conséquence de dommages au nerf optique. Suite à une élévation de la pression à l'intérieur de l'œil (pression intraoculaire). Le glaucome est la deuxième cause de cécité dans le monde [8].

4.3. Dégénérescence maculaire liée a l'âge (DMLA)

Une autre maladie de la rétine est la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA). Elle apparaît après l'âge de cinquante ans et entraîne une altération de la fonction rétinienne maculaire donc de la vision centrale [8].

5. Les intérêts de l'analyse de l'arbre vasculaire rétinien

La rétine est considérée comme une fenêtre sur diverses maladies dont les signes apparaissent sur la rétine. En effet de nombreuses études [12.13] à grande échelle ont été menées pour trouver des corrélations statistiques entre certaines maladies et les changements structurels dans le système vasculaire de la rétine. De telles études ont montré une forte relation entre le système vasculaire rétinien et un nombre important de pathologies telles que l'hypertension, le diabète et les maladies cardiovasculaire. Ces maladies peuvent entraîner les pathologies bien connues de la rétine, telle : la rétinopathie diabétique (RD), la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), et le glaucome. L'analyse des vaisseaux rétiniens est particulièrement importante pour l'aide au diagnostic, le traitement et la planification chirurgicale de ces maladies rétiniennes [3].

Quelques changements structurels dans le système vasculaire de la rétine sont énumérés ci-dessous :

- L'une des principales études [14] a montré un lien étroit entre la rétinopathie diabétique et les changements structurels dans le système vasculaire rétinien, comme le montre la figure 1.4.a, apparition de micro anévrisme et exsudats [3].
- La rétinopathie diabétique proliférative (RDP) est un stade avancé de la RD qui se caractérise principalement par une croissance anormale de nouveaux vaisseaux sanguins appelée néo-vascularisation. Qui est déclenchée principalement pour compenser les vaisseaux sanguins endommagés causés par la RD. Les nouveaux vaisseaux sanguins apparaissent dans des structures bouclées principalement près de la région du disque optique ou des veines, comme le montre la figure 1.4.b [3].
- Une étude récente [15], a montré un lien entre la rétinopathie des prématurés (RP) et les changements temporels de la largeur et de la tortuosité des vaisseaux rétiniens. L'un des premiers changements visibles dans la morphologie des vaisseaux est une augmentation de la tortuosité des vaisseaux, comme le montre la figure 1.4.c [3]
- les coupures artério-veineuses (AV) illustrées à la figure 1.4.d ont été associées à l'hypertension, aux maladies cardio-vasculaires et autres maladies systémiques. [3].

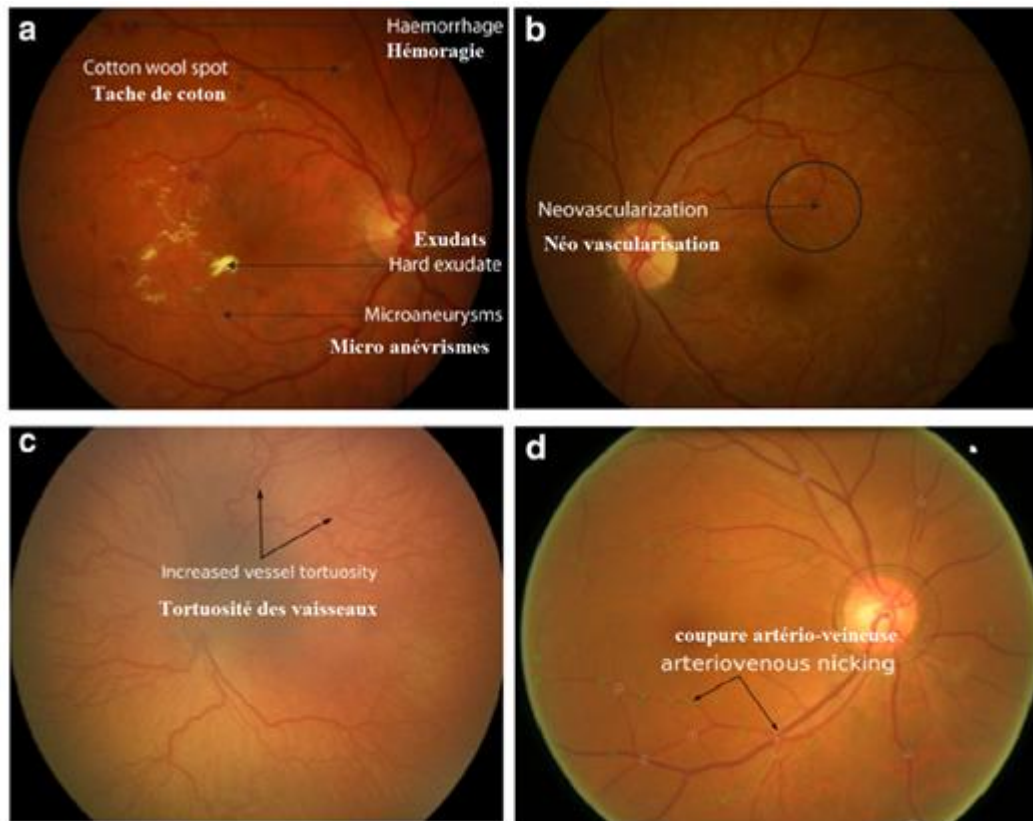


Figure 1.4. Changements structurels dans le système vasculaire. (a) : un signe commun de la RD. (b) : signe commun de la RD proliférative (RDP). (c) : signe commun de la RP. (d) : Coupure artério-veineuse [3].

6. Les défis de la segmentation des vaisseaux rétiens

La segmentation permet d'extraire de l'image les objets d'intérêt sur les quels doit porter l'analyse, à savoir dans le présent cas, les vaisseaux rétiens.

De nombreuses méthodes de segmentation des vaisseaux rétiens ont été proposées par la communauté scientifique. Voici certains des défis et problèmes liés à la segmentation des vaisseaux rétiens [3]:

- La majorité des méthodes existantes se sont principalement concentrées sur la segmentation des vaisseaux larges. L'extraction des vaisseaux fins est toujours très difficile et un problème ouvert [3].
- La rétine est de forme sphérique, la projection d'une forme 3D sur un plan 2D, causera une variabilité dans l'intensité des structures même de forme identique, un vaisseau large ou fin n'aura pas le même profil d'intensité sur toute l'image, ce qui rend la tâche de segmentation encore plus difficile.

- La présence d'anomalies telles que les exsudats, les hémorragies, les taches de coton et les micros anévrismes confère à la segmentation précise des vaisseaux, un autre challenge [3].
- Aussi à cause de la forme sphérique de la rétine et après exposition à la lumière, certaines zones sont plus éclairées que d'autre ainsi que les zones du background. Ce qui causera, Une illumination non-homogène du background et les vaisseaux, principalement les plus fins, ne serrant pas contrastés. Ce qui rajoute d'avantage de difficulté à la segmentation.

7. Conclusion et problématique

L'objectif du présent travail est de segmenter l'ensemble de l'arbre vasculaire rétinien, dans un but d'aide au diagnostic. Mais vu l'ensemble des challenges liés à ce type d'image, il faudra adopter une approche appropriée. En effet dans le présent travail, on s'est posé le défi de développer une méthode qui arrive à segmenter les vaisseaux rétiniens :

- quelques soient leurs tailles (larges ou fin) et orientations
- même peu contrastés
- en présence de fond non homogène en illumination et en texture
- en présences d'autres structures non vasculaires, telles les anomalies, fovéa, disque optique,...

On compte approcher ce problème via la transformation en ondelette, du fait que c'est une approche multi-résolution, qui nous permettra d'explorer les vaisseaux sous différentes échelles. On essayera de tirer profit de tous les aspects de cette approche pour répondre à notre problématique.

Pour pallier les particularités liées à l'image rétinienne, on prévoit d'y remédier par rehaussement des structures vasculaires, afin de les mettre mieux en évidence et les mieux contraster par rapport au reste du contenu de l'image rétinienne. Ce rehaussement est fait en aval de la segmentation, et on envisage de l'approcher par la transformation de Shearlet

Chapitre 2

La Transformation En Ondelette Dans La Segmentation Des Vaisseaux Rétiniens

Introduction

La transformation en ondelettes, apparue au début des années 80 [16], est un outil de traitement du signal permettant l'analyse, à plusieurs échelles de temps (ou d'espace), des propriétés locales des signaux complexes. En effet, et comme dans le présent travail, on s'est fixé l'objectif de segmenter les vaisseaux rétiniens de diverses tailles (larges ou fins), en l'occurrence, sous différentes échelles, la transformation en ondelettes pourrait bien convenir à cette tâche.

Dans ce chapitre, on s'attèlera à présenter la transformation en ondelettes, principalement en 2D, sous ses deux formes continue et discrète, puis à développer des algorithmes de segmentation des vaisseaux rétiniens, et on exposera les résultats accompagnés de discussion.

1. L'Ondelette

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot 'onde') de moyenne nulle, souvent notée $\psi(t)$, possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini (d'où l'appellation 'ondelette') [16]. Le fait que le support soit fini, on dit que l'ondelette est localisée.

A partir de cette unique fonction $\psi(t)$, on construit par translation et dilatation, une famille de fonctions $\psi_{a,b}(t)$ qui sont les atomes de base :

$$\left\{ \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \right\}_{(a,b) \in \mathbb{R}_0^+ \times \mathbb{R}} \quad (2.1)$$

Où b est un paramètre de translation et a le paramètre d'échelle. L'ondelette $\psi_{a,b}$ est simplement l'ondelette mère $\psi(t)$ tradatée de b et dilatée (ou contracté si $a < 1$) par a . Le coefficient multiplicateur $\frac{1}{\sqrt{a}}$ permet d'avoir une formule de conservation de l'énergie du signal [17].

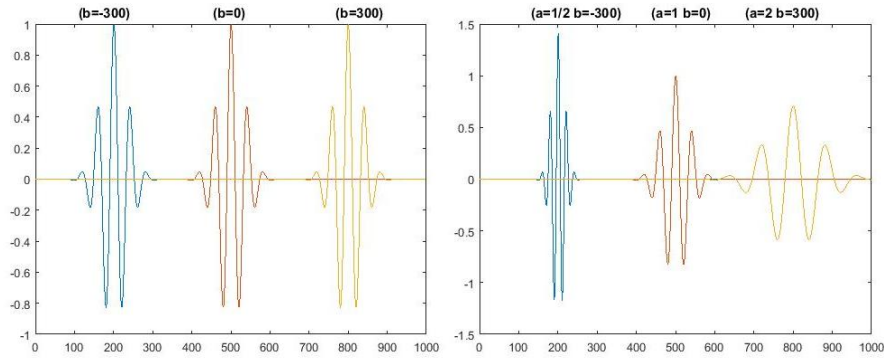


Figure 2. 1. Translation et translation-dilatation d'une ondelette

De la figure 2.1 on voit que les ondelettes ont un comportement en accordéon : elles gardent la même forme et le même nombre d'oscillations et sont les translatées-dilatées d'une même fonction. A gauche les ondelettes $\psi_{1,-300}$ et $\psi_{1,+300}$ sont obtenue par translation de l'ondelette mère $\psi_{1,0}$, et à droite, $\psi_{1/2,-300}$ et $\psi_{2,+300}$ sont obtenues par translation-dilatation de cette même ondelette mère.

2. Transformation en Ondelette Continue

2.1. Transformation en Ondelette Continue 1D

Pour une fonction $f(t) \in L^2$, on définit sa transformation en ondelettes continue (CWT, Continus WaveletTransform) par :

$$C_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad a \in R^{+*}, b \in R \quad (2.2)$$

Où $\psi_{a,b}^*(t)$ est le conjugué de $\psi_{a,b}(t)$, R est l'ensemble des réels, R^{+*} est l'ensemble de réels positif non nul, et $C_f(a, b)$ sont les coefficients de la CWT et sont indicés para et b .

On note que, la CWT est redondante, elle exige une quantité significative de temps et de ressources de calcul [21].

La transformation admet une inverse, selon :

$$f(t) = \frac{1}{k_\psi} \int_{]0, +\infty[\times R} C_f(a, b) \psi_{a,b}(t) da db \quad \text{dans } L^2, \quad t \in R \quad (2.3)$$

Où k_ψ est un paramètre de normalisation, et L^2 est l'espace des fonctions de carré intégables sur R

Chapitre 2

Selon l'équation (2.2) il est clair que la CWT calcule la corrélation (degrés de similitude) entre le signal $f(t)$ et l'ondelette $\psi_{a,b}^*(t)$ avec différentes valeurs de l'échelle a (par dilatation), et sous plusieurs valeurs de translations b . Ce changement des valeurs de l'échelle a , confère à l'analyse par la CWT l'appellation d'analyse multi-échelles.

2.2. Transformation en Ondelette Continue 2D

La transformée en ondelette continue 2D (CWT-2D) se fait par calcul de corrélation du signal 2D $f(x, y)$ (telle une image) avec une ondelette $\psi_{a,b,\theta}(x, y)$ qui ne dépend pas seulement des paramètres d'échelle a , de translations b , mais aussi d'un troisième paramètre θ de rotation [19].

Elle est définie par :

$$\psi_{a,b,\theta}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(R^\theta \left(\frac{x-b}{a}, \frac{y-b}{a} \right) \right) \quad (2.4)$$

avec R^θ est une matrice de rotation (de changement de repère):

$$R^\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{bmatrix}$$

et le calcul des coefficients $C_f(a, b, \theta)$ de la transformation d'ondelettes 2D [19], se fait selon :

$$C_f(a, b, \theta) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \psi_{a,b,\theta}^*(x, y) dx dy \quad (2.5)$$

3. Transformation en ondelette discrète 2D

3.1. Définition et Calcul

La transformation en ondelette discrète (DWT, Discret Wavelet Transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelle et de translation d'ondelettes obéissant à certaines règles.

Dans ce cas les paramètres de translation b et de dilatation a de l'ondelette seront discrétisés de la manière suivante : $a = 2^j, b = k2^j$ pour $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$. Et désormais nous placerons une fonction, appelée fonction d'échelle noté φ , est associée à ψ . On la dilate et on la translate comme ψ . Pour fixer les idées, la fonction φ est aux approximations locales ce qu'est

Chapitre 2

de la fonction ψ est aux fluctuations autour de l'approximation local, ces fluctuations sont appelées détails [17].

On définit alors les atomes de base des ondelettes que l'on appelle aussi parfois implicitement ondelettes, ainsi que les atomes de base de la fonction d'échelle :

$$\begin{cases} \psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k), & \text{pour } (j, k) \in Z^2 \quad (2.6) \\ \varphi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi(2^{-j}t - k), & \text{pour } (j, k) \in Z^2 \quad (2.7) \end{cases}$$

Dans la DWT, l'ondelette est fonction des deux paramètres j et k . Le premier permet des changements d'échelle de 2^j et le deuxième permet des translations de $k2^j$. Ce changement d'échelle modulo 2, est implicitement appelé changement de résolution j , ce qui confère à la DWT l'appellation d'analyse multi-résolution.

Ainsi le calcul des coefficients de l'approximation $\beta_{j,k}$ et des détails $\alpha_{j,k}$ à une résolution j et translaté de k , se fait par :

$$\alpha_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (2.8)$$

$$\beta_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (2.9)$$

et à la reconstruction, le signal $s(t)$ est restitué à partir l'approximation A_j à la dernière résolution J et l'ensemble des détails D_j à toutes les résolutions $j \leq J$ comme suit :

$$s(t) = A_J + \sum_{j \leq J} D_j \quad (2.10)$$

où $A_j = \sum_{k \in Z} \beta_{j,k} \psi_{j,k}(t)$ et $D_j = \sum_{k \in Z} \alpha_{j,k} \psi_{j,k}(t)$.

3.2. Implémentation de la DWT-2D

Il existe principalement deux algorithmes rapides de décomposition-reconstruction pour la transformée en ondelette discrète DWT 2D:

- Algorithme de Mallat : DWT avec décimation
- Algorithme à Trous : DWT sans décimation

Tous les deux utilisent des filtres appropriés pour obtenir les coefficients d'approximations et les coefficients de détails suivant les trois orientation (vertical, diagonal et horizontal). Ces filtres sont calculés à partir de la fonction d'ondelette et la fonction échelle qui lui est associée.

3.2.1. Filtres de décomposition :

Pour une ondelette ψ , la fonction d'échelle associée φ satisfait une relation fondamentale qui est l'équation suivante :

$$\frac{1}{2}\varphi\left(\frac{1}{2}\right) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} a_n \varphi(t - n) \quad (2.11)$$

Du fait que φ est à support compact, la suite $(a_n)_{n \in \mathbb{Z}}$ serait donc d'un nombre fini et pourrait être vue comme les coefficients un filtre passe-bas ω à réponse impulsionnelle finie (FIR).

A partir de ce filtre ω , on définit quatre filtres FIR [17]:

- 2 pour la décomposition :
 - o filtre passe bas *LoD*, pour caculer les coefficients de l'approximation $\beta_{j,k}$
 - o filtre passe bas *HiD*, pour caculer les coefficients des détails $\alpha_{j,k}$
- 2 pour la reconstruction :
 - o filtre passe bas *LoR*, pour reconstruire l'approximation A_j
 - o filtre passe bas *HiR*, pour reconstruire les détails D_j

3.2.2. Algorithme de Mallat : DWT-2D avec décimation

3.2.2.1. Décomposition

La procédure de décomposition selon cet algorithme est représentée sur la figure 2.2.

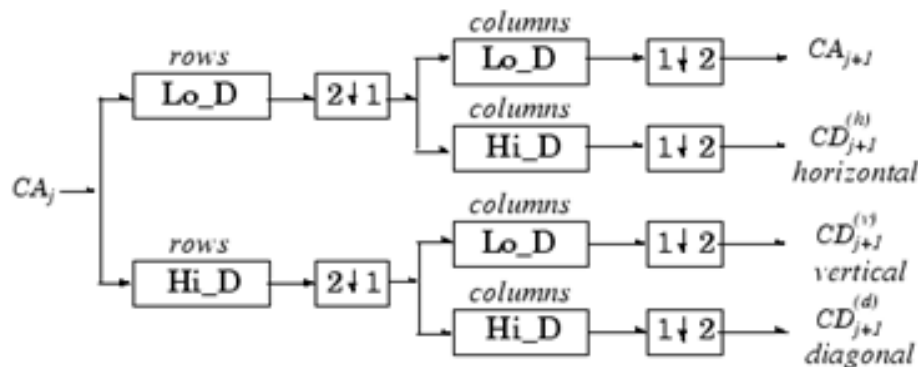


Figure 2. 2. Étape de base pour la décomposition DWT-2D avec décimation, où $\boxed{1 \downarrow 2}$ représente la décimation des lignes (conservation des lignes d'indice paire), et $\boxed{2 \downarrow 1}$ représente la décimation des colonnes (conservation des colonnes d'indice paire).

L'algorithme effectue le calcul des coefficients 2D en 2 temps :

1. Convolution des lignes de l'approximation CA_j (si $j = 0$, CA_0 est l'image originale) avec un filtre passe-bas Lo_D suivie d'une décimation (conservation des colonnes d'indice paire). Les colonnes de la matrice obtenue seront convoluées avec :
 - un filtre passe-bas Lo_D suivi d'une décimation (conservation des lignes d'indice paire) pour avoir l'approximation CA_{j+1} à la résolution $j + 1$,
 - un filtre passe-haut Hi_D suivi d'une décimation (conservation des lignes d'indice paire) pour avoir les coefficients des détails horizontaux $CD_{j+1}^{(h)}$ à la résolution $j + 1$,
2. Convolution des lignes de l'approximation CA_j avec un filtre passe-haut Hi_D suivi d'une décimation (conservation des colonnes d'indice paire). Les colonnes de la matrice obtenue seront convoluées avec :
 - un filtre passe-bas Lo_D suivi d'une décimation (conservation des lignes d'indice paire) pour avoir les coefficients des détails verticaux $CD_{j+1}^{(v)}$ à la résolution $j + 1$,
 - le filtre passe-haut Hi_D suivi d'une décimation (conservation des lignes d'indice paire) pour avoir les coefficients des détails diagonaux $CD_{j+1}^{(d)}$ à la résolution $j + 1$.

3.2.2.2. Reconstruction

La reconstruction d'une approximation CA_j (si $j=0$, A_0 est l'image finale restituée) à partir de l'approximation CA_{j+1} et l'ensemble des détails à la résolution $j + 1$, peut être résumée dans la figure 2.3

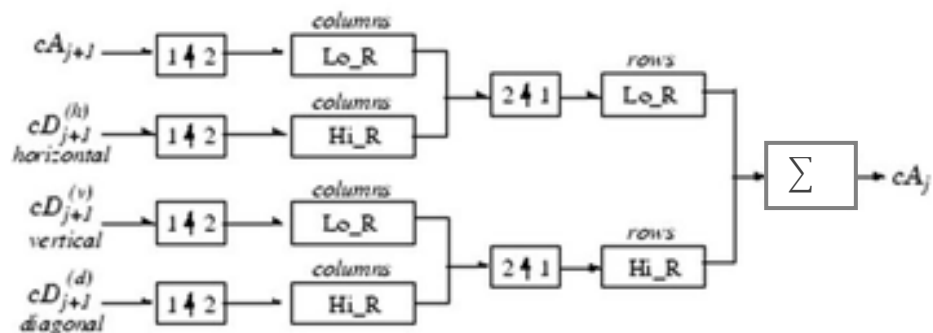


Figure 2. 3. Étape de base pour la reconstruction DWT-2D avec décimation

Cette reconstruction se fait par convolution des coefficients:

- de l'approximation CA_{j+1} avec le filtre passe-bas Lo_R et des détails horizontaux $CD_{j+1}^{(h)}$ avec le filtre passe-haut Hi_R suivant les colonnes, ensuite les résultats des deux convolutions

seront sommés. Le résultat de cette sommation est convolué avec un filtre passe-bas Lo_R suivant les lignes.

- des détails verticaux $cD_{j+1}^{(v)}$ avec le filtre passe-bas Lo_R et des détails diagonaux $cD_{j+1}^{(d)}$ avec le filtre passe-haut Hi_R suivant les colonnes, ensuite les résultats des deux convolutions seront sommés. Le résultat de cette sommation est convolué avec un filtre passe-haut Hi_R suivant les ligne.
- la sortie du dernier filtre Lo_R et celle du dernier filtre Hi_R sont sommées pour donner l'approximation cA_j à la résolution j

Il est à noter, que les convolutions suivant les colonnes sont précédées par un sur-échantillonnage des lignes représenté par $\boxed{1 \uparrow 2}$, alors que les convolutions suivant les lignes sont précédées par un sur-échantillonnage des colonnes représenté par $\boxed{2 \uparrow 1}$.

3.2.3. Algorithme à Trous : DWT-2D sans décimation

3.2.3.1. Décomposition

Dans l'algorithme de Mallat DWT-2D, lors d'un passage d'une résolution à une autre, il y'a décimation de l'image et des approximations successives, alors que dans le présent algorithme, l'image n'est pas décimée et conserve sa taille originale. En effet, à une résolution donnée j , et pour analyser 1 point parmi les 2^j points, c'est le filtre qui sera sur-échantillonné par ajout de $2^j - 1$ zéros entre deux coefficients. Cet ajout de zéros est assimilé à un ajout de trous, d'où l'appelation par algorithme à trous.

Cet algorithme se déroule comme suit, à chaque résolution j :

- on calcule les coefficients des approximations
 - horizontale au moyen du filtre horizontal h^h : $cA_j^h = cA_{j-1} * h_{\uparrow j}^h$ (2.12)
 - verticale au moyen du filtre vertical h^v : $cA_j^v = cA_{j-1} * h_{\uparrow j}^v$ (2.13)
 - diagonale au moyen du filtre diagonal h^d : $cA_j^d = cA_{j-1} * h_{\uparrow j}^d$ (2.14)
- puis on déduit l'approximation totale $cA_j = \frac{1}{3} \sum_{p=h,v,d} cA_j^p$ (2.15)
- ainsi que les détails $cD_j = cA_{j-1} - cA_j$ (2.16)

Où $h_{\uparrow j}$ désigne le sur-échantillonnage du filtre h par ajout de $2^j - 1$ zéros, assurant la transition de la résolution $j - 1$ à la résolution j , avec $h_0^h = LoD$ (filtre de décomposition associé à l'ondelette, et quelque soit la résolution $h^v = transpos(h^h)$ et $h^d = diag(h^h)$. On note aussi que cA_0 est l'image originale,

Cet algorithme est illustré dans la figure 2.4.

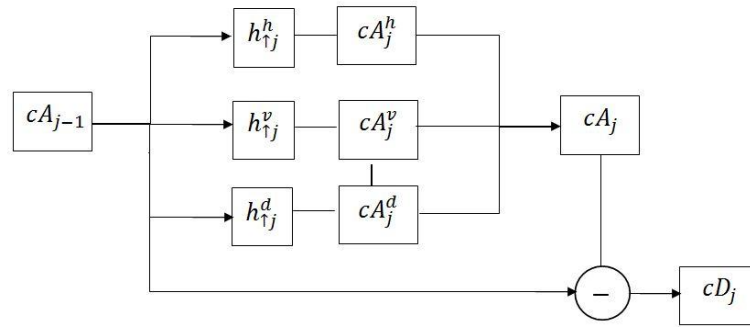


Figure 2.4. Algorithme de décomposition 2D sans décimation.

3.2.3.2. Reconstruction

La reconstruction d'une approximation cA_{j-1} (si $j=1$, cA_0 est l'image finale restituée) à partir de l'ensemble des approximation cA_j et des détails à la résolution j , cet algorithme peut être résumée dans la figure 2.5.

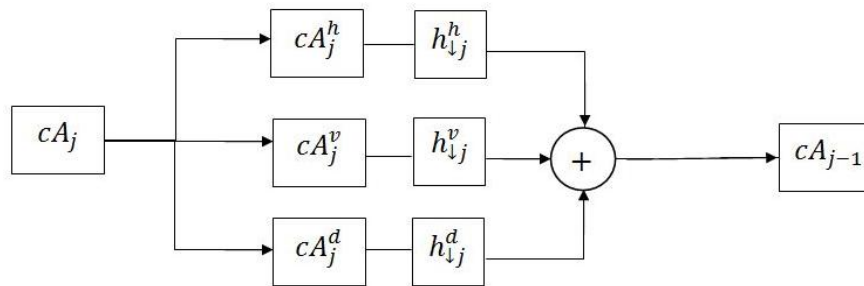


Figure 2.5. Algorithme de reconstruction 2D sans décimation.

Cette reconstruction se fait en suivant le chemin inverse de la décomposition sans décimation. A chaque résolution j ,

- les coefficients de l'approximation cA_j sont convolués avec les trois filtres $h_{\downarrow j}^{p=h,v,d}$ suivant les trois directions, où $h_{\downarrow j}^{p=h,v,d}$ est une version sous-échantillonné du filtre $h_j^{p=h,v,d}$.
- Les trois résultats des convolutions sont sommés pour enfin obtenir l'approximation cA_{j-1} à la résolution $j - 1$, selon l'équation suivante :

$$cA_{j-1} = \frac{1}{3} \sum_{p=h,v,d} cA_j^p * h_{\downarrow j}^p \quad (2.17)$$

3.2.4. Principales Familles d'ondelettes

Dans cette section on énumérera quelques ondelettes qui peuvent être utilisées dans le calcul de la DWT-2D au travers les 2 algorithmes développés plus haut, et aussi dans le calcul de la CWT-2D. Elles sont résumées dans le tableau 2.1

Ondelettes à filtres	Ondelettes sans filtres	
	Réelles	Complexes
– Daubechies	– Chapeau Mexicain	– Morlet complexe
– Haar	– Morlet	– Gaussienne complexe
– Symlets		

Tableau 2.1 : Familles d'ondelette[20].

- Les ondelettes à filtre sont employées dans la transformation en ondelette discrète, chacune est associée à une fonction échelle.
- Les ondelettes sans filtres sont employées dans la transformation en ondelette continue, et ces ondelettes ne possèdent pas de fonction d'échelle.

4. Application sur les images rétinienne

4.1. Première étapes

Etape1. Lecture de l'image du fond de la rétine à partir de la base DRIVE. C'est une image couleur de type RVB. (figure 2.6.a)

Etape2. Transformation en image luminance à niveau de gris, ou bien conservation uniquement du canal vert (car plus contrasté) . (figure 2.6.b)



Figure 2.6. Image lue dans la base DRIVE, (a) : image original, (b) : image de niveau de gris.

Etape3. Prétraitement de lissage du bruit par filtrage median de taille $[3 \times 3]$. L'arrière plan de l'image (background) devient plus homogène et les contours des vaisseaux plus lisses

Etape4. Comme dans le calcul des différentes TO discrètes ou continues, on procède à un calcul de convolution avec ondelettes ou filtres, pour éviter l'effet de bord au niveau du disque de la rétine, on remplace les valeurs nulles en dehors du disque de la rétine par une

valeur qui se rapproche du contenu à l'intérieur du disque. Le choix est porté sur la valeur moyenne des valeurs à l'intérieur du disque.

Pour pouvoir faire ce calcul, il nous faut le masque FOV (Field Of View) qu'on trouve dans la base DRIVE, et selon l'expression :

$$val_{moy} = moyenne(I_{image}(FOV == 255))$$

càd, val_{moy} est égale à la moyenne des points de l'image où FOV est égale à 255.

Etape5. Inversion de l'image pour rendre les vaisseaux brillants, et le background sombre.

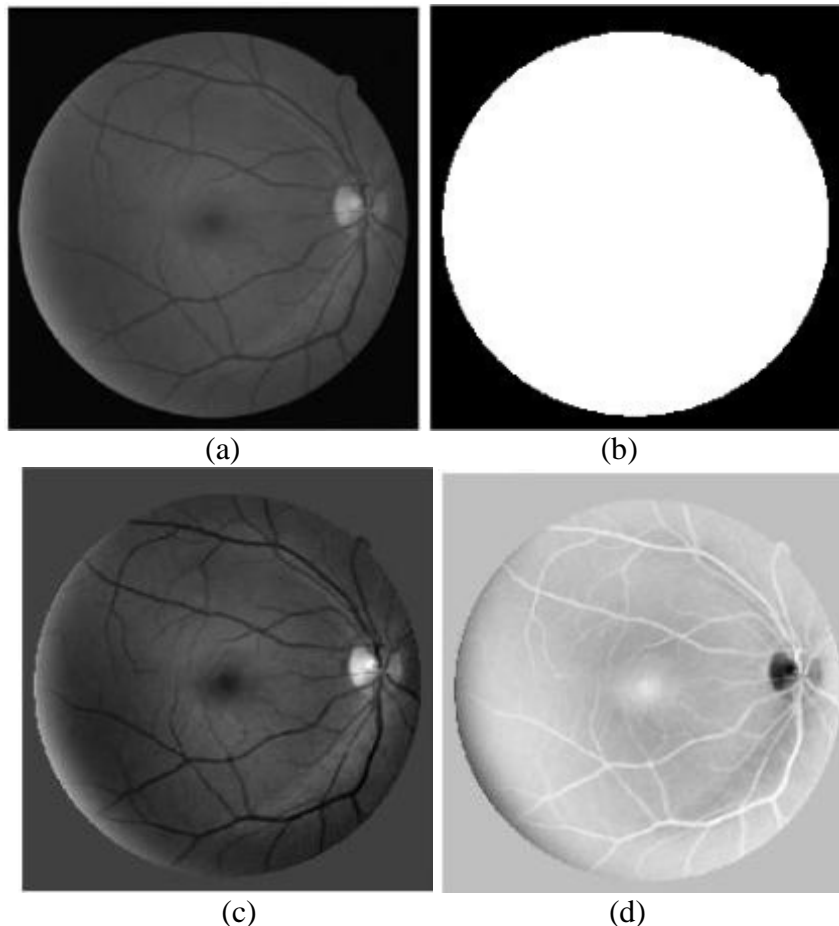


Figure 2.7. Image prétraitée, (a) : image filtré, (b) : le masque FOV, (c) : élimination de l'effet de bord, (d) : image à intensité inversé.

Ces 5 étapes sont communes aux algorithmes qui seront abordés dans la suite.

4.2. Application de l'Algorithme de la transformation en ondelette avec décimation

Pour l'algorithme de transformation en ondelette avec décimation on utilisera la procédure exposée en section 3.2.2 qui est basée sur les filtre de décomposition passe_bas et passe_haut, en quatre éléments à voir l'approximation et les détails suivant trois direction (horizontale, verticale et diagonale), suivit d'une décimation.

Etape6. Création des filtres de décompositions. Pour se faire, il faut d'abord choisir l'ondelette adéquate dont la forme correspond au profil des vaisseaux sanguins, afin de mieux rehausser les formes vasculaires. Les ondelettes : 'Daubechies 4 ou 5', 'Symplet 6 ou 8', 'Coiflet 2 ou 3', répondent à cette exigence. Dans la suite on utilisera l'ondelette 'Daubechies 5', représentée en figure 2.8.

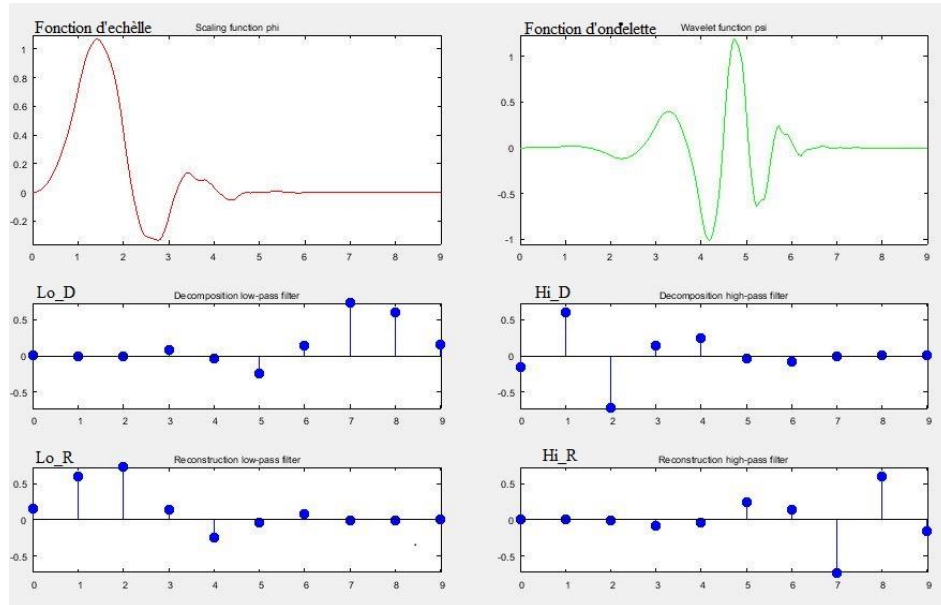


Figure 2.8. Ondelette 'Daubechies 5', représentent la fonction de Db5 et d'échelle avec les 4 filtres associés.

Etape7. Décomposition de l'image par DWT-2D avec décimation, sur 4 niveaux ($j = 1:4$), avec les 4 filtres associés, selon la procédure expliquée en section 3.2.2, et les résultats sont illustrés sur la figure 2.9. Il est clair que les vaisseaux sont réhaussés sur les images des détails.

Etape8. Pour obtenir une image où les vaisseaux sont réhaussés, on ne conservera que les images de détails des niveaux 2 à 4, car le niveau 1 est trop bruité. La somme de l'ensembles des détails aux échelles 2 à 4, nous donne l'image final des vaisseaux réhaussés, illustrée dans la figure 2.10.(a).

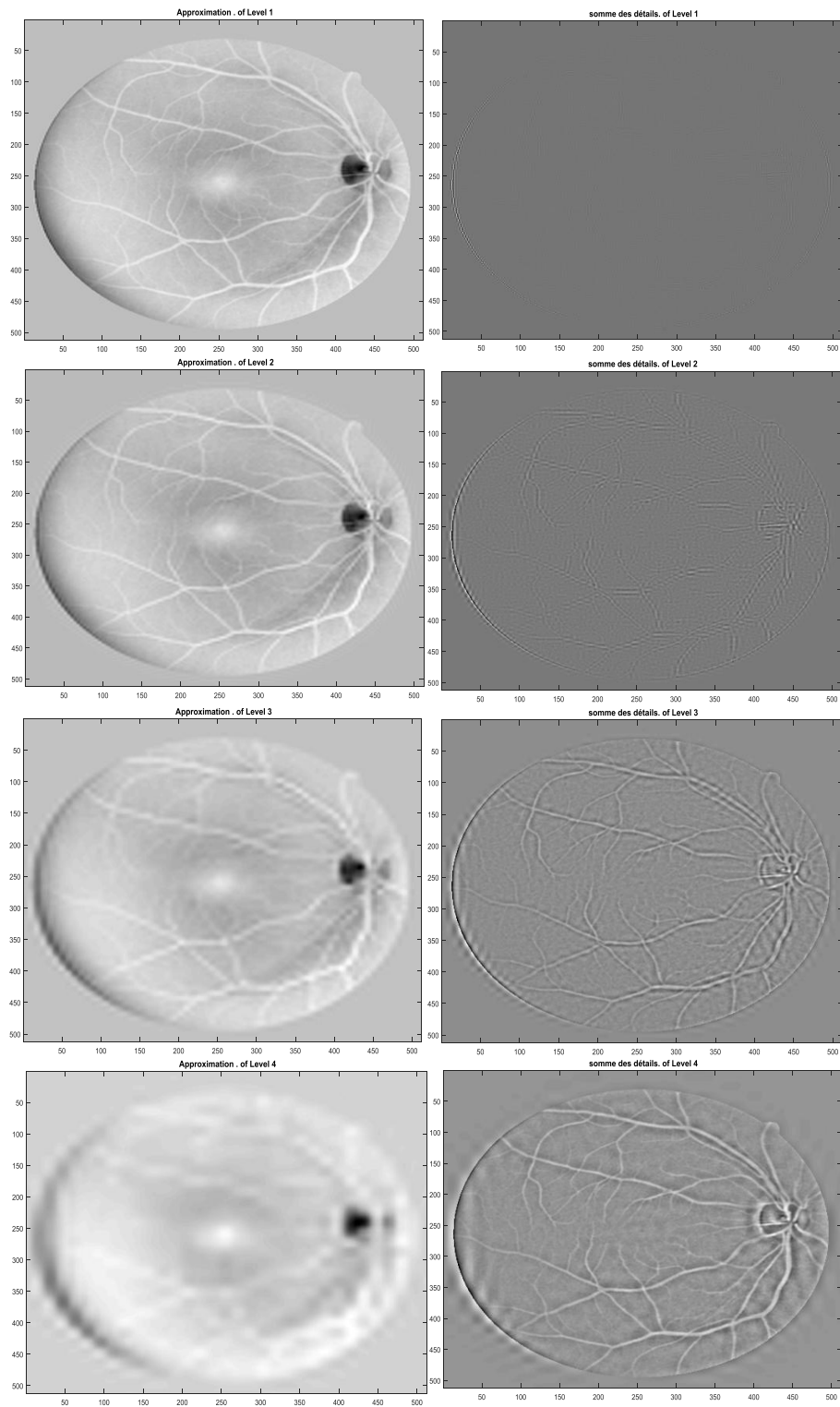


Figure 2.9 . Image décomposée par l'ondelette ‘Daubichies 5’, la colonne gauche représente les approximations et la colonne droite représente la somme des détails (horizontal, vertical et diagonal) pour les différentes échelles de 1 à 4.

Etape9. Segmentation par la méthode de seuillage sur histogramme, et dont le seuil optimal est calculé selon la méthode d’Otsu (implémentée sous Matlab). Le résultat est illustré sur la figure 2.10.(b).

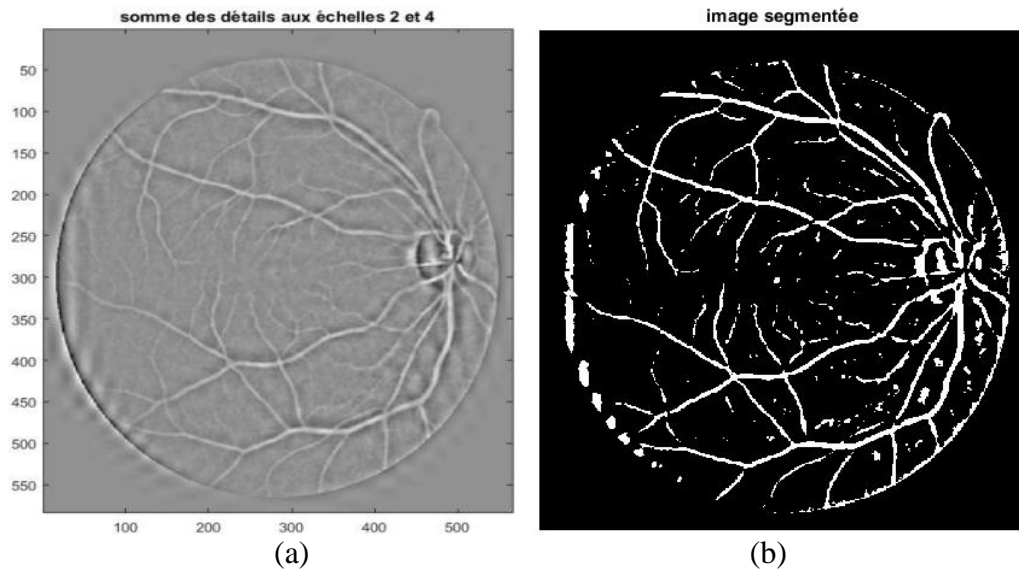


Figure 2.10. Segmentation de l'image à base de l'algorithme DWT 2D

Sur l'image segmentée, on remarque que les vaisseaux segmentés présentent des discontinuités, et les vaisseaux fins sont presque inexistant, cela est due à la perte d'information lors de la décimation.

4.3. Application de l'Algorithme de la transformation en ondelette sans décimation

Pour l'algorithme de transformation en ondelette sans décimation on utilisera la procédure exposée en section 3.2.3. L'algorithme de la transformation sans décimation est similaire à celui de la transformée avec décimation, la seule différence est que à la décomposition on ne décime pas l'approximation mais on sur-échantillonne le filtre adapté en insérant des zéros.

Etape6. On conçoit les filtres de décomposition à partir du filtre $h = [1 \ 2 \ 4 \ 6 \ 4 \ 2 \ 1]$, représenté en figure 2.11, les différents filtres de décomposition.

$$\begin{cases} h_{Horizontal} = [1 \ 2 \ 4 \ 6 \ 4 \ 2 \ 1] & (2.18) \\ h_{vertical} = transpose(h) & (2.19) \\ h_{diagonal} = diag(h) & (2.20) \end{cases}$$

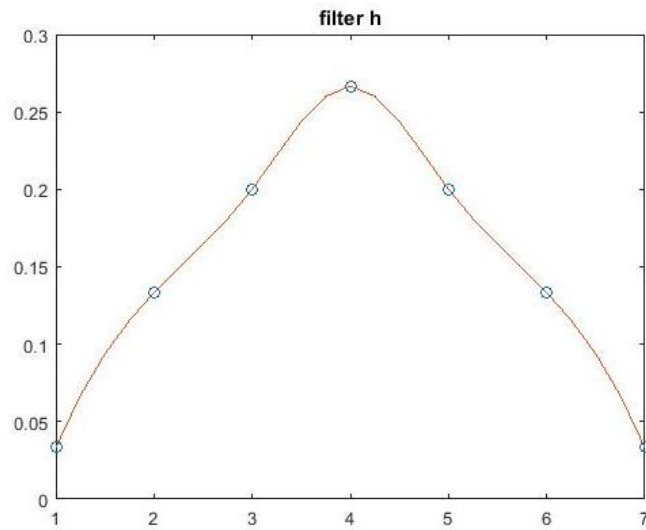


Figure 2.11. filtre de décomposition.

Étape7. Décompositions en ondelettes sur 4 niveaux selon la procédure relatée dans les équations (2.12) à (2.16). Les approximations horizontaux, verticaux et diagonaux au niveau j sont obtenus en convoluant l'approximation du niveau $j - 1$ avec les filtres plus haut. Alors que les détails du niveau j sont obtenue en soustrayant, de l'approximation de niveau $j - 1$, la somme des approximation résultantes de la convolution. A chaque niveau $j > 1$ on suréchantillonne les 3 filtres. La figure 2.12 illustre les résultats de cette étape.

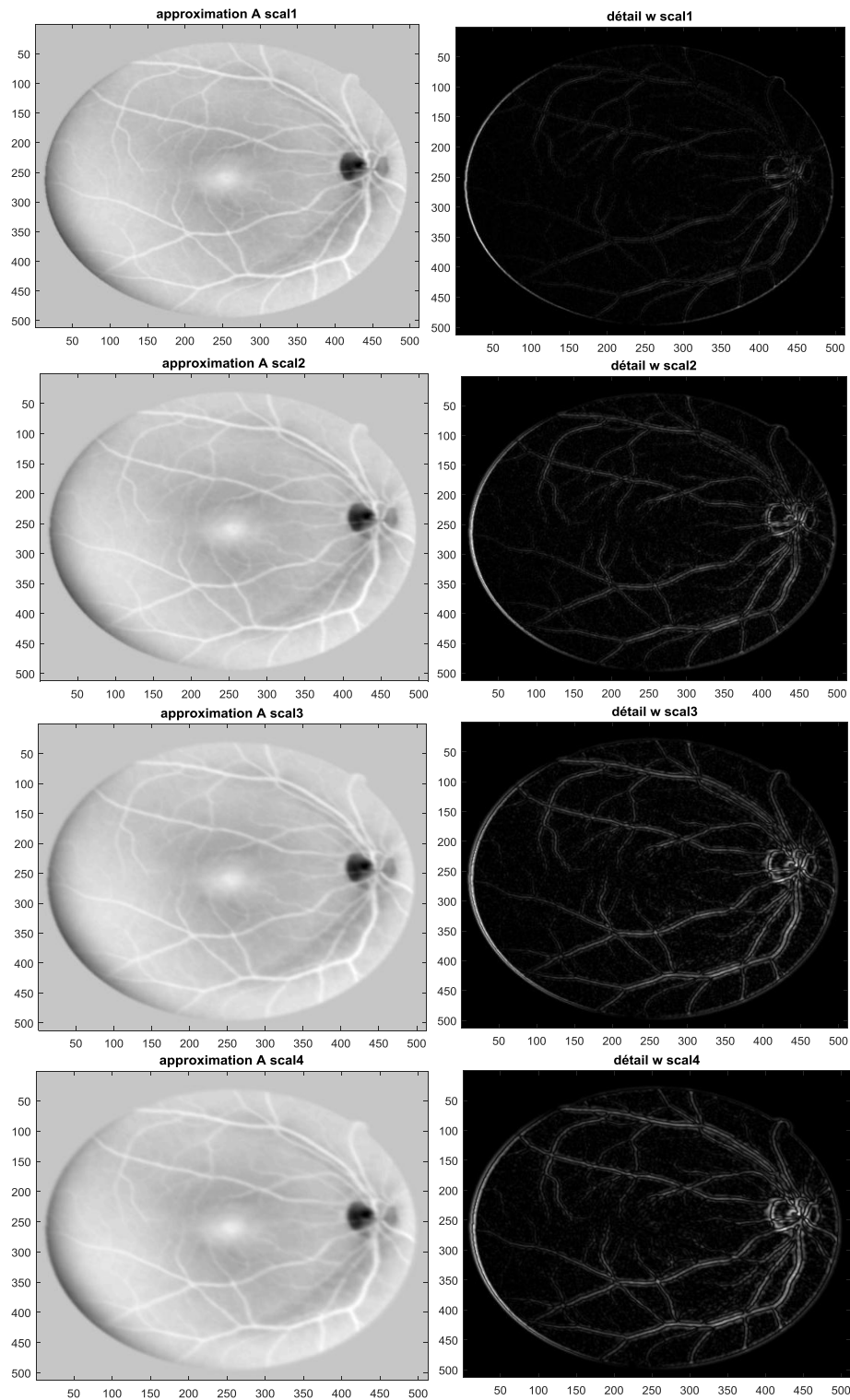


Figure 2. 12. Image décomposée par un filtre h , la colonne gauche représente les approximations et la colonne droite représente la somme des détails (horizontal, vertical et diagonal) pour les différentes échelles de 1 à 4.

Etape8. Calcul de l'image des vaisseaux réhaussés en sommant les détails des niveaux 2 à 4, sans le niveau 1 car trop bruité. La figure 2.13.(a), illustre le résultat de cette étape.

Etape9. Segmentation par la méthode de seuillage sur histogramme, et dont le seuil optimal est calculé selon la méthode d'Otsu Le résultat est illustré sur la figure 2.13.(b).

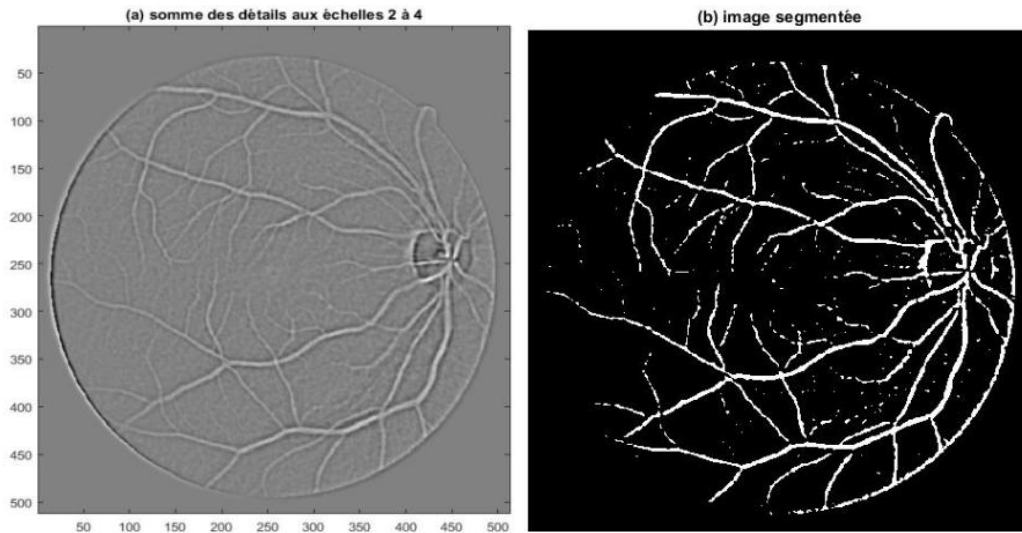


Figure 2.13. Segmentation de l'image à base de l'algorithme à trou (a) : somme des détails aux échelles 2 à 4, (b) : image segmenté.

Si on compare les résultats obtenus au moyen de l'algorithme DWT 2D avec décimation (figure 2.10.b) avec ceux obtenus avec l'algorithme à trou (figure 2.13.b), on remarque que dans la dernière il y'a apparition de certains vaisseaux fins et une diminution des fausses détections causées par la non-homogénéité du background de la rétine.

4.4. Transformation en ondelette continue 2D

On utilisera la procédure exposée en section 2.2. Cette transformation ne ressemble en rien avec la transformation discrète dite classique, où on manie des filtres de décomposition dans au maximum 3 directions. En effet, la présente transformation utilise une seule ondelette étirable $\psi_{a,b,\theta}(t)$ sous plusieurs échelle, et orientable en plusieurs directions. Cette anisotropie confère un avantage à cette transformation. Mais, comme il a été dit plus loin, elle a l'inconvénient de redondance et d'un important taux de calcul et de mémoire.

4.4.1. Choix de l'ondelette : Ondelette de Morlet

Pour mieux rehausser les formes vasculaires, il faudra choisir une ondelette dont la forme correspond au profil des vaisseaux sanguins. Nous adopterons le choix établi dans [19], à savoir l'ondelette de 'Morlet', dont les performances ont été prouvées par rapport à d'autres ondelettes continues, telles les ondelettes : 'Gauss', 'Chapeau Mexicain', ...etc., dans [22], ainsi que par notre expérience.

L'ondelette de 'Morlet' représentée dans figure 2.14, est générée selon l'équation :

$$\psi_{a,b}(x) = e^{\frac{-x^2}{2}} \cos(5x) \quad (2.21)$$

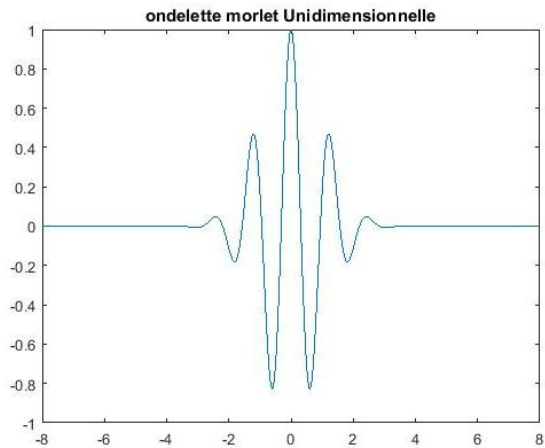


Figure 2.14. Ondelette de 'Morlet'

En 2D, elle peut être générée selon l'équation (2.22) et elle est représentée dans la figure 2.15.

$$\psi_{a,b,\theta}(x, y) = \psi_{a,b}(R^\theta(x, y)) = \psi_{a,b}(x', y') = e^{-\frac{x'^2+y'^2}{2}} \cos(5x') \cos(5y') \quad (2.22)$$

$$\text{où } \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = R^\theta \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

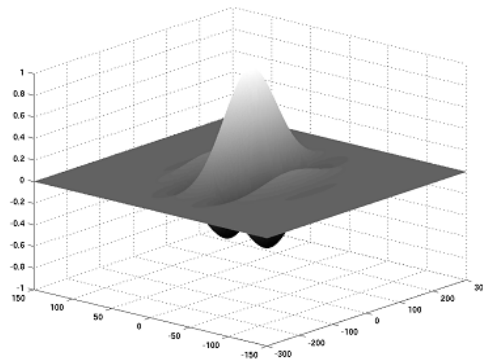


Figure 2.15. Ondelette de 'Morlet' 2D [19]

C'est une ondelette anisotrope, qui veut dire qu'il y a une dépendance à l'angle. C'est une avantageuse propriété dans l'analyse d'image, car elle permet de détecter les caractéristiques (détails, principalement) directionnelles de l'image, c'est ce qui la différencie des ondelettes isotropes (non-directionnelles) utilisées en transformation discrète.

4.4.2. Algorithme de segmentation

Etape6. Génération de l'ondelette selon l'équation (2.22). On effectue une corrélation de l'image avec cette ondelette, sur plusieurs échelles, et pour chaque échelle sur plusieurs directions, selon l'équation (2.7), avec $b = 0$ (le calcul est centré sur chaque pixel). Quelques résultats de la décomposition sont montrés sur la figure sur la figure 2.16.

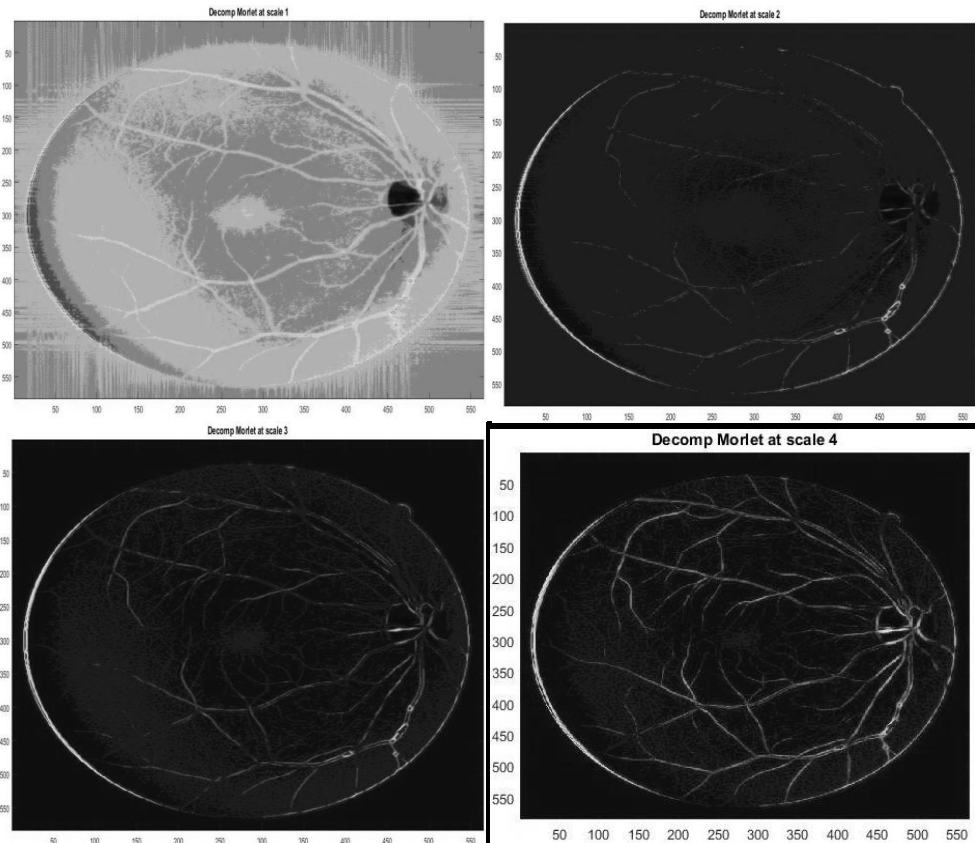


Figure 2. 16. décomposition en ondelette de Morlet, échelle 1 à 4.

Etape7. Production de l'image où les vaisseaux sanguins sont rehaussés.

- sur chaque échelle, et pour tout point de l'image, on retient la réponse maximale sur l'ensemble des directions.

$$M_f(a) = \max_{\theta} C_f(a, \theta)$$

- et pour tout point de l'image, on retient la réponse maximale sur l'ensemble d'échelles. l'angle maximas des coefficients pour les différentes échelles et directions.

$$F_f = \max_a M_f(a)$$

Le résultat est illustré sur la figure 2.17.a.

Etape8. Segmentation par la méthode de seuillage sur histogramme, et dont le seuil optimal est calculé selon la méthode d'Otsu Le résultat est illustré sur la figure 2.17.b.

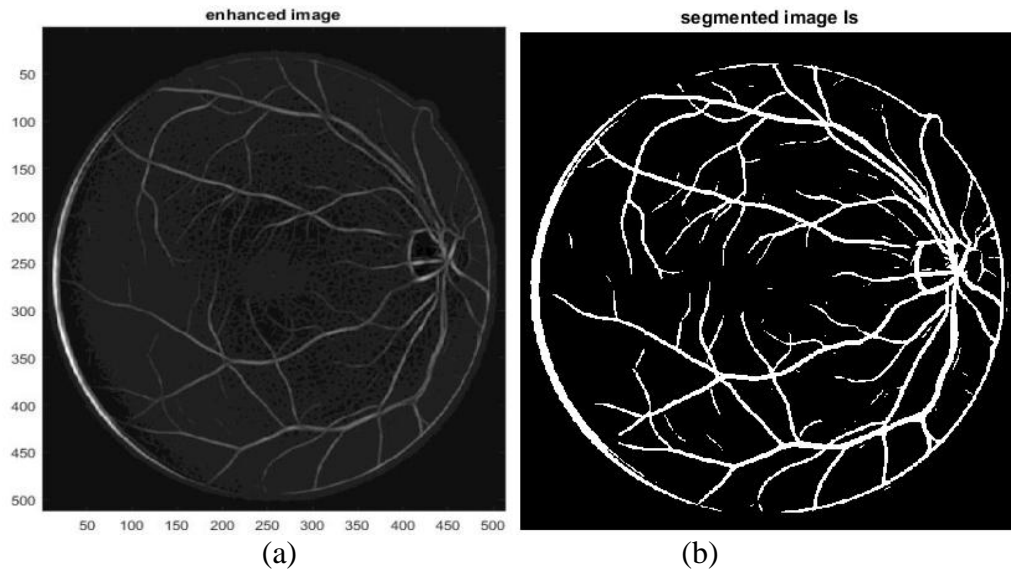


Figure 2.17. Segmentation de l'image à base ondelette de *Morlet*
(a) : image rehaussée, (b) : image segmentée

Sur l'image segmentée (2.17.b) on remarque visuellement une diminution des fausses détections en comparant les résultats obtenus au moyen de l'algorithme DWT 2D avec décimation (figure 2.10.b) et ceux obtenus avec l'algorithme à trou (figure 2.13.b). Il y a une nette amélioration dans la segmentation des vaisseaux larges et y compris les fins.

5. Comparaison et Conclusion

Ce chapitre apporte des outils pour la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien à base des transformations en ondelettes selon 3 méthodes : la méthode discrète avec décimation, la méthode discrète sans décimation et la méthode continue anisotrope. Les deux premières ne délivrent pas de bonnes segmentations à cause principalement de leurs anisotropie, car ne détectant pas les vaisseaux variablement orientés, et au sous-échantillonnage, qui élimine beaucoup d'informations fines dans l'image. Alors que la 3ème méthode, donne des résultats très satisfaisants, mais exige un temps de calcul et une mémoire importante, propriétés inhérentes au calcul en continu, et aussi elle détecte faussement des structures non-vasculaires ayant un profil de niveau de gris semblable à celles-ci et qui a été approximé par l'ondelette de Morlet. A la lumière de ces résultats, on essayera d'approcher la segmentation et l'extraction des vaisseaux sanguins, par une autre approche

- qui tire avantage de
 - la transformation d'ondelette discrète, utilisant des filtres discrets, moins couteux en temps de calcul et en mémoire
 - la transformation d'ondelette continue, en ayant la propriété d'anisotropie.
- et qui permet de rehausser au mieux les formes curvilinéaires des vaisseaux sanguins, en adoptant une procédure de filtrage qui correspondent à la forme et au profil des vaisseaux sanguins.

La transformation de Shearlet répond à ces exigences, et ce sera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 3

La Transformation De Shearlet

Introduction

La transformation de Shearlet, introduite en 2005 par Labate, Lim et al [23], est considérée ces dernières années comme l'une des méthodes les plus efficaces pour l'analyse multi-échelle des signaux multidimensionnels.

La transformation de Shearlet, elle est comme la transformation en ondelette discrète, Elle utilise une décomposition au moyen de filtres extraits à partir d'ondelettes et fonction échelle, mais contrairement à elle, elle est anisotrope, et même mieux selon [19], elle est adaptée à la détection des formes curvilinéaires, tels les vaisseaux rétiniens, d'où notre intérêt à aborder cette approche dans la segmentation des vaisseaux rétiniens. Dans le présent chapitre, on s'attèlera à présenter cette transformation et dévoiler ses avantages et en tirer profil pour développer un algorithme de segmentation des vaisseaux remédiant aux lacunes des méthodes vues en chapitre 2.

1. Les Shearlets

1.1. Définition

Les Shearlets ainsi que les ondelettes discrètes sont construites à partir de fonctions génératrices (ondelettes) qui peuvent être modifiées avec un certain opérateur d'échelle. Mais tandis que pour les ondelettes discrètes, seule la mise à l'échelle isotrope est possible. c.à.d, elle ne permet pas de faire une approche suivant différentes orientations, les shearlets sont soumises à une échelle anisotrope grâce à un cisaillement [23], qu'on détaillera par la suite. La figure 3.1 montre l'approximation d'une courbe curvilinéaire au moyen de bases isotropes (ondelettes) et de bases anisotropes (shearlets). Il est clair, que cette dernière est mieux adaptée à l'approximation des formes curvilinéaires.

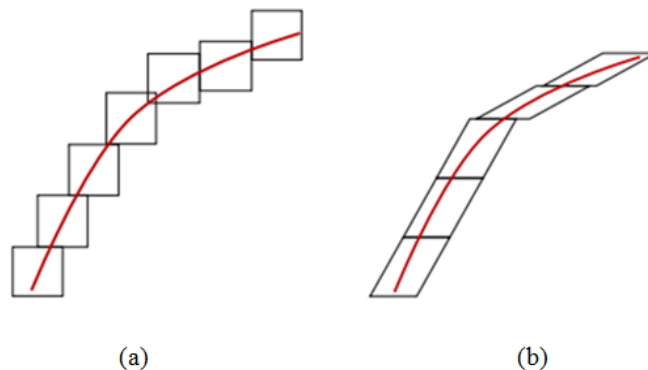


Figure 3. 1. (a) Approximation d'une courbe au moyen de base isotrope. (b) Approximation d'une courbe au moyen de base anisotrope [23].

La nature anisotrope de la Shearlet est due au cisaillement qui oriente l'ondelette dans différentes orientations. La figure 3.2 nous montre un carré redimensionné sous plusieurs échelles et cisailé.

L'appellation de Shearlet vient du verbe anglais '*to shear*' qui signifie cisailler ou couper.

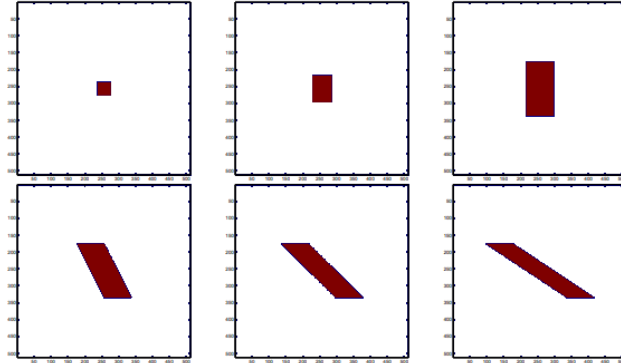


Figure 3. 2. Un carré est redimensionné deux fois et cisailé trois fois.

1.2. Propriété

La Shearlet est une onde qui s'étend sur plusieurs échelles, orientations et emplacements avec la capacité de devenir très allongé [24]. Sa construction nécessite une combinaison entre :

- un opérateur d'échelle basé sur une matrice d'échelle parabolique A_a de la forme [24]:

$$A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & a^{1/2} \end{pmatrix} = \text{diag} (a, a^{1/2}); \quad (3.1).$$

Où a est un facteur d'échelle.

- un opérateur de cisaillement, permettant les changements d'orientation. Cet opérateur est représenté par la matrice de cisaillement S_s donnée par [24]:

$$S_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; \quad (3.2).$$

Où s est un facteur de cisaillement.

- un facteur de translation t pour déplacer la shearlet sur le plan 2D.

Au vu de cette combinaison, la fonction de Shearlet est exprimée par [25] :

$$\psi_{a,s,t}(x) = a^{3/4} \psi \left(A_a^{-1} S_s^{-1} (x - t) \right) \quad (3.3).$$

Où $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ est une fonction génératrice. Les shearlets $\psi_{a,s,t}$ émergeraient donc par dilatation, cisaillement et translation de la fonction ψ .

2. La transformation de Shearlet

2.1. Transformation de Shearlet continue

Pour un certain nombre des valeurs d'échelle, de cisaillement et de translation, un système de Shearlets continues peut être généré par:

$$SH_{con}(\psi) = \left\{ \psi_{a,s,t}(x) = a^{3/4} \psi \left(A_a^{-1} S_s^{-1} (x - t) \right) / a \in \mathbb{R}^+, s \in \mathbb{R}, t \in \mathbb{R}^2 \right\} \quad (3.4).$$

La transformation de Shearlet $TSH_\psi(f)$ d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ serait définie par [26]:

$$TSH_\psi(f)(a, s, t) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \psi_{a,s,t}^*(x, y) dx dy \quad (3.5).$$

Elle permet de calculer corrélation (degrés de similitude) entre la fonction f et la Shearlet ψ .

2.2. Cône-Adapté au Systèmes de Shearlet continus

Pour créer le système de Shearlet $SH_{con}(\psi)$, le domaine de Fourier est partitionné en quatre cônes (deux horizontaux, deux verticaux) et une région passe-bas de forme carrée (voir figure 3.3) [23].

$$\left\{ \begin{array}{l} CH_1 = \{(\varepsilon_1, \varepsilon_2) \in \mathbb{R}^2 : \varepsilon_1 \geq 1, |\varepsilon_2/\varepsilon_1| \leq 1\} \\ CH_2 = \{(\varepsilon_1, \varepsilon_2) \in \mathbb{R}^2 : \varepsilon_1 \leq -1, |\varepsilon_2/\varepsilon_1| \leq 1\} \\ CV_1 = \{(\varepsilon_1, \varepsilon_2) \in \mathbb{R}^2 : \varepsilon_2 \geq 1, |\varepsilon_1/\varepsilon_2| \leq 1\} \\ CV_2 = \{(\varepsilon_1, \varepsilon_2) \in \mathbb{R}^2 : \varepsilon_2 \leq -1, |\varepsilon_1/\varepsilon_2| \leq 1\} \\ LP = \{(\varepsilon_1, \varepsilon_2) : |\varepsilon_1|, |\varepsilon_2| \leq 1\} \end{array} \right. \quad (3.6)$$

Les cônes horizontaux (CH_1 et CH_2) et verticaux (CV_1 et CV_2) sont associés à leurs propres fonctions génératrices respectivement $\psi, \tilde{\psi} \in (L^2) \mathbb{R}^2$ et en plus, une fonction d'échelle $\varphi \in (L^2) \mathbb{R}^2$ est introduite, couvrant la région passe-bas (LP) [23]. Et enfin, le système des Shearlets continues $SH(\varphi, \psi, \tilde{\psi})$ serait l'union des ensembles suivants :

$$- \Psi = \{ \psi_{a,s,t}(x) = a^{-\frac{3}{4}} \psi (A_a^{-1} S_s^{-1} (x - t)) : a \in \mathbb{R}^+; s \in \mathbb{R}; t, x \in \mathbb{R}^2 \} \quad (3.7).$$

$$- \tilde{\Psi} = \{ \tilde{\psi}_{a,s,t}(x) = a^{-\frac{3}{4}} \tilde{\psi} (\tilde{A}_a^{-1} S_s^{-T} (x - t)) : a \in \mathbb{R}^+; s \in \mathbb{R}; t, x \in \mathbb{R}^2 \} \quad (3.8).$$

$$- \Phi = \{ \varphi_t(x) = (x - t) : t, x \in \mathbb{R}^2 \} \quad (3.9).$$

Où $\tilde{A} = \text{diag}(a^{1/2}, a) = \begin{pmatrix} a^{1/2} & 0 \\ 0 & a \end{pmatrix}$ et $S_s^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ s & 1 \end{pmatrix}$

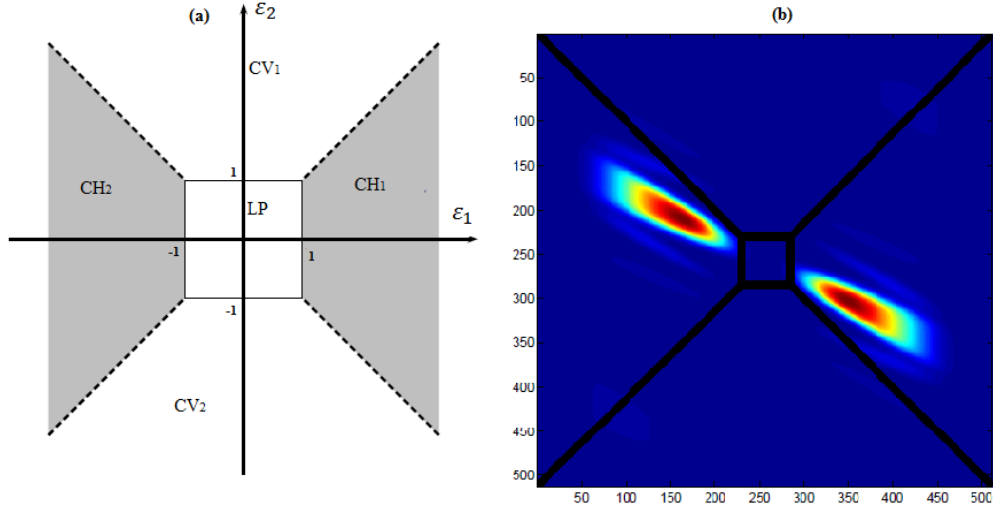


Figure 3.3. (a) montre le pavage du domaine fréquentiel en cônes dans le système de Shearlet, (b) montre la réponse en amplitude d'une shearlet dans les cônes horizontaux dans le domaine fréquentiel [23].

2.3. Transformation de Shearlet discrète

Une version discrète du système des Shearlets peut être obtenue en discrétisant l'ensemble des paramètres associés au système de Shearlet continue, comme suit :

$$\begin{cases} \text{le facteur d'échelle :} & a \rightarrow 2^j \\ \text{le facteur de cisaillement :} & s \rightarrow k \quad j, k \in \mathbb{Z} \text{ et } m \in \mathbb{Z}^2 \\ \text{le paramètre de translation :} & t \rightarrow m \end{cases}$$

Ainsi, les opérateurs d'échelle et de cisaillement deviennent : $A_a \rightarrow A_{2^j}$ et $S_s \rightarrow S_k$

Le système des shearlets discrètes serait donc [27] :

$$SH_{disc}(\psi) = \{\psi_{j,k,m}(n) = 2^{3j/4} \psi(S_k A_{2^j}(n - c m))\} \quad (3.10)$$

où : $n \in \mathbb{Z}^2$ coordonnées spatiales discrètes de l'image, et $c \in \mathbb{R}_+^2$ est une constante d'échantillonnage.

De ce fait, le calcul de la transformation en Shearlet discrète se fera comme suit :

$$TSH_\psi(f)(j, k, m) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \psi_{j,k,m}^*(x, y) dx dy \quad , \quad f \in L^2(\mathbb{R}^2) \quad (3.11)$$

2.4. Cône-Adapté au Systèmes de Shearlet discrète

Afin de pouvoir implémenter le calcul de la transformation définie dans l'équation(3.11), le cône adapté défini dans l'équation (3.6) est échantillonné, et un nouveau système des shearlets discrètes $SH(\varphi, \psi, \tilde{\psi}, c)$ pourrait être établi par l'union des ensembles suivants [23]:

$$- \Psi = \{\psi_{j,k,m}(n) = 2^{\frac{3}{4}j} \psi(S_k A_{2j}(n - M_c m)) : j \geq 0; |k| \leq 2^{j/2}; m, n \in \mathbb{Z}^2 \quad (3.12).$$

$$- \tilde{\Psi} = \{\tilde{\psi}_{j,k,m}(n) = 2^{\frac{3}{4}j} \tilde{\psi}(S_k^T \tilde{A}_{2j}(n - \tilde{M}_c m)) : j \geq 0; |k| \leq 2^{j/2}; m, n \in \mathbb{Z}^2 \quad (3.13).$$

$$- \Phi = \{\varphi_m(n) = \varphi(n - c_1 m) : m \in \mathbb{Z}^2\} \quad (3.14).$$

Avec

$$A_{2j} = \text{diag}(2^j, 2^{j^{1/2}}) = \begin{pmatrix} 2^j & 0 \\ 0 & 2^{j^{1/2}} \end{pmatrix} \quad \tilde{S}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ k & 1 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{A}_{2j} = \text{diag}(2^{j^{1/2}}, 2^j) = \begin{pmatrix} 2^{j^{1/2}} & 0 \\ 0 & 2^j \end{pmatrix} \quad M_c = \text{diag}(c_1, c_2) = \begin{pmatrix} c_1 & 0 \\ 0 & c_2 \end{pmatrix}$$

$$S_k = \begin{pmatrix} 1 & k \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \tilde{M}_c = \text{diag}(c_2, c_1) = \begin{pmatrix} c_2 & 0 \\ 0 & c_1 \end{pmatrix}$$

Et où $c = (c_1, c_2) \in \mathbb{R}^{2+}$ des constantes d'échantillonnage, respectivement selon les axes fréquentiels en abscisse et ordonnée du cône de la figure 3.3.a.

3. Rehaussement des structures vasculaires au moyen de la transformée de Shearlet

3.1. Principe

L'idée intuitive derrière cette approche est que, puisque les coefficients de la transformation de Shearlet sont étroitement liés aux structures curvilinéaires qu'elles soient majeures ou mineurs, une représentation complète de l'arbre vasculaire rétinien, pourrait être obtenue par calcul inverse des coefficients de la transformation de Shearlet. Ce calcul inverse, en l'occurrence inversion de l'équation (3.5), se fait comme suit [23]:

$$f = \text{TSH}_{\psi}^{-1}\{\text{TSH}_{\psi}\{f\}(a, s, t)\} = \text{TSH}_{\psi}^{-1}\{\langle f, \psi_{a,s,t} \rangle\} = \sum_{\psi \in SH} \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle \cdot S^{-1} \psi_{a,s,t} \quad (3.13)$$

Mais comme, le nombre des coefficients de la transformation de Shearlet pourrait être important, d'autant plus que certains coefficients pourraient correspondre à des structures longilignes, autres que les vaisseaux rétiniens, tels texture du tissu de la rétine, anomalies de forme longiligne, bords du disque optique, ...etc. On ne retiendra de ce fait que les coefficients élevés, représentant réellement les structures curvilinéaires des vaisseaux, d'ailleurs, majeurs ou mineurs. Ce rognage des coefficients, donnera une approximation de l'image rétinienne, où seules les formes curvilinéaires apparaîtront, on dira qu'il y'a rehaussement de ces structures. Cette approximation ou ce rehaussement se fera selon l'équation suivante [23]:

$$f_n = \sum_{i \in I} \langle f, \psi_i \rangle \cdot S^{-1} \psi_i \quad (3.13)$$

Où I est l'ensemble des indices i , associés aux n coefficients les plus élevés parmi l'ensemble de tous les coefficients $\langle f, \psi_{a,s,t} \rangle$.

3.2. L'algorithme de segmentation via la Transformée de Shearlet

Pour implémenter l'algorithme de segmentation, tous les calculs relatifs à la transformation de sharlet, ont été faits au moyen du ToolBox Shearlet V3.11, fait par [28], et téléchargeable à partir du lien internet [29].L'algorithme de segmentation comprend cinq étapes :

Etape1. : lecture d'image.

Etape2. : prés traitements.

Etape3. : génération du système de sharlet discret $SH_{disc}(\psi)$

Etape4. : décomposition en Shearlet et construction de l'image des vaisseaux rehaussés.

Etape5. : segmentation par seuillage (après pré-rehaussement par la CWT-Morlet).

Les **Etape 1** et **Etape 2** sont similaires à celles des algorithmes cités au chapitre 2. On discutera dans la suite que les 3 étapes suivantes.

Etape3. Dans le ToolBox Shearlet V3.11, pour générer le système des Shearlets SH_{disc} , défini dans les équations 3.12 à 3.14, il est employé comme ondelette génératrice ψ , l'ondelette Cohen-Daubechies-Feauven 9/7.[29]

Par ailleurs, on peut également directement créer les filtres passe-haut associés aux ondelettes ψ et $\tilde{\psi}$ ainsi que le filtre passe-bas associé à la fonction échelle φ , qui seront appliqués respectivement sur les cônes $CH_{1,2}$ et $CV_{1,2}$ et sur la zone LP .

On a opté pour une décomposition en 4 échelles : $a = 2^j \Big|_{j=0:3} = [1, 2, 4, 8]$. Un cisaillement pour $k = [1, 1, 3, 3]$. (Choix imposé par le ToolBox, du fait que la taille du vecteur cisaillement doit être la même que celle du vecteur échelle). ...

Etape4. La décomposition de l'image sur le système de shearlet SH_{disc} , selon l'équation (3.11), puis une approximation correspondant aux coefficients les plus larges est retenue selon l'équation (3.15). La sélection des coefficients large se fait par opération de seuillage. Cette approximation correspond à l'image rehaussée, et est représentée en figure 3.4.b.

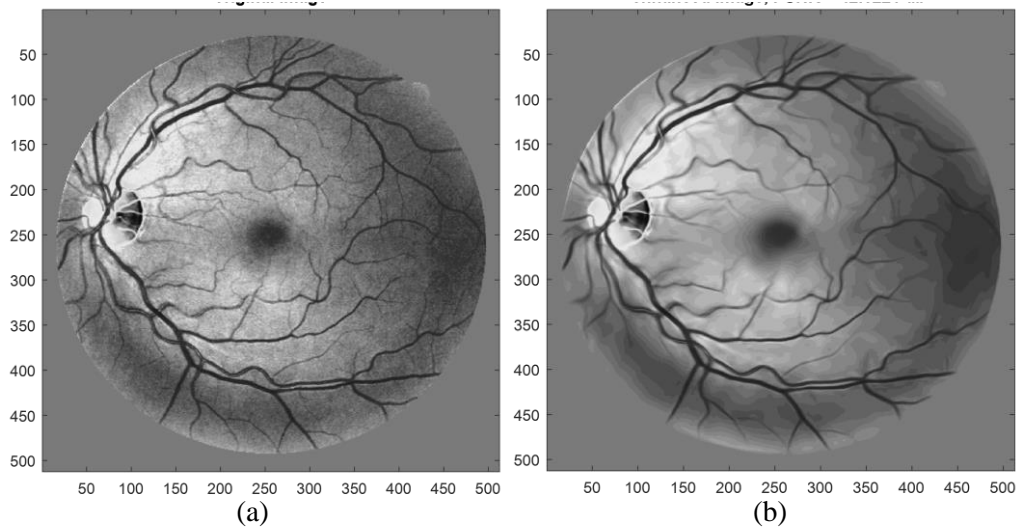


Figure 3. 4. Image rétinien rehaussé par la décomposition en shearlet : **(a)** l'image originale, **(b)** l'image rehaussée.

On remarque que dans l'image rehaussée que les structures vasculaires sont plus mises en valeurs (rehaussées) et ont des intensités plus élevées que sur l'image originale. Par ailleurs, et le fond de la rétine est complètement lissé.

Etape5. Segmentation de l'image rehaussée par seuillage sur histogramme, comme pour les algorithmes de segmentation développés en chapitre 2. Mais cette fois, au préalable on appliquera la CWT-Morlet afin de rehausser le profil gaussien de l'intensité des vaisseaux sanguins. Les résultats sont exposés dans la figure 3.6.

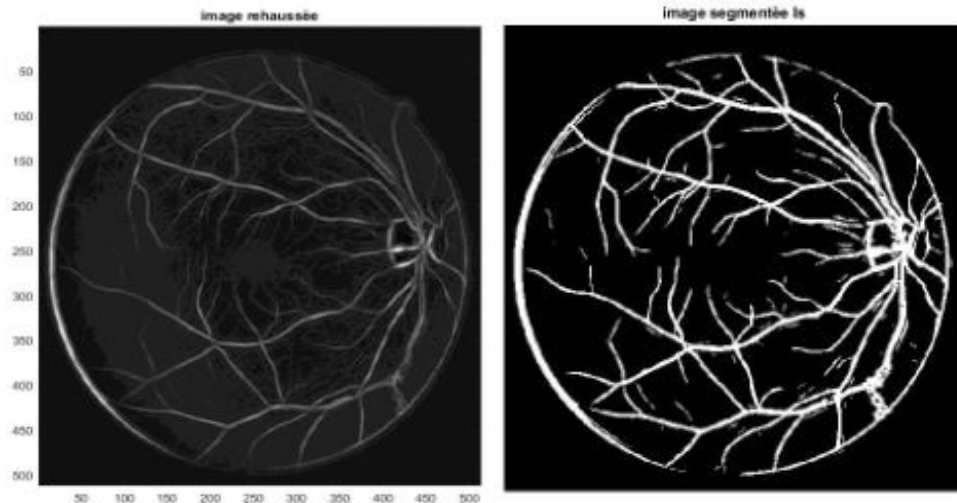


Figure 3. 5. Segmentation de l'image par la transformation en shearlet
(a) : rehaussement de l'image de la figure 3.5.b par la CWT-Morlet, (b) : image segmenté.

On remarque :

- une nette amélioration de la segmentation par rapport la DWT2 avec et sans décimation, ainsi que la CWT-Morlet, car apparition de vasculatures fines absentes dans les 1ères. Cette amélioration est due à la forme de base de Shearlet, qui par cisaillement peut approximer toutes les formes curvilinéaire de toute élongation et dans toutes orientation, et grâce au changement d'échelle, elle peut approximer des vaisseaux de toutes largeurs.

Aussi, beaucoup moins de fausses détections, dues à la non-homogénéité du fond de la rétine. Cette amélioration revient à la procédure de rehaussement par approximation qui conserve que les coefficients large de la transformation de la Shearlet. Vu que les structures géométriques du background ne correspondent à la forme allongée de la base de la Shearlet. Les coefficients de la transformation Shearlet relatives au background seraient faibles et seront supprimés lors de la procédure de rehaussement par approximation.

On applique la segmentation basé sur les Shearlets pour différentes images (01_test, 02_test, 03_test) de la base DRIVE [9], et on obtient les résultats illustrés dans la figure 3.6 :

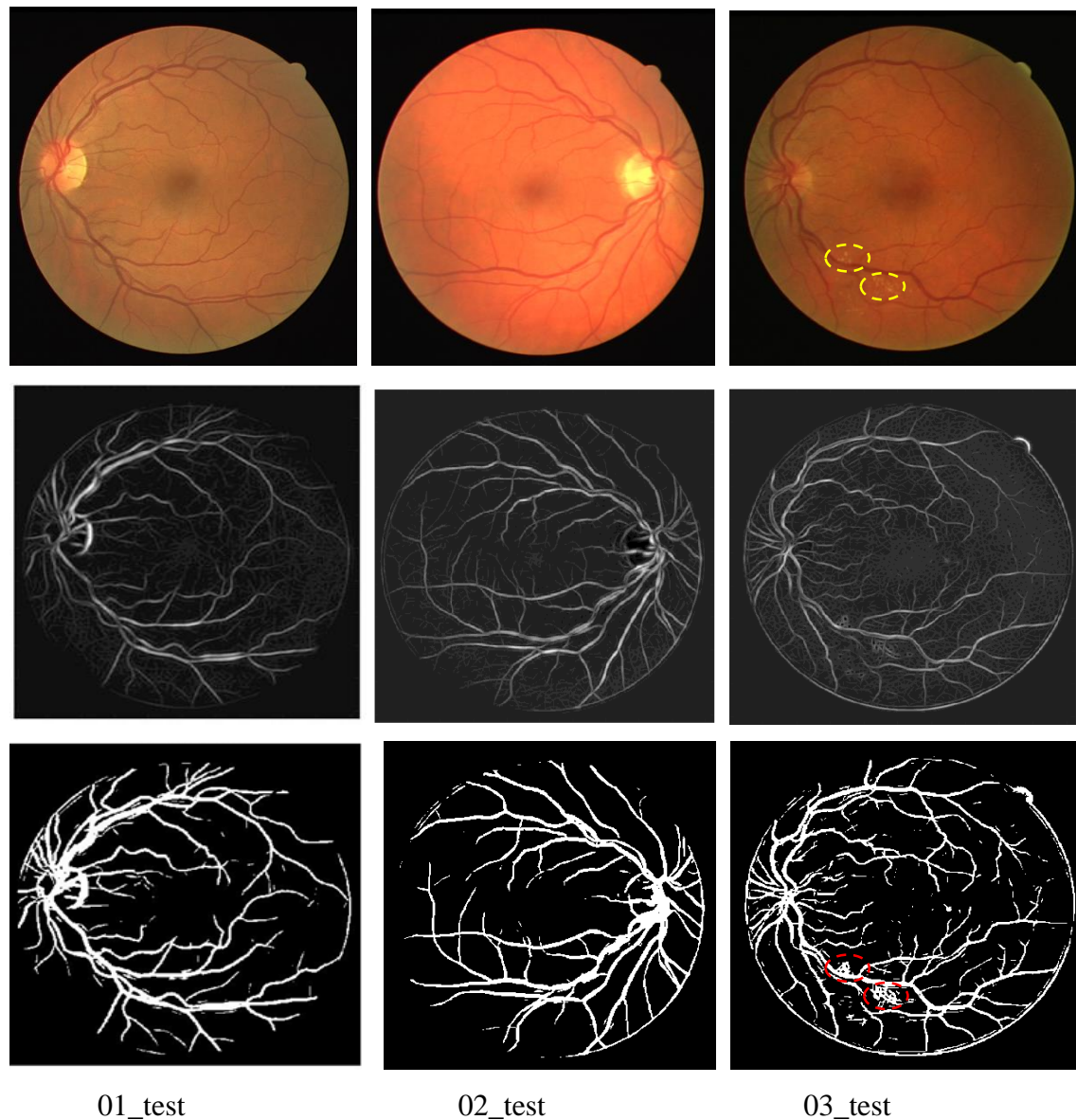


Figure 3. 6. Segmentation des différentes images (**01_test**, **02_test**, **03_test**) de la base DRIVE, la première ligne représente les images originales, la deuxième ligne représente les images rehaussées et la troisième ligne représente les images segmentées.

Remarque :

D’après la figure 3.6 nous remarquons que:

L’algorithme développé permet de bien détecter l’arbre vasculaire rétinien, en effet des vaisseaux de différentes largeur et orientation sont bien détectés, néanmoins, les plus fines sont absents.

De plus, sur certain images (voir image 03_test) il y a détection de certaines structures non vasculaires, tels le bord du disque optique et certains pathologie, de fait que ces structures ont une forme allongée assortie à la base de la Shearlet.

4. Conclusion :

Dans le présent chapitre, nous avons présenté la transformation de Shearlet ainsi que ses avantages (multi-échelle, anisotrope, discrète, bases adaptées aux formes curvilinéaires), dont on a tiré profit pour mettre en œuvre un algorithme de segmentation des vaisseaux rétiniens. Les segmentations obtenues sont de bonne qualité et sont bien meilleures que celles obtenues avec les DWT-2D avec et sans décimation ainsi que la CWT, du fait que les vaisseaux de différentes elongations et différentes largeurs sont capturés sans toutefois de fausses détections en background. Reste à quantifier ces résultats, objet du prochain chapitre.

Chapitre 4

Evaluation Des Performances De L'algorithme De Segmentation

Introduction :

Les résultats de la segmentation obtenus dans le chapitre 3, au moyen de la méthode développée autour de la transformation de Shearlet, ont été approuvés visuellement par l'œil humain. Afin de valider cette méthode, il faut évaluer ses performances. Pour se faire, au préalable, on applique l'algorithme sur les vingt images de la base DRIVE [09], et c'est à la base des segmentations obtenues qu'on effectue des mesures pour calculer les performances de la méthode.

1. Présentation des mesures de performance d'un algorithme

Les performances sont évaluées en comparant l'image segmentée par l'algorithme avec une image de référence, segmentée manuellement par un professionnel, et contenue dans la base. En effet, les 20 images de la base DRIVE, sont toutes accompagnées par une segmentation manuelle de référence [30,3].

Les performances d'un l'algorithme sont quantifiés significativement par :

- la sensibilité (se),
- la spécificité (sp)
- la précision (acc).
- la courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur (ROC)

Qui seront calculées en fonction des mesures suivantes :

- les vrais positifs (TP) : le nombre des points des vaisseaux correctement détectés dans les images rétiniennes
- les faux positifs (FP) : le nombre des points non-vaisseaux détectés comme vaisseaux
- les vrais négatifs (TN) : le nombre des points non-vaisseaux correctement détectés
- les faux négatifs (FN) : le nombre des points comme non-vaisseaux détectés.

1.1. La Sensitivité :

Indique la capacité de l’algorithme à détecter correctement les vaisseaux rétiniens, suivant l’équation suivante [03] :

$$se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1)$$

1.2. La spécificité :

Indique la capacité de l’algorithme à distinguer toutes les structures non vasculaires, suivant l’équation suivante [03]:

$$sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4.2)$$

1.3. La précision :

Mesure le rapport entre les pixels correctement classés (à la fois vaisseaux et non-vaisseaux) et le nombre total de pixels dans le champ de vision de l’image, suivant l’équation suivante [03]:

$$acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.3)$$

1.4. La ROC (Receiver Operating Characteristic):

C’est une courbe caractéristique au fonctionnement du récepteur, elle trace la fraction du taux des vrais positifs (TVP) par rapport au taux de faux positif (TFP), où :

- le TVP indique le rapport entre les points correctement classés comme vaisseaux et le nombre total des points vaisseaux dans l’image référence.

$$TVP = \frac{TP}{\text{nombre total des points vaisseaux dans l’image référence}} \quad (4.4)$$

- le TFP indique le rapport entre les points incorrectement classés comme vaisseaux et le nombre total des points non-vaisseaux dans l’image référence.

$$TFP = \frac{FP}{\text{nombre total des points non – vaisseaux dans l’image référence}} \quad (4.5)$$

Plus la courbe se rapproche du coin supérieur à gauche, plus il y'a une meilleure performance du système. L'aire sous la courbe, qui est égale à 1 pour un système optimal, est considérée comme une mesure utilisée pour qualifier ce comportement. [30,3]

2. Evaluation des performances de la méthode de segmentation proposée

2.1. Evaluation

Les performances, établies dans en équations (4.1) à (4.5), sont mesurées uniquement sur les pixels à l'intérieur du champ de vision (FOV: Field Of View); voir figure 4.1. La base DRIVE comporte le FOV de chacune des 40 images.

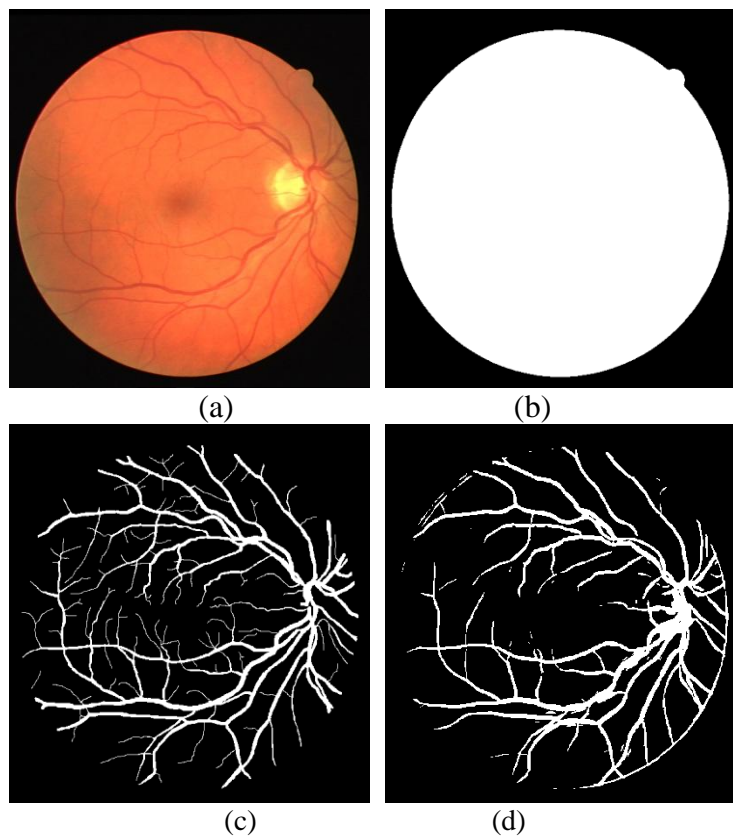


Figure 4. 1. (a) image original, (b) la FOV, (c) image segmentée manuellement, (d) image segmentée par l'algorithme à base de la transformation de Shearlet.

Les performances de la méthode proposée de segmentation des vaisseaux rétiniens au moyen de la transformation de Shearlet, après application sur toutes les images de la base DRIVE, sont présentées dans le tableau 4.1. La dernière ligne de ce tableau correspond à la valeur moyenne de ces performances. Les valeurs minimale et maximale de ces performances sont mises en gras, pour faciliter la lecture des valeurs. Par ailleurs, la courbe du ROC est représentée en figure 4.2.

Image	Sensitivité	Spécificité	Précision
01	0,911	0,9039	0,9049
02	0,7989	0,9491	0,9266
03	0,7506	0,936	0,909
04	0,7088	0,9376	0,9071
05	0,7643	0,9544	0,9286
06	0,7113	0,9339	0,9025
07	0,7521	0,9443	0,9189
08	0,6062	0,9542	0,9104
09	0,7946	0,9174	0,903
10	0,7561	0,9606	0,9362
11	0,7133	0,9191	0,8924
12	0,7281	0,941	0,9144
13	0,717	0,9327	0,9021
14	0,8031	0,9388	0,9228
15	0,8019	0,9472	0,9321
16	0,7727	0,9339	0,9128
17	0,7377	0,8988	0,8789
18	0,7565	0,9437	0,9222
19	0,8456	0,9301	0,9199
20	0,8204	0,9141	0,9041
moyenne	0,7625	0,9345	0,9124

Tableau 4. 1. Mesures de performances.

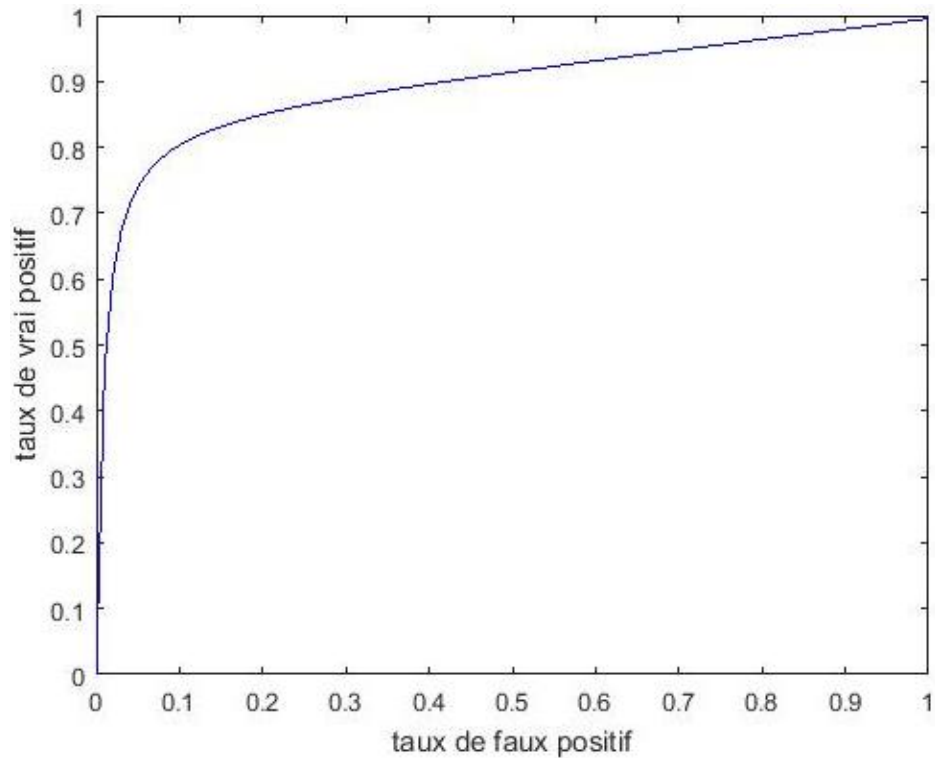


Figure 4. 2. Courbe caractéristique du ROC

2.2. Discussion des résultats :

Dans notre évaluation des performances de la segmentation, nous présentons les résultats obtenues dans le tableau 4.2 :

	Méthode proposé	Méthodes en littérature	
		Min	Max
se_{moy}	0.7625	0.5879 [32]	0.9094 [31]
sp_{moy}	0.9345	0.9702 [34]	0.9870 [33]
acc_{moy}	0.9124	0.9155 [32]	0.9767 [35]
ROC	0.8941	0.9250 [19]	0.9598 [19]

Tableau 4. 2. Comparaison des résultats de performances obtenues avec les méthodes en littérature [03].

D'après les résultats du tableau 4.2 on déduit que :

- Pour la sensibilité on se situe au milieu des deux performances minimale et maximale, on peut dire qu'on a une très bonne détection des vaisseaux rétiniens en termes de sensibilité.

Chapitre 4

- Pour ce qui est de la spécificité on remarque qu'on est légèrement inférieur de la valeur minimale de presque cinq centième (5/100). Néanmoins, on peut considérer que la méthode proposée arrive à bien discerner les structures non vasculaires.
- La précision de notre méthode reste dans la moyenne des valeurs précédentes, de ce fait, on peut dire que notre méthode effectue une bonne classification des pixels à la fois vaisseaux et non-vasseaux.
- En ce qui concerne le ROC, on constate d'après la figure 4.2 que la courbe se rapproche du coin supérieure gauche, l'aire sous la courbe est égale à 0.8941 qui est proche de la valeur minimale.

Pour améliorer les performances en spécificité et précision, il faut que le nombre des FN au niveau des frontières de la FOV et du disque optique soit faible, voir nul. Pour réduire ce nombre, nous préconisons de faire un post-traitement visant à éliminer ces fausses détections.

3. Conclusion

D'après les résultats obtenus en terme de performance, on peut dire que les performances de la méthode de segmentation développée dans le présent mémoire, à segmenter les vaisseaux rétiniens de la base DRIVE, sont très satisfaisantes en terme de sensibilité et de ROC, et approuvables en terme de spécificité et précision. Pour améliorer les deux dernières performances on préconise d'effectuer un post-traitement sur l'image segmentée afin de réduire les FN et se rapprocher au maximum de la segmentation de l'expert.

Conclusion Générale

Dans le présent travail nous nous sommes posés le défi de développer une méthode qui arrive à segmenter l'arbre vasculaire rétinien, en tenant en compte la variabilité, en terme de taille, d'intensité et d'orientation des vaisseaux rétiniens, ainsi que les spécificités de l'image d'angiographie rétinienne, en l'occurrence, un fond non homogène en illumination et en texture, et en présence d'autres structures non vasculaires, tels les anomalies, fovéa, disque optique,...

Nous sommes arrivés à produire 2 algorithmes de segmentation basés sur la transformation en ondelette discrète avec et sans décimation, dont les résultats n'étaient à la hauteur de nos espérances, car cette transformation est anisotrope, et un 3ème algorithme basé sur la transformation en ondelette continue, délivrant des résultats probants mais avec assez de fausses détections.

Nous avons aussi établi un algorithme de segmentation basé sur la transformation de Shearlet, qui permet de rehausser les structures curvilinéaires, tels les vaisseaux sanguins, associée à la transformation continue d'ondelette moyennant l'ondelette de Morlet pour mieux ressortir le profil à niveau de gris des vaisseaux, pour permettre enfin une meilleure segmentation et les résultats obtenus sont plus que probants.

Pour pouvoir comparer le dernier algorithme élaboré avec les méthodes de segmentation des vaisseaux rétiniens citées en littérature, nous avons calculé ses performances en terme de sensibilité (0.7625), de spécificité (0.9345), d'exactitude (0.9124) et de surface sous la courbe ROC (0.8941), que nous jugeons concluants, et nous pouvons dire de ce fait que l'objectif fixé au départ est atteint.

Pour finir, nous préconisons, dans un but d'amélioration des performances de l'algorithme et se rapprocher au maximum de la segmentation l'expert, d'effectuer un post-traitement sur l'image finale afin de réduire les fausses détections, d'utiliser d'autres méthodes de segmentation, tel le contour actif, ou encore de réaliser un prétraitement pour corriger l'illumination non homogène de l'image d'angiographie rétinienne.

WEBOGRAPHIE

- [1] Anatomie de l'œil, https://lecerveau.mcgill.ca/flash/capsules/articles_pdf/anatomie_oeil.pdf

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

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

- [7] <http://dictionnaire.academie-medecine.fr/?q=ophtalmoscope%20laser%20%C3%A0%20balayage>.

- [9] DRIVE: digital retinal images for vessel extraction, <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE> , 2004.

- [11] IOSTAR dataset. [Online]. Available:www.retinacheck.org, 2015.

- [29] www.shearlab.org

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Anatomie de l'œil, https://lecerveau.mcgill.ca/flash/capsules/articles_pdf/anatomie_oeil.pdf
- [2] Itebeddine GHORBEL. Segmentation et quantification des couches rétinienne 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.
- [3] Chetan L Srinidhi, P Aparna, Jeny Rajan. Recent Advancements in Retinal Vessel Segmentation. DOI 10.1007/s10916-017-0719-2, 2017.
- [4] Anatomie et physiologie de l'œil, cours centre national de formation en santé oculaire, CNFSOC ISOs.
- [5] Anatomie normal et fonction de l'œil, <https://www.focus-eye-clinic.com/fr/anomalies-oeil/anatomie-normale-et-fonction-de-loeil/>
- [6] Système cardio-vasculaire, http://www.imsat.fr/docdownload/SOCLE_COMMUN/syst%C3%A8me%20cardio-vasculaire.pdf
- [7] <http://dictionnaire.academie-medecine.fr/?q=ophtalmoscope%20laser%20%C3%A0%20balayage>.
- [8] Feroui Amel. Analyse des images couleur du fond d'œil pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie: application a la détection des pathologies rétinienne, thèse pour obtenir Pour obtenir le titre de Docteur en Electronique Biomédicale, mai 2014.
- [9] DRIVE: digital retinal images for vessel extraction, <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE>, 2004.
- [10] Alipour, S. H. M., Hossein, R., and Mohammadreza, A., A new combined method based on curvelet transform and morphological operators for automatic detection of foveal avascular zone. *SIVi P* 8.2:205–222, 2014.
- [11] IOSTAR dataset. [Online]. Available: www.retinacheck.org, 2015.
- [12] Wong, T. Y., and et al., Retinal microvascular changes and MRI signs of cerebral atrophy in healthy, middle-aged people. *Neurology* 61.6:806–811, 2003.
- [13] Hoover, A., and Goldbaum, M., Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Trans. Med. Imaging* 22.8:951–958, 2003.
- [14] Yau, J. W. Y., and et al., Global prevalence and major risk factors of diabetic retinopathy. *Diabetes Care* 35.3:556–564, 2012.

BIBLIOGRAPHIE

- [15] Cheung, C. S. Y., and et al., Computer-assisted image analysis of temporal retinal vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity for the assessment of disease severity and treatment outcome. *J. Am. Assoc. Pediatr. Ophthalmol. Strabismus* 15.4:374–380, 2011.
- [16] C.Charles, Introduction aux ondelettes. Université de Liège, 2011.
- [17] Michel Misiti, Yves Misiti et all, Les ondelettes et leurs application, LAVOISIER, 2003, Paris.
- [18] Tarik Alani, Introduction aux ondelettes (wavelette), ESIEE-Paris, 2013.
- [19] João V. B. Soares, Jorge J. Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Morle.Wavelet and Supervised classification.2006].
- [20] Kanghui Guo, Gitta Kutyniok, and Demetrio Labate, Sparse Multidimensional Representations using Anisotropic Dilation and Shear Operators, 2005 by Nashboro Press, Brentwood, TN.
- [21] Peter Bankhead, C. Norman Scholfield et all, Fast Retinal Vessel Detection and Measurement Using Wavelets and Edge Location Refinement,2012.
- [22] Elaheh Imani, Malihe Javidi et all, Improvement of retinal blood vessel detection using morphological component analysis,2015.
- [23] ShearLab 3D. Manual. v1.0. August the 29th, 2013.
- [24] Gitta Kutyniok, Demetrio Labate, Editors, Shearlets Multiscale Analysis for Multivariate Data, Birkhäuser, 2012, Springer New York Dordrecht Heidelberg London.
- [25] Kai Hu, Aiguo Song et all, An Image Filter Based on Shearlet Transformation and Particle Swarm Optimization Algorithm, Volume 2015, Article ID 414561, 9 pages.
- [26] Sören Häuser, Fast Finite Shearlet Transform: a tutorial, February 8, 2012.
- [27] Gitta Kutyniok , Wang-Q Lim, and Gabriele Steidl, Shearlets: Theory and Applications, 2014 WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA,Weinheim.
- [28] G. Kutyniok, W.-Q. Lim, R. Reisenhofer ShearLab 3D : Faithful Digital SHearlet Transforms Based on Compactly Supported Shearlets. *ACM Trans. Math. Software* 42 (2016), Article No. : 5.
- [29] www.shearlab.org
- [30] Elaheh Imani, Malihe Javidi et all, Improvement of retinal Blood vessel detection using morphological component analysis, 2015 Elsevier Ireland Ltd.

BIBLIOGRAPHIE

- [31] Condurache, A. P., and Mertins, A., Segmentation of retinal vessels with a hysteresis binary-classification paradigm. *Comput.Med. Imaging Graph.* 36.4:325–335, 2012.
- [32] Abdallah, M. B., and et al.: Automatic extraction of blood vessels in the retinal vascular tree using multiscale medialness. *Journal of Biomedical Imaging* 2015, 2015
- [33] Strisciuglio, N., and et al.: Supervised vessel delineation in retinal fundus images with the automatic selection of B-COSFIRE filters. *Machine Vision and Applications*, 1–13, 2016.
- [34] Budai, A., and et al.: Robust vessel segmentation in fundus images. *International Journal of Biomedical Imaging* 2013,2013.
- [35] Wang, S., and et al., Hierarchical retinal blood vessel segmentation based on feature and ensemble learning. *Neurocomputing* 149:708–717, 2015.

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 d'angiographie rétinienne. Un algorithme pour l'extraction de l'arbre vasculaire a été développé, basé sur le rehaussement au moyen de la transformation de la Shrearlet, ensuite sur la décomposition par la transformé d'ondelette continue via l'ondelette de Morlet pour enfin procéder à une segmentation basé sur le seuillage sur histogramme.

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 back of the retina by studying images of retinal angiography. An algorithm for the extraction of the vascular tree was developed, based on the enhancement by means of the transformation of the Shrearlet, then on the decomposition by the continuous wavelet transform via the Morlet wavelet to finally proceed to a segmentation based on the histogram thresholding.

ملخص

يلعب التصوير الطبي دورًا مهمًا للغاية في التمثيل البصري غير التداخلي للمكونات التشريحية لدى البشر. في هذا العمل نحن مهتمون بالجزء الخلفي من شبكية العين من خلال دراسة صور تصوير الأوعية الشبكية. تم تطوير خوارزمية لاستخراج الشجرة الوعائية ، على أساس تعزيز بواسطة تحويل Shrearlet ، ثم على التحلل عن طريق تحويل المويجات المستمر عبر المويبيت Morlet إلى النهاية. إلى التجزئة على أساس العتبة المدرج الإحصائي.