

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MOULOU D MAMMARI DE TIZI OUZOU

FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



## Mémoire de Magister

En vue de l'obtention du diplôme de Magister en électronique

Option télédétection

Présenté par : M<sup>lle</sup> BOUCHERK Kahina

*Intitulé :*

### Traitement d'image pour l'extraction et l'analyse du réseau vasculaire et application en biométrie et imagerie médicale

Devant le jury d'examen composé de:

Président	M. AMEUR Soltane	Professeur à l'UMMTO
Rapporteur	M <sup>me</sup> AMEUR Zohra	Professeur à l'UMMTO
Examineurs :	M. HADDAB Salah	Maître de Conférences A à l'UMMTO
	M. LAHDIR Mourad	Maître de Conférences A à l'UMMTO
	M <sup>me</sup> AMIROU Zahia	Maître de Conférences B à l'UMMTO

## ***Remerciements***

Mes sincères remerciements s'adressent à ma directrice de mémoire, madame Ameer Zohra ; Professeur à l'UMMTO et directrice du Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires (LAMPA) pour m'avoir ouvert les portes de la recherche en m'accueillant au sein de son laboratoire. Ces conseils, son enthousiasme et sa disponibilité ont été pour moi une aide précieuse et une source d'équilibre pour la réalisation de ce mémoire.

Toute ma gratitude va également à monsieur Ameer Soltane, Professeur à l'UMMTO qui m'a fait l'honneur de présider le jury de ce mémoire. J'en suis très honorée.

Que monsieur Haddab Salah, Maître de conférences (A) à l'UMMTO, trouve ici l'expression de mes remerciements les plus respectueux pour l'intérêt qu'il apporte à ce travail en acceptant de participer au jury de ce mémoire.

J'exprime ma profonde reconnaissance à monsieur Lahdir Mourad, maître de conférences (A) à l'UMMTO pour ses conseils et sa disponibilité. Je tiens à lui exprimer mes remerciements pour avoir accepté de participer au jury de ce mémoire.

Je tiens à remercier vivement madame Amirou Zahia, Maître de conférences (A) à l'UMMTO qui a accepté aimablement de participer au jury de ce mémoire.

Je souhaite remercier monsieur Bourenane Salah, Professeur à l'institut Fresnel de l'université Aix Marseille pour la documentation qui a mis à notre disposition.

Je remercie également Jlassi Hajer et Hamrouni Kamel de l'*Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT)* pour leurs critiques et la riche documentation qu'ils ont mis à notre disposition.

Je tiens à remercier tous les membres du laboratoire LAMPA et tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à concrétiser ce travail.

Introduction générale.....1

## Chapitre I

### Les notions de base sur biométrie

I.1. Préambule.....4  
I.2. Définitions.....4  
I.3. Classification des modalités biométriques.....6  
I.4. Les différentes modalités biométriques.....6  
I.4.1. L’empreinte digitale.....6  
I.4.2. Le visage.....7  
I.4.3. La géométrie de la main.....8  
I.4.4. L’iris .....9  
I.4.5. La rétine.....10  
I.4.5. La signature.....12  
I.4.6. La voix.....12  
I.4.6. La dynamique de frappe au clavier.....13  
I.5. Comparaison des modalités biométriques.....14  
I.6. Les systèmes biométriques.....16  
I.6.1. Architecture fonctionnelle d’un système biométrique.....16  
I.6.1.1. Module d’apprentissage.....16  
I.6.1.2. Module de reconnaissance.....16  
I.6.2. Evaluation d’un système biométrique.....18  
I.7. Discussion.....19

## Chapitre II

### Les méthodes de segmentation

II.1. Préambule.....20  
II.2. La segmentation d’image.....20  
II.3. Quelques difficultés liées à la segmentation des images médicales.....23  
II.4. Classification des méthodes de segmentation selon la dimensionnalité.....23  
II.5. Etat de l’art des méthodes de segmentation.....24  
II.5.1. Les méthodes de segmentation basées sur l’approche contour.....24

II.5.1.1. Les méthodes dérivatives et les techniques de filtrage.....	25
II.5.1.2. Les méthodes de segmentation par approche morphologique.....	27
II.5.1.3. Les méthodes de segmentation par approche de modèles déformables.....	27
▼ Les contours actifs.....	28
II.5.2. Les méthodes de segmentation par approche région .....	28
II.5.2.1. Les méthodes de segmentation par seuillage .....	28
▼ La méthode d'Otsu.....	29
II.5.2.2. Les méthodes de segmentation par la classification.....	30
II.5.2.2.1. Les méthodes de segmentation par partitionnement.....	31
▼ Méthode des centres mobiles (k-means).....	31
II.5.2.2.2. Les méthodes de segmentation par classification floue.....	32
▼ Méthode de Fuzzy C-Means (FCM).....	33
II.5.2.3. Les méthodes de segmentation par croissance de régions.....	33
II.5.2.4. Les méthodes de segmentation statistiques.....	34
II.5.3. Les méthodes de segmentation par approche mixte.....	34
II.5.3.1. La coopération Séquentielle.....	35
II.5.3.2. La coopération des résultats.....	35
II.5.3.3. La coopération mutuelle .....	36
II.6. Discussion.....	36

### **Chapitre III**

#### **Le système vasculaire et les méthodes de segmentation appropriées**

III.1. Préambule.....	38
III.2. Les caractères généraux des vaisseaux sanguins .....	38
III.2.1. Les artères.....	38
III.2.2. Les veines .....	39
III.2.3. Les capillaires .....	39
III.3. La double circulation et l'oxygénation des organes.....	41
III.4. Les images rétinienne et les vaisseaux sanguins.....	42
III. Anatomie de l'œil.....	42
III.4. La cornée .....	43

III.4.1.2. L’humeur aqueuse.....	43
III.4.1.3. La pupille.....	43
III.4.1.4. L’iris.....	43
III.4.1.5. Le cristallin.....	44
III.4.1.6. Le vitré.....	44
III.4.1.7. Le nerf optique .....	44
III.4.1.8. La rétine.....	44
III.4.2. Les techniques d’acquisition des images rétinienne.....	46
III.4.2.1. Angiographie à la fluorescéine.....	46
III.4.2.2. L’angiographie au vert d’indocyanine .....	46
III.4.2.3. La tomographie à cohérence optique ou OCT .....	47
III.4.2.4. L’échographie oculaire.....	48
III.4.2.5. L’ophtalmoscopie à balayage laser .....	48
III.5. La segmentation de l’arbre vasculaire rétinien .....	50
III.5.1. Les techniques de reconnaissance de formes.....	50
III.5.1.1. Les méthodes supervisées.....	50
III.5.1.2. Les méthodes non supervisées.....	51
III.5.2. Les filtres adaptés.....	52
III.5.3. Approche par la morphologie mathématique.....	53
III.5.4. Approche par le suivi.....	54
III.5.5. Approche multi échelles.....	55
III.6. Discussion.....	55

## **Chapitre IV**

### **Méthode basée sur les filtres adaptés :**

#### **Tests et résultats**

IV.1. Préambule.....	56
IV.2. Profil d’une image rétinienne.....	56
IV.3. Rehaussement des vaisseaux sanguins.....	57
IV.3.1. Filtre gaussien.....	57
IV.3.2. Filtrage spatial des vaisseaux sanguins.....	57
IV.4. Binarisation des images.....	62
IV.4.1. Choix du seuil.....	62
IV.4.2. La matrice de cooccurrence.....	62

IV.4.3. Le seuillage entropique.....	64
IV.4.4. Etiquetage des images segmentées.....	65
IV.5. Organigramme de la méthode proposée.....	66
IV.6. Mesure des performances.....	66
IV.7. Les bases de données utilisées.....	69
IV.8. Extraction des minuties.....	72
IV.9. Application de la méthode sur une base de données ARIA.....	75
IV.10. Application de la méthode sur une base de données des veines .....	78
IV.11. Interprétation des résultats.....	80
IV.12. Discussion.....	80
Conclusion générale.....	81
Annexe A	
Annexe B	

### **Introduction générale**

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des traitements d'images effectués ultérieurement. Elle permet d'isoler dans l'image les objets sur lesquels doit porter l'analyse. En effet, à partir des résultats de la segmentation, il est possible d'identifier les objets d'une scène

Dans le cas de l'imagerie médicale, l'analyse d'une quantité de données basée sur l'inspection visuelle reste très difficile et requiert un temps de calcul très élevé. Souvent, l'information contenue dans ces images ne peut pas être entièrement captée par l'œil humain et vice-versa, les ordinateurs n'ont pas le sens pratique d'un être humain ou l'expérience acquise par les experts en médecine. Par conséquent, il est souhaitable de combiner les deux, experts et ordinateurs, dans un compromis optimal pour améliorer les résultats de l'étendue des applications où le traitement des images médicales est de nos jours appliqué.

Le bénéfice attendu des simulateurs informatiques est donc une compression du temps: de formation, opératoire, d'hospitalisation, mais aussi de diffusion des nouvelles techniques; avec en corollaire un impact sur l'expertise du médecin, la santé des patients et l'économie.

Cet effet est d'autant plus important que l'opération est délicate, tel le traitement du réseau vasculaire rétinien sur lequel se focalise notre travail.

Avec l'évolution des sciences, la rétine est désormais une petite fenêtre sur l'état de santé d'un patient. En effet, une image de haute résolution de la rétine peut être un argument solide de diagnostic d'une large panoplie de pathologies. En connaissant l'anatomie d'une rétine saine, toute anomalie de l'architecture, l'aspect des couches rétiniennes ou du flux vasculaire sont des informations précieuses qui, dans un contexte clinique particulier, aident le médecin à poser le diagnostic précocement.

Il existe un nombre important de situations ou de maladies pouvant être suivies d'une modification de forme (tortuosité) des vaisseaux de la rétine, tel que la rétinopathie diabétique, la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMA), etc. Seul un suivi fréquent et régulier peut permettre l'évaluation des risques d'une perte sévère de la vision encourus par les patients.

En effet, avec l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil.

En plus de l'intérêt que porte l'extraction du réseau vasculaire rétinien pour le diagnostic des pathologies, un autre domaine peut bénéficier davantage de cette extraction : c'est la biométrie.

En effet, des efforts importants sont fournis dans le domaine de la recherche en biométrie. Ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux. Les applications biométriques sont nombreuses mais elles doivent apporter un niveau de sécurité supérieur en ce qui concerne des *accès logiques* (ordinateurs, comptes bancaires, etc.) ou des *accès physiques* (bâtiments sécurisés, aéroports, etc.).

Ainsi, vu que le réseau vasculaire se trouve unique pour chaque individu et infalsifiable, il est utilisé comme une modalité biométrique pour l'identification et l'authentification d'individus.

Dans le cadre de notre travail, on propose une méthode automatique pour l'extraction du réseau vasculaire qui peut répondre aux exigences dans les deux domaines biométrie et imagerie médicale. Ainsi notre mémoire est subdivisé en quatre chapitres :

Nous présenterons dans le premier chapitre quelques notions de base sur la biométrie et les différentes modalités biométriques utilisées jusqu'à l'heure actuelle.

Une revue des méthodes de segmentation est présentée dans le deuxième chapitre.

Dans la première partie du troisième chapitre, nous présenterons les éléments introductifs sur la structure de l'arbre vasculaire. Pour la seconde partie, nous donnerons un aperçu sur les différentes méthodes de segmentation qui lui sont appropriées.

Dans le dernier chapitre, nous expliquons la méthode proposée pour la segmentation du réseau vasculaire à base de filtres adaptés et nous présenterons les

résultats de son application sur des images rétinienne ainsi que sur des images des veines des doigts.

Enfin, notre travail est clôturé par une conclusion générale en donnant quelques perspectives envisagées.

## I.1. Préambule

La biométrie trouve ses origines dans des procédés de reconnaissance *anthropométrique*, le plus ancien étant l'analyse des empreintes digitales. L'empreinte du pouce servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone dans l'Antiquité et en Chine au 7<sup>ème</sup> siècle. Dans une époque beaucoup plus proche, au 19<sup>ème</sup> siècle, *Alphonse Bertillon*, grand criminologue français, invente une méthode scientifique appelée "anthropologie judiciaire" permettant l'identification de malfrats d'après leurs mesures physiologiques. De nos jours, la puissance de calcul grandissante des ordinateurs peut être mise à contribution pour reconnaître des individus, grâce à des appareils couplés à des programmes informatiques complexes. Depuis plusieurs années, des efforts importants sont fournis dans le domaine de la recherche en biométrie. Ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux.

Les applications biométriques sont nombreuses et permettent d'apporter un niveau de sécurité supérieur en ce qui concerne des accès logiques (ordinateurs, comptes bancaires, données sensibles, etc.) ou des accès physiques (bâtiments sécurisés, aéroports, etc.).

Ce chapitre traitera quelques définitions et notions de base sur la biométrie. Toutes ces notions vont nous permettre de mettre en avant la problématique posée pour l'identification d'individus.

## I.2. Définitions

La biométrie est originaire d'une contraction des deux anciens termes grecs « Bios » qui signifie : *la vie* et le « metron » qui se traduit par : *la mesure*.

La biométrie est apparue pour combler les manques des systèmes d'accès classiques, et dans la littérature, il existe plusieurs définitions de la biométrie telle que :

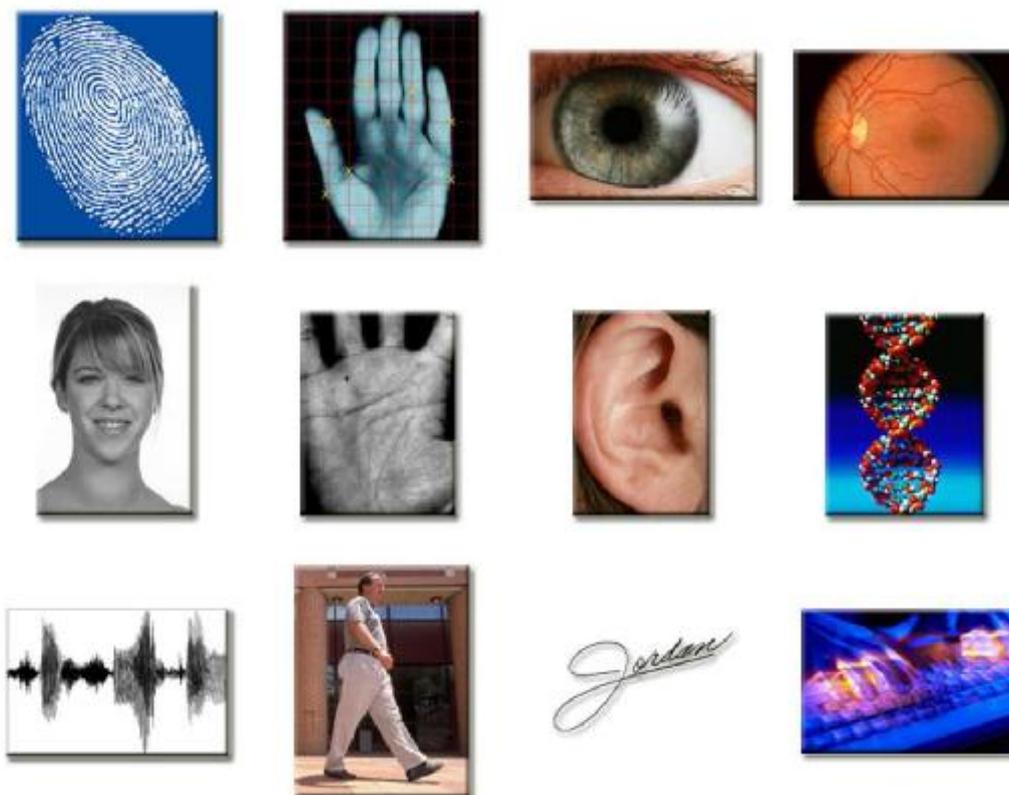
- La biométrie est la reconnaissance automatique d'une personne à partir de son comportement ou d'une caractéristique physique. Cette définition est donnée par la ISO « International Organisation for Standardization »
- La biométrie recouvre l'ensemble des procédés tendant à identifier un individu à partir de la mesure de l'une ou de plusieurs de ces caractéristiques physiques,

physiologiques ou comportementales. C'est la définition donnée par la CNIL « Commission Nationale de l'Information et des Libertés » française [1].

Donc, la biométrie est basée sur l'analyse de données liées à l'individu, et pour que ces données collectées (images, audio, vidéo,...etc.) puissent être qualifiées de modalités ou de traits biométriques, elles doivent satisfaire les conditions suivantes [2]:

- Ø Universalité : toutes les personnes à identifier doivent la posséder.
- Ø Unicité : l'information doit être aussi dissimilaire que possible entre les différentes personnes.
- Ø Permanence : l'information collectée doit être présente pendant toute la vie d'un individu.
- Ø Mesurabilité: l'information doit être mesurable afin d'être utilisée pour les comparaisons.
- Ø Acceptabilité : le système doit respecter certains critères (facilité d'acquisition, rapidité,... etc.) afin d'être employé.

La figure (I.1) représente quelques modalités (traits) biométriques les plus adaptées.



**Figure I.1:** Différentes modalités biométriques [1].

### I.3. Classification des modalités biométriques

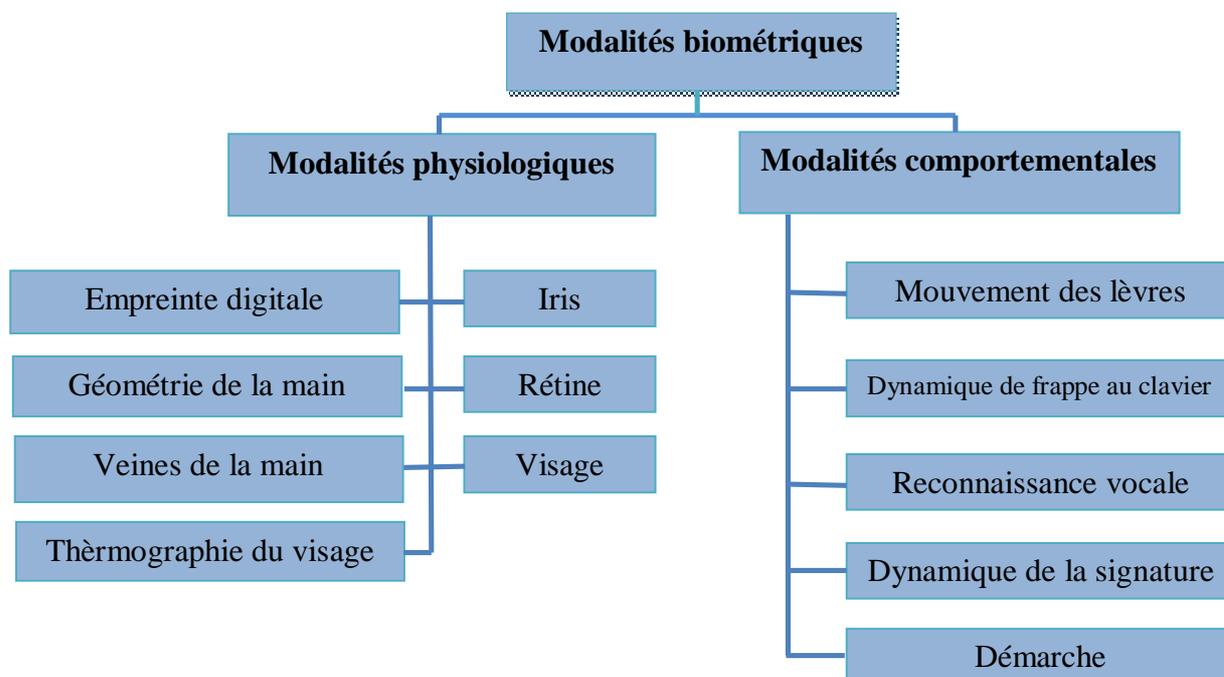
Les modalités biométriques peuvent être classées en deux catégories principales : des modalités physiologiques et des modalités comportementales.

Les modalités physiologiques sont liées à la forme du corps, comme le cas de l’empreinte digitale, l’iris, la rétine, etc.

Quant aux modalités comportementales, elles sont liées aux comportements de la personne, comme la démarche, la signature, la dynamique de frappe au clavier, etc.

Les modalités physiologiques sont les plus utilisées par rapport aux modalités comportementales. Cela est dû à leur stabilité dans le temps et la difficulté de falsification de ces modalités. De plus, les modalités comportementales sont généralement affectées par l’état moral des individus [3].

La classification de ces traits biométriques est décrite par la figure (I.2).



**Figure I.2 :** Classification des modalités biométriques.

### I.4. Les différentes modalités biométriques

Chacune des modalités biométriques possède ses propres capteurs, algorithmes, points forts et points faibles. Une brève introduction aux modalités biométriques les plus courantes est donnée dans ce qui suit :

### 1.4.1. L'empreinte digitale

La reconnaissance par l'empreinte digitale est utilisée depuis plusieurs décennies. Elle est basée sur le modèle de crêtes et de vallées qui se trouvent sur la surface d'un doigt. Elles présentent des points singuliers (minuties), et constituent un motif unique, universel et permanent. Pour obtenir une image de l'empreinte d'un doigt, les avancées technologiques ont permis d'automatiser la tâche au moyen de capteurs intégrés, remplaçant ainsi l'utilisation classique de l'encre et du papier. Cette technique offre une haute précision d'identification des individus.

Cependant, les systèmes de reconnaissance des empreintes digitales à grande- échelle nécessitent une grande capacité de calcul. De plus, l'empreinte n'est pas protégée. Elle peut être complètement ou partiellement déformée à cause de facteurs environnementaux et professionnels. Dans ce cas, elle devient inutile pour la reconnaissance automatique.

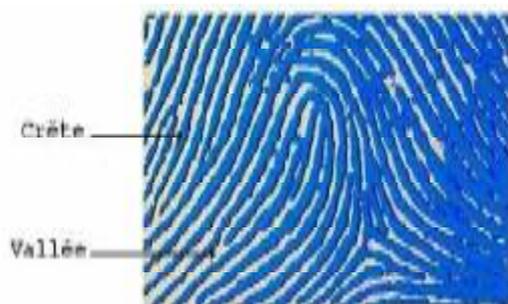


Figure I.3 : L'empreinte digitale



Figure I.4 : Détection des minuties de l'empreinte



Figure I.5 : Exemple de capteurs d'empreintes digitales

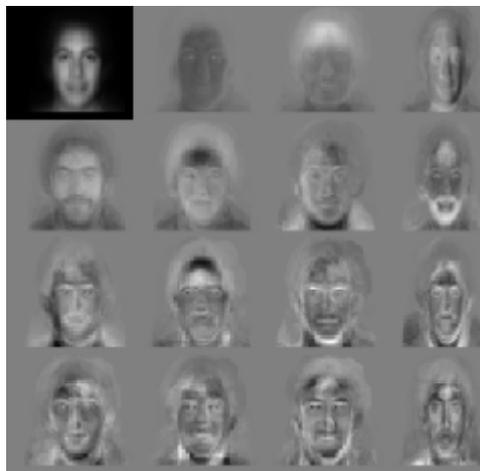
### 1.4.2. Le visage

La reconnaissance faciale est une tâche que les humains effectuent naturellement et sans effort dans leurs vies quotidiennes.

La reconnaissance faciale, en tant qu'une des technologies biométriques de base, a pris une part de plus en plus importante dans le domaine de la recherche, ceci étant dû aux avancés rapides dans des technologies telles que les appareils photo numériques les dispositifs mobiles,...

Les approches les plus courantes de la reconnaissance faciale sont fondées sur :

- L'emplacement des attributs du visage comme les yeux, les sourcils, le nez, les lèvres et le menton, et les relations spatiales entre eux
- L'analyse globale de différentes images d'un visage afin de le représenter comme une combinaison d'un ensemble de visages.



**Figure I.6:** Analyse globale de différentes images d'un visage [2].

#### ***1.4.3. La géométrie de la main***

Cette technique de reconnaissance, bien que basée sur la même partie du corps, est moins contraignante que la reconnaissance d'empreintes digitales, la saleté et les petites coupures n'empêchant pas l'identification.

La forme de la main est acquise par un scanner spécialisé, généralement à infrarouge. Des paramètres telles que la longueur des doigts, leur épaisseur et leur position relative sont extraites de l'image et comparées à la base de données. Cette biométrie est toutefois sujette aux modifications de la forme de la main liées notamment au vieillissement.

Le système prend une photographie de la main et examine 90 caractéristiques, y compris la forme tridimensionnelle de la main, de la longueur et de la largeur des doigts et de la forme des articulations.

Pour utiliser la géométrie de la main, l'utilisateur place sa main sur une platine possédant des guides pour positionner les doigts. Les lecteurs de géométrie de la main sont de grande taille.

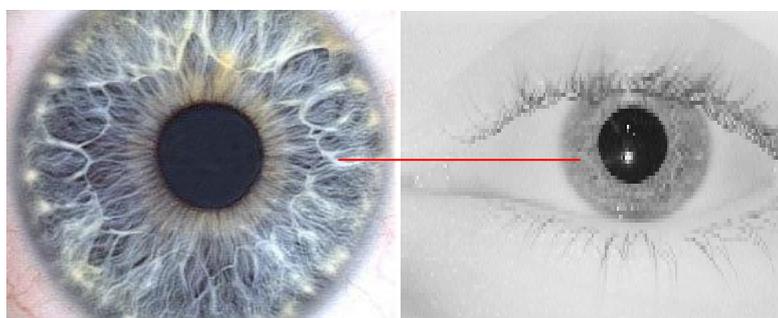
Très simple à utiliser, cette technologie rencontre cependant des limites: elle est trop encombrante pour un usage sur un bureau (par exemple pour allumer un ordinateur). De plus, le coût des lecteurs est sensiblement plus élevé que pour l'empreinte digitale.



**Figure I.7:** Capteur biométrique de la géométrie de la main

#### ***1.4.4. L'iris***

L'iris est le seul trait biométrique physiologique visible de l'extérieur. C'est la membrane colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille. L'iris est composé d'une multitude de tubes très fins qui s'entrecroisent, procurant à l'iris une forme particulière et unique qui ne varie que très peu au cours d'une vie.



**Figure I.8 :** L'iris



**Figure I.9** : Exemple de capteur d'iris

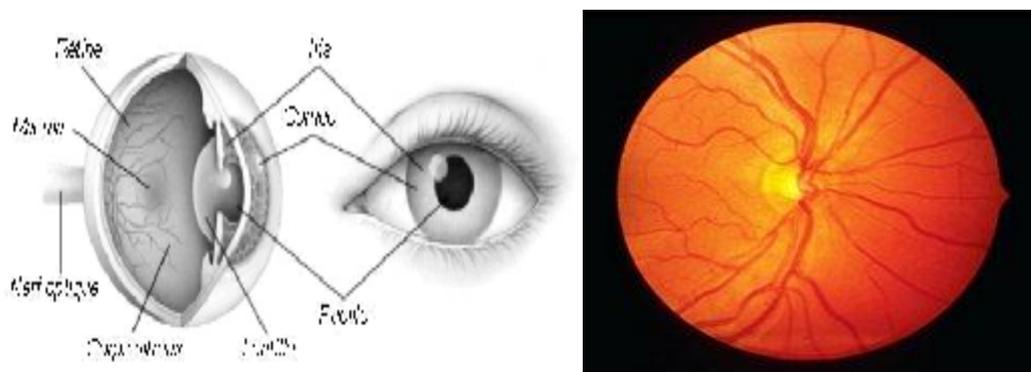
La capture de l'iris se fait à l'aide d'une caméra qui va dans un premier temps positionner l'iris par rapport à l'ensemble de l'œil. Ensuite, la caméra scanne l'image de l'iris pour en analyser les points caractéristiques. Le dispositif analyse notamment la position, la longueur et le relief des tubes qui composent l'iris. Enfin, en ayant retenu au-dessus de 200 points distinctifs, l'ordinateur relié à la caméra procède à la comparaison de l'iris avec la base de données des identifiants possibles.

Le processus d'identification ne prend que quelques secondes en spécifiant que l'image analysée est captée en noir et blanc. La couleur de l'œil n'est ainsi pas prise en compte dans l'analyse, ce qui annule les biais causés par les changements de couleur de l'iris chez certaines personnes.

Étant donné la diminution proportionnelle de la fiabilité en fonction de la distance, le sujet doit demeurer très près de la caméra. Aussi, la lumière envoyée dans l'œil peut être très désagréable. Comme bon nombre de procédés biométriques, la capture de l'iris est jugée intrusive par certaines personnes.

#### ***1.4.5 La rétine***

La rétine est située dans le fond de l'œil, c'est la paroi interne qui reflète les images que nous percevons. Cette paroi très mince est tapissée par une multitude de vaisseaux sanguins (dit réseau veineux rétinien) conférant à la rétine un dessin particulier et unique (figure I.10). Ainsi, Chaque œil est différent.



**Figure I.10 :** Image de la rétine



**Figure I.11 :** Exemple de capteurs de la rétine

La reconnaissance par la rétine consiste à identifier le dessin du réseau rétinien d'une personne parmi l'ensemble de réseaux enregistrés dans la base de données. La première étape pour l'identification est de s'installer à proximité du lecteur rétinien (à quelques centimètres). Il faut ensuite fixer un point du lecteur, alors qu'un faisceau lumineux de faible intensité est projeté de sorte à éclairer le fond de l'œil.

Une caméra numérise et cartographie simultanément les caractéristiques du réseau. Ce sont jusqu'à 400 caractéristiques qui peuvent être recensées. La lecture du dessin de la rétine ne prend que quelques secondes.

Un fois le balayage terminé, il y a comparaison entre le dessin scanné et les dessins mémorisés dans la base de données.

La technique de reconnaissance par la rétine est une des plus sûres au monde. Le risque qu'il y ait contrefaçon d'une rétine qui soit lisible par balayage rétinien est quasi nul.

En effet, il est difficile, voire impossible, de frauder un organe qui est interne et donc non visible de l'extérieur.

L'œil étant un organe sensible à la lumière, il est difficile pour un usager de ne pas fermer l'œil lors du balayage lumineux. Aussi, le fait que la lecture de la rétine soit impossible à une distance excédant les 10 centimètre, cette technique est connue par son caractère intrusif et désagréable.

#### ***1.4.5. La signature***

Chaque personne a un style d'écriture unique. On peut donc définir, à partir de la signature d'une personne, un modèle qui pourra être employé pour effectuer une identification.

Les systèmes d'authentification de signature incluent habituellement un crayon lecteur et une tablette à digitaliser (figure I.12). La vérification est accomplie en analysant un certain nombre de variables, dont la vitesse avec laquelle la signature est réalisée, les accélérations, la pression exercée ...



**Figure I.12 :** Exemples de produit d'authentification de signature

Le grand avantage des systèmes biométriques à base de signature réside dans la reconnaissance de cette méthode comme une forme acceptable pour l'identification des personnes.

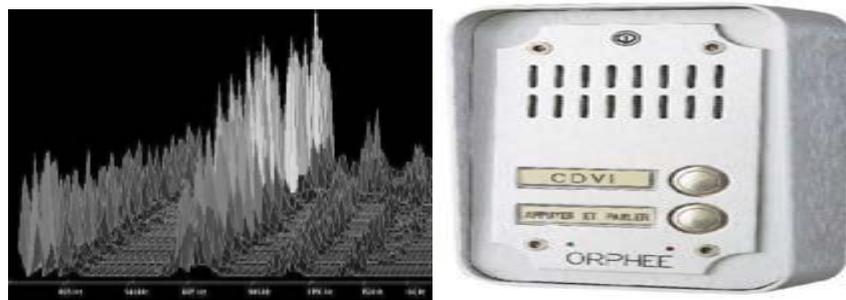
Cependant, il est difficile d'atteindre une très haute exactitude d'identification à cause des difficultés liées à la capture d'une signature qui viennent du fait qu'une personne ne signe jamais deux fois de la même façon, même à quelques secondes d'intervalle. En effet suivant les émotions ou la fatigue, une signature peut fortement évoluer.

#### ***1.4.6. La voix***

L'identification de la voix est considérée par les utilisateurs comme une des formes les plus normales de la technologie biométrique, car elle n'est pas intrusive et n'exige aucun contact physique avec le lecteur du système.

Il est important de ne pas confondre analyse du locuteur et dictée vocale. Dans un cas on cherche à déterminer l'identité d'un individu grâce à sa voix; dans l'autre, on cherche à déterminer ce que dit la personne sans se soucier de son identité.

La plupart des systèmes d'identification de la voix utilisent l'affichage d'un texte, des mots spécifiques doivent être lus puis parlés afin de vérifier que la personne à authentifier est bien présente et qu'il ne s'agit pas d'un enregistrement.



**Figure I.13 :** Authentification de la voix.

Les systèmes d'identification de la voix se concentrent sur les seules caractéristiques de voix qui sont uniques à la configuration de la parole d'un individu. Ces configurations de la parole sont constituées par une combinaison des facteurs comportementaux (vitesse, rythme, etc.) et physiologiques (tonalité, sexe, âge, fréquence, accent, harmoniques, etc.).

#### ***1.4.6 La dynamique de frappe au clavier***

C'est une technique née dans les années 1980 et qui vise à essayer d'analyser le comportement d'une personne qui tape au clavier à des fins d'authentification.



**Figure I.14 :** La dynamique de frappe au clavier

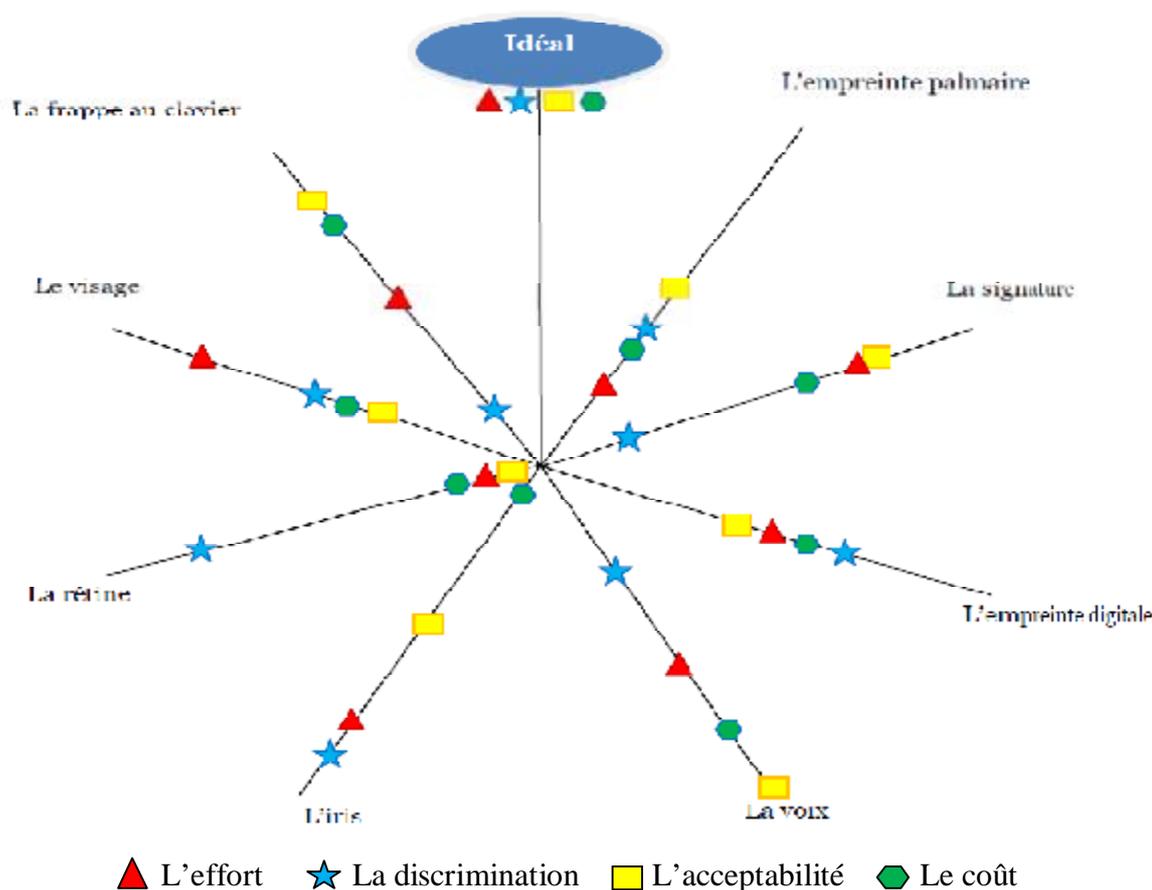
Contrairement à d'autres types de biométrie, la reconnaissance de la frappe au clavier ne nécessite pas de matériel particulier. Aucun lecteur biométrique n'est en

effet nécessaire. Il suffit de disposer d'un clavier, d'un ordinateur et du logiciel de reconnaissance biométrique installé sur un serveur. Greyc-keystroke est le logiciel utilisé, il recueille les données de frappe au clavier collectées automatiquement par le système d'exploitation. C'est la technique la plus répandue.

Il existe cependant d'autres solutions, comme l'étude du son que produisent les touches ou encore le recours à une webcam pour filmer le déplacement des mains sur le clavier, mais elles sont moins fiables. La dynamique de frappe contient des informations propres à la dextérité d'une personne qui sont de l'ordre du réflexe.

## II.5. Comparaison des modalités biométriques

Malgré l'existence de plusieurs modalités biométriques, il n'y a pas de système parfait. D'une part, le groupe international de la biométrie IBG (International Biometric Group) a procédé à une comparaison des différentes technologies biométriques. Les résultats de cette comparaison sont illustrés dans la figure suivante [1].



**Figure I.15 :** Classification des modalités biométriques par IBG

Cette comparaison est basée sur les quatre critères suivants :

- Ø *L'acceptabilité* : décrit l'acceptabilité des individus à donner cette information intrinsèque pour qu'ils s'authentifient.
- Ø *La discrimination* : décrit le niveau de précision de la reconnaissance.
- Ø *Le coût*: basé, principalement, sur la valeur du capteur de trait.
- Ø *L'effort*: décrit le niveau de confort des utilisateurs de la modalité.

D'autre part, le *CLUSIF* (CLUB de la Sécurité des systèmes d'Information Français) a également proposé une autre comparaison des différentes modalités biométriques basée sur les avantages et les inconvénients de chacune.

Le tableau I.1 montre le résultat global de cette comparaison.

La technique	Les avantages	Les inconvénients
Empreinte digital	-Peu coûteuse -Ergonomie moyenne -Facilité d'utilisation -N'est pas encombrante	-Qualités optimale des appareils de mesure (fiabilité) -Acceptabilité moyenne
Géométrie de la main	-Très ergonomique -Bonne acceptabilité	-Système encombrant -Coûteuse -Perturbation par les blessures
Visage	-Peu coûteuse -Peut encombrant -Bonne acceptabilité	-Jumeaux identiques -Psychologie -Religion et déguisement
Rétine	-Fiabilité -Durabilité	-Coûteuse -Faible acceptabilité
Iris	-Fiabilité -Durabilité	-Coûteuse -Faible acceptabilité -Contraintes d'acquisitions
Voix	-Facilité	-Vulnérabilité aux attaques
Signature	-Ergonomie	-Psychologie
Frappe au clavier	-ergonomie	-Etat psychique et physique

**Tableau I.1** : Comparaison des modalités biométriques donnée par le CLUSIF.

## **I.6. Les systèmes biométriques**

Les techniques biométriques permettent donc la mesure et la reconnaissance de ce que *l'on est*, à la différence d'autres techniques de même finalités, mais permettant de mesurer ou vérifier ce que *l'on possède* (carte d'accès, badge, clé, etc.) ou ce que *l'on sait* (mot de passe, code pin, etc.).

### **I.6.1. Architecture fonctionnelle d'un système biométrique**

Généralement, un système biométrique est composé de deux principaux modules, comme le montre la figure (I.16). Un module d'apprentissage appelé également module d'enregistrement ou d'enrôlement et un module de reconnaissance.

Le premier module consiste à enregistrer dans une base de données les caractéristiques physiques ou comportementales d'un individu sous forme d'un modèle biométrique appelé aussi « Template » ou signature.

Le second module consiste à enregistrer les mêmes caractéristiques et les comparer aux modèles biométriques enregistrés dans la base de données. Si les données enregistrées correspondent à un modèle biométrique de la base de données, l'individu est donc considéré comme reconnu.

#### **I.6.1.1. Module d'apprentissage**

Lors de la phase d'apprentissage, la première étape consiste à mesurer la caractéristique biométrique grâce à un capteur, on parle dans ce cas, d'acquisition ou de capture. Cela est le cas lorsqu'on capte une image numérique d'un visage, d'iris ou lorsqu'on enregistre un signal vocal. Le signal ainsi obtenu est traité en utilisant des méthodes de reconnaissance de formes afin de ne retenir que les paramètres pertinents.

Les attributs retenus sont ensuite codés afin de construire un modèle biométrique qui sera stocké dans une base de données. Ce modèle doit fournir une représentation normalisée, efficace et très discriminante de la caractéristique biométrique capturée.

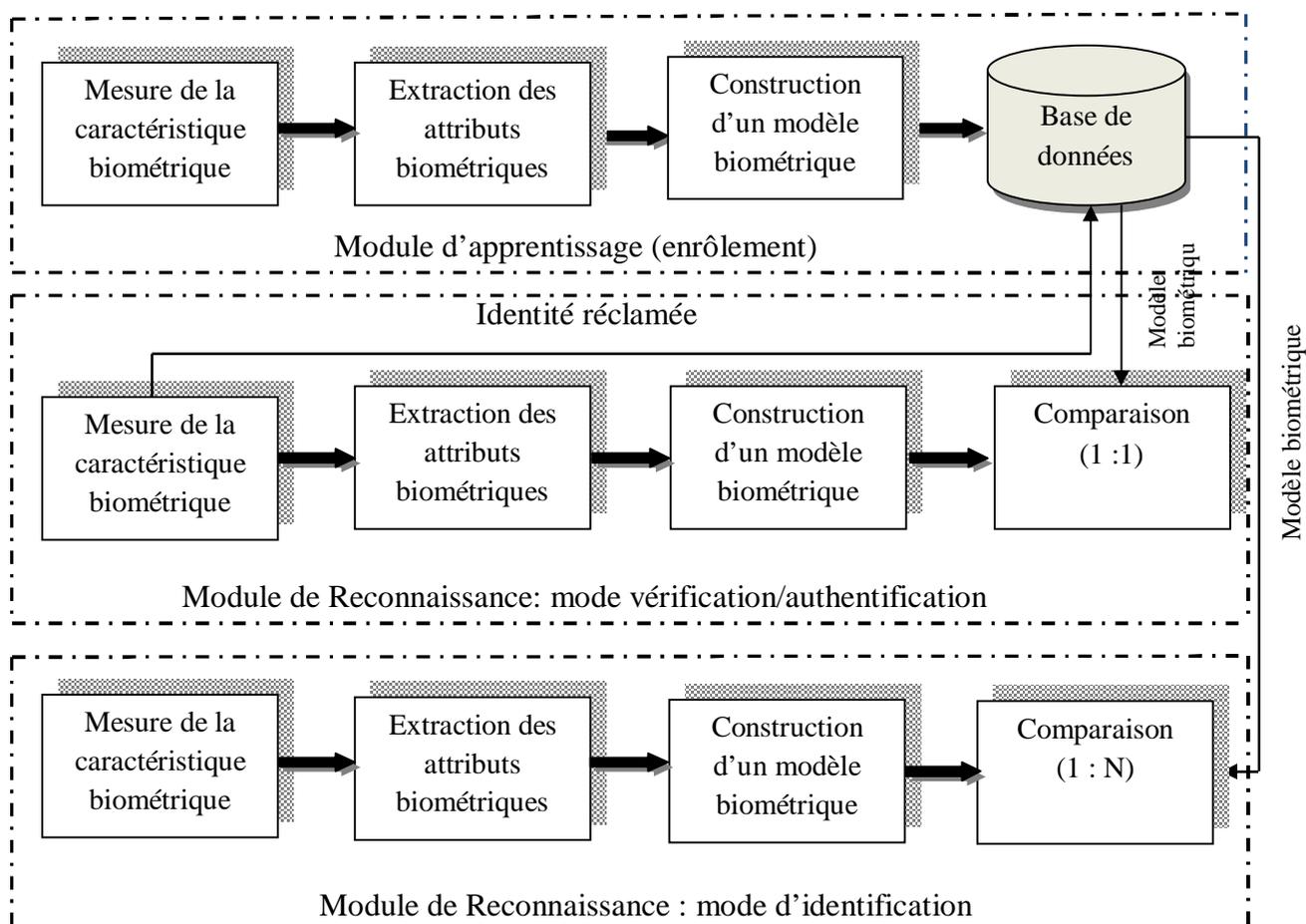
#### **I.6.1.2 Module de reconnaissance**

Lors de la phase de reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de descripteurs sont extraits et sauvegardés sous forme d'un

modèle biométrique. La phase de reconnaissance sera ensuite différente, elle dépend du mode opératoire du système biométrique (i.e. identification ou authentification).

En mode identification, le système compare une caractéristique biométrique fournie aux différents modèles biométriques disponibles dans la base de données. Dans ce cas, on parle du test de type (1 : N). Le système peut alors soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au modèle biométrique le plus proche retrouvé dans la base, soit rejeter l'individu.

En mode vérification ou authentification, le système vérifie que la caractéristique mesurée correspond bien au modèle biométrique désigné par un identifiant ou un code déjà proclamé, il s'agit ainsi d'un test de type (1 :1). Le système renvoie uniquement une décision Oui/Non. Si le modèle acquis et le modèle désigné sont similaires alors la personne est considérée comme authentifiée.



**Figure I.16 :** Architecture fonctionnelle d'un système biométrique.

### I.6.2. Evaluation d'un système biométrique

Pratiquement, aucun système biométrique ne peut être entièrement fiable, il est nécessaire alors de prévoir différentes métriques pour évaluer les performances de différentes modalités biométriques (figure I.17).

#### Ø Le taux de faux rejet (FRR)

Il représente le pourcentage de personnes légitimes censées être reconnues, mais qui sont rejetées par le système, il est régi par l'équation présente :

$$FRR(s) = \frac{FR(s)}{NL} \quad (I.1)$$

Où : FR est le nombre de faux rejet ; NL est le nombre de tests client dans la base de données notée N.

#### Ø Le taux de fausse acceptation (FAR)

Il représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues (imposteurs), mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR(s) = \frac{FA(s)}{NI} \quad (I.2)$$

Où : FR est le nombre de fausses acceptations ; NI est le nombre de tests imposteurs.

Les taux d'erreurs FAR et FRR sont dépendants du seuil de décision  $s$  fixé dans le module de décision.

D'autres mesures de performances peuvent être déterminées à partir des deux taux FAR et FRR telles que *l'erreur moyenne* notée HTER (Half Total Error Rated) et la *précision* « Accuracy ».

$$HTER(s) = \frac{FAR(s) + FRR(s)}{2} \quad (I.3)$$

$$\text{Précision}(s) = 100 \times (1 - HTER(s)) \quad (II.4)$$

La figure suivante représente la distribution des distances (scores) de dissimilation des imposteurs et des utilisateurs légitimes d'un système biométrique en mode vérification

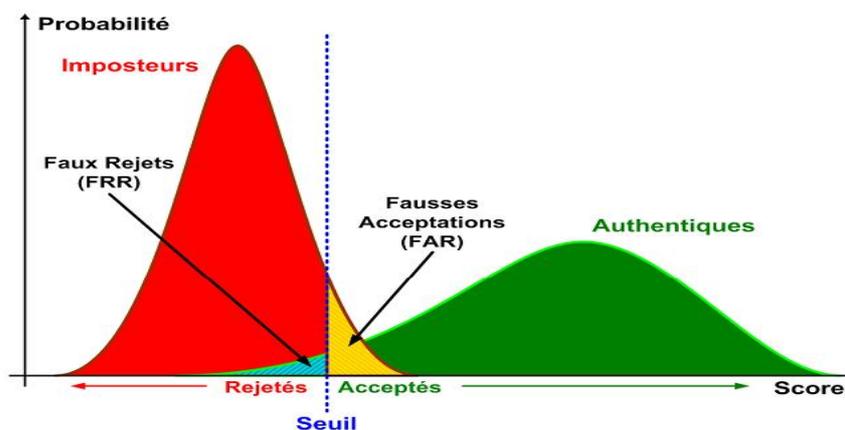


Figure I.17: Illustration de FAR et FRR [1].

## I.7. Discussion

D'une manière générale, la biométrie a pour objectif d'établir ou de vérifier l'identité d'un individu, notamment à partir de ces caractéristiques physiques ou comportementales.

Chaque technologie biométrique recourt à une méthode différente pour attribuer une « note » à la corrélation biométrique (le degré de similitude entre l'échantillon biométrique du candidat et un échantillon biométrique prélevé précédemment). La note obtenue par l'échantillon biométrique du candidat doit dépasser une valeur de seuil déterminée pour que l'échantillon soit déclaré «correspondant». Cette corrélation est une fonction statistique dépendant du type de technologie biométrique, du matériel et du logiciel, de l'algorithme et des réglages opérationnels du système utilisé.

Pour cela, nous aborderons dans le chapitre suivant la notion de segmentation d'image qui représente une étape primordiale dans tout algorithme de reconnaissance biométrique et nous donnerons un aperçu sur les différentes méthodes qui existent dans la littérature.

## II.1. Préambule

Le traitement d'images est souvent synonyme d'amélioration des images avec pour but l'obtention d'une plus grande lisibilité. Il n'y a pas création d'informations, mais mise en évidence de l'information pertinente déjà présente dans l'image. En bref traiter une image, c'est lui ajouter du sens par un procédé automatique. Le principe général du traitement d'image est donc à quelques détails près est toujours le même: un système reçoit des images, y applique un traitement et produit une information de nature liée à l'application visée [5].

On peut résumer le traitement d'image en quatre étapes principales :

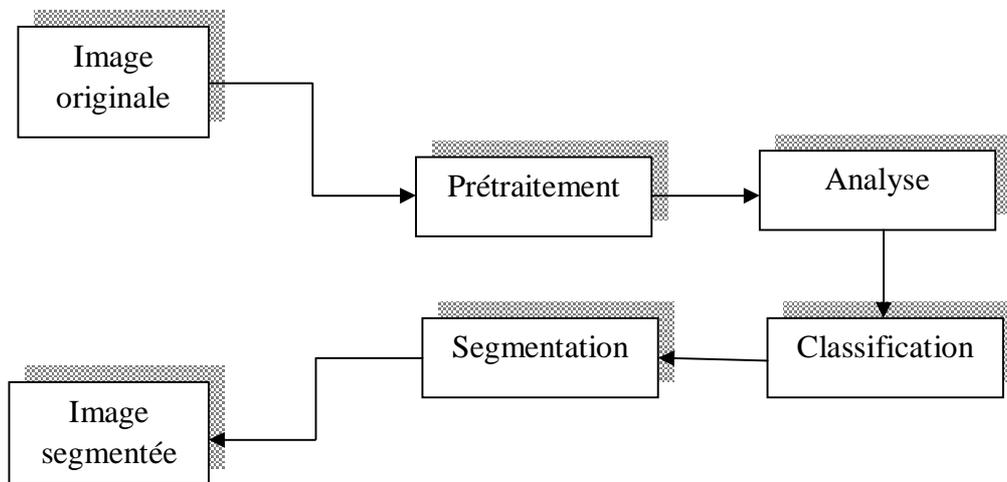
- Acquisition des images : Mise en œuvre des processus physiques de formation des images suivis d'une mise en forme pour que ces images puissent être traitées par des systèmes informatiques.
- Traitement des images : son but est l'amélioration de ces images lorsqu'elles possèdent du bruit ou des défauts.
- Segmentation des images : son but est de construire une image symbolique en générant des régions homogènes selon un critère défini à priori.
- Analyse des images : Consiste à extraire des paramètres ou des fonctions représentatives de l'image ou des régions.

Dans la suite de notre travail, on s'intéressera à la segmentation et à l'analyse des images, pour cela nous donnons un aperçu sur les différentes méthodes de segmentation qui existe dans la littérature.

## II.2. La segmentation d'image

La segmentation d'image est une étape essentielle, préalable à l'interprétation, qui consiste à réaliser une partition de l'image en zones homogènes correspondant aux objets contenus dans cette image [6].

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées dans la figure suivante :



**Figure II.1** : Les étapes de segmentation

- ∅ Le prétraitement consiste en diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation. Ces opérations sont principalement le rehaussement du contraste, la modification des histogrammes et la réduction du bruit.
- ∅ L'analyse a pour but d'extraire les paramètres caractéristiques permettant de classifier les pixels de l'image.
- ∅ La classification est une opération préalable à la segmentation; l'image étant formée d'un certain nombre de classes, la classification revient à affecter chaque pixel de l'image à l'une de ces classes selon des critères appropriés.
- ∅ La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. La segmentation est alors obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à la même classe. Ainsi une région sera constituée de pixels d'une même classe. Mais, il peut aussi y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe.
- ∅ De façon plus précise, on peut définir la segmentation comme étant une partition d'une image  $I$  en  $n$  ensembles  $R_i$  appelés régions tels que :

1.  $U_{i=1}^n R_i = 1$
2.  $R_i \cap R_j = \emptyset$
3. Les sous ensembles  $R_i$ ;  $i=1, \dots, n$  sont connexes.
4. Il existe un prédicat P tel que:  $P(R_i)=\text{vrai}, \forall i = 1, \dots, n$
5.  $P(R_i \cup R_j) = \text{Faux}, \forall (i, j); i \neq j \text{ et } R_i, R_j \text{ sont contigues}$

Où P désigne un prédicat défini sur l'ensemble des points de  $R_i$  et  $\emptyset$  un ensemble vide.

La première étape et la deuxième de cet algorithme signifient que R est partitionné en n sous-ensembles disjoints deux à deux. La troisième étape, la quatrième et la cinquième imposent à chaque pixel d'une région de satisfaire à la même propriété au sens du prédicat P. Il est évident que le résultat de la segmentation dépend du choix du prédicat P.

En effet, le choix de ce dernier est influencé par la résolution des deux questions suivantes:

- Pour chaque image, quelles sont les propriétés qui permettent de définir les régions ?
- Dans quelle mesure, les propriétés de chaque pixel dans une même région doivent elles être identiques ?

Les réponses à ces deux questions traduisent la mesure de la qualité de la segmentation. Une segmentation est d'autant meilleure que le coefficient de corrélation entre les entités du monde réel se trouvant sur l'image (telles que les objets, les surfaces ou les parties d'objets) et les régions extraites par la segmentation, est voisin de l'unité.

Le prédicat à la base de la définition des régions, doit être choisi à travers des descripteurs de pixels susceptibles de permettre une bonne identification des objets. Parmi ceux-ci on peut citer : le niveau de gris, la couleur, la texture, la géométrie ou d'autres paramètres pertinents [7].

### II.3. Quelques difficultés liées à la segmentation des images médicales

La segmentation automatique des images médicales est une tâche délicate, ceci est dû principalement aux raisons suivantes :

- La haute complexité et diversité des structures internes des organes du corps humain.
- La nature des images médicales qui diffèrent d'une modalité à une autre implique généralement des traitements et des algorithmes différents.
- Le problème d'effet de volume partiel qui constitue un grand obstacle pour la segmentation des images médicales.

D'autres problèmes peuvent être rencontrés et sont liés principalement à la modalité d'acquisition envisagée. Dans le cas de la tomodensitométrie, par exemple, on a souvent tendance à minimiser la quantité des rayons X délivrée à un patient pour diminuer le risque de radiation, par conséquent les images obtenues ne contiennent pas toujours le détail nécessaire à une bonne segmentation automatique [8].

### II.4. Classification des méthodes de segmentation selon la dimensionnalité

Diverses classifications des méthodes de segmentation peuvent être effectuées. Si l'on s'intéresse à la dimensionnalité, nous arrivons à répartir celles-ci dans le cas des images médicales en deux groupes : la segmentation 2D et la segmentation 3D.

En ce qui concerne les méthodes de segmentation 2D, elles visent à définir la région d'intérêt sur les coupes. Les méthodes 2D sont appliquées sur toutes les coupes séparément et cela, sans tenir compte du résultat obtenu sur les coupes précédentes. La reconstruction du volume d'intérêt se fait par l'empilement des différentes coupes, ce qui forme un volume d'intérêt.

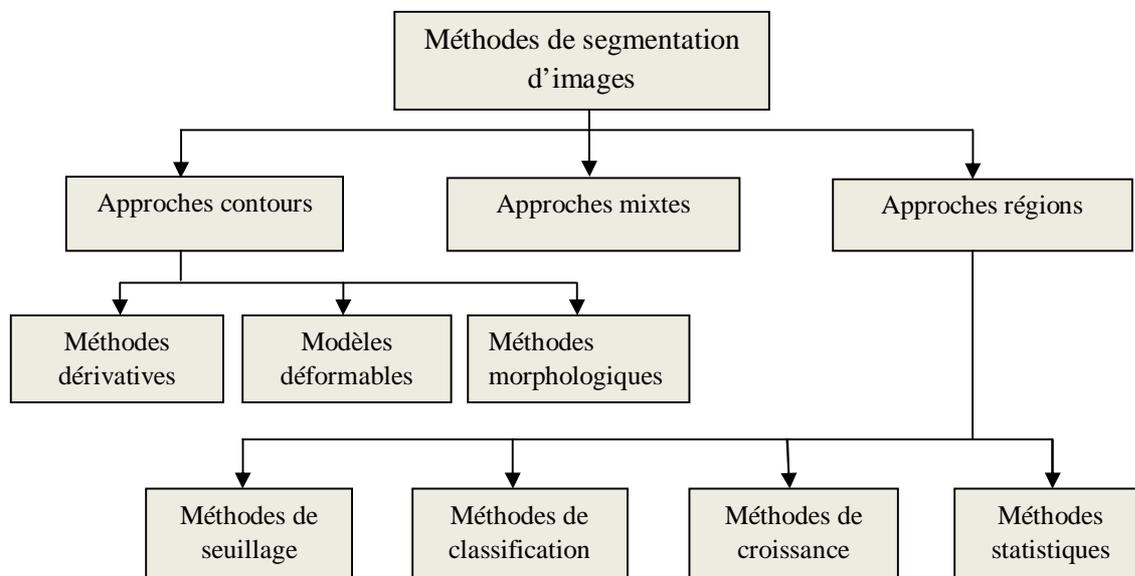
Ce type de segmentation offre des résultats relativement satisfaisants, cependant l'un de ces inconvénients est qu'elle ne prend pas l'interaction spatiale exprimé par les pixels le long de la troisième dimension, ce qui peut conduire à la reconstruction d'un volume non homogène.

Ce problème que les méthodes de reconstruction 3D contournent grâce à une exploitation de l'information volumique de l'organe initialement observé, cela est possible notamment par l'extension de la segmentation 2D à la troisième dimension.

## II.5. Etat de l'art des méthodes de segmentation

La segmentation est invoquée dans la plupart des applications médicales telles que le diagnostic, la localisation des pathologies, la visualisation des structures anatomiques et la chirurgie assistée par ordinateur, etc. Elle prouve également son intérêt dans le domaine de la biométrie pour l'identification des individus où elle est appelée à mettre en valeur les caractéristiques de la signature biométrique utilisées.

De nombreuses méthodes ont été publiées dans la littérature, cependant, le choix d'une technique reste un problème posé et dépend fortement de l'application envisagée ainsi que du type d'image à traiter. Nous décrivons ci après les principales approches à savoir, l'approche frontière, l'approche région et l'approche mixte (voir la figure II.2).



**Figure II.2 :** Les principales méthodes de segmentation

### II.5.1. Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. Ces changements de propriétés de l'image traduisent en général des événements importants ou des changements dans les propriétés de l'image. Ils incluent des discontinuités dans la profondeur, dans l'orientation d'une surface, dans les propriétés d'un matériau et dans l'éclairage d'une scène.

La détection de contour est un champ de la recherche qui appartient au traitement d'image et à la vision par ordinateur, particulièrement dans le domaine de l'extraction de caractéristiques.

La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image

Les méthodes de détection de contours reposent sur trois concepts :

Les techniques dérivatives et de filtrage, les approches morphologiques et les ruptures de modèle [9].

### II.5.1.1. Les méthodes dérivatives et les techniques de filtrage

Les modèles dérivatifs consistent à modéliser les contours ou des zones d'images et supposent que l'image numérique provient de l'échantillonnage d'une fonction scalaire à support borné et dérivable en tout point. Ces variations d'intensité de l'image peuvent correspondre à des variations d'illuminations (ombres), des changements d'orientation ou de distance à l'observateur, des changements de réflectance de surface, des variations d'absorption des rayons, etc. Or, dans le traitement d'une image numérique, toutes ces grandeurs sont condensées en une seule variable bi ou tridimensionnelle; dans le cas monochrome, c'est l'intensité lumineuse.

Ce sont des contours idéaux (voir la figure II.3)

- ✓ Marche d'escalier : le contour est net (contour idéal)
- ✓ Rampe : le contour est plus flou
- ✓ Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme

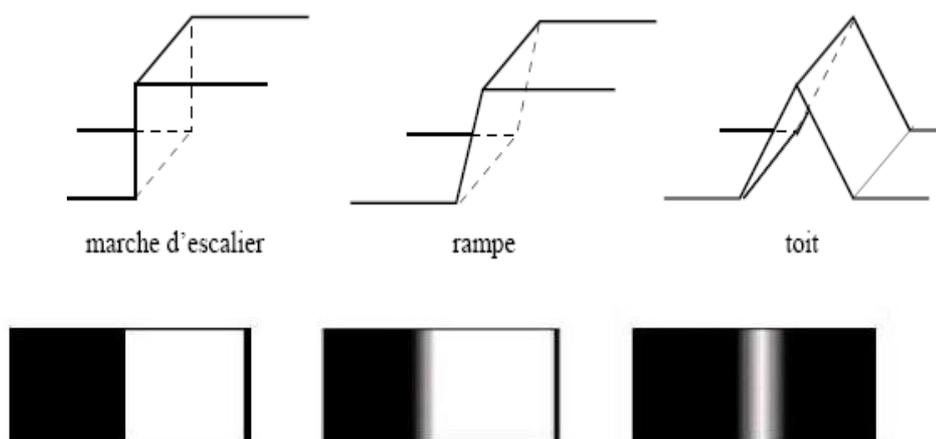


Figure II.3 : les modèles de contours

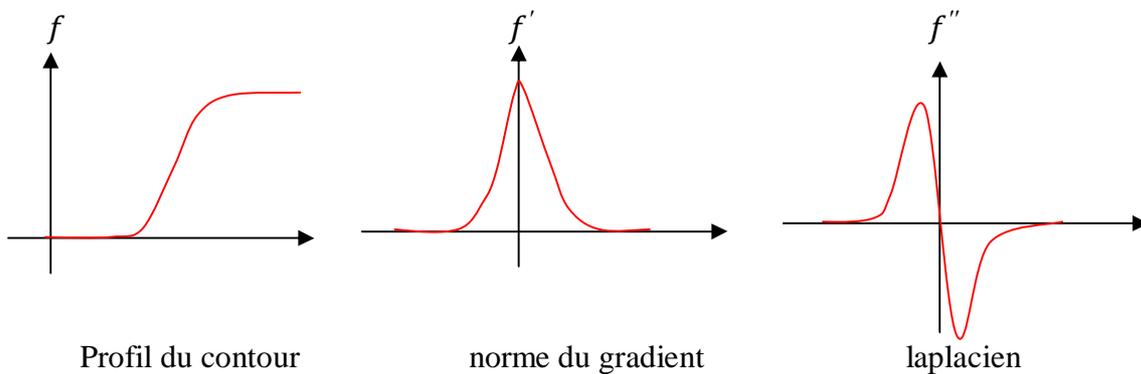
Ils permettent une approche de détection par l'opérateur gradient et laplacien. Les variations locales d'intensité constituent la source de ces opérateurs (figure.II.4); ainsi, le gradient est une fonction vectorielle des pixels  $[i, j]$ .

Le gradient est donné par l'équation suivante :

$$\nabla f(i, j) = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}(i, j); \frac{\partial f}{\partial y}(i, j) \right] \quad (II.1)$$

Alors que le laplacien est une fonction scalaire de  $(i, j)$  :

$$\Delta f(i, j) = \left[ \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(i, j) + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(i, j) \right] \quad (II.2)$$



**Figure II.4** : Les opérateurs dérivatifs

Les méthodes dérivatives utilisent un opérateur de dérivation pouvant détecter la transition d'un signal. Le principe des méthodes dérivatives repose sur la détection d'une transition d'un signal à partir de sa dérivée [10].

On peut trouver le point de contour par détermination du maximum de la norme du gradient ou bien en étudiant le passage par zéro du laplacien (figure II.4).

### II.5.1.2. Les méthodes de segmentation par approche morphologique

Si on considère l'image comme une surface dans un espace tridimensionnel  $(i, j, I(i, j))$  et  $B$  un élément structurant, ces techniques peuvent être directement utilisées sur l'image.

Alors l'approche morphologique consiste à déplacer l'élément structurant en chaque pixel  $(x, y)$  de l'image à traiter  $I(x, y)$  et les relations entre l'image et l'élément structurant  $B$  sont analysées : inclusions, connexion...

On appelle :

- Dilatation  $D(i, j) = \max_{k, l \in B} [I(i - k, j - l) + B(k, l)]$  (II.3)

- Erosion:  $E(i, j) = \min_{k, l \in B} [I(i - k, j - l) + B(k, l)]$  (II.4)

- Ouverture: érosion suivi d'une dilatation.
- Fermeture: Dilatation suivi d'une érosion

La détection du contour consiste à détecter les sauts :

- Gradient par érosion:

$$\nabla_E I(i, j) = I(i, j) - E(i, j) \quad (II.5)$$

- Gradient par dilatation:

$$\nabla_D I(i, j) = I(i, j) - E(i, j) \quad (II.6)$$

- Laplacien morphologique:

$$L(I(i, j)) = \nabla_D I(i, j) - \nabla_E I(i, j) \quad (II.7)$$

### II.5.1.3. Les méthodes de segmentation par approche de modèles déformables

L'approche par modèle déformable consiste à représenter l'image par une fonction. Les contours sont modélisés par des courbes élastiques à ajuster le mieux possible aux frontières des régions. Pour cela, on associe une énergie dont la définition est étroitement liée à celle des contours. Les minimax locaux de cette énergie correspondent aux contours s'ajustant le mieux au modèle utilisé [12].

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage par rapport aux méthodes dérivatives de fournir des contours fermés. Parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux.

### ▼ Les contours actifs

Les contours actifs ont été introduits en 1987 par Kass et Witkins. Le principe de cette méthode consiste à placer dans l'image au voisinage de la forme à détecter un contour initial (courbe) qui est en suite déformée sous l'action de plusieurs forces.

- Une énergie interne  $E_{interne}$  permettant de régulariser le contour.
- Une énergie externe  $E_{externe}$  introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème posé.

Ces forces vont permettre au contour actif d'évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale qui sera ainsi un compromis entre les diverses contraintes du problème.

### II.5.2. Les méthodes de segmentation par approche région :

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions en utilisant les propriétés de l'image telles que la couleur, la texture, la forme... Ces méthodes utilisent principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels [17].

Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région.

#### II.5.2.1. Les méthodes de segmentation par seuillage

Les méthodes les plus classiques des approches régions sont les méthodes de seuillage. Ces méthodes essaient de trouver une valeur d'intensité appelée seuil, à partir de l'histogramme de l'image pour séparer les différentes régions. Elles sont applicables avec efficacité sur des images qui présentent un fort contraste entre les régions [9].

Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés. De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes (i.e. passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie. L'une des méthodes de référence dans cette classe est la méthode d'Otsu.

### ▼ La méthode d'Otsu

Dans son papier original, Otsu décrit trois critères discriminants possibles : la variance intra-classe, la variance interclasse et la variance totale. Les trois critères sont équivalents et suivant la situation, l'un peut être choisi. Du fait de la simplicité de la mise en œuvre de la variance interclasse, souvent les auteurs la maximisent pour segmenter des images [11].

Dans cette méthode, le calcul des différents critères est basé sur la densité de probabilité des différents pixels de l'image, qui est obtenu en normalisant l'histogramme de l'image :

$$P_i = \frac{h(i)}{\sum_{j=0}^{L-1} h(j)} \quad (II.8)$$

$$\text{Avec } P_i \geq 0 \quad \text{et} \quad \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1 \quad (II.9)$$

Où  $h(i)$  est le nombre d'occurrences du pixel de niveau de gris  $i \in [0 \dots L-1]$  et  $L$  est le nombre total de niveaux de gris.

Dans le cas d'une binarisation, le seuil optimal  $\hat{t}$  est celui qui maximise le ratio de la variance interclasse à la variance totale :

$$\hat{t} = \text{Argmax} \frac{\sigma_B^{2(t)}}{\sigma_T^2} \quad (II.10)$$

Où la variance interclasse est définie par l'équation (II.11) suivante:

$$\sigma_B^{2(t)} = P_t(P_t - 1)(\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (II.11)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^{L-1} P_i (i - \mu_T)^2 \quad (II.12)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^t i \frac{P_i}{P_t} \quad (II.13)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} i \frac{P_i}{1-P_t} \quad (II.14)$$

$$\mu_T = \mu_0 + \mu_1 \quad (II.15)$$

$$P_t = \sum_{i=0}^t P_i \quad (II.16)$$

$$1 - P_t = \sum_{i=t+1}^{L-1} P_i \quad (II.17)$$

Comme la variance totale associée à un histogramme d'une image est constante, le problème se résume à maximiser la variance interclasse.

L'algorithme d'Otsu est ainsi donné comme suit :

- Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité.
- Parcourir tous les seuils possibles  $t=1, \dots, \text{intensité max.}$ 
  - Mettre à jour  $\mu_0$  et  $\mu_1$
  - Calculer  $\sigma_B^2(t)$
- ✓ Le seuil désiré correspond au  $\sigma_B^2(t)$  maximum.

### II.5.2.2. Les méthodes de segmentation par la classification

Pour partitionner l'ensemble des observations en un certain nombre de classes distinctes, on peut faire appel aux différentes méthodes de classification automatique qui peuvent être distinguées par leur caractère supervisé ou non supervisé.

La classification est dite supervisée si l'on dispose à priori de l'information telle que le nombre de classes possibles et l'appartenance de chaque individu à l'une de ces classes. La plupart des algorithmes d'apprentissage supervisés tentent donc de trouver un modèle qui explique le lien entre les données d'entrée et les classes de sortie.

La classification non supervisée fait référence au fait qu'aucun superviseur ou label est utilisé pour préciser à quelle classe appartient un individu. En conséquence, le nombre de classes existant dans un ensemble d'individus est à priori inconnu. De ce fait, l'un des problèmes les plus délicats à propos des méthodes de classification non supervisées concerne le choix du nombre de classes. Une fois le nombre de classes est choisi, le prochain pas dans le processus de classification consiste à évoluer la qualité de la partition obtenue.

La classification non supervisée a pour but de regrouper les individus en classes homogènes c'est-à-dire regrouper des individus qui se ressemblent et séparer ceux qui

sont dissemblables, en fonction de l'analyse des caractéristiques qui décrivent les individus [8].

### II.5.2.2.1. les méthodes de segmentation par partitionnement

La classification par partitionnement s'agit d'un processus itératif, chargé de partitionner l'ensemble des pixels de l'image  $N$  en  $C$  classes. Dans le processus de classification, les éléments sont affectés à la classe la plus proche. Les représentations des classes sont régulièrement mises à jour, selon un critère de minimisation. Ces méthodes de classification nécessitent trois prés requis :

- Chaque objet (pixel) doit être représenté par un vecteur d'attributs.
- Un critère pour classifier les objets dans des classes est fixé, une distance entre éléments est définie.
- Un critère qui représente la stratégie de fusion ou de dissociation des classes est donné.

Parmi les méthodes par partitionnement les plus connues, on trouve la méthode des k-moyennes (k-means) et l'algorithme des k les plus proches voisines (KPPV).

#### ✓ Méthode des centres mobiles (k-means)

L'algorithme des centres mobiles (k-means) est la technique de classification la plus simple. Cette technique utilise comme critère d'évaluation d'une partition la distance quadratique moyenne. Son principe est le suivant :

Soit un ensemble de points que nous essayons de partitionner en  $k$  classes. Nous posons :

- $x_j^{(i)}$  : le pixel  $j$  appartenant à la classe  $i$ .
- $y_i$  : le centroïde de la classe  $i$ .
- $L_i$  : le nombre de points de la classe  $i$ .
- $D(x_j^{(i)}, y_i)$  : la distance entre  $x_j^{(i)}$  et  $y_i$  ; dans le cas de l'algorithme k-means, c'est la distance Euclidienne.
- $D_i$  : la distance totale de la classe  $i$ .

$$D_i = \sum_{j=1}^{L_i} d(x_j^{(i)}, y_i) \quad (II.18)$$

$D$  est la distorsion globale pour l'ensemble des vecteurs.

$$D = \sum_{i=1}^k D_i \quad (II.19)$$

La classification optimale est celle qui permet de minimiser la distorsion totale  $D$  donnée par l'équation précédente. La procédure d'optimisation doit tenir compte des hypothèses suivantes :

Pour un ensemble donné de centroïdes, la classification qui minimise  $D_i$  est celle pour laquelle chaque pixel est affecté à la classe dont le centroïde est le plus proche. Pour une classification donnée, pour chaque classe  $i$ , un pixel  $y_i$  qui minimise la distance totale de classe  $D_i$ .

L'algorithme de k-means est le suivant :

1. Choisir aléatoirement  $k$  centres de classes.
2. Affecter les individus aux classes dont la distance est minimale
3. Calculer les nouveaux centres de gravité des classes
4. Affecter chaque individu à la nouvelle classe
5. Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié, aller à l'étape 3.

On choisit souvent comme critère d'arrêt, la stabilité des classes. Ce critère peut être déterminé par plusieurs techniques. Parmi ces techniques, nous avons :

Lorsque les centres des classes ne changent pas durant deux itérations successives.

#### **II.5.2.2.2. Les méthodes de segmentation par classification floue**

En effet, une classe est un groupe d'individus présentant des similitudes communes. D'une part, les similitudes sont plus au moins fortes entre les individus d'une même classe.

D'autre part, un même individu peut présenter des similitudes avec les individus d'autres classes. Le degré d'appartenance d'un individu n'est pas localisé à une classe déterminée mais se trouve distribuée sur plusieurs classes.

Nous retrouvons là le concept même de l'ensemble flou, puisque, dans ce formalisme, un élément peut appartenir plus au moins fortement à plusieurs ensembles flous.

Parmi les méthodes de classification floues, l'algorithme fuzzy C-means (FCM) est le plus utilisé dans la segmentation d'image. Durant les itérations, le degré d'appartenance flou est mis à jour comme une fonction de distance par rapport aux classes.

### ▼ Méthode de Fuzzy C-Means (FCM)

Fuzzy C-Means est un algorithme de classification non supervisée floue, il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition de classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leurs centre de gravité. Il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite une connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

#### II.5.2.3. Les méthodes de segmentation par croissance de régions

Cette technique est ascendante et part du pixel pour remonter jusqu'aux régions en agrégeant les pixels selon un critère d'homogénéité. On appelle  $\emptyset$  la fonction qui caractérise une propriété d'une région  $R_i$  et  $S_n$  l'ensemble des pixels non attribués à une région au début de l'étape  $n$  [12].

L'algorithme général de croissance de régions consiste à :

- Ø Définir les germes des régions  $g_i$ . Les germes sont des pixels ou des groupes de pixels dits « libres » qui ne sont pas affectés à une région. Le choix des germes influence la qualité de la segmentation. Plus le germe est un bon représentant d'une région plus l'agrégation obtenue représentera une région homogène.
- Ø Tant que  $S_n \neq 0$ , on affecte le pixel élément de  $S_n$  au germe  $g_i$  qui minimise une fonction  $W$ .

Cette fonction est la somme des fluctuations de la propriété  $\emptyset$  des régions.

#### II.5.2.4. Les méthodes de segmentation statistiques

Lorsqu'une image présente un aspect de texture aléatoire, elle peut être supposée une réalisation d'un processus stochastique gouverné par des paramètres qui se calculent à partir de l'image en considération.

C'est le principe des méthodes à base des champs aléatoires de Markov qui est un moyen favorisé pour modéliser les images texturées permettant d'exprimer l'interaction spatiale portée par les pixels. C'est-à-dire qu'un pixel donné a une forte probabilité d'appartenir à la même classe que ces voisins.

L'influence mutuelle des pixels dans une image donnée est exprimée alors par une distribution conditionnelle.

#### II.5.3. La segmentation par approche mixte

La dualité entre les régions et les contours peut être exprimée de quatre manières différentes [14] [15] [16]:

- ü Les régions sont situées à l'intérieur des contours. Par conséquent, il n'y a pas de points contours à l'intérieur d'une région ;
- ü Un point de contours est situé sur ou du moins à proximité (distance à définir) d'une frontière de région;
- ü Une frontière de région est fermée par nature, un contour doit l'être aussi
- ü un contour doit être situé sur la totalité de la frontière commune entre deux régions.

Cette dualité a donné naissance à la coopération dans la segmentation d'image. Selon la manière de faire coopérer deux processus de segmentation région et contour, on peut distinguer trois approches différentes: La coopération séquentielle, la coopération par fusion de résultats et la coopération mutuelle [17]:

- ✓ la coopération séquentielle : une des techniques de segmentation (région ou contour) est exécutée, son résultat est exploité par la deuxième technique pour améliorer les critères ou les paramètres de la segmentation.
- ✓ la coopération des résultats : les deux types de segmentation sont exécutés indépendamment. La coopération se fait sur les résultats obtenus afin d'atteindre une meilleure segmentation.

- ▼ la coopération mutuelle : les deux types de segmentation coopèrent mutuellement au cours de leur processus d'exécution.

### II.5.3.1. La coopération Séquentielle

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par région ou par contour, est exécutée en premier lieu. Puis son résultat est exploité par la deuxième approche [14].

L'utilisation de l'information venant de la segmentation par contour dans une segmentation par région est l'une des formes de coopération les plus courantes (Figure II.5).

Mais, l'information sur les régions peut aussi être utilisée dans une segmentation par contour.

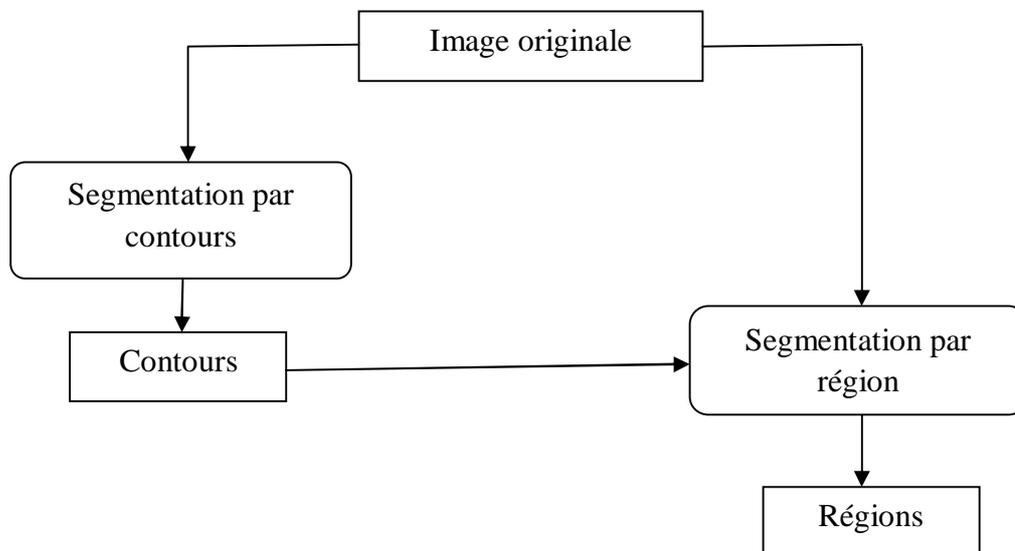
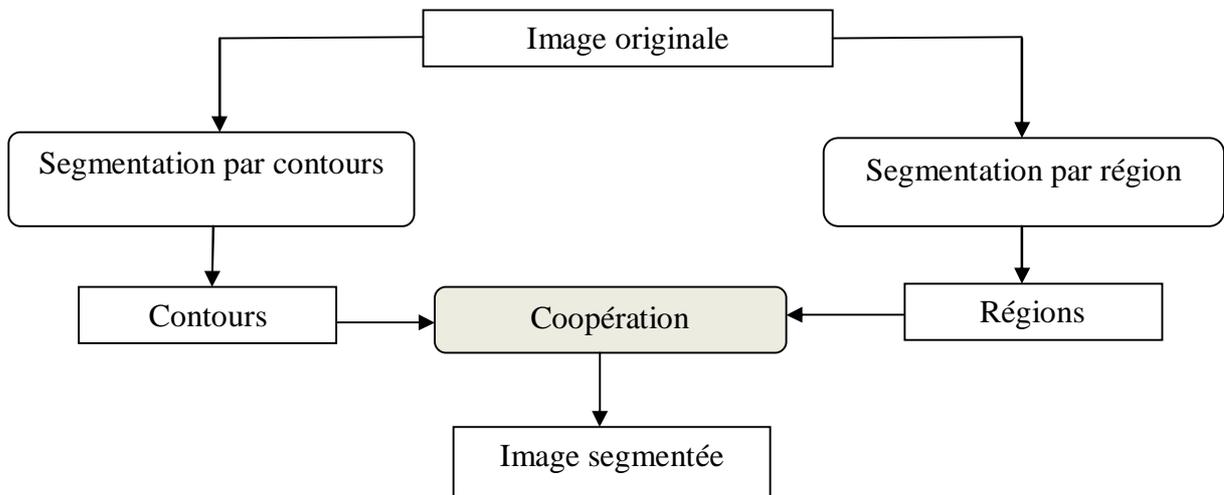


Figure.II.5 : Principe de la coopération séquentielle [16]

### II.5.3.2. La coopération des résultats

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentation sont exécutés parallèlement et indépendamment. La coopération est faite au niveau des résultats respectifs. Ils sont intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des approches (figure II.6). Cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus [14].

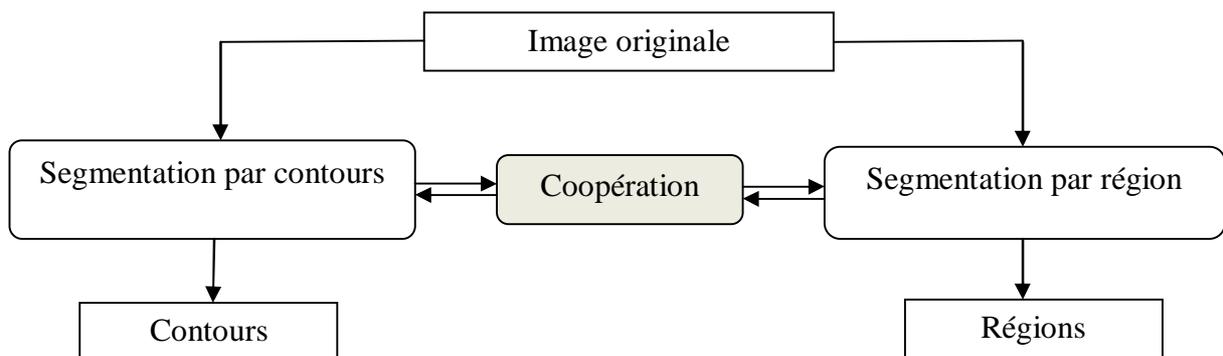


**Figure II.6 :** Principe de la coopération des résultats [16].

### II.5.3.3. La coopération mutuelle

Dans l'approche de coopération mutuelle, les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations (figure II.7). L'information échangée va aider la technique de segmentation dans sa prise de décision. Elle est utile lorsqu'il y a manque.

La coopération permet de prendre des décisions plus sûres. Si le détecteur de contour et le détecteur de région n'arrivent pas à agréger un pixel, on peut diminuer le seuil de similarité par exemple [14].



**Figure II.7 :** Principe de coopération mutuelle [16].

## II.6. Discussion

En analyse d'image, la segmentation est l'opération la plus délicate. Elle permet de passer d'une image muette à une image parlante en termes d'objets.

Dans un contexte médical, ce passage se heurte encore à d'autres problèmes dus principalement à l'état critique du domaine, à la nature des images médicales par leurs variantes modalités et à la complexité des tissus humains. Ce qui justifie l'intervention fréquente du praticien ou de son expertise.

Dans le domaine de la biométrie, la segmentation doit mettre en évidence les caractéristiques de la signature biométrique utilisée avec un maximum de précision pour assurer une bonne identification d'individus.

Nous venons de décrire de façon succincte quelques approches de segmentation. Il n'y a pas de règles générales permettant de choisir une méthode particulière de segmentation pour un problème donné. Choisir l'une ou l'autre méthode dépend des images à segmenter.

Chacune de ces méthodes a des avantages et des inconvénients et bien souvent on est amené à les combiner pour avoir un résultat satisfaisant.

Dans la suite de notre travail, nous allons nous intéresser à l'arbre vasculaire rétinien et les méthodes de segmentation qui lui sont appropriées.

### III.1. Préambule

En anatomie, les vaisseaux sanguins sont des conduits organiques qui appartiennent à la circulation sanguine et qui transportent le sang dans l'organisme.

L'arbre vasculaire initial, l'arbrisseau pourrait-on dire, est formé à la fin de la vie fœtale. Il évolue tout au long de la croissance puis se stabilise lors de la vie adulte.

A la naissance, la croissance de l'arbre vasculaire ne fait plus appel aux mécanismes initiaux qui ont abouti à la mise en place : la vasculogénèse. L'étape primitive d'établissement du réseau va s'étendre en formant des ramifications et en augmentant les dimensions (calibre et longueur) des vaisseaux déjà existants par le processus d'angiogénèse, c'est-à-dire la formation des nouveaux vaisseaux par bourgeonnement à partir des vaisseaux déjà existants [19].

### III.2. Les caractères généraux des vaisseaux sanguins

Quels sont les différents types de vaisseaux sanguins formant l'arbre vasculaire ? L'arbre vasculaire est formé de trois types de vaisseaux sanguins qui sont :

#### III.2.1. Les artères

Une artère est un vaisseau sanguin conduisant le sang du cœur vers les organes. Elle présente une paroi épaisse musculaire et élastique : le diamètre interne ou calibre de l'artère augmente sous l'afflux du sang pour se réduire après cette surcharge. Le sang circule toujours sous pression dans les artères.

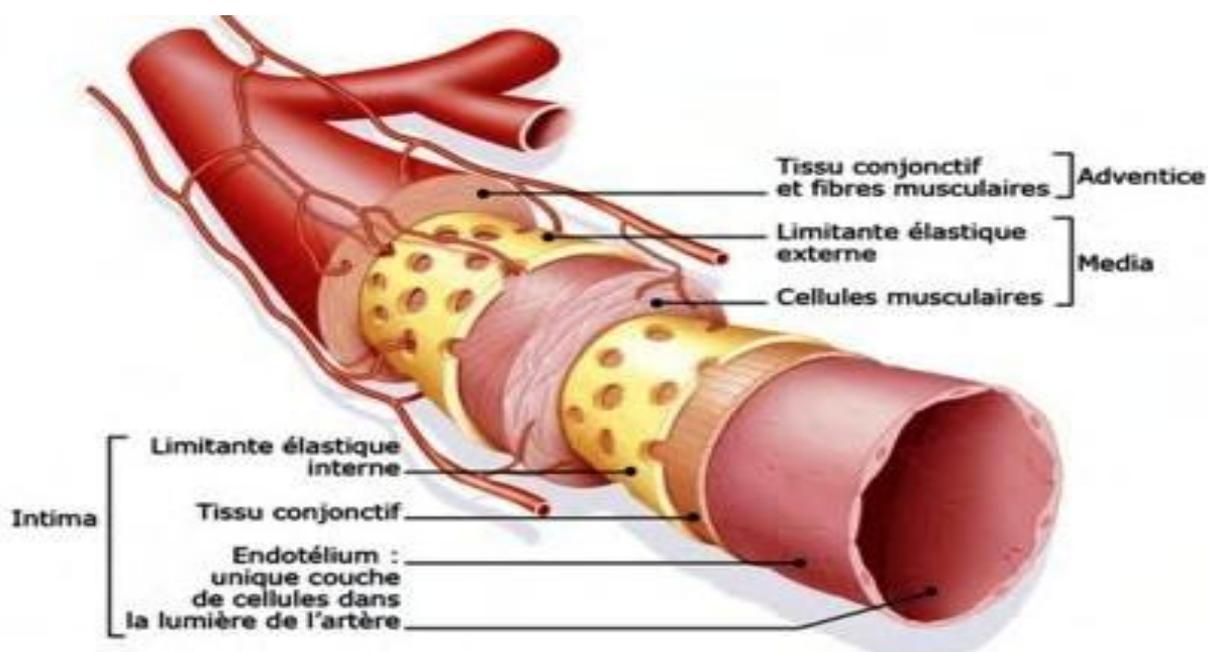


Figure III.1: coupe d'une artère.

Par ailleurs, celles-ci peuvent conduire à de plus petits vaisseaux : les artérioles.

En coupe, une artère présente trois tuniques (voir la figure III.1)

- Ø *Tunique interne* : **Intima** ou endothélium qui est en continuité avec l'endothélium cardiaque.
- Ø *Tunique moyenne* : **Média** formée de muscles lisses et élastiques. Les fibres élastiques prolongent l'effet des battements du cœur en permettant la progression du sang. Les fibres musculaires lisses favorisent la vasodilatation ou la vasoconstriction.
- Ø *Tunique externe* : **Adventice**, formée de tissu de fibres conjonctives et élastiques. Cette tunique comporte des filets nerveux du système végétatif qui commandent les fibres musculaires lisses du média et des vaisseaux assurant la nutrition : les Vasa Vasorum.

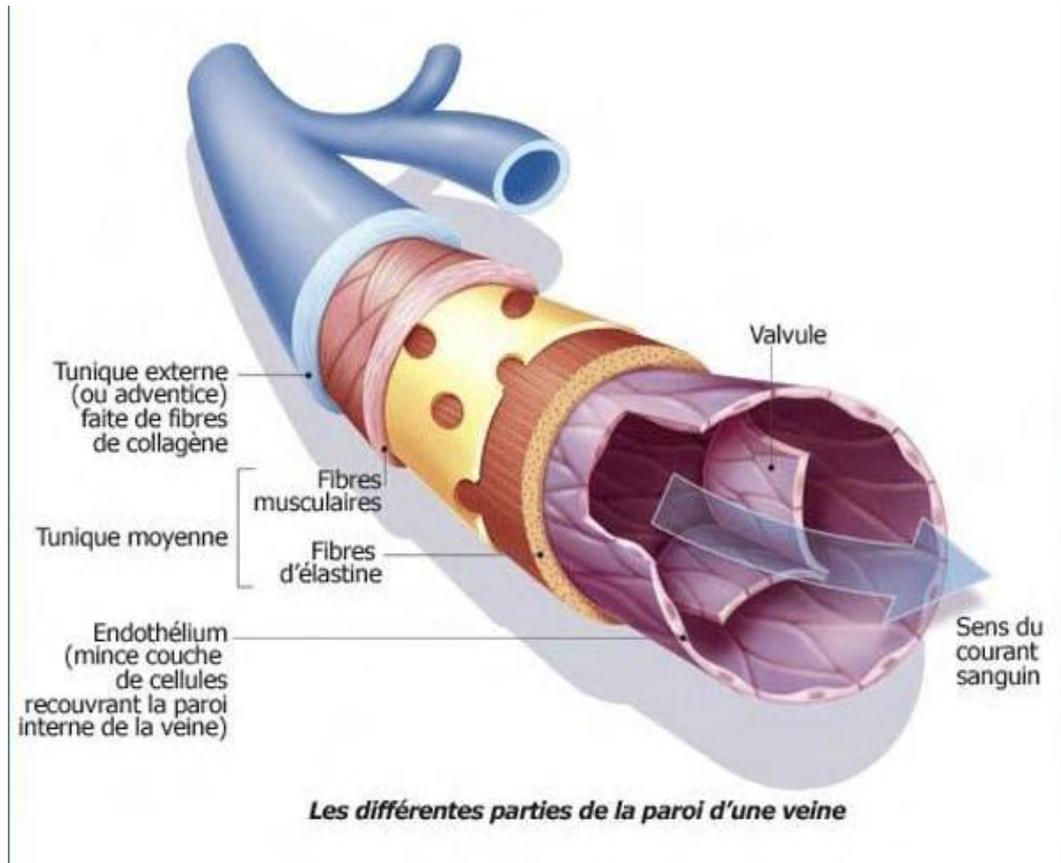
### III.2.2. Les veines

Les veines sont des vaisseaux sanguins bleutés dans lesquels le sang circule d'un organe vers le cœur. Elles sont parfois visibles sous la peau : on peut, par exemple, constater leur présence au niveau de la main, des poignets ou encore de la pliure du bras.

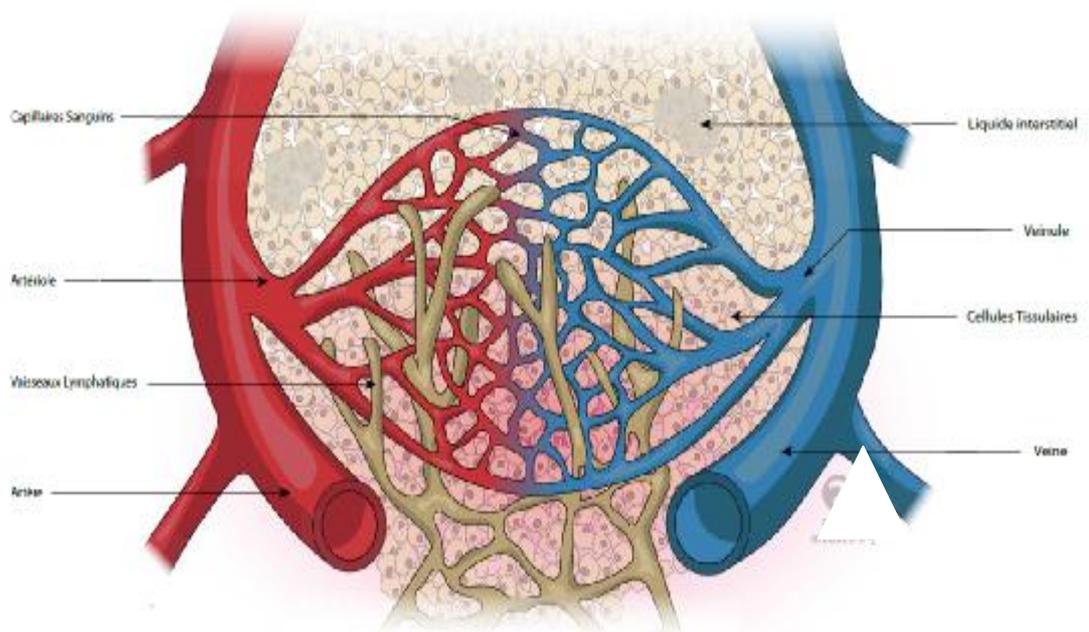
La paroi des veines est fine et rigide, car elles ont moins de résistance à fournir face au débit sanguin. Leur diamètre est donc assez stable au cours du temps. Une autre différence subsiste: les valves (voir la figure III.2). Les veines de petit et moyen diamètre possèdent ce système afin d'éviter le reflux généré par la pesanteur, du sang non oxygéné vers les organes. Ces sortes de "clapets" le force à n'aller que dans un seul sens. Ils sont absents dans les artères, le débit sanguin y étant si élevé que tout reflux vers le cœur est impossible.

### III.2.3. Les capillaires

Les capillaires sont des vaisseaux de très petit calibre (diamètre variant de 3 à 10  $\mu\text{m}$ ) à l'intérieur desquels la pression sanguine est très faible. Ils forment un réseau reliant artérioles et veinules (voir la figure III.3). Les réseaux de capillaires sont le siège d'échanges importants au niveau de divers organes (poumons, intestins, muscles, etc.). Le calibre des capillaires peut augmenter au niveau d'un organe. Ceci améliore le débit sanguin et facilite les échanges au niveau de cet organe.



**Figure III.2:** Les différentes parois d'une veine.



**Figure III.3:** le réseau capillaire

### III.3. La double circulation et l'oxygénation des organes

Le sang revient des organes au cœur par les veines caves. Les veines ramènent au cœur un sang appauvri en dioxygène et enrichi en dioxyde de carbone en provenance des organes (à l'exception des veines pulmonaires).

Le sang est envoyé aux poumons par les artères pulmonaires. Il est alors oxygéné tandis que le dioxyde de carbone est éliminé. De retour vers le cœur par les veines pulmonaires, le sang est envoyé aux différents organes par l'artère aorte pour l'apport de dioxygène et de nutriments.

Ainsi les artères apportent aux organes le sang enrichi en dioxygène et en nutriments, à l'exception de l'artère pulmonaire. Ainsi la double circulation, circulation pulmonaire et circulation générale permet l'approvisionnement des organes en dioxygène et nutriments et l'élimination des déchets.

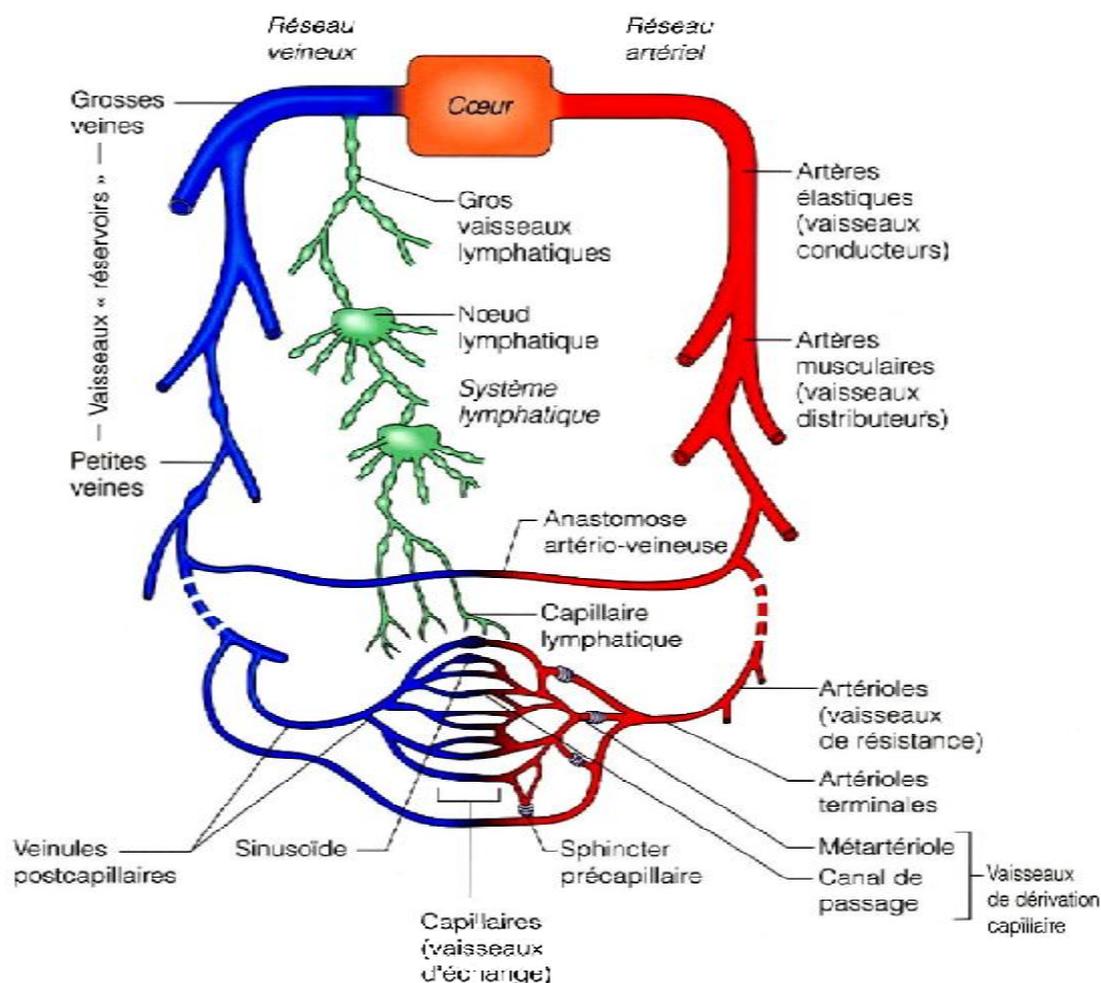


Figure III.4: La circulation dans les réseaux veineux et artériel.

Le tableau suivant récapitule les caractéristiques des différents vaisseaux sanguins.

<b>Nature du vaisseau</b>	<b>Pression sanguine</b>	<b>Sens de la circulation du sang</b>	<b>Rôle du vaisseau</b>
<b>Artère</b>	Forte	Cœur → organes	Transport du sang enrichi en dioxygène et en nutriments
<b>Veine</b>	Plutôt réduite	Organes → cœur	Transport du sang chargé en dioxyde de carbone
<b>Réseau de capillaires</b>	Très faible	Relient artérioles et veinules	Zone d'échange entre le sang et les organes

**Tableau III.1** : les caractéristiques des vaisseaux sanguins.

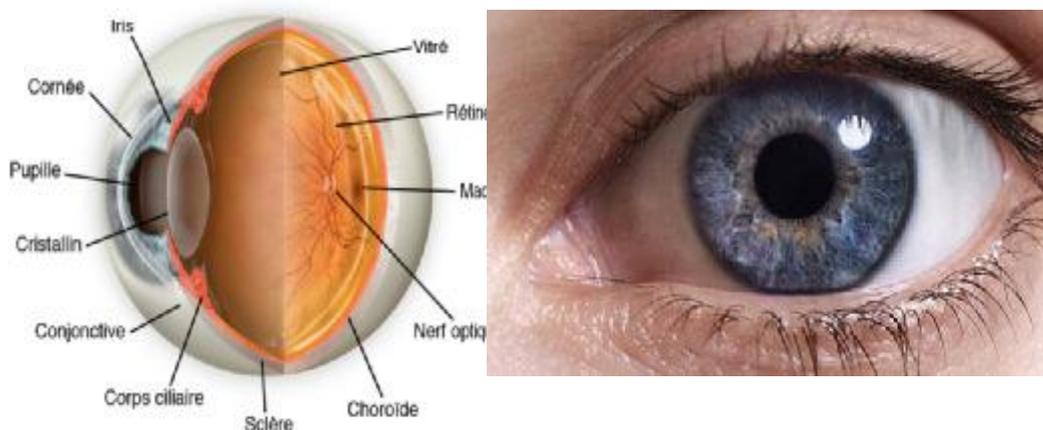
#### **III.4. Les images rétinienne et les vaisseaux sanguins**

Dans ce qui suit, on s'intéressera aux images du fond d'œil et principalement au réseau vasculaire de la rétine qui présente une information très importante pour le diagnostic, le traitement, le dépistage, l'évaluation et l'étude clinique de nombreuses maladies telles que le diabète, l'hypertension et l'artériosclérose (annexe B) et une caractéristique des plus fiables pour l'identification biométrique.

La segmentation et l'identification des structures de l'image de la rétine automatisée sont devenues l'un des principaux sujets de recherche en imagerie du fond d'œil pour le diagnostic dans le cadre de l'ophtalmologie et l'identification dans le cadre de la biométrie.

##### **III.4.1. Anatomie de l'œil**

L'œil est une merveille de la nature, un des organes les plus perfectionnés de notre corps, miroir de nos émotions et de nos pensées secrètes. L'œil est une caméra réflexe très perfectionnée composée des éléments suivant :



**Figure III.5 :** anatomie de l'œil

#### **III.4.1.1. La cornée**

Elle est constituée de cellules très fines et très régulières, organisées tel un nid d'abeilles. C'est une zone fragile de 11 millimètres de diamètre, épaisse de seulement 4/10ème de millimètres. Elle contient 78% d'eau. Pour maintenir ce degré d'hydrophilie et sa fonction optique, elle est recouverte de larmes alimentées en continu par les glandes lacrymales et réparties par les battements des paupières.

#### **III.4.1.2. L'humeur aqueuse**

C'est un liquide transparent, continuellement filtré et renouvelé qui, avec le vitré, maintient la pression et la forme du globe oculaire.

L'humeur aqueuse est composée essentiellement d'eau, mais aussi de vitamine C, de glucose, d'acide lactique, de protéines. Elle se renouvelle en 2 à 3 heures.

#### **III.4.1.3. La pupille**

Si on la compare à un appareil photo, c'est un diaphragme par lequel la lumière pénètre. Elle peut varier de 1 à 2 millimètres de diamètre lorsque la lumière est vive, et jusqu'à 8 millimètres dans l'obscurité.

Cette variation peut aussi être provoquée par nos émotions. Un intérêt particulièrement vif se traduit, par exemple, par un élargissement réflexe du diamètre.

#### **III.4.1.4. L'iris**

C'est l'iris qui donne leur couleur aux yeux. Cette couleur dépend de l'épaisseur de l'éventail formé par les lamelles pigmentaires et de sa concentration en

mélanine. Plus l'éventail est épais et contient de mélanine, plus l'œil est foncé. C'est un voile très fin, qui règle également la dilatation de la pupille. La nutrition de l'iris est assurée par l'humeur aqueuse dans laquelle elle baigne et par quelques petites artérioles.

#### **III.4.1.5. Le cristallin**

C'est une lentille optique située derrière l'iris. Les rayons lumineux entrent par la cornée, traversent l'humeur aqueuse puis la pupille. Là, le cristallin les fait converger sur la rétine, grâce à ses contractions. Si l'objet est proche, il se bombe ; on dit qu'il converge ; s'il est lointain, il s'aplatit. Cette capacité de mise au point s'appelle l'accommodation.

Elle fonctionne à partir d'une dizaine de centimètres jusqu'à l'infini.

#### **III.4.1.6. Le vitré**

C'est un liquide gélatineux formé de 95% d'eau, qui représente 90% de l'œil en volume. Situé dans un sac en arrière du cristallin et jusqu'au fond de l'œil, le vitré amortit les chocs. Son rôle est de maintenir la rigidité du globe oculaire et la rétine bien en place.

#### **III.4.1.7. Le nerf optique**

Il se comporte comme une "courroie de transmission" des informations reçues par les yeux en direction du cerveau. Il mesure 4 mm de diamètre et 5 cm de long. En ordinateur parfait, le cerveau enregistre, interprète et traduit en images.

#### **III.4.1.8. La rétine**

La rétine est la membrane nerveuse tapissant le fond de l'œil. C'est une couche neurosensorielle, directement en rapport avec le corps vitré. Elle est d'environ 0,25 mm d'épaisseur et de surface à peu près égale à celle d'un petit timbre-poste dans laquelle se trouvent plus de 130 millions de cellules nerveuses photo réceptrices : les cônes (6 à 7 millions) et les bâtonnets (130 millions), leur rôle est capital, ils permettent de percevoir les lumières, les couleurs, les formes, les mouvements et assurent aussi la vision de nuit.

Les cônes captent trois couleurs de base qui permettent la reconstruction des couleurs : ils savent distinguer plus de 100 nuances différentes et 750 niveaux de

luminosité. Suivant la luminosité, la perception des couleurs est modifiée : à la lumière du jour, les yeux sont plus sensibles au jaune, alors que le soir, ils sont plus sensibles au bleu. La rétine transforme tous ces éléments en influx nerveux qui sont alors transmis au cerveau par le nerf optique. Elle est parcourue par de nombreux vaisseaux sanguins dont le dessin nous différencie mieux que les empreintes digitales.

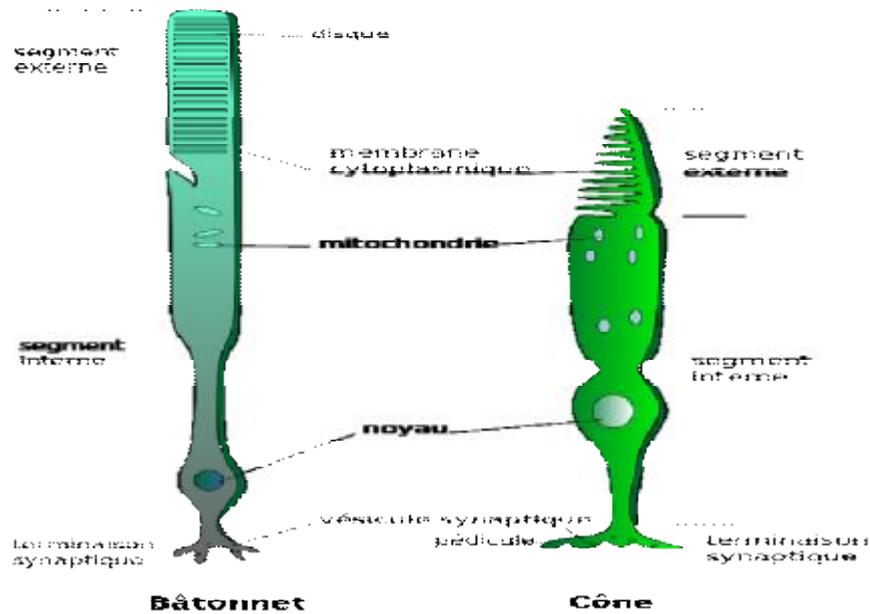


Figure III.6 : structure des cônes et des bâtonnets

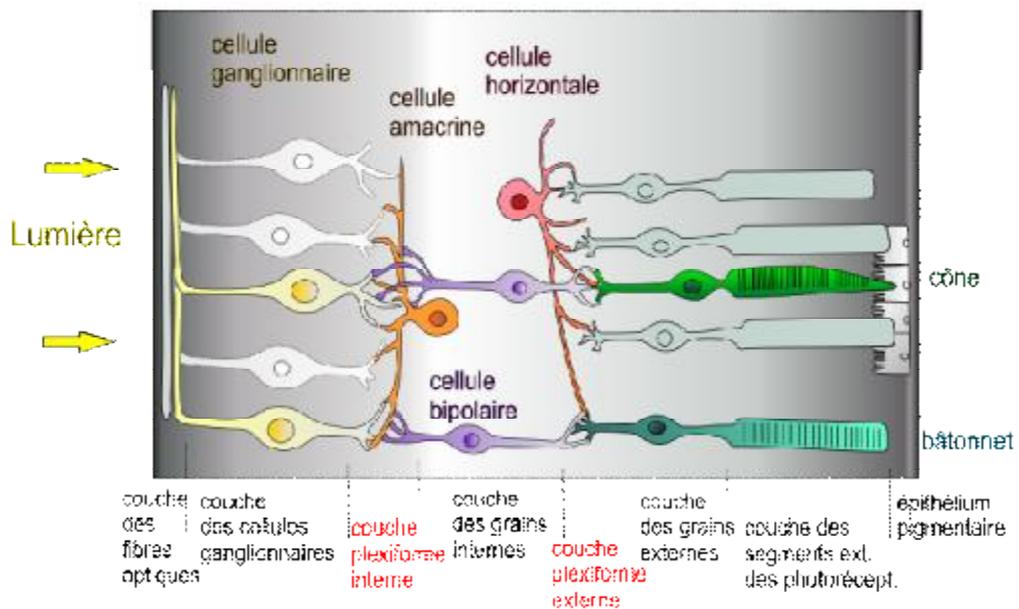


Figure III.7 : Les différentes couches rétiniennes.

### III.4.2. Les techniques d'acquisition des images rétiniennes

#### III.4.2.1. Angiographie à la fluorescéine

L'angiographie à la fluorescéine est un examen permettant d'exploiter les capacités de fluorescence d'un colorant qui est un hydrocarbure se présentant sous la forme d'une substance cristalline. Le fluorescéinate de sodium est excité par une énergie de longueur d'onde se situant entre 465 et 470 nm (longueur d'onde bleue), et émet à une longueur d'onde supérieure comprise entre 520 et 530 nm (jaune-vert).

Après injection intra-veineuse de fluorescéinate de sodium, 80% se lie aux protéines plasmatiques mais 20% restent libres. Cette fluorescéine libre est excitée, qu'elle se trouve dans les vaisseaux rétinien ou dans les tissus où elle est susceptible de diffuser ou encore dans les structures susceptibles de la retenir.

La fluorescéine s'élimine en 24 à 36 heures par le foie et les reins après avoir coloré téguments, muqueuses et urines.

Elle se base sur des prises photographiques du fond d'œil à intervalles réguliers avant et après injection intraveineuse de 5 à 20 ml de fluorescéine.

Avant l'injection du colorant, des photos couleurs et des photos avec filtres (bleu, vert, rouge) sont prises [20].



Figure III.8 : Appareil d'angiographie à la fluorescéine

#### III.4.2.2. L'angiographie au vert d'indocyanine

C'est une technique qui est basée sur le même principe de l'angiographie à fluorescéine. L'angiographie à l'indocyanine utilise un colorant qui a une meilleure

pénétration à travers l'épithélium pigmentaire rétinien et une forte liaison aux protéines plasmatiques (98%) limitant ainsi sa diffusion à travers la chorio-capillaire. Elle permet une meilleure visualisation des vaisseaux choroïdiens. Le vert d'indocyanine absorbe et émet son énergie fluorescente à une longueur d'onde proche de l'infra-rouge.

L'angiographie au vert d'indocyanine précise la sévérité de l'atteinte choroïdienne et semble être un marqueur de la réponse thérapeutique et du risque de récurrence avant la normalisation ou la réapparition des anomalies en angiographie à la fluorescéine.

### III.4.2.3. La tomographie à cohérence optique ou l'OCT

C'est un procédé non invasif, l'examen se fait avec ou sans dilatation pupillaire, capable de produire in vivo des images en coupes optiques de la rétine avec une résolution de l'ordre de 5 à 10 microns mètre selon les appareils utilisés.

Les images permettent d'analyser la jonction vitréo-rétinienne, les modifications de la structure du tissu rétinien et de mesurer avec précision l'épaisseur rétinienne sur tous les points de chaque coupe.



**Figure III.9 :** Appareil d'OCT

L'image OCT en deux dimensions (OCT HD: haute définition) est obtenue par le déplacement rapide du faisceau laser selon une ligne droite ou circulaire. La juxtaposition de plusieurs centaines de mesures permet de reconstituer une coupe linéaire.

Actuellement l'OCT de dernière génération possèdent la troisième dimension ce qui permet l'analyse des volumes.

#### III.4.2.4. L'échographie oculaire

Cette technique est basée sur l'émission de courtes impulsions ultrasonores et le recueil de leur réflexion sur différents interfaces.

Cet examen est indiqué d'emblée en cas de visualisation imparfaite du fond d'œil, notamment en cas d'hémorragie intra-vitréenne ou d'hyalite très dense.

Elle peut mettre en évidence des membranes prérétiniennes ou prépapillaires, un épaissement maculaire, une saillie de la tête du nerf optique, un foyer choroïdien ou un épaissement choroïdien.



**Figure III.10 :** Appareil de l'échographie oculaire.

L'échographie oculaire est une technique d'imagerie permettant d'obtenir les informations nécessaires sur l'œil, de manière indolore. Elle ne présente pas d'effets secondaires grâce au système de réflexion de faisceaux ultrasons sur les parties de l'œil.

#### III.4.2.5. L'ophtalmoscopie à balayage laser

L'ophtalmoscopie à balayage laser, ou *Scanning Laser Ophthalmoscopy* (SLO) est une technique d'examen du fond d'œil développée au début des années 1980. Elle consiste à réaliser une mesure de la réflexion d'une petite surface (quelques  $\mu\text{m}^2$ ) de la rétine au moyen d'un appareil capable de mesurer de très faibles flux lumineux.

Les dispositifs d'illumination et d'observation sont solidaires de sorte que la surface rétinienne éclairée au moyen d'un fin faisceau laser argon ou hélium-néon extrêmement directif est strictement limitée à la surface observée (la divergence du faisceau est de seulement quelques secondes d'arc contrairement aux rayonnements des sources habituellement utilisées en ophtalmoscopie). Ceci permet de minimiser les risques d'éblouissement.

Un balayage horizontal (de gauche à droite) et vertical (de haut en bas) de la rétine de l'ordre de 25 images de 625 lignes par seconde permet de réaliser une exploration successive de points rétinien.

C'est l'affichage des mesures photométriques mémorisées de ces différentes petites surfaces qui reconstitue l'image complète du fond d'œil.

La présence d'un photo-multiplicateur très sensible qui collecte et amplifie la lumière réfléchie par la rétine permet d'obtenir une image bien contrastée du fond d'œil, tout en utilisant des niveaux lumineux encore confortables pour le patient.

Plus récemment, le SLO a été équipé de plusieurs sources laser dont l'intensité est modulable indépendamment l'une de l'autre. Ainsi, une des sources, en général infrarouge (793 nm), invisible au sujet et d'intensité constante est réservée à la visualisation du fond d'œil, tandis que l'autre (en général de type He-Ne) d'intensité modulable sert de stimulateur en traçant sur la rétine 25 images par seconde, perçues par le patient comme une image animée



**Figure III.10 :** OphtalmoSCOPE à balayage laser

Dans cette section, nous donnerons un aperçu des techniques de segmentation dédiées à l'arbre vasculaire rétinien

### **III.5. La segmentation de l'arbre vasculaire rétinien**

La segmentation du réseau vasculaire rétinien et la détermination des attributs morphologiques des vaisseaux sanguins associés tels que : la largeur, la longueur, la tortuosité et angle entre les vaisseaux sont utilisés pour le diagnostic, le dépistage, le traitement et l'évaluation des différentes maladies cardiovasculaires et ophtalmologiques, telles que : le diabète et l'hypertension [47].

La détection et l'analyse automatique de la vascularisation peut aider à la mise en œuvre des programmes de dépistage pour la rétinopathie diabétique [48], l'évaluation de la rétinopathie du prématuré [49], détection de la région non vasculaire fovéa [51], rétrécissement des artérioles [52], la mesure du diamètre du vaisseau en relation avec le diagnostic de l'hypertension [53], ...

En outre, l'arbre vasculaire rétinien se trouve être unique pour chaque individu et peut être utilisé pour l'identification biométrique [23].

Dans ce qui suit nous présentons les différentes méthodes de segmentation de l'arbre vasculaire des images rétiniennes du fond d'œil.

Selon les algorithmes utilisés et les méthodes de traitement d'images employées, nous divisons ces algorithmes en cinq catégories principales [46].

#### **III.5.1. Les techniques de reconnaissance de formes**

Les algorithmes basés sur la reconnaissance des formes qui sont en accord avec la détection automatique ou la classification des vaisseaux sanguins de la rétine et d'autres objets de fond qui sont des non vaisseaux sont divisés en deux catégories [8]:

##### **III.5.1.1. Les méthodes supervisées**

Dans les méthodes supervisées, la règle pour l'extraction des vaisseaux est apprise par l'algorithme en se basant sur un ensemble d'images segmentées manuellement par un ophtalmologiste [26] [27].

Les réseaux de neurones artificiels ont été largement étudiés pour segmenter les caractéristiques de la rétine [28] [32]. Dans l'article [32], l'auteur utilise cette approche pour la détection des vaisseaux dans les images angiographiques. Il applique le réseau neuronal directement sur les pixels de l'angiographie sans détection

antérieure des caractéristiques. Les pixels de la petite fenêtre qui balaye l'image sont donnés comme information au réseau. Les vecteurs de caractéristiques sont formés par des valeurs des niveaux de gris de la fenêtre centrée sur le pixel en cours de classement.

La phase d'apprentissage a été faite en utilisant les images de vérité terrain d'angiographie pour définir les points du réseau.

L'utilisation d'ondelette de Gabor 2D et la classification supervisée pour la segmentation des vaisseaux rétiniens ont été démontrées par Soares et Al [33]. Chaque pixel est représenté par un vecteur de caractéristique composé de l'intensité du pixel et des réponses de la transformée en ondelette de Gabor 2D prises à différentes échelles.

Une classification par le modèle de mélange gaussien est utilisée pour classifier chaque pixel comme un pixel appartenant au réseau vasculaire ou au fond de l'image. La méthodologie est évaluée sur deux bases de données DRIVE et STARE aboutissant à une exactitude moyenne de 0.9466 et 0.9480 respectivement. Cependant, il ne donne pas de bons résultats pour des images qui présentent des zones d'illumination non uniformes telles que les frontières des disques optiques, les hémorragies et d'autres pathologies qui présentent des forts contrastes.

Comme les méthodes supervisées sont conçues d'une base de données pré classifiées, leurs performances sont généralement meilleures que celle des méthodes non supervisées et donnent de très bons résultats pour les images rétiniennes saines.

Cependant, comme Hoover et Al [34] ont montré qu'il y a une différence significative dans l'identification des vaisseaux entre les observations des experts, de plus, dans une méthode supervisée, les critères de classification sont déterminés par les données de vérité terrain en se basant sur les caractéristiques retenus. Par conséquent, la condition préalable est la disponibilité des données de vérité terrain, qui ne peut être disponible dans les applications de la vie réelle.

### **III.5.1.2. Les méthodes non supervisées**

Les approches basées sur la classification non supervisée essayent de trouver des modèles inhérents de vaisseaux sanguins dans des images rétiniennes qui peuvent alors être utilisées pour décider qu'un pixel particulier appartient ou non aux vaisseaux [25] [45].

Les données d'apprentissages ou celles de vérité terrain ne contribuent pas directement à la conception de l'algorithme dans ces approches.

Tolias et Panas [36] développent une méthode basée sur l'algorithme Fuzzy- C-means pour suivre les vaisseaux des images angiographiques de fond d'œil. Le processus de suivi est basé tout d'abord sur la recherche du disque optique et ses limites qui présentent un point marqué dans l'image de la rétine, il est détecté et utilisé en tant que point de départ de l'algorithme [31].

En suite, l'algorithme de FCM est appliqué pour la segmentation des points du contour du disque comme des points appartenant ou non aux vaisseaux.

Chaque région segmentée qui contient plus de trois points classifiés comme appartenant au réseau est considéré comme un point de départ de l'algorithme du suivi itératif. Les faux vaisseaux sont rejetés après deux ou trois itérations. Les caractéristiques les plus pertinentes de cet algorithme est qu'il n'utilise pas de l'information de voisinage pour localiser l'emplacement exacte des vaisseaux ce qui réduit l'effet du bruit dans la procédure de suivi. De plus, l'algorithme utilise seulement l'information d'intensité et ne fait aucune hypothèse sur le modèle de la forme des vaisseaux et aucun réglage paramétrique initial est nécessaire. L'algorithme a donné un bon résultat dans le suivi des vaisseaux qui sont bien clairs et définis dans l'image. Cependant, il n'a pas pu détecter quelques vaisseaux de petit diamètre et de faible contraste.

### **III.5.2. Les filtres adaptés**

Le filtrage adapté pour la détection du système vasculaire consiste à convoluer un noyau 2D avec l'image rétinienne [21] [22] [43] [44]. Le noyau est conçu pour modéliser une caractéristique dans l'image à différentes positions et orientations. La réponse du filtre indique la présence de la caractéristique. Trois propriétés sont exploitées afin de concevoir le noyau du filtre : les vaisseaux ont généralement une courbure limitée et peuvent être approchés localement par des segments linéaires, le diamètre des vaisseaux diminue en s'éloignant du disque optique et le profil de la section transversale de ces segments est approximée à une courbe de forme gaussienne.

Le noyau de convolution répond de façon optimale aux vaisseaux qui ont le même écart type que la fonction gaussienne spécifiée par le noyau. Par conséquent, le noyau peut ne pas répondre à des vaisseaux qui ont des profils différents.

La variation du fond de la rétine et la présence des pathologies dans l'image rétinienne augmentent le nombre de fausses réponses parce que les pathologies peuvent présenter localement les mêmes attributs que les vaisseaux sanguins.

Dans l'article [39], l'auteur propose un noyau 2D avec un profil gaussien pour la segmentation des vaisseaux rétiens. Le profil du filtre est conçu pour correspondre à celui d'un vaisseau sanguin qui a un profil de forme gaussienne ou dérivée d'une gaussienne. Le noyau est orienté de  $15^\circ$  pour l'adapter aux différentes orientations des vaisseaux. Une réponse maximale est sélectionnée pour chaque pixel puis une méthode de seuillage est appliquée pour identifier les segments des vaisseaux.

Cette classe de filtres n'est pas appliquée dans de nombreuses directions. Au contraire, il est appliqué à seulement deux directions de base et la réponse est calculée dans les autres directions à partir d'une combinaison des réponses de ces deux directions. Cette approche a l'avantage d'être plus rapide pour une précision raisonnable.

### III.5.3. Approche par la morphologie mathématique

Ce sont Carelton S. et al. qui eurent l'idée en 1936 d'utiliser la rétine à des fins d'identification après avoir vu une photographie des vaisseaux sanguins d'une rétine. Ils établirent que ces vaisseaux sont uniques pour chaque personne [23].

La morphologie mathématique est très utilisée pour la segmentation du réseau vasculaire rétinien et la détection des points caractéristiques [22] [31] [41] [50].

Dans leurs travaux portant sur l'extraction automatique des points de bifurcation après segmentation des vaisseaux sanguins des images de la rétine, Thitiporn C. et al ont proposé une méthode composée de quatre étapes : Un filtrage adaptatif, un seuillage local, un étiquetage et une détection de l'intersection vasculaire [22]. L'application du filtrage adaptatif a pour but de rehausser les vaisseaux sanguins. Le seuillage local a pour but de préserver la structure spatiale des segments de l'arbre vasculaire. L'étiquetage est appliqué pour éliminer les pixels isolés. Finalement un amincissement morphologique est appliqué dans le but d'obtenir un réseau vasculaire.

Dans leurs travaux de recherche d'un algorithme de détection de l'arbre vasculaire des images rétiennes, [Philippe B. et al] ont utilisé deux étapes de seuillage. Un premier seuillage utilisant un critère photométrique qui considère que les pixels appartenant à l'arbre vasculaire sont ceux présentant un fort contraste par rapport à leurs voisins. Ils calculent la moyenne des niveaux de gris sur des fenêtres

concentriques et si le niveau de gris d'un pixel est supérieur à la moyenne des niveaux de gris des pixels voisins, il est candidat à faire partie de l'arbre vasculaire. Ils appliquent ensuite un deuxième seuillage avec un critère morphométrique qui considère que les pixels à détecter sont ceux appartenant à des objets filiformes. La longueur des segments est calculée et seuls les segments de longueur suffisante sont conservés.

Jlassi et Hamrouni ont proposé une méthode de caractérisation des images de la rétine dans un but biométrique [50]. La méthode proposée opère donc en deux étapes. La première a pour objectif de détecter l'arbre vasculaire ayant une épaisseur d'un pixel pour faciliter l'étape suivante qui concerne la localisation des points caractéristiques et de leurs attributs. La détection de l'arbre vasculaire se fait par l'application de plusieurs transformations: rehaussement de l'arbre vasculaire par une transformation morphologique «chapeau haut de forme» suivi d'un rehaussement de contraste. Le résultat obtenu subit une étape de filtrage pour éliminer le bruit impulsionnel et une binarisation par un seuillage global. L'étape suivante consiste à reconstruire les composantes de l'arbre vasculaire et finalement une opération de squelettisation permet d'obtenir un arbre vasculaire continu et d'épaisseur unitaire.

#### **III.5.4. Approche par le suivi**

Il existe plusieurs méthodes de suivi des vaisseaux sanguins. Les plus couramment utilisées sont : le suivi simultané des bords des vaisseaux, le suivi de la ligne centrale et le suivi du maximum d'intensité qui sont toutes des méthodes semi automatiques [24][30][42].

Les algorithmes de suivi pour la segmentation des vaisseaux en utilisant l'information locale travaillent au niveau d'un seul vaisseau plutôt que la totalité du réseau. En coupe longitudinale d'un vaisseau, le centre est déterminé avec diverses propriétés du vaisseau dont le niveau de gris, la largeur moyenne, l'intensité et la tortuosité mesurés pendant l'alignement [54]. En suite, un suivi des lignes centrales des vaisseaux est guidé par l'information locale en essayant généralement de trouver le chemin qui correspond le mieux à un modèle de profil de la veine.

Le principal avantage de la méthode de suivi des vaisseaux est qu'elle offre des largeurs de vaisseaux de haute précision et peut fournir des informations sur les différents vaisseaux qui ne sont généralement pas disponibles en utilisant d'autres

méthodes. Cependant, ces méthodes nécessitent l'intervention d'un opérateur qui doit délimiter un point de départ et un point d'arrivée.

### **III.5.5. Approche multi échelles**

Pour obtenir une bonne modélisation des vaisseaux sanguins, c'est-à-dire de leurs lignes centrales et de leurs diamètres et comme la largeur d'un vaisseau diminue au fur et à mesure qu'on se déplace radialement vers l'extérieur à partir du disque optique, une solution consiste à générer un espace multi échelle qui grâce à ses différents niveaux de détails, permettra de traiter des vaisseaux de diamètres divers.

Par conséquent, l'idée visée par la représentation espace-échelle pour l'extraction vasculaire est de séparer les informations en rapport avec le vaisseau sanguin ayant une largeur variable à différents échelles.

Dans l'article [40], l'auteur a segmenté les vaisseaux sanguins rétiniens en utilisant une pyramide gaussienne, il a réalisé une série d'images à des échelles multiples via une gaussienne. La somme de toutes les images de la pyramide gaussienne est l'image qui a été seuillée pour obtenir une image binaire.

### **III.6. discussion**

Dans ce chapitre, on a donné un aperçu sur le réseau vasculaire rétinien ainsi qu'un résumé des différentes méthodes de segmentation du réseau vasculaire présentées dans la littérature. Différentes approches ont été proposées par les chercheurs pour détecter l'arbre vasculaire dans un but d'application médicale ou d'une application biométrique

La segmentation à base de filtres adaptés est l'une des méthodes utilisées. Nous proposons de l'appliquée avec des filtres conçus à base d'un noyau gaussien pour l'extraction du réseau vasculaire rétinien et des veines des doigts. Le principe de la méthode et ces différentes étapes seront donnés dans le chapitre suivant.

## IV.1. Préambule

L'analyse automatique des images du fond de l'œil, et en particulier la segmentation des éléments constitutifs de la rétine, tels que l'arbre vasculaire et le disque optique, constitue un domaine riche en problèmes non déjà résolus. La segmentation de l'arbre vasculaire mobilise le plus d'efforts, vu les spécificités des vaisseaux dans les images rétinienne. Cette étape d'analyse est nécessaire dans le traitement automatique des images rétinienne.

Une segmentation précise des vaisseaux sanguins rétinienne est une étape primordiale pour le diagnostic des pathologies rétinienne ainsi que pour l'élaboration d'une méthode biométrique d'identification des individus.

Dans ce qui suit, nous proposons une méthode de segmentation basée sur les filtres adaptés.

## IV.2. Profil d'une image rétinienne

Les vaisseaux sanguins ont le plus grand coefficient d'absorption par rapport aux autres structures anatomiques, ainsi ils apparaissent plus sombres par rapport au fond dans l'image de la rétine.

Les vaisseaux sanguins peuvent être définis par une paire de bords parallèles de telle manière que les formes des sections transversales peuvent être approchées localement par des fonctions gaussiennes. La figure suivante (IV.1) montre le profil des niveaux de gris de la section transversale le long de l'image de la rétine. Il illustre bien que chaque fois que la ligne passe à travers un vaisseau, il forme une courbe de forme gaussienne.

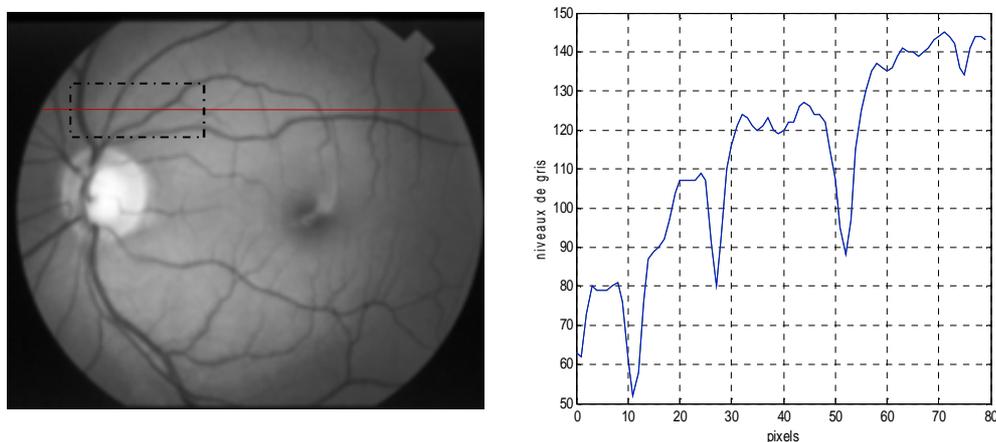


Figure. IV.1 : Profil d'une section transversale sur une image rétinienne

### IV.3. Rehaussement des vaisseaux sanguins

L'arbre vasculaire se présente sous la forme d'un réseau de lignes à structure arborescente et pour pouvoir détecter ces vaisseaux dans les différentes directions, nous proposons une série de filtres à base d'un noyau gaussien.

#### IV.3.1. Filtre gaussien

Le filtre Gaussien est un filtre isotrope avec des propriétés mathématiques bien précises. Il est défini par la fonction  $G(x)$  :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (IV.1)$$

Avec :  $\sigma$  est l'écart type.

En traitement d'images, on traite des données à deux dimensions ( $x$  et  $y$ ), on introduit donc une fonction gaussienne à deux dimensions  $G(x, y)$  :

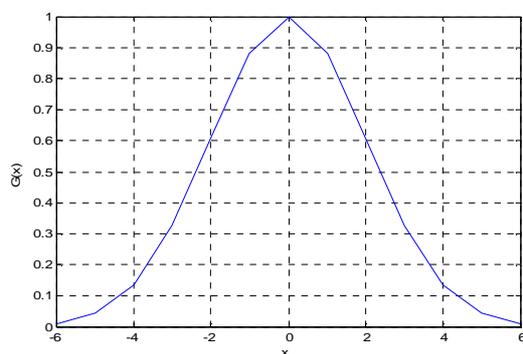
$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (IV.2)$$

Le paramètre «  $\sigma$  » s'appelle la déviation standard. Il détermine la largeur de la cloche gaussienne.

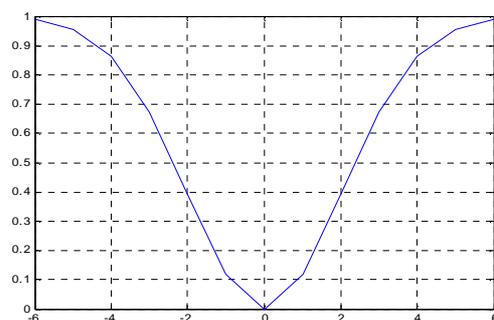
L'effet de ce filtre sur l'image est assez similaire à l'effet du filtre moyenneur, mais la moyenne est pondérée en ce sens où les pixels près du centre ont un effet ou un "poids" plus important que ceux qui sont situés plus loin.

#### IV.3.2. Filtrage spatial des vaisseaux sanguins

Le filtrage spatial s'effectue sur l'image rétinienne pour mettre en évidence la structure des vaisseaux sanguins tout en supprimant le bruit de fond ainsi que d'autres artefacts. Pour créer notre filtre spatial, on se base sur la fonction gaussienne de la figure (IV.2) qu'on inverse pour avoir un noyau qui ressemble au profil des niveaux de gris des vaisseaux sanguins donné par la figure (IV.3).

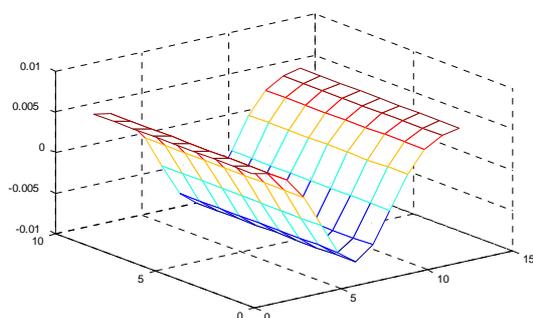


**Figure IV.2 :** Fonction gaussienne pour  $\sigma=2$



**Figure IV.3 :** L'inverse de la fonction gaussienne.

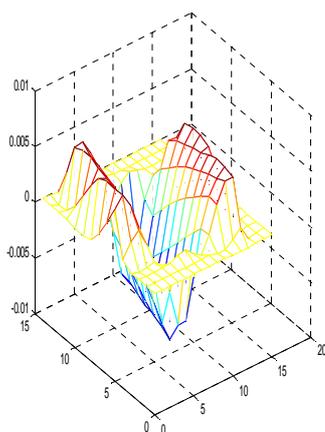
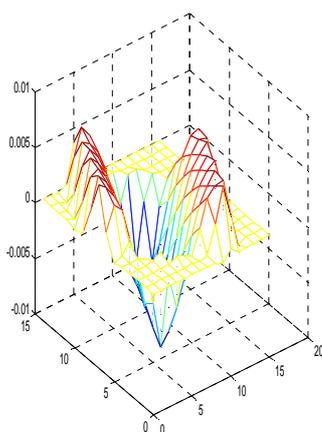
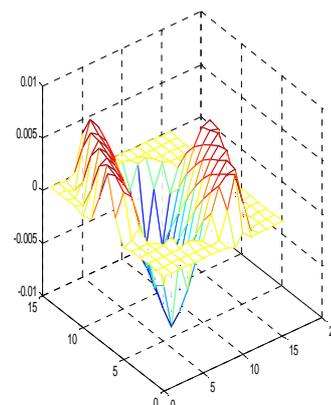
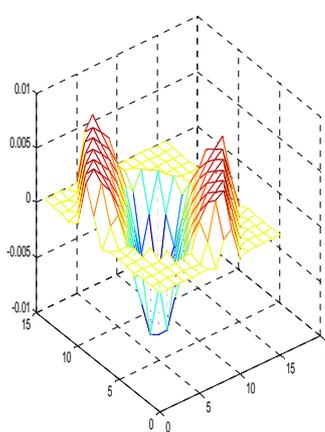
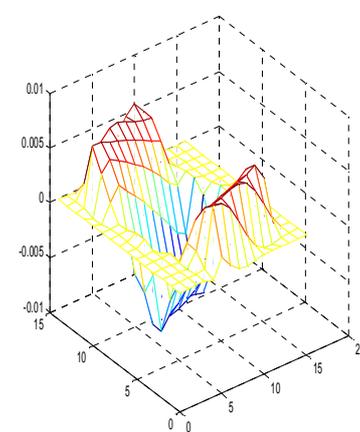
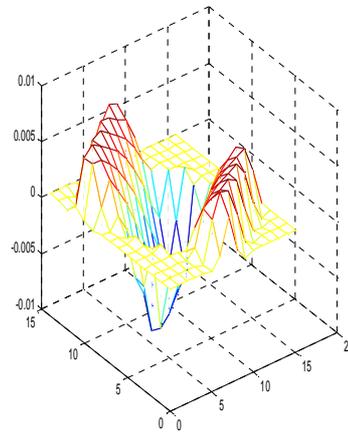
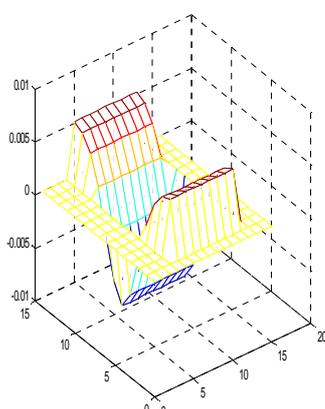
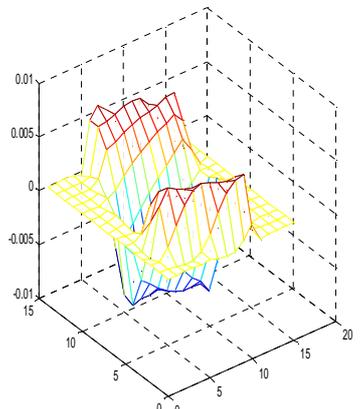
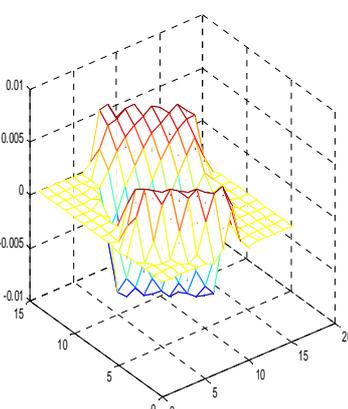
Ainsi, le filtre spatial est obtenu en utilisant neuf noyaux de l'inverse de la fonction gaussienne d'écart type  $\sigma=2$  qui est illustré par la figure (IV.4).

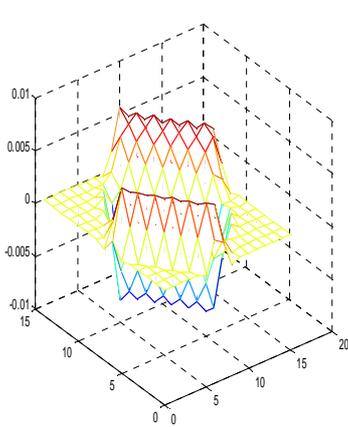
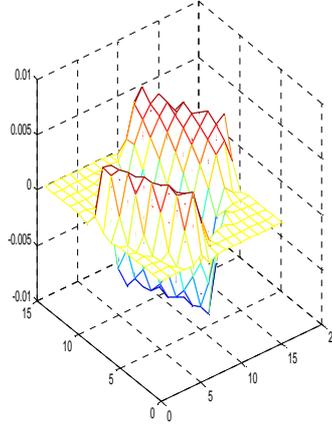
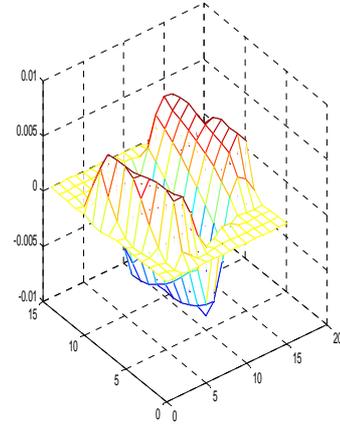


**Figure IV.4 :** filtre spatial

Pour détecter les vaisseaux sanguins dans leurs différentes orientations, nous proposons une série de filtres spatiaux qui sont le résultat d'une rotation du filtre spatial

de la figure.IV.4 dans douze directions, avec un angle  $\theta = 15^\circ$  entre  $0^\circ$  et  $180^\circ$ . Les douze filtres sont donnés par les figures suivantes:

Filtre à  $\theta = 0^\circ$ Filtre à  $\theta = 15^\circ$ Filtre à  $\theta = 30^\circ$ Filtre à  $\theta = 45^\circ$ Filtre à  $\theta = 60^\circ$ Filtre à  $\theta = 75^\circ$ Filtre à  $\theta = 90^\circ$ Filtre à  $\theta = 105^\circ$ Filtre à  $\theta = 120^\circ$

Filtre à  $\theta = 145^\circ$ Filtre à  $\theta = 160^\circ$ Filtre à  $\theta = 175^\circ$ 

Pour chaque position de pixel, le filtrage spatial est exécuté par convolution de l'image avec le noyau du filtre dans les différentes orientations.

En traitement d'image, la convolution est l'opérateur de base du traitement linéaire des images. C'est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire de ses voisins. Elle consiste à faire balayer une fenêtre sur l'ensemble des points de l'image, elle est donnée par l'équation suivante :

$$g(p, q) = \sum_i \sum_j f(p - i, q - j) h(i, j) \quad (IV.3)$$

Avec :  $g(p, q)$  est le niveau de gris après convolution.

$f(p-i, q-j)$  sont les niveaux de gris initiaux.

$h(i, j)$  est l'opérateur de convolution (noyau de convolution).

□ est l'opération linéaire de voisinage.

La réponse de l'application des différents filtres sur l'image de la rétine est donnée par :

$$R(x, y) = g(x, y) * I(x, y) \quad (IV.4)$$

avec :  $g(x, y)$  est le filtre de convolution

$I(x, y)$  est l'image de la rétine

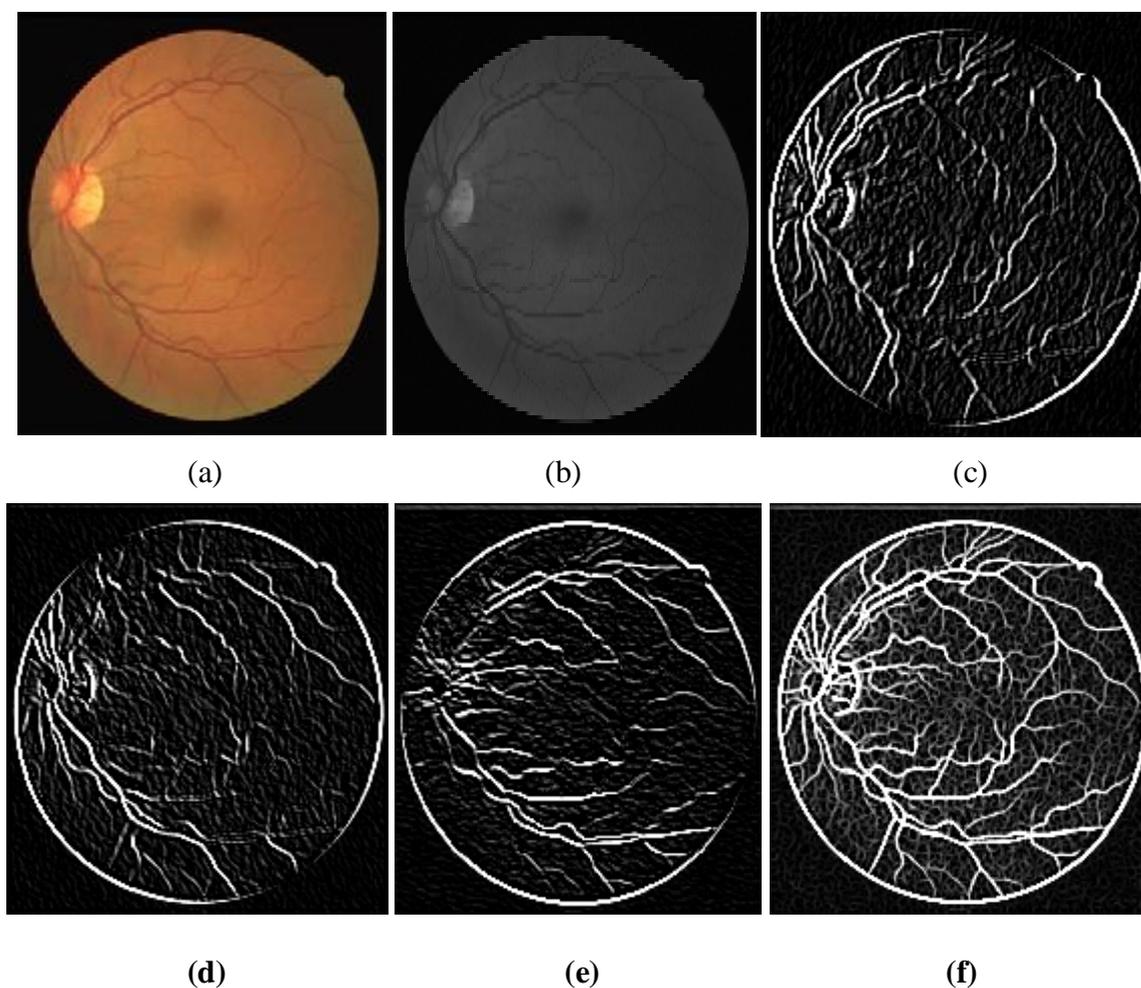
Comme nous l'avons déjà mentionné précédemment, la forme du filtre est similaire aux formes des vaisseaux. Ainsi, quand le filtre est positionné au centre d'une veine, il

fournit une réponse maximale le long de la direction de la veine et des réponses minimales le long de la direction perpendiculaire.

La réponse maximale à cette position est donnée comme suit:

La figure (IV.5) montre la réponse de la convolution de l'image rétinienne avec les filtres d'orientations  $0^\circ$ ,  $45^\circ$  et  $90^\circ$ . On peut voir que seuls les vaisseaux qui sont orientés dans la même direction que celle du filtre qui sont visibles dans l'image de convolution.

L'image (f) est le résultat de la convolution de l'image rétinienne avec les 12 filtres qui sont orientés dans les différentes directions de l'espace.



**Figure IV.5 :** (a) image rétinienne, (b) image en niveaux de gris, (c) résultat de convolution pour  $\theta=0^\circ$   
(d) résultat de convolution pour  $\theta=45^\circ$ , (e) résultat de convolution pour  $\theta=90^\circ$ ,  
(f) réponse maximale des 12 filtres

## IV.4. Binarisation des images

### IV.4.1. Choix du seuil

Après avoir amélioré les vaisseaux sanguins de la rétine par rapport au fond de l'image, l'étape suivante consiste à extraire les vaisseaux de l'image. Afin de les extraire correctement, une méthode efficace de fixation de seuil est nécessaire.

Nous proposons d'utiliser le seuillage entropique calculé à partir de la matrice de cooccurrence des niveaux de gris.

### IV.4.2. La matrice de cooccurrence

Cet outil statistique, introduit par Haralick en 1973 est intéressant, car il mesure la distribution des niveaux de gris dans l'image [59].

La méthode des matrices de cooccurrences consiste à étudier le comportement conjoint de couples de pixels séparés spatialement par une translation donnée. L'amplitude de la translation n'excède pas, en général, quelques pixels, afin de ne prendre en compte qu'une information très locale de voisinage.

Une matrice de cooccurrence est définie au moyen d'une relation géométrique  $R$  entre deux pixels  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$ . Un exemple de relation géométrique simple est:

$$x_2 = x_1 + 1 \quad (IV.6)$$

$$y_1 = y_2 \quad (IV.7)$$

pour lequel le pixel  $(x_2, y_2)$  est le pixel voisin de droite de  $(x_1, y_1)$ .

La matrice de cooccurrence  $C_R(i, j)$  est une matrice carrée de dimension  $L \times L$ , où  $L$  est le nombre de niveaux de gris présents dans l'image. Les indices de la matrice de cooccurrence sont les niveaux de gris de l'image étudiée, elle se construit comme suit :

1. Initialisation de la matrice :  $\forall i, j \in [0, L[ : C_R(i, j) = 0$
2. Remplissage de la matrice. Si la relation  $R$  entre deux pixels  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  est respectée on aura:

$$C_R(f(x_1, y_1), f(x_2, y_2)) = C_R(f(x_1, y_1), f(x_2, y_2)) + 1 \quad (IV.8)$$

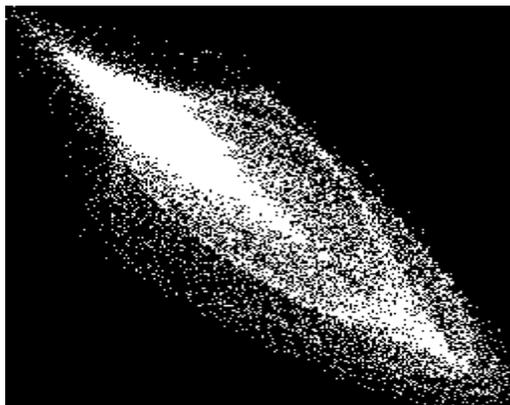
Dès lors,  $C_R(i, j)$  contient le nombre de fois que l'on a rencontré deux pixels  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$  vérifiant la relation géométrique  $R$  et tel que  $f(x_1, y_1) = i$  et  $f(x_2, y_2) = j$ .

**Exemple:**

Soit l'image suivante comportant  $L = 4$  niveaux de gris ( $l = 0, 1, 2, 3$ ) :

Les matrices  $P_{0,1}^0$  et  $P_{90,1}^0$  sont donc de dimension 4 et valent

La matrice de cooccurrence spatiale ainsi obtenue à partir de l'image résultante de la convolution de l'image rétinienne avec les douze filtres est donnée par la figure suivante :



**Figure IV.6 :** Matrice de cooccurrence de l'image (f).

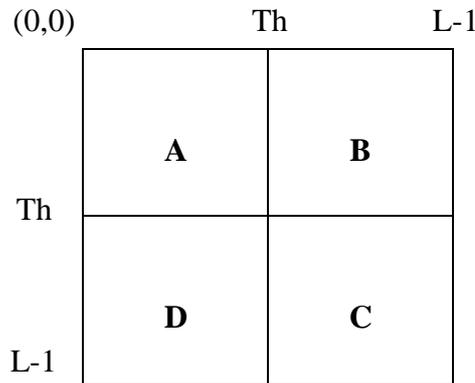
Les matrices de cooccurrence contiennent une masse très importante d'informations et sont donc difficilement manipulables. De ce fait, quatorze indices définis par Haralick, correspondent à des caractères descriptifs des textures (voir Annexe A). Ils peuvent être calculés à partir de ces matrices, tels que l'homogénéité, l'énergie, le contraste, le maximum de probabilité, etc [59]. Dans le cadre de notre travail, on s'intéresse à l'indice d'entropie donné par la formule suivante:

$$H = - \sum_i \sum_j (\log (P_{i,j})) P_{i,j} \quad (IV.9)$$

$P_{i,j}$  est la probabilité de transition entre les niveaux de gris  $i$  et  $j$ .

#### IV.4.3. Le seuillage entropique

En se basant sur la variation des niveaux de gris à l'intérieur de l'objet ou dans l'arrière plan de l'image ou bien entre l'objet et l'arrière plan, la matrice de cooccurrence est divisée en quatre quadrants, à savoir A, B, C, et D.



**Figure IV.7 :** Les quatre quadrants de la matrice de cooccurrence.

Dans cette figure, le quadrant A représente les transitions des niveaux de gris dans l'objet tandis que le quadrant C représente la transition de niveaux de gris dans le fond de l'image. Les transitions entre l'objet et l'arrière plan ou inversement sont placées respectivement dans les quadrants B et D [56].

Le seuil entropique local est calculé en tenant compte uniquement des quadrants A et C. Ainsi, les probabilités de ces deux classes sont données par :

$$P_A = \sum_{i=0}^{Th} \sum_{j=0}^{Th} P_{i,j} \quad (IV.10)$$

$$P_C = \sum_{i=Th+1}^{L-1} \sum_{j=Th+1}^{L-1} P_{i,j} \quad (IV.11)$$

Les entropies correspondantes sont calculables par un seuil  $Th$ . Elles sont données par les formules suivantes :

$$H_A(Th) = -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^{Th} \sum_{j=0}^{Th} P_{i,j}^A \log P_{i,j}^A \quad (IV.12)$$

$$H_C(Th) = -\frac{1}{2} \sum_{i=Th+1}^{L-1} \sum_{j=Th+1}^{L-1} P_{i,j}^C \log P_{i,j}^C \quad (IV.13)$$

L'entropie mesure la complexité de l'image. Lorsque les valeurs de la matrice de cooccurrences sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Elle permet ainsi de caractériser le degré de granulation de l'image. En effet, plus l'entropie est grande et plus la granulation est grossière.

En additionnant les entropies de transitions locales, l'entropie locale totale de second ordre de l'objet et de l'arrière plan est donnée par :

$$H_T(Th) = H_A(Th) + H_C(Th) \quad (IV.14)$$

En fin, le seuil optimal  $T_E$  est le niveau de gris correspondant au maximum de  $H_T(Th)$ .

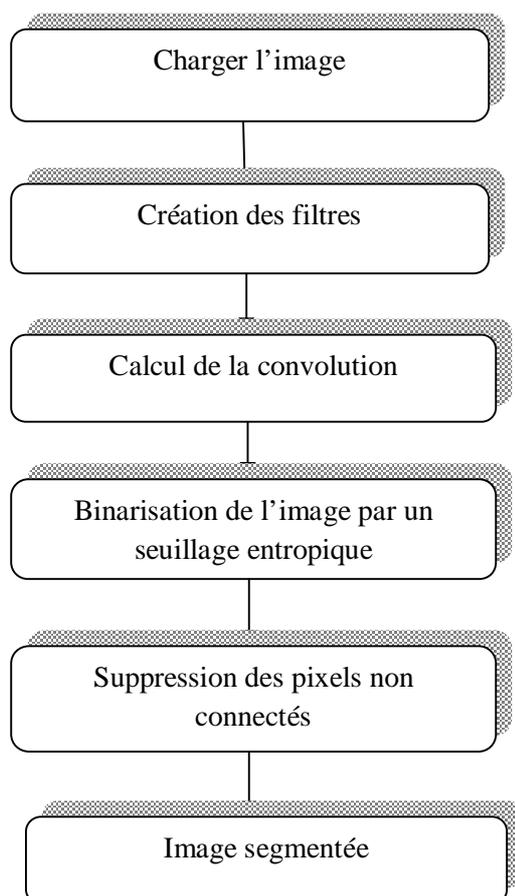
$$T_E = \max(H_T(Th)) \quad (IV.15)$$

#### IV.4.4. Etiquetage des images segmentées

Après l'étape de seuillage, on fait appel à l'étape d'étiquetage afin d'éliminer les pixels non connectés.

Pour ne considérer que la partie de l'image où se trouve les vaisseaux, une image masque est générée pour éliminer tous les artefacts présents en dehors de la région d'intérêt.

### IV.5 Organigramme de la méthode proposée



**Figure IV.8 :** Etapes de la méthode de segmentation proposée

### IV.6. Mesure des performances

Dans le processus de segmentation de vaisseaux rétiniens, le résultat est un résultat de classification à base de pixels. Chaque pixel est classé, soit comme un pixel appartenant aux vaisseaux soit comme un pixel du fond de l'image.

L'évaluation quantitative de l'algorithme de segmentation est effectuée en comparant l'image de sortie avec l'image correspondante segmentée manuellement par un ophtalmologue. La comparaison donne des mesures statistiques qui peuvent être résumées dans le tableau de contingence suivant :

		Résultats de la segmentation manuelle	
Résultats de la segmentation automatique	Positif	Vrai positif ( $T_P$ )	Faux positif ( $F_P$ )
	Négatif	Vrai négatif ( $T_N$ )	Faux négatif ( $F_N$ )

**Tableau.IV.1:** tableau de contingence pour l'analyse de performances [56].

Par conséquent, il ya quatre épreuves, deux classifications et deux erreurs de classification.

∅ Les classifications sont :

- **Vrai positif ( $T_P$ )** : On parle du « vrai positif » lorsqu'un pixel est classé comme un pixel du réseau vasculaire et il est en fait le pixel d'un vaisseau selon la segmentation manuelle faite par un expert (données de la vérité terrain).
- **Vrai négatif ( $T_N$ )** : quand un pixel est classé comme un pixel du fond de l'image et en fait il n'est pas un pixel du réseau vasculaire selon la segmentation manuelle faite par un expert (données de la vérité terrain), on parle du « vrai négatif ».

∅ Les deux erreurs de classification sont:

- **Faux négatif** : Un « faux négatif » se produit lorsqu'un pixel du réseau vasculaire est segmenté comme un pixel du fond de l'image, c'est-à-dire que le pixel est classé comme non vaisseau par le procédé automatique alors qu'en réalité il appartient à un vaisseau selon la segmentation manuelle faite par un ophtalmologue.

- **Faux positif** : On parle du « faux positif » lorsqu'un pixel du fond de l'image est segmenté comme un pixel du réseau vasculaire par le procédé de segmentation automatique alors qu'il est classé comme non vaisseau selon la segmentation manuelle faite par l'expert de l'ophtalmologie.

Des mesures dérivent des événements donnés ci-dessus et qui sont :

Ø **Le Taux de vrais positifs (TPR) :**

Le TPR (True Positive Rate) représente la fraction de pixels correctement détectés comme pixels du réseau vasculaire. C'est le rapport entre le nombre de pixels correctement détectés comme pixels des vaisseaux et le nombre de pixels qui forme le réseau.

$$TPR = \frac{\text{Le nombre de pixels correctement classés comme des pixels des vaisseaux}}{\text{Le nombre de pixels formant le réseau vasculaire}}$$

Ø **Le Taux de faux positifs (FPR) :**

Le FPR (False Positive Rate) représente la fraction de pixels détectés à tort comme des pixels des vaisseaux. Il est obtenu comme le rapport entre le nombre de pixels détectés par erreur en tant que pixels des vaisseaux et le nombre de pixels qui sont en fait dans la région de non vaisseaux dans l'image rétinienne.

$$FPR = \frac{\text{Le nombre de pixels classés par erreur comme des pixels des vaisseaux}}{\text{Le nombre de pixels formant le fond de l'image}}$$

Ø **La précision**

La précision est estimée par le rapport du nombre total de pixels correctement classés (somme des vrais positifs et des vrais négatifs) par le nombre de pixels dans l'image.

$$\text{Précision} = \frac{\text{Le nombre de pixels correctement classifiés}}{\text{Le nombre total de pixels de l'image}}$$

### Ø *La sensibilité*

Sensibilité ( $S_n$ ) reflète la capacité de détecter les pixels du réseau vasculaire. La sensibilité d'un algorithme de détection des vaisseaux est une mesure de la façon dont l'algorithme effectue une identification correcte des pixels dans l'image.

La sensibilité est exprimée par :

$$S_n = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (IV.16)$$

Où,  $T_p$  et  $F_n$  sont les résultats du nombre de vrais positifs et du nombre de faux négatifs respectivement. La sensibilité peut également être calculée comme suit :

$$S_n = 1 - \text{FNR} \quad (IV.17)$$

### Ø *Spécificité*

La spécificité ( $S_p$ ) est la capacité de détecter les pixels qui n'appartiennent pas au réseau vasculaire. La spécificité d'un algorithme de segmentation des vaisseaux reflète à quel point l'algorithme identifie correctement les pixels des non vaisseaux.

Elle est exprimée par la formule suivante:

$$S_p = \frac{T_n}{T_n + F_p} \quad (IV.18)$$

Où,  $T_n$  et  $F_p$  sont les résultats du nombre de vrais négatifs et du nombre de faux positifs respectivement. La spécificité peut également être calculée comme suit :

$$S_p = 1 - \text{FPR} \quad (IV.19)$$

## IV.7. Les bases de données utilisées

### ✓ **La base ARIA**

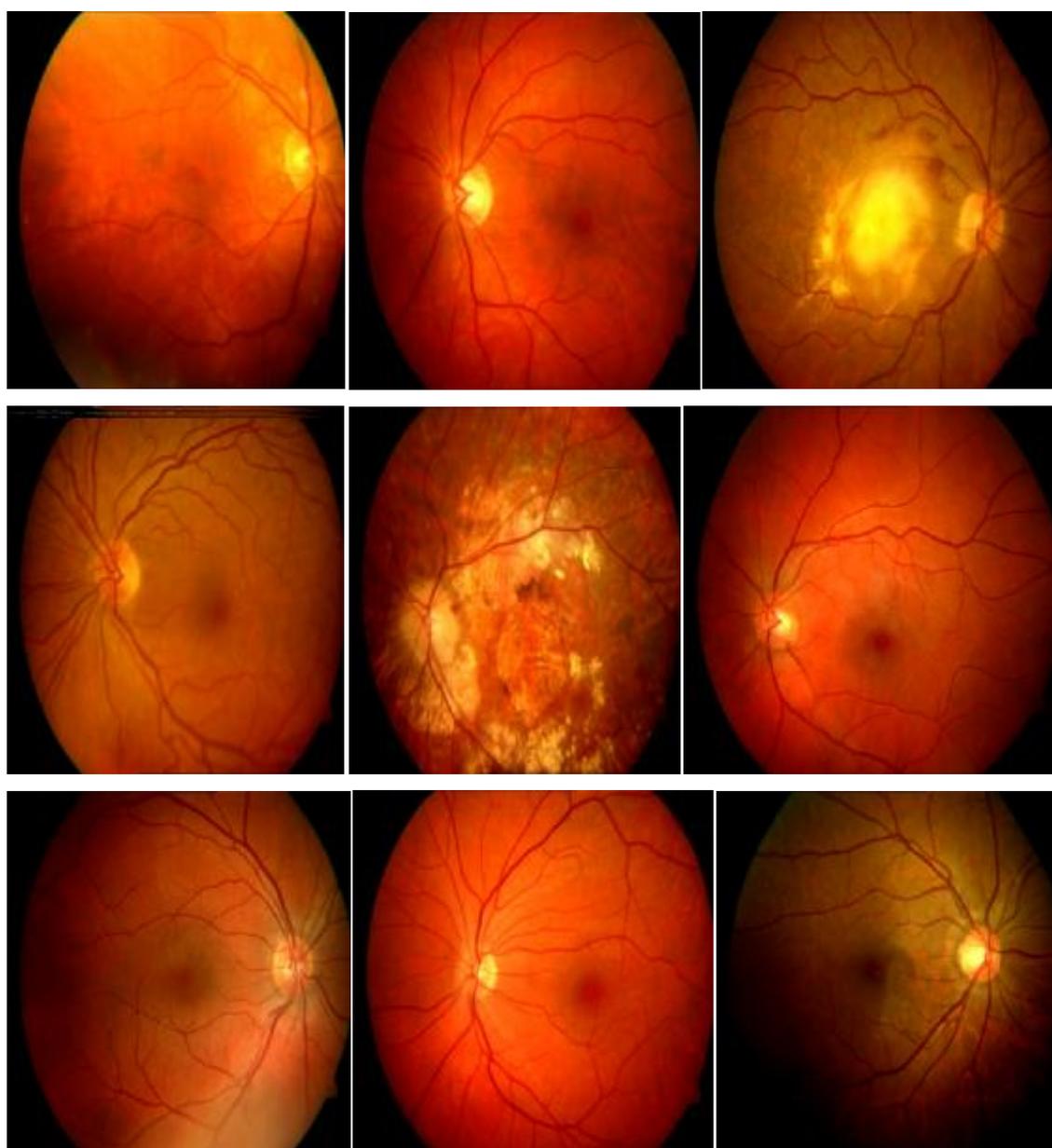
La base ARIA (Analysis Rétinal Image Archive) est une base à usage publique disponible à l'adresse: « [http://www.eyecharity.com/aria\\_online/](http://www.eyecharity.com/aria_online/) ». C'est une base d'image de fonds d'œil, récoltée lors d'un projet de recherche unissant l'Unité St-Paul Eye, de l'hôpital Universitaire Royal Trust de Liverpool, et le Département d'Ophthalmologie, Sciences Cliniques, Université de Liverpool, de la Grande Bretagne.

Elle se divise en trois ensembles d'images rétiniennes : le premier ensemble contient 92 images de sujets atteints d'une dégénération de la macula liée à l'âge (DMA), un deuxième contient 59 images de sujets diabétiques et le dernier contient 61 images de sujets sains.

Toutes les images ont été acquises avec une caméra « Zeiss FF4504 + fundus camera » avec un champ visuel de 50° d'angle. Ces images ont été initialement enregistrées sous le format TIFF. Ensuite, elles ont été converties dans le format compressé JPG pour la mise dans le site d'ARIA. Elles sont représentées dans un espace couleurs RVB (8 bits), et ont une résolution de 768\*576.

Pour chaque image de la base de données ARIA, correspondent deux images du réseau vasculaire segmentées manuellement par deux experts différents.

Un aperçu des images couleur de cette base est donné par la figure suivante:

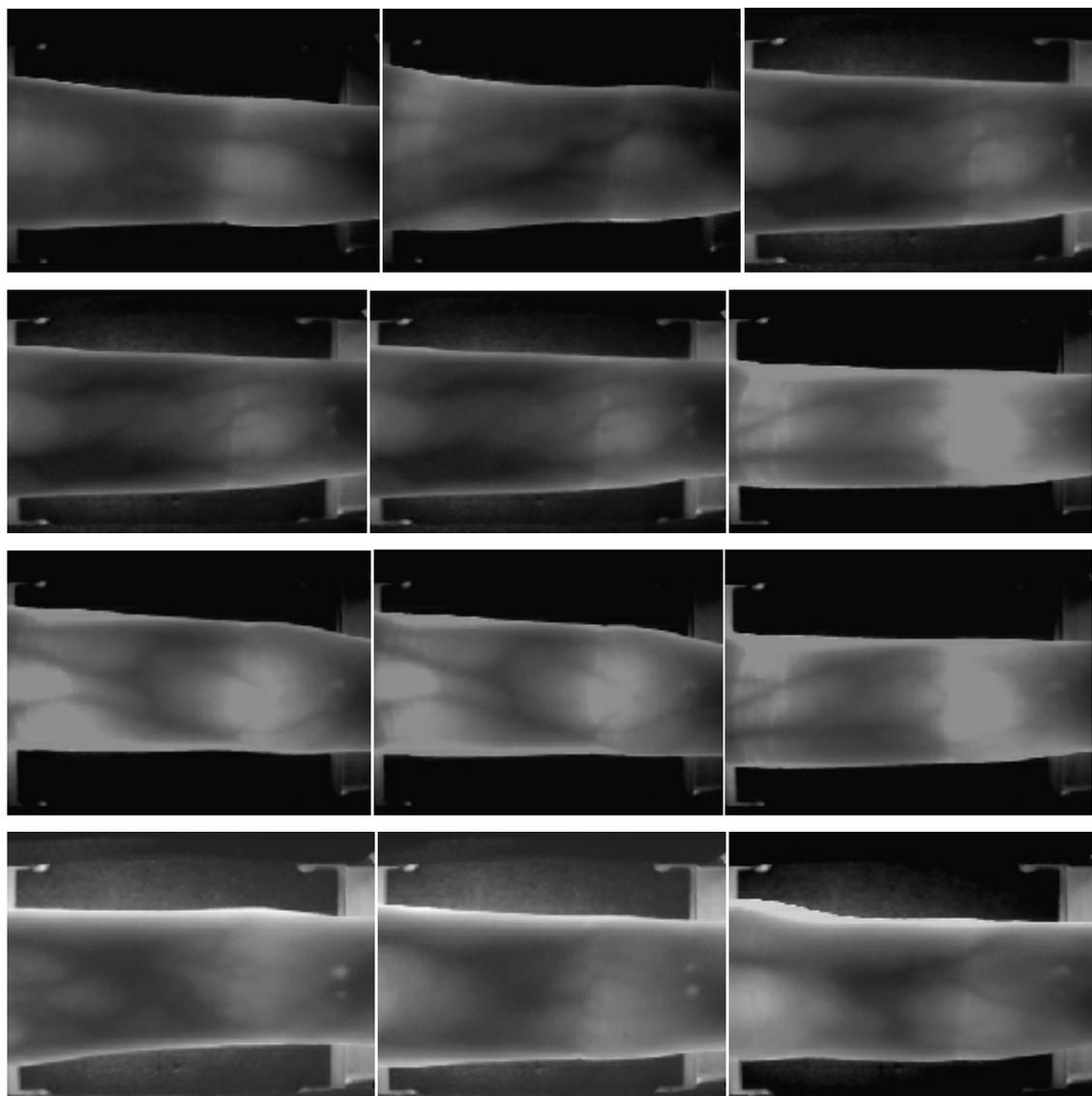


**Figure IV.9 :** Echantillons d'images de la base ARIA

### ▼ La base de données des veines de doigts

Les images des veines du doigt qu'on a utilisées sont extraites de la base de données SDUMLA-HMT. Le dispositif utilisé pour capturer ces images est conçu par les deux laboratoires « Lab for Intelligent Computing et Intelligent Systems of Wuhan University ». Dans le processus de capture, il a été demandé aux 106 sujets de fournir des images de leur index, le majeur et l'annulaire des deux mains, et la collecte pour chacune des six doigts se répète six fois pour obtenir six images des veines du doigt. Par conséquent, la base de données des veines du doigt est composée de 3816 images. Chaque image est enregistrée au format "bmp" de taille  $320 \times 240$  pixels.

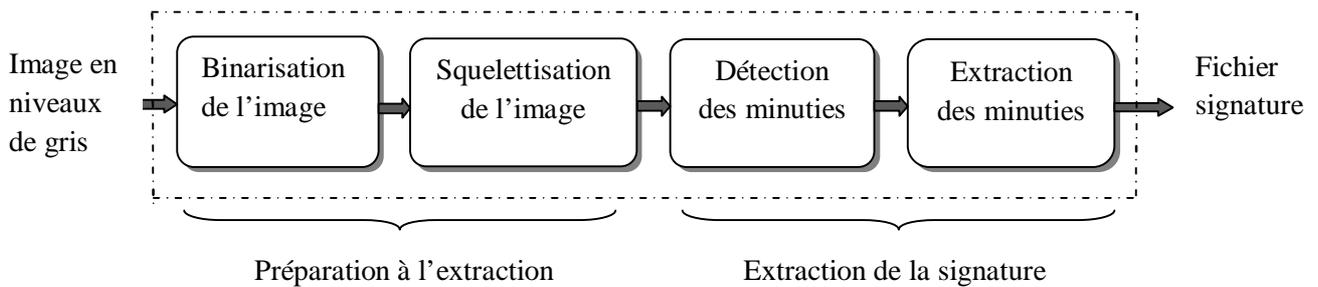
Un aperçu des images de cette base est donné par la figure suivante :



**Figure IV.9** : Echantillons des images de la base des veines de doigts

#### IV.8. Extraction des minuties

L'extraction des minuties à partir du squelette de l'image est la méthode la plus répandue, comme le montre la figure suivante. L'image est d'abord préparée à l'étape d'extraction au moyen d'une binarisation et d'une squelettisation. Un fichier signature est ensuite extrait après la détection et l'extraction des points spéciaux.



**Figure IV.10** : Les étapes d'extractions des minuties

La binarisation de l'image est importante pour augmenter la lisibilité des minuties, mais cela ne suffit pas. Une fois l'image binarisée, on procède à une diminution de la taille des vaisseaux, c'est donc une sorte « d'amincissement » de l'image, qualifiée de squelettisation.

Dans l'image binarisée, les vaisseaux se voient clairement mais ils ont des tailles différentes. Pour pouvoir détecter rapidement les minuties (terminaisons, bifurcations et croisements), il est nécessaire d'obtenir une image plus schématique de l'arbre vasculaire, dans laquelle toutes les lignes ont la même épaisseur.

Une suite d'opérations morphologiques d'érosion est appliquée à l'image binaire pour réduire l'épaisseur des vaisseaux jusqu'à ce que cette dernière soit égale à un pixel tout en conservant leur topologie ainsi que leur taille. Cette opération se fait d'une manière itérative. A chaque itération, on creuse plus profondément dans une forme jusqu'à ne plus pouvoir apporter de modification.

L'intérêt de la squelettisation est avant tout un gain en temps de calculs : en effet, puisqu'il y aura moins de données à traiter, ce traitement ira plus vite. A ce niveau, les minuties sont bien visibles et facilement détectables.

Dans cette section, nous allons définir les caractéristiques à extraire à partir du squelette calculé dans la partie précédente en utilisant les outils de la morphologie mathématique.

C'est-à-dire que l'on va analyser les points terminaux et les points d'intersections (bifurcation et croisement) pixel par pixel et définir une fonction qui permettra de les extraire quelle que soit leur configuration dans l'image.

- **Les points terminaux**

On dit qu'un point est terminal s'il se trouve au bout d'un vaisseau sanguin. De la même façon c'est un point qui ne possède qu'un seul voisin.

- **Les points d'intersections**

Le point d'intersection est un point de liaison de plusieurs vaisseaux. Un point d'intersection est un point qui possède 3 ou 4 voisins. La détection de ces points se fait par la technique particulière du crossing number, initiée par Arcelli [58].

Le Crossing Number  $CN(p)$  d'un pixel  $p$  est défini comme la moitié de la somme des différences en valeur absolue des pixels adjacents dans un voisinage de 8 pixels entourant  $p$ . En analysant le squelette binaire de l'image des vaisseaux, on remarque que les pixels correspondant aux minuties possèdent un crossing number différent de 2. Le crossing number d'un pixel  $p$  se calcule par la formule suivante :

$$CN(p) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i+1}| \quad (IV.20)$$

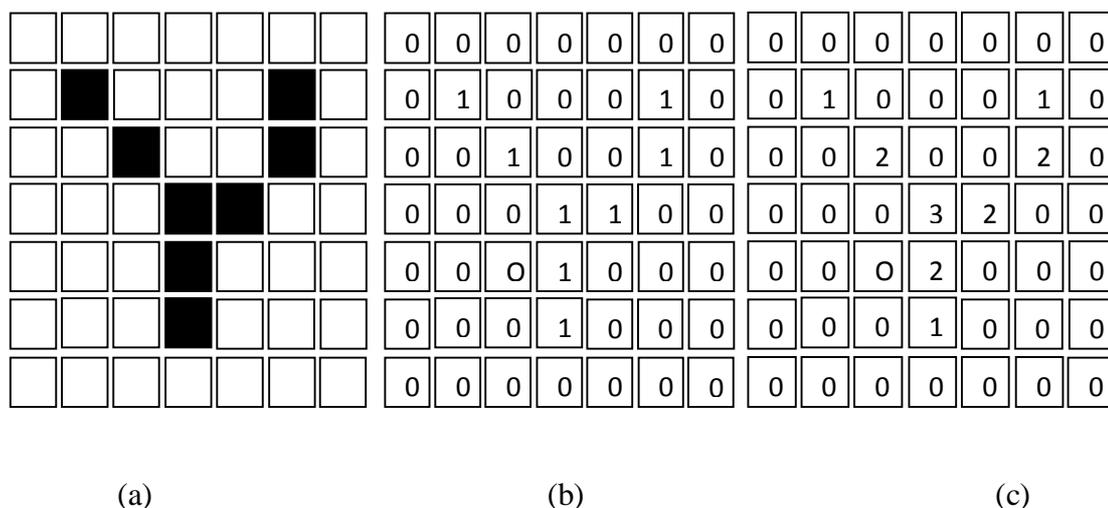
Avec:  $P_i \in \{0,1\}$ , c'est la valeur des pixels dans le voisinage 3\*3 de  $P$ .

Les deux étapes de préparation à l'extraction (binarisation et squelettisation) ont grandement facilité cette phase. En effet, nous disposons maintenant d'une image d'empreinte binaire squelettisée : un pixel noir prend la valeur 1, un pixel blanc prend la valeur 0 et la largeur des vaisseaux est égale à 1 pixel. Si l'on calcule ainsi le nombre de transitions divisé par 2 entre un pixel blanc et un pixel noir pour chaque point du squelette, on obtient le nombre  $CN$  ( Crossing Number) et nous pouvons donc déterminer aisément le type de chaque pixel (voir la figure IV.12).

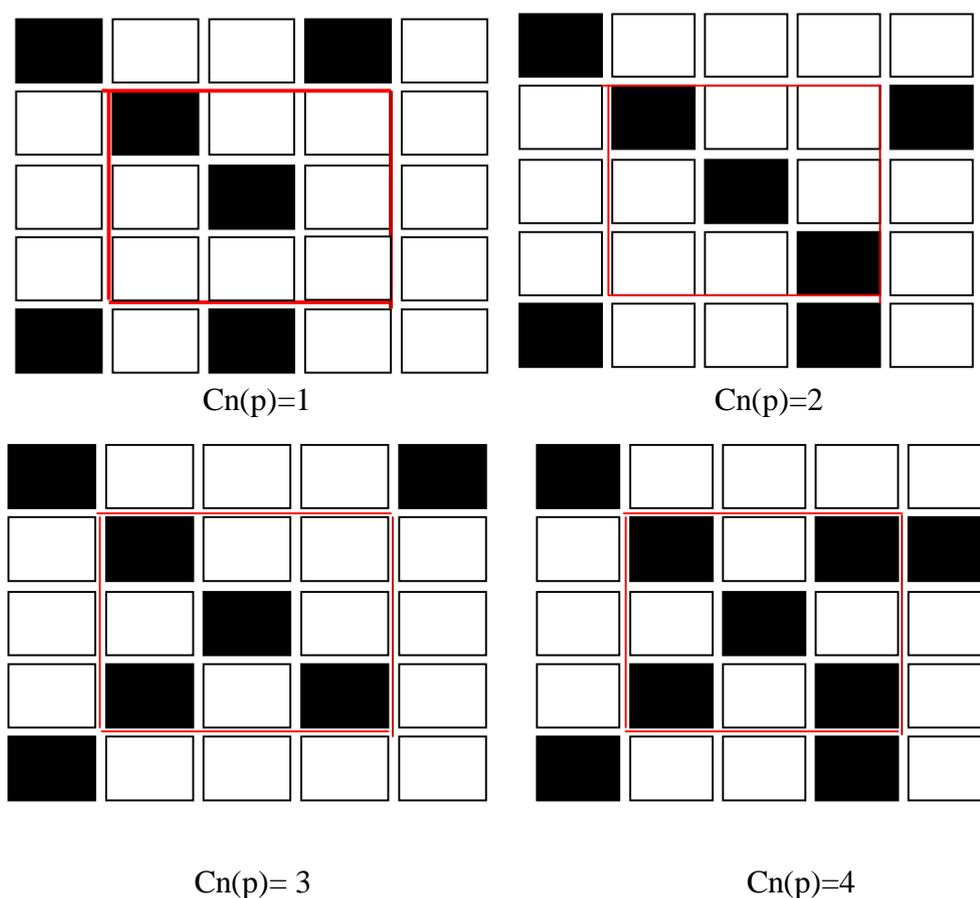
Ainsi pour chaque pixel  $P$  appartenant à un vaisseau sanguin, le calcul de  $CN$  peut prendre cinq valeurs :

- $CN(p)=0$ : dans ce cas il s'agit d'un pixel isolé.
- $CN(p)=1$ : dans ce cas il s'agit d'un point de terminaison.
- $CN(p)=2$ : c'est le cas le plus fréquent, le pixel se situe sur un vaisseau sanguin, il n'y a pas de point particulier

- $CN(p)=3$  : dans ce cas il s'agit d'un point de bifurcation.
- $CN(p)=4$  : dans ce cas il s'agit d'un point de croisement.



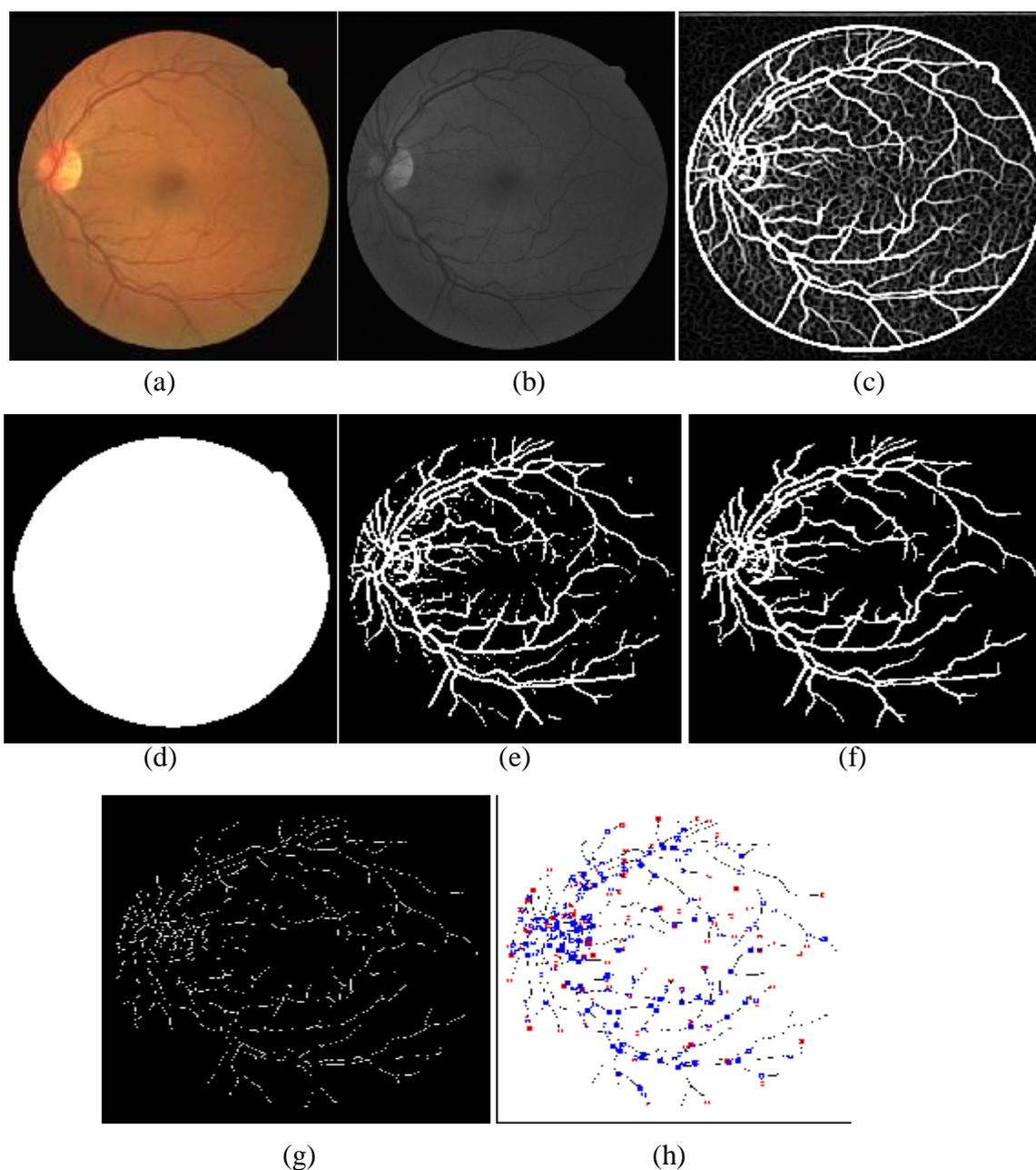
**Figure IV.11** : Les différentes représentations du squelette : (a) : Représentation graphique d'une partie du squelette. (b) : Image binaire. (c) : Codage du CN.



**Figure IV.12** : Les différents points spéciaux.

### IV.9. Application de la méthode sur une base de données ARIA

La figure IV.13 présente les résultats des différentes étapes de la méthode proposée



**Figure IV.13** : les résultats des différentes étapes de la méthode proposée. (a): image originale ; (b): image en niveau de gris du canal vert ; (c): résultats de la convolution entre l'image et les 12 filtres ; (d): génération du masque ; (e): image binarisée ; (f): image segmentée, (g): image squelettisée ; (h) : détection des points spéciaux.

Pour évaluer la robustesse de notre méthode, nous l'appliquons sur des images rétinienne de la base ARIA décrite précédemment et nous comparons le résultat de la

segmentation avec celui de la segmentation manuelle faite par un ophtalmologue, en calculant certains paramètres tels que : la spécificité et sensibilité, donnés par le tableau IV.1.

La figure suivante présente le résultat de la segmentation du réseau vasculaire rétinien de certaines images de la base ARIA et leurs segmentations manuelles.

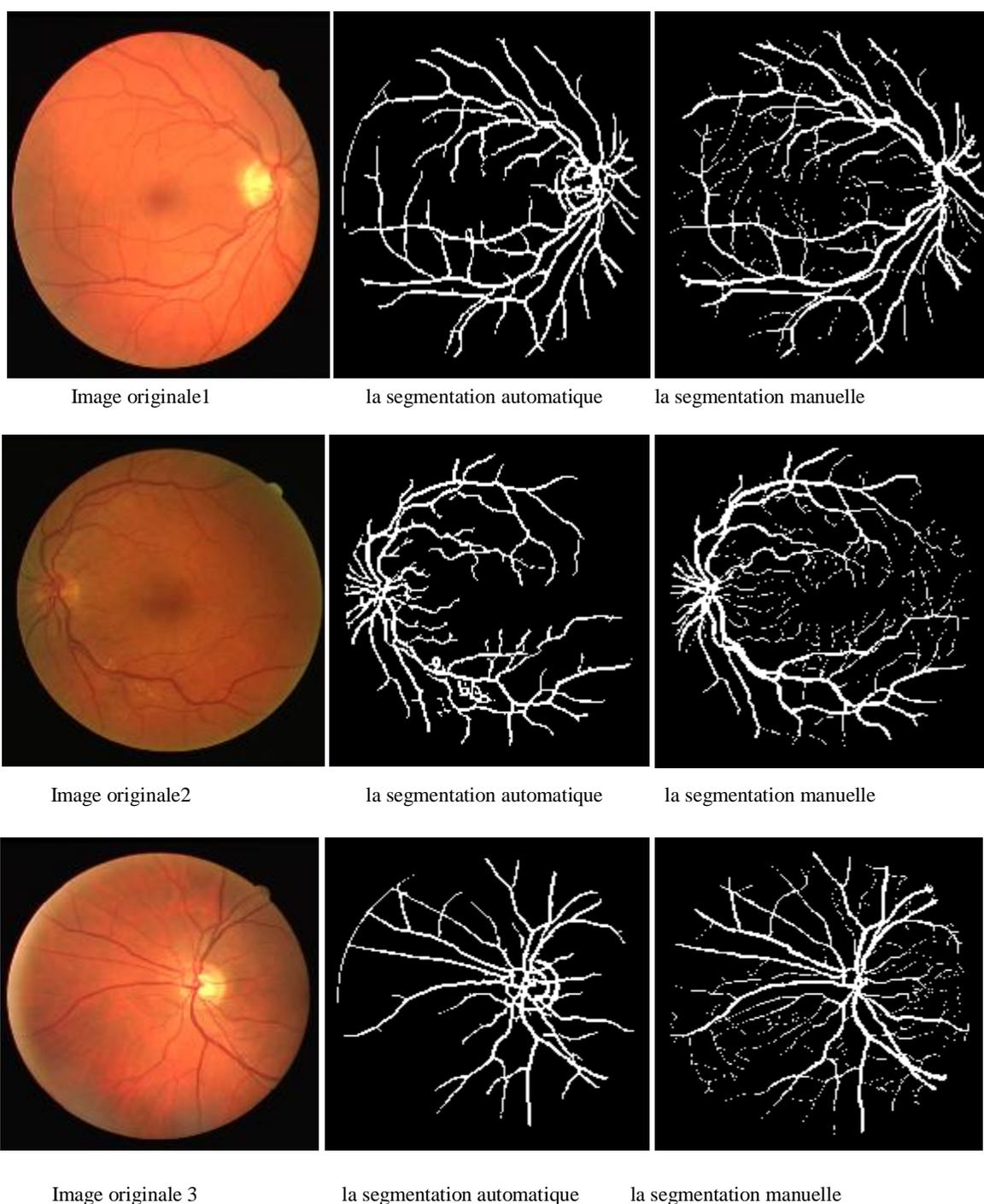
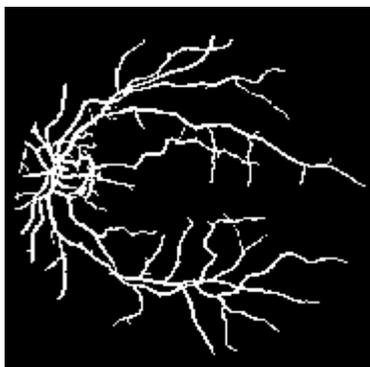
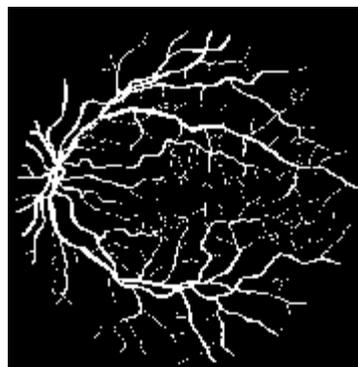




Image originale 4



la segmentation automatique



la segmentation manuelle

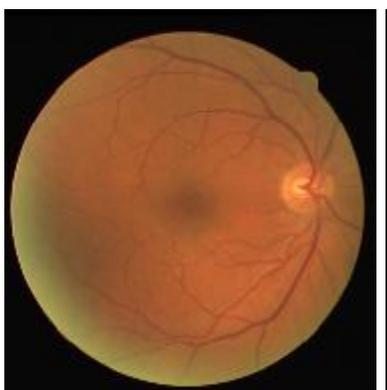
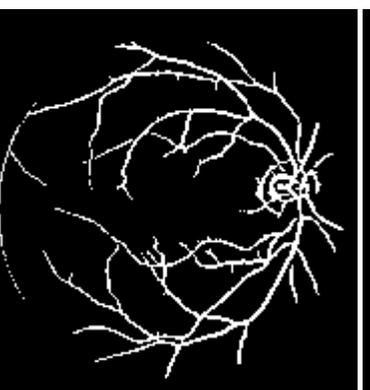
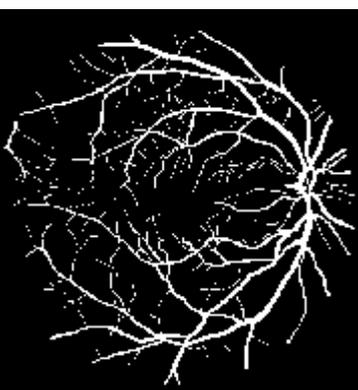


Image originale 5



la segmentation automatique



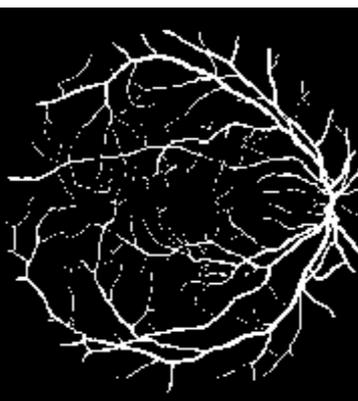
la segmentation manuelle



Image originale 6



la segmentation automatique



la segmentation manuelle

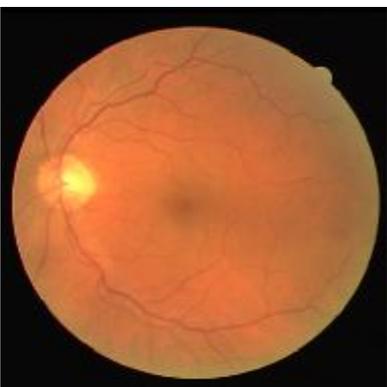
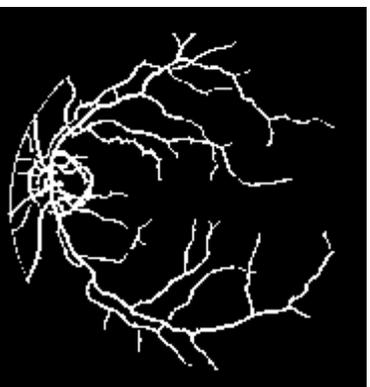
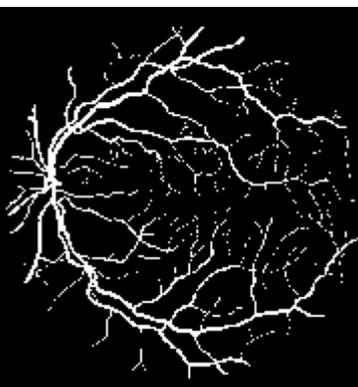


Image originale 7



la segmentation automatique



la segmentation manuelle

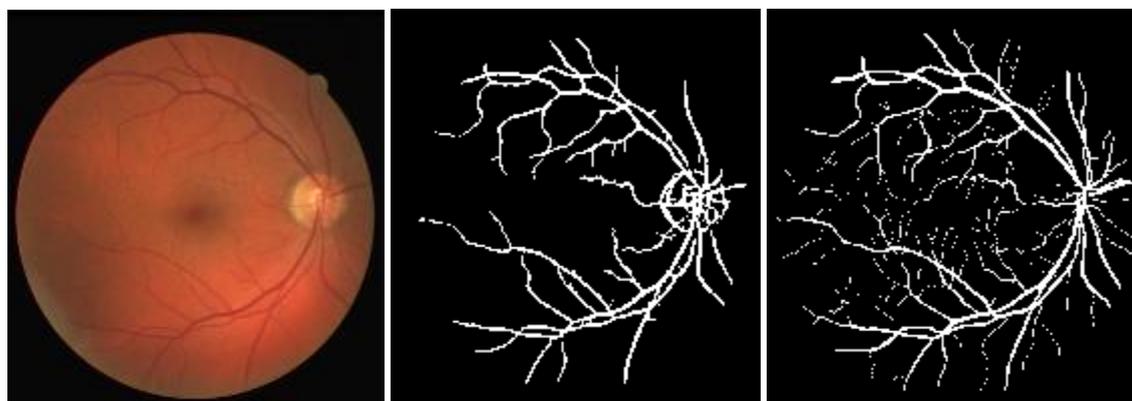


Image originale 8

la segmentation automatique

la segmentation manuelle

Image	Sensibilité	Spécificité
Image originale 1	0.7303	0.9565
Image originale 2	0.7360	0.9456
Image originale 3	0.7690	0.9474
Image originale 4	0.7564	0.9512
Image originale 5	0.7620	0.9403
Image originale 6	0.6798	0.9517
Image originale 7	0.7020	0.9530
Image originale 8	0.7208	0.9531
Moyenne	0.7320	0.9498

**Tableau IV.2** : mesure des performances

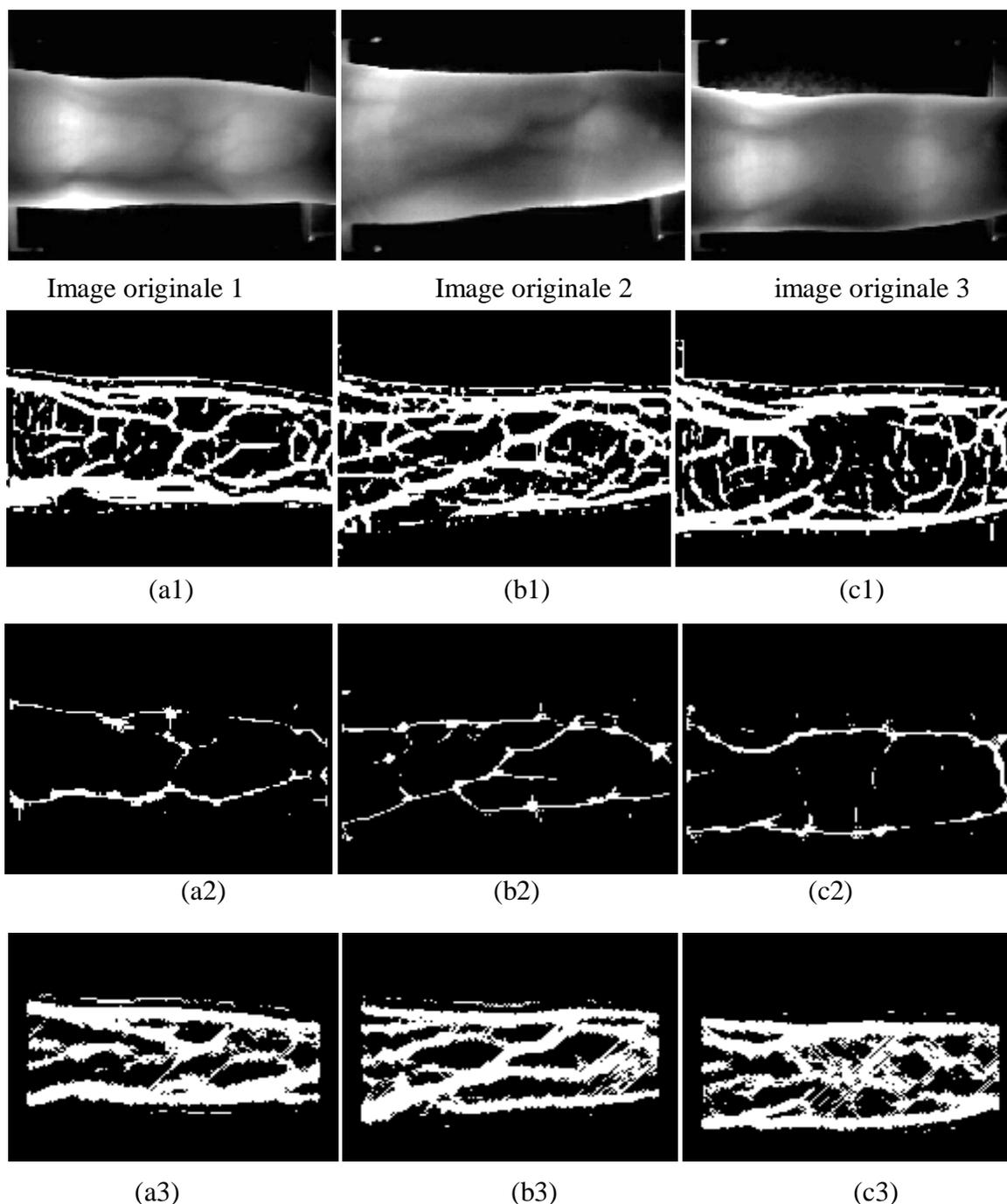
#### IV.10. Application de la méthode sur une base de données des veines des doigts

Nous proposons d'appliquer également notre technique sur des images des veines des doigts de la base SDUMLA-HMT afin de prouver son efficacité à bien détecter le réseau vasculaire.

Comme l'architecture des vaisseaux des doigts est moins arborescente que celle des images rétiniennes. Pour cela, on a proposé de réduire le nombre de filtres à utiliser dans la phase de convolution de 12 filtres à 6 filtres, dans le but de diminuer le temps d'exécution de l'algorithme afin de réduire le temps nécessaire à l'identification

d'individus dans le cas d'une application biométrique. Et une étape d'égalisation d'histogramme dans le but d'améliorer la luminosité des images.

La figure suivante présente les résultats de notre méthode. Afin d'évaluer nos différents résultats, nous les comparons avec les résultats de deux autres méthodes. L'une est basée sur les points maximums de courbure dans des profils d'image [55] et l'autre basée sur le suivi des lignes sombres [54].



**Figure IV.14 :** Application de notre méthode sur des images des veines des doigts

### IV.11. Interprétation des résultats

Nous présentons les résultats obtenus par la méthode proposée à base de filtres adaptés pour la segmentation des vaisseaux sanguins. Les différentes images utilisées sont des images rétinienne de la base de données ARIA. Notre méthode présente une grande robustesse dans la détection des vaisseaux sanguins des images de fort contraste comme illustré par le résultat de l'image de la figure (IV.13) où les vaisseaux de grand et petit diamètre ont été détectés.

Les images de cette base diffèrent par leur degré de contraste et la plupart présentent des hémorragies et quelques exsudats, la phase de détection du réseau vasculaire se complique davantage. Pour une bonne évaluation de la méthode, on a calculé la sensibilité et la spécificité de notre algorithme et les valeurs sont données par le tableau IV.2.

La valeur moyenne de la sensibilité est de 0.7320. Elle reflète la capacité de détecter les pixels du réseau vasculaire. Quant à la valeur moyenne de la spécificité, elle est de 0.9498. Elle reflète la capacité de détecter les pixels qui n'appartiennent pas au réseau vasculaire.

Nous voulons tester notre méthode sur la base des veines des doigts et pour cela nous avons utilisé trois images originales. Les résultats de la segmentation de la méthode proposée sont donnés par les images (a1), (b1) et (c1) de la figure (IV.14).

Ainsi, pour évaluer notre méthode sur cette base de données, on a présenté les résultats de segmentation du réseau veineux par la méthode basée sur le calcul du maximum des courbures et la méthode basée sur le suivi des lignes sombres.

### IV.12. Discussion

La méthode de segmentation des vaisseaux sanguins à base de filtres adaptés a prouvé sa robustesse pour l'extraction des vaisseaux de grands et moyens diamètres en donnant des résultats satisfaisants comparativement aux résultats donnés par les experts sur des images rétinienne de la base ARIA.

La méthode prouve également une robustesse dans la détection du réseau veineux des images des doigts de la base SDUMLA-HMT qui présentent une illumination non uniforme.

## Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé dans le Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires (LAMPA).

Dans ce travail, nous avons mis en place une technique de segmentation automatique du réseau vasculaire rétinien et des veines des doigts par approche de filtres adaptés à base du noyau gaussien qui possède le même profil que les niveaux de gris d'une section transversale des vaisseaux sanguins.

Dans le processus de segmentation de vaisseaux rétiniens, le résultat est un résultat de classification à base de pixels. Chaque pixel est classé, soit comme un pixel appartenant aux vaisseaux soit comme un pixel du fond de l'image. L'évaluation quantitative de l'algorithme de segmentation est effectuée en comparant l'image de sortie avec l'image correspondante segmentée manuellement par un ophtalmologue.

Pour évaluer la performance de la méthode proposée, nous avons utilisé des images de la base ARIA (Analysis Rétinal Image Archive). C'est une base d'image de fonds d'œil, récoltée lors d'un projet de recherche unissant l'Unité St-Paul Eye, de l'hôpital Universitaire Royal Trust de Liverpool, et le Département d'Ophtalmologie, Sciences Cliniques, Université de Liverpool de la Grande Bretagne. Elle se divise en trois ensembles d'images rétiniennes : le premier ensemble contient 92 images de sujets atteints d'une dégénération de la macula liée à l'âge (DMA), un deuxième contient 59 images de sujets diabétiques et le dernier contient 61 images de sujets sains.

Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée répond à l'objectif visé. Et pour faire une évaluation sur la robustesse de cette dernière, on a utilisé des données de vérité terrain qui sont des images du réseau vasculaire rétinien qui a été segmenté manuellement par un expert à partir desquelles on a calculé certains paramètres de performance tels que la sensibilité et la spécificité, etc.

De plus, nous avons également soumis notre méthode à une autre base donnée pour évaluer ses performances dans la détection du réseau vasculaire. C'est la base d'images SDUMLA-HMT des veines des doigts.

Comme l'architecture des vaisseaux des doigts est moins arborescente que celle des vaisseaux rétiniens, on a proposé de réduire le nombre de filtres à utiliser

dans la phase de convolution de 12 filtres à 6 filtres, dans le but de diminuer le temps d'exécution de l'algorithme afin de réduire le temps nécessaire à l'identification d'individus dans le cas d'une application biométrique.

Et pour l'évaluer sur les images des veines de doigts, et comme des données de vérité terrain sont indisponibles, on a fait une comparaison avec deux autres méthodes : celle basée sur l'extraction du maximum de courbure et la méthode basée sur le suivi des lignes sombres.

Nous pouvons conclure que notre méthode présente une grande robustesse dans la détection des vaisseaux sanguins des images de fort contraste où les vaisseaux de grand et petit diamètre ont été aussi détectés.

Notre méthode peut trouver des applications dans le domaine de la biométrie pour l'identification des personnes par leur réseau vasculaire vu que ce dernier est unique pour chaque individu, ainsi que dans le domaine de l'imagerie médicale pour le diagnostic des pathologies affectant directement la structure des vaisseaux par les techniques de recalage des images où les points spéciaux qu'on a extraits sont utilisés.

Cependant, pour cette méthode à base de filtres adaptés subsiste un inconvénient : c'est l'insensibilité aux vaisseaux de petits diamètres. Cette sensibilité peut être sujette à d'autres améliorations, comme par exemple, l'introduction d'un paramètre qui ajuste la déviation standard du filtre selon les niveaux de gris et la position par rapport au disque optique vu que les diamètres des vaisseaux du réseau vasculaire diminuent en s'éloignant du disque optique.

La matrice de cooccurrence est un outil statistique introduit par Haralick en 1973 est intéressant car elle mesure la distribution des niveaux de gris dans l'image tout en prenant en compte les interactions spatiales entre les pixels, à partir de laquelle il définit quatorze indices (attributs) qui caractérisent la texture.

#### ▼ Second moment angulaire

Le second moment angulaire (ou énergie) mesure l'homogénéité de l'image. Plus cette valeur est faible, moins l'image est uniforme et dans ce cas, il existe beaucoup de transitions de couleurs.

$$f_1 = \sum_i \sum_j p(i,j)^2$$

#### ▼ Contraste :

Le contraste (ou inertie) mesure les variations locales des couleurs. Si ces variations sont importantes, alors le contraste sera élevé. Ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice de cooccurrences par rapport à sa diagonale principale.

$$f_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i,j)$$

#### ▼ Corrélation

Ce paramètre permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales, c'est-à-dire s'il existe des dépendances linéaires dans l'image. En effet, plus les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice de cooccurrences chromatique et plus la corrélation est importante.

$$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (i - j) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

Avec  $\mu_x$ ,  $\mu_y$ ,  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  : sont les moyennes et écarts types des marginales horizontales et verticales.

#### ▼ Variance

La variance mesure la répartition des couleurs autour de la valeur moyenne. Plus ce paramètre est élevé et plus importants sont les écarts entre les valeurs et la moyenne.

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j)$$

Avec  $\mu$  est la moyenne des  $p(i, j)$ .

#### ▼ Moment des différences inverses

Ce paramètre a un comportement inverse de celui du contraste. En effet, plus la texture possède de régions homogènes et plus le moment différentiel inverse est élevé.

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$$

#### ▼ Variance des sommes

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_7)^2 p_{x+y}(i)$$

#### ▼ Entropie des sommes

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \ln(p_{x+y}(i))$$

#### ▼ Entropie

L'entropie mesure la complexité de l'image. Lorsque les valeurs de la matrice de cooccurrences sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Elle permet ainsi de caractériser le degré de granulation de l'image. En effet, plus l'entropie est grande et plus la granulation est grossière.

$$f_8 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \ln(p(i, j))$$

#### ▼ Variances des différences

$$f_9 = VD = \text{variance des } p_{x-y}$$

avec

$$p_{x-y} = \sum_{i-i=k} p(i, j)$$

▼ Entropie des différences

$$f_{10} = \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \ln(p_{x-y}(i))$$

▼ Moyenne des sommes

$$f_{11} = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i)$$

avec

$$p_{x+y} = \sum_{i+j=k} p(i,j)$$

▼ Information sur la corrélation

$$f_{12} = \frac{f_8 - HXY1}{\max(HX, HY)}$$

▼ Information sur la corrélation

$$f_{13} = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)]^2$$

$$HXY = - \sum_{ij} p_{ij} \log(p_{ij})$$

Où HX et HY sont des entropies de  $P_x$  et  $P_y$

$$HXY1 = - \sum_{ij} P_{ij} \log(P_x(i)P_y(j))$$

$$HXY2 = - \sum_{ij} P_x(i)P_y(j) \log(P_x(i)P_y(j))$$

▼ Coefficient de corrélation maximal

$$f_{14} = (\text{la } 2^{\text{ème}} \text{ plus grande valeur propre à } Q)^2$$

Où

$$Q_{ij} = \sum_k \frac{P_{ij} P_{jk}}{P_x(i)P_y(k)}$$

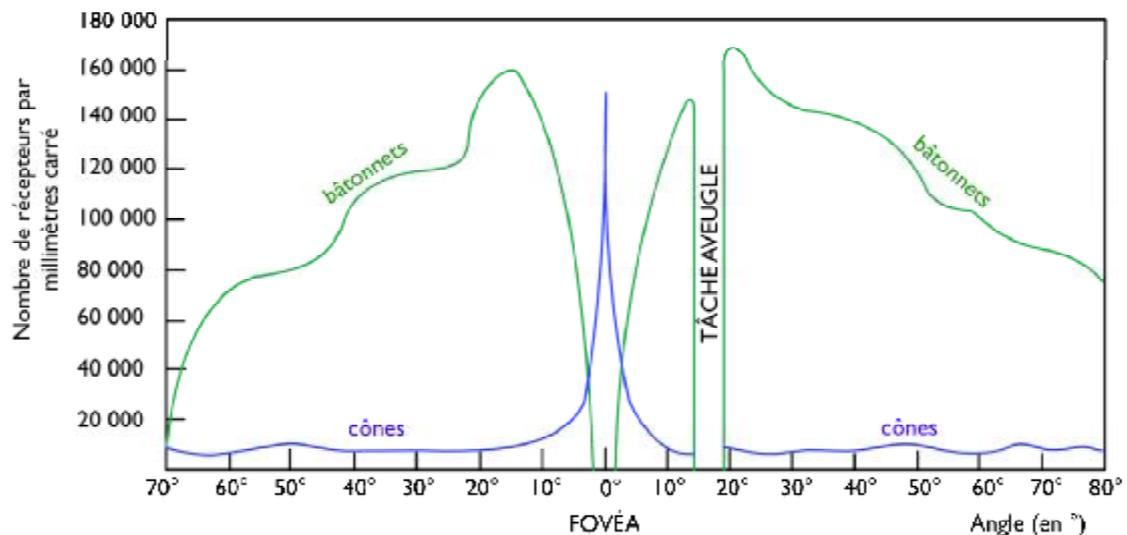
## Structure de la rétine

La rétine est un tissu neuronal, organisée en plusieurs couches de cellules. Parmi celles-ci une couche située en profondeur, accolée aux cellules pigmentaires et proche de la choroïde. C'est une couche faite de cellules particulières : Les photorécepteurs (cellules Visuelles en bâtonnets ou en cônes).

## Les différents types de neurones présents dans la rétine

- **Les Cellules à cônes et à bâtonnets** qui s'insèrent dans les cellules pigmentaires (leur Prolongement dendritique a une forme de cône ou de bâtonnet).
- **Les Cellules bipolaires** s'articulant par des synapses avec des cônes et des bâtonnets. Elles sont chargées de relier les cônes ou les bâtonnets aux neurones multipolaires.
- **Les Cellules multipolaires** (ou Neurones ganglionnaires) s'articulant par des synapses avec les cellules bipolaires qui se réunissent à la papille pour former le nerf optique qui est directement relié au cerveau.

La figure suivante présente la distribution des nombres de cônes et de bâtonnets sur la rétine.

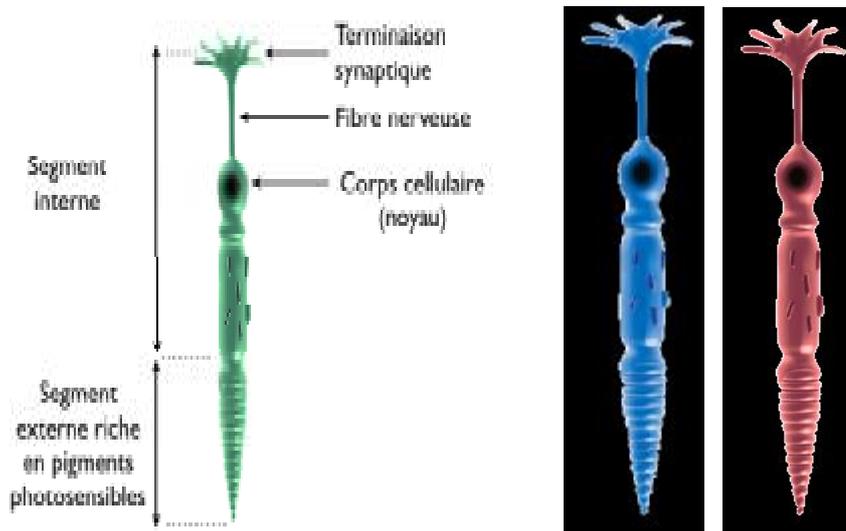


## Les cônes

Ils sont très concentrés au niveau de la fovéa et jouent un rôle important dans la vision des couleurs et la perception des images détaillées.

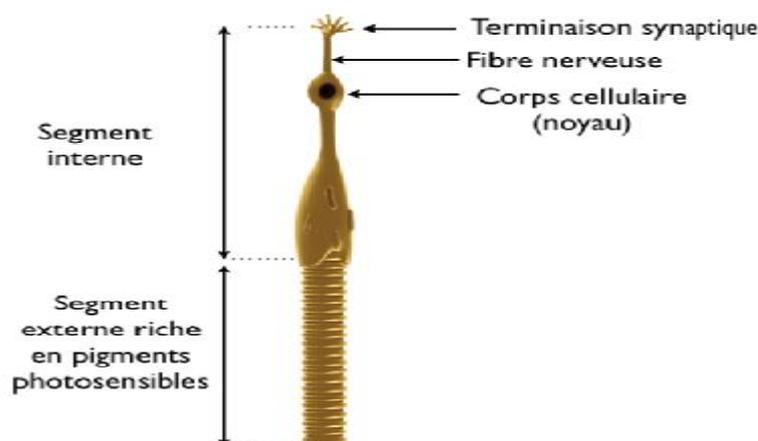
Ils sont en revanche peu sensibles aux différentes intensités lumineuses, comme par exemple la vision diurne (en journée).

Dans une rétine on a trois sortes de cônes qui possèdent des propriétés distinctes et qui contiennent des pigments (photopigments) différents : certains sont plutôt sensibles à la lumière rouge, d'autres à la lumière verte et d'autres encore à la lumière bleue. La sensation de couleur résulte de la combinaison variable de ces 3 éléments de base. Ainsi si les 3 sont stimulés de manière égale, cela provoque la sensation de blanc.



### Les bâtonnets

Ils ne sont pas impliqués dans la perception des couleurs mais sont, par contre, très sensibles à l'intensité des radiations lumineuses et permettent une vision nocturne que crépusculaire. Les Bâtonnets reconnaissent donc les différents niveaux de clarté et les impressions de mouvements vagues. Ils peuvent ainsi réagir à des intensités lumineuses très basses.



## Les maladies de la rétine

L'appareil servant à regarder le fond de l'œil à travers la pupille est l'ophtalmoscope. Il permet de voir les vaisseaux sanguins à la surface de la rétine. Ces vaisseaux sanguins pénètrent dans l'œil en passant par une région circulaire de la rétine appelée le **disque optique**. Étant donné l'absence de photorécepteurs à cet endroit, l'œil y est insensible à la lumière, tout comme d'ailleurs à l'endroit où passent les plus gros vaisseaux sanguins. C'est pour cette raison que le disque optique reçoit aussi l'appellation de **point aveugle**. Pourtant, nous ne ressentons pas d'interruption dans notre champ visuel au point aveugle car le cerveau « compense » d'une certaine façon la perception visuelle à ces endroits.

Au centre de la rétine se trouve une partie plus sombre, la **macula**, qui est pratiquement dépourvue de vaisseaux sanguins afin d'optimiser la vision centrale (par opposition à la vision périphérique). Au centre de la macula, une petite dépression crée une tache noire d'environ 2 mm de diamètre. C'est la **fovéa**, le point de la rétine constitué exclusivement de cônes où l'acuité visuelle est la meilleure.

Cette organe de la vue présente plusieurs pathologies provoquant des troubles de la vision. Parmi ces pathologies nous pouvons citer en particulier:

### ▼ La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est la principale cause de cécité au-delà de 50 ans et elle touche plus de 30 millions de personnes dans le monde. La DMLA est caractérisée par la perte de la vision centrale consécutive à la détérioration progressive de la macula. Avec la DMLA, il devient difficile de pratiquer des activités quotidiennes aussi précieuses que lire, conduire, reconnaître les visages, regarder la télévision, etc.

La DMLA est indolore et son évolution est variable, elle peut progresser aussi bien lentement que rapidement. Elle peut se limiter à un seul œil ou toucher les deux yeux. Lorsque le développement de la DMLA consiste en une baisse très progressive de la vision, dans un premier temps le cerveau est capable de compenser celle-ci, ce qui a pour effet de masquer les symptômes et de retarder leur identification. En cas de progression rapide, celle-ci peut s'accompagner d'une perte d'acuité visuelle dont le patient prend vite conscience. Quelle que soit la rapidité avec laquelle évolue la maladie, la DMLA non traitée peut conduire à une perte définitive de la vue.

Il existe deux formes de DMLA : la forme sèche et la forme humide.

La DMLA sèche, ou atrophique est la forme de DMLA la plus fréquente dont les stades précoce et intermédiaire représentent environ 90 % de l'ensemble des cas. Au stade précoce de la DMLA sèche, on observe un déclin de la fonction de la macula associée à l'accumulation de « drusen » (ou druses), c'est-à-dire de dépôts jaunâtres dans la partie postérieure de l'œil, variables en taille et en nombre ; cette accumulation est considérée comme faisant partie intégrante du processus de vieillissement de l'œil.

À la différence de la forme sèche de la DMLA, dont le développement est lent et progressif, la DMLA humide peut rapidement endommager la macula et provoquer une perte brutale de la vision centrale

La DMLA humide est due à une angiogenèse anormale qui fait proliférer de nouveaux vaisseaux au-dessous de la macula, provoquant la désorganisation de la zone centrale de la rétine. Ces néovaisseaux laissent échapper du sang et du liquide qui, en s'accumulant sous la macula normalement plate, entraînent un bombement ou une élévation de celle-ci, ce qui a pour effet d'altérer la vision centrale. En l'absence de traitement un tissu cicatriciel se forme avec perte irréversible de la vision centrale.

#### **▼ Les déchirures rétiniennes et le décollement rétinien**

La rétine est un tissu fin qui recouvre la paroi interne postérieure de l'œil. Il existe différentes situations dans lesquelles la rétine peut se détacher de la paroi de l'œil. Les déchirures de la rétine mènent souvent à un décollement mais il arrive aussi que la rétine ne soit pas déchirée avant de se détacher. Lorsque le décollement se produit, la vue ne peut être sauvée que par une intervention chirurgicale immédiate qui vise à réparer les déchirures et à rattacher la rétine à la paroi.

#### ***Les causes de détachement***

La cavité postérieure de l'œil contient une substance claire gélatineuse appelée corps vitré. Chez une personne jeune, ce corps vitré remplit toute la cavité, mais avec l'âge il rétrécit et se détache du fond de l'œil. En se détachant, il arrive que le corps vitré reste lié à la rétine et l'emmène avec lui ce qui provoque une déchirure de la rétine, le plus souvent dans les régions périphériques.

Une fois que la rétine est déchirée, le fluide résiduel de la cavité peut passer à travers la déchirure et s'accumuler derrière la rétine, ce qui provoque son décollement

complet. Lorsque la rétine a commencé à se détacher, elle continuera à le faire jusqu'à ce que le décollement soit complet à moins qu'une intervention n'arrête le processus.

Une rétine détachée n'est plus sensible à la lumière et la cécité s'en suit. La plupart des cas de déchirement et de décollement rétinien sont dus à cette contraction du corps vitré liée à l'âge. Généralement, cette contraction ne s'accompagne pas de lésions. L'hérédité semble déterminer quelles sont les personnes susceptibles de connaître de tels problèmes.

D'autres facteurs peuvent parfois causer une déchirure de la rétine ou un décollement rétinien. La rétine peut simplement s'amincir et se détériorer avec l'âge et se déchirer spontanément sans être tirée par le corps vitré.

### ▼ La rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique est une maladie dégénérative des vaisseaux sanguins de la rétine, qui survient chez les personnes atteintes de diabète. Elle apparaît lorsque l'excès de sucre dans le sang, caractéristique du diabète, a endommagé les petits vaisseaux qui approvisionnent la rétine en nutriments et en oxygène.

Au fur et à mesure, des zones étendues de la rétine ne sont plus oxygénées. En réaction, la rétine produit de nouveaux vaisseaux encore plus fragiles. Le phénomène s'amplifie et s'étend jusqu'à la **macula** (zone au milieu de la rétine) où se situe le centre de la vision. La macula s'épaissit, il se produit un **œdème maculaire** (gonflement de la macula), responsable alors d'une **baisse de l'acuité visuelle** qui peut être très importante et que partiellement réversible.

Par ailleurs, les néovaisseaux peuvent saigner en nappe dans le vitré devant la rétine, responsable d'une perte de la vision, jusqu'à résorption de l'hémorragie. Mais celle-ci peut ne pas se résorber et nécessite donc une **ablation chirurgicale** (vitrectomie). Ces phénomènes peuvent conduire à l'apparition d'une fibrose qui peut entraîner une traction de la rétine avec risque de déchirure et donc de décollement de la rétine, responsable d'une perte définitive de la vision.

### ▼ Les occlusions veineuses

Les occlusions veineuses rétinienues sont une pathologie fréquente, en particulier chez le sujet âgé présentant des facteurs de risque vasculaire ; elles représentent l'affection vasculaire rétinienne la plus fréquente après la rétinopathie diabétique.

C'est la conséquence d'un ralentissement circulatoire brutal dans le compartiment veineux, situé classiquement au niveau de la lame criblée pour l'occlusion de la veine centrale, ou au niveau d'un croisement artérioveineux pour les occlusions de branche veineuse rétinienne.

- **Occlusion de la veine centrale de la rétine ( OVCR)**

Lors d'une occlusion de la veine centrale, la nature de l'obstacle circulatoire reste inconnue. Plusieurs travaux écartent l'hypothèse d'une obstruction directement liée à un caillot.

- **Occlusion de branche veineuse (OBV)**

Dans le cas de l'occlusion d'une branche veineuse, une artère dont la paroi est durcie (athérome) écrase une veine au niveau du croisement entre cette artère et cette veine, empêchant ainsi le sang de circuler normalement dans la veine.

*Que se passe-t-il alors dans l'œil ?*

Le sang ne peut plus s'évacuer normalement hors de l'œil alors qu'il continue d'arriver par les artères, ce qui entraîne un ralentissement de la circulation sanguine et une élévation de la pression dans les veines. La baisse de l'acuité visuelle est la conséquence du ralentissement circulatoire et de la formation d'un œdème de la rétine habituellement accompagné de petites hémorragies sur la rétine.

- [1] : **Nicolas MORIZET**. *Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris*. Telecom Paritech. Thèse de doctorat.2009.
- [2] : **Anis CHAARI**. *Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisées*. IBISC et RIADI. Université d'Evry Val d'Essonne et l'Université de Manouba.Thèse de doctorat.2009.
- [3] : *LES CONTRÔLES D'ACCÈS PAR BIOMÉTRIE*, rapport d'activité, CNIL, p 102, 2000.
- [4] : **Samer CHANTAF**. *Biométrie par signaux physiologiques*. Thèse de doctorat. Université PARIS EST CRETEIL (UPEC) UFR de sciences et de technologie, 2011.
- [5] : **Diane LINGRAND**. *Introduction au traitement d'images*. 2<sup>ème</sup> édition, Vuilbert, Paris, 2004, 2008.
- [6] : **Stéphane Bres, Jean-Michel Jolion et Frank lebourgeois**. *Traitement et analyse des images numérique*. Hermès, 2003.
- [7] : **Z. Ameer**. *Codage des images en vue d'une segmentation de haut niveau, application aux images satellitaire*. Thèse de doctorat, UMMTO, 2005.
- [8] : **Elizabeth Berry**. *A practical Approach to Medical Image Processing*. Edition Taylor et Francis Group.2008.
- [9] : **Abdelmadjid Bitam**. *Analyse et segmentation d'images multispectrales : Application aux images MSG*. Thèse de doctorat. UMMTO, 2013.
- [10] : **Jean Pierre Cocquerez et Sylvie Philipp**. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson, 1997.
- [11]: **N.Otsu**. *Threshold selection method from gray level histograms*. IEEE transactions on systems, Man and Cyber Netrics, Vol.9, N°1, p 62-66. 1979.
- [12] : **H.BELHAMRA, S.MELZI**. *La segmentation d'image par croissance de région*. ESI. 2010.
- [13] : **J.Mille**. *Modèles déformables pour la segmentation et le suivi en imagerie 2D et 3D*. Université François Rablais de tour. Thèse de doctorat. 2007.
- [14] : **F.Bellet**. *Une approche incrémentale à base de processus coopératifs et adaptatifs pour la segmentation des images en niveaux de gris*. Institut National Polytechnique de Grenoble. Thèse de doctorat. 1998.
- [15] : **BELLETT, F. S**. *Une approche opportuniste et coopérative pour la vision de bas niveau*. 1995.
- [16] : **SEBARI**. *Les approches de segmentation d'image par coopération région-contour*.2007.

- [17] : **Chen-Chan, J.K. AggarwalChu.** *The integration of image segmentation maps using region and edge information.* *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n° 12, pp. 1241-1252. 1993.
- [18] : **G.Samuel, Varaprasad Raju, G.Syam Prasad, Y.Srikanth.** *Edge detection and segmentation by fusion of histogram based k-means clusters in different color spaces.* GESJ: Computer Science and Télécommunications, 2013.
- [19]: **P.KAMINA, V.DIMARINO.** Vaisseaux des membres inférieurs.
- [20] : **Khrifi Zineb.** *Les vascularités rétiniennes.* Thèse de Doctorat en médecine. Université Sidi Mohammed Ben Abdellah. Faculté de médecine et de pharmacie. 2011
- [21]: **Hoover.A, Kouznetsova.V, Goldbaum.M.** *Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response,* *IEEE Transactions on medical imaging*, vol.19, N.3, March 2000.
- [22]: **Thitiporn.C, Fan.G.** *An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding.* school of electrical and computer engineering Oklahoma state university, 2000.
- [23]: **Carelton.S.** *Papers Administrative History.* M.E.Grenander Department of Special Collections and Archives, State University of New York, 1936.
- [24]: **M.Lalonde, L.Gagnon, M.-C.Bouchert.** *Non-recursive paired tracking for vessel extraction from retinal images.* Proceedings of the Conference Vision Interface, Montreal, pp 61-68. Mai 2000.
- [25]: **Bhuiyan.A, Nath.B.** Blood vessel segmentation from color retinal images using unsupervised texture classification. *IEEE International Conference. Image Processing*, pp 521–524, 2007.
- [26]: **V.B.Soaes, J.J.G.Leandro.** Retinal vessel segmentation using the 2D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, pp.1214–1222, 2006.
- [27]: **Diego Marín, Arturo Aquino.** *A New Supervised Method for Blood Vessel Segmentation in Retinal Images by Using Gray Level and Moment Invariants-Based Features.* *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 30,JAN 2011
- [28]: **G.G.Gardner, D.Keating, T.H.Williamson, A.T.Elliott.** *Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: A screening tool,* *British Journal of Ophthalmology*: pp 940-944, 1996.
- [29]: **R.Klein, S.M.Meuer.** *Retinal microaneurysm counts and 10-year progression of diabetic retinopathy.* *Arch Ophthalmol.*, vol. 113, pp.1386–1391, 1995.

- [30]: **A.M.Mendonça, A.Campilho.** *Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction.* IEEE Transactions on medical imaging, vol 25, n 9, 2006
- [31]: **T.Walter, J.C.Klein.** *Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques.* In Medical Data Analysis, Lecture Notes, Springer-Verlag, pp. 282–287, 2001.
- [32]: **R.Nekovei, S.Ying.** *Back-propagation network and its configuration for blood vessel detection in angiograms.* IEEE Transactions on Neural Networks 6, pp 64–72, 1995.
- [33]: **J.V.B.Soares, J.J.G.Leandro, R.M.Cesar, H.F.Jelinek, M.J.Cree.** *Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification.* IEEE Transactions on Medical Imaging 25, 1214–1222, 2006.
- [34]: **A.D. Hoover, V. Kouznetsova, M. Goldbaum.** *Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response.* IEEE Transactions on Medical Imaging 19, pp 203–210, 2000.
- [35]: **L.Xu, S.Luo.** *A novel method for blood vessel detection from retinal images.* BioMedical Engineering Online 9. 2010.
- [36]: **Y.A. Toliás, S.M. Panas.** *A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering.* IEEE Transactions on Medical Imaging 17, pp 263–273. 1998.
- [37]: **G.B.Kande, P.V.Subbaiah, T.S.Savithri.** *Unsupervised fuzzy based vessel segmentation in pathological digital fundus images.* Journal of Medical Systems 34, pp 849–858, 2009.
- [38]: **F.Villalobos-Castaldi, E.Felipe-Riverón, L.Sánchez-Fernández.** *A fast, efficient and automated method to extract vessels from fundus images.* Journal of Visualization 13, pp 263–270, 2010.
- [39]: **S.Chaudhuri, S.Chatterjee, N.Katz, M.Nelson, M.Goldbaum.** *Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters.* IEEE Transactions on Medical Imaging 8, pp 263–269, 1989.
- [40]: **D.J.J.Farnell, F.N.Hatfield, P.Knox, M.Reakes, S.Spencer, D.Parry, S.P. Harding.** *Enhancement of blood vessels in digital fundus photographs via the application of multiscale line operators.* Journal of the Franklin Institute 345, pp 748–765, 2008.

- [41]: **F.Zana, J.C.Klein.** *Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation.* IEEE Transactions on Image Processing. vol 10, pp 1010–1019, Jul 2001.
- [42]: **Y. A. Tolia, S. M. Panas.** *A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering.* IEEE Transactions on Medical Imaging. vol 17, pp.263–273, 1998.
- [43]: **S. Chaudhuri, S. Chatterjee.** *Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters.* IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 8, pp. 263–269, Sep. 1989.
- [44]: **M.Al-Rawi, M.Qutaishat.** *An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images.* Computers in Bio and Medicine., vol. 37, pp. 262–267, 2007.
- [45]: **Ahlem.Bougarradh, Slim.Mhiri, Faouzi.Ghorbel.** *Segmentation non supervisée d'images angiographiques de la rétine par le système de Pearson et le rééchantillonnage bootstrap.* Ecole Nationale des Sciences Informatiques (ENSI) Campus Universitaire de Manouba, 2010 Tunisie.
- [46]: **M.Fraz, P.Remagnino, A.Hoppe, B.Uyyanonvara, A.R.Rudnicka, C.G. Owen, S.A. Barman.** *Blood vessel segmentation methodologies in retinal images – A survey.* Elsevier Ireland Ltd. 2012
- [47]: **J.J.Kanski.** *Clinical Ophthalmology.* Elsevier Health Sciences, London, UK, 6ème édition, 2007.
- [48]: **T.Teng, M.Lefley, D.Claremont.** *Progress towards automated diabetic ocular screening: a review of image analysis and intelligent systems for diabetic retinopathy.* Medical and Biological Engineering and Computing 40 pp 2–13, 2002.
- [49]: **C.Heneghan, J.Flynn, M.O'Keefe, M.Cahill.** *Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis.* Medical Image Analysis 6 pp 407–429, 2002.
- [50]: **Jlassi Hajer, Hamrouni Kamel.** *Caractérisation de la rétine en vue de l'élaboration d'une méthode biométrique d'identification de personnes.* 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA.
- [51]: **A.Haddouche, M.Adel, M.Rasigni, J.Conrath, S.Bourenane.** *Detection of the foveal avascular zone on retinal angiograms using Markov random fields.* Digital Signal Processing 20, pp 149–154, 2010.

- [52]: **E.Grisan, A.Ruggeri**. *A divide et impera strategy for automatic classification of retinal vessels into arteries and veins*, in: *Engineering in Medicine and Biology Society*. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE, vol. 891, pp. 890–893, 2003.
- [53]: **J.Lowell, A.Hunter, D.Steel, A.Basu, R.Ryder, R.L.Kennedy**. *Measurement of retinal vessel widths from fundus images based on 2-D modeling*. IEEE Transactions on Medical Imaging 23, pp 1196–1204, 2004.
- [54]: **N.Miura, A.Nagasaka, T.Miyatake**. *Feature Extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its Application to Personal Identification*. Conference on Machine Vision and Applications, Vol. 15, No. 4, pp. 194–203, IAPR, 2004.
- [55]: **N.Miura, A.Nagasaka, T.Miyatake**. *Extraction of Finger-Vein Patterns Using Maximum Curvature Points in Image Profiles*. Conference on Machine Vision Applications, May 16-18, Japan.2005.
- [56]: **P.C.Siddalingaswamy**. *Automatic Detection of Retinal features for Screening of Diabetic Retinopathy using Image Processing Techniques*. These de doctorat, Manipal University, 2011.
- [57]: <http://www.bindichen.co.uk/post/AI/fuzzy-c-means.html>
- [58]: **C.Arcelli, G.Baja**. *A width independent fast thinning algorithm*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp 463-474,1985.
- [59]: **R.M.Haralick, K.Shanmugam, I.Dinstein**. *Textural Features for Image Classification*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, No.6, pp.610-621, November 1973.