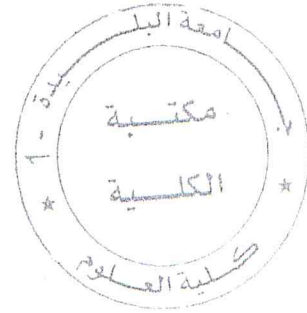


République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Saâd Dahlab, Blida1  
USDB



Faculté des sciences  
Département Informatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDE EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE  
**MASTER EN INFORMATIQUE**  
OPTION : GENIE LOGICIEL

Thème :

***Systeme d'aide au diagnostic pour la détection des  
pathologies rétiniennes***

Présenté par :

- BOUZIANE Amel
- GUETTAF Redha

Encadré par :

- Mme BENBLIDIA .N
- Mme REGUIEG .F .Z

Jury:

Pr : BENBLIDIA .N.  
ex1 : Manachi Leila  
ex2 : Belhadi Soumia

## **Remerciement**

*En premier lieu, nous tenons à exprimer nos plus vifs remerciements à notre promotrice **Md BENBLIDIA Nadja** qui nous a guidés dans le choix du thème et qui a suivi notre travail tout au long de son exécution malgré ses nombreuses charges. Sa compétence, sa rigueur scientifique et sa clairvoyance nous ont beaucoup appris.*

*Nous tenons aussi à mentionner tout le plaisir que nous avons eu à travailler au sein du Laboratoire **LATIS**. Mention spéciale à **MI REGUIEG F Zohra** pour sa sympathie, son aide et ses conseils.*

*Un grand merci aux membres du jury qui ont accepté d'évaluer et examiné notre travail.*

*Nous n'oublions pas d'exprimer un profond respect à tous nos enseignements qui nous ont aidé tous au long des cursus de licence et de master.*



## *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail,*

*A mes parents*

*Sans leurs soutiens et leurs conseils, mes accomplissement n'auraient pas au lieu, ils ont été derrière moi dans chacun de mes pas au long de ma vie, me plus profonde gratitude leurs ai exprimé, aucun mot ne pourrai qualifier l'estime que je leur porte ni le bien qu'ils m'ont fait apporter et donner.*

*A mes frères.*

*A ma sœur.*

*A tous ceux et celles qui m'ont apporté la moindre aide au soutien il se reconnaitra.*

*Amel*

## *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail,*

*A mes parents*

*Sans leurs soutiens et leurs conseils, mes accomplissements n'auraient pas eu lieu, ils ont été derrière moi dans chacun de mes pas au long de ma vie, ma plus profonde gratitude leur est exprimée, aucun mot ne pourra qualifier l'estime que je leur porte ni le bien qu'ils m'ont fait apporter et donner.*

*A mes chères sœurs.*

*A tous ceux et celles qui m'ont apporté la moindre aide au soutien il se reconnaîtra.*

*Redha*

# *Résumé*

## Résumé

La rétinopathie diabétique (RD) est la principale cause de cécité dans le monde. La détection précoce de cette maladie par un dépistage régulier est particulièrement importante pour prévenir la perte de vision.

La mise en œuvre de méthodes reposant sur la détection précoces des signes cliniques de la RD permet de grandement améliorer le diagnostic de ces maladies. Nous proposons dans ce mémoire un système d'analyse d'images du fond d'œil intégrant les techniques de traitement d'images pour la détection des lésions liées à cette maladie à savoir : les exsudats et les microanévrismes.

La détection des pathologies liées à la RD, se base essentiellement sur l'extraction des structures anatomiques principales de la rétine : le disque optique et le réseau vasculaire.

Les méthodes de détection des pathologies rétiniques proposées dans ce mémoire utilisent la morphologie mathématique et les algorithmes de classification.

Les algorithmes développés dans le cadre de ce travail sont testés sur un ensemble d'images des bases de données DIARETDB1.

**Mots clés :** Ophtalmologie ; Analyse du fond d'œil ; Rétinopathie diabétique ; Segmentation ; Morphologie mathématique ; Classification.

## Abstract

Diabetic retinopathy (DR) is the leading cause of blindness in the world. Screening of these diseases is particularly important to prevent vision loss.

Implementation of the methods based on early detection of clinical signs of DR allow greatly improve the diagnosis of these diseases.

In this memory, we propose an analyzing fundus image system integrating image processing techniques for lesions detection associated with this disease namely: exudates and microaneurysms.

Detection of pathologies related to DR, is essentially based on the extraction of the main anatomical structures of the optical disc and the retina vascular network.

In this memory, the methods based on mathematical morphology and classification algorithms to retinal pathologies detection are used.

The algorithms developed in the framework of this work are tested on a set of images database DIARETDB1.

**Keywords:** Ophthalmology; Analysis fundus image, diabetic retinopathy, segmentation, mathematical morphology, classification.

## المخلص

يعد اعتلال الشبكية الناتج عن داء السكري احد الاسباب الرئيسية المؤدية للعمى. في حين يعتبر الكشف و العلاج المبكر لهذه الامراض عن طريق اجراء فحص طبي شامل و منتظم لشبكية العين الطريقة المثلى للسيطرة و تجنب كثير من الامراض التي قد تحرم الانسان اعلى نعمة لديه و عليه فان اللجوء الى وضع اساليب للكشف المبكر عن الاعراض الطبية لاعتلال الشبكية الناتجة عن داء السكري يسمح بشكل كبير من تشخيص هذه الامراض.

قمنا بانجاز نظام لتحليل صور قاع العين باستخدام تقنيات و ادوات المعالجة الرقمية للصور نذكر منها المورفولوجيا الرياضية وطرائق التصنيف و ذلك لاستخراج العلامات المميزة للمرض و تصنيفها، ابتداء باستخراج الهياكل التشريحية الرئيسية للشبكية كالقرص البصري و الاوعية الدموية الشبكية.

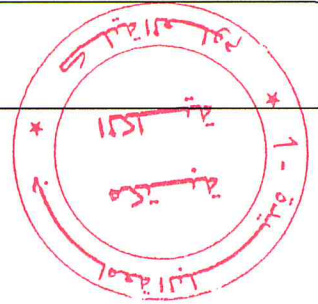
قمنا في عملنا هذا بتطبيق و تجريب الخوارزميات المقترحة في هذه الدراسة على مجموعة من الصور المتحصل عليها من DIARETDB1 قاعدات البيانات.

الكلمات الرئيسية: طب و جراحة العيون, تحليل صور قاع العين, اعتلال الشبكية الناتج عن السكري, التجزئة, المورفولوجيا الرياضية، التصنيف.



# *SOMMAIRE*

# Sommaire



Liste des figures	
Liste des tableaux	
Liste des abréviations	
Introduction générale .....	1

## Chapitre I : Contexte médical

Introduction .....	4
I. -Anatomie du fond d'œil.....	4
I.1- Partie Extérieur .....	5
a. La sclérotique .....	5
b. La choroïde .....	5
c. La rétine .....	5
I.2- Partie Intérieur. ....	6
a. La macula.....	6
b. La fovéa .....	6
c. Le disque optique ou papille .....	6
d. Le réseau vasculaire .....	6
I.3- Examens d'exploration de la rétine .....	7
I.3.1. Le fond d'œil.....	7
I.3.2. Examen angiographie rétinienne .....	8
I.3.2.1. Technique et équipement .....	8
I.3.2.2. Examen à la fluoresceine .....	9
I.3.2.3. Exploration de la rétine .....	11
I.3.3- La Rétinopathie Diabétique.....	12
I.3.3.1. Œil et diabète .....	12
I.3.3.2. Présentation de la maladie .....	13
I.3.3.3. Les symptômes de la maladie .....	14
I.3.3.4. Classification de la RD .....	16
I.3.3.5. Evolution .....	17
I.3.3.6. Traitement de la RD .....	17

I.4-Les différents types de clichés utilisés dans le diagnostic .....	21
Conclusion.....	23

## Chapitre II : Analyse d'image rétinienne

Introduction .....	24
II.1 - Acquisition d'images rétinienne.....	24
II.2 – Analyse d'image .....	25
II.3.1 - Prétraitement .....	25
II.3.2 - Segmentation .....	25
II.3 - Aide à la décision .....	25
II.4 – Interprétation .....	26
II.5 –Traitement d'image rétinienne.....	26
II.6 –Prétraitement.....	27
II.6.1 – Conversion d'espace couleur.....	27
II.6.2 – Filtrage.....	27
II.6.2.1 – Filtrage moyenne.....	28
II.6.2.2 – Filtrage median.....	28
II.6.3 –Histogramme égalisation .....	28
II.6.4 –Seuillage .....	29
II.6.5 - Les Opérateurs morphologiques.....	29
II.6.5.1 - Les Opérateurs morphologiques élémentaire .....	31
II.6.5.2 - Les Opérateurs morphologiques composé .....	32
II.7 – Segmentation .....	35
II.7.1 – Approche contour .....	35
II.7.2 –Segmentation par croissance régions.....	36
II.8-Technique de détection des pathologies rétiniennes .....	36
II.8.1- Détection des lésions sombre .....	36
II.8.1.1- Les propriétés des microanévrismes dans des images rétiniennes.....	36
II.8.1.2- Les propriétés des hémorragies dans des images rétiniennes .	37
II.8.1.3- Travaux existant.....	38
II.8.2- Détection des lésions lumineuses .....	40

II.8.2.1- Les propriétés des exsudats dans des images rétiniennes .....	40
II.8.2.2- Parcours bibliographie .....	41
Conclusion.....	44

### **Chapitre III : Détection des lésions rétiniennes**

Introduction .....	45
III. – Détection des lésions rétiniennes .....	45
III.1 – Détection automatique des exsudats .....	46
III.1.1 – Objectifs .....	46
III.1.2 – Démarche adoptée pour la détection des exsudats.....	47
III.1.3. – Méthode.....	49
III.1.3.1 – prétraitement.....	49
III.1.3.2 – Localisation du disque optique.....	49
III.1.3.3 – Principe appliqué de la reconstruction morphologique.....	50
III.1.3.4 – Segmentation des exsudats.....	51
III.1.3.5. – Détection des candidats exsudatifs.....	51
III.1.3.6 – Bord de kirsch .....	52
III.1.3.7 – Extraction des caractéristiques .....	53
III.2-Détection automatique des microanévrismes.....	55
III.2.1. – Objectifs .....	55
III.2.2 – Méthodologie de la détection des microanévrismes .....	56
III.2.3 – Détection de réseau vasculaire .....	56
III.2.3.1 – objectifs .....	56
III.2.3.2 – Prétraitement .....	57
III.2.3.3 – Segmentation .....	59
III.2.4 – Prétraitement appliqué sur les microanévrismes .....	59
III.2.5 – Segmentation des microanévrismes .....	60
III.2.6 –Caractérisation.....	61
III.3 – Classification des candidats par SVM.....	62
Conclusion.....	64

### **Chapitre IV : Implémentation Expérimentation Et Résultat**

Introduction .....	65
--------------------	----



IV.1 - Environnement de travail.....	65
IV.1.1 – Matériel .....	65
IV.1.2 – Langage .....	65
IV.2 - Données utilisé.....	66
IV.3 – Présentation du logiciel .....	67
IV.3 .1 Interface principale .....	67
IV.3 .2 Interface prétraitement .....	69
IV.3 .3 Interface segmentation .....	73
IV.4 Test et Validation .....	73
IV.4.1 – Détection de l’arbre vasculaire .....	73
IV.4.2 – Détection des micro-anévrismes .....	75
IV.4.3 – Détection des exsudats .....	77
IV.4.4 – Validation du résultat .....	79
IV.4 .5 Extraction des caractéristiques.....	81
Conclusion.....	85
Conclusion générale .....	86
Référencesbibliographique.....	88



## Liste des figures

<b>Figure I.1</b> :Anatomie de l'œil humain .....	4
<b>Figure I.2</b> :Les couches de fond d'œil .....	5
<b>Figure I.3</b> :Anatomie du fond l'œil Partie Antérieur .....	6
<b>Figure I.4</b> :Fond de l'œil .....	7
<b>Figure I.5</b> : Schéma de principe de l'angiographie .....	8
<b>Figure I.6</b> :Clichés d'angiographie rétinienne avant injection de fluorescéine.....	10
<b>Figure I.7</b> :Courbes d'absorption et d'émission du sodium de la fluorescéine.....	11
<b>Figure I.8</b> La rétinopathie diabétique d'un œil normal à gauche et d'un œil atteint de (DR) à droite.....	13
<b>Figure I.9</b> :Pertede la vision centrale due à la rétinopathiediabétique .....	13
<b>Figure I.10</b> : Des exsudats dans des images couleurs .....	15
<b>Figure I.11</b> : Signes au fond d'œil .....	16
<b>Figure I.12</b> :Aspect d'impacts récents de photocoagulationpanrétinienne (PPR).....	18
<b>Figure I.13</b> :photocoagulationpanrétinienne.....	19
<b>Figure I.14</b> :Maculopathie exsudative avant et après.....	20
<b>Figure I.15</b> :Photo coagulation pour œdème maculaire diffus.....	21
<b>Figure I.16</b> : Image couleur de la rétine.....	22
<b>Figure I.17</b> : Angiographie fluoresce inique .....	22
<b>Figure II.1</b> : exemple d'appareil d'acquisition d'image rétinienne .....	24
<b>Figure II.2</b> : l'imageavantfiltrage médian.....	28
<b>Figure II.3</b> : l'imageaprèsfiltrage médian .....	28
<b>Figure II.4</b> : l'image originale .....	29
<b>Figure II.5</b> : Image après Histogrammeégalisation.....	29
<b>Figure II.6</b> : Histogramme de l'Originale Image .....	30
<b>Figure II.7</b> : Histogramme de l'image après Histogramme égalisation .....	30
<b>Figure II.8</b> : Le seuillage sur l'image en niveau de gris amélioré .....	30
<b>Figure II.9</b> : L'application des opérations dilatation et d'érosion .....	32
<b>Figure II.10</b> : Application de l'ouverture sur une image de NG .....	32
<b>Figure II.11</b> : Application de la fermeture sur une image en NG .....	33
<b>Figure II.12</b> L'application de top hat noir pour l'extraction de réseau vasculaire.....	34
<b>Figure II.13</b> : La reconstruction morphologique.....	34
<b>Figure II.14</b> :Variétés des formes d'un contour .....	35

<b>Figure II.15</b> : Des exsudats dans des images couleur de la rétine .....	40
<b>Figure III.1</b> : schéma fonctionnel de diagnostic automatique de rétinopathie diabétique utilisant l'image de fond.....	46
<b>Figure III.2</b> : Méthodologie adoptée pour la détection des exsudats.....	48
<b>Figure III.3</b> : disque optique et exsudats identifiés sur une image de fond .....	50
<b>Figure III.4</b> : Normalisation de la rétine avec l'arrière-plan estimé utilisant le filtre médian et la reconstruction morphologique.....	51
<b>Figure III.5</b> : résultat de l'application de Kirsch .....	53
<b>Figure III.6</b> :Différentes étapes de l'algorithme de détection des microanévrismes .....	55
<b>Figure III.7</b> :résultat de l'application du filtrage et remplissage .....	59
<b>Figure III.8</b> : résultat de la détection de réseau vasculaire .....	59
<b>Figure III.9</b> :l'application de filtrage moyen .....	60
<b>Figure III.10</b> :Segmentation des microanévrismes .....	61
<b>Figure III.11</b> : schémas générales de la classification .....	63
<b>Figure IV.1</b> : Exemples d'image de la base de données DIARETDB1 .....	67
<b>Figure IV.2</b> : interface principale DR-MEA .....	68
<b>Figure IV.3</b> : Les images de la base de test <b>DR-MEA</b> .....	69
<b>Figure IV.4</b> : Interface de Prétraitement .....	70
<b>Figure IV.5</b> : les étapes du prétraitement pour les exsudats .....	71
<b>Figure IV.6</b> : les étapes du prétraitement pour l'arbre vasculaire.....	71
<b>Figure IV.7</b> : les étapes du prétraitement pour les micro-anévrismes.....	72
<b>Figure IV.8</b> : Interface de Segmentation (Analyse image) .....	73
<b>Figure IV.9</b> : Extraction des vaisseaux sanguins (algorithme de kirsch).....	74
<b>Figure IV.10</b> : Le réseau vasculaire détecté.....	75
<b>Figure IV.11</b> : supremum ouverture.....	76
<b>Figure IV.12</b> : Elimination des Vaisseaux .....	76
<b>Figure IV.13</b> : Détection des micro-anévrismes .....	77
<b>Figure IV.14</b> : résultat de la soustraction de l'arrière-plan .....	78
<b>Figure IV.15</b> : disque optique .....	78
<b>Figure IV.16</b> : détection de contour (kirsch edge) .....	79
<b>Figure IV.17</b> :Le résultat de l'algorithme de détection des exsudats .....	79
<b>Figure IV.18</b> : Détection des exsudats .....	80
<b>Figure IV.19</b> : Détection des micro-anévrismes .....	80
<b>Figure IV.20</b> : Détection de l'arbre vasculaire.....	81

## Liste des tableaux

<b>Tableau II.1: Méthode de détection des exsudats .....</b>	<b>43</b>
--------------------------------------------------------------	-----------

## Liste des abréviations

**AMIR** : Anomalies Micro vasculaires Intra-Rétiniennes.

**EDC** : Echographie Doppler Couleur.

**FO** : Fond d'œil.

**DO** : disque optique

**IAF** : Images d'Angiographies à la Fluorescéine.

**IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique.

**MA** : Microanévrismes.

**OCT** : Tomographie à Cohérence Optique.

**MCNG** : Matrice de Co-occurrence au Niveau de gris.

**MCO** : Matrice de Co-occurrence

**RD** : Rétinopathie Diabétique.

**RDF** : Reconnaissance des Formes.

**RDNP** : Rétinopathie Diabétique Non Proliférante.

**RDP** : Rétinopathie Diabétique Proliférante.

**RGB** : Rouge Vert Bleu.

**SLO** : Scanning Laser Ophtalмосcope.

**CDF** : fonction de répartition cumulative


**FCM** : Fuzzy C means.

**SVM** : support vecteur machine

**VP** : vrai positifs

**FP** : faux positifs





*Introduction*  
*Générale*



# Introduction Générale

---

L'application de traitement d'image pour l'analyse d'images numériques de la rétine est aujourd'hui un champ actif et mature de la recherche. Au cours de ces dernières années, l'utilisation de systèmes informatisés s'est avérée utile pour le diagnostic de plusieurs maladies de la rétine. Les applications cliniques réussies sont supportées par la détection automatique de points de repère de la rétine naturelles, telles que le disque optique et la macula, ainsi que des structures pathologiques comme les exsudats et les microanévrismes. La morphologie de la rétine et le modèle de vaisseau sanguin associé, peuvent donner des informations importantes pour le risque et la progression de plusieurs maladies systémiques, telles que le diabète. En outre, des solutions informatiques pour l'analyse de la rétine permettent non seulement d'accroître la précision de la détection de certaines structures d'intérêt, mais aussi ils augmentent l'efficacité dans le traitement de grandes quantités de données. L'ophtalmologue peut ainsi obtenir une aide à la décision, pour assurer un résultat précis dans la détection des pathologies rétinienne.

La rétine est la couche intérieure la plus importante de l'œil. Elle est composée de plusieurs importantes structures anatomiques qui peuvent indiquer diverses maladies. Les maladies cardiovasculaires tels que accidents vasculaires cérébraux peut être identifié à partir de vaisseaux sanguins de la rétine. La rétinopathie diabétique est une complication de la rétine associée au diabète. Elle est une cause majeure de cécité chez les groupes d'âge à la fois moyen et avancé. Selon la Fédération internationale du diabète, plus de 50 millions de personnes en Inde ont cette maladie et elle est en croissance rapide (IDF) [1]. La prévalence estimée du diabète pour tous les groupes d'âge à travers le monde était de 2,8% en 2000 et 4,4% en 2030 ce qui signifie que le nombre total de patients atteints de diabète devrait augmenter de 171.000.000 en 2000 à 366.000.000 en 2030 [2]. Par conséquent le dépistage régulier est le moyen le plus efficace de réduire la perte de vision.

La rétinopathie diabétique est principalement causée par les changements dans les vaisseaux sanguins de la rétine due à l'augmentation du glucose dans le sang. Les Exsudats sont l'un des premiers signes de la rétinopathie diabétique [3], ce sont des lésions jaune-blanc avec des marges relativement distinctes.

Les exsudats sont les lipides et les protéines dus aux dépôts et fuites des vaisseaux sanguins endommagés au sein de la rétine. La détection des exsudats par les ophtalmologistes est très laborieuse car ils doivent passer beaucoup de temps dans l'analyse manuelle et le diagnostic. En outre, la détection manuelle requiert l'aide d'un matériel de dilatation chimique qui prend du temps et a des effets secondaires négatifs sur les patients. D'où les techniques de dépistage automatique pour les exsudats sont préférées.

# Introduction Générale

---

## Objectifs

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer un système d'analyse des images numérique du fond d'œil qui sera capable de détecter les signes cliniques produits par la RD (La rétinopathie Diabétique). Parmi ces lésions on distingue les exsudats et les microanévrismes, qui peuvent causer la cécité et la perte de vision si elles ne sont pas diagnostiquées à un stade précoce. Le système d'analyse de l'image du fond d'œil décrit dans ce travail est conçu pour aider les ophtalmologues à établir un diagnostic en lui fournissant un deuxième avis et fonctionne également comme un outil pour le dépistage de masse de la rétinopathie.

La détection des pathologies liée à la RD se base essentiellement sur l'extraction des structures anatomiques principales de la rétine à savoir : le réseau vasculaire et le disque optique. Etant donné que les caractéristiques du disque optique peuvent être similaires à ceux des exsudats, la segmentation de cet élément peut être exploitée pour réduire les faux positifs dans la détection de cette lésion. En ce qui concerne le réseau vasculaire, leur segmentation joue également un rôle important dans le développement d'un système d'aide au diagnostic de la RD. L'origine de l'arbre vasculaire peut être utilisée pour localiser le disque optique. En outre, la segmentation de ces éléments joue un rôle important dans la classification des stades de la RD. Compte tenu de toutes ces considérations nous avons fixé ces objectifs :

- 1-: développement des techniques d'amélioration de la qualité des images couleur du fond d'œil.
- 2- : détection des lésions sombres et lumineuses produites par la rétinopathie diabétique cette phase concerne le développement des algorithmes pour la détection des exsudats et des microanévrismes.
- 3- : développement des algorithmes pour la segmentation des éléments anatomiques principaux de la rétine tel que l'arbre vasculaire.

## Structure de mémoire :

Ce travail est structuré en 4 chapitres. Un aperçu sur chacun deux est donné ci-dessous :



# Introduction Générale

---

## **Le chapitre. 1 : Contexte médical**

Ce chapitre présente l'aspect médical de base nécessaire pour la compréhension de notre problématique et nous application.

L'anatomie du fond d'œil et son principe de fonctionnement sont décrits. En outre, les différentes maladies oculaires telles que la rétinopathie diabétique sont étudiées en détail, à savoir, les causes et les symptômes, l'incidence, le diagnostic et le traitement. Les différentes techniques d'acquisition des images rétinienne sont présentées à la fin de ce chapitre.

## **Le chapitre. 2 : L'analyse d'image rétinienne.**

Ce chapitre est consacré à une présentation de notion fondamentale de base que nous utiliserons dans les étapes de traitement de notre base d'images rétinienne. Les méthodes et les techniques de détections des lésions rétinienne qui existent dans la littérature sont définit.

Le but de l'étape de prétraitement est d'améliorer la qualité de l'image afin de passer à l'étape de segmentation, qui est considérée la plus importante étape pour la détection des lésions rétinienne. En plus des deux étapes précédentes on évoque les travaux existant pour la détection des lésions sombre (les microanévrismes) et lumineuses (les exsudats).

## **Le chapitre. 3 : Détection des lésions rétinienne**

Ce chapitre est le cœur de notre travail. Il est divisé en deux parties. Dans la première partie, une présentation des algorithmes développés et les processus pour la détection des lésions lumineuses liées à la RD, à savoir, les exsudats et les microanévrismes sont détaillés. Dans la deuxième partie, les différentes méthodes proposées de détection des structures rétinienne (l'arbre vasculaire) sont étudiés.

## **Le chapitre. 4 : Implémentation, expérimentation et résultat**

Ce chapitre s'appuie sur les résultats obtenus afin de tester notre application sur une base d'images rétinienne; ainsi que l'évaluation des performances des algorithmes développés, et les différentes fenêtres de notre application sont également présentés avec les méthodes et les techniques utilisées pour réaliser ce dernier.

*CHAPITRE I :*  
*CONTEXTE MEDICAL*

## Introduction

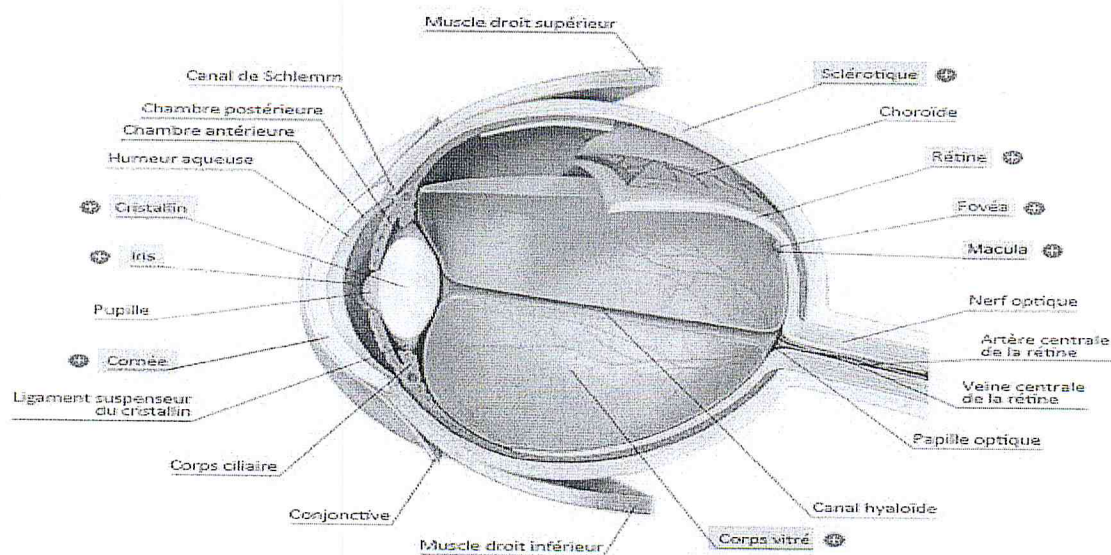
Notre perception du monde se fait à travers l'œil qui est un des organes les plus perfectionnés du corps humain et sans doute la vision est la plus utilisée des cinq sens de notre corps. Nos yeux nous permettent d'obtenir une quantité considérable d'information, si bien qu'une partie importante du cerveau est entièrement consacré au traitement visuel.

L'œil humain présente plusieurs pathologies qui provoquent des troubles de la vision. Parmi ces pathologies nous pouvons citer en particulier la rétinopathie diabétique. L'objectif de notre travail est le développement des outils qui servent à une aide au diagnostic en ophtalmologie, notamment pour le dépistage et le suivi de ces anomalies.

Dans ce chapitre, nous décrivons le contexte médicale, nous commençons par une description du fond d'œil notamment la rétine et ses élément principaux, et la deuxième partie sera dédiée à la description de la Rétinopathie Diabétique, puis nous présentons les clichés utilisés dans le diagnostic.

## I) Anatomie du fond d'œil

L'œil est l'organe de la vision. Il est de faible volume (6.5 cm<sup>3</sup>), pèse 7 grammes, et a la forme d'une sphère d'environ 24 mm de diamètre (Figure I.1), complétée vers l'avant par une autre demi-sphère de 8 mm de rayon, la cornée [4].



**Figure I.1** : Anatomie de l'œil humain [5]



## I.1) Partie Extérieure

L'oeil est situé dans l'orbite, une cavité dans le crane, .il estconnecté au cerveau par des fibres nerveuses, qui réunies dans les nerfs optique. Le fond d'oeil (lapartie du globe oculaire opposée à la papille) est composé de trois membranes : la sclérotique, lachoroïde et la rétine. Ces trois membranes enferment les milieux suivants: transparents de l'oeil,l'humeur aqueuse, le cristallin et le corps vitré [6].

- a- La sclérotique:**c'est une membrane rigide qui donne sa forme à l'oeil, cette membrane blanche, fibreuse, résistante entoure et protège l'oeil à l'extérieur tout en maintenant sa forme. Elle, est traversée par un grand nombre de petites canaux (artères, nerfs, veines) et à l'arrière par une ouverture ou passent les fibres du nerf optique.
- b- La choroïde :** la choroïde est une couche située entre la sclérotique et la rétine. Elle est richement vascularisée ce qui permet la nutrition des tissus alentour. Notamment de la rétine. Elle contient de nombreux pigments colorés .Notamment la mélanine et l'hémoglobine .Elle forme aussi un écran et maintient ainsi l'intérieure de l'oeil en chambre noire en absorbant les rayons lumineux pour la vision.
- c- La rétine:**La rétine est une couche d'épaisseur microscopique qui tapisse le fond du globe oculaire. Elle est composée de cellules nerveuses réceptrices spécialisées (Figure I.2) : les cônes et les bâtonnets qui détectent la lumière. Ces derniers transforment l'énergie lumineuse en messages électriques qui sont transmis au cerveau par le nerf optique.

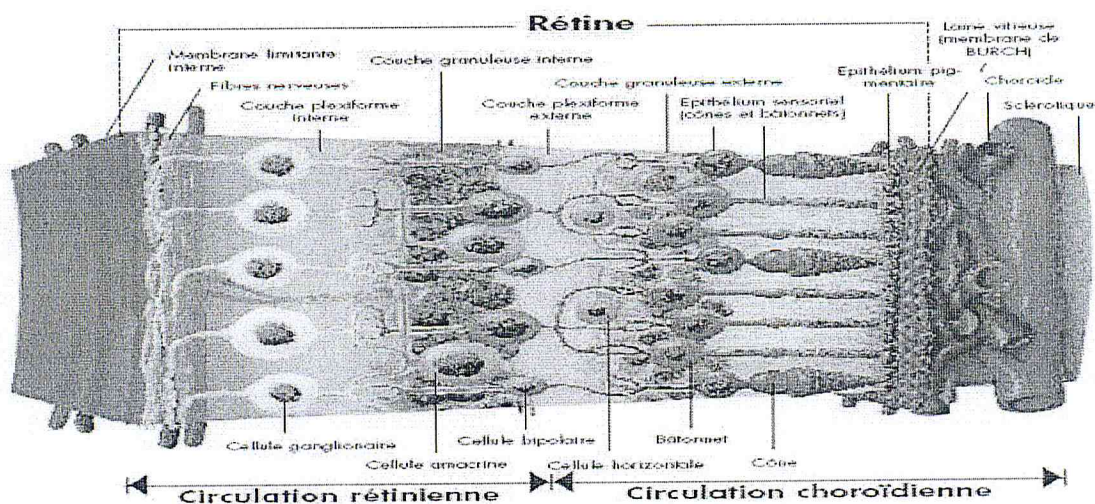
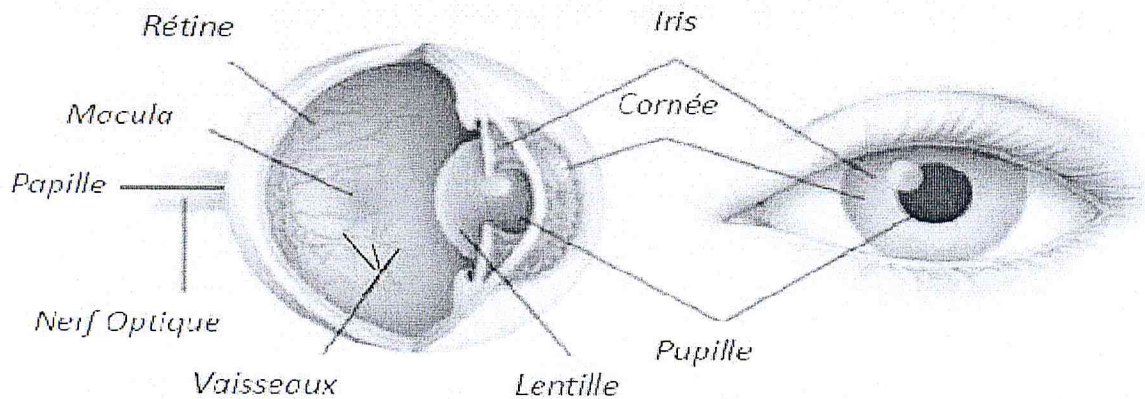


Figure I.2 :Les couches de fond d'œil [7]

## I.2) Partie Antérieure

Les zones particulières de la rétine sont montrées dans la figure I.3 :



**Figure I.3 :** Anatomie du fond l'œil Partie Antérieure [8]

- a- **La macula:** (la tache sombre au milieu) est le centre de la vision. Elle est caractérisée par une concentration maximale de cônes, située au fond de l'oeil, dans l'axe de la pupille. La macula a un diamètre d'environ 2 mm. Elle contient en son centre une petite dépression. Toutes les lésions qui se trouvent à proximité de la macula menacent la vision directement.
- b- **La fovéa:** est la zone centrale de la macula et de la rétine où la vision des détails est la plus précise. Elle est située dans le prolongement de l'axe optique de l'oeil. Elle est peuplée uniquement de cônes et nous permet la meilleure résolution optique et de voir en couleur. Les bâtonnets sont répartis sur la rétine périphérique, qui donne une impression générale du champ de vision avec peu d'acuité visuelle.
- c- **Le disque optique ou papille:** (tache claire, dans cette image se trouvant du côté droit de la macula) est l'entrée des vaisseaux et du nerf optique dans la rétine. Une fois détectée, elle peut servir comme point caractéristique pour le recalage d'images. De plus, elle joue un rôle important dans la détection des exsudats.
- d- **Le réseau vasculaire :** Transporte le sang qui est nécessaire pour l'alimentation du tissu rétinien. La détection des vaisseaux est essentielle pour le recalage d'images, car sa structure ne change pas d'un examen à l'autre; sa détection a également de l'importance pour l'élimination des faux positifs dans la détection des micros anévrismes et des hémorragies.

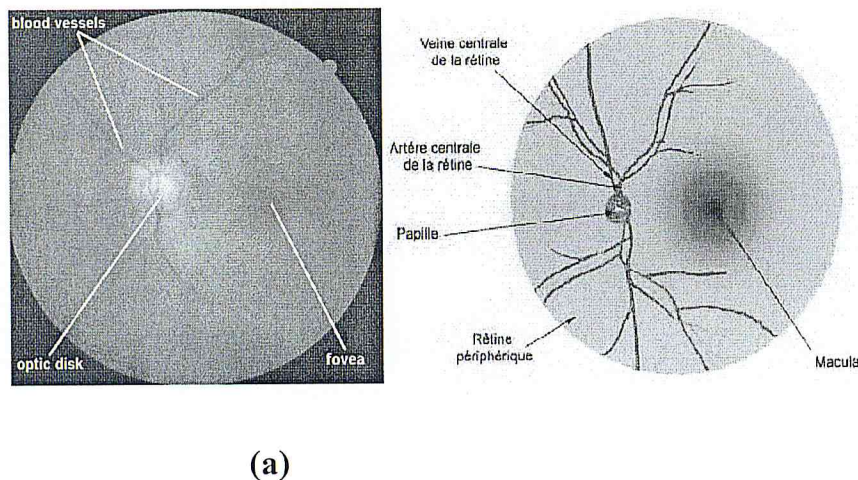


## I.3) Examens d'exploration de la rétine

L'exploration de la rétine se fait par l'examen du fond d'œil, associé ou non à la dilatation pupillaire. Certains examens complémentaires permettent d'étudier le fonctionnement de la rétine (électro rétinographie, électro-oculographie) ou sa structure (angiographie oculaire, rétinographie non mydriatique, tomographie en lumière cohérente)[4].

### I.3.1) Le fond d'œil

Le fond d'œil est un examen clinique qui permet d'explorer la partie postérieure du globe oculaire y compris le système vasculaire. L'observation des veines et des artères permet de détecter certains problèmes tels que l'hypertension artérielle et le diabète.



(a) Image réelle du fond de l'œil

(b) Constituants du fond d'œil normal

**Figure I.4 : Fond de l'œil[6]**

Les cellules réceptrices de la rétine (cônes et bâtonnets) transforment les photons en courant électrique qui doit être transmis vers le cerveau. Ceci est opéré par le nerf optique. Toutes les fibres en provenance des photorécepteurs convergent vers la sortie de l'orbite : la papille (le disque optique). Ce point ne contient pas de photorécepteurs, il est appelé "tache aveugle". Dans ce point débouche aussi le réseau vasculaire de la rétine [6]. Dans des images couleurs du fond d'œil, la papille est bien visible ; elle est caractérisée par des bords nets et une coloration jaune (figure I.4).

La papille sert également de sortie pour les vaisseaux qui parcourent toute la rétine (mise à part la macula), en formant un arbre vasculaire (figure I.4). A partir de la papille, émergent l'artère centrale et les artères qui donnent naissance aux artérioles, arrivent la veine centrale et les veines qui naissent des veinules. La rétine reçoit son apport sanguin par un double système : le réseau choroïdien et les artères rétiniennes. L'artère centrale de la rétine se divise en deux branches supérieure et inférieure, la division se fait ensuite sur le mode dichotomique jusqu'à la périphérie de la rétine. Par ce processus de division, on aboutit à un réseau d'artérioles qui donneront naissance aux capillaires rétiniens.

La structure vasculaire de la rétine, formée d'artères, d'artérioles, de veines, de veinules et de capillaires peut être observée directement par l'examen du fond d'œil en ophtalmoscopie ou après injection d'un produit de contraste par angiographie rétinienne en fluorescence.

## I.3.2) Examen d'angiographie rétinienne

### I.3.2.1) technique et équipement

L'angiographe est l'appareil utilisé pour un examen d'angiographie rétinienne. La technique consiste à prendre des photographies de la rétine sur un intervalle de temps d'une dizaine de minutes. La (figure I.12) présente le schéma du principe de fonctionnement de l'angiographe

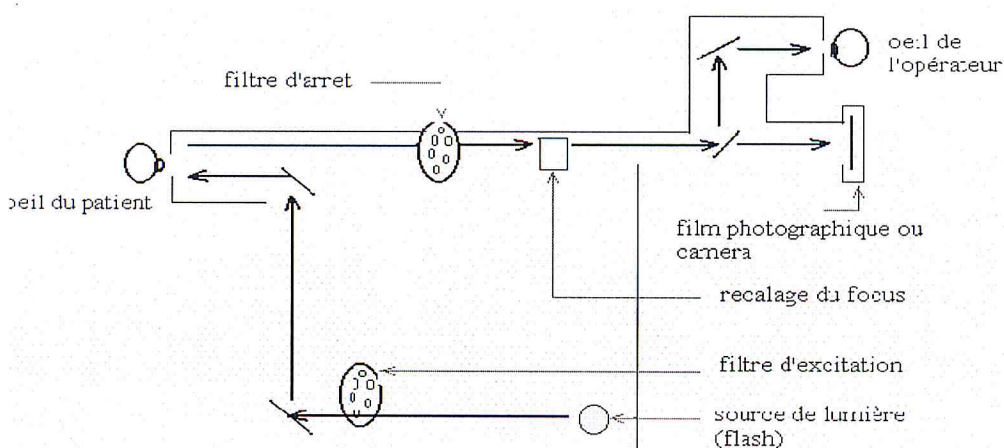


Figure I.5: Schéma de principe de l'angiographie [9].



L'angiographe est muni d'un support de filtres afin de choisir différents types de lumière (bleue, verte, rouge) qui sera projetée sur la rétine qui réfléchit une image dont seule la longueur d'onde sélectionnée par un filtre d'arrêt est reçue par une camera CCD ou un film photographique. Pour obtenir un meilleur contraste et un aspect fonctionnel des structures rétiniens (arbre vasculaire, dépôts lipidiques, structures pathologiques), on utilise un produit de contraste injecté dans la circulation sanguine ; il s'agit de la fluorescéine en lumière visible et du vert d'indocyanine en infrarouge.

❖ Différentes techniques d'imagerie peuvent être utilisées:

1. éclairage par un flash de lumière visible :

· Photographie noir et blanc avec utilisation de divers filtres colorés pour sélectionner la meilleure représentation des structures anatomiques,

· Diapositive couleur (avant injection du produit de contraste) : superposition des différentes informations sur la même photographie.

2. Balayage par un faisceau laser SLO (Scanning Laser Ophthalmoscope) : L'image obtenue est fonction de la longueur d'onde du faisceau utilisé :

· Lumière visible : Structures rétiniennes,

· Lumière infrarouge : Structures choroïdiennes (couches profondes).

Ce mode d'acquisition permet une meilleure qualité des images, avec un meilleur contraste. En effet, l'éclairage des structures étant ponctuel, il n'y a pas d'effet de diffusion sur les structures éloignées[10].

### **I.3.2.2) Examen d'angiographie rétinienne à la fluorescéine**

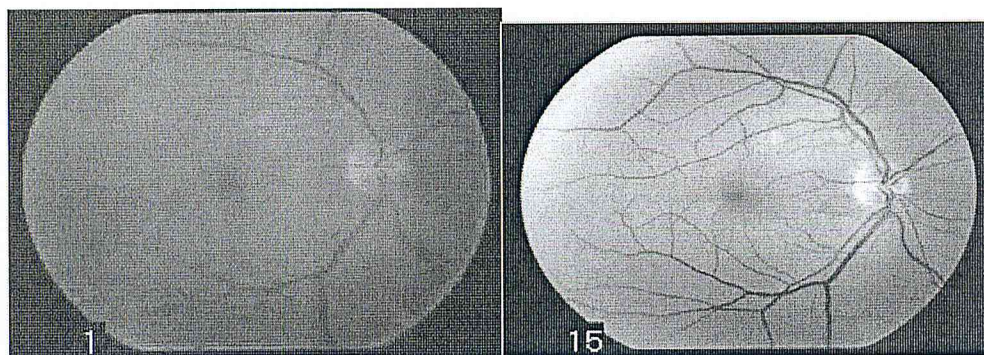
L'angiographie à la fluorescéine est réalisée lorsqu'il existe une RD. Elle aide à préciser le niveau de gravité de la RD, en visualisant en particulier l'étendue de l'ischémie rétinienne. L'angiographie à la fluorescéine consiste, après injection de fluorescéine dans une veine de pli du coude, à observer et photographier grâce à des filtres appropriés le passage du colorant dans l'arbre vasculaire choroïdien et rétinien. Elle est précédée de photographies sans injection du pôle postérieur et éventuellement de la périphérie rétinienne [11].

L'angiographie est une technique d'imagerie utilisée en routine clinique, elle présente de nombreux avantages : non invasive, traumatique et permet une bonne visualisation du réseau vasculaire rétinien par injection du produit de contraste ; il est ainsi possible de mettre en évidence l'aspect fonctionnel de la rétine et de sa circulation sanguine.

Un examen d'angiographie rétinienne complet comporte deux parties : une première partie consacrée à la réalisation des photographies avant injection de fluorescéine et une seconde partie réservée à la réalisation de photographies après injection de fluorescéine.

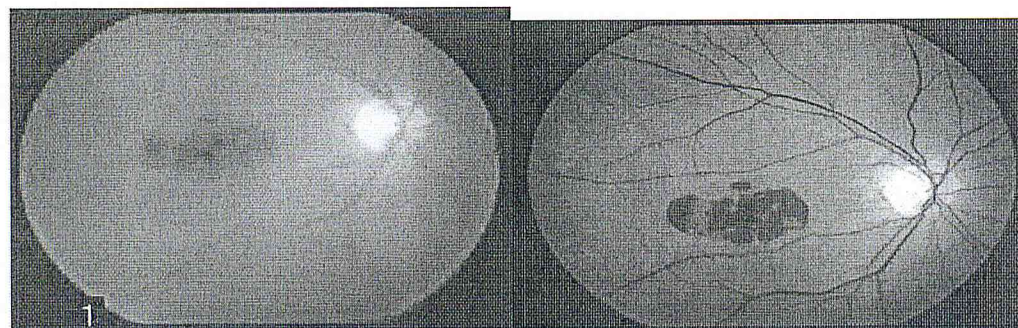
### a- Photographies avant injection de fluorescéine

Des photographies couleurs du fond d'œil, sans utilisation de filtres, ainsi que des photographies noir et blanc (Figure I.6), avec l'utilisation du filtre vert (images monochromatiques), sont prises par routine clinique. Ces premières photographies, obtenues avant injection de fluorescéine, permettent de repérer certaines structures anatomiques[9].



a) Une angiographie en lumière blanche

b) Une angiographie en lumière verte



c) Une angiographie en lumière blanche  
(Présence d'hémorragies)

d) Une angiographie en lumière verte  
(Présence d'hémorragie)

**Figure I.6** : Clichés d'angiographie rétinienne avant injection de fluorescéine



## b- Photographies après injection de fluorescéine

### La fluorescéine

La fluorescéine, ou plus exactement le sodium de fluorescéine, est une petite molécule atoxique de formule  $C_{20}H_{12}O_5Na$ . Elle est préparée par synthèse à partir de l'anhydride de l'acide phtalique et de la résorcine par chauffage à 200°C, c'est Von Baeyer qui a synthétisé, pour la première fois, ce colorant en 1871. Son excitation par une lumière monochromatique produit une fluorescence pendant tout le temps que dure l'émission de la source de lumière. Ses courbes d'absorption et d'émission montrent un maximum d'absorption pour une longueur d'onde de 488 nm (lumière bleue) et un maximum d'émission pour une longueur d'onde de 530 nm (lumière jaune-verte) (figure I.7). Grâce à ses propriétés de fluorescence, la fluorescéine est très utile dans les applications industrielles, scientifiques et médicales. Ce colorant est métabolisé par les reins et éliminé par les urines en 24 à 36 heures, après son administration[12].

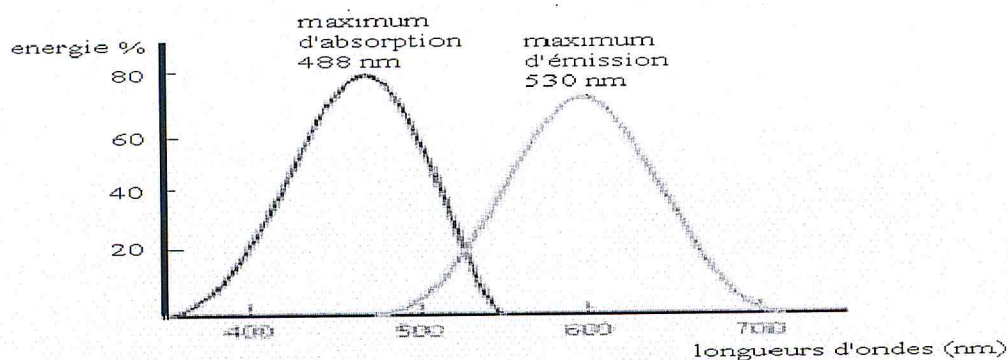


Figure I.7 : Courbes d'absorption et d'émission du sodium de la fluorescéine[12]

### I.3.2.3) Exploration de la rétine

L'exploration du globe oculaire, y compris la rétine, demeure avant tout clinique : lorsque la transparence des milieux oculaires est suffisante, l'utilisation de la lampe à fente, associée à la biomicroscopie permet d'analyser les structures intraoculaires et de cerner les processus pathologiques. L'imagerie va affiner cette approche en donnant des mensurations précises, une localisation spatiale, une idée de la nature tissulaire et de la vascularisation de ces processus.

Depuis l'invention de l'ophtalmoscope par Hermann Von Helmholtz en 1850, permettant ainsi et pour la première fois la visualisation de la rétine des patients, l'exploration de la rétine s'est considérablement modifiée, particulièrement pendant ces dix dernières années. Elle fait appel à des techniques d'imagerie médicale telles que le scanner, l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'échographie, l'échographie Doppler couleur (EDC), l'ophtalmoscopie à balayage laser (SLO) et la tomographie à cohérence optique (OCT). Leurs indications respectives dépendent des signes cliniques et de la structure spécifique à explorer. Il convient de respecter des arbres de décision diagnostiques en commençant toujours par l'exploration la plus simple, la moins agressive et la moins chère. Les radiographies standards n'ont plus qu'un rôle très réduit, essentiellement réservé à l'exploration des malformations et des traumatismes. Le scanner et l'IRM sont utilisés pour l'évaluation morphologique et topographique des lésions oculaires et des tumeurs orbitaires. L'EDC est une nouvelle technique qui vient compléter les renseignements fournis par l'échographie. Il permet d'étudier la vascularisation de l'orbite et celle des masses oculaires et orbitaires. En ce qui concerne la structure vasculaire de la rétine, l'examen le plus courant se fait en angiographie à la fluorescéine pour étudier les vaisseaux rétinien et au vert d'indocyanine pour étudier les vaisseaux choroïdiens.

La fluorescence infrarouge de l'indocyanine éclaire la circulation sanguine de la choroïde produisant une vision très améliorée de la structure vasculaire profonde et fournit des images qui sont complémentaires à celles produites par la fluorescéine [13].

### **I.3.3) La Rétinopathie Diabétique**

#### **I.3.3.1) Œil et diabète**

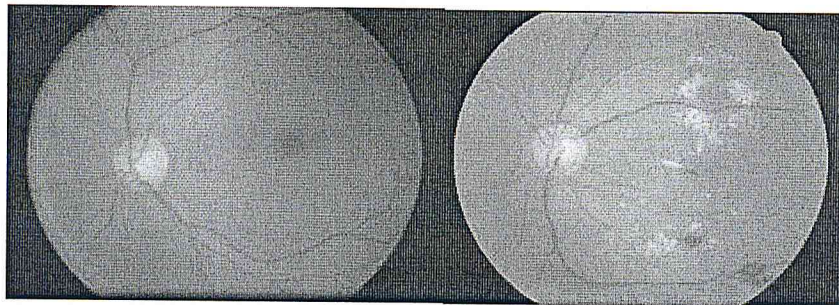
Depuis un demi-siècle, peu d'affections ophtalmologiques ont eu, comme la rétinopathie diabétique, un tel développement et ont autant bénéficié des progrès des connaissances et des techniques. La rétinopathie diabétique demeure une des premières causes de cécité dans les pays industrialisés avant 50 ans. La prévalence de la rétinopathie diabétique croît avec la durée du diabète, elle est supérieure à 95% après 15 ans d'évolution. Le diabète est une maladie qui est devenue très répandue en Algérie, les prévalences se sont significativement accrues ces dix dernières années, il est encore difficile de parler de statistiques en l'absence de dépistage régulier, mais l'on avance 3 à 4 millions de diabétiques déclarés dont 7% sont des enfants qui encourent un réel danger de développer des complications à l'âge adulte.



La rétinopathie diabétique est devenue l'une des causes de cécité les plus redoutables en Algérie[14].

### I.3.3.2) Présentation de la maladie

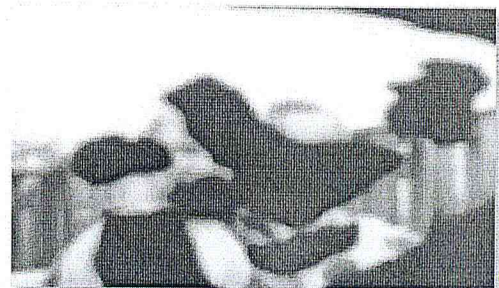
La rétinopathie diabétique survient chez des patients souffrant de diabète, ce qui cause des dommages à la rétine de l'œil. Ceci conduit finalement à la perte totale de la vue. Le diabète est causé en raison de l'incapacité de l'organisme à stocker et d'utiliser le niveau de sucre dans le sang.



**Figure I.8:** La rétinopathie diabétique d'un œil normal à gauche et d'un œil atteint de (DR) à droite

Habituellement, il n'y a pas de symptômes visibles au début de la maladie. Au fur et à mesure que la maladie progresse, la présence des micros-anévrismes, exsudats durs et mous et de nouveaux vaisseaux sanguins peuvent être observés figure I.8.

La rétinopathie diabétique provoque des dommages aux vaisseaux de la rétine, ce qui provoque une fuite de liquide qui s'infiltrer dans la région maculaire de la rétine, elle gonfle conduisant à une vision floue(Figure I.9)[15].



**Figure I.9:** Perte de la vision centrale due à la rétinopathie diabétique. Sur la gauche, la vision d'un patient en bonne santé. Sur la droite, la vision d'un patient atteint de la rétine endommagée dans la région de la macula. Image courtoisie de la National Eye Institute.

### I.3.3.3) Les symptômes de la maladie

**a- Micro anévrismes :** Le micro-anévrisme (MA) est le premier signe non équivoque de la RD. L'augmentation de leur nombre est un bon indice de la maladie dans ses stades initiaux. Les micro-anévrismes sont des petits points rouges sur la surface de la rétine, ce qui se produit en raison d'une occlusion capillaire conduisant à un manque d'oxygène et à la progression de la maladie. Ils sont inférieures au diamètre de l'optique veine. L'accumulation de protéines et de lipides se produit sous la forme d'exsudats. Comme premier signe et indice de l'aggravation, les micro-anévrismes ont une importance particulière et leur détection est essentielle pour une détection précoce et pour le suivi de la maladie, les micro-anévrismes sont des ectasies (Dilatation exagérée d'un vaisseau ou d'un organe creux) développées à partir d'un capillaire rétinien.

Ils apparaissent dans les angiographies à la fluorescéine comme des points (ou petits cercles isolés) hyper fluorescents, assez contrastés, avec des bords nets. Dans les images couleurs, ils ont la même forme, la même taille, la couleur est rouge, ils sont beaucoup moins contrastés que dans les angiographies[16].

Les micro-anévrismes ne menacent pas eux-mêmes la vision, mais ils sont indicateurs de l'apparition et de l'aggravation de la maladie et entraînent des complications. Pour évaluer la valeur diagnostique du taux de renouvellement, il faudrait faire une étude de suivi des patients et une comparaison entre beaucoup de clichés pris à des examens successifs.

**b- Les exsudats :** Les exsudats, témoignent d'un œdème, sont des accumulations de dépôts lipidiques au sein de la rétine ; ils sont dus aux diffusions anormales venant d'anomalies microvasculaires (comme des microanévrismes ou des AMIR). Ils apparaissent comme des structures jaunes ou blanches dans la rétine (Figure I.10). Il existe deux types d'exsudats sur la base de leur apparence et leur apparition :

- Exsudats durs ont des limites bien définies et les exsudats mous ont des limites floues. En angiographie, ils ne sont pas visibles ; dans les images couleurs, ils apparaissent très illuminés, de tailles variées, avec des bords nets. Le nombre d'exsudats augmente en l'absence de traitement et ils s'accumulent dans la région maculaire. Ils peuvent être traités avec de la photocoagulation [12].





**Figure I.10:** Des exsudats dans des images couleurs

- c- Les hémorragies rétinienne :** L'hémorragie de la rétine se produit en raison de saignements et c'est une indication de la rétinopathie diabétique[16]. Les hémorragies rétinienne sont des accumulations de sang dans la rétine. Elles sont dues à une rupture d'une paroi d'un capillaire ou d'un microanévrisme ; elles disparaissent au bout de quelque mois. Leur augmentation est un indicateur d'une ischémie (Diminution de l'apport sanguin artériel à un organe) rétinienne aggravée. On distingue trois types différents : les hémorragies punctiformes sont petites et aux limites nettes ; elles ressemblent aux microanévrismes dans des images couleurs. Les autres types correspondent aux hémorragies en flammèche et aux hémorragies en taches [12].
- d- Les Anomalies microvasculaires intra rétinienne (AMIR) :** Les Anomalies Microvasculaires Intra Rétiniennes (AMIR) sont des anomalies vasculaires comme des dilatations, des ectasies ou des bourgeonnements. Elles témoignent d'une occlusion (Pathologie rare et sévère de la rétine liée à une interruption brutale du débit sanguin) vasculaire et par conséquent d'une ischémie locale. Elles représentent une réponse néovasculaire à cette occlusion. Leur forme est plutôt irrégulière, mais parfois, elles peuvent être facilement confondues avec des microanévrismes [12].
- e- Les néovaisseaux :** Les néovaisseaux sont de nouveaux vaisseaux qui se développent à cause d'une ischémie locale. On distingue les néovaisseaux pré-rétiniens qui prolifèrent à la surface de la papille, leur présence est signe d'une sérieuse aggravation de la maladie. Les nouveaux vaisseaux étant normalement trop faibles, ils entraînent souvent des saignements importants dans la rétine. S'ils ne sont pas traités, des cicatrices internes et un décollement de la rétine peuvent en être la conséquence.

Les grands néovaisseaux peuvent être détectés dans des images couleurs, mais les néovaisseaux de petite taille ne sont visibles que dans les angiographies [14].

- f- **L'œdème maculaire** : C'est une accumulation de liquide dans la zone maculaire de la rétine, qui est dus à une rupture de la barrière hémato rétinienne interne. Il se traduit par un épaissement rétinien.

L'œdème maculaire est directement accompagné par une dégradation visuelle lente mais progressive. L'œdème maculaire peut être détecté en utilisant soit un **OCT** (Ocular Coherence Tomography), qui fournit une coupe de la rétine, soit des paires d'images stéréo qui permettent d'obtenir une vision tridimensionnelle de la surface de la rétine [14].

La figure I.11 résume tous les signes qui sont situés précédemment

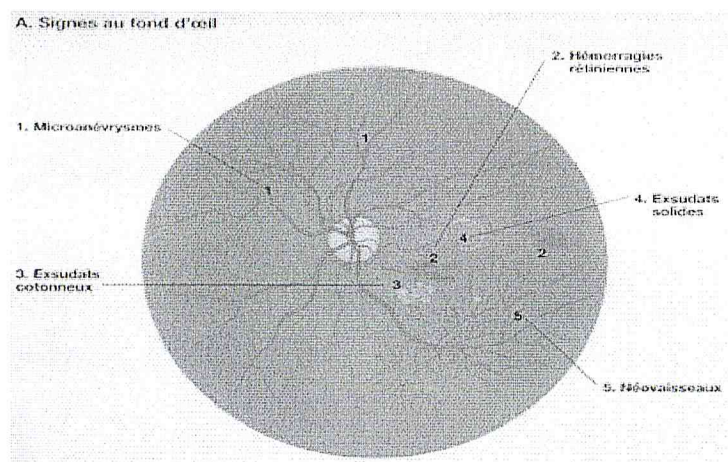


Figure I.11 : Signes au fond d'œil[14]

#### I.3.3.4) Classification de la rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique débute par un stade de rétinopathie diabétique non proliférante, et évolue vers la rétinopathie diabétique non proliférante sévère (ou préproliférante) caractérisée par une ischémie rétinienne étendue, puis vers le stade de la rétinopathie diabétique proliférante caractérisée par la prolifération de néovaisseaux à la surface de la rétine et/ou sur la papille. L'œdème maculaire est associé aux rétinopathies diabétiques non proliférantes ou proliférantes.

a) *les stades de la rétinopathie diabétique :*

- *pas de rétinopathie diabétique*



## - *rétinopathie diabétique non proliférante*

- RD non proliférante minime (microanévrismes isolée).
- RD non proliférante modérée (micro anévrysmes, hémorragies rétiniennes punctiformes,

nodules cotonneux, exsudats secs)

- RD non proliférante sévère (ou RD préproliférante = RDPP), définie par l'association de signes ophtalmoscopiques évocateurs d'ischémie rétinienne sévère: anomalies veineuses nombreuses (dilatations en chapelet et boucles veineuses) , hémorragies intra-rétiniennes étendues ,groupement d'anomalies microvasculaires intra-rétiniennes (A.M.I.R.).

## -*rétinopathie diabétique proliférante (RDP)*

- . RD proliférante non compliquée : présence de néovaisseaux pré-rétiniens et/ou Prépapillaires RD proliférante compliquée (hémorragie du vitré, décollement de rétine par traction, glaucome néovasculaire)[17].

### I.3.3.5) ÉVOLUTION

L'évolution de la rétinopathie diabétique est habituellement lente, et se fait progressivement tout au long de la vie du diabétique.

La baisse visuelle liée à l'œdème maculaire est progressive, mais peut à la longue entraîner une cécité. Une hémorragie intra-vitréenne par saignement des néovaisseaux, un décollement de rétine ou un glaucome néovasculaire entraînent une perte brutale et quasi-complète de la vision [17].

### I.3.3.6) Traitement de la rétinopathie diabétique :

#### 1. Traitement médical

##### • *Équilibre glycémique et tensionnel* ++++ :

- l'effet bénéfique chez les diabétiques de type 1 d'une bonne équilibration glycémique sur l'incidence et la progression de la rétinopathie diabétique a été démontré par le DCCT (Diabetic Control and Complications Trial Research Group).

- l'effet bénéfique chez les diabétiques de type 2 d'un bon équilibre glycémique mais aussi du contrôle de l'hypertension artérielle est également démontré par l'étude UKPDS (United Kingdom Prospective Diabetes Study).

**Le contrôle strict de ces 2 facteurs est essentiel pour réduire et ralentir la progression de la RD tant chez les diabétiques de type 1 que de type 2.**

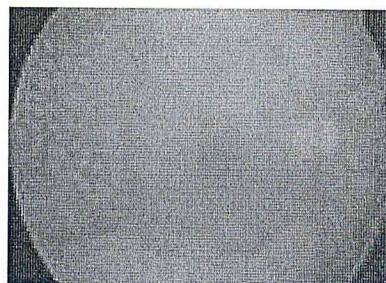
- *Traitements médicamenteux*

L'efficacité des antiagrégants plaquettaires est incertaine : leur utilisation, un temps proposée, n'est plus retenue. Une tendance des antagonistes du système rénine-angiotensine, notamment du candésartan, a été montrée dans l'étude DIRECT (Diabetic Retinopathy Candesartan Trial) pour réduire l'incidence de la RD chez le type 1 et favoriser la régression des stades précoces de la RD chez les types 2. Néanmoins, l'effet n'a pas été suffisant pour recommander leur indication systématique.

## 2. Traitement de la rétinopathie diabétique proliférante

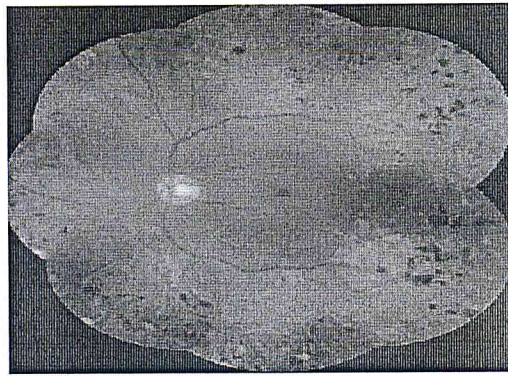
- *Photocoagulation au laser*

La photocoagulation pan-rétinienne (PPR) au laser est le traitement spécifique de la rétinopathie diabétique proliférante (voir figure I.12). Elle consiste en une coagulation étendue de toute la rétine périphérique : elle n'agit pas directement sur les néovaisseaux mais indirectement par la destruction étendue des territoires d'ischémie rétinienne (voir figure I.13) celle-ci permet d'obtenir la régression de la néovascularisation pré-rétinienne et/ou prépapillaire dans près de 90% des cas et de réduire considérablement le risque de cécité lié à la rétinopathie diabétique proliférante. Elle est réalisée en ambulatoire sous anesthésie de contact, en plusieurs séances.



**Figure I.12** : Aspect d'impacts récents de photocoagulation pan-rétinienne (PPR)





**Figure I.13 :** photocoagulation panrétinienne.

Exemple suivant illustre les cicatrices de laser qui sont bien visibles sur toute la périphérie du fond d'œil

-La PPR est indiquée :

a) **dans tous les cas de rétinopathie diabétique proliférante.** La rapidité de sa réalisation dépend de la sévérité de la RDP : des neovaisseaux périniens isolés et peu nombreux seront traités par des séances espacées d'une ou plusieurs semaines ; à l'autre extrême, l'existence d'une neovascularisation irienne est l'indication d'une PPR urgente, réalisée par des séances très rapprochées.

b) **dans certains cas de RDNP sévère (RDPP)**, à titre préventif, chez des sujets à haut risque de passage en rétinopathie proliférante : principalement grossesse, normalisation rapide de la glycémie (notamment par mise sous pompe à insuline), chirurgie de la cataracte. La PPR prévient efficacement dans ces cas la survenue d'une neovascularisation.

• ***Injections intravitréennes d'anti-VEGF***

Des injections intravitréennes d'anti-VEGF : bevacizumab (Avastin<sup>R</sup>), pegaptanib (Macugen<sup>R</sup>) ou ranibizumab (Lucentis<sup>R</sup>), comme dans la DMLA, peuvent par leur pouvoir anti-antigénique avoir un intérêt dans certaines indications de rétinopathie diabétique proliférante, notamment dans le traitement du glaucome neovasculaire ; ils nécessitent cependant des autorisations spéciales, n'ayant pas d'AMM dans le traitement de la rétinopathie diabétique.

• ***Traitement chirurgical (vitrectomie)***

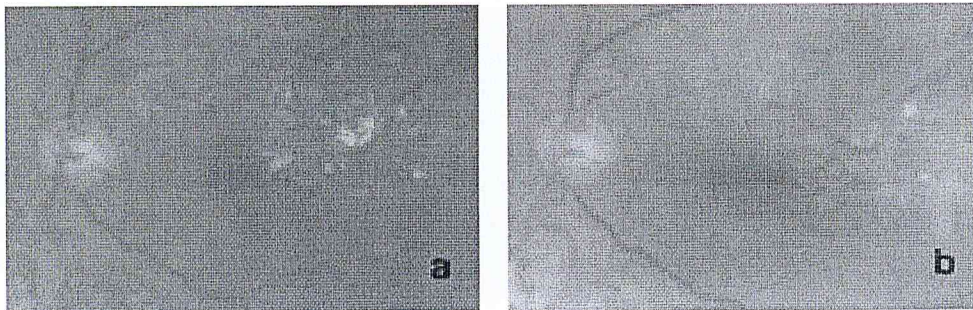
Il est indiqué dans les cas de RDP compliquée d'hémorragie intra-vitreenne persistante ou de décollement de rétine tractionnel.

### 3. Traitement de l'œdème maculaire

#### • *Traitement par photocoagulation au laser de la maculopathie diabétique*

Le traitement par photocoagulation au laser de l'œdème maculaire est indiqué :

- soit, en cas d'œdème maculaire focal (voir figure I.15), lorsqu'existent des exsudats profonds atteignant ou menaçant l'axe visuel («maculopathie exsudative»), afin de prévenir ou de limiter la baisse d'acuité visuelle.
- soit devant un œdème maculaire diffus (voir figure I.16) s'il existe une baisse visuelle significative et prolongée. Néanmoins, le traitement par laser est moins efficace pour l'œdème maculaire que pour la RD proliférant.



**Figure I.14** :Maculopathie exsudative avant (a) et après (b)

Exemple suivant montre une photo coagulation focale : celle-ci a entraîné une nette régression des exsudats, en particulier la disparition des exsudats qui menaçaient la foveola, donc l'acuité visuelle. Les impacts de laser sont blancs, non confluent, et appliqués sur une zone limitée de la macula, avec respect du centre fovéolaire.





**Figure I.15 :** Photo coagulation pour œdème maculaire diffus

Dans cet exemple en remarque que la photocoagulation étendue à toute la surface de la macula, sauf la foveola.

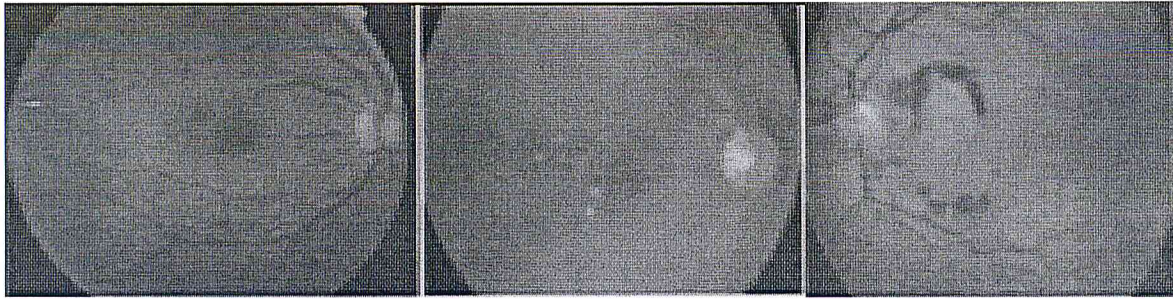
• *En cas d'échec de la photocoagulation au laser peuvent être proposées :*

- des injections intravitréennes de triamcinolone (KenacortR), mais ce traitement nécessite des injections répétées pour une durée indéterminée et peut se compliquer comme toute corticothérapie d'une cataracte ou d'un glaucome.
- des injections d'anti-VEGF, AvastinR, MacugenR ou LucentisR qui semblent efficaces, le VEGF étant puissant facteur de la perméabilité capillaire, mais là encore, les anti-VEGF n'ont pas l'AMM dans cette indication[17].

#### **I.4) Les différents types de clichés utilisés dans le diagnostic**

Les clichés utilisés dans le diagnostic sont:

**I.4.1) Image de couleur mono :** Le médecin peut réaliser une simple photographie en couleur du fond d'œil, en utilisant une caméra du fond d'œil fournissant directement des images digitales ce qui simplifie le stockage et permet un traitement d'images direct.



(a):fond d'oeil normal,(b):druses macula ires,(c):aspects de neovaisseau choroïdiens.

**Figure I.16** : Image couleur de la rétine

**I.4.3)Image couleur stéréo** : il s'agit d'une paire d'images couleur qui sont prises sous des angles différents, ou avec une caméra décalée parallèlement.

**I.4.4)Angiographie à la fluorescéine** : Dans cette méthode, un produit de contraste est injecté par voie intraveineuse. Ce produit diffuse dans le système sanguin. En prenant une série de photos sous lumière ultraviolette, on obtient des images correspondant aux différentes phases de propagation dans la rétine[18].



**Figure I.17.**Angiographie fluoresceinique de : (a):fond d'oeil normal, (b):Néo vaisseaux,(c):Néo vaisseaux choroïdiens empiétant sur la macula

### Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le contexte médical de notre thème, nous avons défini l'anatomie de l'œil, spécialement la rétine et l'examen d'exploration de cette dernière, pour décrire la rétinopathie diabétique, ses symptômes et leur classification, évolution et traitement de la maladie ainsi que la présentation des différents types de cliché utilisé dans le diagnostic.

Nous avons vu que l'aide apportée au diagnostic de la rétinopathie diabétique peut se diviser en trois principales branches : l'amélioration des images, le dépistage et le suivi de la maladie. Alors, nous proposons dans le prochain chapitre des processus et outils des traitements d'images rétiniennes dans le but de nous aider au dépistage de la rétinopathie diabétique.



## Introduction

L'objectif de l'analyse d'image est de chercher à extraire les informations contenues dans divers objets dans l'image, et pour extraire des informations qualitatives, il faut passer par les étapes du traitement d'image et faire appel aux outils de la morphologie mathématique qui permettent de déterminer des paramètres caractéristiques de l'image en précisant ici l'image rétinienne, car une image rétinienne est très riche en informations qui peuvent nous aider à dépister les maladies qui affectent l'œil et les classifiés grâce à l'aide à la décision.

Dans ce chapitre nous introduisons des notions des bases et les principes du processus du traitement d'image appliqués dans ce travail, avec la définition des différents des opérateurs de la morphologie mathématique utilisés. Puis nous présentons les différentes techniques de détection des pathologies rétinienne.

### II.1) Acquisition d'images rétinienne

De nos jours, les appareils d'acquisition d'image rétinienne connus sous le nom de rétinographes (voir figure II.1) utilisés dans les examens médicaux de la rétine, sont capables de prendre une photographie instantanée de la zone de la rétine, dans un œil humain sans aucun balayage intrusif ou dangereux



**Figure II.1** : exemple d'appareil d'acquisition d'image rétinienne (rétinographe)

De même, des lecteurs de rétine sont de plus en plus disponibles, et permettent d'obtenir des images de très grande qualité. Ils capturent l'image d'une rétine en éclairant le fond d'œil à l'aide d'un faisceau lumineux. Ce faisceau est de très faible intensité pour ne pas gêner l'utilisateur ; et en plus il est sans danger. Un système de caméra très précis vient ensuite récupérer l'image de la rétine [19].



## II.2) Analyse d'image

L'objectif de l'analyse d'image est de chercher à extraire les informations contenues dans divers objets de la scène afin de développer une représentation symbolique puis sémantique de l'information contenue à l'état brut dans une représentation numérique à 2 ou 3 dimensions en vue de reconnaissance et d'interprétation.

Les deux processus fondamentaux dans l'analyse d'image est la segmentation des images et le prétraitement [20].

### II.2.1) Prétraitements

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation. Le rôle du prétraitement dans sa définition la plus générale est de remédier aux dégradations ayant affecté l'image et/ou de rendre cette image mieux adaptée à une application particulière.

### II.2.2) Segmentation

La segmentation est l'opération qui consiste à subdiviser une scène réelle en ses parties constituantes ou objets. Appliquer à l'image, l'opération de segmentation revient à découper le plan  $(x, y)$  en régions significatives et l'interprétation de ces régions en termes d'entités ayant une signification sémantique précise [20].

La segmentation d'une image binaire a la même finalité que le seuillage; d'ailleurs, certains auteurs classent le seuillage parmi les méthodes de segmentation[21] :

La segmentation s'applique suivant trois méthodes:

- segmentation par détection de contour,
- segmentation par extraction des régions,
- Segmentation coopératives (mixte),

## II.3) Aide à la décision

Vu la grande complexité des problèmes de décision, un individu ou un groupe d'individus fait le plus souvent recours à une aide extérieure afin de prendre une décision. Cette aide est dirigée par des analystes spécialistes du domaine ou experts : les "hommes d'études". Ces

derniers prennent en charge l'aide à la décision en donnant des conseils sur la formulation du problème et les démarches à suivre pour aboutir à une décision finale.

La démarche que nous suivons dans la réalisation de notre travail a pour objet de fournir au décideur des conseils et des recommandations. Elle ne cherche pas à donner une décision optimale du fait des conflits et des transformations qui interviennent pendant le déroulement de la procédure de décision. Mais elle fournit plutôt une décision appropriée résultant d'une action de compromis. De plus, elle permet d'impliquer le décideur dans la phase de la construction du modèle afin qu'il puisse y intégrer ses préférences. et cette démarche ne considère pas le décideur comme rationnel[22].

Dans notre cas le décideur ou l'expert est l'ophtalmologue en peut le conseiller de mieux capturer l'image rétinienne pour objectif de réduire les effets des bruits et pour nous aidons à traiter facilement l'image rétinienne.

#### **II.4) Interprétation**

Cette étape vise à déterminer d'autres primitives de haut niveau des objets à partir de celles données dans les étapes précédentes. Son objectif est de déterminer l'identité des objets perçus, leurs positions dans l'image ou par rapport au capteur et éventuellement d'autres informations nécessaires pour une application précise[20].

#### **II.5) Traitement d'images rétinienne**

Le traitement d'images est essentiellement utilisé pour avoir une meilleure qualité et visibilité des portions sur l'image rétinienne et permettre ainsi de lever les indécisions. Il est indispensable de nos jours pour les spécialistes, d'utiliser l'ordinateur pour établir un meilleur diagnostic.

Le traitement d'images rétinienne peut être utilisé pour :

- Améliorer la qualité de l'image rétinienne et réduire les bruits dus à l'acquisition.
- Mesurer les paramètres d'intérêt clinique (surface, volume, densité, etc.).
- Proposer une interprétation (RDF « Reconnaissance De Forme », calcul de dose, etc.).

Mais auparavant l'image doit être passée par plusieurs phases qui appartiennent au processus de traitement d'images rétinienne en utilisant des opérateurs morphologiques[13].



## II.6) Prétraitement

L'étape de prétraitement contient plusieurs opérateurs en citant les plus importants.

### II.6.1) Conversion d'espacecouleur

Dans le traitement d'images numériques, les images sont des images indexées ou RVB (Rouge, Vert, Bleu). Une image RVB est un  $M \times N \times 3$  matrice de pixels de couleur, où chaque pixel de couleur est un triple correspondant aux composantes rouge, verte et bleue de l'image RVB à l'emplacement spécifique.

Il existe d'autres espaces de couleurs ou des modèles dans des applications, il s'agit notamment de NTSC (luminance (Y), hue (I), saturation (Q) colour model) ou (luminance (Y), la teinte (I), la saturation (Q) modèle de couleur), HIS (luminance (H), hue (I), saturation (S)) colour model) ou (luminance (H), la teinte (I), la saturation (S)), YCbCr (luminance (Y), hue (I), saturation (Q)) colour model) ou (luminance (Y), la teinte (I), la saturation (Q)) modèle de couleur), HSV (hue (H), saturation (S), Value (V)) colour model) ou (teinte (H), la saturation (S), Valeur (V)) modèle de couleur), CMY (cyan (C), Magenta (M), Yellow (Y) colour model) ou (cyan (C), Magenta (M), jaune (Y) modèle de couleur) et CMYK (cyan (C), Magenta (M), Yellow (Y), black (K)) ou (cyan (C), Magenta (M), jaune (Y), noir (K)) modèle de couleur. À traitement d'images laboîte à outils en fournit des fonctions de conversion de RVB à tous les espaces de couleurs énumérées qui sont situés précédemment [23].

### II.6.2) Le filtrage

Le filtrage est une opération fondamentale en traitement d'image, il permet la perception de certains détails, de réduire le bruit, d'éliminer les défauts du capteur.

Il existe deux types de filtrage : Un filtre linéaire et non linéaire. On dit que Le filtre est linéaire, si la nouvelle valeur du pixel de l'image résultante est une combinaison linéaire des valeurs des pixels situés dans une fenêtre de l'image initiale.

soit  $A[i,j]$  = une image numérique et  $B[i,j]$  l'image filtrée, tel que [23]:

$$B[i,j] = A[i,j] * H(m,n) = \sum_{m,n} H[m,n]. A[i-m,j-n] \dots \text{II.1}$$

H: appelé noyau ou masque de convolution de taille  $M \times N$ .



### II.6.2.1) Filtre moyenne

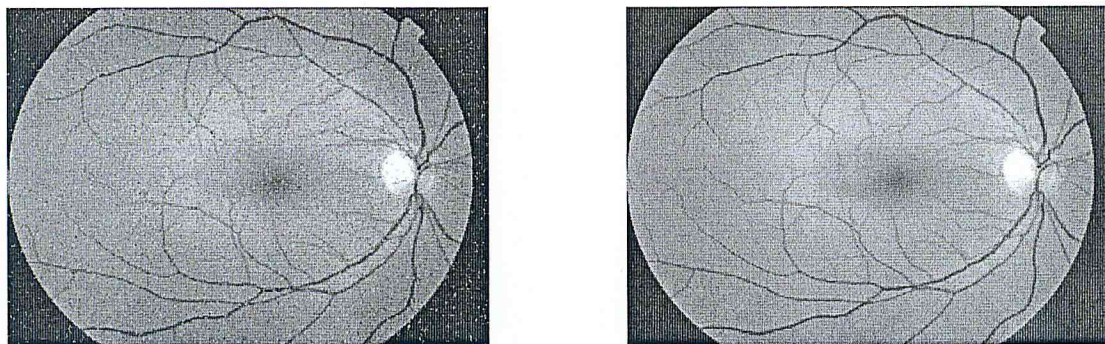
C'est un cas particulier de filtre de convolution « passe-bas », qui remplace chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels adjacents et du pixel central. Ce filtrage est efficace pour gommer les valeurs aberrantes [24].

### II.6.2.2) Filtrage médian

Le filtre médian est un filtre non linéaire, ce qui peut réduire les distorsions impulsives dans l'image et sans trop de distorsions sur les bords d'une telle image.

Il s'agit d'une méthode efficace que de supprimer le bruit isolé sans flouter les bords tranchants.

L'opération de filtrage médian remplace un pixel par la médiane de tous les pixels dans le voisinage de la petite fenêtre coulissante. Il donne de meilleurs résultats que la moyenne du voisinage, dans le cas où le bruit est de nature impulsive (Figure II.3) [23].



**Figure II.2:** l'image d'origine avant **Figure II.3:** l'image après filtrage médian de filtrage Médian

### II.6.3) Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme est une conclusion de la fonction de répartition cumulative pour une fonction de densité donnée de probabilité. Modélisation de l'histogramme est généralement effectuée par l'utilisation des fonctions continues de processus plutôt que de fonctions de processus discrets.

Supposons pour une image donnée les niveaux d'intensité sont des quantités continues et est normalisées par rapport à l'intervalle  $[0, 1]$ . Selon Gonzalez et Woods [25], transformation peut

être effectuée sur la fonction de densité de probabilité de l'intensité, l'image d'entrée de niveaux  $P_r(r)$  est d'obtenir  $S$  comme montré ci-dessous

$$S = T(r) = \int P_r(\omega) d\omega \dots\dots \text{II.2}$$

où  $\omega$  est la variable muette d'intégration.

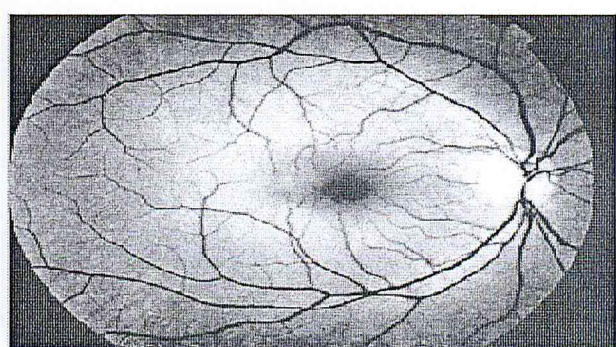
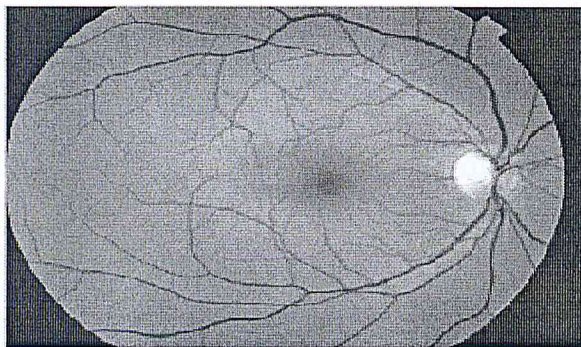
Après la transformation, l'image aura une gamme dynamique accrue, haute le contraste et la fonction de densité de probabilité de la sortie sera uniforme, ce qui peut être considérée comme une fonction de répartition cumulative (CDF).

$$P_s(s) = 1 \text{ for } 0 \leq s \leq 1, \text{ else zero } \dots\dots \text{II.3}$$

Dans les images numériques, les niveaux d'intensité sont de nature discrète, de sorte que le procédé ci-dessus est souvent désigné comme méthode d'égalisation d'histogramme, si l'image de sortie histogramme n'est pas uniforme en raison de la nature discrète des variables. Pour des données de la valeur, les sommes et les méthodes de dérivation ci-dessus deviennent

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=1}^k P_r(r_j) = \sum_{j=1}^k \frac{n_j}{n} \dots\dots \text{II.4}$$

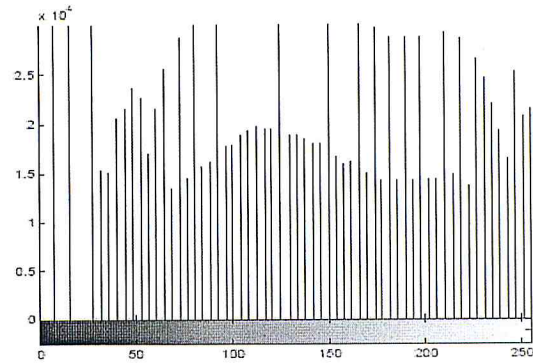
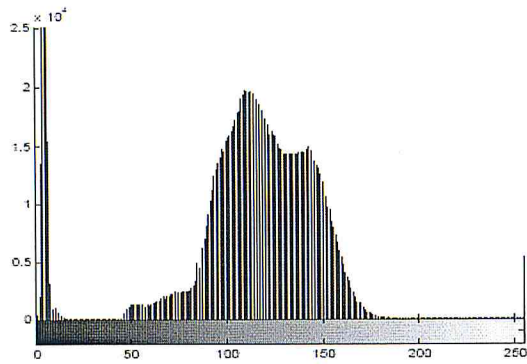
Pour  $1, 2, \dots, L$ , où  $k$  est la valeur d'intensité à la rupture, l'image (transformée)  $r_k$  correspond à la valeur dans l'image d'entrée. Exemple de ceci est, comme indiqué ci-dessous [23] (figure II.5 et figure II.7) :



**Figure II.4:** l'image originale  
égalisation

**Figure II.5:** Image après Histogramme

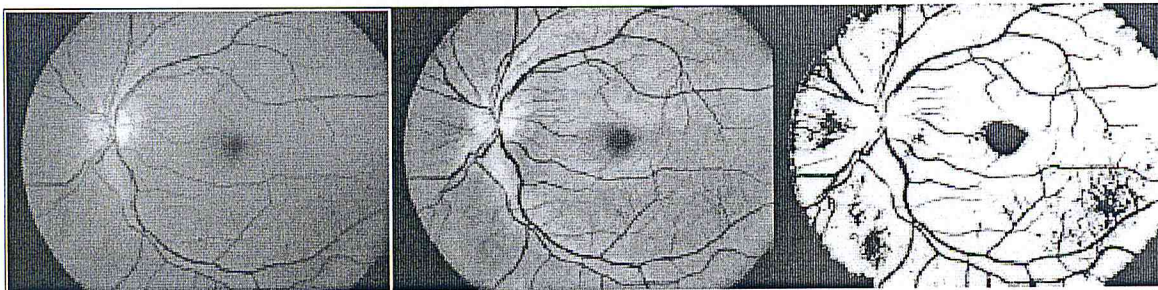




**Figure II.6 :** Histogramme de l'Originale Image      **Figure II.7:** Histogramme de l'image après Histogramme égalisation

#### II.6.4) Seuillage

Le "seuillage simple "consiste à mettre à zéros tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur, et à la valeur maximale les pixels ayant une valeur supérieure le résultat obtenu est une image binaire.



**Figure II.8:** Le seuillage sur l'image en niveau de gris amélioré

(a) : Canal vert de l'image (b) : Image amélioré par l'égalisation adaptatif (c) : Seuillage de l'image amélioré

On remarque (figure II.8) que Le seuillage permet de mettre en évidence les lésions dans l'image. Toute fois la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter[18].

#### II.6.5) Les opérateurs morphologiques

Opérations morphologiques jouent un rôle clé dans le traitement de l'image numérique avec spéciale application dans le domaine de la vision artificielle et la détection automatique d'objets. Opérations morphologiques est composé desopérateurs morphologiques



élémentaires et composé.

### II.6.5.1) Les opérateurs morphologiques élémentaires

#### a. L'érosion morphologique

L'érosion morphologique d'un objet  $X$  par l'élément structurant  $B$  est définie par le principe de dualité :

$$\varepsilon_B(X) = \overline{\delta_B(X^c)} \dots \dots \dots \text{II.5}$$

L'opération de l'érosion d'un ensemble  $X$  par un élément structurant  $B$ , est l'ensemble des points  $x$  de  $R^2$  tels que  $B$  soit entièrement inclus dans  $X$  lorsque  $x$  est centré en  $x$  [26]

$$X \ominus B_x = \{x \in \mathcal{R}^2, B_x \subset X\} \dots \dots \dots \text{II.6}$$

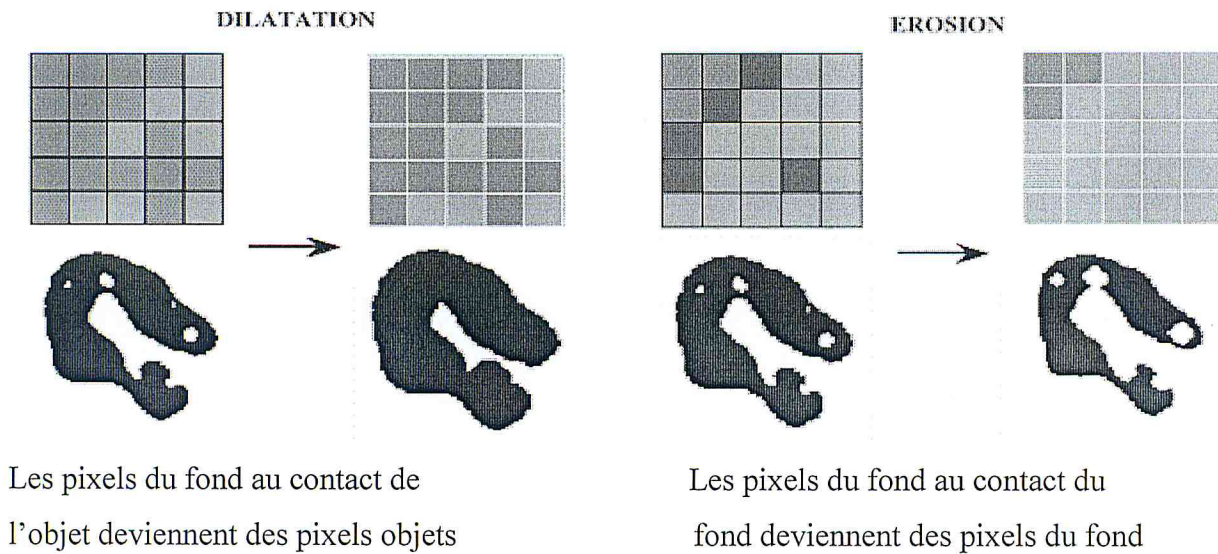
#### b. La dilatation morphologique

L'opération de dilatation notée  $\delta B(X)$ , est en fait l'opération dual de l'érosion. On obtient le dilaté d'un ensemble  $X$  par un élément structurant  $B$  en prenant la totalité de la surface recouverte lorsque l'origine de  $B$  occupe successivement toutes les positions  $x \in X$  [27].

$$X \subset \delta_B(X)$$

$$X^c \oplus B = (X \ominus B)^c \text{ et } X^c \ominus B = (X \oplus B)^c \dots \dots \dots \text{II.7}$$

Un exemple d'application d'une opération dilatation et d'érosion est montré dans cette figure :



**Dilatation niveau de gris : Erosion niveau de gris :**

Propagation du maximum local Propagation du minimum local

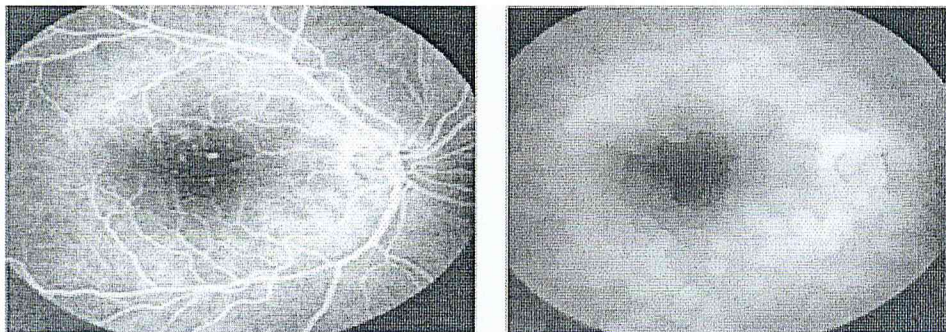
**Figure II.9:** L'application des opérations de dilatation et d'érosion

**II.6.5.2) Les opérateurs morphologiques composés**

**a. Le supremum d'ouverture**

Le supremum d'ouverture est l'union de toutes les ouvertures dans toutes les directions du plan, en utilisant un élément structurant linéaire. Cette opération permet d'extraire tous les segments linéaires et longs car elle trie les objets selon leurs longueurs et non pas par leur cercles inscrits [6].

Un exemple d'application d'une opération d'ouverture est montré à (la figure II.10)



(a) : Image initiale (b) : Ouverture (élimination des objets clairs)

**Figure II. 10:** Application de l'ouverture sur une image de NG.

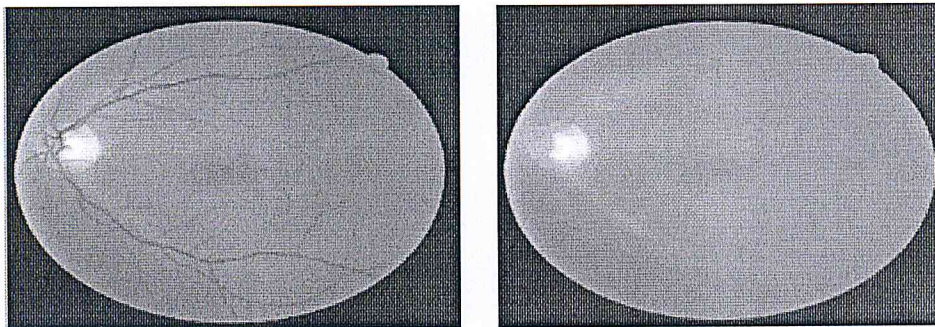


**b. La fermeture morphologique**

En inversant l'ordre des opérations utilisées pour définir l'ouverture, nous obtenons une nouvelle opération appelée fermeture.

$$\phi_B(X) = X \cdot B = \varepsilon_{\bar{B}}(\delta_B(X)) = (X \oplus \bar{B}) \ominus \dots\dots II.8$$

La fermeture morphologique permet de remplir les trous dans l'image, elle peut relier deux particules connexes pour n'en faire qu'une. Un exemple d'application est montré figure II.11[25]



(a) : Image initiale en NG (b) : Fermeture (élimination des objet sombre)

**Figure II.11:** Application de la fermeture sur une image en NG

**c. La transformation chapeau haut de forme**

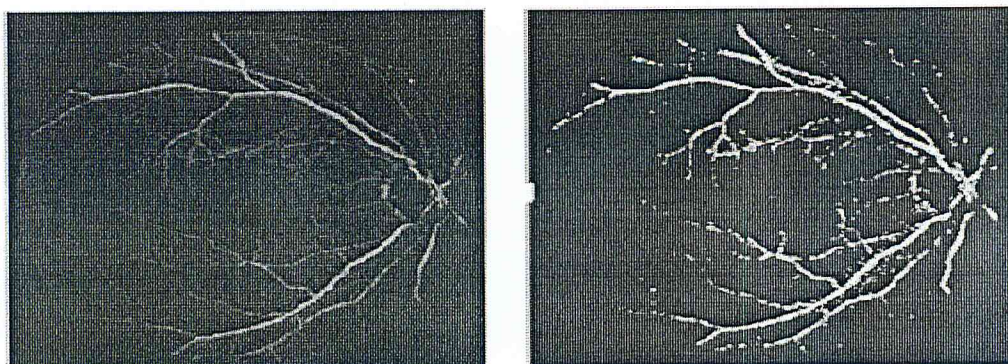
Les chapeaux hauts de forme sont utilisés pour localiser des structures dans l'image qui sont plus petites que l'élément structurant. Ils sont en général appliqués seulement aux images à niveaux de gris. Donc, il permet d'extraire tous les détails d'une image qui ont enlevé par le filtrage (ouverture ou fermeture). la transformation chapeau de forme peut se diviser en "Chapeau haut de forme blanc": permet de détecter ce que l'ouverture à fait disparaître. il est calculé par la différence entre l'image et son ouverture.

$$TH_B^+(f) = f - \gamma_B(f) \dots\dots II.9$$

"Chapeau haut de forme noir ": permet d'extraire les vallées ou les structures sombres de l'image. Il est calculé par la différence entre la fermeture et l'image [18]

$$TH_B^-(f) = \phi_B(f) - f \dots\dots II.10$$





(a) Top hat noir

(b) Image binaire

**Figure II.12:** L'application de top hat noir pour l'extraction de réseau vasculaire.

#### d. La reconstruction géodésique

L'idée de reconstruction géodésique a fait son apparition en morphologie mathématique en 1976 avec J.C. Klein [28]. L'opération consiste à reconstituer les composantes connexes d'un ensemble A lorsque leur intersection avec les composantes connexes d'un second ensemble B est non vide. L'ensemble de référence B est généralement appelé marqueur et l'ensemble A masque géodésique.

La notion de reconstruction est un outil fondamental de la morphologie mathématique et a donné naissance à des transformations évoluées telles que les méthodes de bouchage de trous, les algorithmes de détection des particules touchant le bord d'un champ, la notion d'érodé ultime et les algorithmes de séparation de particules qui en découlent.

Un exemple de la reconstruction morphologique est montré dans la (Figure II.13).



(a) (b) (c)

(a) : Le masque géodésique

(b) : Le marqueur

(c) : Image reconstruite

**Figure II.13:** La reconstruction morphologique.

## II.7) Segmentation

La segmentation d'image est une opération de partitionnement de l'image permettant de générer une description de celle-ci en termes de zones d'intérêts (régions).

Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (intensité, texture,...).

L'objet majeur de toute méthode de segmentation est l'extraction d'indices visuels dits "attributs" caractérisant les objets d'une image. Ces attributs correspondent à des points d'intérêts ou à des zones de caractéristiques de l'image, n'existe pas une méthode universelle pour segmenter une image, généralement elle peut se faire suivant différentes approches[29].

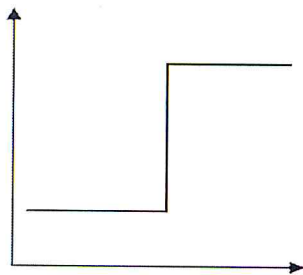
### II.7.1) Approche contours

Cette approche consiste à rechercher des régions en déterminant d'abord les points frontières entre deux zones homogènes de caractéristiques différentes, puis en regroupant les points situés à l'intérieur des contours fermés. Ces points frontières ou points de contours présentent une discontinuité importante de luminance par rapport à leurs voisins[30]. Ces discontinuités peuvent être extraites par des filtrages soit de type gradient ou de type Laplacien.

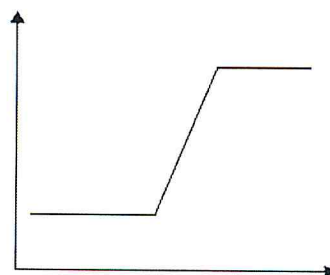
Niveau de gris

Niveau de gris

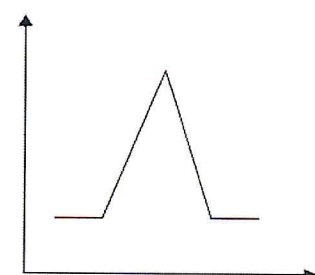
Niveau de gris



a) Variation sous forme de marche



b) variation sous forme de rampe



c) variation sous forme de toit

**Figure II.14:** Variétés des formes d'un contour



## II.7.2) Segmentation par croissance régions

Les algorithmes de croissance de régions reposent sur des principes de fonctionnement identiques:

-Définition d'un prédicat  $PRED(R_c, P_c)$  pour mesurer le degré de similarité du pixel examiné  $P_c$  avec la région en cours de formation  $R_c$  ( $R_c$  : région courante,  $P_c$ : pixel courant)

-Initialisation de la région et de son modèle par un ensemble de pixels, noté  $G$  et appelé noyau ou région-noyau ou germe.

-Croissance de la région en respectant la connexité des pixels avec la région en examinant la possibilité d'appartenance à la région en cours de formation.

- Le processus s'arrête selon deux conditions[31] :

1-Si toutes les régions ont été formées est-il n'existe plus de pixel candidat, ou de régions noyau.

2-Si le prédicat n'est plus vérifié pour tous les pixels voisins à la région en cours de formation.

## II.8) Techniques de détection des pathologies rétinienne

Dans cette section du chapitre, nous présentons les différents travaux récents reportés dans la littérature pour la détection des lésions sombres (micro-anévrismes et hémorragies) et les lésions claires (exsudats) liées à la rétinopathie diabétique.

### II.8.1) Détection des lésions Sombres

#### II.8.1.1) Les propriétés des microanévrismes dans des images rétinienne

Les microanévrismes apparaissent comme des petites régions isolées, circulaires et de couleur rouge. Comme tous les éléments sanguins, ils apparaissent avec le meilleur contraste dans le canal vert de l'image.



La détection de microanévrismes qu'elle soit faite de manière manuelle ou automatique, est une tâche extrêmement difficile. Les microanévrismes sont tellement petits et peu contrastés qu'ils sont extrêmement difficiles à distinguer des petits éléments dus au bruit ou d'origine inconnue. Les spécialistes ne sont pas toujours d'accord dans certains cas s'il s'agit d'un microanévrisme ou pas.

Le deuxième problème et les différences entre les images par rapport au contraste, au bruit et au contenu de la couleur. L'œil humain se rend compte de ces différences et adapte sa sensibilité et sa spécificité ; si par exemple, une image est corrompue par du bruit qui produit beaucoup d'éléments ressemblants à des microanévrismes. L'humain adapte automatiquement ses critères de décision. Pour un algorithme, cela est une tâche très difficile, parce qu'elle incorpore une évaluation de la qualité d'image et un changement de paramètres en fonction de la qualité [13].

### II.8.1.2) Les propriétés des hémorragies dans des images rétiniennes

Les hémorragies sont des accumulations de sang dans la rétine provenant d'une rupture vasculaire. Selon leur origine, elles prennent des aspects variés [32].

- *Les hémorragies ponctiformes* : sont superficielles, de petite taille, de forme circulaire et aux bords nets. Dans des images couleurs, elles ressemblent souvent aux microanévrismes tout en étant un peu plus grandes, alors qu'en angiographie, il est facile de distinguer ces deux lésions. Les hémorragies ponctiformes apparaissent surtout dans les stades initiaux de la Rétinopathie Diabétique, mais elles ne sont pas aussi spécifiques à cette maladie que les microanévrismes.

- *Les hémorragies en flammèches* : sont situées dans la couche des fibres optiques ; elles sont de forme allongée et elles causent souvent des faux positifs dans la détection automatique de vaisseaux. Comme les hémorragies ponctiformes, elles apparaissent dans les stades initiaux de la Rétinopathie Diabétique, mais leur valeur diagnostique est inférieure à celle de microanévrismes.

- *Les hémorragies en taches* : sont dues à une occultation capillaire dans une couche profonde. Elles témoignent alors d'une ischémie rétinienne ; leur nombre est directement lié au risque de l'apparition des microanévrismes. Elles apparaissent comme des taches rouges aux bords irréguliers pas toujours très nets et de taille variée [11].

Le problème dans la détection d'hémorragie est le manque d'information : la taille et la forme sont très variées, le contraste peut être faible ou fort, la couleur – bien que rouge – varie d'une image à l'autre.

### II.8.1.3) Travaux existant

Les micro-anévrismes et les hémorragies sont les lésions rouges ou sombres. Les microanévrismes apparaissent dans les stades très précoces de rétinopathie diabétique, alors que les hémorragies apparaissent au stade de la rétinopathie diabétique proliférante. La détection de ces deux lésions sombres est très importante, elles sont considérées comme des indicateurs de la progression de la maladie.

Les premières méthodes de détection des lésions sombres ont été publiées par **Baudoin et al**, ils ont détecté les microanévrismes dans les images angiographiques par l'application de la transformation chapeau haut de forme en utilisant un élément structurant linéaire à différentes orientations.

Ensuite une opération de seuillage est effectuée sous l'image du chapeau haut de forme. Les petits microanévrismes de forme ronde ont été distingués. Cependant cette méthode était très sensible elle a donné beaucoup de faux positifs.

**Walter et al** ont proposé un prétraitement qui consiste en un filtrage pour diminuer le bruit et augmenter le contraste. Les régions candidates ont été trouvées par l'utilisation des techniques de seuillage et des filtres morphologiques. Cette méthode n'est pas prometteuse mais elle reste le premier travail qui porte sur la détection des micro-anévrismes dans les images couleur.

**Hipwell et al** ont proposé une méthode pour la détection des microanévrismes. Les images ont été initialement traitées par une correction de la teinte de l'image, suivie d'une élimination du réseau vasculaire par la transformation chapeau haut de forme. Les régions candidates ont été trouvées par l'application des filtres adaptés, (convolution avec des gaussiennes bidimensionnelles de tailles différents, suivie par un seuillage). finalement une classification pixelaire a été effectuée. Le système produit une sensibilité de 81%, avec 93% de spécificité. Toutefois, cette approche n'a pas pu détecter tous les micros anévrismes en donnant peu de faux positifs.



**Niemeijer et al.** ont proposés une méthode hybride pour la détection des micro-anévrismes et les hémorragies. Une combinaison de la méthode de chapeau haut de forme et un système de classification basé sur les pixels a été proposé pour trouver les régions candidates. La séparation entre les vrais pixels contenant les lésions a été effectuée par l'utilisation par le classifieur de k-plus proche voisin.

**Sinthanayothin et al.** ont utilisé la technique de croissance de région suivie d'un seuillage adaptatif pour détecter les régions sombres. Le réseau de neurone a été ensuite utilisé. Pour 30 images (dont 14 contiennent des HEs et des ME), un taux de sensibilité et spécificité de 77,5% et 88,7% a été obtenu respectivement.

**Istvan Lazar et al** ont proposé une approche basée sur deux caractéristiques des micro-anévrismes : diamètre et circularité ; ils ont proposé une méthode pour construire une carte marquée à partir de laquelle les micro-anévrismes peuvent être extraites par une simple opération de seuillage.

**Bob Zhang et al**, ont présenté une approche basée sur sparse Représentation classifieur (SRC). tout d'abord, les micro-anévrismes ont été localisé par le filtrage de corrélation gaussienne multi-échelle ; ensuite les candidats ont été classé en micro-anévrismes ou non anévrismes par le SRC.

**AkaraSopharak et al** ont proposé d'utiliser un ensemble d'opérateurs morphologiques ajustés de façon optimale pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenus une sensibilité, spécificité et précision de 81.61, 99.99%, 99.98% respectivement.

Dans un autre travail de **akarasopharak et al**, ont utilisé les opérateurs morphologique et un classifieurbaysien pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenus une sensibilité, spécificité et précision de 85.68,99.99%, 99.98% respectivement.

**Dupas et al** ont utilisé le chapeau haut de forme et un classifieur de k-plus proche voisin pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenus une sensibilité et spécificité de 83.9, 72,7%, respectivement.

**Bae et al.**, ont proposé une méthode hybride de détection de l'hémorragie. Les régions candidates ont été extraites à l'aide d'un modèle de forme circulaire adapté avec une à corrélation normalisée (NCC : normalized cross correlation (NCC).) ; Ensuite, les



hémorragies ont été détectées par une segmentation par croissance de région par l'utilisation d'un seuil local et régional. La méthode a atteint une sensibilité de 85%.

**Saiprasad et al**, ont proposé une méthode pour détecter les exsudats, micro-anévrismes et les hémorragies par l'utilisation de différentes opérations morphologiques appliquées de manière appropriée, ils ont obtenus une sensibilité de 95,1% et une spécificité de 90,5% dans la détection ME et des HES.

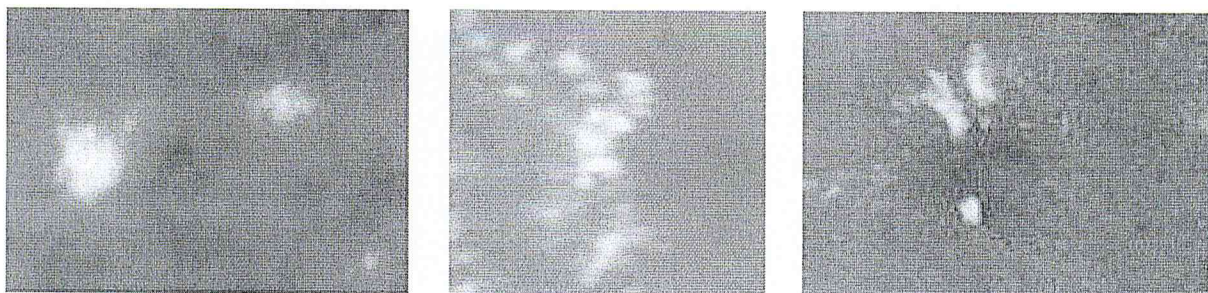
**Yuji Hatanaka et al** ont utilisé un système CAD (computer assisted diagnosis) pour détecter les hémorragies. Ils ont obtenu une sensibilité moyenne de 85%, une limitation de cette méthode, c'est que l'absence d'une technique de normaliser images rétiniennes et l'élimination des faux positifs.

**María García et al** ont utilisé le classifieur perceptron multicouche (MLP) pour détecter les lésions sombres. 50 images ont été utilisées pour l'apprentissage et 50 pour le test. Ils ont obtenus une sensibilité moyenne de 86,1% et une valeur prédictive de 71,4% [33]

## II.8.2) Détection des lésions lumineuses

### II.8.2.1) Les propriétés des exsudats dans des images rétiniennes

Les exsudats correspondent à des éléments clairs dans des images rétiniennes. Ils sont bien contrastés par rapport au fond, la couleur est jaunâtre. Leur taille et leur forme peuvent varier considérablement, les bords sont nets et irréguliers (figure II.15).



**Figure II.15** : Des exsudats dans des images couleur de la rétine

Le problème qui se pose lors de leur détection est surtout un manque d'information sur leur taille et leur forme. La couleur et la luminosité élevée seules ne permettent pas la détection des exsudats, car il existe d'autres éléments dans les images rétiniennes étant

caractérisés par un fort contraste et par une couleur et une luminosité comparable à celle des exsudats, notamment les régions fortement éclairées et entourées par des vaisseaux[13].

### II.8.2.2) Parcours bibliographique

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de détection de l'exsudat, ont de très bonnes idées pour faire la mise en œuvre de notre application. Les méthodes suivantes que nous avons étudiées sont la ligne directrice pour notre application de détection de l'exsudat

**Akarasopharak et al** ont présenté une approche basée sur l'utilisation des algorithmes de traitement d'images telles que le filtrage et l'augmentation de contraste. La séparation des pixels exsudatifs par rapport aux autres est basée seulement sur leur intensité. Les auteurs utilisent également les opérateurs de la morphologie mathématique pour une analyse locale des petites variations de pixels. Ils ont obtenu une sensibilité de 80% et une spécificité de 99.5%.

Dans un autre travail de **Akarasopharak et al**, ils ont présenté une approche basée sur l'utilisation des classificateurs naïve bayésien et le support vecteur machine pour la détection des exsudats. Ils ont obtenu une sensibilité, spécificité, précision de 92.28%, 98,52%, 98.41% respectivement.

**Kekre et al**, ont développé une méthode basée sur la morphologie mathématique et une approche hybride. L'algorithme se compose de trois étapes : prétraitement, regroupement et post traitement. Dans la phase de prétraitement l'image a été redimensionnée, ensuite une dilatation morphologique a été effectuée. Dans la deuxième phase les techniques de Linde-Buzo-Gray et k-means ont été appliquées pour détecter les exsudats.

Dans la dernière phase, les pixels indésirables ont été enlevés pour obtenir les exsudats.

**Sanchez et al** ont introduit un algorithme basé sur des modèles mixtes et seuil dynamique afin de séparer les exsudats de fond. Une technique de post-traitement, basée sur la détection du contour, est appliquée pour distinguer les exsudats durs des nodules cotonneux. La méthode a été évaluée sur 80 images rétiniennes. L'algorithme a obtenu une sensibilité de 90,2% et une valeur prédictive de 96,8%. Le problème de cette méthode est qu'elle est adaptée pour les images avec une grande quantité d'exsudats.

**Nidhal et al**, ont développé un algorithme basé sur l'utilisation des canaux de couleur et certaines caractéristiques de l'image afin de distinguer les exsudats par rapport au fond de l'image.

**Ege et al** ont utilisé un classificateur bayésien pour classer les exsudats et les nodules



cotonneux. Ce classificateur atteint une précision de 62% pour les exsudats et 52% pour les taches cotonneux.

Un classificateur discriminant la distance minimale a été utilisé par **Wang et al.** pour classer chaque pixel dans les lésions lumineuses (exsudats durs, des taches cotonneux) ou non. Pour une évaluation basée sur l'image, cette approche a obtenu 100 % de sensibilité et 70 % de spécificité.

**Gardner et al.** ont divisé les images rétiniennes en sous-images de taille 20 x 20 pixels. Par la suite, ils ont appliqué un réseau de neurones avec 400 entrées. Cette méthode détecte les exsudats durs et des hémorragies. La sensibilité de la technique de détection des exsudats durs était de 93,1 %.

Les réseaux de neurones ont été utilisés par **Hunter et al.** pour classer les lésions lumineuses. Dans cette méthode, l'image rétinienne a été divisée en 16 x 16 sous-images et onze entrées ont été appliquées pour former le réseau de neurones. Le réseau de neurones était destiné à discriminer les exsudats, il atteint 91% des performances basée sur les lésions.

Un algorithme de croissance de régions récursif a été utilisé pour la détection des exsudats. Une sensibilité de 88,5 % et une spécificité de 99,7% ont été obtenues.

**Osareh et al** ont utilisé le Fuzzy C -Means (FCM) et le réseau de neurones multicouche avec dix entrées a été utilisé pour classer les exsudats de non -exsudats. Cette méthode atteint une sensibilité de 92 % et une spécificité de 82%.

**Zhang et al** ont présenté une approche en trois étapes pour détecter des lésions lumineuses et de les classer en exsudats et nodules cotonneux. En premier lieu, l'augmentation du contraste local a été appliquée sous forme d'une étape de pré-traitement . Un Fuzzy C -Means a été appliqué dans une classification hiérarchique et le SVM a été utilisé pour classer les lésions lumineuses de non- lésions. Une sensibilité et une spécificité de 97 % et 96% respectivement ont été obtenus.

L'algorithme proposé par **Li et al.** divise l'image rétinienne en 64 sous-images et la détection des exsudats a été réalisée dans chaque sous-image en utilisant une segmentation par croissance de région et un algorithme de détection du contour. La sensibilité et la spécificité de détection des exsudats ont été respectivement de 100 % et 71%.

**Sanchez et al** ont utilisé une information contextuelle pour la détection des exsudats. Ils ont obtenu une sensibilité de 91 % et spécificité de 70 %.

**Hussain et al** ont développé une approche basée sur l'utilisation d'un seuillage adaptatif et une classification pour détecter les exsudats. L'algorithme qui a été proposé consiste à une étape de décomposition de l'image en sous-image par l'utilisation de la technique de



segmentation par région, ensuite, une détection du contour par gradient morphologique.

Finalement une classification a été effectuée pour séparer les exsudats par rapport au non – exsudats. Une sensibilité de 93.1% a été obtenue par l'algorithme.

**Kavitha et al** ont utilisé une méthode basée sur le seuillage d'histogramme couleur pour identifier les exsudats et les nodules cotonneux. La sensibilité, la spécificité et la précision obtenue par cette approche ont été 89,78 %, 99,12 % et 99,07 %, respectivement. Cependant, cette méthode a donné une fausse détection en raison de similitude entre certains pixels exsudatifs et ceux du disque optique et du bord des vaisseaux sanguins.

Le tableau 1 résume les principales caractéristiques de quelques méthodes proposées dans la littérature pour la détection des exsudats [33].

Technique	sensibilité	Spécificité	Nombre d'image	Methodes utilisées
Sopharak et al	80%	99.5%	60	La morphologie mathématique
Yun et al	80%	99.5%	124	La morphologie mathématique et le réseau de neurone
Welfer et al	70.5%	98.8%	89	Les opérateurs morphologiques
García et al	88%	84%	117	Réseau de neurone et classification SVM
Fleming et al	95%	86.6%	13,219	Morphologie mathématique et décomposition multi-échelle
Dupas et al	92.8%		30	Classification par pixel

**Tableau II.1 :** Méthode de détection des exsudats [33].

## Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les principes du processus d'acquisition, de traitement et l'analyse d'image ainsi que le principe d'aide à la décision qui contribue à travers les conseils et recommandations à prendre la décision appropriée.

La deuxième section de ce chapitre a été consacrée à la définition des différentes étapes et techniques de traitement d'image rétinienne (le prétraitement et la segmentation) et les opérateurs morphologiques mathématiques utilisés. Ainsi qu'une présentation des différentes techniques de détection des pathologies rétiniennes qui existe dans la littérature (Les lésions sombres et lumineuses).

Ces opérateurs et techniques nous serviront dans le prochain chapitre pour la détection des lésions rétinienne liées à la rétinopathie diabétique et les classifiées.

*CHAPITRE III:  
DETECTION DES  
LESIONS RETINIENNES*



## Introduction

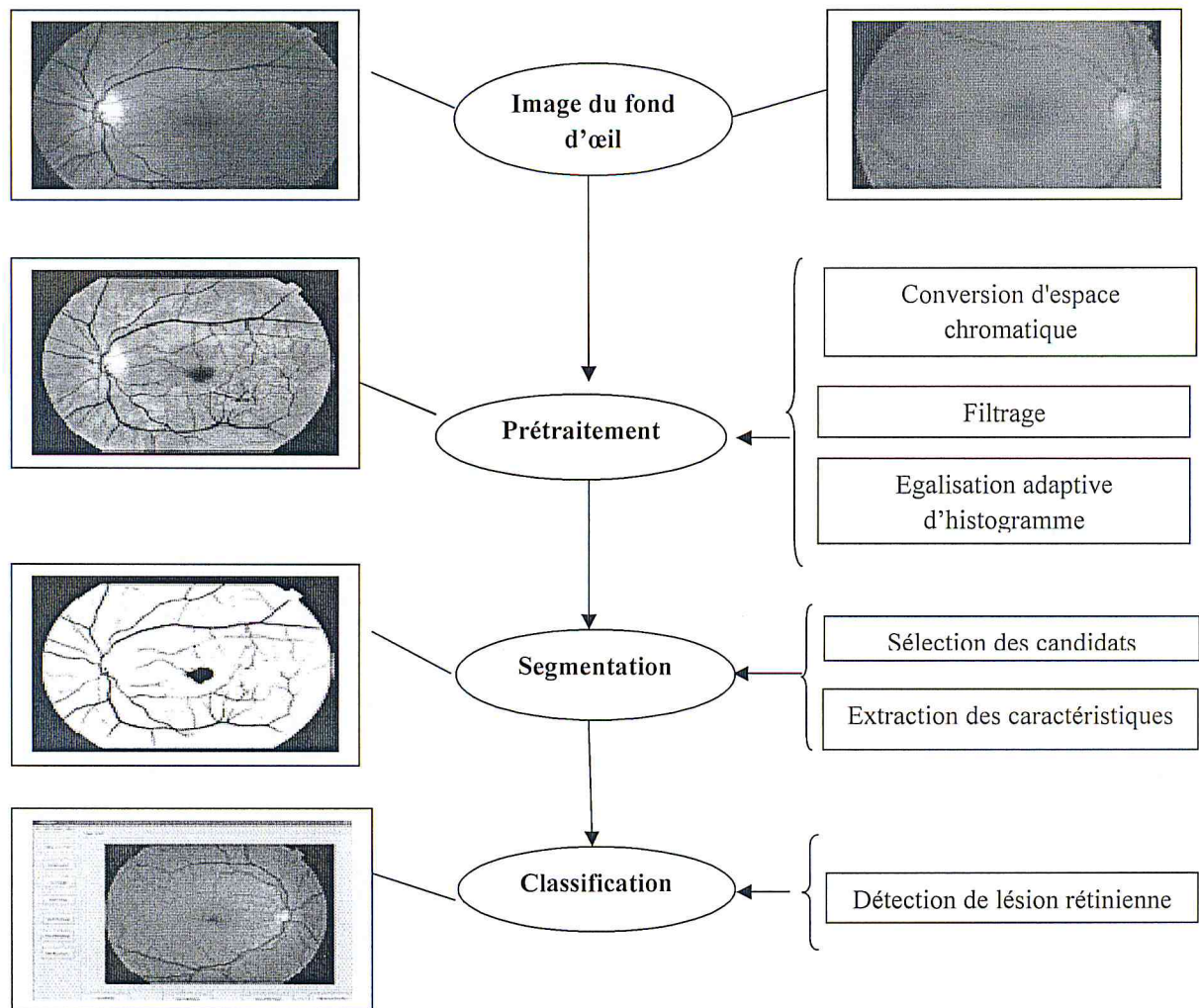
La détection des pathologies dans les images numériques de la rétine offre une approche prometteuse dans les applications cliniques. La sévérité et les différents stades de la maladie sont déterminés en fonction du type, de la quantité et de la localisation des lésions dans la rétine. Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur la détection des pathologies liées à la rétinopathie diabétique. Ces dernières sont considérées comme l'une des causes les plus courantes de cécité. Une détection précoce et un traitement rapide permet de prévenir la perte de vision et de cécité chez les patients atteints du diabète. En effet ; L'extraction des pathologies rétiniennes est une partie essentielle des outils diagnostiques utilisés afin de dépister ou de suivre l'évolution de la RD.

Ce chapitre est divisé en deux parties. Dans la première partie du chapitre nous présentons des méthodes de détection des structures rétiniennes telle que le réseau vasculaire.

La deuxième partie du chapitre est consacrée à la présentation et l'évaluation des algorithmes que nous proposons pour la détection des lésions lumineuses et sombre liées à la RD, telles que les exsudats et les microanivrismes dans des images couleur de la rétine.

### III) Détection des lésions rétiniennes

Ce diagramme donne une vision générale de notre travail et résume un peu les étapes du processus de la détection des lésions rétiniennes



**Figure III.1:**schéma fonctionnel de diagnostic automatique de rétinopathie diabétique utilisant l'image de fond

### III.1)Détection automatique des exsudats

#### III.1.1)Objectifs

Les exsudats sont des dépôts lipidiques au sein de la rétine. Ils sont issus des anomalies microvasculaires (microanévrismes ou AMIR) : la paroi altérée d'un vaisseau peut laisser diffuser du sérum causant des œdèmes et d'autre substances de plus fort poids moléculaire. Ces substances s'accumulent autour de l'œdème et forme les exsudats.

Les exsudats ne sont pas spécifiques à la Rétinopathie Diabétique, mais leur présence peut témoigner d'une complication très sévère de la Rétinopathie Diabétique : l'œdème maculaire.

L'œdème maculaire est une accumulation de liquide extracellulaire dans la région maculaire, accompagnée par un épaissement de la rétine dans cette région. La dégradation visuelle qui en est la conséquence est irréversible. La détection précoce de l'œdème maculaire dans un stade asymptomatique est indispensable pour le succès de son traitement[12] [14].

L'algorithme qui nous a été utilisé tente de répondre aux trois critères suivants :

1. Adaptation, robustesse par rapport à la variabilité des images entières de couleur, contraste et luminosité.
2. Excellente performance : Taux de sensibilité et précision élevés.
3. Temps de calcul court en raison de simplicité de l'algorithme.

### **III.1.2) Démarche adoptée pour la détection automatique des exsudats**

L'algorithme global est basé sur les canaux de couleurs spécifiques et de la technique standard de traitement d'image dans une nouvelle configuration. L'algorithme est défini par :

- 1) L'amélioration de la qualité de l'image rétinienne et normalisation de fond (l'arrière-plan) .
- 2) L'extraction du disque optique (DO).
- 3) Détection du candidat exsudatives( $I_{cand}$ ).
- 4) L'élimination des faux exsudats (FP).



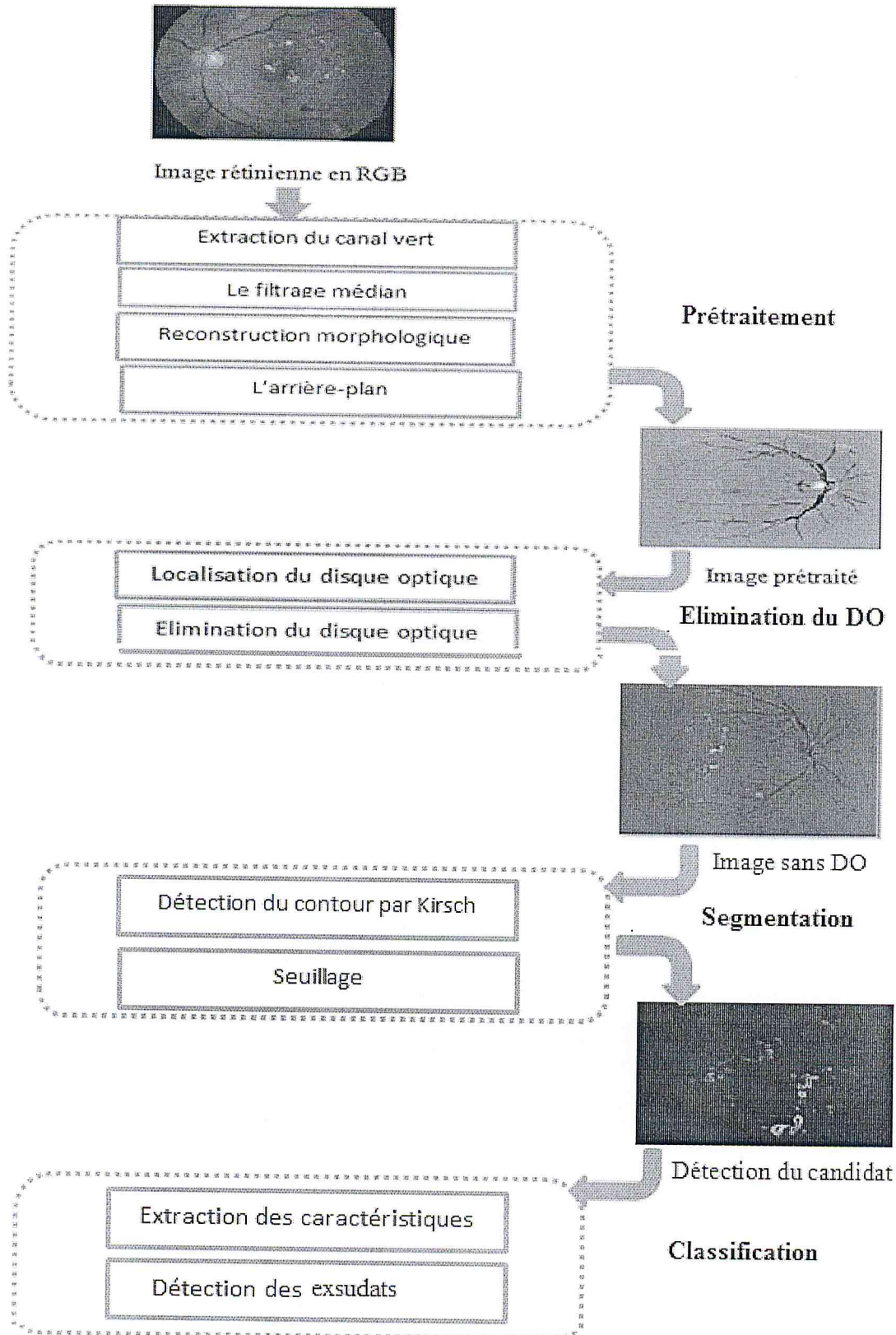


Figure III.2 : Méthodologie adoptée pour la détection des exsudats

### III.1.3) Méthode

#### III.1.3.1) Prétraitement

L'étape de prétraitement des images du fond d'œil consiste à extraire le canal vert ( $I_g$ ) de l'espace de couleur RVB; dans leurs tests ce plan montre la meilleure séparabilité entre les exsudats et les non-exsudats.

Nous commençons l'analyse en estimant le plan avec un grand filtre médian a objectif d'éliminé le bruit, on est choisie le filtre médian pour le filtrage de notre base d'image de la rétine car est le meilleur parmi les autre type de filtrage et donne des bons résultats pour l'amélioration de la qualité de l'image qui peut nos aidé à prendre la bonne décision pour la détection des exsudats et donne des résultats précis.

Cette méthode a été utilisée précédemment (Sanchez et al [34]) et considérables avantages de performance de calcul par rapport aux autres méthodes qui existe déjà.

Et après ça le fond (ou l'arrière-plan) est soustrait de l'image originale afin d'obtenir une version normalisée. Nous améliorer la normalisation avec reconstruction morphologique, ce qui améliore l'enlèvement de la couche de fibres nerveuses et d'autres structures sur les bords du disque optique (DO). C'est parce que la forme du fond estimé est plus adapté à l'image originale.

Une fois que l'arrière-plan de fond est estimé, il est soustrait de l'image originale avec précision signé.

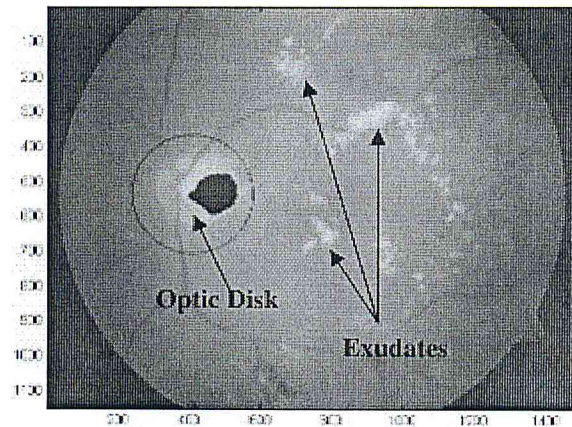
Nous avons utilisé l'emplacement de DO en tant que moyen pour éliminer  $I_{DO}$  de  $I_{cand}$  en masquant une région légèrement plus grand que la moyenne de la taille. La taille de cette région a été estimée de façon conservatrice à 0,125 fois la largeur et la hauteur de la zone de la rétine efficace.

#### III.1.3.2) Localisation du disque optique

- Obtenir 0,5% des intensités des pixels dans le canal vert.
- Placez un rectangle autour de la plus grande région connectée.
- Définir un cercle ayant son centre au point milieu du bord gauche et le rayon de la largeur horizontale, respectivement.



- Augmentation rayon de 50% pour garantir que le disque est limité [35].

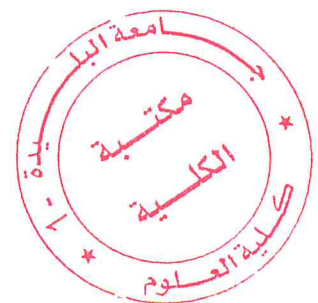


**Figure III.3 :** disque optique et exsudats identifiés sur une image de fond par la couleur jaune.

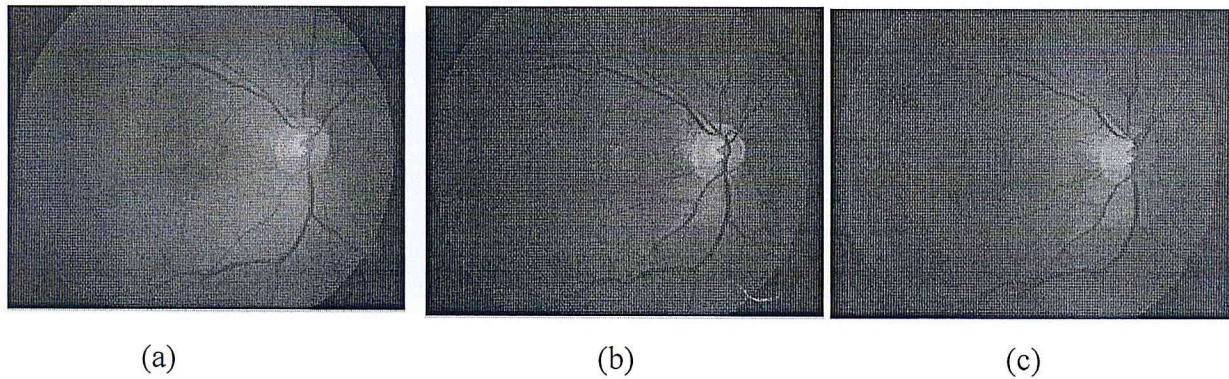
### III.1.3.3) Le principe appliqué de la reconstruction morphologique

Cette technique est un outil fondamental de la morphologie mathématique. Elle consiste à reconstituer les composantes connexes d'un ensemble, selon leur mesure (volume, surface par exemple). Lorsque leur intersection avec les composantes connexes d'un second ensemble B est non vide. L'ensemble de référence B est généralement appelé marqueur et l'ensemble A masque géodésique. Dans notre cas, l'image de la bande L est considérée comme le masque et afin d'obtenir une image marqueur, nous appliquons une dilatation binaire sur l'image filtré ensuite, tous les pixels de cette image sont mis à 0 dans l'image du canal L. Le résultat de la reconstruction par dilatation montre que les pixels inclus dans la zone exsudative ne sont pas reconstruits, alors que les autres régions sont reconstruites.

La figure III.4 montre le résultat final de l'application de la filtre médian et la reconstruction morphologique pour normaliser le fond (l'arrière-plan).







(a) l'image originale, (b) l'image après l'utilisation de filtre médian, (c) l'image après l'utilisation de la reconstruction morphologique

**Figure III.4 :**Normalisation de la rétine avec l'arrière-plan estimé utilisant le filtre médian et la reconstruction morphologique

#### III.1.3.4)Segmentationdes exsudats

Dans notre travaille on est utilisé l'approche de la segmentation par contour exactement la détection de contour par kirsch.

#### III.1.3.5)Détection des candidats exsudatives

Les auteurs font valoir que les bords d'exsudats sont plus nets que les autres lésions lumineuses .Par conséquent, La détection de l'exsudat est effectuée en attribuant une note pour chaque candidat de l'exsudat. Les candidats d'exsudat sont sélectionnés par l'exécution d'une 8-voisin analyse de composants associés sur  $I_{cand}$ . Nous avons mis en place pour affecter ce résultat, la méthode de Kirsch [36].Ce procédé cherche à profiter des valeurs supérieures de bords interne et externe d'exsudats par rapport aux structures non-exsudat.

Opérations de reconstruction et de soustraction morphologiques sont utilisées pour maintenir les bords uniquement dans les zones correspondant aux candidats de  $I_{TH-DO}$ .La probabilité d'être un exsudat est estimé à une lésion par base de la lésion. L'image binaire  $I_{th-DO}$  est regroupée avec l'analyse en composantes connexes, et pour chaque blob identifié l'intensité moyenne est calculée pour la zone correspondante de l'image de bord. Plus la valeur est élevée, plus la probabilité d'être un exsudat. Les seuils utilisés pour évaluer le résultat final sont  $TH_{fin} \in \{0: 0,05: 1\}$ .

En raison des caractéristiques de l'image normalisée, nous pouvons sélectionner tous les candidats de l'exsudat  $I_{cand}$  avec un seuil  $TH_{cand}$ . Dans notre cas, en choisissant empiriquement une valeur légèrement supérieure à 0 afin d'accueillir de petites erreurs d'estimation de fondfigureIII.5(f) montre un exemple des candidats sélectionnés. Notez que même si toutes les lésions sont identifiées, il y d'autres candidats de lésions correspondant à des faux positifs tels que les réflexions de la couche de fibres nerveuses et d'autres structures de fond bruyants. En cas de grands exsudats ou de grandes grappes de petits exsudats, figure III.5montre un exemple des sélections des candidats.

**III.1.3.6)Bords de Kirsch (KED)**

Le principe de Kirsch est de détecté les bords externes du candidat de la lésion. Ce détecteur de bord est basé sur le noyau k

$$k = \begin{bmatrix} \frac{5}{15} & -\frac{3}{15} & -\frac{3}{15} \\ \frac{5}{15} & 0 & -\frac{3}{15} \\ \frac{5}{15} & -\frac{3}{15} & -\frac{3}{15} \end{bmatrix} \dots\dots III.11$$

Évaluée à huit directions différentes sur  $I_g$ . La sorties du noyau sont combinées ensemble par la sélection de la valeur maximale trouvée pour chaque de pixel de sortie. Le résultat est stocké dans l'image finale  $I_{kirsch}[15]$ .

Les huit masques du filtre sont convoles avec le canal I de l'image originale dans des directions prédéterminées.

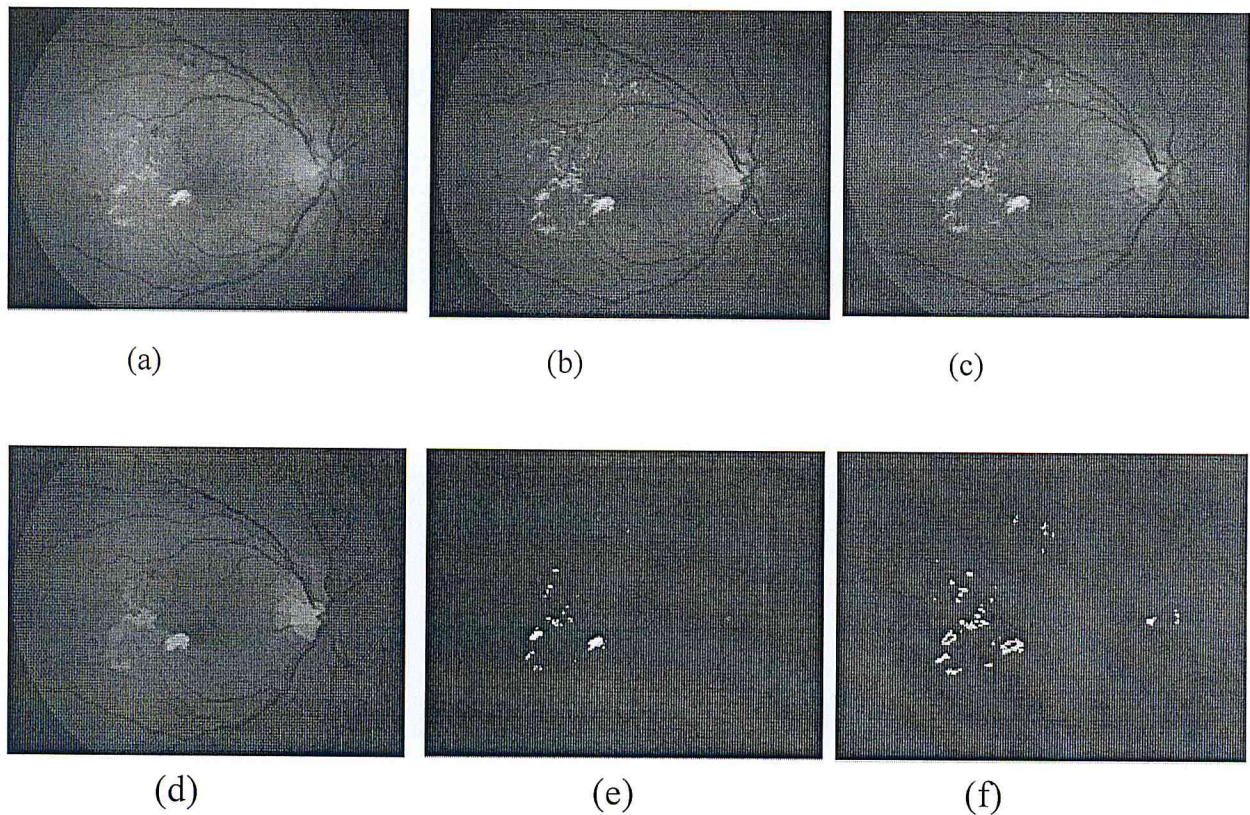
Les huit masques de l'opérateur kirsch sont définis comme suit: [33]

$$G0 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G1 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G2 = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G3 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix}$$

$$G4 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G5 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G6 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix}; G7 = \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; \dots\dots III.12$$

-Les sorties de pointe moyennes de  $I_{kirsch}$  par chaque module de la lésion sont calculées et affectées à la lésion dans sa totalité. Les seuils utilisés pour évaluer le résultat final sont dans le  $TH_{fin} \in \{0 : 0.5 : 30\}$  [15].





**Figure III.5:** (a) Image originale du fond d'œil ; (b) l'image obtenue du canal vert ; (c) l'image après le filtre médian ; (d) l'image obtenue après la reconstruction morphologique ; (e) l'image après soustraction de fond ; (f) Détail de l'image analysé après l'utilisation de Kirsch.

### III.1.3.7) Extraction des caractéristiques

A la fin de l'étape de segmentation un ensemble des candidats sont extrait. Ces régions détectées peuvent correspondre à des exsudats ou non exsudats. Donc il faut utiliser les caractéristiques des régions extraites pour nous aider à classer les candidats en vrais positifs et faux positifs dans l'étape suivante [9]. Et pour ces raisons-là, un certain nombre de fonctionnalités basées sur la couleur et la texture sont extraites en utilisant la Matrice de Co-occurrence au Niveau de gris (MCNG ou GLCM). MCNG est un tableau de la façon dont souvent une combinaison différente de valeurs de luminosité des pixels se produisent dans une paire de pixels dans une image. Chaque élément  $(i, j)$  dans GLCM spécifie le nombre de fois que le pixel a la valeur  $i$  eu lieu horizontalement adjacent à un pixel ayant une valeur  $j$ . La matrice résultante est analysée et sur la base de l'information existante [37] les vecteurs caractéristiques sont formés. Les caractéristiques utilisées sont décrites par la suite :



**-Contraste**

Le contraste indique la concentration des paires de valeurs autour de la diagonale centrale de la MCO. Le degré d'éloignement est mesuré par le carré des différences des valeurs i et j. Ainsi plus les paires de pixels ont des valeurs dissemblables plus le contraste devient important

$$C(k, n) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i-j|^k C_R(i, j)^n \dots\dots\dots\text{III.13}$$

**-Homogénéité**

L'homogénéité indique avec des fortes valeurs l'inverse du contraste. Plus les valeurs de pixels se ressemblent plus forte est l'homogénéité

$$\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i, j) \dots\dots\dots\text{III.14}$$

**L'énergie**

Cette mesure indique le degré d'occupation des MCO. Dans un cas extrême où toutes les paires possibles de valeurs se trouvent sur l'image, l'énergie serait minimale. Aux antipodes, une image ayant une seule paire de valeurs aurait une énergie maximale.

La formule de l'énergie est donné par :

$$E(I) = \frac{1}{N^2} \sum_z I(z)^2 \dots\dots\dots\text{III.15}$$

**Corrélation**

La corrélation est une mesure du taux de convergence des probabilités, se rapprochant ainsi de la diagonale de la MCO.

$$\sum_i \sum_j (i-\mu) * (j-\mu) * \hat{P}(i, j) / \sigma^2 \dots\dots\dots\text{III.16}$$

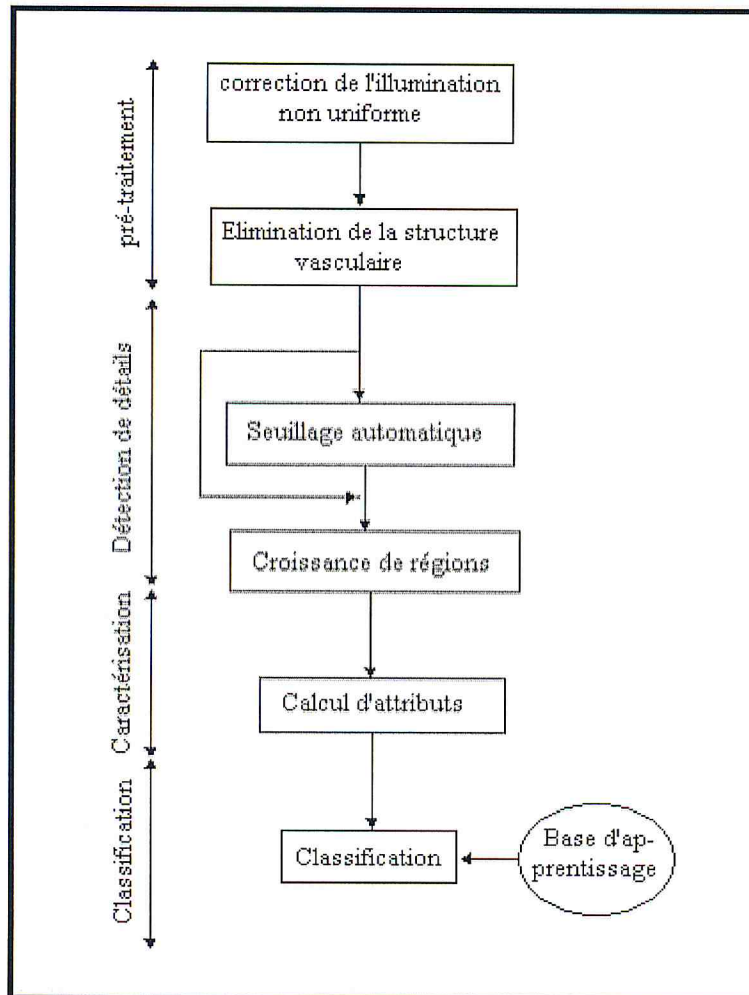
- i et j représentent les valeurs numériques selon les lignes et les colonnes d'une MCO et P(i,j) la fréquence d'occurrence relative de la paire de valeurs i,j

Basé sur la couleur, le vecteur caractéristique est calculé directement à partir de l'espace de couleur RVB et est donné par:  $FV=[FE(R), FE(RG), FE(RB), FE(G), FE(GB), FE(B), FE(BR), FE(BG), FE(BR)]$

(GR), FE(B), FE(BG), FE(BR)] Où FE représente la création d'un GLC Minformatique et l'homogénéité de cette matrice [38].

### III.2) Détection automatique des microanévrismes

La démarche adoptée pour la détection des microanévrismes est résumé dans le schéma suivant :



**Figure III.6:** Différentes étapes de l'algorithme de détection des microanévrismes [9]

#### III.2.1) Objectifs

Les micro-anévrismes sont les premiers signes du stade de la rétinopathie diabétique pré-proliférante. Ils persistent et son nombre continue de progresser, s'ils ne sont pas traités immédiatement. La maladie atteint rapidement le stade de prolifération et des nouveaux vaisseaux (néo-vascularisation) menaçant la vue vont être créés. Par conséquent,

l'identification précoce de cette lésion peut ralentir la progression de la RD. Leur fiabilité de détection est essentielle pour un système de dépistage de la RD.

Leur détection a deux objectifs principaux [6]

- **Le dépistage** : les microanévrismes sont le premier signe de la Rétinopathie Diabétique, leur détection est primordiale pour son dépistage de masse. L'application d'un algorithme automatique de dépistage exige une sensibilité très élevée de l'algorithme. Pour la spécificité, il suffit qu'elle soit suffisamment bonne pour que le dépistage reste discriminant, mais il n'est pas critique que l'algorithme donne quelques faux positifs.

- **Le suivi** : pour suivre l'évolution de la Rétinopathie Diabétique, il est nécessaire de comparer des images prise à des moments différents et d'évaluer de cette manière l'évolution des lésions, notamment celle des microanévrismes : le taux de renouvellement est un indicateur de l'activité de la maladie. Pour pouvoir comparer automatiquement deux images prises lors d'examen successifs, il est nécessaire de détecter les lésions en question de manière fiable. L'exigence par rapport à la sensibilité et la spécificité à une telle méthode est grande [9].

### III.2.2) Méthodologie de la détection des microanévrismes :

L'importance de la détection des microanévrismes a été déjà discutée dans les chapitres précédents. Le premier travail à faire pour détecter ces derniers est la détection des structures rétiniennes (le réseau vasculaire) qui fait un travail essentiel et obligatoire pour détecter les microanévrismes.

### III.2.3) Détection de réseau vasculaire

La détection des structures rétiniennes comme de réseau vasculaire n'est pas un objectif lui-même mais elle sert comme résultat intermédiaire pour la détection des lésions rétiniennes. Pour ces raisons là on doit situer brièvement les étapes de prétraitement et segmentation pour détecter ce dernier.

#### III.2.3.1) Objectifs

La détection du réseau vasculaire nous aide à résoudre d'autres problèmes, dont :

- La détection de microanévrismes : il y a - comme il était expliqué dans le premier



chapitre - des anomalies microvasculaires qui sont très semblables aux microanévrismes. La seule différence est l'endroit où elles se trouvent : elles naissent dans les parois des vaisseaux. Ayant détecté les vaisseaux, on peut alors exclure tous les candidats situés sur un vaisseau et donc diminuer le nombre de fausses détections.

- Le recalage : il y a quatre différents types de recalage : des méthodes basées sur la corrélation, les méthodes basées sur la transformation de Fourier, les méthodes de recalage points à points et les méthodes de relaxation. Pour recaler des images prises à des moments différents ou par des méthodes différentes, seul le recalage points à points paraît applicable, et donc il est nécessaire de trouver des points caractéristiques dans les images. Comme le réseau vasculaire ne change pas beaucoup au cours des maladies, on peut l'utiliser pour le recalage [6].

### III.2.3.2) Prétraitement

Dans cette étape on doit augmenter le contraste et filtrer l'image rétinienne pour préparer cette dernière à l'étape suivante

#### 1. Augmentation du contraste

Afin d'améliorer le contraste de l'image, nous représentons l'image couleur dans l'espace RVB ; et on doit travailler sur le canal vert qui donne le meilleur résultat au niveau du contraste des vaisseaux sanguins, et Pour renforcer le contraste des petits vaisseaux dont leur intensité décroît en largeur, nous faisons appel à une technique de l'égalisation adaptative d'histogramme. Elle a consisté à subdiviser l'image en des régions rectangulaires non-chevauchantes, pour ensuite leur appliquer une égalisation locale d'histogramme [33].

#### 2. Filtrage

Cette étape est divisée en deux parties :

-Application d'un filtre morphologique. La transformation top hat (chapeau haut de forme) associée au supremum d'ouvertures permet de ne garder que les structures rétiniennes dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant choisi.

La formule III.17 est utilisée pour calculer le supremum d'ouverture  $I_s$  de l'image corrigée  $I_c$  avec l'utilisation d'un élément structurant linéaire  $B$

$$I_S = \sup_{i=1,12}(\gamma_{B_i}(I_C)) \dots\dots\dots\text{III.17}$$

Les ouvertures de l'image  $I_C$  se font suivant 12 directions. Le but de cette procédure est de préserver les structures linéaires présentes dans l'image. L'ouverture morphologique élimine les pics de l'image dont la longueur est inférieure à la taille de l'élément structurant et garde les structures linéaires qui peuvent contenir ce dernier ; les structures non linéaires sont éliminées et les vaisseaux sanguins sont préservés.

La transformation chapeau haut de forme, réalisée par la formule III.18, fait apparaître tous les détails, éventuellement des microanévrismes, qui ne peuvent pas contenir un élément structurant d'une certaine taille  $L$  assez importante tout en éliminant l'arbre vasculaire.

$$I_{\text{tophat}} = I_C - I_S \dots\dots\dots\text{III.18}$$

La distinction entre les vaisseaux et les microanévrismes, c'est-à-dire entre des éléments clairs de forme allongée (des crêtes) et des pics, est faite par l'utilisation des éléments structurants linéaires. Une structure fine et linéaire de forme allongée peut contenir un élément structurant linéaire dans une direction, alors que cela n'est pas le cas pour un microanévrisme : il ne peut contenir l'élément structurant linéaire dans aucune direction. Le supremum d'ouvertures avec un élément structurant linéaire efface alors tous les pics (microanévrismes) tout en gardant des structures fines et suffisamment linéaires pour contenir l'élément structurant. Pour que ce filtrage morphologique soit assez discriminant, la taille  $L$  de l'élément structurant utilisé doit être relativement élevée. Nous avons obtenu de bons résultats avec une taille de  $L = 17$  [9].

### 3. Remplissage de trous

-Application du remplissage de trous (holes) qui est définie comme un ensemble de pixels de fond qui ne peuvent pas être atteints par remplissage dans l'arrière-plan à partir du bord de l'image.

Le résultat de la combinaison de filtrage et le remplissage de trous est montré dans la figure III.7



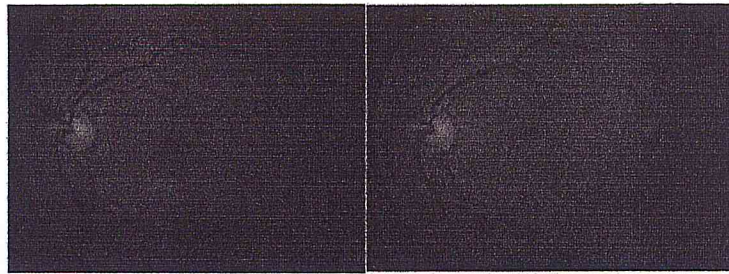


Figure III.7 : résultat de l'application du filtrage et remplissage

### III.2.3.3) Segmentation du réseau vasculaire :

Le technique utilisée pour segmenter le réseau vasculaire est basée sur la méthode de détection du contour par Kirsch qui on est déjà définie leur principe.

Les résultats de la segmentation sont montrés dans la figure suivant :

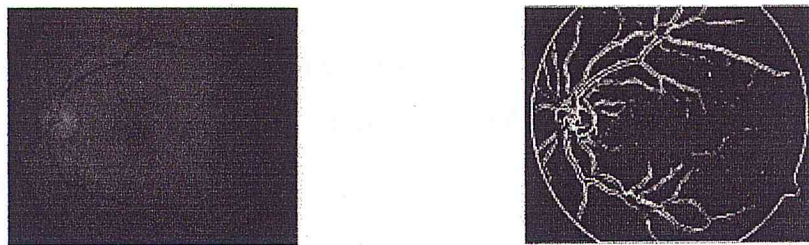


FIGURE III.8 : résultat de la détection de réseau vasculaire

### III.2.4) Prétraitement applique sur les microanivrismes

Cette étape a pour le but de correction de l'illumination non uniforme dans l'image ainsi que l'élimination de certaines structures de la rétine, comme le réseau vasculaire, pour mettre en évidence les microanévrismes.

#### 1- Correction de l'illumination non uniforme

Des opérateurs de correction de l'illumination calculent les différences entre la valeur de gris du pixel donné par rapport à une image qui est une approximation du fond, donc des variations lentes de valeurs de gris. Les méthodes diffèrent par rapport au calcul de l'approximation du fond : on peut, par exemple, calculer la moyenne de l'image en utilisant une grande fenêtre que l'on déplace sur l'image, ou calculer la médiane, réaliser une ouverture ou une fermeture morphologique, ou bien appliquer d'autres filtres qui éliminent tous les détails d'intérêt [9].



Si par exemple tous les microanévrismes dans une image sont trouvés avec un certain seuil, mais que le nombre de faux positifs est extrêmement élevé, le seuillage ne sert à rien : il doit y avoir déjà dans cette étape une distinction entre les candidats susceptibles d'être des microanévrismes et ceux qui ne le sont pas.

### b. Croissance de régions

Dans le but de bien délimiter les régions extraites, une procédure de croissance de régions est réalisée [39] [41]. L'agrégation de pixels pour chaque région se fait autour de son centre de masse par la vérification d'un critère de similarité en utilisant l'image pré-traitée. Le critère de similarité correspond à la minimisation de la variance des régions pour chaque itération (le prédicat). Le candidat est éliminé si sa taille est supérieure à une taille déterminée par le spécialiste et qui correspond au plus grand microanévrisme prévu. La figure III.10 montre le résultat final de l'étape de segmentation



Figure III.10 : Segmentation des microanévrismes

### III.2.6) Caractérisation

L'image segmentée doit être caractérisée pour classifier en vrais positifs et faux positifs. Les caractéristiques utilisées sont décrites par la suite. Dans cette description  $i$  désigne le candidat  $i$ .

- **L'intensité moyenne**

L'intensité moyenne du candidat  $i$  peut être calculée dans l'image originale (formule III.19) ou dans l'image corrigée (formule III.20)

$$m_{\text{cori}} = \frac{\sum_{j \in \delta} i m_{\text{cori}}(j)}{a} \quad \dots\dots\dots \text{III.19}$$

$$m_{\text{corr}} = \frac{\sum_{j \in \delta} i m_{\text{corr}}(j)}{a} \quad \dots\dots\dots \text{III.20}$$

avec  $\delta$ : la surface du candidat

$\delta$ : L'ensemble des pixels du candidat  $C_i$ .

- **La circularité**

La caractéristique de la circularité nous donne une information sur la forme du candidat. Elle est obtenue par l'application de la formule III.21 :

$$\text{circ}(C_i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (d_j - \bar{d})^2}{n}} \quad \dots\dots\dots \text{III.21}$$

avec:  $d_j$  la distance entre le centre du candidat  $C_i$ . et son jème point de contour.

$\bar{d}$  : la moyenne de toutes les distances  $d_j$  .

$n$  : le nombre de pixels qui constituent le contour du candidat  $C_i$ .

- **Le contraste**(Qui déjà définie)

### III.3) Classification des candidats par SVM

La classification est l'étape qui permettant de classifie les candidat ou décider si un candidat correspond à un vrai exsudat VP (vrai positifs) ou à un faux exsudat FP(faux positifs).A tous les candidats, un vecteur de caractéristiques a été assigné dans l'étape précédente : chaque candidat correspond à un point dans l'espace de caractéristiques de N dimensions (avec N le nombre de caractéristiques utilisées). A partir de ces caractéristiques, le candidat est assigné à l'une des deux classes VP ou FP par SVM.



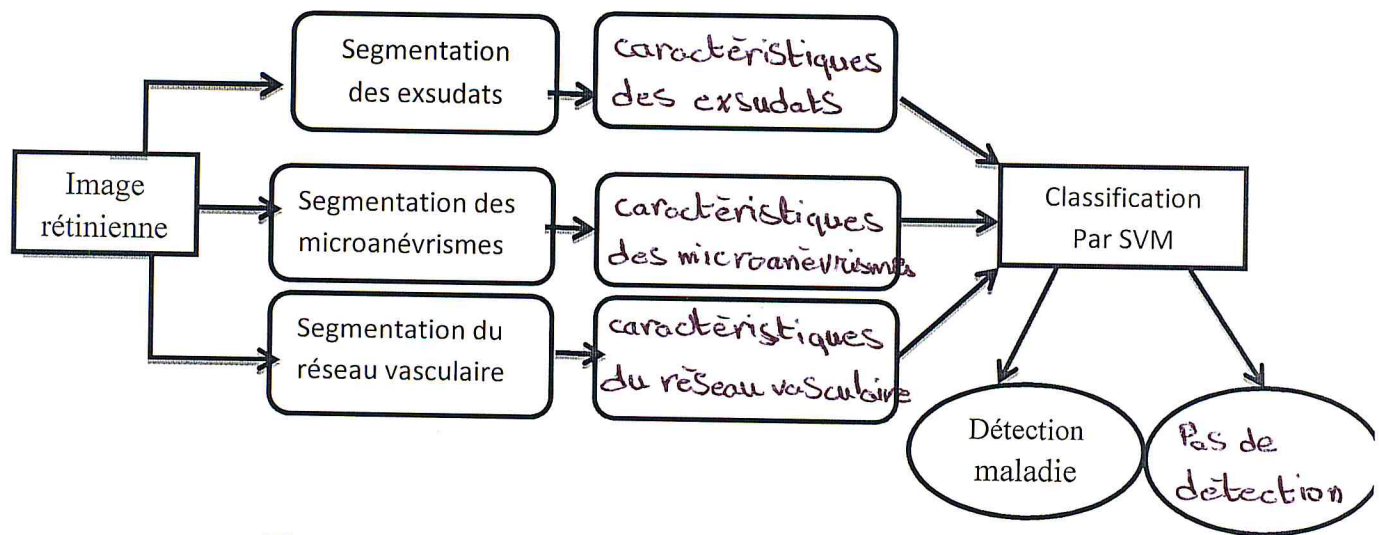


Figure III.11 : schémas générales de la classification

Dans notre application on est utilisé la méthode de classification SVM, Elles ont été appliquées avec succès à un large éventail de motifs de reconnaissance et d'imagerie médicale des problèmes. Et ont montré dans une variété de problèmes de classification une performance qui peut réduire les erreurs de formation et d'essai, en obtenant ainsi une précision de la reconnaissance ultérieure. SVM peuvent être appliqués à données dimensionnelles très élevées sans modifier leur formulation.

Le SVM standard est un classificateur binaire qui a trouvé une large utilisation dans les problèmes de reconnaissance des formes comme l'image et la reconnaissance audio, reconnaissance de l'écriture, de la médecine, de la science, de la finance et ainsi de suite. La machine à vecteurs de support ou cadre de SVM est actuellement la méthode la plus populaire pour l'apprentissage supervisé.

Il ya trois propriétés qui le rendent attrayant SVM:

1. SVM construire une marge séparateur une frontière de décision maximale avec la plus grande distance possible de deux exemples des points. Cela leur permet de généraliser ainsi.
2. SVM créer un plan de séparation linéaire hyper, mais ils ont la capacité d'intégrer les données dans un espace tridimensionnel, utilisant l'astuce de kernel. Souvent, les données qui ne sont pas linéairement séparables dans l'espace d'origine sont facilement séparables dans l'espace de dimension supérieure. Le séparateur linéaire de grande dimension est fait non linéaire dans l'espace d'origine. Cela signifie que l'espace des hypothèses est considérablement élargi par rapport aux méthodes qui utilisent des représentations strictement linéaires.



3. SVM sont un non paramétrique exemple de formation de méthode, ils conservent et potentiellement besoin de les stocker tous [38].

## Conclusion

Un des moyens les plus efficaces pour lutter contre la rétinopathie diabétique est la détection précoce de leurs signes cliniques grâce à l'analyse des images couleur du fond d'œil. Le développement des méthodes de détection des lésions liées à cette maladie était l'un des objectifs principaux de ce travail dont le but est l'aide au diagnostic et le dépistage de la RD.

La détection des microanévrismes ou des exsudats témoignent des anomalies microvasculaires intra réiniennes ou un œdème dans l'œil ce qui est l'un des complications graves de la RD.

Dans les exsudats l'étape de prétraitement consiste à combiné la morphologie mathématique et le filtrage médian, sachant que les images couleur acquises par rétinographe sont souvent faiblement contrastées et bruitées. L'étape suivante consiste à utiliser la méthode de kirsch pour détecter notre candidat qui suivant d'un seuillage.

Et concernant les microanévrismes trois étapes sont effectuées, d'abord un prétraitement est réalisé dans le but de corriger l'illumination non uniforme dans l'image et éliminer le réseau vasculaire ainsi que d'autres structures de la rétine qui ne correspondent pas à des microanévrismes ; la segmentation de l'image est réalisée dans une deuxième étape par l'application d'une procédure de croissance de régions.

Finalement pour valider les candidats détectés par l'algorithme de segmentation, on utilise la méthode de classification supervisée (SVM) pour classer notre candidat et éliminer les fausses lésions.

*CHAPITRE IV :*  
*IMPLEMENTATION EXPER-*  
*IMENTATION ET RESULTATS*

## Introduction

Dans ce chapitre nous allons définir les outils de développement adoptés ainsi que le langage de programmation à utiliser, avec une présentation de notre implémentation logicielle ainsi que les résultats de quelques tests appliqués, dont l'étude a été faite précédemment.

### IV.1 - Environnement de travail

#### IV.1.1 – Matériel

Pour le développement de notre application, nous avons utilisé un microordinateur, menu essentiellement de :

- Intel Core i7 3632QM (2.20GHz)
- 6GB Memory 500GB HDD
- NVIDIA GeForce GT 720M
- 1600 x 900
- Windows 8.1 (64 bits)

#### IV.1.2 – Langage

MATLAB est un langage de haute performance pour l'informatique technique. Il intègre le calcul, la visualisation et la programmation dans un environnement simple d'utilisation où les problèmes et les solutions sont exprimés en mathématique familière notation. Les utilisations typiques incluent ce qui suit:

- mathématiques et calcul
- Création d'algorithmes
- acquisition de données
- Modélisation, simulation et le prototypage
- L'analyse des données, l'exploration et la visualisation
- graphiques scientifiques et techniques
- Le développement d'applications, y compris les interfaces utilisateur graphiques de la construction.

Dans les environnements universitaires, MATLAB est l'outil standard de calcul pour des cours d'initiation et de perfectionnement en mathématiques, en génie et en sciences. Dans l'industrie, MATLAB est l'outil de calcul de choix pour la recherche, le développement et



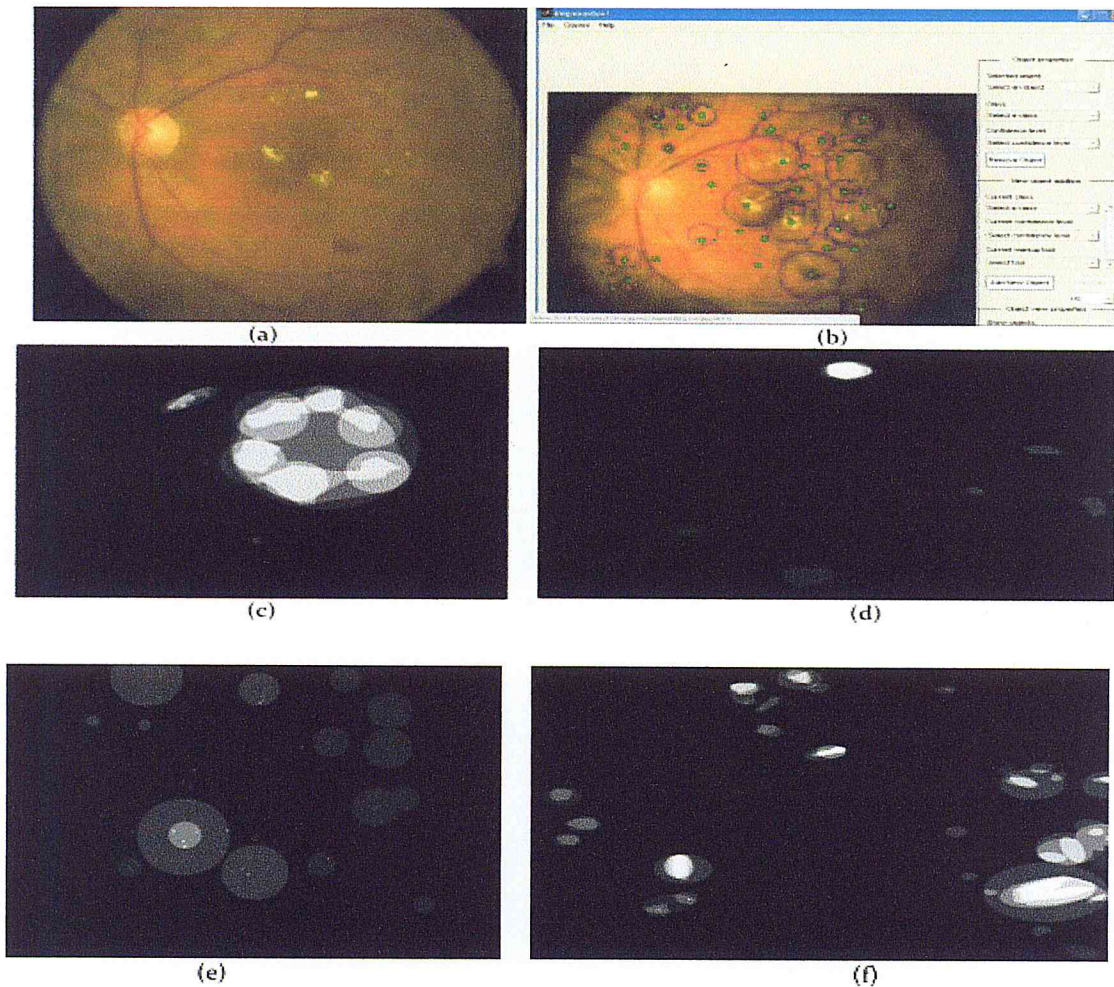
L'analyse MATLAB est complétée par une famille de solutions spécifiques à l'application appelée boîtes à outils. La boîte à outils de traitement d'image est un ensemble de fonctions MATLAB (appelé M-fonctions ou M-Files) qui s'étendent la capacité de l'environnement MATLAB pour la solution d'image numérique des problèmes de traitement. Autres boîtes à outils qui sont parfois utilisées pour compléter la boîte à outils de traitement d'images sont la Signal Processing, réseaux de neurones, Fuzzy Logic, et des lettres à outils. MATLAB et Simulink version Student est un produit qui comprend une version complète de MATLAB, la boîte à outils de traitement d'image, et plusieurs autres boîtes à outils utiles. La version Student peut être achetée à d'importantes réductions dans les librairies universitaires et sur le site Web de The MathWorks [42][43].

## IV.2 - Données utilisé

Les bases d'images sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images rétiniennes, ils aident considérablement les chercheurs d'évaluer et de comparer les méthodes développées, et de tester notre application. Dans cette section, nous présentons les différentes bases de données qui existent.

### Base d'images DIARETDB1

Cette base d'images est composée de 89 images couleur de la rétine dont 84 images contiennent les signes de la rétinopathie diabétique non proliférante et 5 images considérées saines. Les images sont capturées avec un champ de vision de 50 degrés avec une haute résolution. La taille des images est de 1500\*1152 pixels. Dans chaque image, 4 experts ont marqué les zones des micro-anévrismes, hémorragies et exsudats durs et mous. Un exemple d'une image de la base de données avec une segmentation par des ophtalmologues est illustré



**Figure IV.1 :** Exemples d'images de la base de données DIARETDB1

(a) : image couleur de la rétine pathologique ; (b) : segmentation des lésions par un des expert ;(c) : localisation des exsudats durs ; (d) : localisation des exsudats mous ;(e) : localisation des micro-anévrismes ;(f) : localisation des hémorragies.

Nous allons choisir 16 images de cette base pour faire notre test de validation.

## IV.3 – Présentation du logiciel

### IV.3.1 Interface principale



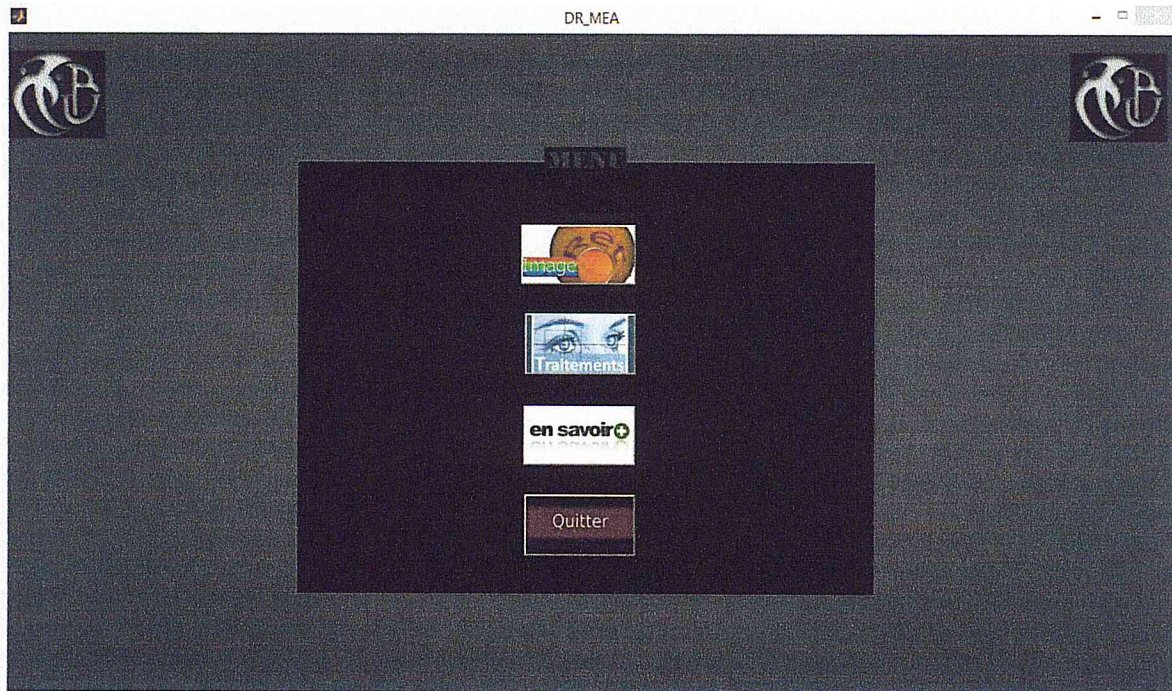



Figure IV.2 : Interface principale DR-MEA

### o Description

Voici l'interface de notre système nommé **DR-MEA** (Détection de Rétinopathie Micro-anévrismes des Exsudats et de l'Arbre Vasculaire) et pour afficher cette fenêtre il suffit d'exécuter le programme **DR-MEA** dans la fenêtre répertoire courant « *Current Directory* ».

L'interface contient un Menu avec 4 boutons, Voir (**Figure IV.2**).

- Le Bouton  : permet à l'utilisateur de visualise toutes les images de la base de test. Voir (Figure IV.3).



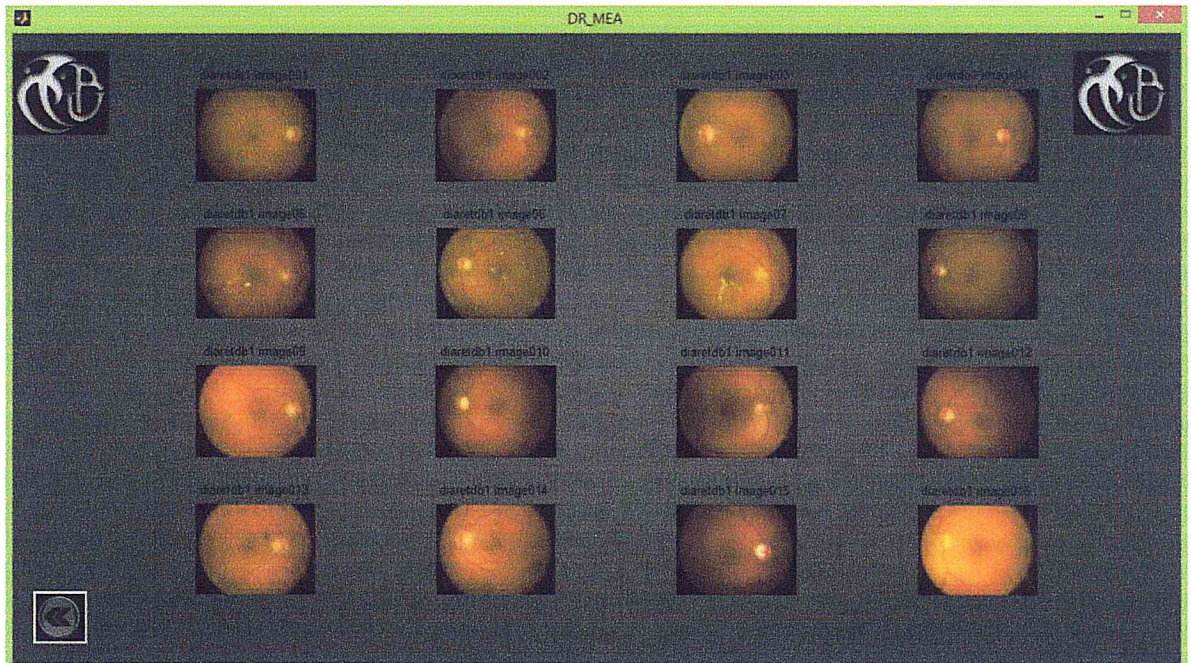






Figure IV.3: Les images de la base de test DR-MEA

- Le Bouton  : c'est le bouton retour qui permet de se rendre à la fenêtre principale.
- Le Bouton  : info sur la maladie.
- Le Bouton  : permet à l'utilisateur de Quitter l'application.
- Le Bouton  : permet à l'utilisateur d'accéder à l'interface prétraitement Voir (Figure IV.4).

### IV.3 .2 Interface prétraitement

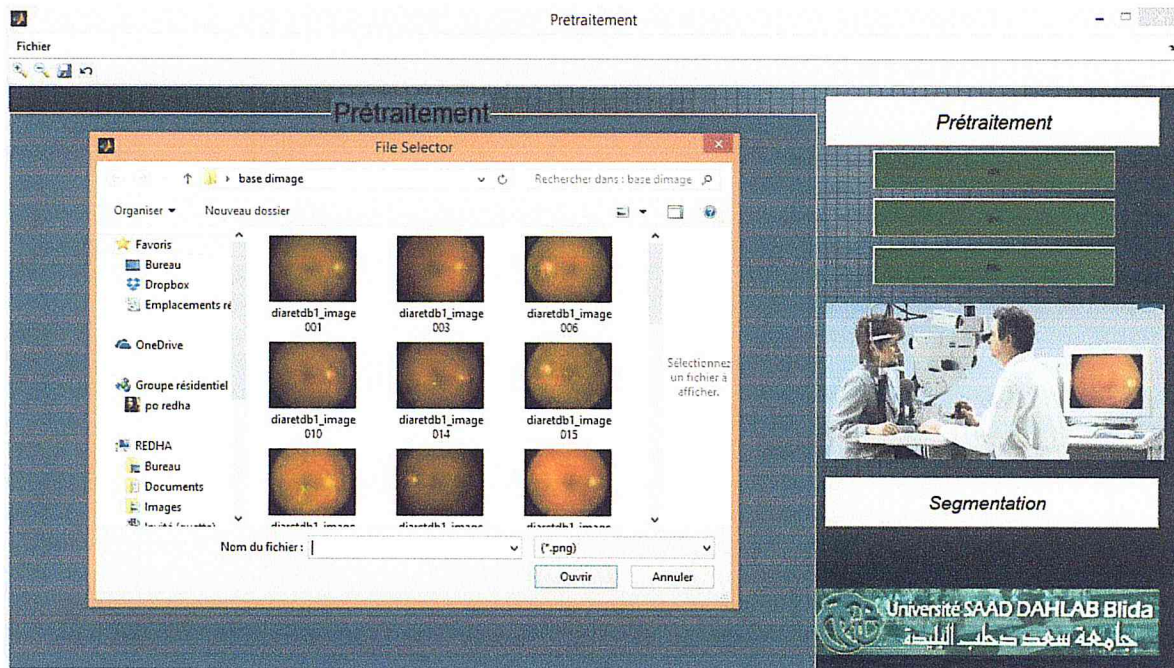


Figure IV.4 : Interface de Prétraitement

### o Description

Voici l'interface de prétraitement qui nous permet d'effectuer des traitements sur les images de la base de test elle contient un bouton de **Prétraitement** permet de choisir une image de la base puis faire un prétraitement ex ou av ou mc (les boutons de prétraitement pour les exsudats, l'arbre vasculaire, les micro-anévrismes).

Ainsi un bouton de **Segmentation** qui permet à l'utilisateur d'accéder à l'interface de segmentation Voir (Figure IV.8).

L'interface contient un menu *Fichier* qui contient à son tour un volet :

- **Ouvrir** pour visualiser une image.
- **Sauvegarder** pour sauvegarder toutes les images dans l'interface.
- **Quitter** pour quitter le système.



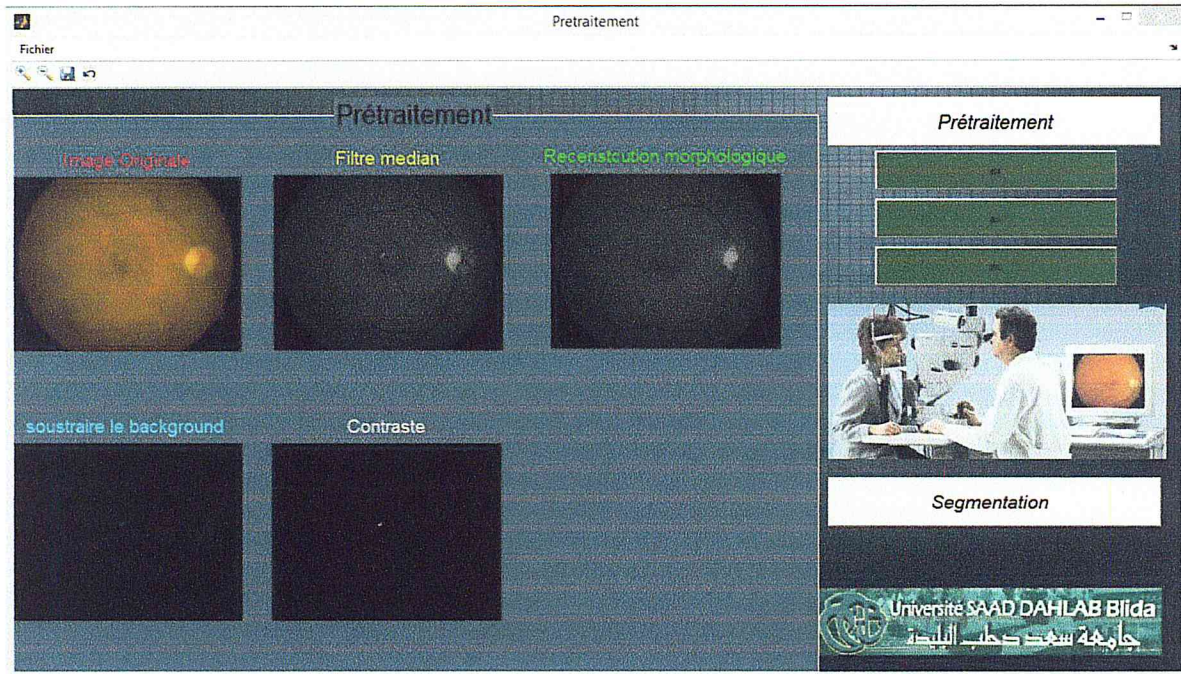


Figure IV.5 : les étapes du prétraitement pour les exsudats

Le bouton **ex** permet de faire les opérations (filtre médian, Reconstruction morphologique, Soustraire le background, Contraste) de prétraitement pour les exsudats qui sont représenté dans l’interface. Voir (Figure IV.5).

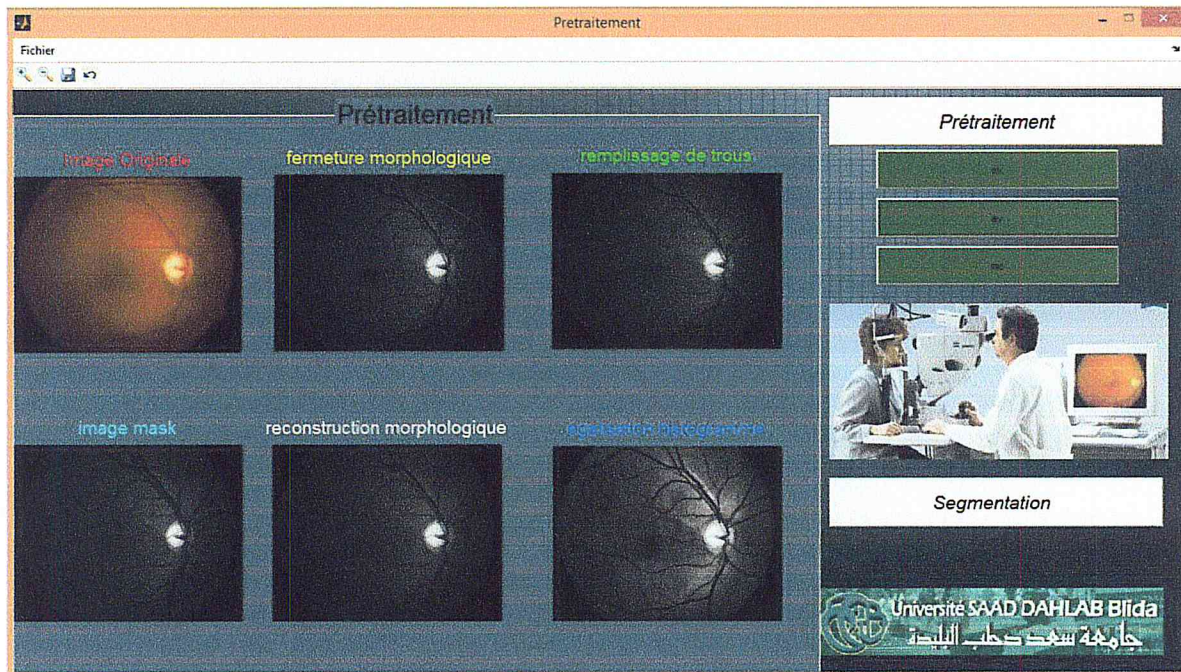


Figure IV.6 : les étapes du prétraitement pour l’arbre vasculaire



Le bouton **av** permet de faire les opérations (fermeture morphologique, Remplissage de trous, image mask, reconstruction morphologique, égalisation d'histogramme) de prétraitement pour l'arbre vasculaire qui sont représenté dans l'interface. Voir (Figure IV.6).

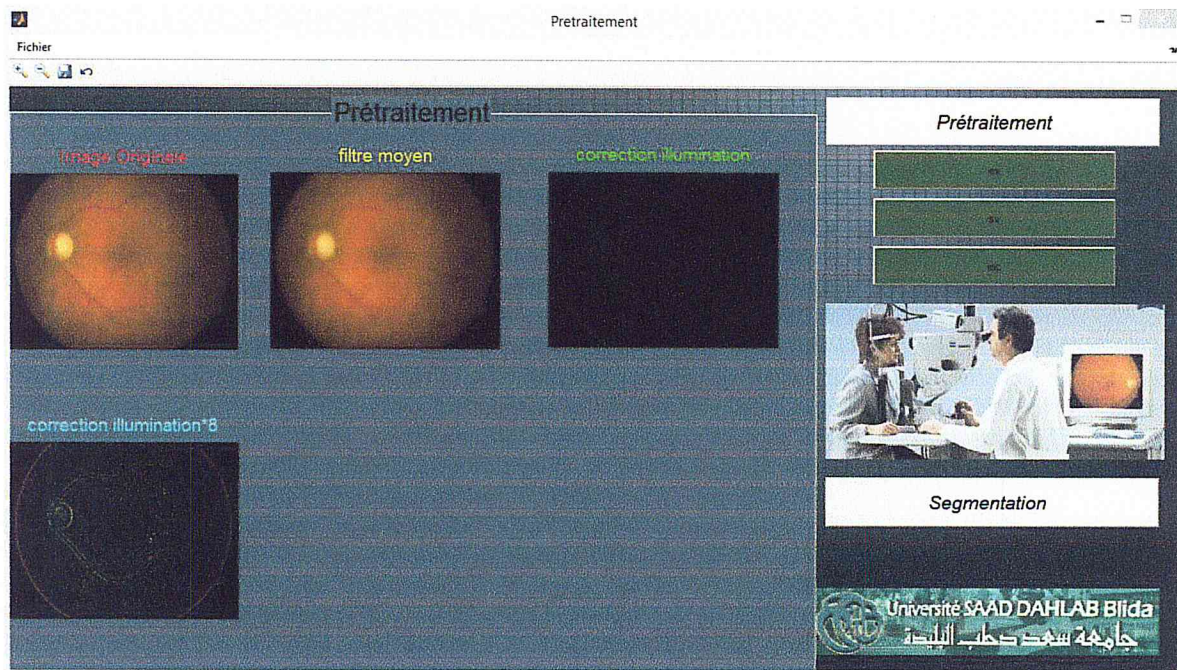


Figure IV.7 : les étapes du prétraitement pour les micro-anévrismes

Le bouton **mc** permet de faire les opérations (filtre moyen, correction illumination, correction illumination\*8) de prétraitement pour les micro-anévrismes qui sont représenté dans l'interface. Voir (Figure IV.7).



### IV.3 .3 Interface segmentation

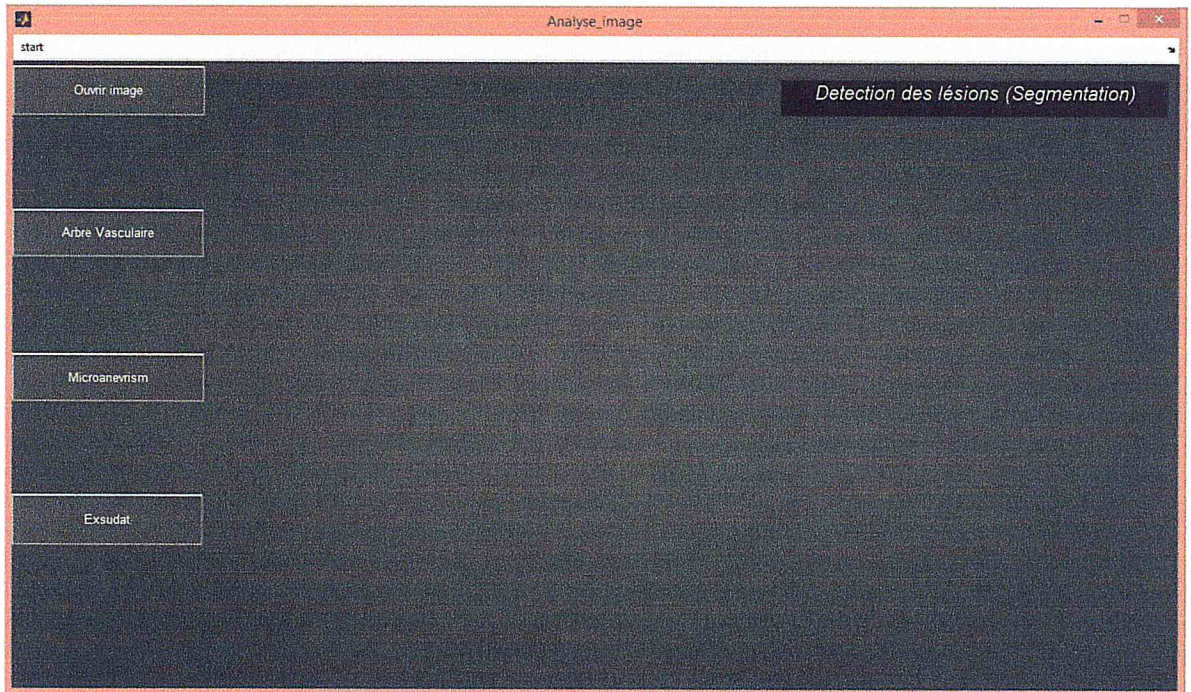


Figure IV.8: Interface de Segmentation (Analyse image)

#### o Description

Voici l'interface de segmentation qui nous permet de détecter les différentes lésions rétinienne, Cette interface a un bouton **Ouvrir image** pour choisir une image de la base test.

Ainsi que trois autres boutons qui sont :

**Arbre vasculaire** permet de faire une segmentation et une détection du réseau vasculaire

**Micro-anévrisme** permet de faire une segmentation et une détection des micro-anévrismes

**Exsudats** permet de faire une segmentation et une détection des exsudats

## IV.4 Test et Validation

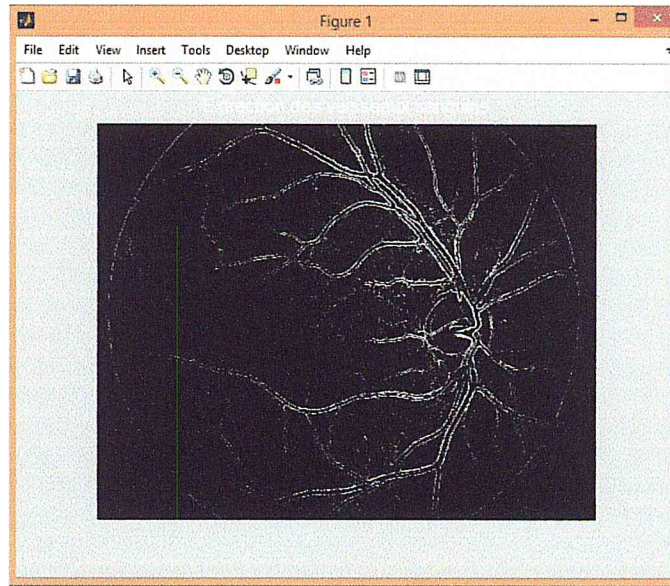
### IV.4.1 – Détection de l'arbre vasculaire

Cliquer sur le bouton *Arbre vasculaire* pour détecter le réseau vasculaire.



- **Extraction des vaisseaux**

L'algorithme de kirsch nous permet l'extraction des vaisseaux sanguins grâce à un seuil particulier  $Th=10$ . Voir (Figure IV.9)



**Figure IV. 9** : Extraction des vaisseaux sanguins (algorithme de kirsch)

L'étape suivante nous mène au résultat de l'approche de détection du réseau vasculaire. L'algorithme de détection de l'arbre vasculaire a été testé sur plusieurs images rétinienne de patients diabétiques. Le résultat est montré dans les figures suivantes :

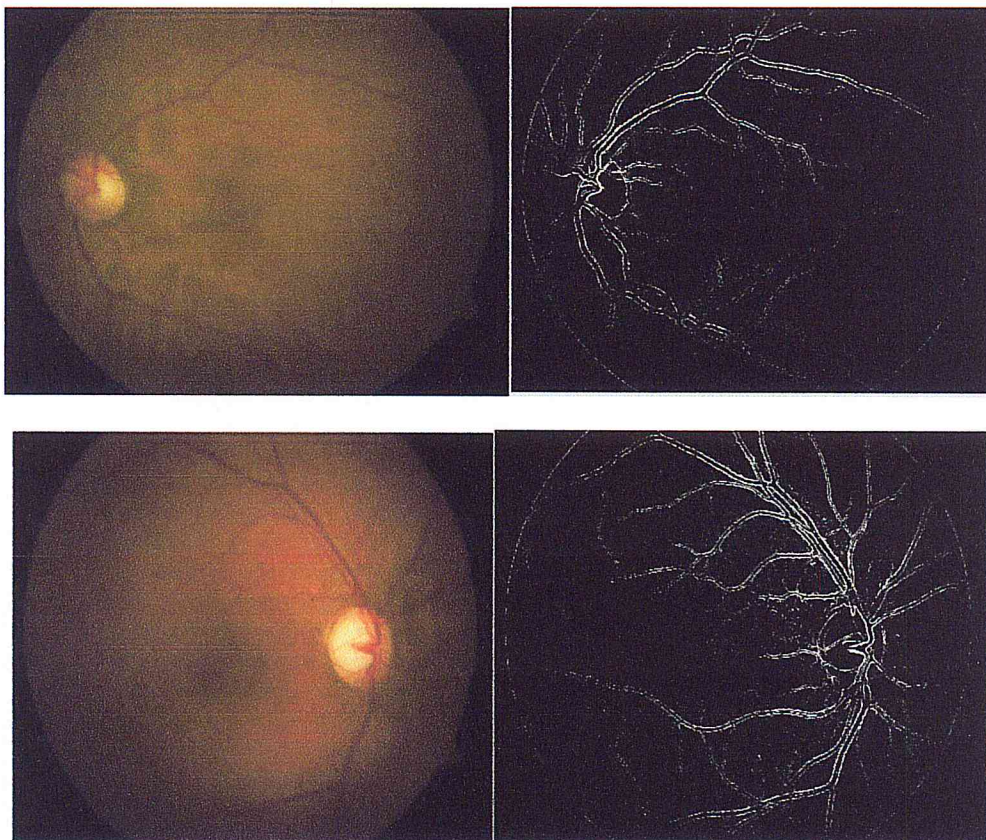


Figure IV. 10 : Le réseau vasculaire détecté

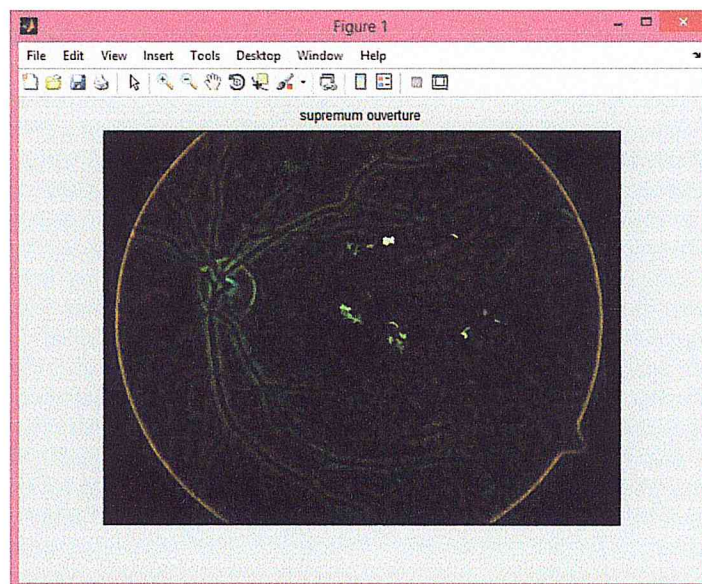
#### IV.4.2 – Détection des micro-anévrismes

Cliquer sur le bouton *Microanevrism* pour détecter les micro-anévrismes.

- **supremum ouverture**

Supremum d'ouvertures permet de ne garder que les structures rétiniennes dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant choisi. Voir (Figure IV.11)

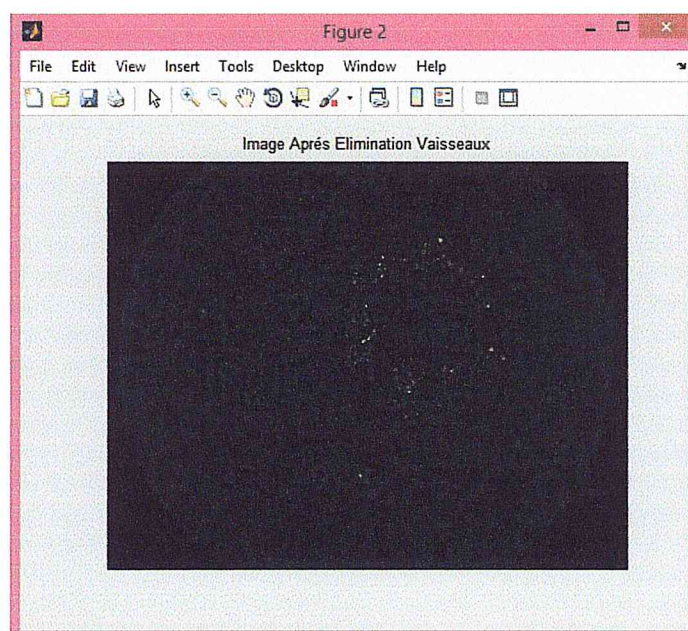




**Figure IV. 11 : supremum ouverture**

- **Elimination des vaisseaux**

L'arbre vasculaire est éliminé par un filtrage morphologique. La transformation top hat (chapeau haut de forme) associée au supremum d'ouvertures. Voir (Figure IV.12)



**Figure IV. 12 : Elimination des Vaisseaux**

Les Micro-anévrismes ont été testés sur plusieurs images rétiniennes couleurs de patients diabétiques. Le résultat est montré dans les figures suivantes :

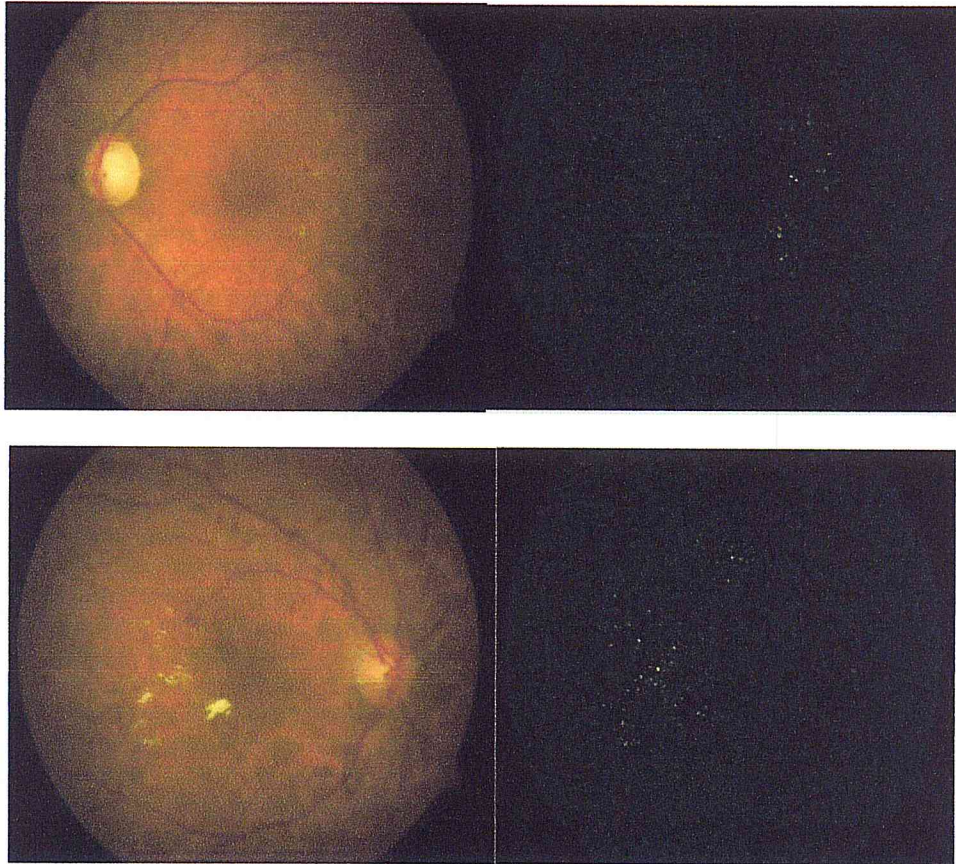


Figure IV. 13 : Détection des micro-anévrismes

#### IV.4.3 – Détection des exsudats

Cliquer sur le bouton *Exsudats* pour détecter les micro-anévrismes.

- **Soustraction de l'arrière-plan**

Après avoir fait un filtrage médian dans le canal vert accompagné d'une reconstruction morphologique est soustrait de l'image originale afin d'obtenir une version normalisée. Nous améliorons la normalisation avec reconstruction morphologique. Voir (Figure IV.14)



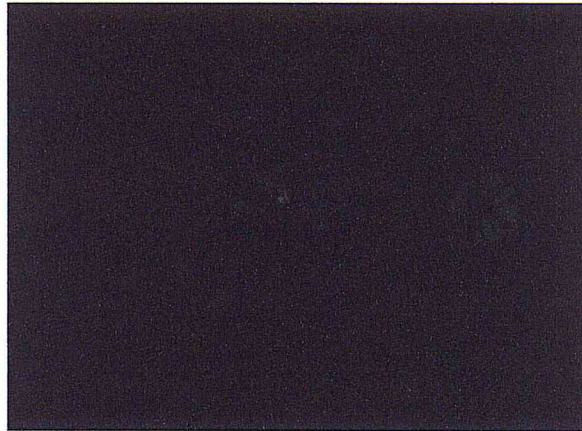


Figure IV. 14 : résultat de la soustraction de l'arrière-plan

- **Détection du disque optique**

Le résultat de l'ouverture morphologique, suivi d'une dilatation avec le même élément structurant (un disque de rayon 5 pixels) permet de détecter le disque (Figure IV.15).

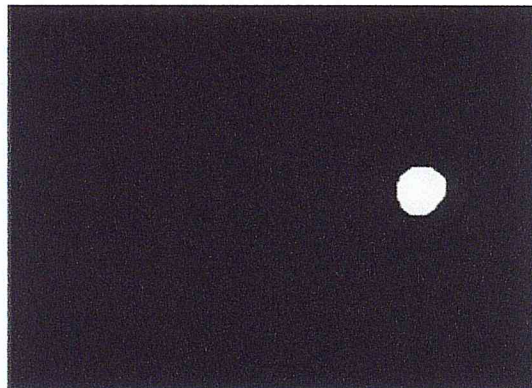


Figure IV. 15 : disque optique

- **Détection de contour par kirsch**

Après avoir augmenté le contraste ainsi que l'élimination du disque l'application de l'algorithme de kirsch nous donne. (Figure IV.16).

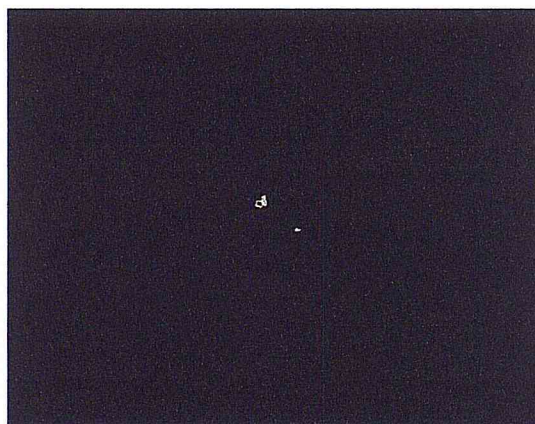


Figure IV. 16 : détection de contour (kirsch edge)

L'algorithme de détection des exsudats a été testé sur plusieurs images rétinienne couleurs de patients diabétiques. Le résultat est montré dans les figures suivantes :

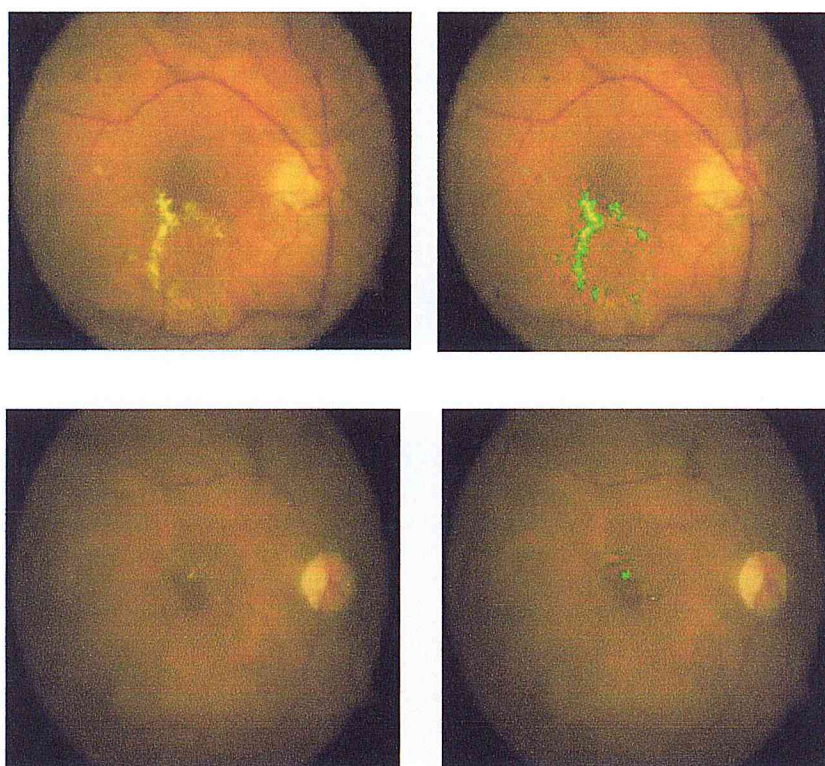


Figure IV. 17 : Le résultat de l'algorithme de détection des exsudats

#### IV.4.4 – Validation du résultat

- **Résultat**

Voici le résultat final apparent dans la fenêtre après la segmentation. Voir

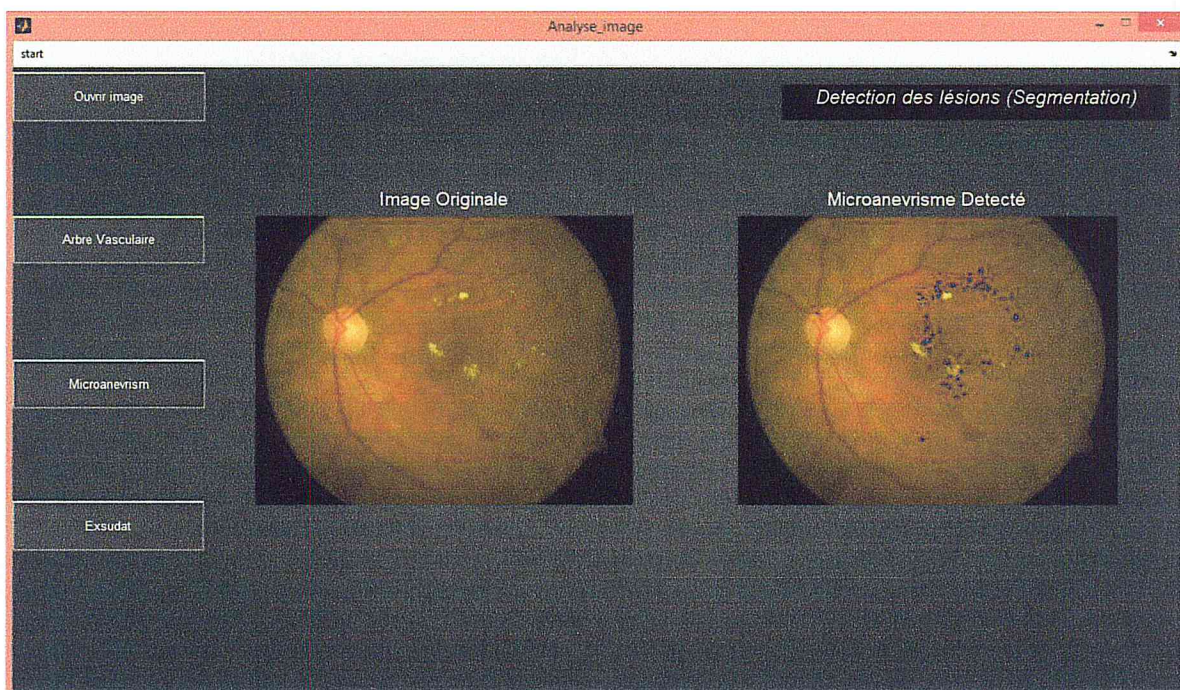


(Figure IV.18) et (Figure IV.19) et (Figure IV.20).



**Figure IV. 18** : Détection des exsudats

Cette figure montre les points exsudatives trouvés sur l'image après avoir superposé le contour détecté sur l'image originale.



**Figure IV. 19** : Détection des micro-anévrismes



Cette figure montre les lésions sombres (micro-anévrismes) qui sont coloré en bleu qui sont superposé sur l'image originale.

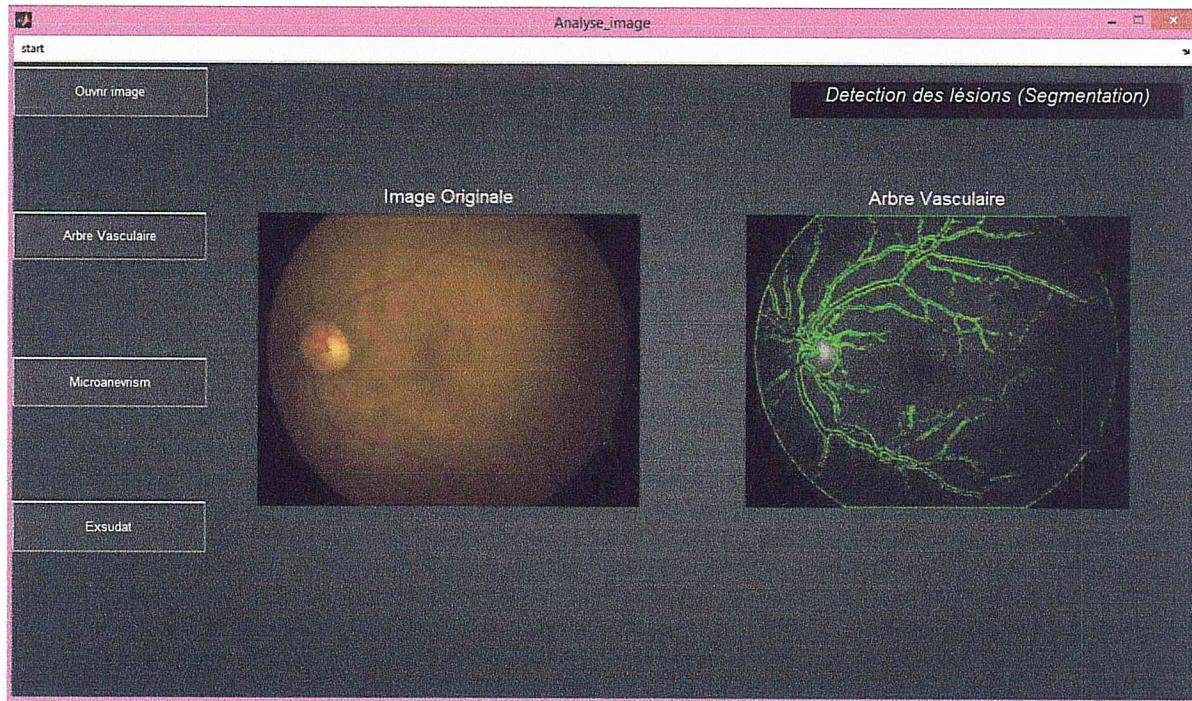


Figure IV. 20 : Détection de l'arbre vasculaire

Cette figure montre les réseaux sanguins qui sont affiché sur l'image au canal vert avec la couleur vert.

#### IV.4 .5 Extraction des caractéristiques

On prend une image de la base de test (base d'image)

Ex : l'image diaretdb1\_image001.png

En calculant le GLCM avec les caractéristique de chaque lésion ont obtient :

#### Arbre vasculaire

gcm =

480583	17356	0	0	0	0	0	0
17356	1023034	20123	0	0	0	0	0
0	20123	135388	310	0	0	0	0
0	0	310	6745	176	0	0	0



0	0	0	176	5168	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

stats =

Contrast: 0.0440

Correlation: 0.9437

Energy: 0.4351

Homogeneity: 0.9780

**Microanévrismes**

glcm =

Columns 1 through 7

1706107	8922	54	0	0	0	0
8917	1919	190	10	2	0	0
54	185	231	47	4	0	0
4	10	41	56	25	2	0
1	2	5	23	26	4	0
0	0	0	1	4	0	1
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Column 8

0
0
0
0

0  
0  
0  
0

stats =

Contrast: 0.0110

Correlation: 0.3839

Energy: 0.9762

Homogeneity: 0.9946

**Exudates**

gcm =

Columns 1 through 7

334194	6089	0	0	0	0	0
6089	664289	12558	0	0	0	0
0	12558	661550	1550	0	0	0
0	0	1550	17566	222	0	0
0	0	0	222	8411	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Column 8

0  
0  
0



0

0

0

0

0

stats =

Contrast: 0.0236

Correlation: 0.9811

Energy: 0.3325

Homogeneity: 0.9882

- **Critères d'évaluation**

L'évaluation de la performance de l'algorithme proposé a été effectuée par une comparaison de nos résultats de segmentation des exsudats par rapport à une segmentation manuelle réalisée par des ophtalmologues expérimentés des pixels localisés dans la lésion. Les paramètres d'évaluation utilisés sont :

La sensibilité, la spécificité, le taux de précision et la valeur prédictive. Ils sont déterminés dans chaque image en termes de critère basé sur la lésion La sensibilité d'un signe pour une maladie est la probabilité que le signe soit présent si le sujet est atteint de la maladie considérée. Il s'agit donc de la probabilité conditionnelle qu'on peut noter :

$$\text{Sensibilité} = \frac{V_p}{V_p + F_n} * 100$$

La spécificité d'un signe pour une maladie est la probabilité que le signe soit absent si le sujet n'est pas atteint de la maladie. De manière similaire, on a :

$$\text{Spécificité} = \frac{V_n}{V_n + F_p} * 100$$

La valeur prédictive positive d'un signe pour une maladie est la probabilité que le sujet soit atteint de la maladie si le signe est présent ; elle est définie comme suit :

$$PV = \frac{V_p}{V_p + F_p} * 100$$

$$\text{Précision} = \frac{V_p + V_n}{V_p + F_p + F_n + V_n} * 100$$

Avec

- Vp (vrais positif): le nombre de pixels classés comme exsudats par l'algorithme et l'ophtalmologue.
- Fp (faux positif): le nombre de pixels non exsudatifs détectés comme exsudats par l'algorithme.
- Vn (vrais négatif): le nombre de pixels non exsudatifs détectés par l'algorithme et par l'ophtalmologue.
- Fn (faux négatif): le nombre des pixels exsudatifs non détectés par l'algorithme mais considérés comme exsudats par l'ophtalmologue [29].

### **Conclusion**

Ce chapitre présente les résultats des méthodes automatiques basées sur des traitements morphologiques pour la détection des exsudats, des micro-anévrismes et du réseau vasculaire dans des images rétinienne couleurs.

L'amélioration locale de la qualité de l'image, le choix optimal du seuil dans l'étape de segmentation ainsi que l'utilisation d'une base de données plus consistante peut apporter une amélioration importante à la méthode automatique proposée.

Le schéma adopté et les techniques développées constituent une palette d'outils pour aider l'ophtalmologue à mieux diagnostiquer les différentes pathologies.





*Conclusion et  
Perspectives*

## Conclusion Générale

---

La rétinopathie diabétique (RD) est la maladie chronique de la rétine. La photo-coagulation par laser est aujourd'hui le traitement thérapeutique précoce principal utilisé pour ralentir la dégradation de la vision. Nous avons en effet observé que le nombre de patients atteints de cette pathologie augmente chaque année, par conséquent, le dépistage de la RD est actuellement un problème majeur.

Notre travail entre dans le cadre du développement d'un système d'analyse des images du fond d'œil en utilisant des outils de traitement des images rétiniennes. Pour construire ce système, notre étude s'est articulée autour de deux grands axes : Le premier, consistait à segmenter les principales structures anatomiques de la rétine (disque optique et le réseau vasculaire). Le deuxième, consistait à détecter les lésions lumineuses (les exsudats) et les sombre (les microanévrismes) liées à la RD.

La première partie de cette étude présente les termes médicaux permettant une familiarisation avec le domaine d'ophtalmologie. Les différents éléments constituant le fond d'œil, les pathologies pouvant affecter la rétine ainsi que les différentes techniques d'acquisition ont été décrites.

La détection des signes cliniques de la RD se base essentiellement sur la segmentation du, disque optique et réseau vasculaire. Ce point nous a amené dans un premier temps à développer des algorithmes de segmentation de ces éléments anatomiques.

En ce qui concerne le réseau vasculaire, nous avons proposé des approches basées sur le principe de kirsch pour les segmenter; alors que pour la détection du disque optique ; nous avons appliqué une méthode qui s'appuie sur le seuillage pour localiser et segmenter ce dernier. Les algorithmes de segmentation de ces éléments ont été évalués par rapport aux travaux de recherche existants et par rapport à la vérité d'image des patients.

Des différentes techniques et opérateurs morphologiques ont été introduits pour la détection des exsudats et les microanévrismes. La base d'images DIARETDB1 a été utilisée pour tester les algorithmes présentés. Grâce à une comparaison des performances obtenues avec celles présentées dans la littérature, nous avons pu montrer que nos résultats étaient satisfaisants pour tous les algorithmes que nous avons appliqués. Cependant et bien que les méthodes proposées fonctionnent correctement sur la majorité des images du fond d'œil, nous avons noté quelques difficultés comme par exemple:



## Conclusion Générale

---

- Les pathologies sont difficiles à détecter dans les images très faiblement contrastées.
- La fiabilité des résultats de détection des pathologies est liée étroitement aux résultats de segmentation des éléments principaux de la rétine.

Le travail présenté dans ce mémoire a révélé des résultats encourageants qui indiquent que le système d'analyse des images du fond d'œil proposé a réussi à extraire les structures anatomiques et différentes pathologies. Comme le système d'analyse de l'image du fond d'œil détecte des anomalies avec une bonne sensibilité et une spécificité raisonnable, il peut être utilisé pour aider les ophtalmologistes dans le diagnostic afin de leur fournir une seconde opinion et peut également fonctionner comme un outil pour le dépistage de masse de la RD.

### Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le prolongement de ce travail de mémoire

- Développer un système de détection des autres symptômes de la rétinopathie diabétique comme les hémorragies.
- Exploiter d'autres caractéristiques dans la phase de la caractérisation pour la détection des exsudats et les microanévrismes.
- Comme les patients sont censés avoir un examen régulier de la rétine, il est important de développer une procédure de détection de changement progressif dans la rétine au fil du temps qui pourrait être intéressante pour le dépistage de la RD dans le long terme.
- Développer un système de détection des autres pathologies rétinienne comme le DMLA (Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age).
- Le dernier point qui nous semble important est de développer un système de classification de la RD qui doit être mis en œuvre afin de faciliter aux ophtalmologues l'identification du stade de la RD.



# *Bibliographie*



## Reference

---

### Références bibliographique

- [1] : **A. Osareh, B. Shadgar, R. Markham** "A Computational-Intelligence-Based Approach for Detection of Exudates in Diabetic Retinopathy Images" IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol. 13, no. 4, pp.535-545, July 2009.
- [2]: **S. Wild, G. Roglic, A. Green, R. Sicree, H. King**, Global prevalence of diabetes: estimates for the year 2000 and projections for 2030. Diabetes Care, 2004;27:1047–53.
- [3]: **A. Sopharak , B. Uyyanonvara , S. Barman** "Automatic Exudate Detection from Non-dilated Diabetic Retinopathy Retinal Images Using Fuzzy C-means Clustering" ,Journal of sensors/2009. ISSN 1424-8220. [www.mdpi.com/journal/sensors](http://www.mdpi.com/journal/sensors).
- [4] : **D. Kuhne, G. Soubrane**, Rétine médicale, EncyclMédChir, Editions scientifiques et médicales Elsevier SAS, Paris, 2000.
- [5] : site en ligne ,2014: <http://www.brusselsretina.be/fr/pathologies-anatomy-of-the-eye.php>.
- [6] : **T. Walter** "Application de la Morphologie Mathématique au diagnostic de la Rétinopathie Diabétique à partir d'images couleur ". Doctorat Morphologie Mathématique, ENSMP-CMM Centre de Morphologie Mathématique, Paristech ENSMP p.256. 2003.
- [7]: site en ligne, 2014 <http://www.oogartsderous.be/nl-BE/content/macular-hole/247/1402/#>
- [8] : biométrie online octobre, 2014: <http://www.biometrie-online.net/technologies/retine>
- [9] : **S. Belhadi**" Analyse de la cartographie vasculaire pour l'aide au diagnostic " thèse de magistère, Novembre 2007.
- [10] : **A. Marion** "Acquisition et visualisation des images ", site : [www.decitre.fr/.../acquisition-visualisation-des-images-9782212088717.html](http://www.decitre.fr/.../acquisition-visualisation-des-images-9782212088717.html), août 2012.
- [11] : **N. Robert, M.D, Frank**"Diabetic Retinopathy "medical progress, The new england journal of médecine, 2004;350:48-58.
- [12] : **H. Assad , B.Y. Chetoui**" Segmentation d'images angiographiques par la morphologies mathématique floue", mémoire d'ingénieur, Décembre 2009.

## Reference

---

- [13] : **A.Ducasse, F. Bonnet, B. Menanteau, C. Marcus, C. Reynal**, " Imagerie du globe oculaire ", EncyclMédChir, Editions scientifiques et médicales Elsevier SAS, Paris, 31-680-A-10, 2010.
- [14] : **A .ZEMIR, A. ZAMIME** "Détection des structures anatomiques et des exsudats pour le diagnostic de la rétinopathie diabétique" mémoire deMaster. Département Informatique université de SAAD DAHLEB. BLIDA. 2013.
- [15] : **G .Luca** "Automated Fundus Images Analysis Techniques to ScreenRetinalDiseases in Diabetic Patients " Thèse de doctorat.UNIVERSITE DE BOURGOGNE U.F.R. SCIENCES ET TECHNIQUES, 2011.
- [16]:**K.NARASIMHAN, NEHA.V.C, K.VJAYAREKHA**, " a Review of automateddiabeticrétinopathy diagnosis fromfundusimage"15 May 2012. Vol. 39 No.2
- [17] : Polycopie national du collège des ophtalmologistes universitaires de France, enseignement d'ophtalmologie Deuxième cycle, 2009.
- [18] :**A. SALAH, A.MEDJAOUI** " Analyse des images rétiniennes : Application à la détection des lésions sombres " Thèse deMaster, Université Abou BakrBelkaïd de Tlemcen, Département de Génie électrique et ElectroniqueLaboratoire de Recherche de Génie Biomédical, 2013.
- [19]:**T.H. BETAOUAF** "caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes ", thèse de magister, Université Abou BakrBelkaïd de Tlemcen, 2011.
- [20] : **G. BUREL** "Introduction au traitement d'images,Simulation sous Matlab" Mai 2012.
- [21]:**ANALYSE D'IMAGE**, Axe " Génie des Procédés", centre SPIN, Ecole des Mines de Saint-Etienne.
- [22] : **N. Belacel**"Méthodes de Classification Multicritère, Méthodologie et Applications à l'Aide au Diagnostic Médical " Thèse de doctorat. Institut de statistique et de recherche opérationnelle. Université libre de BRUXELLES .2000.
- [23]: **M.I. Iqbal, N.S. Gubbal, A.M. Aibinu, A. Khan** "Automatic diagnosis of diabetic retinopathy using fundus images" Mémoire deMaster,Blekinge Institute of Technology Department of Signal Processing, October 2006.
- [24]: **A. AMRANE, M. HAMDOUNE**"étude etimplémentation d'une méthode de détection des formes "Thèse de master,département d'électronique Université de Blida,2012.



## Reference

---

- [25]: **C. Rafael, Gonzalez and E. Richard, Woods** «Digital Image Processing using MATLAB», 2nd edition. Prentice Hall, 2002. ISBN 0-201-18075-8.
- [26] :**V.CORNNE** " Extraction de Caractéristique, Segmentation d'image et Morphologie Mathématique", Thèse de Doctorat. Centre de Morphologie mathématique, Ecole des mines de Paris, 1995.
- [27] :**Y. USSON**, "Reconnaissance des Formes et Microscopie Quantitative", Analyse d'images en microscopie, Lyon.
- [28] : **J.C.KLEIN**, "Conception et Réalisation d'une Unité Logique pour L'analyse Quantitative D'image ", Thèse de Doctorat, Université de Nancy, 1976.
- [29] : **S. AMIR** "Evaluation de la segmentation d'images sans référence étude et implémentation" Thèse d'ingénieur. Institut d'électronique université de SAAD DAHLEB. BLIDA. 2005.
- [30] :**F.MAHDI**"traitement des images satellitaires par les méthodes connexionnistes" Thèse d'ingénieur, école militaire polytechnique ,2001.
- [31] :**S.KASSOUS, MALOUANI**"Segmentation d'images IRM cérébrale par coopération contour/région" Thèse d'ingénieur, Institut d'électronique université de SAAD DAHLEB, BLIDA, 2002.
- [32]:**B.Dupas, T.Walter, A. Erginay, R.Ordonez, N.Deb-Joardar, P.Gain, J.C.Klein, And P.Massin**, "Evaluation Of Automated Fundus Photograph Analysis Algorithms For Detecting Microaneurysms, Hemorrhages And Exudates, And Of A Computer-Assisted Diagnostic System For Grading Diabetic Retinopathy", Diabets & Metabolism, Vol. 36, Pp 213- 220, 2010.
- [33] :**A. FEROU**,"Analyse des images couleur du fond d'œil pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie : application à la détection des pathologies rétinienues. " Thèse de Doctorat, UNIVERSITE ABOU—BAKR—BELKAID TLEMCEN. Mai 2014.

## Reference

---

- [34] : **C. I .Sanchez, M.Garcia , A.Mayo , M. I.Lopez , and R. Hornero**, (2009a). Retinal image analysis based on mixture models to detect hard exudates. *Medical Image Analysis*,13(4):650–658.
- [35]: **E. Hann Christopher, J. Geoffrey Chase, James A. Revie, Darren Hewett, M. Geoffrey. Shaw** “Diabetic Retinopathy Screening Using Computer Vision”,*Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Modelling and Control in Biomedical Systems*, Aalborg, Denmark, August 12 - 14, 2009.
- [36]: **R. A .Kirsch**, "Computer determination of the constituent structure of biological Images",*Computers and Biomedical Research*, 1971, 4(3):315–328.
- [37]:**G.S.Annie Grace Vimala, Dr.S.KajaMohideen** “An Efficient Approach for Detection of Exudates in Diabetic Retinopathy Images Using Clustering Algorithm”*IOSR Journal of Computer Engineering (IOSRJCE)* , (July-Aug. 2012), PP 43-48.
- [38]: **A. D. Fleming, K. A. Goatman, and S. Philip**” The role of haemorrhage and exudate detection in automated grading of diabetic retinopathy”.*British Journal of Ophthalmology*.2010.
- [39] :**K. Goatman**” Automated detection of microaneurysms”, Department of Bio-Medical Physics & Bio-Engineering, University of Aberdeen, July 1997.
- [40] : **B. Lay** « Analyse automatique des images angiofluorographiques au cours de la rétinopathie diabétique » . Thèse, centre de morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris, juin 1983.
- [41] :**J. Cocquerez et S. Philip**. « Analyse d’images : filtrage et segmentation ». 1995.
- [42] :**A. Manuel .Alfred** « Eléments de MATLAB »Atelier d’outils informatiques pour la physique (InfoPhys) Département de la Physique de la Matière Condensée 15 October 2004.
- [43] :**M.Y. BOUROUBI–UdeM** « MATLAB : LOGICIEL DE CALCUL SCIENTIFIQUE ET LANGAGE DE PROGRAMMATION ».

