



جامعة أبو بكر بلقايد-
تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

**Faculté de Technologie
Département de Génie Biomédical**

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

Présenté par : **DAOUDI hadjer**

**Classification de la rétinopathie non proliférante
dans les images de fond d'œil**

Soutenu le 25/06/2018 devant le Jury

M.	BESSAID Abdelhafid	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	FEROUI amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadrante
Mme	BENCHAIB yasmine	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2017-2018

Résumé : La rétinopathie diabétique (RD) est devenue une menace sérieuse dans notre société, qui cause la cécité légale chez les patients diabétiques. La détection précoce des progrès de la rétinopathie chez les personnes atteintes de diabète est essentielle pour prévenir la perte de vision.

La classification de la RD est établie en fonction du risque. Elle débute par un stade de rétinopathie diabétique non proliférante minime puis modérée, et évolue vers la rétinopathie diabétique non proliférante sévère (ou préproliférante).

Nous proposons dans ce travail un système de détection et classification de la rétinopathie diabétique intégrant les techniques de traitement d'images, la morphologie mathématique et des algorithmes de classification supervisés.

Les méthodes de détection des pathologies rétiniennes à savoir : les microanévrismes, les hémorragies et les exsudats proposés dans ce mémoire utilisent les opérateurs de la morphologie mathématique.

Deux classifieurs ;à savoir le k plus proche voisin (KNN) et les arbres de décision (C4.5) sont utilisés sur un ensemble d'images issus des bases des données MESSIDOR, DIARETDB1, DIARETDB0 et DRIVE, pour classer les stades de la DRNP comme saine, minime, modéré et sévère. L'évaluation des méthodes proposées est effectuée par le calcul des paramètres suivants : taux de sensibilité, taux de spécificité et taux de précision.

Mots clés : images rétiniennes, rétinopathie diabétique ; La rétinopathie diabétique non proliférante ; micro-anévrisme, hémorragie, exsudats, morphologie mathématique, classification.

Abstract : Diabetic retinopathy (DR) has become a serious threat in our society, which causes legal blindness in diabetic patients. Early detection of the progress of retinopathy in people with diabetes is essential to prevent vision loss.

The classification of DR is based on risk. It begins with a minimal and then moderate stage of non proliferative diabetic retinopathy and progresses to severe non proliferative diabetic retinopathy (or preproliferative).

We propose in this work a system of detection and classification of diabetic retinopathy integrating the techniques of image processing, mathematical morphology and supervised classification algorithms.

The methods for detecting retinal pathologies, namely: microaneurysms, haemorrhages and exudates proposed in this thesis, use the operators of mathematical morphology.

Two classifiers ;namely the k nearest neighbor (KNN) and the decision trees (C4.5) are used on a set of images from databases MESSIDOR, DIARETDB1, DIARETDB0 and DRIVE, to classify the stages of the DRNP as normal, minimal, slight and severe. The evaluation of the proposed methods is carried out by the calculation of the following parameters: sensitivity rate, specificity rate and precision rate.

Key words : retinal images, diabetic retinopathy; Non proliferative diabetic retinopathy; microaneurysm, haemorrhage, exudates, mathematical morphology, classification.

المخلص: أصبح اعتلال الشبكية السكري (RD) تهديداً خطيراً في مجتمعنا، مما يتسبب في الإصابة بالعمى القانوني لدى مرضى السكري. إن الكشف المبكر عن تقدم اعتلال الشبكية لدى مرضى السكر ضروري لمنع فقدان الرؤية. يعتمد تصنيف البحث والتطوير على المخاطر. ويبدأ بالحد الأدنى والمعتدل من اعتلال الشبكية السكري غير التكاثري ويتطور إلى اعتلال الشبكية السكري غير التكاثري (أو ما قبل التكاثري).

نقترح في هذا العمل نظاما لكشف والتصنيف لاعتلال الشبكية السكري دمج تقنيات معالجة الصور مورفولوجيا رياضية وخوارزميات التصنيف الخاضعة للإشراف.

تستخدم طرق الكشف عن أمراض الشبكية، وهي: تمدد الأوعية الدموية الصغيرة، النزيف، الإفرازات المقترحة في هذه الأطروحة مشغلي المورفولوجيا الرياضية.

يتم استخدام مصنفين: (k)أقرب جار (KNN) وأشجار القرار (C4.5) على مجموعة من الصور من قواعد البيانات MESSIDOR و DIARETDB1 و DIARETDB0 و DRIVE لتصنيف مراحل RDNP كالمعتاد، البسيط الخفيف والشديد. يتم تقييم الطرق المقترحة عن طريق حساب المعلمات التالية: معدل الحساسية، ومعدل الدقة.

الكلمات المفتاحية: صور الشبكية، اعتلال الشبكية السكري. اعتلال الشبكية السكري غير التكاثري؛ تمدد الأوعية الدموية الصغيرة، نزيف، الإفرازات، مورفولوجيا الرياضية، التصنيف.

Remerciement

Je saisis cette occasion pour exprimer ma gratitude et mes vifs remerciements à ma éminemment encadrante, Madame FEROUÏ Amel, Maître Conférence à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen pour la confiance qu'elle m'a accordé, chose qui m'a incité à multiplier mes efforts pour être à la hauteur de ses attentes. Veuillez, Madame, trouver dans ce travail une reconnaissance sincère pour tout le savoir que vous m'avez prodigué tout au long de mon cursus avec autant de dynamisme, de compétence et de rigueur. Pour la qualité de votre encadrement, votre rigueur votre incroyable disponibilité, vos remarques fructueuses et vos directives précieuses.

Je remercie également Monsieur BESSAÏD ABDELHAFID, professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, qui a accepté de juger ce travail et d'avoir accepté de présider le jury de ce projet de fin d'étude.

Mes respectueux remerciements à Madame BENCHAÏB Yasmine Maître Conférence à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, qui a accepté d'examiner ce travail.

Je remercie également l'ensemble des enseignants et administrateurs du département de génie biomédical de la faculté de l'ingénieur.

Et en fin je remercie tous ceux qui m'ont aidé à élaborer ce travail soit de près ou de loin.

Dédicace

**Je dédie ce travail,
A ma mère avec toute mon affection,
A mon père avec toute ma reconnaissance,
A mes frères,
A ma copine,
Et à tous mes amis,**

Table des matières

Remerciement.....	
Dédicace.....	
Table des matières	
Table des figures.....	
Table des tableaux.....	
Introduction générale	1

Chapitre I : LE CONTEXTE MEDICAL

Introduction	2
I. Anatomie de l'œil	2
I.1 La cornée.....	2
I.2 Le cristallin.....	2
I.3 L'iris.....	3
I.4 L'humeur aqueuse	3
I.5. La pupille	3
I.6 La rétine.....	4
I.7. Macula et fovéa	4
I.8 Nerf optique.....	4
II. Pathologies rétiniennes.....	5
II.1 Rétinopathie diabétique.....	5
II.2.1. Rétinopathie diabétique non proliférante.....	5
II.2.1.1. Signes de La rétinopathie diabétique non proliférante	6
III. Classification des stades de la RD.....	10
IV. Systèmes d'acquisition des images rétiniennes.....	10
IV.1 Angiographie à la fluorescéine.....	10
IV.2. Rétinographe.....	11
Conclusion.....	11

Chapitre II : Etat de l'Art

Introduction.....	13
I. Etat de l'Art.....	13
II. La détection des lésions sombres (micro-anévrismes et hémorragies).....	13
III. Détection des lésions lumineuse (exsudats durs)	17
IV. Détection de la rétinopathie diabétique non proliférante.....	19
Conclusions.....	21

Chapitre III : Détection et classification de la RD non proliférante

Introduction	23
I. la base de données	23
I.1. Base d'images DRIVE	23
I.2. Base d'images MESSIDOR.....	24
I.3. Base d'images DIARETDB1.....	25
I.4. Base d'images DIARETDB0.....	26
II. Détection des lésions sombres dans les images rétinienne	27
II.1. Détection des micro-anévrismes.....	27
II.1.1. Algorithme de détection des micro-anévrismes.....	28
II.1.1.1. Prétraitement.....	28
II.1.1.2 Extraction des régions rouges.....	29
II.1.1.3 Extraction la région des candidats.....	29
II.1.1.4 Segmentation et élimination du réseau vasculaire.....	30
II.1.2 Résultats et Discussion.....	31
II.2 Détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine	32
II.2.1 Algorithme de détection des hémorragies.....	33
II.2.1.1 Prétraitement.....	33
II.2.1.2 Détection des régions sombres (rouges)	34
II.2.1.3 Segmentation et élimination du réseau vasculaire.....	35
II.2.1.4 Segmentation et élimination de la macula.....	36
II.2.2 Résultats et Discussion.....	38
III. Détection des lésions lumineuses (exsudats durs)	39
III.1 Algorithme de détection des exsudats.....	39
III.1.1 Augmentation du contraste.....	40
III.1.2 Élimination du réseau vasculaire.....	40
III.1.3 Extraction des régions candidats.....	41
III.1.4 Détection des exsudats.....	42
III.2 Résultats et discussion.....	44
IV. Classification des stades de la RD	45
Conclusion	50
<hr/>	
Conclusion générale et perspectives	53
Bibliographie	55

Table des figures

Chapitre I : LE CONTEXTE MEDICAL

- Figure. I.1 : le fond d'œil.
Figure.I.2 : La rétine.
Figure.I.3 : Les micro-anévrismes.
Figure.I.4 : Hémorragies rétiniennees.
Figure.I.5 (a) et (b) : Les Anomalies Micro vasculaires Intra Rétiniennes.
Figure.I.6 : Exsudats durs.
Figure.I.7 : Nodules cotonneux.
Figure.I.8 : Hémorragies intra-rétiniennes.
Figure.I.9 : Ischémie maculaire.
-

Chapitre III : Détection et classification de la RD non proliférante

- Figure.III. 1 : Exemples d'images de la base de données DRIVE
Figure.III. 2 : Exemples d'images de la base de données MESSIDOR
Figure.III.3 : Exemples d'images de la base de données DIARETDB1
Figure.III.4. : Exemples d'images de la base de données DIARETDB0
Figure.III.5. : Présence des micro-anévrismes montrés par une flèche.
Figure.III.6 : Organigramme de détection des micro-anévrismes.
Figure.III.7 : Extraction des régions rouges.
Figure III.8 : Extraction des candidats.
Figure.III.9 : Segmentation et élimination du réseau vasculaire.
Figure.III.10 : Résultat final de détection des microanévrismes.
Figure.III.11 : Exemple de détection des microanévrismes.
Figure III.12 : Exemple de présence d'hémorragies montrés par un cercle.
Figure.III.13 : Organigramme proposé de détection des hémorragies.
Figure.III.14 : Prétraitement de l'image originale.
Figure.III.15 : Détection des régions candidats rouges.
Figure.III.16 : Etape de prétraitement.
Figure.III.17 : Extraction de réseau vasculaire.
Figure.III.18 : Elimination du réseau vasculaire.
Figure.III.19 : Prétraitement.
Figure.III.20 : Extraction de la macula.
Figure.III.21 : Résultat de l'élimination de la macula.
Figure.III.22 : Résultat final de détection des hémorragies.
Figure.III.23 : Des exemples de détection des hémorragies.
Figure III.24 : Exemple de Présence des exsudats dans l'image rétinienne.

Figure.III.25 : Organigramme de détection des exsudats.

Figure.III.26 : Amélioration et augmentation de contraste de l'image originale.

Figure.III.27 : Enlever le réseau vasculaire.

Figure.III.28 : Région candidats.

Figure.III.29 : Extraction des pixels exsudatives.

Figure.III.30 : Des exemples de détection des exsudats.

Figure.III.31 : Principe de classification par KNN.

Liste des tableaux

Chapitre I : LE CONTEXTE MEDICAL

Tableau. I.1. Classification des stades de la RD.

Chapitre III : Détection et classification de la RD non proliférante

Tableau.III.1. Différentes classes dans les bases de données utilisées.

Tableau.III.2. Base de données DiaretDB0 (70 images).

Tableau.III.3. Base de données DiaretDB1 (89 images).

Tableau.III.4. Base de données DRIVE (40 images).

Tableau.III.5. Base de données MESSIDOR (61 images).

Tableau.III.6. Résultat de sommation des quatre bases (260 images).

Glossaire

RD : La rétinopathie diabétique.

RDNP : La rétinopathie diabétique non proliférante.

Mas : Micro-anévrismes.

HEs : Hémorragies.

Introduction générale

Introduction générale

L'imagerie médicale fait référence à plusieurs technologies différentes utilisées pour visualiser le corps humain afin de diagnostiquer, de surveiller ou de traiter des conditions médicales. Chaque type de technologie donne des informations différentes sur la zone du corps à étudier ou à traiter, liée à une maladie, à une blessure ou à l'efficacité d'un traitement médical.

Le traitement d'image est né de l'idée de la nécessité de remplacer l'observateur humain par la machine. Ce remplacement était sans fondement expérimental, car nul ne pouvait espérer qu'une machine serait un jour dotée de facultés intellectuelles égale ou même supérieure à celle de l'homme. La vision intervenant dans un grand nombre d'activités humaines, le champ des applications du traitement d'images est très vaste ; la médecine est un des domaines qui n'a pu échapper à ce souffle numérique que ce soit dans la chirurgie, le diagnostic, la pratique thérapeutique... etc.

De nombreuses maladies peuvent affecter la vision, parmi ces pathologies, nous citons : le Diabète. Cette pathologie est caractérisée par une augmentation chronique de glucose dans le sang. Il est devenu l'une des menaces de santé les plus croissantes à travers le monde.

Cette maladie a de nombreux effets néfastes sur le système nerveux, le cœur, les reins et d'autres organes, mais le plus susceptible d'être touché est l'œil. Il entraîne de nombreuses complications sur ces derniers, parmi celles-ci, on note la rétinopathie diabétique. La maladie est asymptomatique à ses débuts, les troubles de la vision signant fréquemment une atteinte évoluée et irréversible. Le diagnostic et le dépistage se font grâce au fond d'œil pouvant être complété par une rétinographie ou angiographie par fluorescence (fond d'œil avec utilisation d'un traceur fluorescent pour mieux voir les vaisseaux sanguins).

Deux types sont ainsi distingués : une non proliférative où l'atteinte prédomine sur les vaisseaux normaux (micro anévrysmes, hémorragies et exsudats) et une proliférative avec formations de néo vaisseaux avec les mêmes complications.

Par conséquent, la détection précoce de la rétinopathie diabétique (RD) revêt donc toute son importance étant donné que les interventions efficaces pour traiter et prévenir sa progression existent. Le diagnostic précoce de la RD reste cependant, un problème majeur en recherche en ophtalmologie.

Ce travail se focalise sur la classification des stades de la RD non proliférante (RDNP), dont le but d'établir un diagnostic précis et d'améliorer le traitement des maladies de la rétine.

La classification des stades de la RDNP, se base essentiellement sur la détection des lésions sombres et lumineuses liée à la RD : Les micro-anévrismes, les hémorragies et les exsudats.

Structure de mémoire

Ce travail est divisé en trois chapitres. Un aperçu sur chacun d'eux est donné ci-dessous :

Le chapitre I : contexte médical

Ce chapitre constitue une mise en contexte. Il fournit les éléments utiles à la compréhension du sujet de recherche de ce mémoire. Une brève description de l'anatomie de l'œil est effectuée ; ainsi qu'une définition de l'une des maladies pouvant l'affecter ; il s'agit de la rétinopathie diabétique ; les principaux facteurs de risque, ainsi que la classification et les formes cliniques de la maladie sont discutée en détail. Nous terminons ce chapitre par une présentation des instruments médicaux les plus utilisées pour le diagnostic de la RD.

Chapitre II. Etat de l'art

Nous donnons dans ce chapitre, une présentation des principales méthodes citées dans la littérature pour la détection des différentes pathologies rétiniennes (exsudats durs, hémorragies et micro-anévrismes) ainsi que les approches développées pour la classification des stades de la RD.

Chapitre III. Détection et classification de la RD non proliférante

Ce chapitre présente le cœur de ce mémoire : il est dédié la détection et la classification des stades de la RDNP. Leur classification est indispensable pour un système d'analyse automatique en ophtalmologie. Dans la première section du chapitre, nous proposons des algorithmes basés sur l'utilisation des opérateurs morphologique pour la détection des micro-anévrismes, les hémorragies et les exsudats. 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, le disque optique et la macula. Les résultats sont également présentés. Ces pathologies indiquent le risque des complications les plus graves de la RD. Dans la deuxième section du chapitre, une approche basée sur les l'utilisation des algorithmes de classification supervisées est employée pour la classification des stades de la RDNP en quatre catégories : pas de RDNP, RDNP légère, RDNP modéré et RDNP modéré. Le système 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 diabétique.

Finalement, nous terminons notre mémoire par une conclusion générale en discutant des principaux résultats obtenus.

Chapitre I : LE CONTEXTE MEDICAL

SOMMAIRE

Introduction

I. Anatomie de l'œil

- I.1 La cornée
- I.2 Le cristallin
- I.3 L'iris
- I.4 L'humeur aqueuse
- I.5. La pupille
- I.6 La rétine
- I.7. Macula et fovéa
- I.8 Nerf optique

II. Pathologies rétinienne

- II.1 Rétinopathie diabétique
 - II.2.1. Rétinopathie diabétique non proliférante
 - II.2.1.1. Signes de La rétinopathie diabétique non proliférante

III. Classification des stades de la RD

IV. Systèmes d'acquisition des images rétinienne

- IV.1 Angiographie à la fluorescéine
- IV.2. Rétinographe

Conclusion

Introduction

La rétinopathie diabétique (RD) provoque la cécité chez les personnes diabétiques. Le nombre croissant de personnes atteintes de diabète dans le monde suggère que la RD continuera d'être des 3 contributeurs majeurs à la perte de vision, Par conséquent, la détection précoce de la rétinopathie diabétique est très importante pour un dépistage de masse de la RD. Ce chapitre présente les aspects médicaux, nécessaire pour comprendre l'importance de l'analyse des images du fond d'œil. En premier, on va définir l'anatomie générale de l'œil et ses principaux composants ; Ensuite, les différentes pathologies de la rétine et ce qui nous intéresse c'est la rétinopathie diabétique ; puis on va détailler sur la rétinopathie diabétique non prolifèrent : ces stades et ses signes finalement, nous terminons ce chapitre par une présentation de différentes techniques d'acquisition des images rétinienne.

I. Anatomie de l'œil

L'œil humain est l'organe le plus complexe de notre corps. Il est de faible volume (6.5 cm³), pèse 7 grammes, et a la forme d'une sphère d'environ 24 mm de diamètre, complétée vers l'avant par une autre demi-sphère de 8 mm de rayon, la cornée. Le champ visuel humain couvre environ 220° en horizontal et 140° en vertical. La vue chez l'être humain représente la principale source d'information du cerveau sur le monde extérieur : environ 70% des informations passent par la vision, Il est donc important de comprendre la structure et le fonctionnement de l'œil humain [1].

L'œil humain est composé de plusieurs éléments :

I.1 La cornée

La cornée agit comme une fenêtre par laquelle la lumière pénètre dans l'œil. Elle joue un rôle prépondérant dans la focalisation de la lumière sur la rétine. De fait, la cornée doit toujours être parfaitement propre et transparente. La fermeture régulière des paupières (clignement) et la sécrétion lacrymale maintiennent la surface de la cornée libre de toute impureté (Figure. I.1) [1].

I.2 Le cristallin

La principale tâche du cristallin est de permettre les ajustements nécessaires à la focalisation des objets à toutes les distances. Cette focalisation a lieu grâce un changement de courbure, qui s'effectue soit par une mise sous tension, soit par un relâchement des tendons qui fixent le cristallin à la paroi interne du globe oculaire. Le cristallin se bombe pour focaliser les objets de près et devient plus plat (position de repos) pour rendre nets ceux situés au loin (Figure. I.1) [1].

I.3 L'iris

L'iris donne leur couleur aux yeux. Cette couleur dépend de l'épaisseur de l'éventail formé par les lamelles pigmentaires et de sa concentration en mélanine. Plus l'éventail est épais et contient de mélanine, plus l'œil est foncé. C'est un voile plus fin que la soie, qui règle également la dilatation de la pupille. La nutrition de l'iris est assurée par l'humeur aqueuse dans laquelle elle baigne et par quelques petites artéριοles (Figure. I.1) [1].

I.4 L'humeur aqueuse

L'humeur aqueuse est un liquide transparent, continuellement filtré et renouvelé qui, avec le corps vitré, maintient la pression et la forme du globe oculaire. Composée essentiellement d'eau, mais aussi de vitamine C, de glucose, d'acide lactique, de protéines, elle se renouvelle en 2 à 3 heures (Figure. I.1) [1].

I.5 La pupille : le diaphragme de l'œil

La pupille est une structure constituée de l'espace libre au centre de l'iris. Ce dernier comprend deux groupes de muscles : L'un est composé de fibres radiales (disposées comme les rayons d'une roue) qui élargit la pupille, alors que l'autre, comportant des fibres circulaires, qui la rétrécit. Leur action modifie le diamètre de la pupille et régule la quantité de lumière entrant dans l'œil, tout comme le diaphragme d'un appareil photo détermine le diamètre d'ouverture de l'objectif (Figure. I.1) [1].

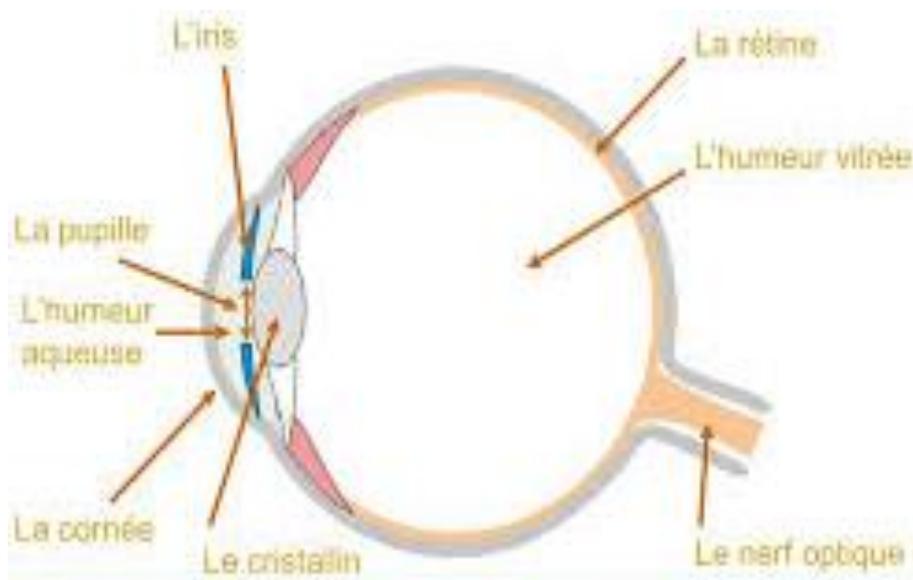


Figure. I.1 : le fond d'œil [1].

I.6 La rétine : le film photographique

La rétine est une membrane épaisse d'un quart de millimètre seulement, placée au fond de l'œil, sur sa paroi interne. Hypersensible, elle nous permet de distinguer une lumière très faible à une distance de 10 kilomètres, même dans l'obscurité totale. Elle est constituée de centaines de millions de cellules nerveuses photoréceptrices :

- Les cônes (environ 6-7 millions) : ces cellules interprètent les couleurs d'une image en la décomposant en 3 couleurs primaires : le rouge, le bleu et le vert.
- Les bâtonnets (environ 130 millions) : ces cellules analysent la lumière.
- La couche la plus externe de la rétine comporte des photorécepteurs contenant un pigment photosensible, qui réagit à la lumière par une modification chimique transformant l'énergie lumineuse en énergie électrique. Ce signal électrique est ensuite transmis au cerveau, via les cellules ganglionnaires contenues dans la couche la plus interne. L'information visuelle est ensuite régénérée par un processus complexe, nécessitant l'aide d'autres cellules (Figure.I.2) [1].

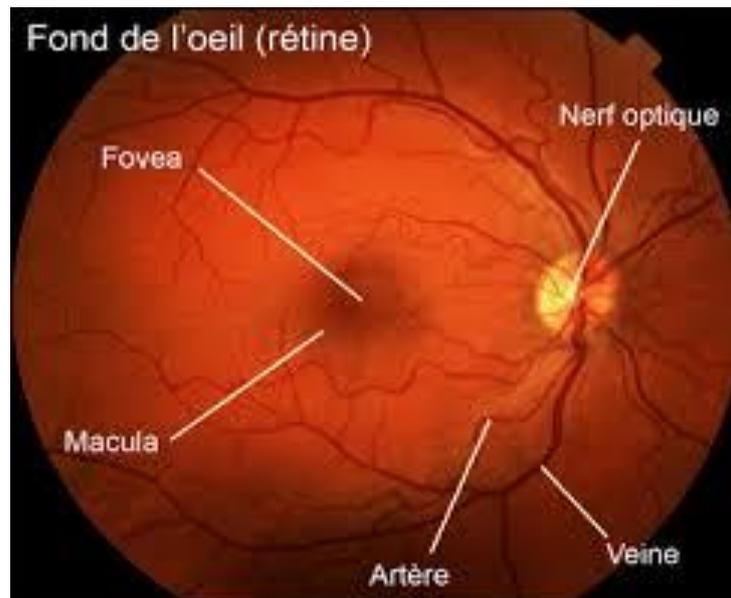


Figure.I.2 : La rétine [2]

I.7.Macula et fovéa :

La macula est le centre de la rétine située au fond de l'œil. Exempte de capillaires sanguins, cette zone est aussi appelée "tache jaune" de par sa couleur liée à un pigment jaune nommé xanthophylle, identique au feuillage végétal. La macula est uniquement composée de photorécepteurs visuels appelés « cônes » qui directement exposés à la lumière permettent la précision de vision, la vision des couleurs, la vision de jour, et contribuent à la qualité de

vision au centre du champ visuel. Au centre de la macula se trouve une petite zone de 1,5 mm de diamètre, la fovéa

De forme conique et creuse.

Au centre de la macula se trouve la fovéa : toute petite zone de la rétine où l'acuité visuelle est maximum (Figure. I.2) [2].

I.8 Nerf optique : la « courroie de distribution »

Il transmet les informations reçues par les yeux vers le cerveau, au niveau du cortex visuel. Il mesure 4 mm de diamètre pour 5 cm de long. C'est lui qui permet au cerveau d'enregistrer, d'interpréter et de traduire les images (Figure. I.1) [1].

II. Pathologies rétiniennes

Les Anomalies associées à l'œil peuvent être divisées en deux classes principales, la première englobe les maladies de l'œil, telles que la cataracte et le glaucome. Le deuxième groupe est classé comme une maladie liée à un style de vie, telles que l'hypertension, l'artériosclérose et le diabète [3]. Ces pathologies peuvent entraîner une réduction de l'acuité visuelle, déficience visuelle et la cécité. Dans ce travail, nous nous intéressons aux lésions causées par le diabète. Le diabète sucré est une sorte de maladie métabolique grave caractérisée par l'anomalie de la sécrétion d'insuline. L'hyperglycémie chronique peut causer des complications aux yeux, aux reins, aux nerfs, au cœur et aux vaisseaux sanguins. La rétinopathie diabétique (RD) est l'une des complications les plus sévères du diabète, qui est la principale cause de cécité chez les adultes âgés de 20 à 74 ans. La RD peut être classée en deux étapes : la rétinopathie diabétique non proliférante (RDNP) et la rétinopathie diabétique proliférative (RDP).

II.1 Rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique se divise en deux classes principales : non proliférante (précoce) et proliférante (avancé). Le terme "proliférante" se réfère à la présence ou non d'une néo vascularisation (croissance anormale des vaisseaux sanguins) dans la rétine. La maladie sans néo vascularisation est appelée rétinopathie diabétique non proliférante (RDNP). Au fur et à mesure que la maladie évolue, elle peut évoluer vers une rétinopathie diabétique proliférante (RDP), qui est définie par la présence d'une néo vascularisation et présente un plus grand potentiel de conséquences visuelles graves.

II.2.1. Rétinopathie diabétique non proliférante

La rétinopathie diabétique non proliférante, précédemment appelée rétinopathie de fond, est le stade le plus précoce de la maladie de l'œil diabétique. Les changements microscopiques se produisent dans les vaisseaux sanguins de l'œil dans la maladie non proliférante ; Cependant,

ces changements ne produisent généralement pas de symptômes et ne sont pas visibles à l'œil nu.

II.2.1.1. Signes de La rétinopathie diabétique non proliférante

La rétinopathie non proliférante c'est la forme la plus fréquente de RD, elle peut provoquer des altérations de l'œil, les éléments les plus fréquemment observés à l'examen du fond d'œil sont :

a. Micro-anévrismes

Sont de petites dilatations à l'intérieur des vaisseaux sanguins de la rétine d'où le fluide s'écoule souvent, elles se présentent sous la forme de lésions rétiniennes arrondies de 1 à 100 μm de diamètre, de couleur rouge et parfois blanche) (Figure.I.3) [4].

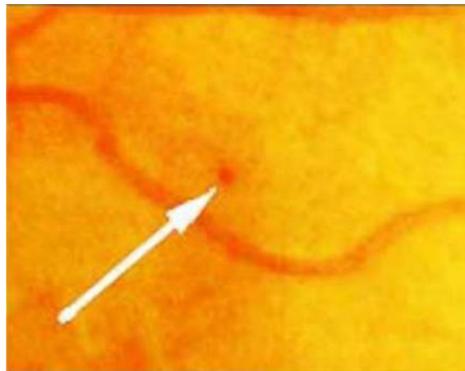


Figure.I.3 : Les micro-anévrismes [4].

b. Hémorragies rétiniennes

Elle apparaisse lorsque le sang s'écoule par la rétine de forme ronde avec contour irrégulier, On distingue trois types d'hémorragies rétiniennes d'après leur aspect : les hémorragies punctiformes, les hémorragies en « flammèches » et les hémorragies en « taches » (Figure.I.4) [4].

- **Hémorragies punctiformes** : sont superficielles, de petite taille (le plus souvent inférieure à 200 μm), en forme de « tête d'épingle », à limites nettes, parfois difficiles à distinguer des microanévrismes. On les observe dès les stades initiaux de la rétinopathie diabétique. En angiographie, elles restent hypo fluorescentes, contrairement aux microanévrismes, réalisant un masquage localisé de la fluorescence sous-jacente [4].
- **Hémorragies en « flammèches »** : sont également superficielles mais localisées dans la couche des fibres optiques ; elles suivent la direction des fibres optiques. Elles sont préférentiellement localisées dans la région périe papillaire. Lorsqu'elles sont nombreuses, elles incitent à rechercher une hypertension artérielle associée à la rétinopathie diabétique [4].

- **Hémorragies en « taches »** : sont plus profondes, de plus grande taille, à bords irréguliers. Elles peuvent siéger au pôle postérieur aussi bien qu'en périphérie rétinienne, Elles sont localisées en bordure ou au sein de territoires rétiniens ischémiques. En grand nombre, elles témoignent indirectement d'une ischémie rétinienne étendue. Cette valeur sémiologique est importante à connaître [4].



Figure.I.4 : Hémorragies rétiniennes [4]

c. Anomalies Micro vasculaires Intra Rétiniennes (AMIR)

C'est un ensemble d'anomalies capillaires observées au sein ou en bordure de territoires d'occlusion capillaire et artériolaire correspondant à des bourgeonnements de la paroi vasculaire des veinules et réalisant parfois des anastomoses veinuloveinulaires. À l'examen ophtalmoscopique, les AMIR apparaissent sous forme de lésions vasculaires rouges, de petit calibre, de forme irrégulière, prenant un aspect en « bourgeon » ou en « tortillon » (Figure.I.5) [4].

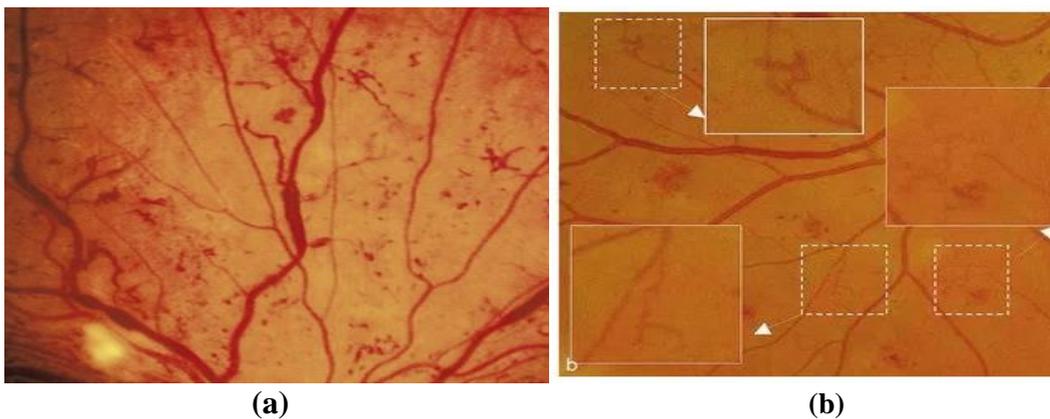


Figure.I.5 (a) et (b) : Les Anomalies Micro vasculaires Intra Rétiniennes [4].

d. Exsudats durs

Sont des dépôts de cholestérol ou d'autres lipides du sang qui ont écoulés dans la rétine (Figure.I.6) [5].

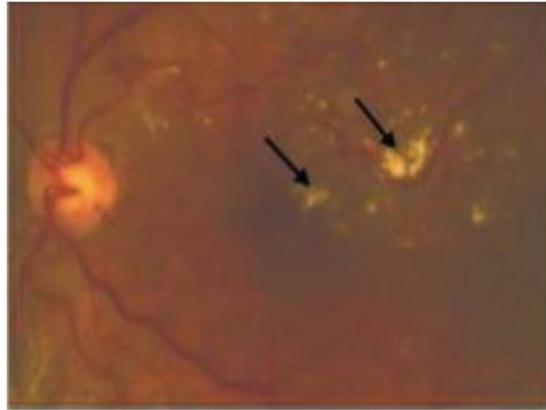


Figure.I.6 : Exsudats durs

e. Nodules cotonneux

Se présente sous forme d'un épaissement blanc, focal, dans la couche des fibres optiques, de grand axe perpendiculaire à l'axe des fibres optiques, de taille variable, dont les extrémités ont parfois un aspect peigné. Il est parfois accompagné d'une hémorragie rétinienne superficielle en « flammèches » (Figure.I.7) [4].

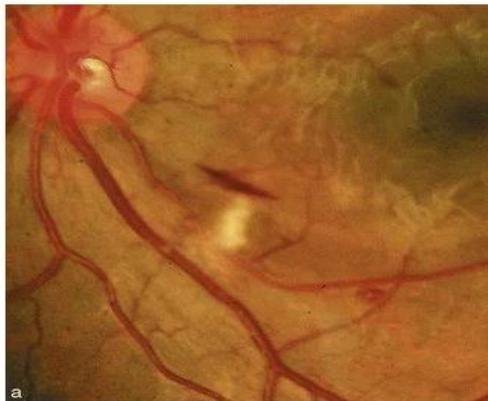


Figure.I.7 : Nodules cotonneux[4].

f. Les hémorragies intra-rétiniennes

De plus grande taille que les hémorragies punctiformes ; elles traduisent une souffrance ischémique du tissu rétinien (Figure.I.8) [5].

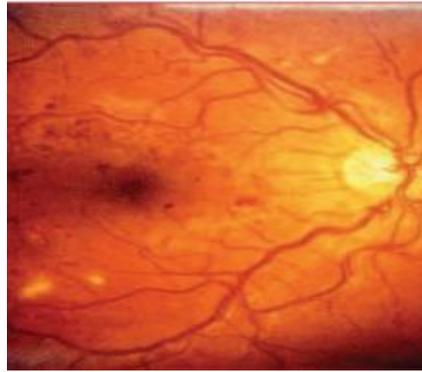


Figure.I.8 Hémorragies intra-rétiniennes[5].

g. Œdème maculaire

Du gonflement ou de l'épaississement de la macula causé par le liquide écoulé par les vaisseaux sanguins rétiniens. La macula ne fonctionne pas correctement lorsqu'elle est gonflée. L'œdème maculaire est la cause la plus fréquente de perte de la vue chez les patients diabétiques. [6]

h. Ischémie maculaire

Obturation de petits vaisseaux sanguins (capillaires). La vision est brouillée car la macula ne reçoit assez de sang pour fonctionner correctement. Beaucoup de personnes atteintes de diabète ont une neuropathie faible qui généralement n'a aucune influence sur la vue. Toutefois, si la vue est atteinte, les causes sont l'œdème et l'ischémie maculaire (Figure.I.9) [4].

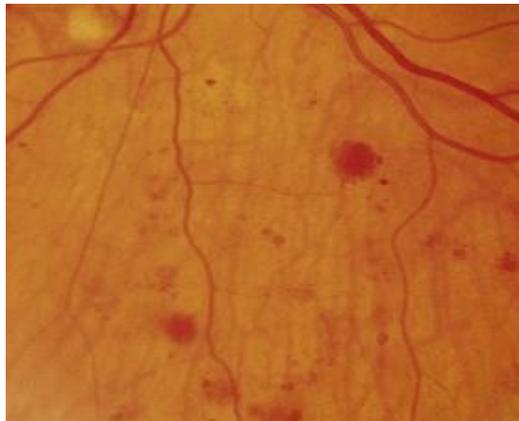


Figure.I.9 Ischémie maculaire [4].

III. Classification des stades de la RD

L'évolution de la pathologie peut être classifiée en un certain nombre de stades. L'échelle que nous utilisons est l'International Clinical Diabetic Retinopathy Disease Severity Scale (ICDRS) [7] qui comporte cinq stades, auxquels nous rajoutons un stade 0 correspondant à une absence de pathologie. Les stades de la RD sont décrits dans le Tableau. I.1.

Stade	Description
Pas de rétinopathie diabétique apparente	Pas d'anomalies
RDNP minime	Micro anévrysmes seuls
RDNP modérée	Nombreux micro-anévrysmes, hémorragies rétiniennes punctiformes, nodules cotonneux, signes d'ischémie rétinienne peu nombreux.
RDNP sévère	Un ou plus des 3 items suivants (règle du 4-2-1) : – plus de 20 hémorragies intra-rétiniennes dans chacun des 4 quadrants veines moniliformes dans 2 quadrants ou plus) - AMIR nombreuses dans un quadrant ou plus et pas de signe de rétinopathie diabétique proliférant
Rétinopathie diabétique proliférant	Un ou plus parmi les items suivants : néo vascularisation – hémorragie vitrée /pré rétinienne

Tableau. I.1. Classification des stades de la RD

IV. Systèmes d'acquisition des images rétiniennes

Dans cette section du chapitre, nous présentons les différents appareils permettant l'acquisition des différents types d'images rétiniennes.

IV.1 Angiographie à la fluorescéine

Cet examen étudie l'état des minuscules vaisseaux sanguins qui irriguent la rétine. Pour les visualiser on utilise différents types de colorants fluorescents qui permettront de mieux les étudier. Le colorant est injecté dans une veine. Il est suivi éclairé avec une lumière pour le rendre fluorescent.

Cet examen est indispensable au diagnostic précoce de nombreuses maladies vasculaires de l'œil. Les trois principales sont : La rétinopathie diabétique. , La dégénérescence maculaire

liée à l'âge. , L'occlusion veineuse rétinienne. Cet examen, permettra de dépister les complications de ces maladies avant qu'elle ne soit irréversible. La mise en place de traitement préventif ou curatif pourra alors être décidée [8].

IV.2. Rétinographe

Il permet d'effectuer les examens de la rétine en couleur et monochromatique. L'optique de haute définition est spécialement traitée pour un rendu optimum avec le boîtier CANON EOS associé. Cet examen permet de dépister certaines maladies de la rétine mais également nécessaire au diagnostic et au suivi des différentes maladies de la rétine. Il peut être réalisé avec ou sans dilatation de la pupille. La dilatation permet d'avoir une vision plus étendue de la rétine. Cet examen est indolore, il se pratique en position assise. Si l'œil est dilaté, il n'est pas recommandé de conduire après l'examen. Les clichés sont analysés, l'ophtalmologiste vérifiera toutes atteintes de maladies de la rétine telles que : Rétinopathie diabétique, dégénérescence maculaire liée à l'âge(DMLA) et Toutes lésions de la rétine [9].

Conclusion

Dans ce chapitre, l'anatomie général du fond d'œil, les différentes pathologies les plus répandues qui affectent la rétine ont été décrites. Ensuite, les signes et les stades de la RD ont été présentés. Finalement, les appareils permettent l'acquisition des images angiographiques et les images couleur, les plus utilisées et les plus répondu dans le dépistage de la Rétinopathie Diabétique ont été décrites.

Chapitre II : Etat de l'Art

Sommaire

Introduction

I. Etat de l'Art.

II. La détection des lésions sombres (micro-anévrismes et hémorragies).

III. Détection des lésions lumineuse (exsudats durs).

IV. Détection de la rétinopathie diabétique non proliférante.

Conclusions.

Introduction

La rétinopathie diabétique (DR) est une conséquence du diabète sucré qui se manifeste dans la rétine. Cette maladie est l'une des causes les plus fréquentes de déficience visuelle dans les pays développés et la principale cause de nouveaux cas de la cécité si elle n'est pas détectée et traitée à temps. Le nombre croissant de cas de rétinopathie diabétique (RD) dans le monde exige le développement d'un système automatisé d'aide à la décision. Plusieurs systèmes de dépistage NPDR assistés par ordinateur basés sur des images de fond de couleur ont été rapportés dans la littérature par beaucoup de chercheurs, Ce chapitre est consacré à la présentation des principales méthodes les plus récentes pour la détection des différentes pathologies rétinienne (exsudats durs, hémorragies et micro-anévrismes).

I. Etat de l'Art

Ce chapitre est organisé comme suit. En premier lieu, les travaux correspondant à la détection des lésions sombres : les micro-anévrismes et les hémorragies sont décrits. Ensuite, les différentes approches d'extraction des lésions lumineuses : exsudats durs sont présentés. Finalement les principales recherches liées à la détection de la rétinopathie diabétique NP sont décrites.

II. La détection des lésions sombres (micro-anévrismes et hémorragies)

Les micro-anévrismes et les hémorragies sont les lésions rouges ou sombres et ils sont l'une des premières lésions de la rétinopathie diabétique (RD). Les micro-anévrismes apparaissent dans les stades très précoces de rétinopathie diabétique, alors que les hémorragies apparaissent au stade de la rétinopathie diabétique proliférante. La détection des lésions rouges joue un rôle crucial dans le diagnostic de la rétinopathie diabétique. Dans cette section du chapitre, nous décrivons les différents travaux récents reportés dans la littérature pour la détection des lésions sombres (micro-anévrismes et hémorragies).

Les premières méthodes de détection des lésions sombres ont été publiées par Baudoin et al, 1984 [10], ils ont détecté les micro-anévrismes 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 micro-anévrismes de forme ronde ont été distingués. Cependant cette méthode était très sensible elle a donnée beaucoup de faux positifs.

García M et al, 2008 [11] Ils ont utilisé la morphologie mathématique pour extraire un ensemble de caractéristiques à partir de régions d'image et Un classifieur de perceptron multicouche (MLP) a ensuite été utilisé pour obtenir la segmentation finale des lésions rouge, base de données utilisé est composée de 100 images avec une couleur, une luminosité et une qualité variables. 50 d'entre eux ont été utilisés pour obtenir les exemples pour former le classifieur MLP. Les 50 images restantes ont été utilisées pour tester la performance de la méthode. Ils ont atteint une sensibilité moyenne de 86,1% et une valeur prédictive de 71,4%.

Atushi et al,2009 [12] Ils ont suivi une approche supervisée en utilisant filtre (double ring) dans les images à faible contraste. Le système pourrait réussir à supprimer les fausses positifs situés dans les régions correspondant aux vaisseaux sanguins, mais était insuffisant pour les petits vaisseaux sanguins de taille capillaires. Il a été testé sur l'ensemble de données de ROC (Retinopathy Online Challenge), et atteint une vraie fraction positive de 0,45 à 27 faux positifs par image.

Giri Babu Kande et T. Satya Savithri,2010 [13] ont proposé une méthode pour la détection des lésions rouges dans les images du fond d'œil basée sur la classification des pixels et la morphologie mathématique. L'approche proposée prend en compte les avantages de l'information d'intensité provenant des canaux rouges et verts de la même image rétinienne, du filtrage adapté et du seuillage basé sur l'entropie relative locale. L'approche proposée atteint une sensibilité de 100% et une spécificité de 91%.

Dupas et al,2010 [14] ont utilisé le chapeau haut de forme et un classifieur de k-plus proche voisin pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenu une sensibilité et spécificité de 83.9, 72,7%, respectivement.

Akara Sopharak et al,2011 [15] ont proposé d'utiliser un ensemble d'opérateurs morphologiques ajustés de façon optimale pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenu une sensibilité, spécificité et précision de 81.61, 99.99%, 99.98% respectivement.

Jaafar et al,2011 [16] ont utilisé des classifieurs pour discriminer les lésions rouges en fonction des caractéristiques de l'image. Le traitement morphologique a été exploité pour extraire les candidats des lésions rouges et des vaisseaux sanguins. Cette méthode puisse

détecter automatiquement les lésions rouges et atteindre une grande précision et une sensibilité de 98.6.7% et spécificité de 89.7%.

Bae et al,2011 [17], 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 un seuil local et régional. La méthode a atteint une sensibilité de 85%.

Dans un autre travail de akara sopharak et al,2012 [18], ont utilisé les opérateurs morphologiques et un classifieur baysien pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenu une sensibilité, spécificité et précision de 85.68, 99.99%, 99.98% respectivement.

Sérgio Bortolin Júnior et Daniel Welfer,2013 [19] ont proposé une méthode basée sur l'utilisation de la morphologie mathématique. Elle consiste à éliminer les éléments principaux de la rétine pour atteindre les lésions. Cette méthode comprend cinq étapes : une phase de prétraitement et une phase de segmentation et d'élimination du réseau vasculaire et de la macula. La méthode a été testée sur une base d'image publique, où ils ont obtenu des résultats rapportant 87,69% et 92,44% de sensibilité et de spécificité.

Lazar and Hajdu,2013 [20] ont proposé une méthode utilisant l'intensité de pixel. Après avoir lissé le canal vert avec un filtre gaussien, l'image a été analysée dans plusieurs directions. Sur la base de pics d'intensité, un seuillage adaptatif a été appliqué pour binariser l'image et les composants finaux ont été filtrés en fonction de leurs tailles.

Ivo Soares et al,2014 [21] ont proposé une méthode de segmentation de la vascularisation rétinienne et de détection des MAs. Les régions candidates ont été analysées en termes de forme et de taille des MAs. Le filtre gaussien a été appliqué pour réduire le nombre de candidats (faux micro-anévrismes). Chaque candidat est étiqueté comme un véritable micro-anévrisme en utilisant une nouvelle méthode d'analyse de voisinage. L'algorithme révélant une sensibilité de 47% avec une moyenne de nombre de faux positifs de 37,9 par image.

M Usman Akram et al ,2014 [22] proposé un schéma contenant un nouveau classifieur hybride pour la détection des lésions rétinienne. Le système proposé comprend le

prétraitement, l'extraction de lésions candidates, la formulation d'ensembles de caractéristiques et la classification. Le système proposé est évalué à l'aide de bases de données standard et les paramètres de performance. Il est principalement axé à la segmentation de MA en utilisant le pré-traitement, la morphologie mathématique et le filtrage.

Sharma et. Al,2014 [23] ont utilisé le seuillage dynamique pour extraire des hémorragies avec une sensibilité de 90% sur l'ensemble de données DIARETDB1.

Ding et. Al,2014 [24] également ont utilisé un schéma de correspondance de modèle multiparamètre dynamique sur l'ensemble de données ROC atteignant une sensibilité de 96%.

Lama Seoud et al,2016 [25] Proposé une méthode pour la détection des MA et des HE qui ne nécessite pas de segmentation préalable des navires. Un schéma de classification supervisé est considéré pour faire la distinction entre les lésions et d'autres structures comme les segments de vaisseaux et bruit de fond. Après le pré-traitement de l'image, les régions candidates sont identifiées. Les caractéristiques sont extraites et utilisées pour classer chaque Candidat.

Wei Zhou et Chengdong Wu,2017 [26] ont développé une méthode basée sur la segmentation super pixel .Un ensemble de fonctionnalités sous multicanal est proposé pour chaque super pixel. Ensuite, un algorithme de classification FDA (Fisher Discriminant Analysis) est utilisé pour classer les lésions rouges avec multi-caractéristiques pour chaque super pixel. Plus précisément, une nouvelle caractéristique contextuelle a été développée pour décrire les super pixels avec des lésions rouges. En outre, un post-traitement a été appliqué pour dicter les vaisseaux sanguins et la fovéa. L'approche proposée a été testée sur la base d'image DiaretBD1 et les résultats étendus ont montré l'efficacité de la méthode proposée.

Rafia Mumtaz et al,2017 [27] ont proposé une approche de détection de MAs. Cette méthode consiste à améliorer la qualité de l'image par l'application des opérateurs d'augmentation du contraste et correction de l'illumination non uniforme. Ensuite, une détection du réseau vasculaire et des hémorragies a été effectué en utilisant une méthode basée sur les niveaux de gris car les deux ont la même couleur. La dernière étape consiste à délimiter les hémorragies en exploitant les techniques de correction gamma et de seuillage global. L'algorithme a été testé sur la base d'image DiaretDB1. La méthode proposée a atteint une spécificité (SP) de 84%, une sensibilité (SN) de 87% et une précision de 89%.

Priyanka Jaware , Shubhangi Borkar ,2017[28] Ils ont présenté une approche morphologique pour la détection des lésions. La méthode de détection des micro-anévrismes proposée est traitée par les étapes suivantes, l'acquisition d'image de fond, le prétraitement, le filtrage, le seuillage et la réduction de FP. Le système proposé atteint la sensibilité de 83%, la spécificité de 89% et la précision de 86%.

Diana veiga et al,2018 [29] ont présenté une approche basée sur les caractéristiques de texture pour détecter les micro-anévrismes. L'algorithme proposé utilise (SVM) dans la phase de classification. La performance de l'algorithme a été évaluée sur trois ensembles de données publiques. Les résultats montrent de sensibilité de 62, 66.

III. Détection des lésions lumineuse (exsudats durs)

Parmi les anomalies provoquées par la RD le plus souvent ; sont les lésions lumineuses telles que les exsudats. Les exsudats sont des liquides qui filtrent du système circulatoire dans les lésions ou la zone d'inflammation. Au cours de la progression de la rétinopathie diabétique, la taille et la distribution des lésions lumineuses peuvent être modifiées. En effet, ils peuvent conduire à la perte de la vue lorsqu'ils sont présents dans la fovéa. La détection précoce des lésions lumineuses pourrait diminuer la gravité de la maladie.

Hussain et al,2011 [30] ont développé une approche basée sur l'utilisation d'un seuillage adaptatifs 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% é été obtenu par l'algorithme.

Kavitha et al,2011 [31] 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.

D. Marin et al,2012 [32] ont présenté un système de détection des exsudats. L'approche consiste à appliquer des algorithmes de traitement numérique d'image pour extraire les régions candidates. En se basant sur les caractéristiques des exsudats, des algorithmes de classification supervisés ont été utilisés pour extraire que les exsudats. L'algorithme a été testé sur 1058 images, il a atteint un taux de sensibilité et de spécificité de 90% et 69% respectivement.

M. Usman Akram et al,2012 [33], ont présenté une méthode de détection et de classification des exsudats dans des images rétiniennes. Les auteurs ont utilisé des filtres pour extraire les régions candidates. Le disque optique a été ensuite éliminé. Finalement, un classifieur bayésien a été appliqué pour détecter les exsudats.

Diptoneel Kayal et Sreeparna Banerjee,2012 [34] ont proposé une méthode de détection des exsudats en utilisant diverses techniques, comme la transformation de Hough et le seuillage Otsu. L'algorithme a atteint une sensibilité de 97,60%, une spécificité de 98,15% et une précision de 97,85%.

Kittipol et al,2012 [35] Ils ont détecté les exsudats dans les images rétiniennes de faible qualité en utilisant FCM avec des méthodes morphologiques avec une précision améliorée de 92,49 par rapport aux systèmes utilisant uniquement des méthodes morphologiques.

Kekre et al,2013 [36], 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 que les exsudats.

Nidhal et al,2013 [37], 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.

Saifuddin & Vijayalakshmi,2016 [38] Ils ont introduit une méthode pour localiser les exsudats et classer les images du fond d'œil. Ils ont effectué la détection des exsudats en utilisant la

morphologie mathématique et classés exsudats et non-exsudats en engageant le classifieur perceptron multicouche (MLP). Ils ont signalé 100% de précision.

Shuang et. Al,2017 [39] Ils ont réalisé une identification d'exsudat en utilisant un CNN profond. Les exsudats potentiels sont extraits par des opérateurs d'ouverture ultime morphologiques qui sont transmis au modèle CNN formé. Le système atteint une précision de 91,92 sur une base de données open source pour exsudats E-ophthaEX avec une sensibilité de 88,85.

IV. Détection de la rétinopathie diabétique non proliférante

Dans cette section du chapitre, nous présentons les différents travaux récents reportés dans la littérature pour la détection et classification de la rétinopathie diabétique non proliférante.

Sinthanayothin et al,2003 [40] Ils ont conçu un système pour distinguer les images de fond normales et anormales. Des exsudats durs ont été détectés en utilisant croissance par région récursive. Les microanévrismes et les hémorragies ont ensuite été détectées après l'élimination des vaisseaux sanguins. En raison de la mauvaise performance de la détection des lésions rouges, seuls les exsudats durs ont été utilisés pour le dépistage de la RD.

U R Acharya, et al ,2009 [41] : Dans leur travail, des techniques de traitement d'images morphologiques ont été utilisées pour extraire des micro-anévrismes, des exsudats et des hémorragies et de support vecteurs machine (SVM) est utilisée pour classée la rétine normale, la rétinopathie diabétique non proliférante légère, modérée et grave. Une sensibilité de plus de 82% et une spécificité de 86% ont été démontrées pour le système développé.

Ravishankar et al,2009 [42] ont développé des approches pour localiser le disque optique (DO) et détecter les lésions rouges et lumineuses. Les principaux vaisseaux sanguins ont été segmentés pour localiser DO. Ce dernier a été éliminé par la suite pour ne garder que les exsudats. Les lésions rouges ont été détectées par seuillage. L'évaluation des algorithmes sur une base de 516 images ont donné une sensibilité et une spécificité de 95,7% et 94,2% respectivement.

Dupas et al,2010 [43] ont présenté un système de détection et classification de la RD, les auteurs ont utilisés une grande base de données qui comporte 761 images contenant des

images saines et pathologiques. L'algorithme de détection des micro-anévrismes, des exsudats ont montré une sensibilité de 88,5% et 92,8% respectivement. Pour la détection de la RD, la sensibilité et la spécificité de l'algorithme étaient respectivement de 83,9% et 72,7%.

Shahin et al,2012 [44] Ont présenté un système pour détecter les vaisseaux sanguins, les exsudats, les micro-anévrismes et calculer la superficie de ces lésions extraites. De plus, ils trouvent l'entropie et l'homogénéité pour la classification en appliquant un réseau neuronal artificiel (RNA) et atteignent une précision supérieure à 92%.

Harry Pratt et. Al,2016 [45] proposé un système utilisant CNN qui classe chaque image en 0.04 secondes, Le système a été testé sur un jeu de données Kaggle avec une précision de 75%, mais a marqué très faible sur la sensibilité de 30% qui pourrait être attribué à l'utilisation d'un grand ensemble de données de 5000 images de validation

Zhitao Xiao Xinpeng Zhang et al ,2017 [46] ont proposés un système de dépistage RDNP. La conception de ce système, comporte une phase de segmentation des éléments principaux de la rétine : les vaisseaux sanguins, le disque optique et la macula. La deuxième phase consiste à la détection des MAs, des hémorragies et des exsudats durs. Le système traite également un schéma de reconstruction 3D pour mieux visualiser les résultats. Les classifieurs utilisées dans ce travail sont : le k-means et le SVM. Le système a été testé sur des bases de données publiques et des images acquissent par les hôpitaux. Le système atteint un taux de prédiction de 95%.

ChandraKumar et al ,2017 [47] propose également un système basé sur un réseau de neurones convolutionnels profonds qui peut classer sans aucune extraction manuelle de caractéristiques. Bien que le système atteigne une précision globale de 94% avec les jeux de données STARE et DRIVE respectivement, il suit une approche calculatrice coûteuse.

Raman et al,2017 [48] Leur méthodologie proposée se concentre sur l'amélioration des images, le filtrage du bruit, la détection des vaisseaux sanguins et identifier le disque optique, extraire les caractéristiques et classer les différentes étapes de la rétinopathie diabétique par l'utilisation de l'apprentissage automatique techniques.

Pallab Roy et Al,2017 [49]. Propose une méthode hybride pour le classement avec une approche basée sur le modèle CNN, montrant une amélioration du score kappa à la valeur de 0,86 par rapport à des méthodes similaires. Le système pourrait atteindre de précision de classification pour le niveau de gravité de légère, modérée et sévère.

Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents travaux reportés dans littératures pour la détection des lésions précoces comprennent les micro-anévrismes MA, les hémorragies et les exsudats durs, ainsi que les travaux liés à la classification de la RD non proliférante.

Chapitre III : Détection et classification de la RD non proliférante

Sommaire

Introduction

I. la base de données

- I.1. Base d'images DRIVE
- I.2. Base d'images MESSIDOR
- I.3. Base d'images DIARETDB1
- I.4. Base d'images DIARETDB0

II. Détection des lésions sombres dans les images rétinienne

- II.1. Détection des micro-anévrismes
 - II.1.1. Algorithme de détection des micro-anévrismes
 - II.1.1.1. Prétraitement
 - II.1.1.2 Extraction des régions rouges
 - II.1.1.3 Extraction la région des candidats
 - II.1.1.4 Segmentation et élimination du réseau vasculaire
 - II.1.2 Résultats et Discussion.
- II.2 Détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine
 - II.2.1 Algorithme de détection des hémorragies.
 - II.2.1.1 Prétraitement
 - II.2.1.2 Détection des régions sombres (rouges)
 - II.2.1.3 Segmentation et élimination du réseau vasculaire
 - II.2.1.4 Segmentation et élimination de la macula
 - II.2.2 Résultats et Discussion

III. Détection des lésions lumineuses (exsudats durs)

- III.1 Algorithme de détection des exsudats
 - III.1.1 Augmentation du contraste
 - III.1.2 Élimination du réseau vasculaire
 - III.1.3 Extraction des régions candidats
 - III.1.4 Détection des exsudats
- III.2 Résultats et discussion

IV. Classification des stades de la RD

Conclusion

INTRODUCTION

La classification des stades de la RD non proliférante offre une approche prometteuse dans les applications cliniques. La sévérité de la maladie sont déterminés en fonction du type, de la quantité et de la localisation des lésions sombres et lumineuses dans la rétine. Ce chapitre est divisé en deux sections. La première section est consacrée à la présentation et l'évaluation des algorithmes que nous proposons pour la détection des micro-anévrismes, hémorragies et exsudats. Dans la deuxième section du chapitre, nous proposons une approche basée sur l'utilisation des algorithmes de classification supervisée pour la classification des stades la RD non proliférante (RDNP), à savoir, normal (pas de RD), RDNP légère, RDNP modérée et RDNP sévère.

I. Base de données

Les bases d'images sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images rétinienne, ils aident considérablement les chercheurs d'évaluer et de comparer les méthodes développées par rapport aux travaux reportés dans l'état de l'art. Elles conduisent à la mise au point de meilleurs algorithmes. Dans cette section, nous présentons les différentes bases de données utilisées dans notre travail [50].

I.1. Base d'images DRIVE

La base d'image Drive comprend 40 images couleur du fond d'œil, dont 7 présentent des pathologies. Les images sont acquises avec un rétinographe non mydriatique (Canon RC5) avec un champ de vision de 45 degré (FOV). Elles sont enregistrées au format JPEG, avec une taille de 768 *584 pixels. La base d'image est divisée en deux ensembles (20 images pour l'apprentissage et le reste pour le test). La segmentation manuelle du réseau vasculaire est effectuée par deux ophtalmologues expérimentés [51]. Un exemple d'image de la base de données DRIVE est montré dans la figure.III.1.

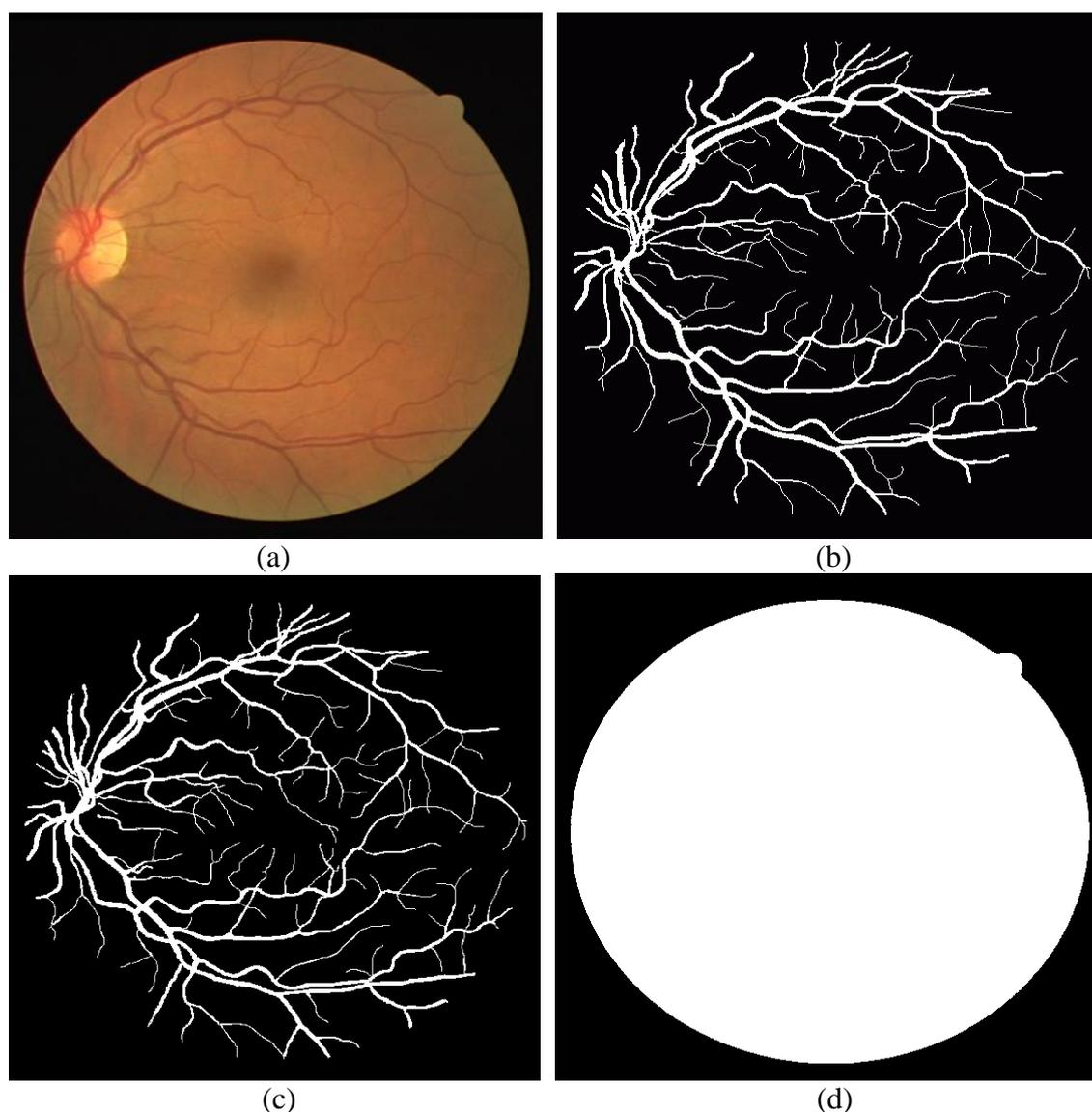


Figure.III. 1. Exemples d'images de la base de donnée DRIVE ; (a) : image originale ; (b) :segmentation manuelle du réseau vasculaire par le premeir ophtalmologue (c) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un dexieme ophtalmologue ;(d) :masque de

I.2. Base d'images MESSIDOR

La base de données Messidor contient 1200 images couleur du fond d'œil. Ces images ont été acquises par l'Hôpital Lariboisière à Paris, la Faculté de Médecine Saint-Etienne CHU de Brest (France). 800 images sont acquises avec dilatation de la pupille et 400 images sans dilatation ; en utilisant un rétinographe non mydriatique de type Topcon TRC NW6 avec un champ de vision de 45°. Les images ont une taille de 1440 * 960 en 588 images, 2240 * 1488 en 400 images et 2304 * 1536 en 212 images. Toutes les images sont enregistrées en format TIFF non compressé. Pour chaque image, le grade de la RD et le risque d'œdème maculaire (EM) est fourni par des experts [51]. Le diagnostic est considéré comme la norme de

référence pour l'analyse des performances de notre travail. Quelques exemples d'images de la base de données sont illustrés dans la figure.III.2.

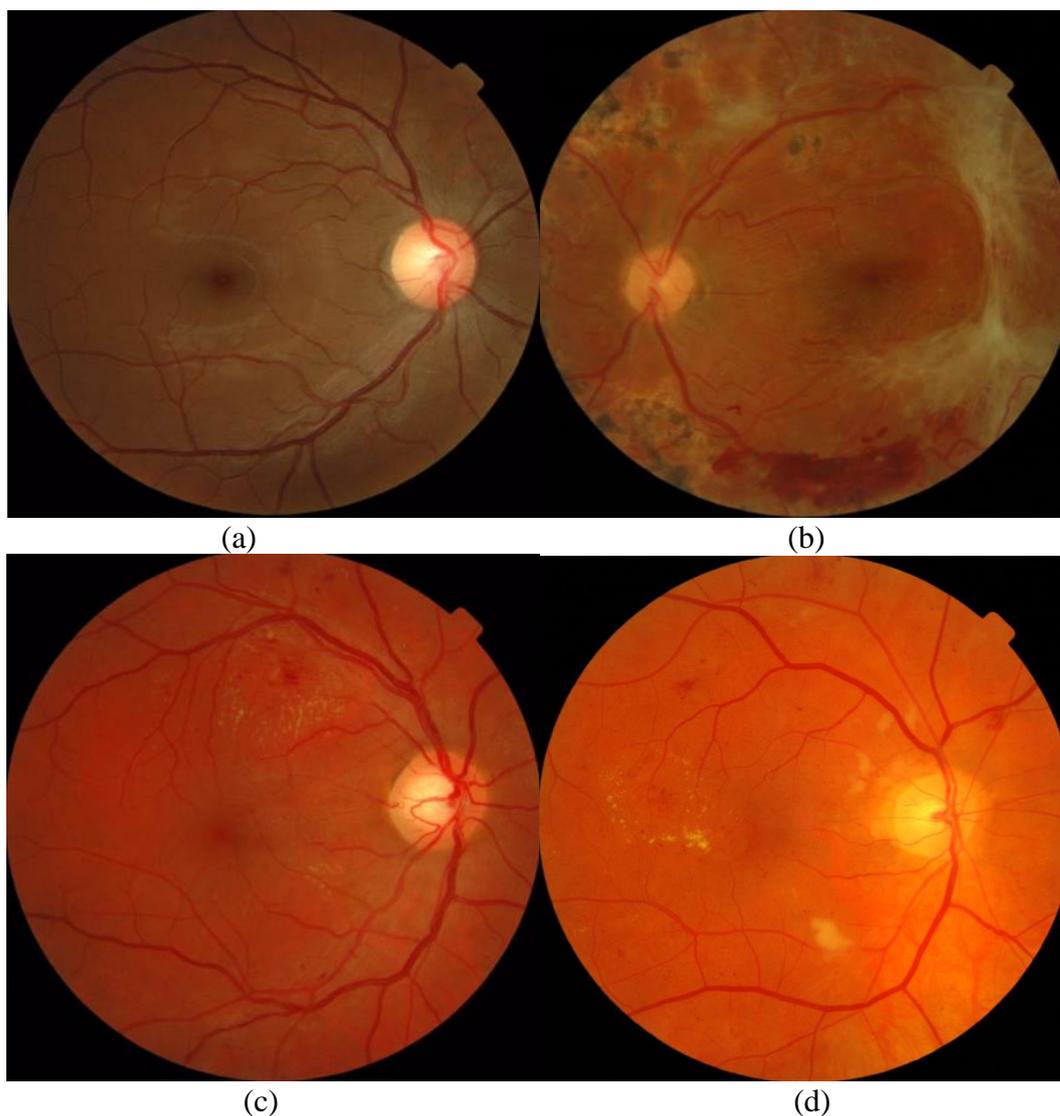


Figure. III. 2. Exemples d'images de la base de données MESSIDOR ; (a) : image saine (b) : image pathologique avec une RD de stade 3 et aucun risque d'un œdème maculaire ; (c) : image pathologique avec une RD de stade 3 et risque d'un œdème maculaire stade 2 ; (d) : image pathologique

I.3. 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 [51]. Un exemple d'une image de la base de données avec une segmentation par des ophtalmologues est illustré dans la figure.III.3.

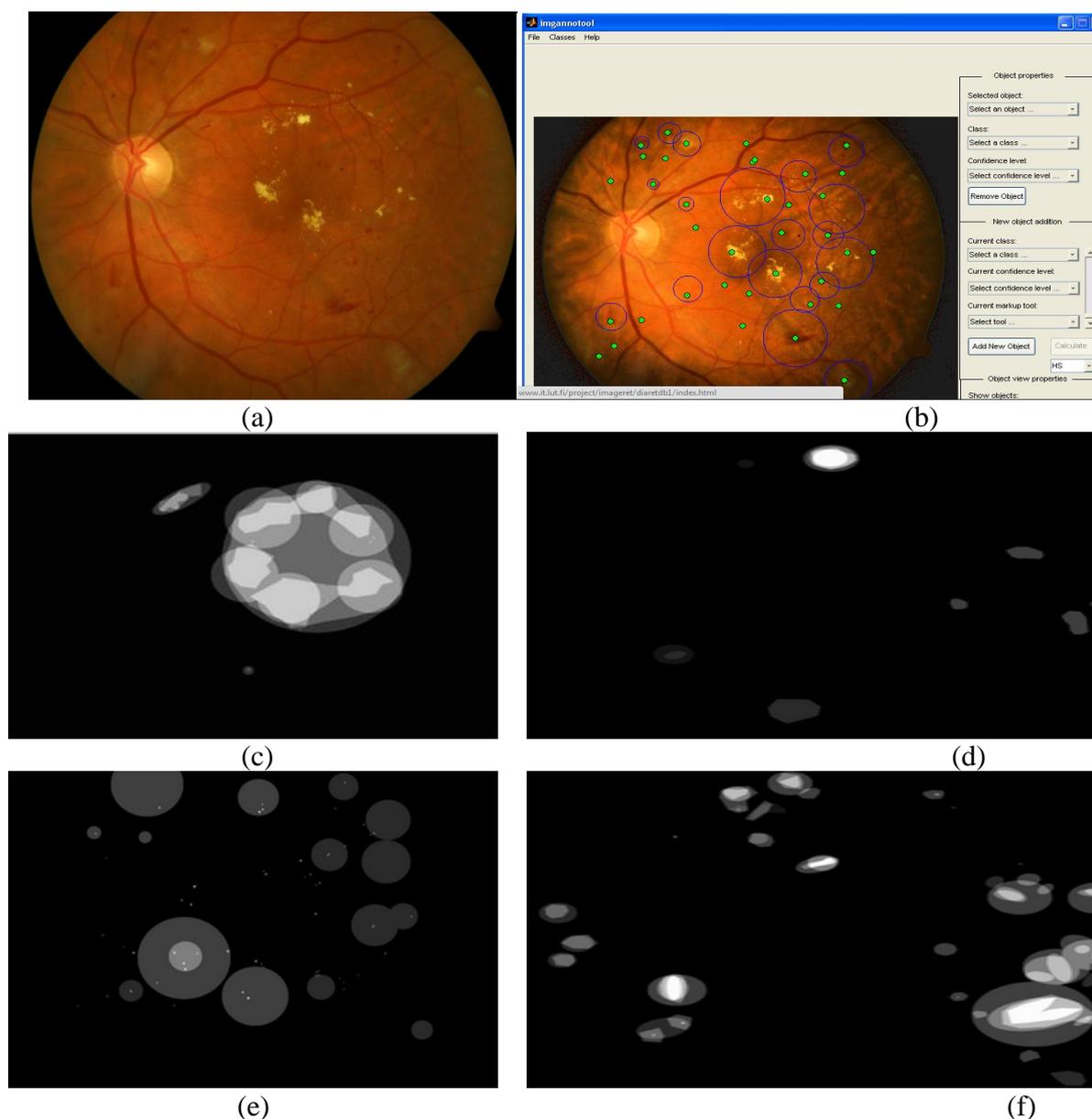


Figure.III.3. Exemples d'images de la base de données DIARETDB1 ; (a) : image couleur de la rétine pathologique ; (b) : segmentation des lésions par un des expert ;(c) : localisation des exsudats durs ; (d) : localisation des exsudats mous ;(e) : localisation des micro-anévrismes ;(f) : localisation des hémorragies.

I.4. Base d'images DIARETDB0

Cette base d'image se compose de 130 images du fond d'œil dont 20 sont des images saines et 110 contiennent des signes de la rétinopathie diabétique (exsudats durs, exsudats mous, micro-anévrismes, hémorragies et néovascularisation). Les images ont été capturées à l'aide d'un appareil de fond d'œil numérique à champ de vision de 50 degrés avec des paramètres de caméra inconnus. Les données correspondent à des situations pratiques et peuvent être utilisées pour évaluer la performance des méthodes de diagnostic (figure III.4).

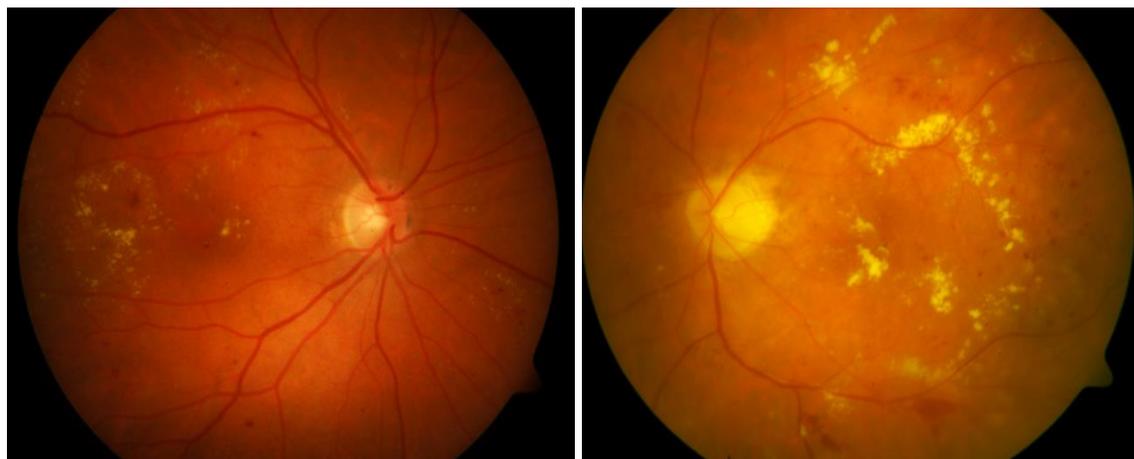


Figure.III.4. Exemples d'images de la base de données DIARETDB0

II. Détection des lésions sombres dans les images rétiniennes

Sachant que le nombre des patients atteints du diabète augmente, par conséquent, la détection précoce de la rétinopathie diabétique pour un dépistage régulier peut empêcher la perte de la vision et de la cécité. En effet, le développement des algorithmes pour la détection des lésions sombres caractéristiques de la RD (hémorragies et micro-anévrismes) permet d'aider les ophtalmologistes à prendre la décision si les signes suspects de la RD sont présents ou non dans l'image pour un système de dépistage de masse assisté par ordinateur.

II.1. Détection des micro-anévrismes

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. Les micro-anévrismes apparaissent dans les images couleur de la rétine comme des taches sombres plus ou moins circulaires, de taille assez uniforme (Figure III.4). Par conséquent, la détection des micro-anévrismes dans les images du fond d'œil est une tâche difficile en raison de sa petite taille, du faible contraste de l'image, des indices trompeurs comme la présence de d'autres régions rouges (hémorragies, réseau vasculaire) et de la grande variation des conditions d'imagerie. Une détection réussie des micro-anévrismes serait plus utile pour une planification adéquate et un traitement approprié de la maladie au stade précoce.

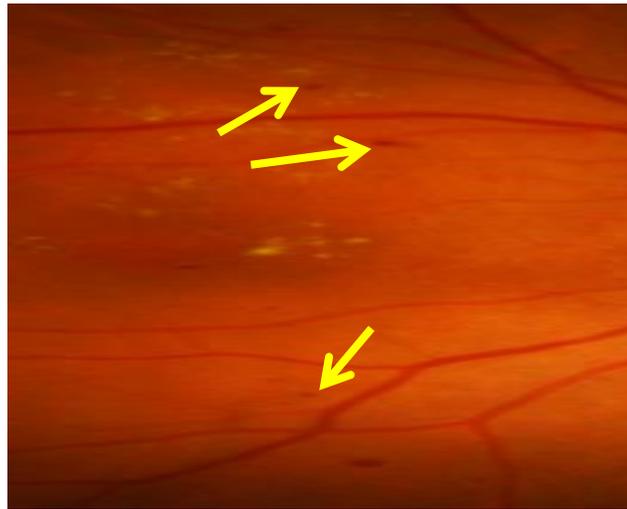


Figure.III.5. Présence des micro-anévrysmes montrés par une flèche.

II.1.1. Algorithme de détection des micro-anévrysmes

Dans le cadre de la détection des micro-anévrysmes, un algorithme basé sur les opérateurs morphologiques est proposé (Figure.III.6).

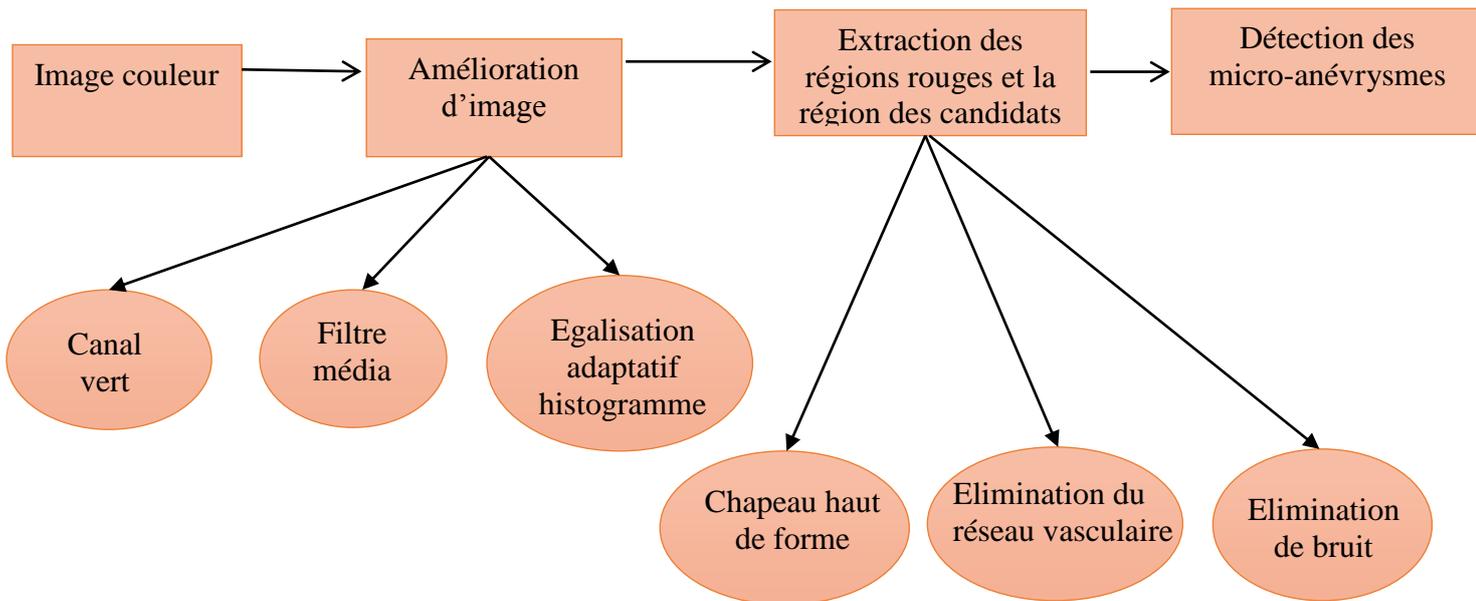


Figure.III.6 : Organigramme de détection des micro-anévrysmes.

II.1.1.1. Prétraitement

Sachant que l'illumination dans les régions centrales par rapport au bord de l'image n'est pas uniforme et que les éléments rouges (sombres) apparaissent avec le plus fort contraste dans le canal vert de l'espace couleur RGB, nous travaillons sur ce canal. Par la suite, une égalisation adaptative d'histogramme est appliquée sur le canal vert. En outre, le bruit présent dans l'image est éliminé par une application d'un filtre de médian (figure III.7.a).

II.1.1.2 Extraction des régions rouges

L'extraction des structures rouge est accomplie par l'utilisation de la transformation chapeau haut de forme noir (Figure. III.7.b). Cette transformation permet de ressortir tous les objets qui ne peuvent contenir un élément structurant de taille b' , comme c'est le cas pour les petits objets (micro-anévrysmes), mais également pour les objets de forme allongés (réseau vasculaire).

$$\text{ch}(f)_\emptyset = \emptyset(f) - f$$

Avec $\text{ch}(f)_\emptyset$ est l'image du chapeau haut de forme noire ; $\emptyset(f)$ est la fermeture morphologique de l'image améliorée ; f : l'image améliorée.



Figure.III.7 : Extraction des régions rouges. (a) image améliorée ; (b) : Le chapeau haut de forme de l'image améliorée.

II.1.1.3 Extraction la région de candidate

Pour extraire les candidats de microanévrisme nous appliquons une opération de seuillage sur le résultat de chapeau haut de forme avec un seuil ($58 \leq S \leq 155$) parce qu'après plusieurs essais nous avons trouvé que ce seuil donne des bons résultats avec diminution de faux positif. Par suite sachant que les micro-anévrysmes apparaissent sous la forme de points minuscules, nous supprimons de l'image binaire résultante les petits objets ou pixels de taille 10 et des pixels de taille 100 après, une soustraction est effectuée entre ces deux dernières opérations, résultats est montré dans la (figure III.8).

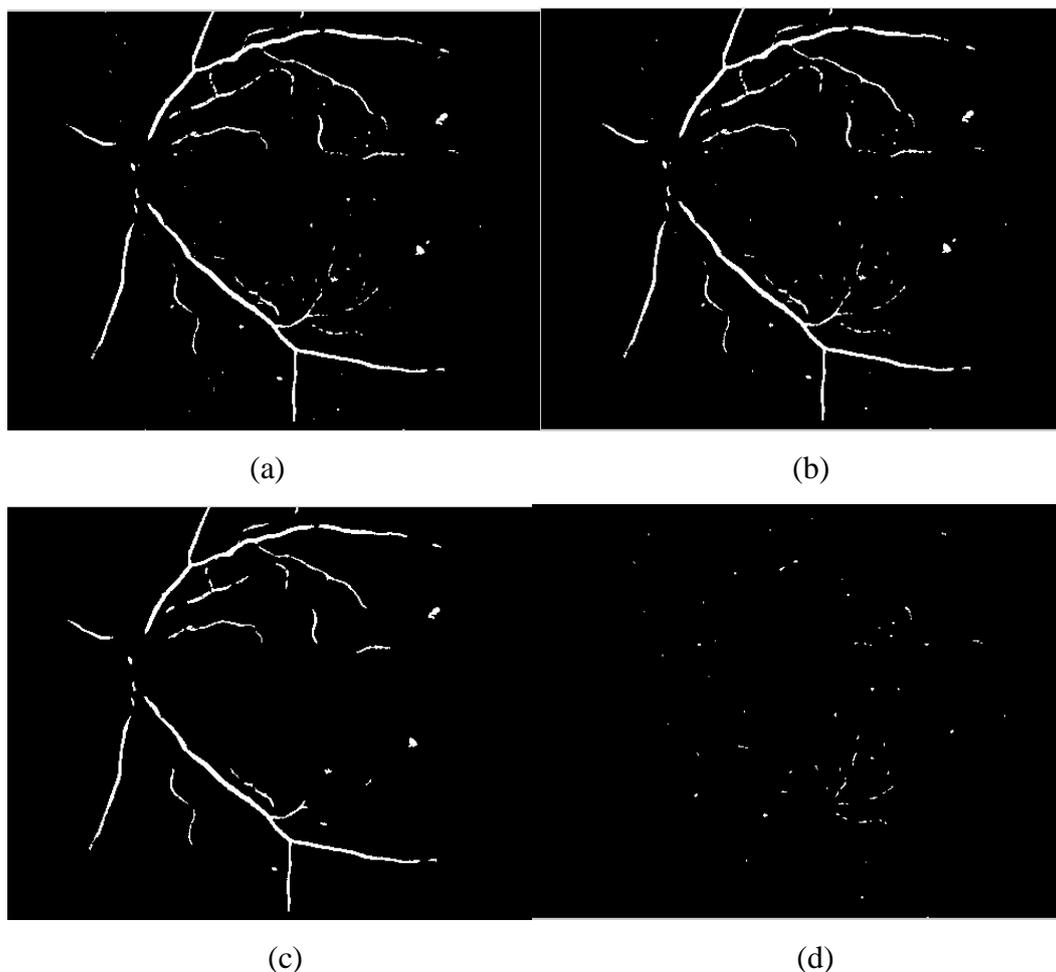


Figure III.8 : Extraction des candidats. (a) opération de seuillage de l'image du chapeau haut de forme ; (b) suppression des objets de (10) ; (c) suppression des objets de (100) ; (d) opération de soustraction.

Après l'opération de soustraction entre les résultats de l'élimination des pixels de 10 à 100, nous remarquons que le réseau vasculaire a été éliminée, mais il reste quelque segment de vaisseaux qui sont considérée comme bruit.

II.1.1.4 Segmentation et élimination du réseau vasculaire

Vu que le résultat d'extraction des candidats (figure III.8.d) représente les petits vaisseaux et quelques particules appartient aux réseaux vasculaires qui sont considérer comme bruit, il est donc préférable d'extraire le réseau vasculaire pour éliminer ces bruits. Comme le réseau vasculaire appartient aux régions rouges comme les micro-anévrismes, il apparaît dans le résultat du chapeau haut de forme, En effet ; pour extraire ce dernier et le séparer des micro-anévrismes, nous appliquons un seuillage automatique sur l'image du chapeau haut de forme (figure III.9.a). Afin d'éliminer les continuités et les segments de réseau vasculaire qui représente un faux positif dans résultat d'extraction des candidats, nous utilisons une boucle

for dans laquelle nous ajoutons la size de réseau vasculaire segmenté et résultats de la soustraction (figure III.8. d). Résultat final est montrés dans la figure (figure III.8).

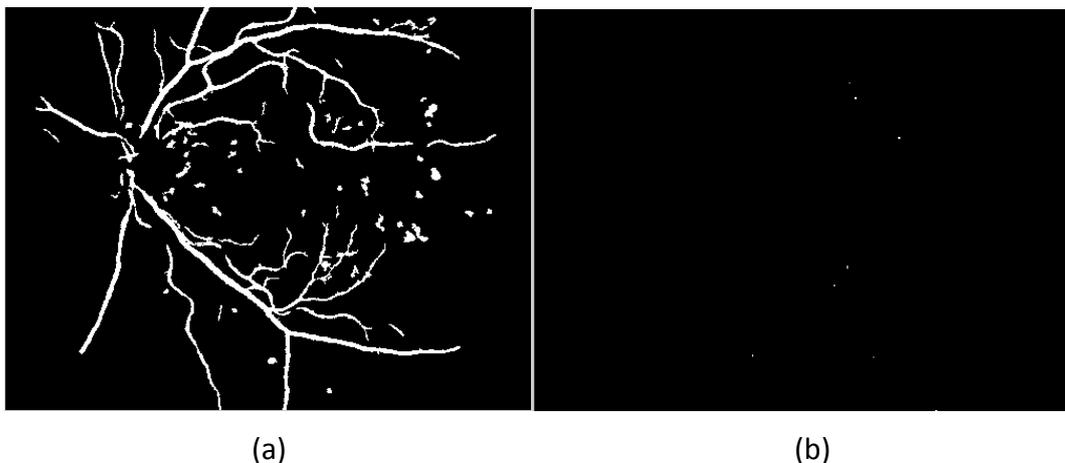


Figure.III.9 Segmentation et élimination du réseau vasculaire ; a) Extraction du réseau vasculaire ; b) élimination de réseau vasculaire.

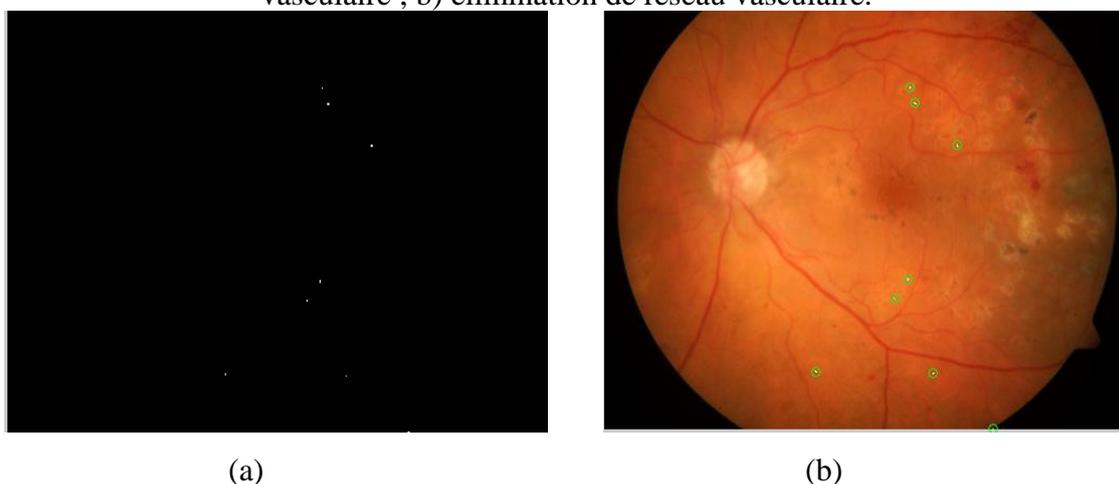


Figure.III.10 : résultat final de détection des microanévrismes ; (a) détection des microanévrismes et éliminations des faux positif ; (b) superposition sur l'image original

II.1.2 Résultats et Discussion

La méthode proposée a été testé sur plusieurs images de différentes bases de données contenant différentes qualité d'image avec plusieurs lésions telles que les hémorragies et les exsudats. On constate que les micro-anévrismes ont été bien identifiés. Ils correspondent à la détection manuelle par les ophtalmologues, Les résultats été satisfaisants dans les images de bonne qualité. Dans le cas où les micro-anévrismes apparaissent avec un faible contraste ou dans des images sombre les résultats été acceptables. En outre, dans le cas où les images contenant de larges hémorragies, les résultats obtenus ont été satisfaisants, l'algorithme est sensible au bruit causé par le système d'acquisition. Voilà quelque exemple dans la Figure.III.11

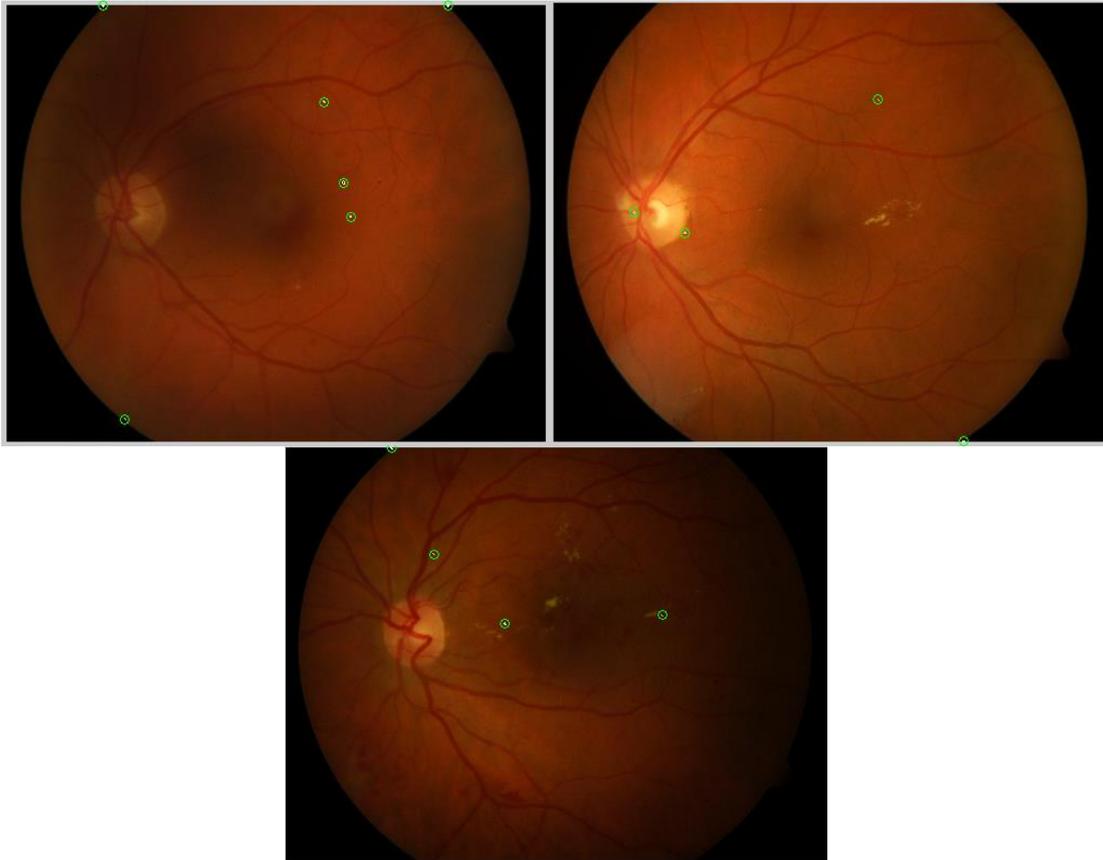


Figure.III.11 : exemple de détection des microanévrismes

II.2 Détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine

Les hémorragies sont des taches rouges, qui sont importantes pour prédire la gravité de la RDNP, Le problème dans la détection des hémorragies est le manque d'information : la taille et la forme variables, le contraste peut être faible ou fort, la couleur-bien que rouge varie d'une image à l'autre. En effet la majorité des travaux développés dans ce domaine détectent les dans les images angiographiques dont lesquels les hémorragies apparaissent avec un fort contraste (figure III.12).

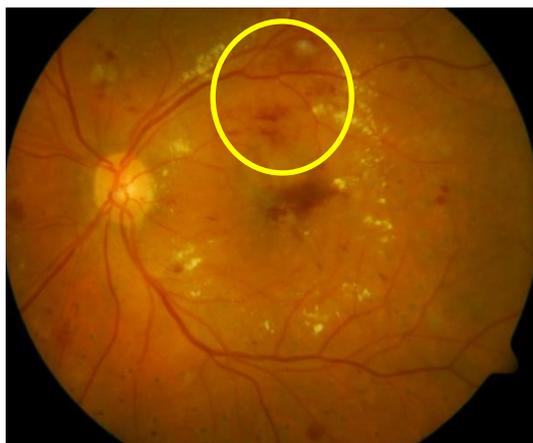


Figure III.12 : Exemple de présence d'hémorragies montrés par un cercle

II.2.1 Algorithme de détection des hémorragies

Suivant cet organigramme, nous abordons le problème de détection des hémorragies.

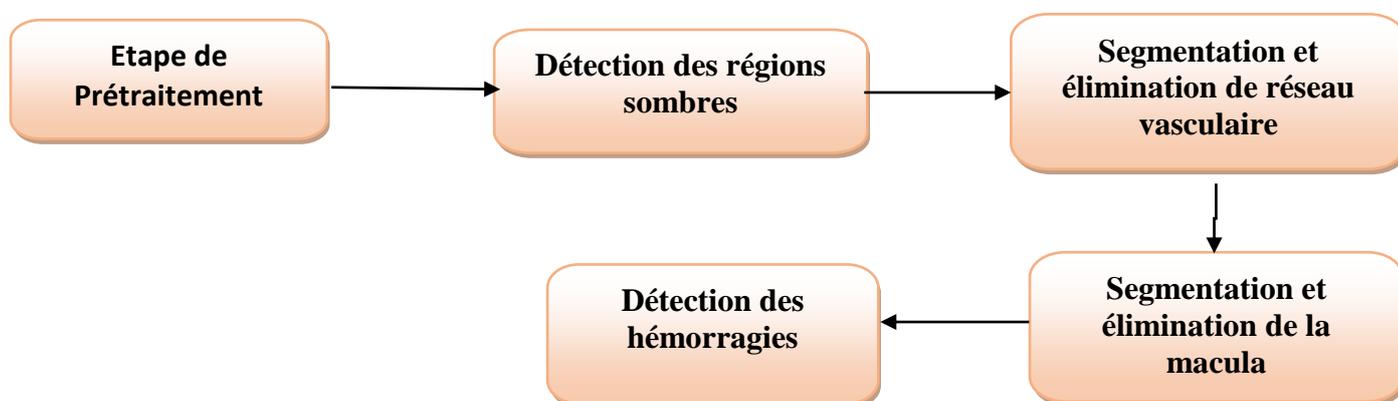


Figure.III.13 : Organigramme proposé de détection des hémorragies.

II.2.1.1 Prétraitement

Afin d'améliorer la qualité de l'image, nous travaillons sur le canal vert de l'espace couleur RGB, en suite, nous appliquons une égalisation adaptative d'histogramme sur ce canal. En outre, pour enlever les lésions claires si elles se trouvent à proximité des hémorragies, nous appliquons une ouverture morphologique sur l'image améliorée. La taille de l'élément structurant ne doit pas être plus élevée, parce que sinon, les hémorragies présenteront des discontinuités (Figure.III.14. b). Finalement les bruits sont minimisés par l'application d'un filtre de gauss de petite taille.



(a) (b)
Figure.III.14 : Prétraitement de l'image originale ;
(a): image originale ;(b) : image améliorée.

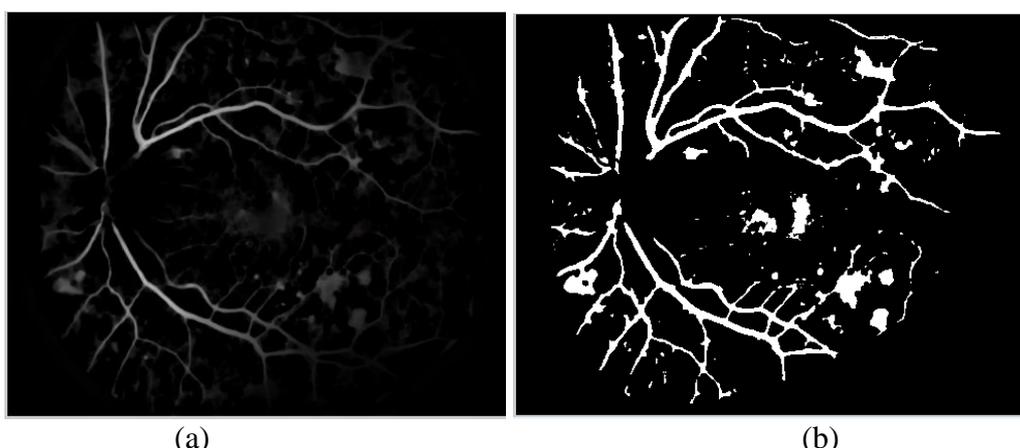
II.2.1.2 Détection des régions sombres (rouges)

Sachant que les valeurs des pixels des hémorragies sont plus faibles que celles des autres régions tel que le réseau vasculaire, la macula, les micro-anévrismes, nous effectuons les étapes suivantes pour détecter ces régions :

- La première étape on a appliqué un filtre médian de masques de $6 * 6$ pixels et $130 * 130$ pixels Ensuite, une opération de soustraction entre ces deux images.
- La deuxième étape consiste à appliquer une opération de seuillage (figure.III.15)

$$Imf_1 = Ts [imf_{d(6*6)} - imf_{d(130*130)}]$$

Avec ; Imf_1 : les régions sombres dans l'image ; Ts : le seuillage de l'image ; $imf_{d(6*6)}$: le filtre médian de taille $6*6$; $imf_{d(130*130)}$: filtre médian de taille $130*130$.



(a) (b)
Figure.III.15 : Détection des régions candidats rouges ;
(a) : Résultats d'extraction des régions rouges ;(b) : résultat de seuillage sur l'image lissée.

II.2.1.3 Segmentation et élimination du réseau vasculaire

Les hémorragies sont souvent connectées au réseau vasculaire. En effet pour éliminer le réseau et ne garder que les hémorragies, il est important qu'il soit bien segmenté. Tout d'abord, pour augmenter le contraste de l'image rétinienne, nous appliquons sur le canal vert de l'image originale, une opération d'égalisation adaptative d'histogramme suivi d'un filtre médian (figure.III.16). Afin d'extraire le réseau vasculaire, une transformation du chapeau haut de forme est appliqué sur l'image améliorée. Finalement, une opération de seuillage manuel est effectuée (figure.III.17). Après avoir segmenté ce dernier (Figure.III.17. b), une opération de soustraction entre l'image résultante de la segmentation de réseau vasculaire et l'image de la figure.III.15. b est appliquée pour éliminer le réseau rétinien, suivi d'une ouverture surfacique pour enlever quelque segment et particules restants (figure III.18).

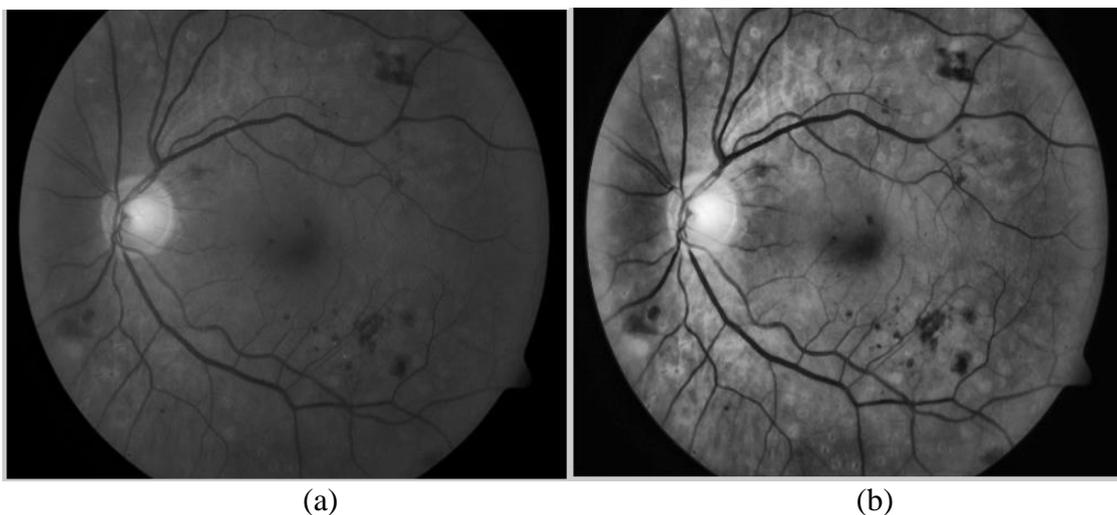
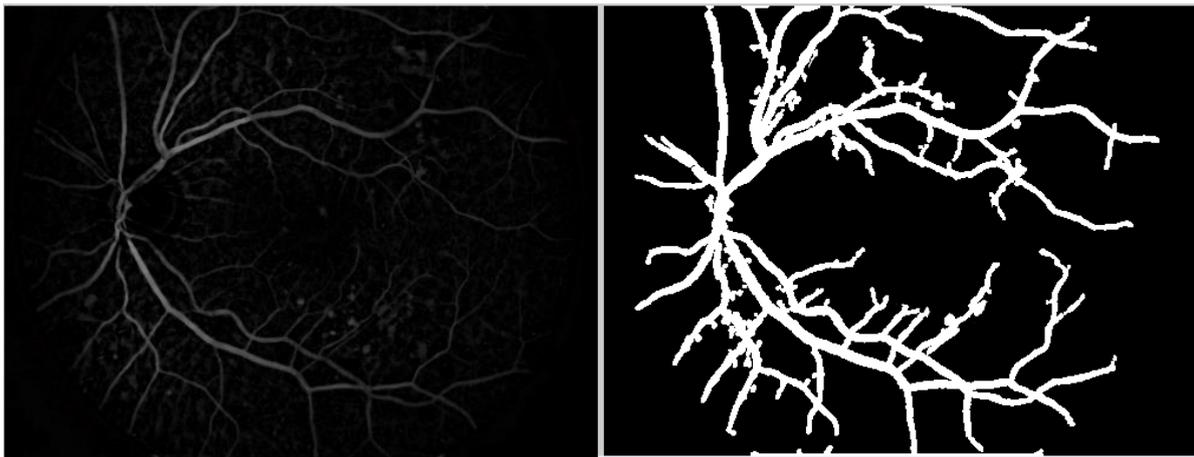


Figure.III.16 : étape de prétraitement ;

(a) : canal vert ; (b) : résultat d'égalisation adaptative d'histogramme suivi d'un Filtre médian.



(a) (b)
Figure.III.17 : extraction de réseau vasculaire ;

(a) : le chapeau haut de forme de l'image améliorée ; (b) : le résultat de seuillage de l'image du chapeau haut de forme.

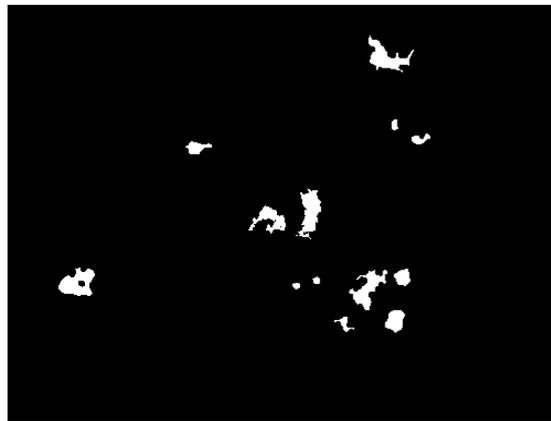


Figure. III.18: élimination du réseau vasculaire ;

II.2.1.4 Segmentation et élimination de la macula

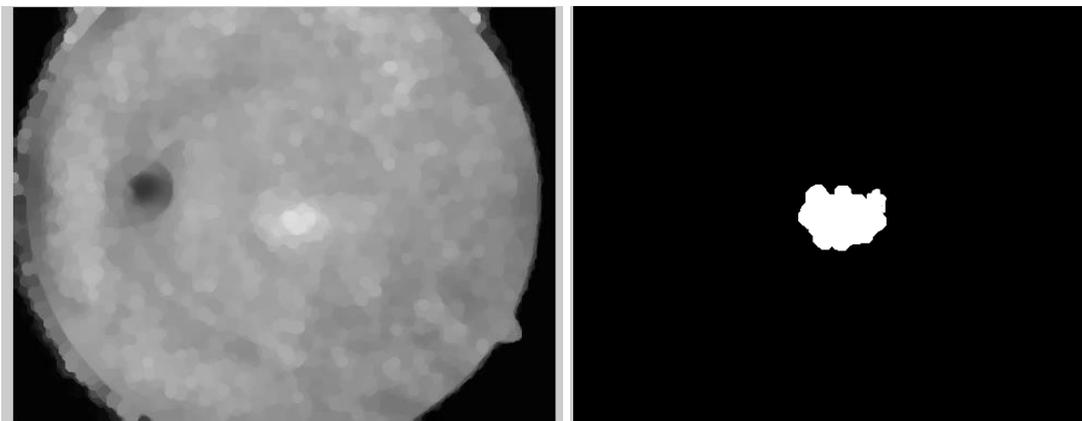
Il est important dans notre travail de segmenter la macula pour faire éliminer par la suite puisqu'elle a les mêmes caractéristiques que les hémorragies, donc elle représente un faux positif. Pour la segmentation, nous commençons, par une phase d'amélioration du contraste de l'image. Sachant que la macula a souvent un faible contraste et parfois il peut être obscurci par la présence d'exsudats ou d'hémorragies dans la région, pour cela, le canal de luminance de l'espace couleur HSV, opération de l'égalisation adaptative d'histogramme et le filtre de gauss sont utilisés (figure III.19). Afin d'extraire la région maculaire, nous appliquons une ouverture sur l'image améliorée (figure III.19. b). En suite fermeture morphologique avec un élément structurant de taille petite est effectuée. Par suite, nous appliquons un seuillage manuel. Le résultat est montré dans la (figure.III.20). Finalement, pour détecter que les hémorragies, une soustraction entre l'image résultante de la segmentation de la macula (figure III.20.b) et le résultat de l'élimination du réseau vasculaire (figure III.18).



(a) (b)

Figure. III.19: prétraitement

(a) : Image originale ; (b) image améliorée ;



(a) (b)

Figure. III.20: extraction de la macula.

(a) : fermeture morphologique ; (b) : résultats de seuillage.

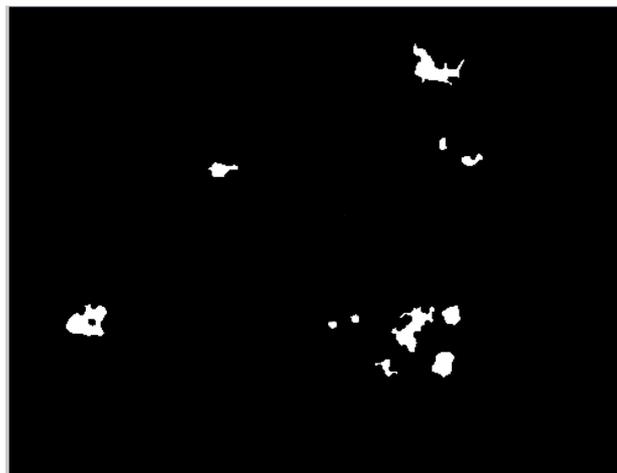
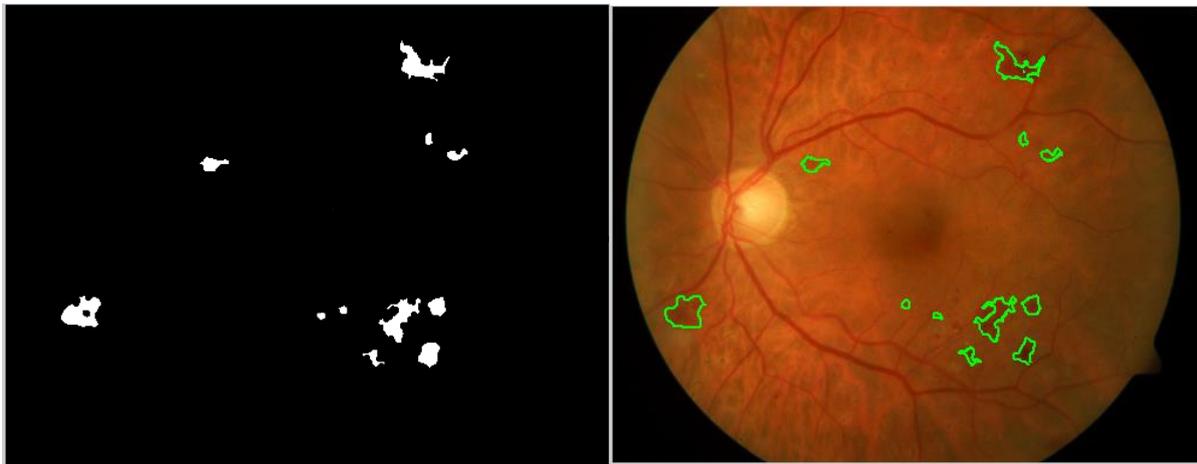


Figure. III.21 : Résultat de l'élimination de la macula



(a)

(b)

Figure.III.22 : Résultat final de détection des hémorragies (a) : détection des hémorragies et élimination des faux positifs ; b) : résultat de des hémorragies superposé sur l'image originale.

II.2.2 Résultats et Discussion

L'algorithme de détection des hémorragies proposé a été testé sur une série d'images de la base de données DiaretDB1 et DiaretDB0. Ces bases ont été choisies par rapport aux autres bases existantes car les différentes lésions : les hémorragies, les micro-anévrismes, les exsudats durs et mous sont marqués par des experts. Toutes les hémorragies larges ont été identifiées avec succès. Cependant, dans quelques images, l'algorithme a raté quelques hémorragies de petite taille, faiblement contrastées ou se situe au centre de la macula ou connectées au réseau vasculaire. Ces hémorragies non détectées ont été éliminées avec la macula ou le réseau vasculaire. Cliniquement, les ophtalmologistes ne s'intéressent pas aux petites hémorragies. Des exemples de détection des hémorragies sont illustrés dans la Figure.III.23.

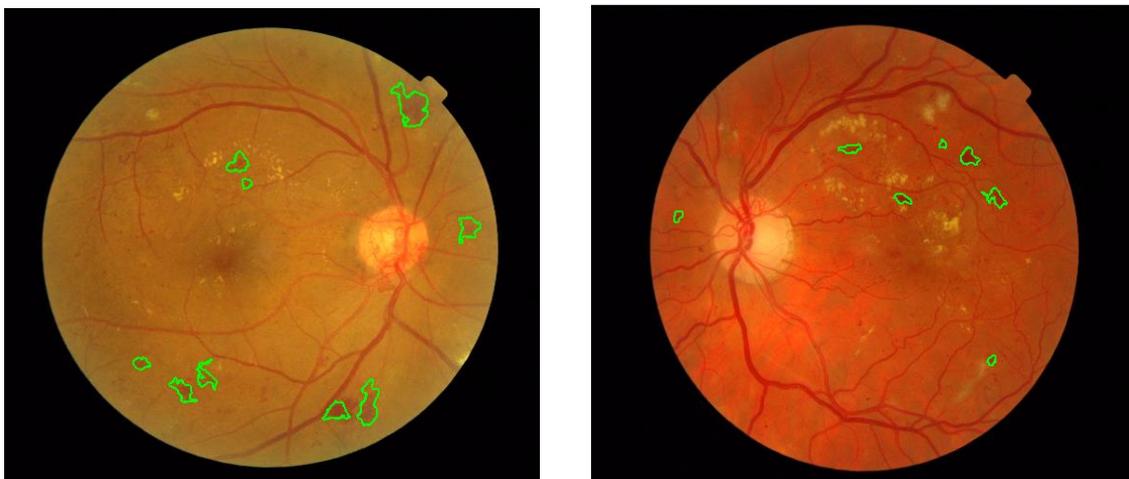


Figure.III.23 : des exemples de détection des hémorragies.

III. Détection des lésions lumineuses (exsudats durs)

Les lésions lumineuses sont les signes visibles de la RD. Le diagnostic précoce ainsi que le traitement rapide de ces signes cliniques tels que les exsudats durs pourront efficacement prévenir la cécité visuelle. La localisation des exsudats dans la région maculaire est une information importante pour l'ophtalmologiste. Sa détection permet de classer le niveau de rétinopathie diabétique et le risque d'œdème maculaire. Les exsudats apparaissent sous forme de dépôts jaunes-blancs brillants sur la couche rétinienne. Leur forme et leur taille varient graduellement avec différentes étapes de la rétinopathie (figure III.23). En effet leur détection est indispensable pour le succès de son traitement.

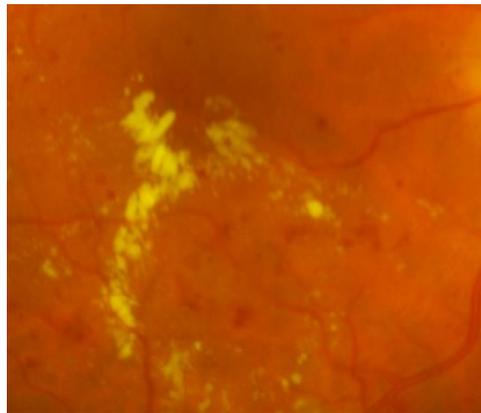


Figure III.24. Exemple de Présence des exsudats dans l'image rétinienne

III.1 Algorithme de détection des exsudats

L'algorithme que nous proposons pour l'extraction des exsudats est présenté dans la figure III.25.

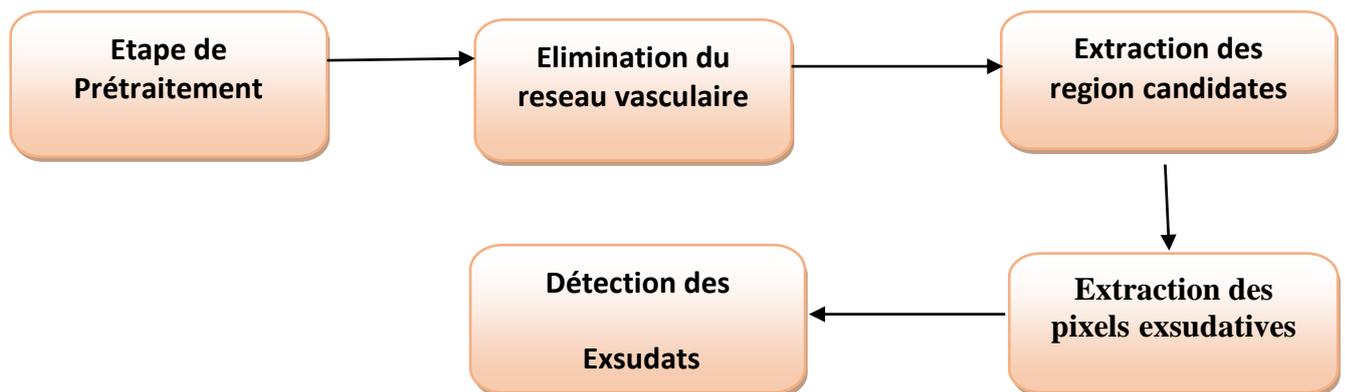


Figure.III.25 : Organigramme de détection des exsudats.

III.1.1 Augmentation du contraste

Pour améliorer le contraste de l'image, nous utilisons le canal de L de l'espace couleur L^*a^*b dont lequel les exsudats apparaissent avec un meilleur contraste. Cet espace est plus approprié pour l'amélioration du contraste, il permet de traiter l'intensité séparément des autres composantes.

La composante L^* est la clarté, qui va de 0 (noir) à 100 (blanc).

- La composante a^* représente une gamme de 600 niveaux sur l'axe rouge (+299 valeur positive) → vert (-300 valeur négative) en passant par le gris (0).
- La composante b^* représente une gamme de 600 niveaux sur l'axe jaune (+299 valeur positive) → bleu (-300 valeur négative) en passant par le gris (0).

Une égalisation adaptative suivie d'un filtre médian avec un masque de 3×3 est appliqué sur l'image du canal de L dans le but d'augmenter le contraste et éliminer les bruits respectivement. (Figure.III.26).

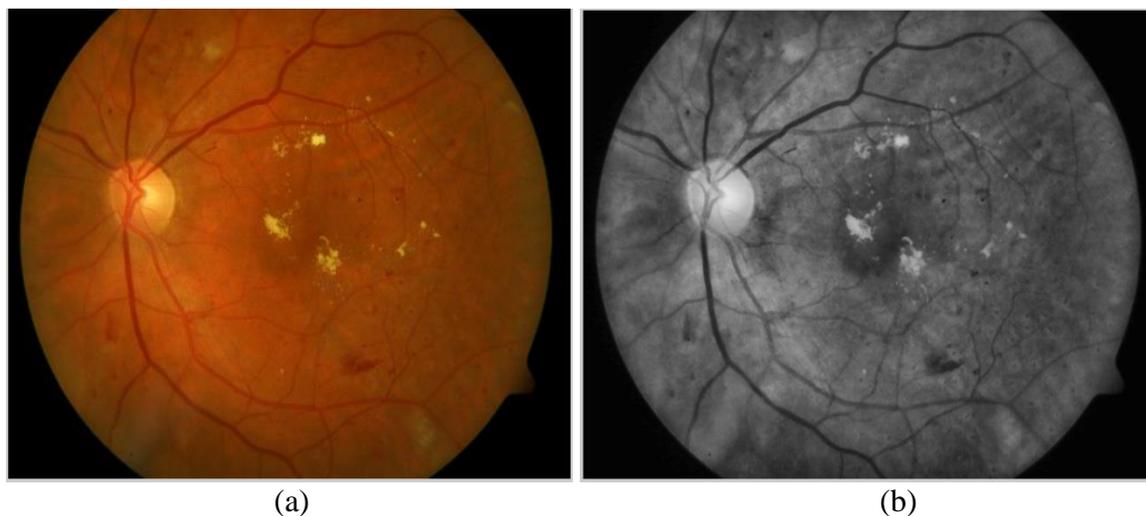


Figure.III.26 : Amélioration et augmentation de contraste de l'image originale.

(a) : Image originale ; (b) : image améliorée ;

III.1.2 Élimination du réseau vasculaire

Afin d'éliminer l'arbre vasculaire, une fermeture morphologique avec un élément structurant de petite taille est appliquée, ensuite, une opération d'écart-type local d'une image est effectuée. Finalement, un seuillage automatique sur l'image résultante est utilisé. Les résultats sont montrés dans la figure.III.27.

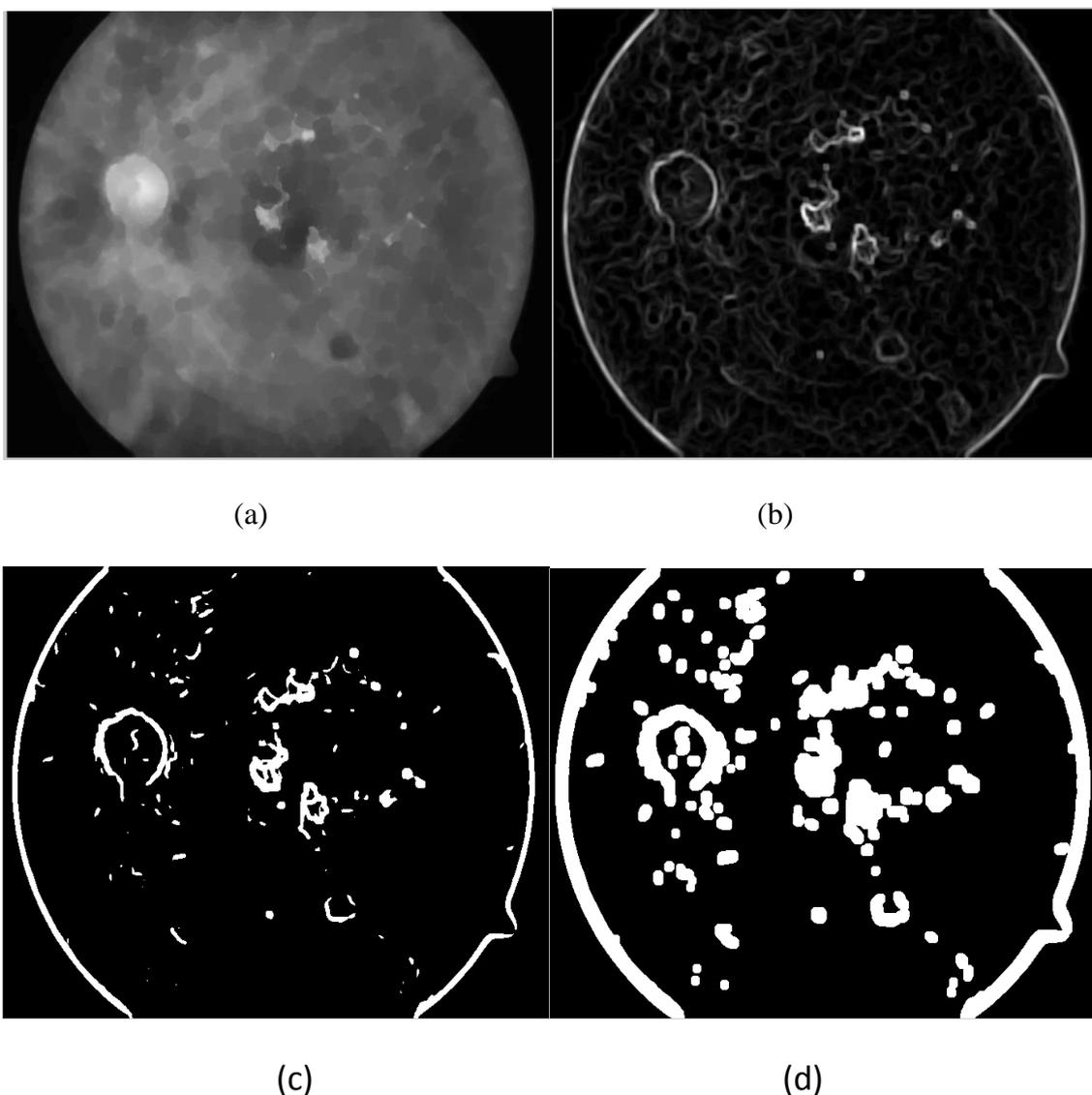


Figure.III.27 : Enlever le réseau vasculaire :

(a): résultat de fermeture ; (b) : l'écart type ; (c) : opération de seuillage ; (d) : image dilatée

III.1.3 Extraction des régions candidates

Pour extraire les régions candidats, nous appliquons une binarisation sur l'image améliorée (figure III.25.b). Ensuite, une opération d'érosion morphologique avec un élément structurant de taille 16. Finalement, pour éliminer la forme circulaire qui entoure l'image (figure III.26.d), une opération de multiplication entre le résultat d'érosion et l'image dilatée (figure III.27) suivi d'une opération de remplissage des trous est effectuée (Figure.III.28.c).

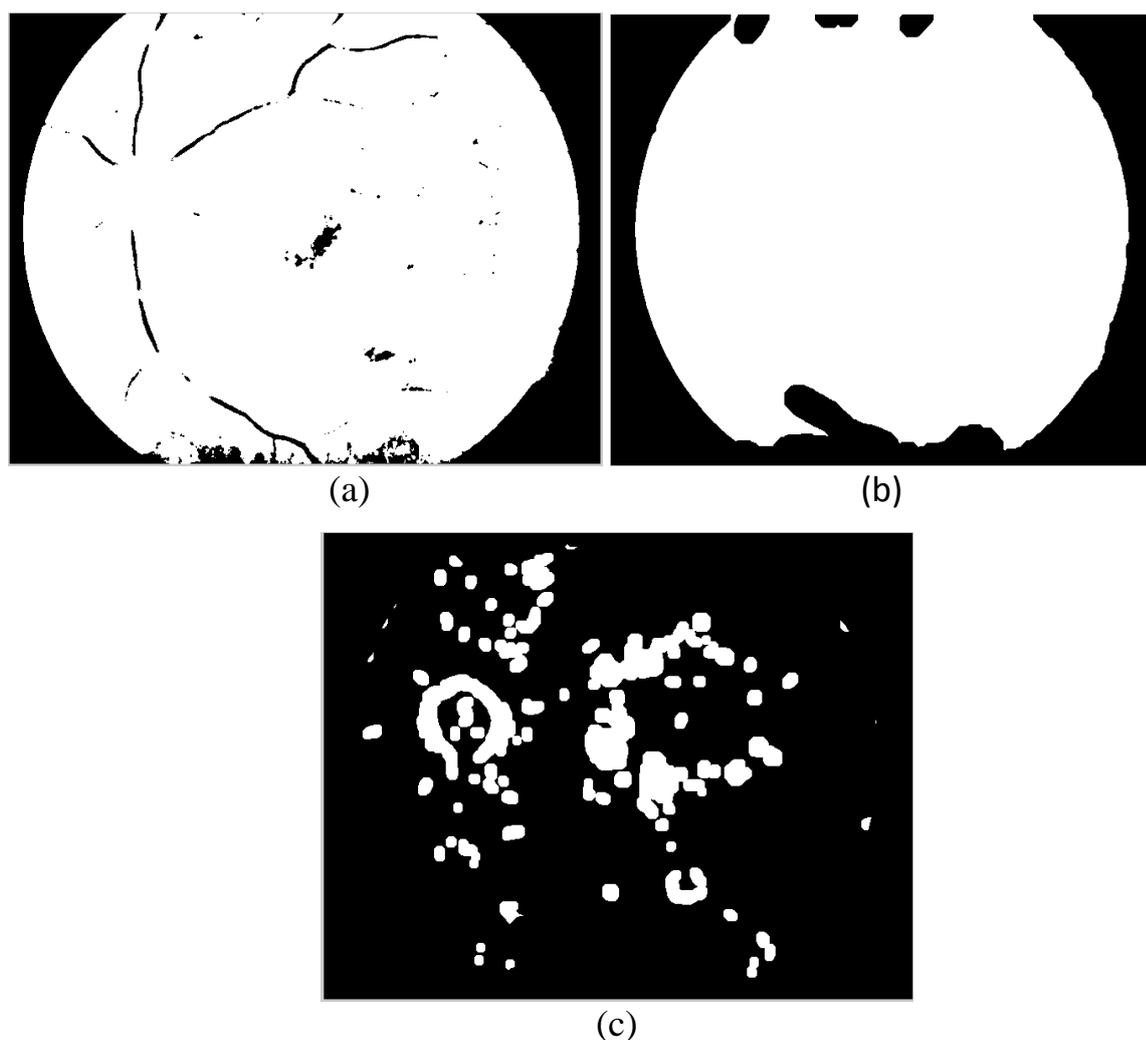


Figure.III.28 : région candidats :

(a): résultat de binarisation ; (b) : opération d'érosion ; (c) : élimination de la forme circulaire.

III.1.4 Détection des exsudats

Afin d'extraire les pixels exsudatifs, une opération de reconstruction par dilatation sous la bande L de l'image est appliquée. 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. Pour obtenir une image marqueur, une multiplication entre l'image améliorée et le complément de l'image résultante d'extraction des régions candidates (Figure.III.28.c). Le résultat de la reconstruction par dilatation montre que les pixels inclus dans la zone exsudatives ne sont pas reconstruits, alors que les autres régions sont reconstruites. Finalement, pour faire ressortir les exsudats, nous appliquons, tout d'abord une opération de soustraction entre l'image du canal L et l'image reconstruite, ensuite, une

opération de seuillage avec un seuil ($S=0.01$) sur l'image résultante est effectuée (figure III.29).

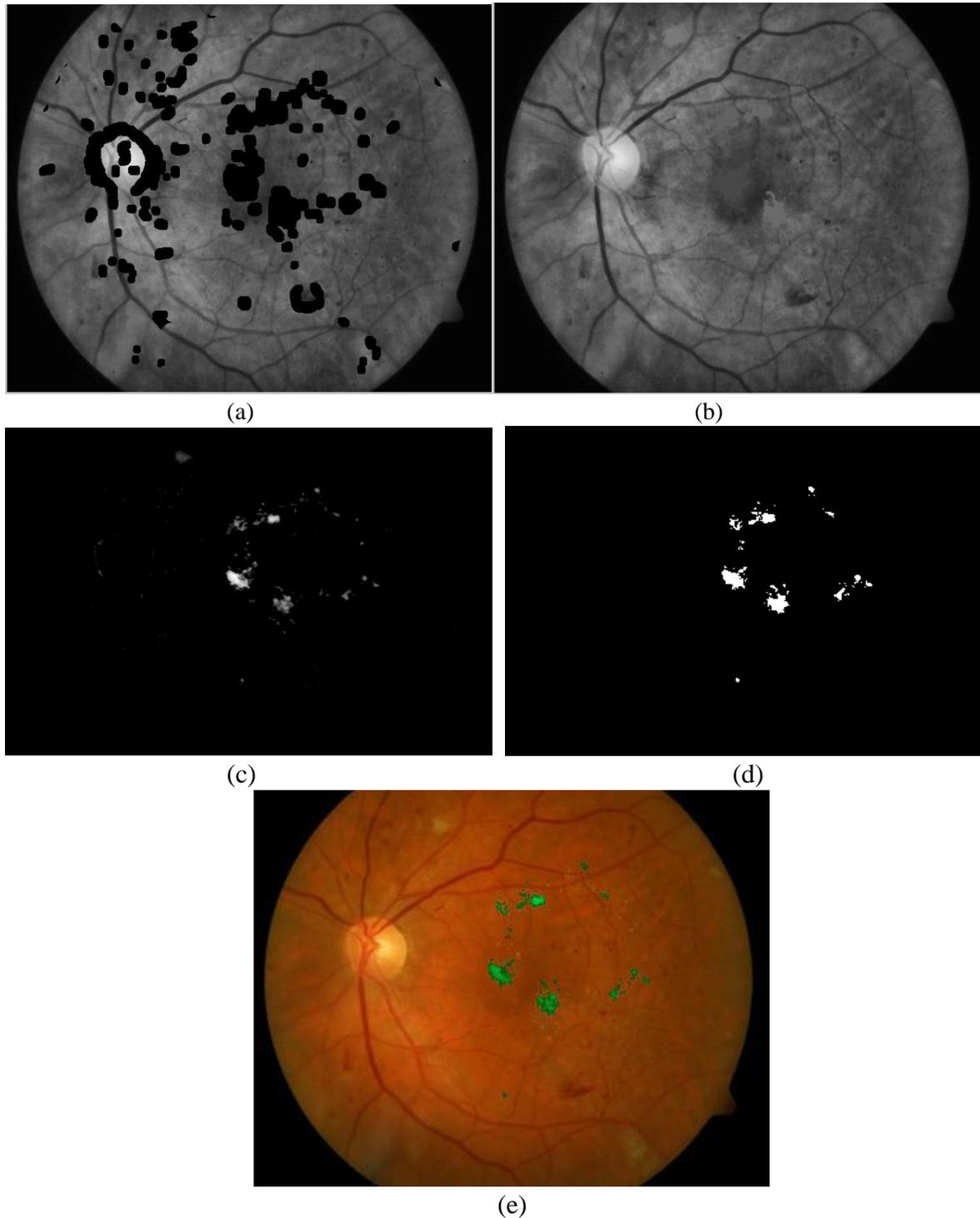


figure.III.29 : Extraction des pixels exsudatives.

(a): l'image marqueur ; (b) : reconstruction morphologique ; (c) : résultats de soustraction ;
(d) : opération de seuillage ; (e) : superposition sur l'image original.

III.2 Résultats et discussion

L'algorithme de détection des exsudats proposé a été testé sur une série d'images issu des bases de données Messidor et DiaretDb1. Dans les majorités d'images, l'algorithme a donnée des résultats satisfaisants, cependant, dans les images très faiblement contrastées, l'algorithme a raté quelques pixels exsudatives (figure III.30.b), Cela n'est pas vraiment gênant pour l'ophtalmologue puisqu'il s'intéresse aux exsudats de grande surface qui indique le stade de complication de la RD. En outre, dans les images contenant plusieurs pathologies (hémorragies, micro-anévrismes...etc.) (Figure III.30.d) ou dans les images ou les exsudats apparaissent avec une grande ou petite taille (figure III.30.c), l'algorithme a donné de bons résultats.

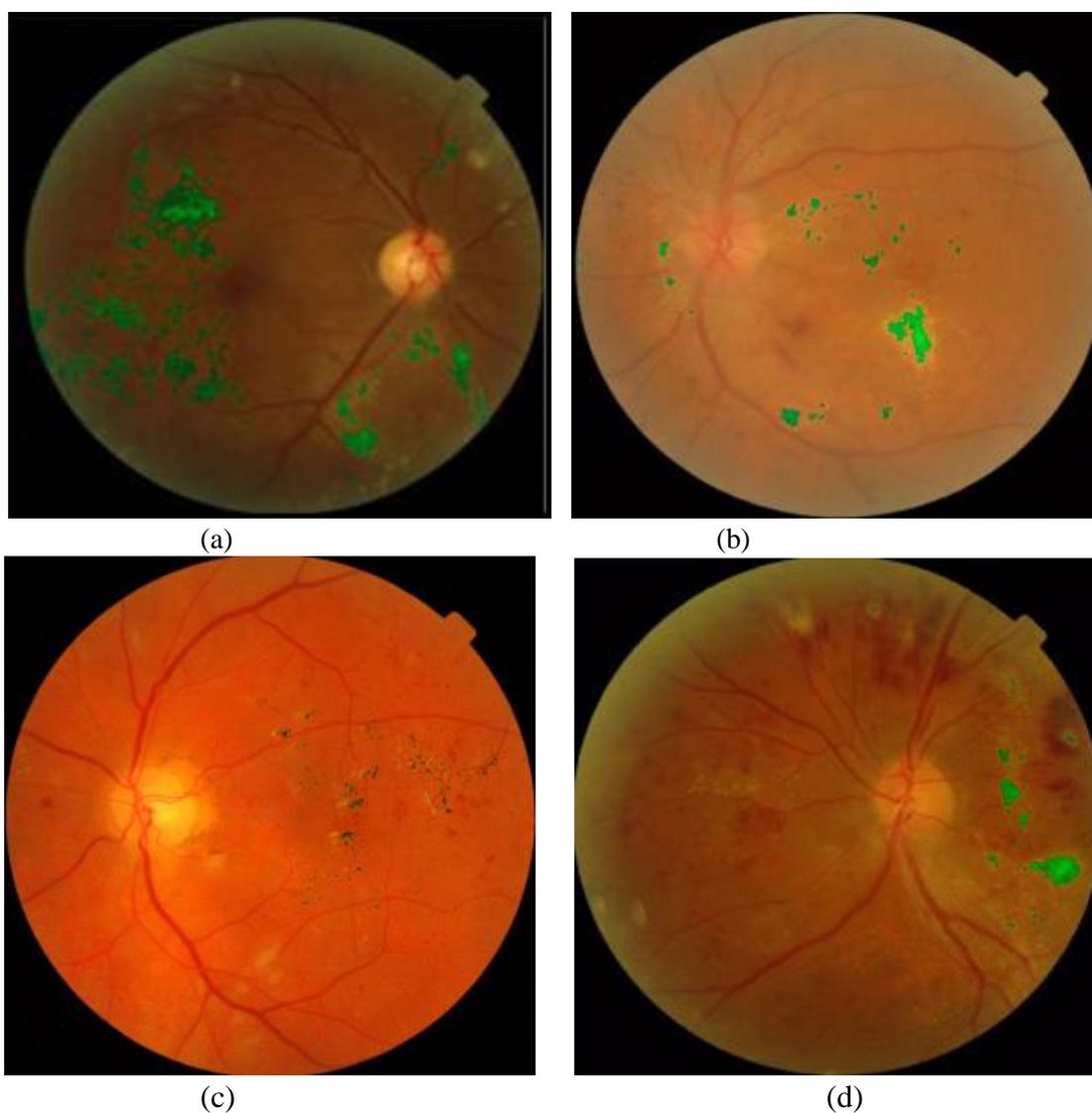


Figure.III.30 : des exemples de détection des exsudats.

IV. Classification des stades de la RD

La classification de la RDNP est établie en fonction du risque visuel. Elle débute par un stade de rétinopathie diabétique non proliférante minime caractérisé par la présence de quelques micro-anévrismes (nombre <5) ou hémorragies punctiformes, modérée (nombre de MAs $5 < MA < 15$, nombre d'hémorragies < 20 et quelques pixels exsudatives) et sévère, caractérisée par la présence d'un nombre de MAs > 15 , hémorragies > 20 et exsudats. Après avoir détecté les lésions liées à la RD : les micro-anévrismes, les hémorragies et les exsudats, nous nous focalisons dans cette section du chapitre à la classification de la RDNP en quatre stades : pas de RD, RDNP légère, RDNP modéré et RDNP sévère. Pour cela, on fait appel à une technique de classification supervisée. L'objectif de la classification supervisée est principalement de définir des règles permettant de classer des objets dans des classes à partir de variables qualitatives ou quantitatives caractérisant ces objets. Les classifieurs sont formés avec des caractéristiques dérivées des candidats. L'ensemble des candidats classifiés doit être suffisamment grand et représentatifs pour que les caractéristiques soient pertinentes. Donc, La meilleure classification nécessite de bonnes caractéristiques ainsi qu'un bon apprentissage.

Dans notre travail, nous avons sélectionné sept caractéristiques : Trois caractéristiques sont obtenues à partir du calcul du nombre des microanévrismes, d'hémorragie et exsudats présents dans l'image et quatre caractéristiques ont été obtenues à partir des valeurs de l'entropie et de l'homogénéité calculés dans l'image originale et le canal vert. Plusieurs classifieurs ont été utilisés dans la littérature pour classer les stades de la RD, donc, il est difficile de prévoir à l'avance quels classifieur donnera les meilleures performances pour une tâche de classification particulière. Le choix de classificateur approprié a deux aspects importants : Le classifieur doit être robuste contre les valeurs aberrantes présentes dans l'ensemble d'apprentissage. Pour classer les stades de la RDNP, deux classifieurs ont été testés : le K-plus proche voisins (KNN) qui est plus largement utilisé dans les problèmes de classification pour son interprétation facile et son faible temps de calcul. Le second classifieur est l'algorithme de l'arbre de décision C4.5 qui est bien connu en fournissant une classification puissante, en plus d'un ensemble de règles interprétables. Avant de présenter les résultats de classification obtenus, nous décrivons, tout d'abord leurs principes de fonctionnement.

a. Principe de K-plus proche voisins (KNN)

L'algorithme des k-plus-proches-voisins est l'un des algorithmes les plus simples d'apprentissage supervisé. En ne supposant qu'une base d'apprentissage correctement

étiquetée soit à disposition. Le pixel à classer est comparé aux autres pixels ayant déjà été classés, et on lui affecte la classe la plus représentée parmi les k -plus proche. Une donnée de classe inconnue est comparée à toutes les données stockées à l'aide d'une mesure de similarité. Ses k plus proches voisins sont alors considérés : on observe leur catégorie et celle qui revient le plus parmi les voisins est assignée à la donnée à classer (Figure.III.31). Pour le candidat qui doit être assigné à l'un des deux groupes, les k voisins les plus proches parmi les candidats de l'ensemble d'apprentissage sont déterminés, et le candidat est assigné au groupe auquel la majorité parmi les k voisins appartient (Figure.III.31).

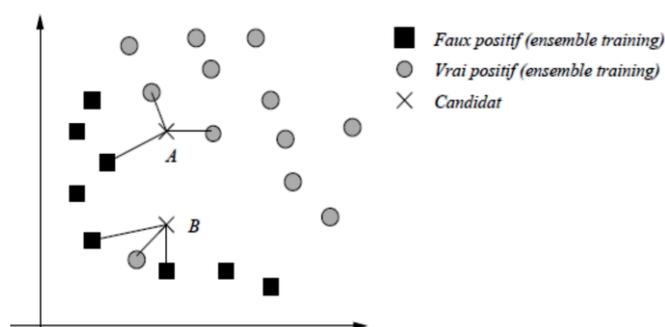


Figure.III.31. Principe de classification par KNN : Le candidat 'A' est classé vrai positif, le candidat B est classé faux positif

Dans le cas particulier la valeur de $k=1$, c'est la classe de la forme la plus proche de la forme à classer qui est affecté à cette dernière. Lors de l'utilisation de cette méthode de classification, l'utilisateur doit ajuster le nombre d'exemples dans la classe est connu, la valeur de k et la mesure de similarité.

- **Algorithme de k plus proche voisin**

Pour classer un exemple de test, représenté par un vecteur de caractéristiques x , on procède de la façon suivante :

- On calcule les distances euclidiennes de x à l'ensemble des exemples d'apprentissage ;
- On retient les K exemples les plus proches ;
- On attribue à x la classe la plus représentée parmi ces K exemples.

Le résultat de classification dépend d'une part de l'ordre de présentation des exemples, d'où l'importance de faire une initiation correcte, d'autre part du choix de la valeur de k constitue un compromis : une petite valeur est nécessaire pour des petites bases d'apprentissage mais présente une grande sensibilité au bruit ; alors qu'une grande valeur de k est moins sensible au bruit et une grande base d'apprentissage permet une plus grande valeur de k .

b. Principe de C4.5 (arbre de décisions)

Les arbres de décisions sont une des nombreuses méthodes de classification. Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains traits descriptifs. Elles trouvent leur utilité dans un grand nombre d'activités humaines et en particulier dans la prise de décision automatisée. Citons par exemple :

- L'aide au diagnostic médical : à partir de la liste des symptômes d'un malade (sa description) la procédure de classification indique sa maladie probable (sa classe).

- Accord d'un prêt bancaire : à partir de la situation d'un client (sa description) la procédure de classification donne la réponse à la demande de prêt : oui / non (sa classe).

- Détection automatique des spams dans les logiciels de messagerie...

- **L'algorithme C4.5**

Des extensions ont été apportées à ID3 par Quinlan dans une nouvelle version C4.5.

Il commence par construire l'arbre en tenant compte de toutes les données et tous les attributs. 2^{ème} étape convertir l'arbre appris en règles en créant une règle par chemin possible. Ensuite élaguer chaque règle de l'arbre en tenant comparant le taux de réussite de la règle avec celui obtenu en retirant une des préconditions de cette règle. si le retrait de la précondition produit une amélioration du taux de réussite de la règle alors on supprime cette précondition de la règle.

Dernière étape tirer les règles selon leur taux de réussite en commençant par le plus performant.

La méthode proposée a été évaluée en utilisant les quatre bases de données MESSIDOR, DiaretDB1, DiaretDB0, DRIVE composées de quatre classes différentes (grade 0, grade 1, grade 2 et grade 3). Sachant que Grade 0 représente des images saines qui ne contiennent aucun signe pathologique, le grade 1 définit la rétinopathie diabétique non proliférative légère (RDNP), le grade 2 représente le RDNP modéré et le grade 3 est le RDNP sévère. On a sélectionné toutes les images qui contiennent des MAs et des HEs et les exsudats, ainsi que des images saines, afin d'avoir les quatre qualités du RDNP, et d'augmenter les performances de l'algorithme proposé.

Dans la base de données MESSIDOR, on a testé 61 images : 5 images appartiennent au Grade 0, 30 images au Grade 1, 22 images au Grade 2 et 4 images au Grade 3.

Dans la base de données DiaretDB1, on a testé 89 images : 5 images appartiennent à la catégorie 0, 2 à la 1^{ère} catégorie, 63 à la 2^{ème} catégorie et 19 à la classe sévère (3^{ème} catégorie).

Chapitre 3. Détection et classification de la RD non proliférante

Dans la base de données DiaretDB0, on a testé 70 images : 9 images appartiennent au Grade 0, 11 images au Grade 1, 30 images au Grade 2 et 20 images au Grade 3.

Dans la base de données DRIVE, on a testé 40 images : 33 images appartiennent au Grade 0, 1 image au Grade 1, 6 images au Grade 2 et 0 images au Grade 3.

base de données	Grade 0	Grade 1	Grade 2	Grade 3	Total
base de données MESSIDOR	5	30	22	4	61
base de données DiaretDB1	5	2	63	19	89
base de données DiaretDB0	9	11	30	20	70
base de données DRIVE	33	1	6	0	40
Toutes les bases	52	44	121	43	260

Tableau.III.1. Différentes classes dans les bases de données utilisées.

L'évaluation de la performance de l'algorithme proposé a été effectuée par l'utilisation des paramètres suivants : La sensibilité, la spécificité et le taux de précision.

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 :

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

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

Avec :

VP : Vrai Positif ; FN : Faux Négatif ; VN : Vrai Négatif ; FP : Faux Positif.

Dans toutes les expériences, on a appliqué les deux algorithmes qui sont (le C4.5 et le K-NN). Les cinq expériences sont respectivement : la base de données DiaretDB0 (70 images), la base de données DiaretDB1 (89 images), la base de données DRIVE (40 images) et la base de données MESSIDOR (61 images), ainsi que la somme de toutes les images (260 images) dans

la cinquième expérience. Les performances de classification sont résumées dans les tableaux suivants.

Base de données DiaretDB0 (70 images)		
	C4.5	KNN
Taux de précision (%)	97.8	85
La sensibilité (%)	96	76.45
Spécificité (%)	98	82.6

Tableau.III.2. Base de données DiaretDB0 (70 images).

Base de données DiaretDB1 (89 images)		
	C4.5	KNN
Taux de précision (%)	97.75	87.6
La sensibilité (%)	84.2	74.47
Spécificité (%)	97.23	93.43

Tableau.III.3. Base de données DiaretDB1 (89 images)

Base de données DRIVE (40 images)		
	C4.5	KNN
Taux de précision (%)	97.5	92.5
La sensibilité (%)	67	55
Spécificité (%)	76.2	64.8

Tableau.III.4. Base de données DRIVE (40 images)

Base de données MESSIDOR (61 images)		
	C4.5	KNN
Taux de précision (%)	94	84
La sensibilité (%)	89	58
Spécificité (%)	93.5	77.4

Tableau.III.5. Base de données MESSIDOR (61 images)

Comme le montre les tableaux, on note que pour toutes les classifications, les deux classifieurs proposés ont donné un bon taux de précision. Les meilleurs résultats sont ceux obtenus par le classificateur C4.5 (classifieur d'arbre de décision) par rapport aux classifieurs K-NN (avec un K=3).

Pour le tableau (Tableau.III.4), on remarque qu'on a obtenu de bons taux de précision, mais si on regarde les valeurs de sensibilité et de spécificité, on voit qu'ils sont beaucoup moins que les autres tableaux, Cela est dû au manque d'images dans la base de données Drive. En effet, il se compose d'une seule image appartenant au grade 1, de sorte que notre apprentissage ne peut pas distinguer ces étapes. Dans le tableau (Tableau.III.6), on a sommé les quatre bases de données, afin d'avoir autant d'apprentissage que possible, où les valeurs sont très convaincantes pour chaque classifieur. De très bons taux sont obtenus, à la fois pour la précision, la sensibilité et la spécificité, notamment avec le C4.5.

	Ensemble des bases (260 images)	
	C4.5	KNN
Taux de précision (%)	99.2	89
La sensibilité (%)	97.3	85.4
Spécificité (%)	98.6	91.6

Tableau.III.6. Résultat de sommation des quatre bases (260 images)

Finalement, on peut noter que les taux de classification obtenus sont satisfaisants. Le meilleur résultat est de 99,2%. Ce taux de précision a été obtenu avec le classifieur C4.5, ainsi que des valeurs de sensibilité et de spécificité de 97,3% et 98,6%, respectivement. Notre algorithme est capable de différencier les quatre différentes étapes de la DRNP.

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 ainsi que la classification des stades de la RD étaient l'un des objectifs principaux de ce travail dont le but est l'aide au diagnostic et le dépistage de la RD. Ce chapitre a été divisé en deux sections :

La première section du chapitre était focalisée sur la détection des lésions sombres (micro-anévrysmes et hémorragies) et les lésions lumineuses (exsudats) liées à la RD. Pour cela, nous avons proposé des algorithmes basés sur l'utilisation des opérateurs morphologiques. La deuxième section du chapitre, était consacrée à la classification des stades de la RDNP. Deux classifieur (KNN et le C4.5) ont été testés sur quatre bases de données contenant différents types de pathologie. La recherche présentée dans ce travail a montré des résultats encourageants qui indiquent que le système de détection et classification de la RD proposé a réussi à extraire les différentes pathologies ainsi de classer les stades de la RD. Comme le système a donné de bons résultats en termes de sensibilité et spécificité, il peut être utilisé

Chapitre 3. Détection et classification de la RD non proliférante

pour aider les ophtalmologistes dans le diagnostic afin de leurs fournir une seconde opinion et peut également fonctionner comme un outil pour le dépistage de masse de la RD.

Conclusion générale

I. Conclusion générale

La rétinopathie diabétique est une des complications du diabète, elle est le reflet de lésions généralisées. L'évolution insidieuse peut conduire à la cécité en l'absence de traitement. La rétinopathie peut apparaître après quelques années d'évolution avec des facteurs aggravant tels que l'ancienneté et le mauvais équilibre du diabète, l'hypertension artérielle, le tabagisme, des troubles du cholestérol et des triglycérides. La rétinopathie diabétique comporte plusieurs stades de gravité croissante. Elle est caractérisée par des lésions qui touchent les capillaires rétinien qui seront responsables d'œdème rétinien, d'hémorragies et de la prolifération de vaisseaux anormaux. Au début de la rétinopathie diabétique, aucun symptôme n'est ressenti par le patient, la vision est conservée. Un fond d'œil annuel systématique est nécessaire pour dépister ces stades précoces et évaluer le possible retentissement général de cette maladie. A un stade évolué, une baisse de la vision brutale ou progressive témoigne de l'apparition des complications de gravité variable telle que l'œdème maculaire qui fait baisser la vision centrale, l'hémorragie intra vitréenne ou le décollement de rétine. Le fond d'œil complété par une rétinophotographie est le principal examen de dépistage permettant de repérer les différents stades de rétinopathie diabétique ou la présence d'œdème maculaire (central) pour orienter son traitement.

Le principal objectif de ce mémoire était de développer un algorithme pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie ; il s'agit de dépistage de la RD dans les images du fond d'œil ; en utilisant des outils de traitement des images rétinien.

La première partie de cette étude a présenté 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, plus particulièrement la RD, ainsi que les différentes techniques d'acquisition ont été décrits.

La classification des stades de la RD non proliférante se base essentiellement sur la détection des pathologies rétinien, à savoir : les micro-anévrismes, les hémorragies et les exsudats. Ce point nous a amené dans un premier lieu à développer des algorithmes basés sur la morphologie mathématique pour la détection de ces derniers. Les algorithmes de segmentation de ces pathologies ont été testés sur plusieurs types images en termes de couleur, contraste et luminosité.

Des algorithmes de classification supervisés, ont été utilisés pour classer les grades de la RD non proliférante en RDNP légère, RDNP modérée et RDNP sévère. Plusieurs bases d'images

ont été utilisées pour tester les performances de l'approche proposée : DiaretDB1, Messidor, DiaretDB0 et Drive.

La recherche présentée dans ce mémoire a montré des résultats encourageants qui indiquent que le système d'analyse des images du fond d'œil proposé a réussi à extraire tout d'abord les pathologies rétiniennes ainsi de classer les grades de la RDNP. Comme le système détecte les stades de la RDNP avec une bonne sensibilité et une spécificité, 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.

II. Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le prolongement de ce travail de master.

- Le système présenté dans ce mémoire peut également être étendu pour détecter d'autres maladies liées à la RD tels que les néo vaisseaux et les nodules cotonneux
- Le second point qui nous semble important d'étudier est de semi-automatiser le système d'analyse des images du fond d'œil proposée dans ce travail.
- Un système de classification de la RD proliférante doit être mis en œuvre afin de faciliter aux ophtalmologues l'identification du stade de la RD.

- [1] Dr Leininger, "Anatomie de l'œil", Publié le 10/06/2013.
- [2] <https://www.guide-vue.fr/glossaire/macula>.
- [3] <https://clemedicine.com/3-semiologie>.
- [4] Junichiro Hayashi, Takamitsu Kunieda, Joshua Cole, Ryusuke Soga, Yuji Hatanaka, Miao Lu, Takeshi Hara and Hiroshi Fujita: "A development of computer-aided diagnosis system using fundus images". Proceeding of the 7th International Conference on Virtual Systems and Multi-Media; PP. 429-438, 2001.
- [5] MARKBATTERBURY, Brad Bowling, « Ophtalmologie », Elsevier, Mars ,2005.
- [6] <http://treatmydme.com/fr/dme.html>.
- [7] J.C. Javitt and L.P. Aiello. "Cost-effectiveness of detecting and treating diabetic retinopathy". Ann Intern Med, 124(2):164–169, 1996.
- [8] Ophtalmologie paris -" Dr Assouline Michaël chirurgien ophtalmologiste " Les Examens Complémentaires en Ophtalmologie" Angiographie rétinienne.
- [9] Ophtalmologie paris -" Dr Assouline Michaël chirurgien ophtalmologiste " Les Examens Complémentaires en Ophtalmologie" Le rétinographe pour les examens de la rétine.
- [10] Baudoin, C. E., Lay, B. J., and Klein, J. C. "Automatic detection of microaneurysms in diabetic fluorescein angiography"; Revue Epidemiology et de Santé Publique, vol 32, PP 254 – 261;1984.
- [11] García M1, Sánchez CI, López MI, Díez A, Hornero R., "Automatic detection of red lesions in retinal images using a multilayer perceptron neural network, " Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2008.
- [12] Atsushi Mizutani, Chisako Muramatsu, Yuji Hatanaka, "Automated microaneurysm detection method based on double-ring filter in retinal fundus images", in: Medical Imaging 2009: Computer-Aided Diagnosis. doi: 10.1117/12.813468, 2009.
- [13] Giri Babu Kande, T. Satya Savithri, and P. Venkata Subbaiah, "Automatic Detection of Microaneurysms and Hemorrhages in Digital Fundus Images," Journal of Digital Imaging, Vol 23, No 4 (August), 2010: pp 430Y437.
- [14] B. Dupas, T. Walter, A. Erginay et al., "Evaluation of automated fundus photograph analysis algorithms for detecting micro aneurysms, hemorrhages and exudates, and of a computer-assisted diagnostic system for grading diabetic retinopathy," Diabetes & Metabolism 36(3), pp. 213-220, 2010.
- [15] Akara Sopharak, Bunyarit Uyyanonvara, Sarah Barman and Tom Williamson ; "Automatic Microaneurysm Detection from Non-dilated Diabetic Retinopathy Retinal Images", Proceedings of the World Congress on Engineering, Vol II ; WCE 2011, July 6 - 8, 2011, London, U.K.

- [16] Jaafar HF, Nandi AK, Al-Nuaimy W. "Automated detection of red lesions from digital colour fundus photographs"; Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2011.
- [17] Bae JP, Kim KG, Kang HC, Jeong CB, Park KH, Hwang JM, "A Study on Hemorrhage Detection Using Hybrid Method in Fundus Image," J. Digital Image, vol. 24(3), pp. 394-404, June 2011.
- [18] Akara Sopharak, Bunyarit Uyyanonvara and Sarah Barman; "Fine Microaneurysm Detection from Non-dilated Diabetic Retinopathy Retinal Images Using a Hybrid Approach"; Proceedings of the World Congress on Engineering 2012 Vol II WCE 2012, July 4 - 6, 2012, London, U.K.
- [19] S. B. Júnior and D. Welfer, "Automatic detection of microaneurysms and hemorrhages in color eye fundus images," International Journal of Computer Science and Information Technology, vol. 5, no. 5, pp. 21–37, 2013.
- [20] Lazar, IHajdu, "A Retinal microaneurysm detection through local rotating cross section profile analysis", IEEE Trans Med Imaging 32 (2) (2013) 400–7.
- [21] I. Soares, M. Castelo-Branco, and A. M. Pinheiro, "Microaneurysms detection using a novel neighborhood analysis," 2014.
- [22] Akram, M. Usman, Shehzad Khalid, Anam Tariq, Shoab A. Khan, and Farooque Azam. "Detection and classification of retinal lesions for grading of diabetic retinopathy". Computers in biology and medicine 45 (2014). 161-171.
- [23] A Sharma, Dutta, Singh, Parthasarathi, and CM Travieso," Dynamic thresholding technique for detection of hemorrhages in retinal images," in Proceedings of the 7th International Conference on Contemporary Computing IEEE (IC3 '14),pp. 113–116,2014.
- [24] S. Ding and W. Ma, "An accurate approach for microaneurysm detection in digital fundus images," in Proceedings of the 22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR '14), pp.1846–1851, IEEE, Stockholm, Sweden, August 2014.
- [25] L. Seoud, T. Hurtut, J. Chelbi, F. Cheriet and J. P. Langlois, "Red lesion detection using dynamic shape features for diabetic retinopathy screening," IEEE transactions on medical imaging, vol. 35, no. 4, pp. 1116–1126, 2016.
- [26] Wei Zhou, Chengdong Wu, Dali Chen, Zhenzhu Wang, Yugen Yi, and Wenyou Du "Computational and Mathematical Methods in Medicine", Volume 2017, Article ID 9854825, 13 pages.
- [27] Rafia Mumtaz, Muddasser Hussain, Saba Sarwar, Komal Khan, Sadaf Mumtaz, and Mustafa Mumtaz. "Automatic detection of retinal hemorrhages by exploiting image processing techniques for screening retinal diseases in diabetic patients". In: Springer. DOI 10.1007/s13410-017-0561-6, 2017.
- [28] Priyanka Jaware, Shubhangi Borkar, "DETECTION OF HAEMORRHAGE FROM RETINAL FUNDUS IMAGE: A MATHEMATICAL MORPHOLOGICAL APPROACH", ICTTM Value: 3.00 February, 2017.

- [29] Diana Veiga, Nelson Martins, Manuel Ferreira, João Monteiro “Automatic microaneurysm detection using laws texture masks and support vector machines,” Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization Volume 6, 2018 - Issue 4.
- [30] Hussain F. Jaafar, Asoke K. Nandi and Waleed Al-Nuaimy; “*Detection Of Exudates From Digital Fundus Images Using A Regionbased Segmentation Technique* » ; 19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011).
- [31] Kavitha S.,” *Automatic Detection Of Hard And Soft Exudates In Fundus Images Using Color Histogram Thresholding*”, European Journal Of Scientific Research, vol 48 No.3, Pp 493-504, 2011.
- [32] Marin D, Gegundez-Arias ME, Ponte B, Alvarez F, Garrido J, Ortega C, Vasallo MJ, Bravo JM, “An exudate detection method for diagnosis risk of diabetic macular edema in retinal images using feature-based and supervised classification”, US National Library of Medicine National Institutes of Health, 2012.
- [33] M. Usman Akram, Anam Tariq, M. Almas Anjum, and M. Younus Javed, “Automated detection of exudates in colored retinal images for diagnosis of diabetic retinopathy”, Applied Optics Vol. 51, Issue 20, pp. 4858-4866 (2012).
- [34] Diptoneel Kayal et Sreeparna Banerjee , “An Approach to Detect Hard Exudates Using Normalized Cut Image Segmentation Technique in Digital Retinal Fundus Image”, Part of the Advances in Intelligent and Soft Computing book series (AINSC, volume 166 ,2012)
- [35] Kittipol Wisaeng, Nualsawat Hiransakolwong, and Ekkarat Pothiruk, “Automatic Detection of Exudates in Diabetic Retinopathy”.in: Journal of Computer Science 8. pp 1304- 1313.2012.
- [36] H. B. Kekre, Tanuja K. Sarode, Tarannum Parkar ; « *Hybrid Approach for Detection of Hard Exudates*”; (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 4, No. 3, 2013.
- [37] Nidhal K. El Abbadi; Enas Hamood Al- Saadi;” *Automatic Detection of Exudates in Retinal Images*” ; International Journal of Computer Science Issues, Vol. 10, Issue 2, No 1, March 2013.
- [38] Shuang Yu ,Di Xiao and Yogesan Kanagasingham, “. Exudate Detection for Diabetic Retinopathy With Convolutional Neural Networks.”,in: 978-1-5090-2809- 2/17. pp 1744-1747,2017.
- [39] H.M. Saifuddin and H.C. Vijayalakshmi, “Prediction of diabetic retinopathy using multilayer perceptron”, Internal Journal of Advance Research, vol.4 (6), pp.658-664, 2016.
- [40] Sinthanayothin C, Kongbunkiat V, Phoojaruenchanachai S, Singalavanija A. Automated screening system for diabetic retinopathy. Proc Int Sym Imag Sign Process Anal. 2003;2:915–20.
- [41] U R Acharya, et al, “Computer-based detection of diabetes retinopathy stages using digital fundus images», Journal of Engineering in Medicine, Vol 223, Issue 5, 2009.

- [42] Ravishankar S, Jain A, Mittal A. “Automated feature extraction for early detection of diabetic retinopathy in fundus images”. In: Proc IEEE Conf Comput Vis Pattern Recog. 2009. p. 210–17.
- [43] B. Dupas T. Walter A. Erginay R. Ordonez N. Deb-JoardarP. Gain J.-C. Klein P. Massin, “Evaluation of automated fundus photograph analysis algorithms for detecting microaneurysms, haemorrhages and exudates, and of a computer-assisted diagnostic system for grading diabetic retinopathy”, *Diabetes & Metabolism*, June 2010 Volume 36, Issue 3, Pages 213–220.
- [44] E.M. Shahin et al., “Automated detection of diabetic retinopathy in blurred digital fundus images”, *IEEE*, 978-1-4673-5566-7/12, 2012.
- [45] Harry Pratt, Frans Coenen, Deborah Broadbent, Simon Harding and Yalin Zheng, “Convolutional Neural Networks for Diabetic Retinopathy. “, in: *International Conference On Medical Imaging Understanding and Analysis 2016, MIUA*. July 2016.
- [46] Zhitao Xiao, Xinpeng Zhang, Lei Geng et al “Automatic non-proliferative diabetic retinopathy screening system based on color fundus image”, *BioMed Eng OnLine* (2017).
- [47] T. Chandrakumar, T. and R Kathirvel,” Classifying Diabetic Retinopathy using Deep Learning Architecture”, In: *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*. Vol. 5, Issue 06. ISSN : 2278-0181, June 2017.
- [48] V. Raman, P. Then and P. Sumari. “Proposed retinal abnormality detection and classification approach: Computer-aided detection for diabetic retinopathy by machine learning approaches”, *Communication Software and Networks (ICCSN)*, 2016 8th IEEE International Conference on. IEEE, (2016).
- [49] Pallab Roy, Ruwan Tennakoon, , Khoa Cao and Suman Sedai,” A Novel Hybrid Approach For Severity Assessment Of Diabetic Retinopathy In Colour Fundus”, *IEEE* 2017.
- [50] Arturo Aquino Martín; *Fundus Digital Image Processing: “Automated Segmentation of the Main Retinal Anatomical Structures”*; these de doctorat; Universidad De Huelva; février 2011.
- [51] Feroui amel , “ ANALYSE DES IMAGES COULEUR DUFOND D’ŒIL POUR L’AIDE AUDIAGNOSTIC EN OPHTALMOLOGIE : APPLICATION A LA DETECTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES”, diplôme de Thèse en électronique biomédicale, mai 2010.