



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE ABOU—BAKR—BELKAID TLEMCEN
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE ET ELECTRONIQUE
LABORATOIRE DE GENIE BIOMEDICAL



Thèse

Présentée et soutenue en mai 2014

Par

FEROUI AMEL

Pour obtenir le titre de Docteur
Spécialité : Electronique Biomédicale

ANALYSE DES IMAGES COULEUR DU FOND D'ŒIL POUR L'AIDE AU DIAGNOSTIC EN OPHTALMOLOGIE: APPLICATION A LA DETECTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES.

Composition du jury

CHIKH MOHAMMED EL AMINE	PR. Université de TLEMCEN	Président
BESSAID ABDELHAFID	PR. Université de TLEMCEN	Directeur de Thèse
KADDOUR ABELHAFID	PR. USTO, ORAN	Examineur
TALEB NESREDDINE	PR. Université de SIDI BELABBES	Examineur
MAHMOUDI SAID	PR. Université de MONS, Belgique	Examineur
BENTOUTOU YOUCEF	DR. Centre des Techniques Spatiales, Oran	Examineur

Résumé : La rétinopathie diabétique (RD) et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) sont les principales causes de cécité et de déficience visuelle chez les adultes. La détection précoce de ces maladies par un dépistage régulier est particulièrement importante pour prévenir la perte de vision.

La mise en œuvre de méthodes reposant sur la détection précoces des signes cliniques de la RD et la DMLA permettent d'améliorer grandement le diagnostic de ces maladies.

nous proposons dans cette thèse un système d'analyse d'images du fond d'œil intégrant les techniques de traitement d'images pour la détection des lésions liées à ces maladies a savoir : les micro-anévrismes, les hémorragies , les exsudats et les druses.

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

Les méthodes de détection des pathologies rétiniennees proposées dans cette thèse utilisent la morphologie mathématique et les algorithmes de classification.

Les algorithmes développés dans le cadre de ce travail sont testés sur un ensemble d'images des bases des données MESSIDOR, DIARETDB₁, DRIVE, et STARE. L'évaluation des méthodes proposées est effectuée par une comparaison des résultats obtenus par rapport à la vérité terrain et par rapport aux travaux de recherche existants dans ce domaine.

Mots clés : Ophthalmologie ; Analyse du fond d'œil ; Rétinopathie diabétique ; Dégénérescence maculaire liée à l'âge ; Segmentation ; Morphologie mathématique ; Classification

Abstract: Diabetic retinopathy (DR) and age related macular degeneration (AMD) are the leading causes of blindness and visual impairment in adults. Screening of these diseases is particularly important to prevent vision loss.

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

In this thesis, we propose an analyzing fundus image system integrating image processing techniques for lesions detection associated with these diseases namely: micro-aneurysms, hemorrhages, exudates and Drusen .

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

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

The algorithms developed in the framework of this work are tested on a set of images database MESSIDOR DIARETDB₁, DRIVE and STARE. The evaluation of the proposed methods is performed by comparing the results against the ground truth and compared to existing research in this area.

Keywords: Ophthalmology; Analysis fundus image, diabetic retinopathy, age related macular degeneration, segmentation, mathematical morphology, classification.

المخلص: يعد اعتلال الشبكية بسبب داء السكري والضمور الشبكي (البقيعي) المرتبط بتقدم العمر من أحد الأسباب الرئيسية المؤدية للعمى وضعف البصر لدى البالغين. في حين يعتبر الكشف والعلاج المبكر لهذه الامراض عن طريق إجراء فحص طبي شامل منتظم للعين، الطريقة المثلى للسيطرة وتجنب الكثير من الأمراض التي قد تحرم الإنسان أعلى نعمة لديه. وعليه فان اللجوء الي وضع أساليب للكشف المبكر عن الاعراض الطبية الأولى لاعتلال الشبكية بسبب داء السكري والضمور الشبكي يسمح بشكل كبير من تشخيص هذه الأمراض. قامت الدراسة بتحقيق نظام لتحليل صور قاع العين من خلال تقنيات وأدوات المعالجة الرقمية للصور نذكر منها المورفولوجيا الرياضية لاستخراج العلامات الأولى المميزة للأمراض السابق ذكرها ثم تصنيفها. ابتداء باستخراج الهياكل التشريحية الرئيسية للشبكة الأوعية الدموية الشبكية، القرص البصري والبقعة. تم تطبيق وتجربة الخوارزميات المقترحة في هذه الدراسة على مجموعة من صور المتحصل عليها من قواعد البيانات التالية MESSIDOR، DIARETDB₁، DRIVE و STARE. تم تقييم النتائج المتحصل عليها من خلال عرضها على أخصائي طب العيون ومقارنتها بالدراسات السابقة في مجال البحث.

الكلمات الرئيسية: طب وجراحة العيون؛ تحليل صور قاع العين، اعتلال الشبكية بسبب داء السكري، الضمور الشبكي (البقيعي)، التجزئة، مورفولوجيا الرياضية، التصنيف.

*Je dédie ce modeste travail,
A ma mère avec toute mon affection,
A mon père avec toute ma reconnaissance,
A mes sœurs,
A mon frère,
A ma famille,
A mon fiancé
Et à tous mes amis.*

Remerciement

A l'issue de la rédaction de cette thèse, je suis convaincue que la thèse est loin d'être un travail solitaire. En effet, je n'aurais jamais pu réaliser ce travail doctoral sans le soutien d'un grand nombre de personnes dont la générosité, la bonne humeur et l'intérêt manifestés à l'égard de ma recherche m'ont permis de progresser dans cette phase. Qu'elles trouvent dans ce travail l'expression de mes plus sincères remerciements.

En premier lieu, Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements au professeur BESSAID ABDELHAFID qui fut pour moi un Directeur de Thèse attentif et disponible malgré ses nombreuses charges. Sa compétence, sa rigueur scientifique et sa clairvoyance m'ont beaucoup appris. Je le remercie également pour ses multiples conseils et pour toutes les heures qu'il a consacrées à diriger cette recherche. Je n'oublie pas enfin son aide précieuse dans la correction de ma thèse. Enfin, j'ai été extrêmement sensible à ses qualités humaines d'écoute et de compréhension tout au long de ce travail doctoral.

Je tiens à témoigner toute ma reconnaissance à Monsieur MESSADI MAHAMMED ; maître de conférences pour son attention de tout instant sur mes travaux, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse. Son aide précieuse a beaucoup contribué à l'aboutissement de cette thèse.

Bien sûr, atteindre ces objectifs n'aurait pas été possible sans l'aide du Docteur LAZZOUNI, et son fils LAZZOUNI AMINE pour m'avoir accueilli dans la clinique d'ophtalmologie LAZZOUNI à chaque fois que j'ai sollicité son aide dans la lecture des images rétinienne tout au long de mon travail.

Je remercie, en particulier le Professeur CHIKH MOHAMMED AMINE, pour l'honneur qu'il me fait d'être dans mon jury.

Je tiens à remercier Monsieur, KADDOUR ABELHAFID, professeur a l'USTO,Oran, Monsieur TALEB NESREDDINE, Professeur a l'Université de Bel-Abes , Monsieur MAHMOUDI SAID, Professeur a l' Université de MONS, Belgique et Monsieur BENTOUTOU YUCEF, Directeur de Recherche au Centre des Techniques Spatiales, Oran d'avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je tiens aussi à mentionner le plaisir que j'ai eu à travailler au sein de notre Laboratoire de Génie Biomédicale. Mention spéciale à tous les membres du laboratoire pour leur sympathie, leur amitié, leur aide et leur bonne humeur, ainsi que pour la très bonne ambiance que j'ai toujours trouvée au laboratoire, Nous avons partagé de bons moments. Le cadre de travail était idéal

Table des matières

LISTE DES FIGURES

LISTE DES TABLEAUX

INTRODUCTION GENERALE 1

Chapitre.1. Aspect Médical

Introduction	7
I. Description Générale de l'Œil.....	7
I.1. Anatomie du globe oculaire.....	7
II. Les pathologies Rétiniennes.....	14
II.1. La Rétinopathie Diabétique (RD).....	14
II.1.1. Signes Cliniques de la RD	15
II.1.2. Classification des stades de la RD	19
II.2. Le Glaucome	20
II.3. la Cataracte	20
II.4. Dégénérescence maculaire liée a l'âge (DMLA)	20
II.4.1. Signes cliniques de la DMLA	21
II.4.1.1. Maculopathie liée à l'âge (MLA)	21
II.4.1.1.2. Forme atrophique.....	21
II.4.1.1.3. Forme exudative.....	21
III. Techniques d'Acquisition des Images Rétiniennes.....	22
III.1. Rétinographe mydriatique(RM) et non mydriatique(RNM)	22
III.2. Angiographie a la fluorescence	22
III.3. Tomographie a Cohérence Optique (OCT)	23
IV. Dépistage de la RD et DMLA	24
Conclusion.....	24

Chapitre.2. Etat de l'Art

Introduction	26
I. Etat de l'Art.....	26
II.1. Segmentation des éléments principaux de la rétine	26
II.1.1. Segmentation du réseau vasculaire	26
II.1.2. Segmentation du disque optique (DO)	29
II.1.3. Détection de la macula	30
II.2. Détection de la Rétinopathie Diabétique.....	34
II.2.1. Détection des lésions lumineuses	34
II.2. 2. Détection des lésions Sombres.....	37
II.2. Détection de la dégénérescence macula ire liée a l'âge.....	40
Conclusion.....	41

Chapitre.3. Segmentation des éléments principaux de la rétine

Introduction	43
I. Système d'Analyse des Images Réтиниennes Proposé.....	43
I.1. Évaluation de la qualité de l'image.....	43
I.2. Segmentation des principales composantes anatomiques de la rétine	44
I.3. La détection des lésions liées a la RD et la DMLA	44
I.4. La mise en œuvre d'un système d'évaluation.....	45
II. Description des bases de Données	45
II.1. Base d'images « DRIVE	46
II.2. Base d'images « STARE »	47
II.3. Base d'images «MESSIDOR».....	47
II.4. Base d'images DIARETDB ₁	49
III. Détection du Réseau Vasculaire, Disque Optique et Macula.....	50
III.1. Segmentation de l'arbre vasculaire	50
III.1.1.Méthode proposée	50
III.1.2.Résultats et Discussion	61
III.2 Segmentation du disque optique.....	64
III.2.1. Méthodologie	65
III.2.2. Résultats et Discussion	71
III.3. Segmentation de la macula.....	75
III.3.1. Méthodologie.....	75
III.3.4 Résultats et Discussion.....	78
Conclusion.....	81

Chapitre.4. Détection des pathologies Rétiniennes

Introduction	83
I. Détection des lésions lumineuses dans les images rétiniennes	83
I.1. Détection des exsudats durs	84
I.1.1. problématique et contribution	84
I.1.2. Méthode proposée	86
I.1.3. Résultats et Discussion	95
I.1.4. Critères d'Évaluation de la méthode suggérée	97
I.2. Détection des Druses dans les images couleur de la rétine	101
I.2.1. Problématique et contribution	101
I.2.2. Algorithme de détection des druses	102
I.2.3. Résultats et Discussion	107
I.2.4. Évaluation de l'algorithme proposé	108
II. Détection des lésions Sombres dans les images couleur de la rétine	111
II.1. Détection des hémorragies	111
II.1.1. Problématique et contribution	111
II.1.2. Méthode proposée de détection des hémorragies	113
II.1.3. Résultats et critères d'évaluation	126
II.2. Détection des micro-anévrismes dans les images couleur de la rétine	129
II.2.1. Problématique et contribution	129
II.2.2. Algorithme proposé de détection des micro-anévrismes	131
II.2.4. Résultats et Évaluation de l'algorithme	142
Conclusion	145
CONCLUSION GENERALE	149
BIBLIOGRAPHIE	152

Liste des Figures

Figure. I.1. le fond d'oeil.....	8
Figure. I.2. Couche de la cornée.....	9
Figure. I.3. la rétine.....	12
Figure I.4. Image rétinienne et ses principales composantes.....	13
Figure. I.5. Présence des micro-anévrismes et des hémorragies dans les images couleur de la rétine.....	16
Figure. I.6. Présence des AMIR et une occlusion veineuse rétinienne.....	17
Figure I.7. ischémie rétinienne et des exsudats durs.....	17
Figure I.8. Présence des nodules cotonneux et d'œdème maculaire.....	18
Figure I.9. Néo-vascularisation.....	19
Figure I.10. présence du glaucome et cataracte.....	20
Figure I.11. Formes cliniques de la dégénérescence maculaire liée à l'âge.....	22
Figure I.12. Rétinographie et angiographie à la fluorescence.....	23
Figure I.13. Images de l'OCT.....	23
Figure III.1. système d'analyse des images rétinienne.....	45
Figure III.2. Exemples d'images de la base de donnée DRIVE.....	46
Figure III.3. Exemples d'images de la base de donnée STARE.....	47
Figure III.4. Exemples d'images de la base de donnée MESSIDOR.....	48
Figure III.5. Exemples d'images de la base de donnée DIARETDB ₁	49
Figure III.6. Organigramme de segmentation du réseau vasculaire.....	51
Figure III.7. Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB.....	52
Figure III.8. Le filtrage de l'image améliorée.....	54
Figure III.9. Résultat du chapeau haut de forme.....	56
Figure III.10. Minima régionaux, bassin versant et LPE.....	58
Figure III.11. Résultat de segmentation du réseau vasculaire ;.....	60
Figure III.12. Exemples de segmentation du réseau vasculaire dans des images saines et pathologiques.....	62
Figure III.13. Superposition entre réseau segmenté par la méthode proposée montré en rouge et le réseau vasculaire segmenté par deux ophtalmologues respectivement (montré en blanc).....	63
Figure III.14. Exemples d'apparition du disque optique dans les images couleur.....	65
Figure III.15. Organigramme de segmentation du disque optique.....	65
Figure III.16. Résultat du filtrage et augmentation de contraste.....	67
Figure III.17. Résultat d'homogénéisation et extraction de la région papillaire.....	68
Figure III.18. Courbe se déformant selon sa courbure.....	70
Figure III.19. Résultat de segmentation du disque optique.....	71
Figure III.20. Exemples de segmentation du disque optique dans différents types d'images.....	73

Figure III.21. la mesure de la performance de segmentation du disque optique dans les quatre bases d'images	74
Figure III.22. Exemples d'apparition de la macula dans les images couleur	74
Figure III.23. Organigramme de segmentation de la macula...	76
Figure III.24. Résultat de prétraitement	77
Figure III.25. Résultat de détection de la région maculaire	77
Figure III.26. Résultat de segmentation de la macula	78
Figure III.27. Résultat de segmentation de la macula dans différents types d'images	79
Figure IV.1. Présence d'exsudats durs avec différents tailles et formes dans les images couleur	84
Figure IV.2. Organigramme proposé de détection des exsudats dans les images couleur du fond d'œil.	86
Figure IV.3. Normalisation de la couleur et augmentation de contraste de l'image originale... ..	88
Figure IV.4. Représentation des résultats de FCM.....	91
Figure IV.5. Résultat de segmentation et élimination du disque optique.....	92
Figure IV.6. résultat final de détection des exsudats dans les images couleur de la rétine.....	94
Figure IV.7. Résultats de détection des exsudats dans les images saines et pathologiques	96
Figure IV.8. Graphes de la sensibilité, précision, sensibilité et valeur prédictive respectivement	99
Figure IV.9. Sensibilité en fonction de la valeur prédictive pour différents valeurs de cluster K	99
Figure IV.10. Présence des druses dans les images couleur	101
Figure IV.11. Organigramme de détection des druses dans les images couleur de la rétine	103
Figure IV.12. Résultat d'amélioration de l'image originale	103
Figure IV.13. Segmentation de la macula et selection des régions candidats	105
Figure IV.14. Détection des druses dans les images couleur de la rétine	106
Figure IV.15. Résultats de détection des druses dans une image saine et des images pathologiques ..	108
Figure IV.16. Graphe de la sensibilité	110
Figure IV.17. Graphe de spécificité.....	110
Figure IV.18. Graphe de la valeur prédictive	110
Figure IV.19. Graphe de précision.....	110
Figure IV.20. Présence des hémorragies dans les images couleur de la rétine	112
Figure IV.21. Organigramme proposé de détection des hémorragies.....	113
Figure IV.22. Prétraitement de l'image originale	114
Figure IV.23. Détection des régions candidats rouges	115
Figure IV.24. Segmentation et élimination de la macula.....	116
Figure IV.25. Segmentation et élimination du réseau vasculaire.....	117
Figure IV.26. Elimination des micro-anévrismes.....	118
Figure IV.27. principe de classification par KNN.....	120
Figure IV.28. Hyperplan et vecteur de support.....	122
Figure IV.29. Hyperplan de séparation optimal avec marge souple dans un cas linéairement séparable.....	123
Figure IV.30. SVM linéaire et non linéaire.....	123
Figure IV.31. Résultat final de détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine.....	125
Figure IV.32. résultats de détection des hémorragies par classification dans différentes types d'images.....	126

Figure IV.33. Courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur.....	127
Figure IV.34. . Exemple du micro-anévrisme dans une image couleur de la rétine	129
Figure IV.35. Organigramme de détection des micro-anévrismes.....	131
Figure IV.36. La modification de teinte de gris.....	133
Figure IV.37. Les modifications du graphe en fonction de u_t	134
Figure IV.38. Résultat d'augmentation de contraste et correction d'illumination.....	136
Figure IV.39. Extraction des régions rouges....	136
Figure IV.40. Le supremum d'ouverture.....	137
Figure IV.41. Extraction et élimination du réseau vasculaire	138
Figure IV.42. Détection des micro-anévrismes	139
Figure IV.43. Résultat final de détection des micro-anévrismes	141
Figure IV.44. Exemples de détection des micro-anévrismes dans différentes qualité d'images	142

Liste des Tableaux

Tableau.I.1. Lésions de la RD..... 15

Tableau.I.2. Classification des stade de la RD 15

Tableau III.1.Calcul du degré de ressemblance 63

Tableau III.2.Comparaison des résultats obtenus par notre approche par rapport aux travaux de
recherche 74

Tableau III.3. Résultats de segmentation de la maacula (base de donnée DRIVE)..... 80

Tableau III.4. Résultats de segmentation de la maacula (base de donnée STARE) 80

Tableau III.3. Résultats de segmentation de la maacula (base de donnée DIARETDB1)..... 80

Tableau IV.1. Comparaison des résultats de segmentation des exsudats par rapport à une segmentation
manuelle par l’ophtalmologue sur un critère basé sur la lésion 98

Tableau IV.2. . Comparaison des mesures de performance de notre algorithme avec ceux
reportés dans la littérature pour différentes base de données..... 100

Tableau IV.3.Mesures des performanes par les classifieurs SVM et KNN.....127

Tableau IV.4.Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes existantes 128

TableauIV.5. .Performance de la méthode proposée par rapport aux autres méthodes hybrides
..... 144

Introduction Générale

L'imagerie médicale a révolutionné la médecine en fournissant un diagnostic efficace dans tous les domaines des sciences médicales. En imagerie médicale, la qualité de l'acquisition d'image et l'interprétation détermine la précision du diagnostic. En effet, l'apparition d'ordinateurs de plus en plus performants, ont un impact énorme sur l'acquisition d'images médicales. Elles remplissent des fonctions à plusieurs volets, tels que, le contrôle du matériel d'imagerie, d'effectuer la transmission, le stockage, la visualisation, l'extraction automatique d'information, la reconstruction, le post-traitement des données d'image...etc. Les systèmes d'analyse d'image occupent aujourd'hui une place importante et tout à fait originale, d'abord parce qu'ils ont su prouver leur intérêt dans des domaines tels que la restauration d'images ou encore la vision tri dimensionnelle, mais également parce qu'ils sont en voie de se justifier dans d'autres domaines jusqu'alors inexplorés tel que l'aide au diagnostic. En revanche, le rôle de l'informatique dans l'interprétation des images médicales a jusqu'ici été limité. L'interprétation reste un domaine presque exclusivement humain.

Ce travail de recherche se focalise sur l'analyse et le traitement des images du fond d'œil, dont le but de réduire le temps le temps du diagnostique et le traitement des maladies de la rétine pour les ophtalmologues. En effet avec

l'avènement des systèmes rétiniens numérisés, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil, en particulier les images rétiniennes en couleur, car leur acquisition est simple, peu coûteuse et non invasive.

De nombreuses maladies peuvent affecter la vision, parmi ces pathologies, nous citons : la *dégénérescence maculaire liée à l'âge* et la *rétinopathie diabétique*. Elles sont considérées comme les causes principales de cécité légale dans la population adulte et dans les pays industrialisés.

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une maladie de la rétine provoquée par une dégénérescence progressive de la macula, partie centrale de la rétine, qui peut apparaître à partir de l'âge de 50ans, provoquant un affaiblissement important des capacités visuelles, sans toutefois les anéantir.

Le diabète est caractérisé 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 : une augmentation de la fréquence de la cataracte, et le glaucome, une augmentation des infections oculaires et une atteinte grave de la rétine et de la macula ; il s'agit de la rétinopathie diabétique (RD).

I. Objectifs et contributions

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer un système d'analyse des images numérique du fond d'œil qui sera capable de détecter les premiers signes cliniques produits par la DMLA et la RD. Ces lésions sont : les exsudats, les druses, les micro-anévrismes et les hémorragies. Ces maladies peuvent causer la cécité et la perte de vision si elles ne sont pas diagnostiquées à un stade précoce. Le système d'analyse de l'image du fond d'œil décrit dans ce travail est conçu pour aider les ophtalmologues à établir

un diagnostic en lui fournissant un deuxième avis et fonctionne également comme un outil pour le dépistage de masse de la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge.

La détection des pathologies liée à la RD et la DMLA, se base essentiellement sur l'extraction des structures anatomiques principales de la rétine a savoir : le réseau vasculaire, le disque optique et la macula. Par exemple, étant donné que les caractéristiques du disque optique peuvent être similaires à ceux des exsudats, la segmentation de cet élément peut être exploitée pour réduire les faux positifs dans la détection de cette lésion. En ce qui concerne le réseau vasculaire, leur segmentation joue également un rôle important dans le développement d'un système d'aide au diagnostique de la RD. Par exemple, l'origine de l'arbre vasculaire peut être utilisée pour localiser le disque optique. D'autre part, étant donné que le centre de la macula (fovéa) est une zone avasculaire, la connaissance de la localisation du réseau vasculaire peut aider à localiser cet élément de la rétine. De plus, en raison de similitude de la couleur du réseau vasculaire et la macula à ceux des lésions rouges, cette information peut également être utilisée pour diminuer les faux positifs dans la détection de ces lésions. En outre, la segmentation de ces éléments joue un rôle important dans la classification des stades de la RD et la DMLA. Par exemple, sachant que la macula est responsable de la vision centrale, la localisation des lésions a proximité de cette dernière indique la gravité et la sévérité de la RD et la DMLA.

Compte tenu de toutes ces considérations et au de ces années de recherche, nous avons fixé cinq objectifs :

- **1**: développement des techniques d'amélioration de la qualité des images couleur du fond d'œil.
- **2** : développement des algorithmes pour la segmentation des éléments anatomiques principaux de la rétine.
- **3** : développement d'un algorithme de détection des druses : une lésion produite par la dégénérescence maculaire liée a l'âge.
- **4** : détection des lésions sombres et lumineuses produites par la rétinopathie diabétique et la DMLA: cette phase concerne le

développement des algorithmes pour la détection des exsudats, des hémorragies et des micro-anévrismes et les druses.

- **5** : évaluer les algorithmes sur des bases de données connus dans le cadre du dépistage de la rétinopathie diabétique et la DMLA.

Les principales contributions de ce travail sont comme suit :

1. Mise en oeuvre des techniques d'amélioration des images du fond d'œil.
2. Proposition et application des méthodes hybridées pour répondre à nos objectifs.
3. Développement des algorithmes sur un ensemble des images de caractéristiques différentes.
4. Différentes bases de données sont utilisées pour examiner les algorithmes proposés.
5. Obtention d'excellente performance des algorithmes par rapport aux travaux existants dans ce domaine.

II. Structure de la thèse

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

Le chapitre. 1 : Aspect médical

Ce chapitre présente l'aspect médical de base nécessaire pour une compréhension de la problématique utilisée dans cette thèse. L'anatomie du fond d'œil et leur principe de fonctionnement sont décrits. En outre, les différentes maladies oculaires telles que la rétinopathie diabétique, la dégénérescence maculaire liée à l'âge sont étudiées en détail, à savoir, les causes et les symptômes, l'incidence, le diagnostic et le traitement. Les différentes techniques d'acquisition des images rétinienne sont présentées à la fin de ce chapitre.

Le chapitre. 2 : Etat de l'art

Ce chapitre est consacré à une présentation d'une part à un état de l'art sur les différentes méthodes existantes dans la littérature pour la détection les

éléments principaux de la rétine (réseau vasculaire, disque optique et macula), d'autre part, un aperçu général sur les différents travaux de recherche de détection des signes cliniques de la RD et la DMLA (druses, exsudat, hémorragies et micro-anévrismes).

Le chapitre. 3 : Segmentation des éléments principaux de la rétine

Dans ce chapitre, nous présentons un système d'analyse d'image du fond d'œil permettant d'une part, la segmentation des éléments principaux de la rétine, d'autre part la détection des lésions rétinienne. Leur détection est essentielle pour le diagnostic de la RD et la DMLA. Elles sont considérées comme un repère pour identifier les lésions et les faux positifs lors de la détection de ces derniers. Les différentes méthodes proposées pour les segmenter sont détaillées, les résultats obtenus et l'évaluation des algorithmes sont étudiés.

Le chapitre. 4 : Détection des pathologies rétinienne

Ce chapitre est le cœur de notre travail. Il est divisé en deux sections. Dans la première section, une présentation des algorithmes développés pour la détection des lésions lumineuses liées à la DMLA et la RD, à savoir, les druses et les exsudats sont détaillés. Dans la deuxième section, les différentes méthodes proposées de détection des lésions sombres : les micro-anévrismes et les hémorragies sont étudiés. Les résultats obtenus et l'évaluation des performances des algorithmes sont également présentés. Ces pathologies indiquent le risque des complications les plus graves de la RD et DMLA, leur apparition exige un traitement instantané.

Ce travail s'achève par une conclusion générale qui récapitule succinctement les différents travaux entrepris dans ce mémoire. Elle met en valeur les principaux résultats obtenus et donne quelques perspectives.

Chapitre 1

Aspect Médical

SOMMAIRE

Introduction	7
I. Description Générale de l'Œil.....	7
I.1. Anatomie du globe oculaire.....	7
II. Les pathologies Rétiniennes.....	14
II.1. La Rétinopathie Diabétique (RD).....	14
II.1.1. Signes Cliniques de la RD	15
II.1.2. Classification des stades de la RD	19
II.2. Le Glaucome	20
II.3. la Cataracte	20
II.4. Dégénérescence maculaire liée a l'âge (DMLA)	20
II.4.1. Signes cliniques de la DMLA	21
II.4.1.1. Maculopathie liée à l'âge (MLA)	21
II.4.1.1.2. Forme atrophique.....	21
II.4.1.1.3. Forme exudative.....	21
III. Techniques d'Acquisition des Images Rétiniennes.....	22
III.1. Rétinographe mydriatique(RM) et non mydriatique(RNM)	22
III.2. Angiographie a la fluorescence	22
III.3. Tomographie a Cohérence Optique (OCT)	23
IV. Dépistage de la RD et DMLA	24
Conclusion.....	24

Introduction

Ce chapitre présente les aspects médicaux, nécessaire pour comprendre l'importance de l'analyse des images du fond d'œil. Tout d'abord, l'anatomie de l'œil et ses principaux composants sont décrites ; Ensuite, les différentes anomalies de l'œil sont présentées. Deux lésions liées à des maladies rétiniennes ont tirées notre attention ; il s'agit de la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge. Une description des symptômes de ces lésions, l'évolution ainsi que les traitements éventuels sont donnés. Nous terminons ce chapitre par une présentation de différentes techniques d'acquisitions des images rétiniennes ainsi le dépistage de la RD et la DMLA.

I. Description Générale de l'Œil

L'œil est un organe sensoriel du corps humain qui reçoit 80% des informations extérieures. Sa fonction est de transformer l'information lumineuse en influx nerveux transmis au cerveau. Il est de faible volume (6.5 cm³), il pèse 7 grammes, de forme d'une sphère d'environ 24 mm de diamètre, complétée vers l'avant par une autre sphère de 8 mm de rayon (la cornée). L'anatomie de l'œil se divise en deux : Le globe oculaire et les annexes (les muscles extra-oculaires, les nerfs, la paupière). L'œil est constitué de trois membranes: la rétine, la choroïde et la sclérotique, et de trois milieux transparents: l'humeur aqueuse, le cristallin et l'humeur vitrée (Figure. I.1) [1].

I.1. Anatomie du globe oculaire

Il est grossièrement sphérique (Figure. I.1). Il est décomposé en quatre parties principales:

- **la couche protectrice** : cornée et sclère
- **la couche vasculaire** (nommée uvée) : iris, corps ciliaire et choroïde
- **la couche visuelle** : rétine et nerf optique
- **le contenu de la cavité interne** : humeur aqueuse, cristallin et corps vitré.

A l'avant de l'œil on délimite 2 zones principales :

1. *la chambre antérieure* : qui se situe entre la cornée et l'iris et qui est remplie par l'humeur aqueuse.

2. *la chambre postérieure* : entre l'iris et le cristallin

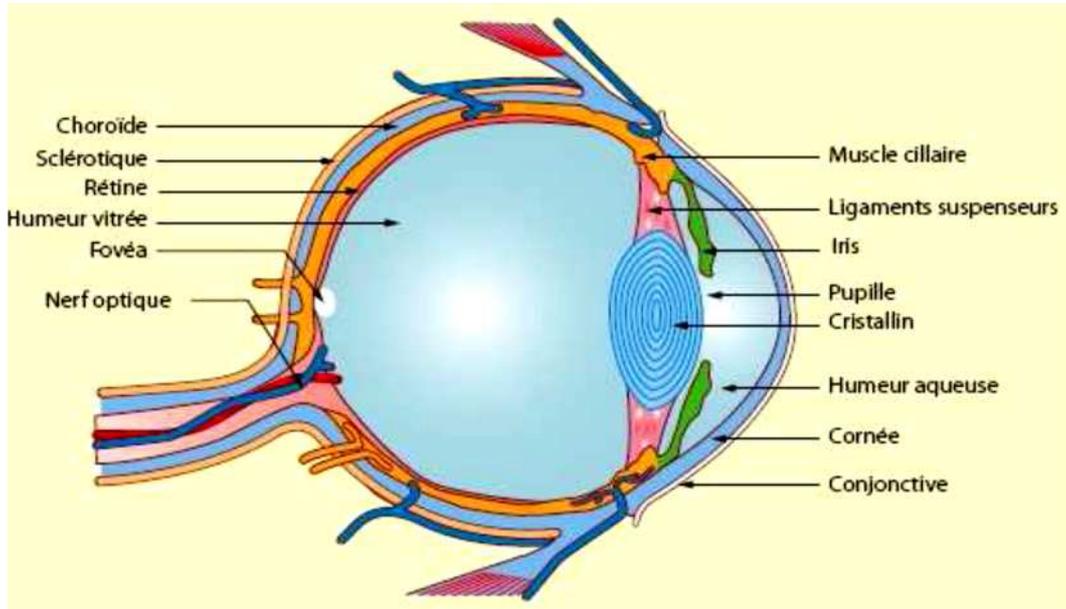


Figure. I.1. le fond d'œil

I.1.1. La couche protectrice (couche externe)

Cette couche comprend deux parties dont la cornée et le sclère. Elles sont résistantes, épaisses et faites de fibres collagènes. La cornée est transparente et sert de fenêtre pour l'œil tandis que le sclère est opaque.

I.1.1.1. La cornée

La cornée une membrane solide et transparente de 11 mm de diamètre au travers de laquelle la lumière entre à l'intérieur de l'œil. La cornée est privé de vaisseaux sanguins (sinon notre vision serait troublée), elle est donc nourrie par un liquide fluide comme l'eau : l'humeur aqueuse. La cornée contient 78% d'eau et pour maintenir ce degré d'hydrophilie elle est constamment recouverte de larmes alimentées en continu par les glandes lacrymales et réparties par le battement des paupières. La cornée est la principale lentille de l'oeil, elle assure environ 80% de la réfraction. Elle est composée de 5 couches différentes (Figure. I.2):

- **Épithélium cornéen** : est la couche la plus externe représente environ 10 % de l'épaisseur totale de la cornée, est fait de cinq à six couches de cellule régénérable.
- **Membrane de Bowman** : couche de transition de 12 micromètres, sépare l'épithélium du stroma cornéen.
- **Stroma** : très épais (400 microns), 90% de l'épaisseur de la cornée. Tissu conjonctif très spécifique. Il contient de l'eau, des substances organiques, du collagène. Tous ces éléments sont présents dans des règles qui assurent la transparence.
- **Membrane de Descemet** : est une membrane basale transparente de l'endothélium cornéen qu'elle sépare du stroma cornéen
- **Endothélium** : de 6 micromètres, membrane interne, fragile et fine. La qualité et la quantité de ces cellules varient avec l'âge et des altérations y surviennent à partir de 65 ans.

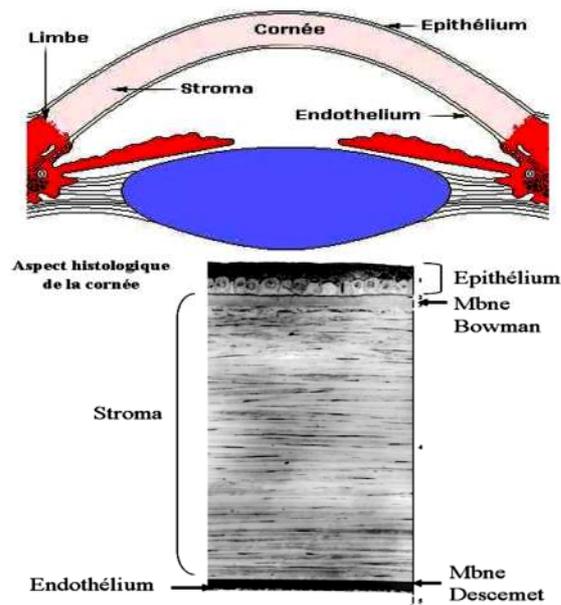


Figure. I.2.couches de la cornée

I.1.1.2. La sclère

La sclérotique ou sclère est une membrane rigide qui donne sa forme à l'œil. Cette membrane est fibreuse, résistante. Elle entoure et protège l'œil à l'extérieur tout en maintenant sa forme. La sclérotique forme le blanc de l'œil. Elle est traversée par un grand nombre de petits canaux (artères, nerfs,

veines) et, à l'arrière, par une ouverture où passent les fibres du nerf optique.

I.1.2. La couche vascularisée (couche moyenne)

Elle est aussi appelée « l'uvée ». Elle comprend trois parties l'iris, le corps ciliaire et la choroïde. C'est la partie la plus vascularisée du globe oculaire.

I.1.2.1.L'iris

Est une membrane située dans l'humeur aqueuse entre la cornée et le cristallin, séparant ainsi la chambre antérieure de la chambre postérieure de l'œil. Ce dernier est constitué par des épithéliums pigmentés donnant sa couleur à l'œil et percé d'un trou, la pupille. Il est innervé par des fibres du système nerveux autonome qui activent les muscles dilatateurs et sphincters responsables de la dilatation et de la constriction pupillaires (Figure. I.1).

I.1.2.2. le corps Ciliaire

Partie intermédiaire de l'uvée, sous forme d'un anneau saillant à l'intérieur de l'œil. Il joue un rôle fondamental dans l'accommodation et la sécrétion de l'humeur aqueuse (Figure. I.1).

I.1.2.3. la Choroïde

La choroïde est l'une des couches de la paroi du globe oculaire, située entre la sclérotique à l'extérieur et la rétine à l'intérieur. C'est une couche richement vascularisée qui assure la nutrition de l'iris et des photorécepteurs réiniens. Avec le corps ciliaire et l'iris, la choroïde forme l'uvée. Sa structure lui assure une double fonction : d'une part, elle forme un écran qui maintient l'intérieur de l'œil en chambre noire, d'autre part, elle le protège du point de vue thermique, empêchant le passage d'une grande partie des rayonnements extérieurs (Figure. I.1).

I.1.3. La couche visuelle (couche interne)

C'est la couche la plus interne des couches qui constituent le globe oculaire. Elle comprend la rétine et le nerf optique.

I.1.3.1. La rétine

La rétine est la couche sensible à la lumière grâce aux photorécepteurs (les cônes et les bâtonnets). Elle a comme épaisseur 0,25 mm. [2]. La rétine possède 2 types de photorécepteurs :

- **Les bâtonnets** : De forme allongée, ils doivent leur nom à leur forme. ils sont environ 130 millions. Ils sont absents de la fovéa et se logent à la périphérie. Ils ont une très grande sensibilité à la lumière, d'où leur capacité à percevoir de très faibles lueurs la nuit : vision de nuit. Ainsi ils ont une très faible perception des détails et des couleurs car plusieurs dizaines de bâtonnets ne sont liés qu'à une seule fibre du nerf optique. Ils contiennent une substance chimique appelée rhodopsine ou pourpre rétinien. Quand la lumière frappe une molécule de rhodopsine, celle-ci génère un faible courant électrique. Les signaux ainsi recueillis forment un message qui est transmis aux cellules nerveuses de la rétine (Figure. I.3).
- **Les cônes** : Ils sont environ 5 à 7 millions à se loger dans la fovéa. Leur sensibilité à la lumière est très faible mais leur perception des détails est très grande pour deux raisons : il y a une densité très élevée de cônes dans la fovéa et surtout chaque cône de la fovéa transmet son information à plusieurs fibres du nerf optique : la vision est donc de jour. Ainsi ils ont une très bonne sensibilité aux couleurs. Ils sont de trois types selon le pigment qu'ils contiennent et ont donc une sensibilité à des ondes lumineuses de longueurs différentes : cônes contenant de l'erythropsine (sensibles au rouge), de la chloropsine (vert), de la cyanopsine (bleu) (Figure. I.3).

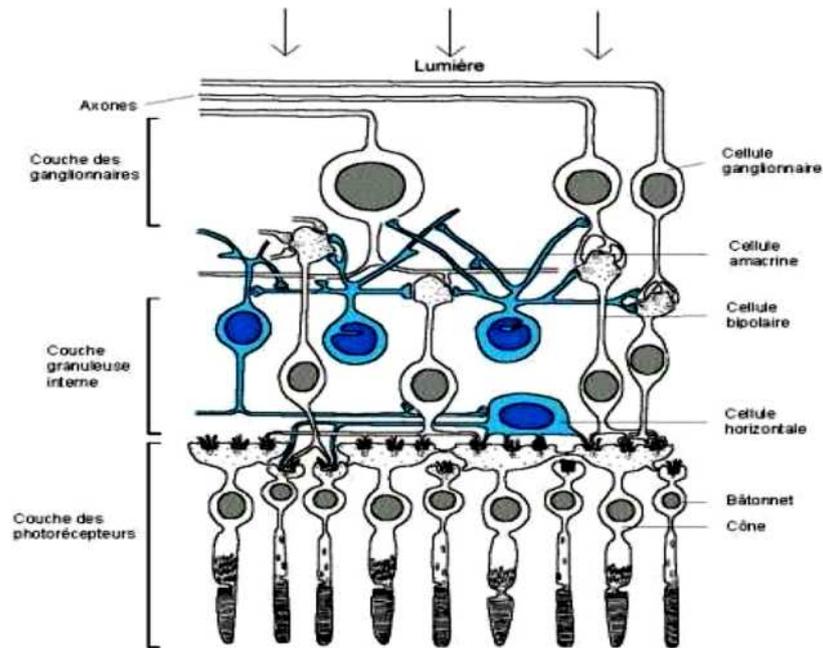


Figure. I.3. la rétine

I.1.3.1.1. La macula et la Fovéa

Dans la zone elliptique centrale se trouve le maximum de cônes. Cette zone permet donc une vision très précise. Elle mesure 3 mm dans le grand axe et 2 mm dans le petit axe. Cette région se nomme **la macula**. Elle apparaît comme une tâche jaune, située au centre du pôle postérieur comme une fine excavation [3].

La fovéa est une région de la rétine située dans la macula, près de l'axe optique de l'œil, dans la partie centrale de cette dernière. Cette région est de la plus haute importance pour la vision. Elle mesure 300 à 400 microns de diamètre et contient 25 000 cônes.

I.1.3.2. Le nerf Optique

La transmission des informations vers le cerveau est opérée par le nerf optique. Toutes les fibres optiques issues des cellules visuelles convergent vers un point précis de la rétine : la papille.

I.1.3.3. La papille

Est un point de l'œil qui ne voit pas. On l'appelle aussi *la tache aveugle*. En ce point débouche aussi le réseau veineux et artériel de la rétine. Les fibres

optiques se rejoignent toutes là pour former un câble appelé *le nerf optique*. Il mesure 4 mm de diamètre et 5 cm de long (Figure. I.4.).

I.1.3.4. Arbre Vasculaire

L'arbre vasculaire est une structure vasculaire arborescente connectée. Elle est chargée de nourrir les parties internes de la rétine. Cette structure vasculaire provient dans le disque optique avec l'artère centrale de la rétine et de la veine (Figure. I.4.).

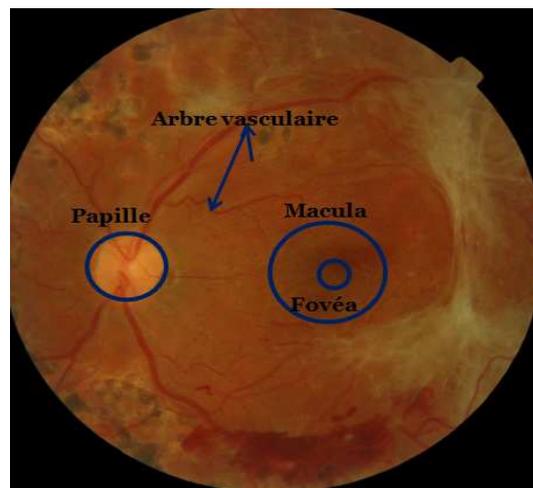


Figure. I.4. : image rétinienne et ses principales composantes

I.1.4. Le contenu de la cavité interne

Il est constitué par l'humeur aqueuse, le cristallin, et le corps vitré. Ce sont des milieux transparents.

I.1.4.1. Humeur aqueuse

L'humeur aqueuse est un liquide transparent qui remplit l'espace entre la cornée et le cristallin, constamment renouvelé, responsable du maintien de la pression intra-oculaire (Figure. I.1).

I.1.4.2. le Cristallin

Le cristallin est une lentille biconvexe de l'œil, transparente, avasculaire. Il est situé à l'intérieur du globe oculaire. Sa partie antérieure est en contact avec l'humeur aqueuse et sa partie postérieure avec le corps vitré (Figure. I.1).

I.1.4.3. Le corps vitré

Le corps vitré est une masse gélatineuse claire et transparente. Il maintient la rétine contre les parois de l'œil, contenant 99% d'eau et représentant 60% du volume oculaire (Figure. I.1).

II. Les 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 [4]. Ces pathologies peuvent entraîner une réduction de l'acuité visuelle, déficience visuelle et la cécité. La discussion dans cette section se concentre sur les maladies oculaires les plus fréquents, telles que, la rétinopathie diabétique, la dégénérescence maculaire liée à l'âge, la cataracte et le glaucome. La section explique comment les symptômes des maladies oculaires émergent et affectent la vision, les traitements envisagés ainsi que le diagnostic de ces anomalies.

II.1. La Rétinopathie Diabétique (RD)

Le diabète peut résulter de facteurs génétiques et environnementaux et se caractérise par un excès permanent de sucre dans le sang. Face à une incroyable augmentation du nombre de malades, les experts parlent aujourd'hui d'épidémie. Le diabète attaque les vaisseaux sanguins et notamment ceux de la rétine, qui est très vascularisée.

La rétinopathie diabétique (RD) est une des principales causes de cécité et de malvoyance. Les études épidémiologiques réalisées dans les pays industrialisés la citent comme une des 4 principales causes de malvoyance dans l'ensemble de la population et la première cause de cécité chez les sujets de moins de 50 ans [5-6].

Cette affection ne se remarque pas pendant de nombreuses années, elle ne devient symptomatique qu'au stade de complications. Le retard du traitement est la cause essentielle de la perte de vision et est évitable avec un

dépistage et un traitement approprié [7]. Seul un examen effectué régulièrement peut permettre de la diagnostiquer précocement et de la traiter. La cécité et la malvoyance liées à la rétinopathie diabétique sont en effet en grande partie évitables grâce au traitement par laser, dont l'efficacité a été depuis longtemps démontrée [8-9].

Dans ce qui suit, nous décrivons certains signes de la RD qui peuvent être détectés avec l'analyse des images du fond d'œil, le traitement, ainsi que la classification de la maladie.

II.1.1. Signes Cliniques de la RD

Les différents types de lésions qui peuvent apparaître au cours du développement de la RD sont au nombre de 9, certains d'entre eux se déclinant en sous-catégories. Ils sont listés dans le tableau. I.1.

1	Micro-anévrismes
2	Hémorragie rétinienne
4	AMIRs (Anomalies Microvasculaires Intrarétiniennes)
5	Anomalies veineuses
6	Ischémie rétinienne
7	Exsudats
8	Nodules cotonneux
9	Néo-vaisseaux

TABLEAU. I.1. LESIONS DE LA RD

II.1.1.1. Les Micro anévrismes [10]

Les micro-anévrismes sont les premiers signes non équivoques de la RD. Ils sont produits par un affaiblissement local des parois capillaires. Ils apparaissent sous forme de points rouges. Leur taille varie de 10 à 100 microns de diamètre. La figure. I.5 (a) montre un exemple de telles lésions.

II.1.1.2. les hémorragies

La progression de la maladie peut produire une rupture d'une paroi d'un capillaire ou d'un micro anévrisme ce qui provoque des hémorragies rétinienne. Elles apparaissent soit comme des petits points rouges

indiscernables à partir de micro-anévrismes ou grandes taches de forme ronde avec contour irrégulier. La figure. I. 5(b) montre certains d'entre eux.

II.1.1.3. Les Anomalies Microvasculaires Intra Rétiniennes (AMIR).

Sont des anomalies vasculaires comme des dilatations, des ectasies ou des bourgeonnements. Elles témoignent d'une occlusion vasculaire et par conséquent d'une ischémie locale. Elles représentent une réponse neovasculaire à cette occlusion. Leur forme est plutôt irrégulière, mais parfois, elles peuvent être facilement confondues avec des micro-anévrismes (figure .I.6 (a)).

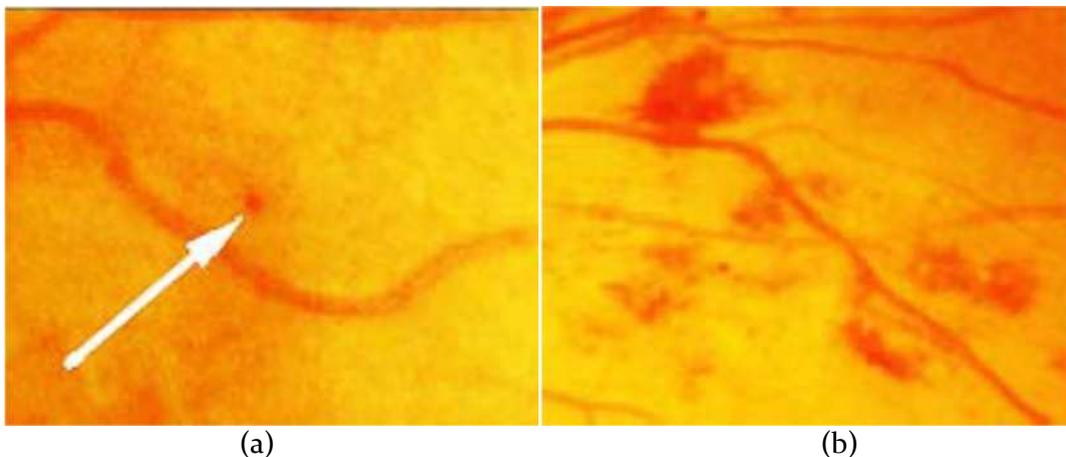


Figure. I.5. Présence des micro-anévrismes et hémorragies dans les images couleur de la rétine ; (a) : micro-anévrismes montrés par une flèche ;(b) : hémorragies.

II.1.1.4. Occlusions veineuses rétiniennes

Les Occlusions veineuses sont la conséquence d'un ralentissement brutal de la circulation veineuse dans la rétine. L'occlusion veineuse peut durer plusieurs mois, et même dans certains cas devenir chronique,

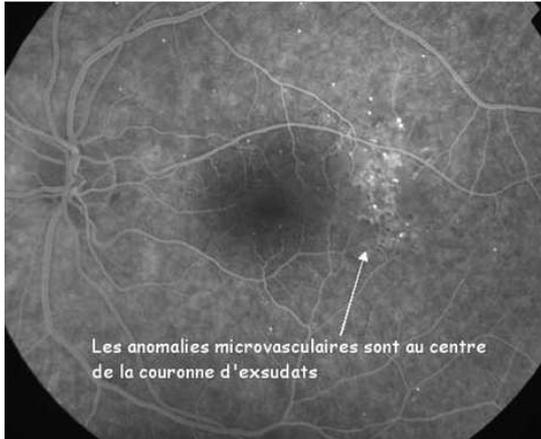
Selon le siège de l'obstruction (Figure. I.6.b).

On distingue deux formes cliniques :

- **Dans le nerf optique** : occlusion de la veine centrale de la rétine (OVCR), ou occlusion hémisphérique en cas de veine centrale dupliquée ;
- **Dans la rétine** : au niveau d'un croisement artério-veineux : occlusion d'une branche veineuse rétinienne (OBVR).

II.1.1.5. Ischémie rétinienne

On désigne par ischémie la baisse du débit sanguin local qui devient insuffisant pour assurer les besoins métaboliques d'un tissu dans la rétinopathie diabétique. Elle est secondaire à l'occlusion plus au moins étendue des capillaires rétiniens (Figure. I.7.a).



(a)

(b)

Figure. I.6. Présence des AMIR et une occlusion veineuse rétinienne ;(a) : les AMIR ;(b) occlusion veineuse rétinienne

II.1.1.6. Les Exsudats durs

Il s'agit de l'une des principales caractéristiques de la rétinopathie diabétique. En plus de la fuite de sang, des vaisseaux également fuient les lipides et les protéines qui causent l'apparition des exsudats. Ils apparaissent comme des points lumineux, jaunâtres avec contours bien définis. La figure. I.7(b) montre un exemple de telles lésions.

(a)

(b)

Figure. I.7. Présence d'une ischémie rétinienne et des exsudats durs. ;(a) : ischémie rétinienne;(b) Exsudats durs.

II.1.1.7. Nodules Cotonneux

Les nodules cotonneux sont plus souvent observés dans rétinopathie avancée. Ils se présentent comme des lésions de petite taille, blanches, superficielles, d'aspect duveteux et à contours flous. La figure. I. 8 (a) illustre certains d'entre eux.

II.1.1.8. Œdème maculaire

Est une accumulation de liquide dans la zone maculaire de la rétine. Il se traduit par un épaissement rétinien. L'œdème maculaire est directement accompagné par une dégradation visuelle lente mais progressive. La figure I.8 (b) montre un exemple de telles lésions.

(a) (b)
Figure. I.8. Présence des nodules cotonneux et d'œdème maculaire ;(a) : nodules cotonneux rétinienne;(b) œdème maculaire.

II.1.1.9. La néo-vascularisation

Sont des nouveaux vaisseaux qui se développent à cause d'une ischémie. Ils apparaissent sous forme d'un lacis vasculaire à la surface de la rétine ou de la papille. Ces néo vaisseaux ont un grand risque de se rompre et provoquent des hémorragies. La figure I. 9 illustre certains d'entre eux.

Figure. I.9. Néo-vascularisation

II.1.2. Classification des stades de la RD

Les stades de la RD sont déterminés en fonction du type, du nombre et de la localisation des lésions présentes (la rétine est divisée en quatre quadrants). 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)* [11] 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 2.

Stade	Description
0: Pas de RD apparente	-----
1 : Rétinopathie non proliférante minime	Présence de micro-anévrismes uniquement
2 : Rétinopathie non proliférante modérée	Présence de lésions autres que des micro-anévrismes mais ne correspond pas au stade 3
3 : Rétinopathie non proliférante sévère	Une des 3 conditions suivantes est satisfaite : <ul style="list-style-type: none"> • Plus de 20 hémorragies intrarétiniennes dans chacun des 4 quadrants • Anomalies veineuses certaines dans au moins 2 quadrants • AMIR proéminent dans au moins 1 quadrant mais ne correspond pas au stade 4
4 : Rétinopathie proliférante	Une des 2 conditions suivantes est satisfaite <ul style="list-style-type: none"> • Présence des néo vaisseaux • Hémorragies vitrée/ pré rétinienne
5 : rétinopathie traitée non active	La rétine a été traitée au laser et la rétinopathie n'est plus active

Tableau. I.2. Classification des stades de la RD

II.2. Glaucome

Le glaucome est une maladie de l'œil qui provoque une diminution irrémédiable du champ de vision. Il est la conséquence de dommages au nerf optique. Le glaucome est associé à la suite de l'élévation de la pression à l'intérieur de l'œil (pression intraoculaire). Le glaucome est la deuxième cause de cécité dans le monde [12] (Figure. I.10.a).

(a) (b)
Figure. I.10. présence du glaucome et cataracte ;(a) : le glaucome ; (b) : cataracte

II.3. Cataracte

La cataracte est l'opacification partielle ou totale du cristallin, lentille convergente située à l'intérieur de l'œil. Cette opacification est responsable d'une baisse progressive de la vue, au début accompagnée de gêne à la lumière (photophobie). Cette baisse de la vision peut être rapide (quelques semaines) à cause d'un traumatisme (Figure. I.10.b).

II.4. Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)

Une autre maladie de la rétine qui a un effet similaire à la rétinopathie diabétique, mais d'autres causes est la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA). Elle apparait après l'âge de cinquante ans et entraînant une altération de la fonction rétinienne maculaire donc de la vision centrale. La prévalence globale de la maladie est de 8% après 50 ans. Cette prévalence globale augmente progressivement avec l'âge: ainsi, elle est d'environ 1 à 2% entre 50 et 65 ans, 10% entre 65 et 75 ans, et 25% entre 75 et 85 ans.

II.4.1. Signes cliniques de la DMLA

Cliniquement, on distingue deux formes de la dégénérescence maculaire liée à l'âge : une forme atrophique (80% des cas), et une forme exsudative (20% des cas) [13].

II.4.1.1. Maculopathie liée à l'âge (MLA)

La MLA représente le stade précoce de la maladie. Elle n'est pas ou peu symptomatique sur le plan visuel. Elle est caractérisée par la présence, dans la macula (zone centrale de la rétine) d'altérations au niveau de l'épithélium pigmentaire ou de dépôts au niveau de la rétine appelés **drusen**. Au fond d'œil les druses apparaissent comme des amas ronds blanchâtres, de forme et de taille variables (Figure. I.11.a). La présence d'une MLA à un ou deux yeux entraîne un risque de développer une DMLA à 5 ans pouvant aller jusqu'à 50 %. Selon l'importance de la MLA, des traitements préventifs par antioxydants peuvent être prescrits.

II.4.1.2. Forme atrophique

La forme atrophique (« forme sèche »), résulte de l'atrophie progressive des couches de l'épithélium pigmentaire et des photorécepteurs. Le retentissement visuel est important mais ce processus est lentement évolutif (Figure. I.11.b).

II.4.1.3. Forme exsudative

La forme exsudative (« forme humide») est deux fois plus fréquente que la forme atrophique, elle se caractérise par l'apparition de néo-vaisseaux choroïdiens dans la macula, qui sont responsables d'œdème et d'exsudation intra ou sous rétinienne, ou d'hémorragies rétinienne. Son évolution est le plus souvent rapide ou rapidement progressive (Figure. I.11.c).

(a) (b) (c)
Figure. I. 11. Formes cliniques de la dégénérescence maculaire liée à l'âge ; (a) :
Maculopathie liée à l'âge (forme précoce de DMLA) : druses et altérations de
l'épithélium pigmentaire ; (b) DMLA de forme atrophique ; (c) : DMLA de forme
exsudative : forme avancée avec fibrose au niveau de la macula

III. Techniques d'Acquisition des Images Rétiniennes

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

III.1. Rétinographe mydriatique(RM) et non mydriatique(RNM)

Le rétinographe est utilisé pour surveiller d'éventuelles modifications du fond d'œil, il permet la réalisation de photographies couleurs du fond d'œil. L'examen est totalement indolore. Il peut être réalisé sans dilatation pupillaire (d'où le nom de RNM, Rétinographe Non Mydriatique). Mais si une analyse fine des 9 champs du fond d'œil est souhaitée, une dilatation pupillaire est souhaitable pour l'obtention de clichés de bonne qualité. L'archivage des photos permettra un examen comparatif de l'état du fond d'œil d'une visite à l'autre afin de juger d'une éventuelle évolution (Figure. I.12.a).

III.2. Angiographie a la fluorescence

Cet examen consiste en la prise de photographies du fond d'œil après injection intraveineuse d'un colorant fluorescent (fluorescéine, vert d'indocyanine). Il permet une étude détaillée des vaisseaux sanguins pour établir le diagnostic de certaines maladies ou guider un traitement, par exemple, lorsqu'une photo-coagulation au laser est envisagée. Les indications essentielles sont la rétinopathie diabétique et les dégénérescences maculaires (Figure.12.b).

Figure. I.12. (a) : Rétinographie (b) : Angiographie a la fluorescence

III.3. Tomographie a Cohérence Optique (OCT)

La tomographie à Cohérence Optique (OCT), est un appareil ultramoderne qui permet de visualiser au niveau microscopique la rétine [14] et d'individualiser ses différentes couches (Figure 13). Il utilise un laser infrarouge qui balaie la rétine. L'appareil analyse les rayons renvoyés et reconstruit toute l'épaisseur de la rétine grâce à des procédés informatiques. Cet appareil est indispensable au suivi des maladies de rétine. L'appareil donne des images de l'aspect microscopique des différentes couches de la rétine. Elles permettent ainsi de mieux connaitre l'état de la rétine, la présence de lésions et aiguillent dans le choix de la technique la plus adaptée au traitement de l'anomalie.



Figure. I.13. images de l'OCT

IV. Dépistage de la RD et DMLA

La prévention de la RD et la DMLA se concentre sur un contrôle continu et un traitement précoce. Ces actions préventives peuvent retarder ou arrêter la progression de ces maladies, prévenir la cécité et améliorer la qualité de la vie. Comme il n'y a pas de symptômes saillants dans les premiers stades de la RD et la DMLA, et le nombre de symptômes et la gravité augmentent essentiellement avec le temps, un dépistage rentable sur de grandes populations est nécessaire [15-16]. Le dépistage est une action préventive secondaire qui vise à trouver et traiter des conditions qui ont déjà eu lieu, mais qui n'ont pas atteint un stade qui nécessitent des soins médicaux. Des études ont révélé que les personnes âgées et les personnes qui souffrent d'avantage de diabète de fréquenter régulièrement une séance de dépistage [17-18]. Par ailleurs, la progression de ces maladies est révisée au moins une fois en 1-3 ans, ce qui en résulte une quantité croissante d'informations pour l'examen. C'est pourquoi le développement d'un système d'analyse d'images est nécessaire pour le dépistage de la RD et la DMLA.

Conclusion

Dans ce chapitre, l'anatomie du fond d'œil, les maladies oculaires liées au diabète et la dégénérescence maculaire liée à l'âge ainsi que leurs symptômes ont été décrites. Les techniques d'acquisition des images couleur et angiographique ont été discuté par la suite. Finalement, le dépistage de la RD et DMLA a été présenté en montrant la nécessité du suivi, la détection précoce de la RD et la DMLA pour éviter la cécité et la malvoyance ; le rôle très important qui joue les appareils d'acquisition, ainsi que le dépistage de masse qui permet d'étudier l'évolution des maladies sur un groupe de population.

Chapitre 2

Etat de l'Art

SOMMAIRE

Introduction	26
I. Etat de l'Art.....	26
II.1. Segmentation des éléments principaux de la rétine	26
II.1.1. Segmentation du réseau vasculaire	26
II.1.2. Segmentation du disque optique (DO)	29
II.1.3. Détection de la macula	30
II.2. Détection de la Rétinopathie Diabétique.....	34
II.2.1. Détection des lésions lumineuses	34
II.2. 2. Détection des lésions Sombres.....	37
II.2. Détection de la dégénérescence macula ire liée a l'âge.....	40
Conclusion.....	41

Introduction

Actuellement, la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge sont considérées comme les premières causes de cécité légale dans les pays industrialisés ; par conséquent, la recherche d'un système d'analyse des images du fond d'œil pour l'aide au diagnostic de la RD et la DMLA attirent l'attention de beaucoup de chercheurs. En effet, L'intérêt de la détection de ces pathologies a augmenté avec le développement de l'imagerie numérique et la puissance de calcul. Ce chapitre est consacré à la présentation des principales méthodes récentes reportées dans la littérature pour la détection des principaux éléments de la rétine (réseau vasculaire, papille et macula) et les différentes pathologies rétiniennes (exsudats durs, druses, hémorragies et micro-anévrismes).

I. Etat de l'Art

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans la section II.1., les différents travaux correspondant à la segmentation des vaisseaux sanguins sont décrits. Les principales recherches liées à la détection du disque optique sont discutés dans la section II.2. La Section II.3, présente, les travaux correspondant à la détection de la macula. Dans les sections II.4 et II.5, les différentes approches citées dans la littérature pour la détection des lésions lumineuses et sombres sont présentées.

II.1. Segmentation des éléments principaux de la rétine

II.1.1. Segmentation du réseau vasculaire

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de segmentation des vaisseaux rétiniens ont été rapportées. Celles-ci peuvent être divisées en deux groupes : des méthodes basées sur des règles et des méthodes supervisées. Dans le premier groupe. Les chercheurs ont utilisé des opérateurs de la morphologie mathématique, les filtres adaptés, les modèles basés sur un seuillage local adaptatif ou modèle déformable et la segmentation par croissance de région, d'autre part, les méthodes supervisées basées sur une

classification par pixel. Dans cette section ; nous citons quelques travaux qui ont été développés dans chaque catégorie de méthode.

II.1.1.1. Méthodes basées sur les règles

Can et al [19], Chutape et al [20], Liu et Sun, [21] ; Tolia et Panas, [22] ; Zhou et al, [23] ont segmentés le réseau vasculaire en suivant des lignes centrales des vaisseaux a partir d'une série de points établis automatiquement ou par voie d'étiquetage manuel, les vaisseaux sont alors tracés. Le filtre de sobel et des filtres adaptés ont été utilisés pour trouver la direction du l'arbre vasculaire. Les méthodes tentent pour obtenir le chemin qui correspond le mieux à un modèle de profil du réseau vasculaire. Ces méthodes ont donné des mesures précises sur la tortuosité et la largeur des vaisseaux sanguins.

Les opérateurs de la morphologie mathématique ont été utilisé par : Henegha et al [24], Mendonça et al [25] ; Walter et al [26]; Zana et al [27] en se basant sur les informations sur les caractéristiques du réseau comme étant linéaire par morceau et connecté. Tout d'abord une opération de filtrage est appliquée suivie d'une utilisation des opérateurs morphologique pour le segmenter. La principale limite de cette technique est que les caractéristiques importantes comme intersection et les points de bifurcation peuvent être ratés.

Al-Rawi et al [28] ont utilisé le filtre adapté pour la détection des vaisseaux sanguins. L'idée du filtre adapté est de prendre un certain nombre d'échantillons pour une section transversale des vaisseaux sanguins de la rétine, le profil de niveau de gris de ces échantillons est alors approché par une courbe en forme gaussienne.

Yu Guang Zhang et al [29] ont proposé une méthode basée sur l'intégration des ondelettes avec la fractale. Tout d'abord, les contours du réseau vasculaire sont extraits en employant une technique par ondelettes. Ensuite, les bords continus sont obtenus par l'utilisation du fractale.

L. Espona et al [30] ont utilisé le principe du contour actif pour segmenter l'arbre vasculaire

Dans les approches basées sur la croissance de région, il a été considéré que, les pixels les plus proches les uns des autres et possédant des intensités de niveaux de gris similaires étaient censés s'intégrer dans le même objet. Ces approches rassemblent progressivement les pixels dans une région à partir d'un point de départ en fonction des critères prédéfinis [31-33]. Les critères utilisés pour la segmentation étaient la valeur de similitude et la proximité spatiale. La limitation des approches de croissance de région, vient du fait qu'elles produisent une sur-segmentation en raison des changements dans l'intensité de l'image.

Les approches proposées par Martinez-Perez et al [34], sont basées sur la segmentation multi-échelles du réseau vasculaire en faisant varier des résolutions de l'image [35-41]. Le principal avantage de cette approche est leur vitesse de traitement. Dans ces approches les gros vaisseaux sanguins ont été segmentés dans des régions ayant une faible résolution, alors que les petits vaisseaux ont été segmentés dans des régions de grande résolution.

Les approches développées par Zhang et al [42], ont utilisé un seuillage local adaptatif et les caractéristiques du réseau vasculaire ont été obtenues à l'aide des projections orthogonales non linéaires.

II.1.1.2. Méthodes supervisées

Récemment, plusieurs méthodes supervisées basées sur la classification des pixels en deux classes : réseau ou non réseau ont été explorées afin d'obtenir des résultats satisfaisants. Le classifieur est formé par un apprentissage supervisé des données à partir d'images manuellement marquées par des ophtalmologues expérimentés. Niemeijer et al [43] ont utilisé le classifieur de k-plus proche. Soares et al [44] ont utilisé le classifieur Bayesian. L'analyse multi-échelle a été effectuée sur l'image en utilisant la transformée en ondelettes de Gabor. Le niveau de gris du canal vert inversé et la réponse maximale de la transformée de Gabor dans quatre angles de différentes échelles ont été considérées comme le pixel caractéristiques. Ricci et Perfetti [45] ont utilisé le support vecteur machine (SVM) pour la classification du pixel comme réseau ou non réseau. Ils ont utilisé deux détecteurs de lignes orthogonales de long de l'échelle de niveau de gris du pixel cible pour

construire le vecteur de caractéristique. Staal et al [46] ont développé un système basé sur l'extraction des arêtes de l'image, qui coïncident approximativement avec la ligne médiane des vaisseaux. Les crêtes sont utilisés pour composer les primitives sous la forme d'éléments de ligne. Avec les éléments de ligne, une image est divisée en régions, en attribuant à chaque pixel de l'image l'élément de ligne le plus proche. Chaque élément de la ligne constitue un cadre de coordonnées local pour la région correspondante. Pour chaque pixel, le vecteur caractéristique est calculé et qui fait usage des propriétés des régions et des éléments de la ligne. Le vecteur de caractéristique est classé selon le classifieur KNN. C. Alonso et al [47] ont utilisé des réseaux de neurones cellulaires (CNNs). Le but d'utilisation des CNNs a été d'améliorer le temps de calcul.

Les méthodes de segmentation du réseau vasculaire présentées ci-dessus donnent des résultats satisfaisants pour segmenter les gros vaisseaux. Toutefois, les principaux problèmes auxquels sont confrontées ces approches sont:

- Mauvaise extraction des vaisseaux sanguins dans les images faiblement contrastées.
- Les vaisseaux minces ne sont pas segmentés.
- La présence des faux positifs dans le cas où les images présentent des lésions ayant des caractéristiques semblables que le réseau vasculaire.
- Les vaisseaux contenant des pathologies ne sont pas détectés.

Afin de relever ces défis, nous proposons dans le chapitre suivant une méthode permettant de détecter la ligne centrale des vaisseaux dans les images de différentes qualités.

II.1.2. Segmentation du disque optique (DO)

La localisation et la segmentation du disque optique sont des tâches importantes pour la détection de la RD ; En raison des problèmes de circulation survenus au cours des premiers stades de la RD, de nouveaux vaisseaux sanguins très fragiles seront développés dans une grande partie dans la zone du DO. Cependant leur détection est requise comme condition

préalable pour les étapes suivantes dans de nombreux algorithmes utilisés pour l'identification et la segmentation des structures anatomiques et pathologiques dans les images rétiniennes. La position des régions comme la macula et la fovéa peut être déterminée à partir de la position du disque optique. En outre le disque optique peut être utilisé comme marqueur pour effectuer le recalage des images rétiniennes.

Les travaux de recherche sur le disque optique peuvent être divisés en deux catégories : la localisation et la segmentation de ce dernier. Les anciens travaux portent sur la localisation du DO, alors que les derniers travaux estiment le contour du DO.

Dans le paragraphe suivant ; nous présentons les différentes approches de localisation et de détection du contour du disque optique reportées dans la littérature.

II.1.2.1. Localisation du disque optique (DO)

La méthode proposée par Hoover et al. [48] ont utilisé la convergence de l'arbre vasculaire en tant que caractéristique essentielle pour la détection de disque optique. Dans cette méthode, le disque optique a été identifié comme le point focal de l'arbre vasculaire. La convergence de l'arbre vasculaire a été détectée par la recherche des points d'extrémité des formes linéaires tels que les vaisseaux sanguins.

Une autre méthode utilise la convergence de l'arbre vasculaire pour détecter le centre du disque optique a été proposé par Foracchia et al [49]. Les quatre gros vaisseaux provenant du disque optique ont été géométriquement modélisés à l'aide de deux paraboles, et la position du disque optique a été localisée comme leur sommet commun. Cette approche a été évaluée sur 81 images contenant des images saines et pathologiques. La position du disque optique a été correctement identifiée à 98% dans 79 images [49].

Une combinaison de la morphologie mathématique et la transformation de la ligne de partage des eaux (LPE) a été utilisée pour détecter le disque optique [50]. Dans cette méthode, une technique de correction de l'illumination a été appliquée sur le canal vert de l'image pour diminuer le contraste des

exsudats durs et éliminer les variations de niveau de gris du fond de l'image, ensuite, la LPE contrôlée par des marqueurs a été employée pour localiser le disque optique.

Li et Chutatape [51] ont utilisé l'analyse en composantes principales pour localiser le Disque optique. Un modèle de forme actif modifié est proposé dans la détection de la forme du disque optique, un système de coordonnées du fond d'œil est établi afin de fournir une meilleure description des caractéristiques dans les images rétiniennes. L'emplacement du centre du disque optique a été trouvé en calculant la distance minimale entre la l'image originale et sa projection. Cette approche a obtenu un taux de la localisation du disque de 99%.

Yousif et al. [52] ont proposé une technique basée sur les filtres adaptés pour localiser le Disque optique. Le procédé commence par une étape de normalisation de luminosité et de contraste, ensuite, le réseau vasculaire a été segmenté, et les directions de l'arbre ont été adaptées au filtre proposé représentant les directions du réseau attendu a proximité du disque optique.

II.1.2.1. Détection du contour du disque optique

Le contour du disque optique est utile pour étudier l'évolution et les résultats de traitement des maladies oculaires telles que la rétinopathie diabétique et le glaucome. Osareh et al [53] ont utilise un modèle adaptatif pour localiser le disque optique et le contour actif pour segmenter ce dernier.

Lowell et al [54], ont également proposé un modèle adaptatif pour positionner le disque optique, et un modèle de contour déformable pour le segmenter. Ce dernier utilise un modèle elliptique global et un modèle déformable locale. L'algorithme a été évalué par une base de données contenant 100 images ; il a obtenu une performance de 83%.

Wong et al [55] ont développé une approche basée sur l'analyse de l'histogramme pour localiser la papille. La détection de leur contour a été obtenue en fonction du résultat de la localisation et par l'utilisation d'une version modifiée de la méthode de du contour actif.

Walter et al [26] ont segmenté le disque optique par l'utilisation de la transformation de la ligne de partage des eaux

Dans le chapitre suivant, nous présentons une méthode basée sur la morphologie mathématique et les contours actifs géométriques pour identifier le contour du disque optique. Cette méthode fonctionne avec précision, même si la limite de disque optique n'est pas continue ou floue.

II.1.3. Détection de la macula

La position d'une anomalie par rapport à l'emplacement de la fovéa est une information importante pour l'aide au diagnostic de la RD et la DMLA. Peu de travaux ont été reportés dans la littérature pour la segmentation de la macula, en raison de son manque d'aspect visuel stable. Gagnon et al [56] ont proposé une approche pour la détection du centre de la macula basée sur le fait que la zone de la fovea est la région la plus sombre dans l'image et possède une intensité similaire que les vaisseaux sanguins. Tout d'abord, ils ont généré une image à grande résolution à partir de l'image originale ; ensuite, le pixel le plus sombre dans l'image à grande résolution a été choisi suivant un critère géométrique en fonction de l'anatomie de l'œil (la position de la macula et la distance par rapport au disque optique est relativement constante). Ce pixel correspond à la zone occupée par la macula dans l'image originale. Finalement le centre de la macula a été trouvé par la recherche dans le voisinage de ce pixel le plus sombre sur l'image originale de bonne résolution.

Li et Chutatape [57], ont présenté une méthode pour localiser la fovea. Ils ont basé sur l'utilisation de ces caractéristiques ainsi que sur l'arc vasculaire pour limiter la zone de recherche. A cet effet, ils ont présenté une approche basée sur un modèle de forme active pour extraire les principaux vaisseaux. Finalement, le centre de la fovéa a été obtenu par l'application d'une opération de seuillage dans la région d'intérêt.

Tobin et al [58] ont développé une approche basée sur l'utilisation du critère du distance entre le disque optique et la macula.ils ont, tout d'abord localiser le disque optique et estimé l'arc vasculaire par un modèle

parabolique. Sur la base de ces deux points de repère anatomiques, la localisation de la fovéa a finalement été déduite. Ils ont reporté une performance de 92,5% dans 269 images.

Niemeijer et al [59] Ont présenté une méthode pour modéliser la distribution de toutes les caractéristiques de la rétine. Ils ont utilisé une méthode d'optimisation pour ajuster un modèle de répartition de points dans l'image du fond d'œil. Ces points indiquent la position des principaux éléments de la rétine. Les mêmes auteurs [59], ont présenté plus tard un autre travail pour la détection de la fovéa à partir de la détection du disque optique. Le pixel avec la valeur la plus faible dans la zone d'intérêt est considérée comme le centre de la fovea.

Maryam et al [60] ont présenté une méthode pour la détection de la macula. Ils ont, tout d'abord, localisé le centre de la papille et amélioré le contraste des vaisseaux sanguin. La macula est ensuite localisée par l'utilisation de la distance entre le disque optique et la macula. Finalement, la macula été détectée par la distance du centre de disque optique et une opération de seuillage.

Soumitra Samanta et al [61] ont développé un algorithme basé sur la morphologie Mathématique pour détecter la macula.

Dans ce travail, nous présentons dans le chapitre.III, une approche basée sur les opérateurs morphologiques pour la segmentation de la macula. Cette approche est robuste à l'apparition d'anomalies et dans les zones de faible éclairage.

II.2. Détection de la Rétinopathie Diabétique

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

II.2.1. Détection des lésions lumineuses

Parmi les anomalies provoquées par la RD le plus souvent ; sont les lésions lumineuses telles que les exsudats et les nodules cotonneux. Ces lésions sont dues à des lésions des vaisseaux sanguins qui fuient les protéines et les lipides. Au cours de la progression de la rétinopathie diabétique, la taille et la distribution des lésions lumineuses peuvent être modifiées. par conséquent, ils peuvent conduire à la perte de la vue lorsqu'ils sont présents dans la fovéa. Leur présence est fortement corrélée à la présence d'autres anomalies liées à la RD. La détection et la quantification de ces dernières contribueront considérablement au dépistage de masse de la RD.

Akara sopharak et al [62] ont présenté une approche basée sur l'utilisation des algorithmes de traitement d'images telles que le filtrage et l'augmentation de contraste. La séparation des pixels exsudatifs par rapport aux autres est basée seulement sur leur intensité. Les auteurs utilisent également les opérateurs de la morphologie mathématique pour une analyse locale des petites variations de pixels. Ils ont obtenus une sensibilité de 80% et une spécificité de 99.5%.

Dans un autre travail de akara sopharak et al [63], ils ont présenté une approche basée sur l'utilisation des classifieurs naive bayésien et le support vecteur machine pour la détection des exsudats. Ils ont obtenus une sensibilité, spécificité, précision de 92.28%, 98,52%, 98.41% respectivement.

Kekre et al [64], 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 appliquée pour détecter les exsudats. Dans la dernière phase, les pixels indésirables ont été enlevés pour obtenir que les exsudats.

Sanchez et al [65] ont introduit un algorithme basé sur des modèles mixture et seuil dynamique afin de séparer les exsudats de fond. Une technique de post-traitement, basée sur la détection du contour, est appliquée pour distinguer les exsudats durs des nodules cotonneux. La méthode a été évaluée sur 80 images rétiniennes. L'algorithme a obtenu une sensibilité de 90,2% et une valeur prédictive de 96,8%. Le problème de cette méthode est qu'elle est adaptée pour les images avec une grande quantité d'exsudats.

Nidhal et al [66], ont développé un algorithme basé sur l'utilisation des canaux de couleur et certaines caractéristiques de l'image afin de distinguer les exsudats par rapport au fond de l'image.

Ege et al. [67] ont utilisé un classificateur bayésien pour classer les exsudats et les nodules cotonneux. Ce classificateur atteint une précision de 62% pour les exsudats et 52% pour les taches cotonneux.

Un classificateur discriminant la distance minimale a été utilisé par Wang et al. [68] pour classer chaque pixel dans les lésions lumineuses (exsudats durs, des taches cotonneux) ou non. Pour une évaluation basée sur l'image, cette approche a obtenu 100 % de sensibilité et 70 % de spécificité.

Gardner et al. [69] ont divisé les images rétiniennes en sous- images de taille 20 x 20 pixels. Par la suite, ils ont appliquée un réseau de neurones avec 400 entrées. Cette méthode détecte les exsudats durs et des hémorragies. La sensibilité de la technique de détection des exsudats durs était de 93,1 %.

Les réseaux de neurones ont été utilisés par Hunter et al. [70] pour classer les lésions lumineuses. Dans cette méthode, l'image rétinienne a été divisée en 16 x 16 sous-images et onze entrées ont été appliquées pour former le réseau de neurones. Le réseau de neurones était destiné à discriminer les exsudats, il atteint 91% des performances basée sur les lésions.

Un algorithme de croissance de régions récursif a été utilisé pour la détection des exsudats [71]. Une sensibilité de 88,5 % et une spécificité de

99,7% ont été obtenues. Osareh et al [72] ont utilisé le Fuzzy C -Means (FCM) et le réseau de neurones multicouche avec dix entrées a été utilisé pour classer les exsudats de non -exsudats. Cette méthode atteint une sensibilité de 92 % et une spécificité de 82%.

Zhang et al [73] ont présenté une approche en trois étapes pour détecter des lésions lumineuses et de les classer en exsudats et nodules cotonneux. En premier lieu, l'augmentation du contraste local a été appliqué sous forme d'une étape de pré-traitement . Un Fuzzy C -Means a été appliqué dans et une classification hiérarchique et le SVM a été utilisé pour classer les lésions lumineux de non- lésions. Une sensibilité et une spécificité de 97 % et 96% respectivement ont été obtenus.

L'algorithme proposé par Li et al. [74] divise l'image rétinienne en 64 sous-images et la détection des exsudats a été réalisée dans chaque sous-image en utilisant une segmentation par croissance de région et un algorithme de détection du contour. La sensibilité et la spécificité de détection des exsudats ont été respectivement de 100 % et 71%.

Sanchez et al [75] ont utilisé une information contextuelle pour la détection des exsudats. Ils ont obtenu une sensibilité de 91 % et spécificité de 70 %. Hussain et al [76] 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 [77] ont utilisé une méthode basée sur le seuillage d'histogramme couleur pour identifier les exsudats et les nodules cotonneux. La sensibilité, la spécificité et la précision obtenue par cette approche ont été 89,78 %, 99,12 % et 99,07 %, respectivement. Cependant, cette méthode a

donné une fausse détection en raison de similitude entre certains pixels exsudatifs et ceux du disque optique et du bord des vaisseaux sanguins.

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

Technique	sensibilité	Spécificité	Nombre d'image	Methodes utilisées
Sopharak et al [62]	80%	99.5%	60	La morphologie mathématique
Yun et al [78].	80%	99.5%	124	La morphologie mathématique et le réseau de neurone
Welfer et al [79]	70.5%	98.8%	89	Les opérateurs morphologiques
Garcia et al [80]	88%	84%	117	Réseau de neurone et classification SVM
Fleming et al [81]	95%	86.6%	13,219	Morphologie mathématique et décomposition multi-échelle
Dupas et al [82]	92.8%		30	Classification par pixel

TABLEAU. II.1. METHODES DE DETECTION DES EXSUDATS

La majorité des travaux cités dans la littérature ont donnée des faux positifs. En outre, la mauvaise qualité des images rétiniennes influe sur le résultat de séparation des lésions claires et sombres. Dans ce travail, une nouvelle méthode basée sur la classification non supervisée et la morphologie mathématique est proposé dans le chapitre.III, pour la détection des exsudats dans les images couleur.

II.2. 2. Détection des lésions Sombres

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

Les premières méthodes de détection des lésions sombres ont été publiées par Baudoin et al [83], ils ont détecté les microanévrismes dans les images angiographiques par l'application de la transformation chapeau haut de

forme en utilisant un élément structurant linéaire à différentes orientations. Ensuite une opération de seuillage est effectuée sous l'image du chapeau haut de forme. Les petits microanévrismes de forme ronde ont été distingués. Cependant cette méthode était très sensible elle a donnée beaucoup de faux positifs.

Walter et al [84] ont proposé un prétraitement qui consiste en un filtrage pour diminuer le bruit et augmenter le contraste. Les régions candidates ont été trouvées par l'utilisation des techniques de seuillage et des filtrages morphologiques. Cette méthode n'est pas prometteuse mais elle reste le premier travail qui porte sur la détection des micro-anévrismes dans les images couleur.

Hipwell et al. [85] ont proposé une méthode pour la détection des microanévrismes. Les images ont été initialement traitées par une correction de la teinte de l'image, suivie d'une élimination du réseau vasculaire par la transformation chapeau haut de forme.les régions candidates ont été trouvées par l'application des filtres adaptés, (convolution avec des gaussiennes bidimensionnelles de tailles différents, suivie par un seuillage).finalement une classification pixelaire a été effectuée. Le système produit une sensibilité de 81%, avec 93% de spécificité. Toutefois, cette approche n'a pas pu détecter tous les micros anévrismes en donnant peu de faux positifs.

Niemeijer et al. [86] ont proposés une méthode hybride pour la détection des micro-anévrismes et les hémorragies. Une combinaison de la méthode de chapeau haut de forme et un système de classification basé sur les pixels a été proposé pour trouver les régions candidates. La séparation entre les vrais pixels contenant les lésions a été effectuée par l'utilisation par le classifieur de k-plus proche voisin.

Sinthanayothin et al. [87] ont utilisé la technique de croissance de région suivie d'un seuillage adaptatif pour détecter les régions sombres. Le réseau de neurone a été ensuite utilisé. Pour 30 images (dont 14 contiennent des

HEs et des ME), un taux de sensibilité et spécificité de 77,5% et 88,7% a été obtenu respectivement.

Istvan Lazar et al [88] ont proposé une approche basée sur deux caractéristiques des micro-anévrismes : diamètre et circularité ; ils ont proposé une méthode pour construire une carte marquée à partir de laquelle les micro-anévrismes peuvent être extraites par une simple opération de seuillage.

Bob Zhang et al [89], ont présenté une approche basée sur sparse Représentation classifieur (SRC).tout d'abord, les micro-anévrismes ont été localisé par le filtrage de corrélation gaussienne multi-échelle ; ensuite les candidats ont été classé en micro-anévrismes ou non anévrismes par le SRC.

Akara Sopharak et al [90] ont proposé d'utiliser un ensemble d'opérateurs morphologiques ajustés de façon optimale pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenus une sensibilité, spécificité et précision de 81.61, 99.99%, 99.98% respectivement.

Dans un autre travail de akara sopharak et al [91], ont utilisé les opérateurs morphologique et un classifieur baysien pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenus une sensibilité, spécificité et précision de 85.68, 99.99%, 99.98% respectivement.

Dupas et al [91] ont utilisé le chapeau haut de forme et un classifieur de k-plus proche voisin pour la détection des micro-anévrismes. Ils ont obtenus une sensibilité et spécificité de 83.9, 72,7%, respectivement.

Bae et al. [93], 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 croissante de région par l'utilisation d'un un seuil local et régional. La méthode a atteint une sensibilité de 85%.

Saiprasad et al [94], ont proposé une méthode pour détecter les exsudats, micro-anévrismes et les hémorragies par l'utilisation de différentes opérations morphologiques appliquées de manière appropriée, ils ont

obtenus une sensibilité de 95,1% et une spécificité de 90,5% dans la détection ME et des HES.

Yuji Hatanaka et al [95] ont utilisé un système CAD (computer assisted diagnosis) pour détecter les hémorragies. Ils ont obtenu une sensibilité moyenne de 85%, une limitation de cette méthode, c'est que l'absence d'une technique de normaliser images rétiniennes et l'élimination des faux positifs.

María García et al [96] ont utilisé le classifieur perceptron multicouche (MLP) pour détecter les lésions sombres. 50 images ont été utilisées pour l'apprentissage et 50 pour le test. Ils ont obtenus une sensibilité moyenne de 86,1% et une valeur prédictive de 71.4%.

Le principal problème dans la détection des lésions sombre pour les méthodes décrites ci-dessus est la présence de beaucoup de faux positifs (FP). Pour minimiser les FP ; une méthode hybride de détection de la lésion sombre est proposé dans le chapitre.III.

II.2. Détection de la dégénérescence maculaire liée a l'âge

Dans la littérature, la majorité des travaux ont été développés pour la détection des druses dans les images angiographiques. Peli, Chow, Ben Sbeh et al [97-99] ont proposé une approche fondée sur la morphologie mathématique pour les détecter. L'approche consiste à extraire des sous-classes de composantes connexes à partir des ensembles de maxima et minima locaux, en remarquant qu'à l'intérieur de chaque druse, il existe au moins un maximum d'intensité. Cette méthode a donné des bons résultats sur des images de bonne qualité.

A. Thaïbaoui et al [100] , ont introduit une nouvelle méthode de segmentation floue fondée sur une technique de partition optimale d'image. Cette technique de segmentation procède d'abord à un partitionnement optimal des pixels de l'image en trois classes. Une première classe représente le fond de l'image, une deuxième les objets qui sont les druses et une troisième, dite classe intermédiaire, correspond aux pixels ambigus. Sur la dernière classe de pixels, ils ont appliqué une classification floue.

Abramoff et al [101] ont employé deux méthodes pour la détection des druses dans les images couleur de la rétine. Les méthodes exploitent une approche basée sur la texture et une technique de filtrage multicanal pour la segmentation. La première approche n'est pas fiable en considérant de petites et faibles druses. Cependant, la deuxième approche, est très fiable en prenant des druses de toutes tailles et types (lumineux ou faibles) dans une image.

Ranjan et al [102], ont présenté une approche de détection des druses qui consiste à augmenter le contraste de l'image, appliquer une opération de seuillage, ils ont ensuite, déterminé le nombre des druses.

Jayanthi et al [103] ont utilisé le réseau de neurone et l'analyse par texture pour extraire les druses.

Ziyang Liang et al [104] ont proposé une approche de détection des druses qui consiste dans la première étape de détecter la macula, les druses sont ensuite identifiées dans la région de maximum intensité via les canaux RGB et HSV. Ils ont obtenus une sensibilité et spécificité de 75%

Parvathi et al [105] ont proposé de calculer l'énergie locale pour la détection et le comptage des druses.ils ont utilisé le filtre de Gabor pour calculer l'énergie locale de l'image. Les paramètres du filtre ont été ensuite, sélectionnés pour détecter les hautes fréquences afin de trouver les régions des druses. Cette méthode présente deux inconvénients : la sélection des paramètres appropriées et l'exigence de nombreuses étapes de prétraitement.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents travaux reportés dans littératures pour la détection de la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge.

Chapitre 3

Segmentation des Eléments Principaux de la Rétine

SOMMAIRE

Introduction.....	43
I. Système d'Analyse des Images Rétiniennes Proposé.....	43
I.1. Évaluation de la qualité de l'image.....	43
I.2. Segmentation des principales composantes anatomiques de la rétine.....	44
I.3. La détection des lésions liées a la RD et la DMLA.....	44
I.4. La mise en œuvre d'un système d'évaluation.....	45
II. Description des bases de Données.....	45
II.1. Base d'images « DRIVE.....	46
II.2. Base d'images « STARE ».....	47
II.3. Base d'images «MESSIDOR».....	47
II.4. Base d'images DIARETDB1.....	49
III. Détection du Réseau Vasculaire, Disque Optique et Macula.....	50
III.1. Segmentation de l'arbre vasculaire.....	50
III.1.1.Méthode proposée.....	50
III.1.2.Résultats et Discussion.....	61
III.2 Segmentation du disque optique.....	64
III.2.1. Méthodologie.....	65
III.2.2. Résultats et Discussion.....	71
III.3. Segmentation de la macula.....	75
III.3.1. Méthodologie.....	75
III.3.4 Résultats et Discussion.....	78
Conclusion.....	81

Introduction

L'imagerie numérique offre un enregistrement permanent des images rétiniennes qui peuvent être utilisées par les ophtalmologues pour le suivi de la progression des maladies ou de la réponse à la thérapie. Les images numériques ont le potentiel d'être traitées par les systèmes d'analyse automatisée. En effet, l'analyse des images du fond d'œil est une tâche compliquée, en raison de la variabilité des images rétiniennes en termes de couleur, contraste et luminosité qui peuvent conduire à une mauvaise interprétation. Dans la première section du chapitre, nous proposons un système d'aide au diagnostic des pathologies rétiniennes. Dans la deuxième section, nous décrivons les bases d'images utilisées dans cette thèse. La troisième section se focalise sur la présentation des différentes approches permettant l'extraction des éléments principaux de la rétine : L'arbre vasculaire, le disque optique et la macula. Ils sont des indicateurs clés lors du dépistage et le suivi des pathologies affectant l'œil, telles que le diabète, l'hypertension et l'artériosclérose. Leurs extraction est essentielle pour un système d'aide au diagnostique, Ils servent à s'orienter dans l'image et à classifier les lésions selon leur gravité. Finalement ; les méthodes de segmentations proposées sont évaluées et comparées par des segmentations manuelle effectuées par des ophtalmologues et par les recherches effectués dans ce domaine.

I. Système d'Analyse des Images Rétiniennes Proposé

Pour atteindre les objectifs de notre travail, un système d'analyse d'image du fond d'œil pour le diagnostic de la RD et la DMLA est proposé (figure.1). La construction d'un tel système peut être structurée en quatre phases générales. Ces phases sont décrites comme suit:

I.1. Évaluation de la qualité de l'image

Depuis que les images rétiniennes couleur sont prises en utilisant des rétino-graphes, l'acquisition est complètement découplée au système. Cependant, de nombreux facteurs peuvent affecter le processus d'acquisition et donne des images de mauvaises qualités. Par exemple, le mouvement des

yeux au moment de la capture peut conduire à des images floues et la géométrie de l'œil qui diffère d'un patient à un autre. Avec ces considérations, cette phase nécessite un traitement afin que les images soient utilisées par la suite.

I.2. Segmentation des principales composantes anatomiques de la rétine

La clé du succès d'un système d'aide au diagnostic de RD et DMLA est l'identification des lésions produites par ces derniers. Cependant la détection de ces pathologies nécessite dans un premier lieu une segmentation des éléments principaux de la rétine : le disque optique, la macula et l'arbre vasculaire qui sont considérés comme un repère dans l'image, en plus, ils sont la source de beaucoup de faux positifs qui une fois les éléments principaux détectés peuvent être éliminés plus facilement.

I.3. La détection des lésions liées a la RD et la DMLA

. Il existe deux principaux défis à relever dans cette tâche :

- Le premier défi est le développement des algorithmes capables d'identifier toutes les différentes lésions. En ce sens, un système de diagnostic de la RD et DMLA devrait être en mesure de détecter les micro-anévrismes, les hémorragies, les exsudats, les nodules cotonneux et les druses et pouvoir les distinguer.
- Le deuxième défi découle du fait que l'image à analyser peut provenir d'un patient en bonne santé ou d'un patient atteint de la maladie. Par conséquent, le système peut produire des faux positifs, s'il ne détecte pas l'existence des lésions et des faux négatifs, s'il ne détecte pas les lésions existantes. Par conséquent, le deuxième défi est la minimisation de ces deux types d'erreurs.

I.4. La mise en œuvre d'un système d'évaluation

Dans cette phase, un système expert pour l'identification de la RD et la DMLA doit être conçu et mis en œuvre. Compte tenu de toutes les informations résultantes des phases précédentes, ce système expert permet

de fournir un diagnostic de la maladie. Le système proposé est présenté dans la figure.III.1.

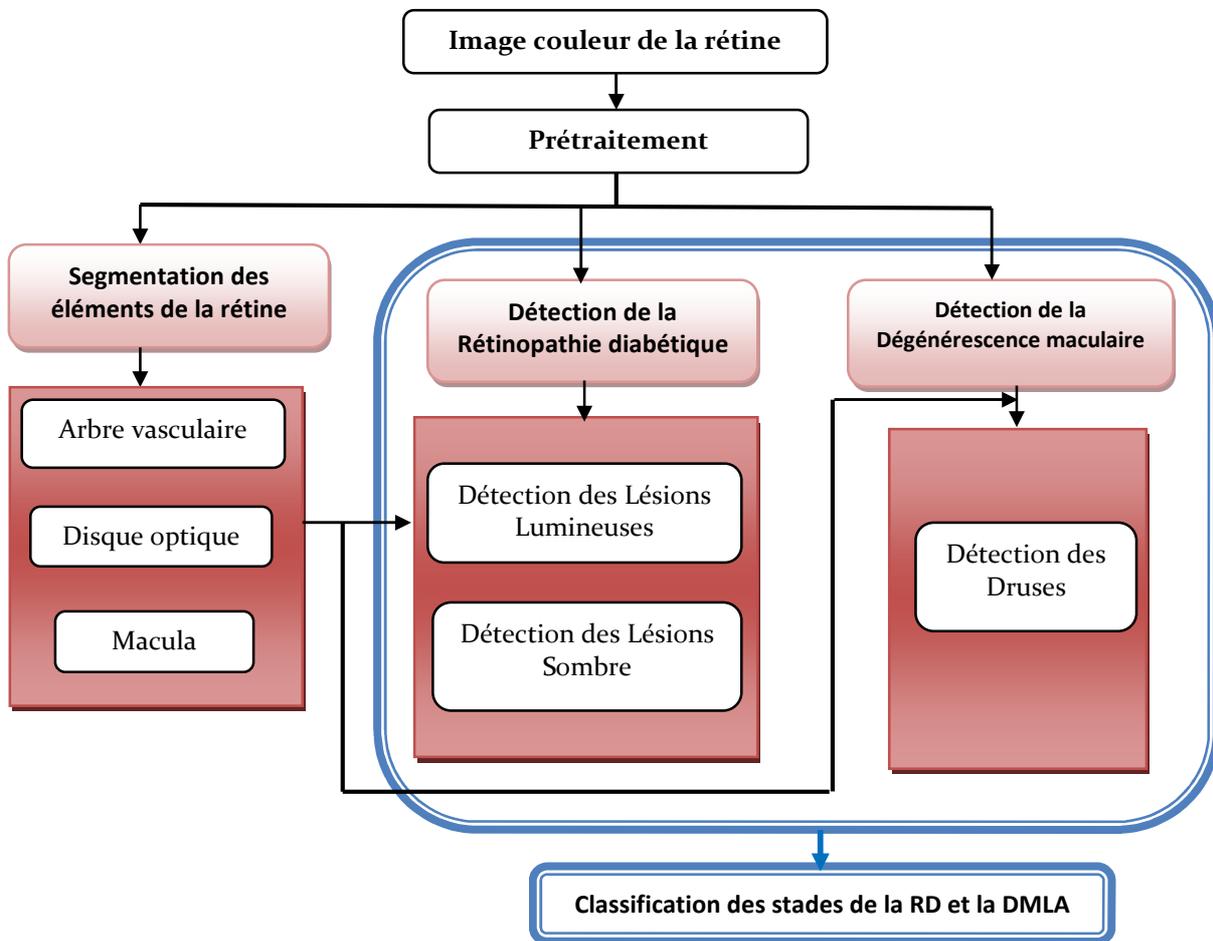


Figure.III.1. système d'analyse des images rétiniennees.

II. Description des bases de Données

Les bases d'images sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images rétiniennees, 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 [104].

II.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. Un exemple d'image de la base de données DRIVE est montré dans la figure.III.2.

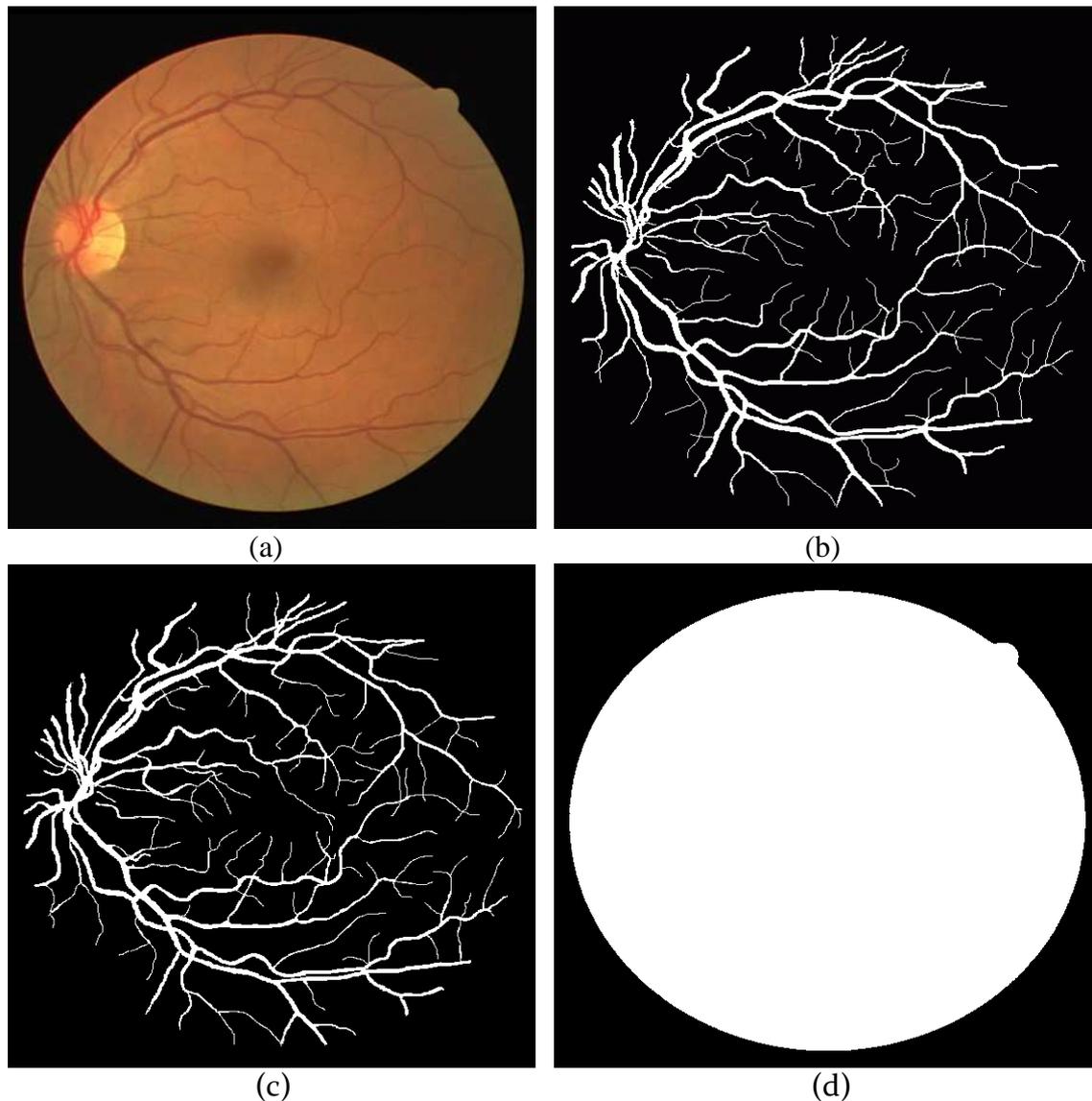


Figure.III. 2. Exemples d'images de la base de donnée DRIVE ; (a) : image originale ; (b) :segmentation manuelle du réseau vasculaire par le premeir ophtalmologue (c) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un dexieme ophtalmologue ;(d) :masque de l'image originale.

II.2. Base d'images « STARE »

Cette base d'image est composée de 20 images couleur de la rétine dont 10 images saines et 10 pathologiques. Les images sont acquises par un rétinographe de type TopCon TRV-50 avec un champ de vision de 35 degrés. Les images sont constituées de 605 *700 avec 24 bits par pixel. Dans les 20 images, le réseau vasculaire est segmenté manuellement par deux expert en ophtalmologie. Un exemple d'image de la base de données STARE est montré dans la figure.III.3.

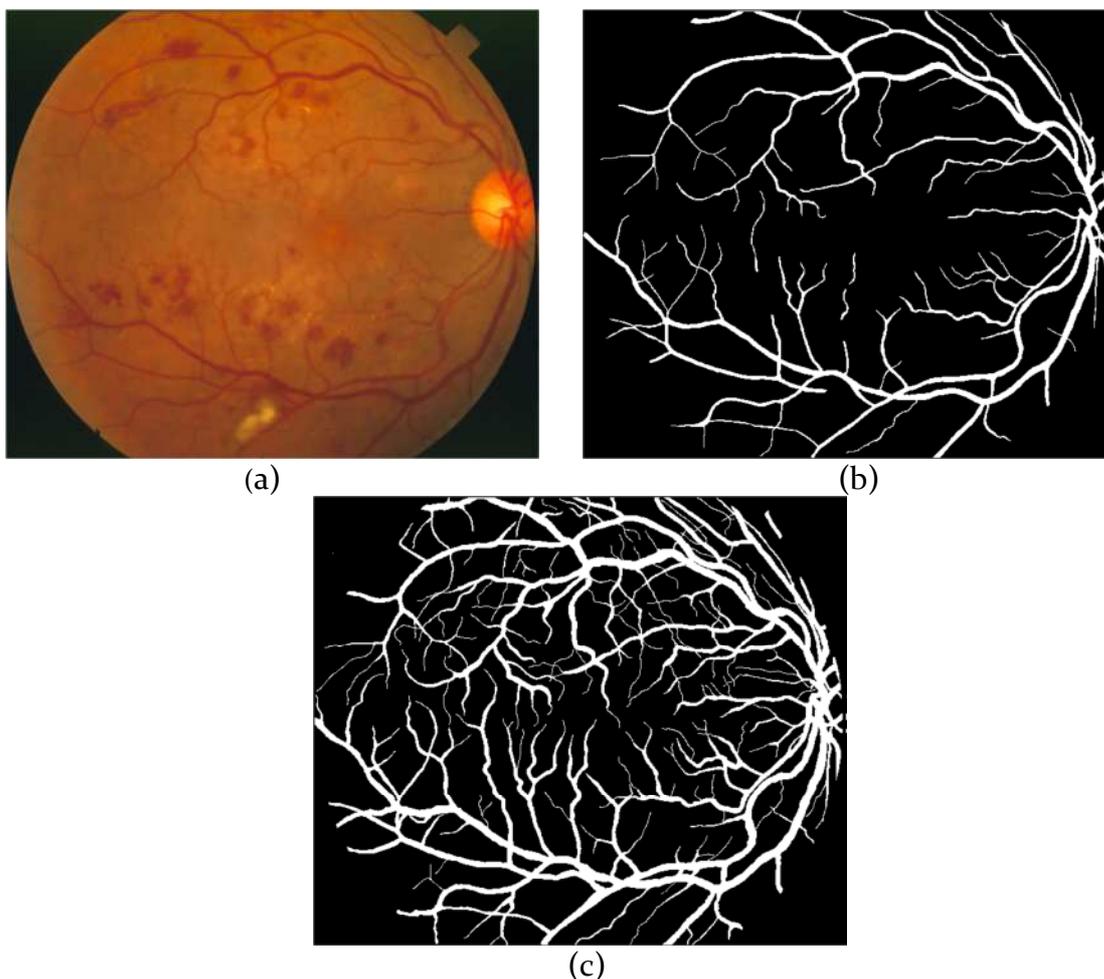


Figure.III. 3. Exemples d'images de la base de donnée STARE ; (a) : images pathologique (b) et (c) : première et deuxième segmentation manuelle du réseau vasculaire respectivement par deux ophtalmologues différents.

II.3. 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

Chapitre3. Segmentation des Eléments Principaux de la rétine

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. Le diagnostique 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.4.

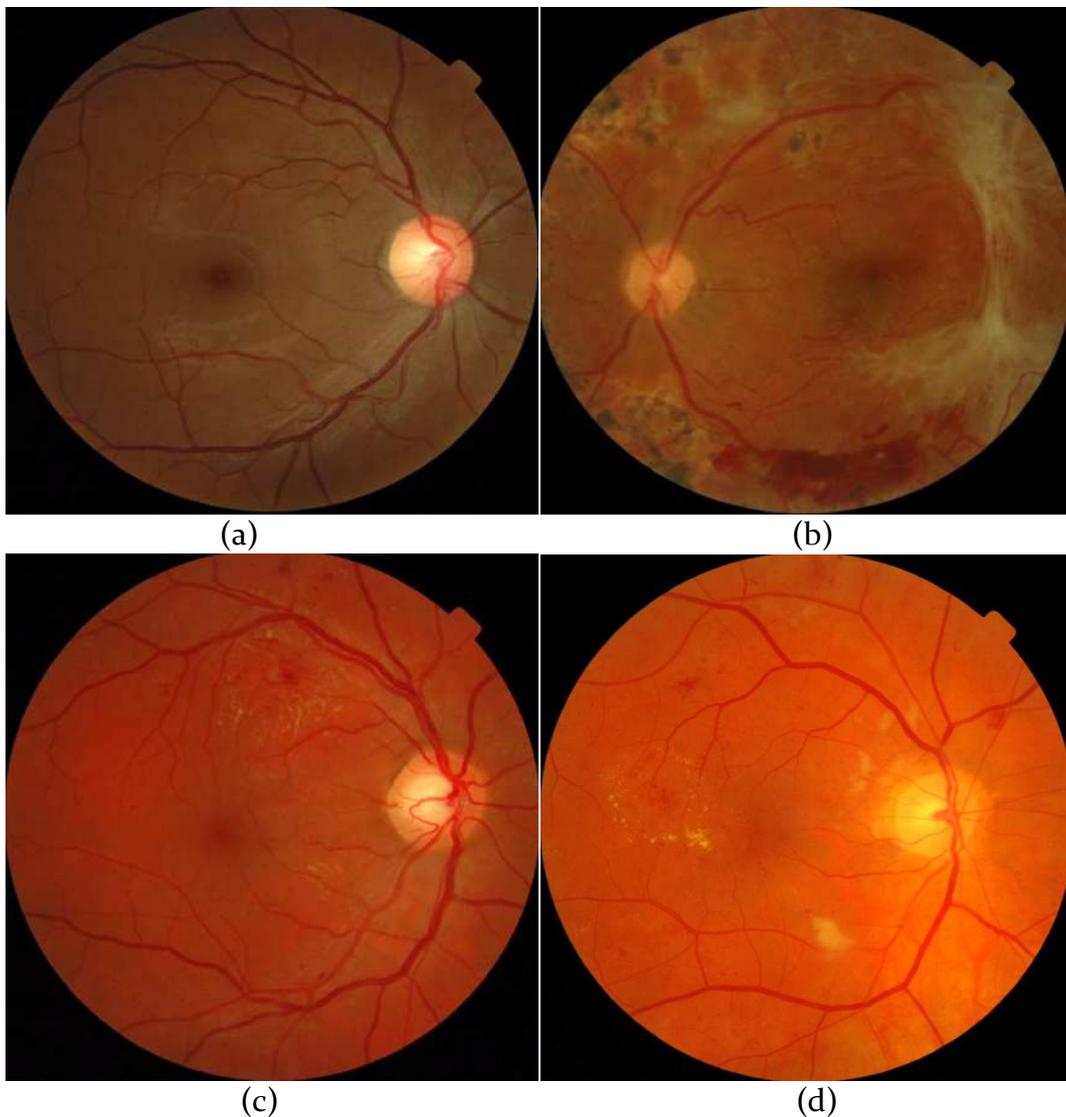


Figure.III. 4. Exemples d'images de la base de données MESSIDOR ; (a) : image saine
(b) : image pathologique avec une RD de stade 3 et aucun risque d'un œdème maculaire ; (c) : image pathologique avec une RD de stade 3 et risque d'un œdème maculaire stade 2 ; (d) : image pathologique

II.4. 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 considérée 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 marqués les zones des micro-anévrismes, hémorragies et exsudats durs et mous. Un exemple d'une image de la base de données avec une segmentation par des ophtalmologues est illustré dans la figure.III.5.

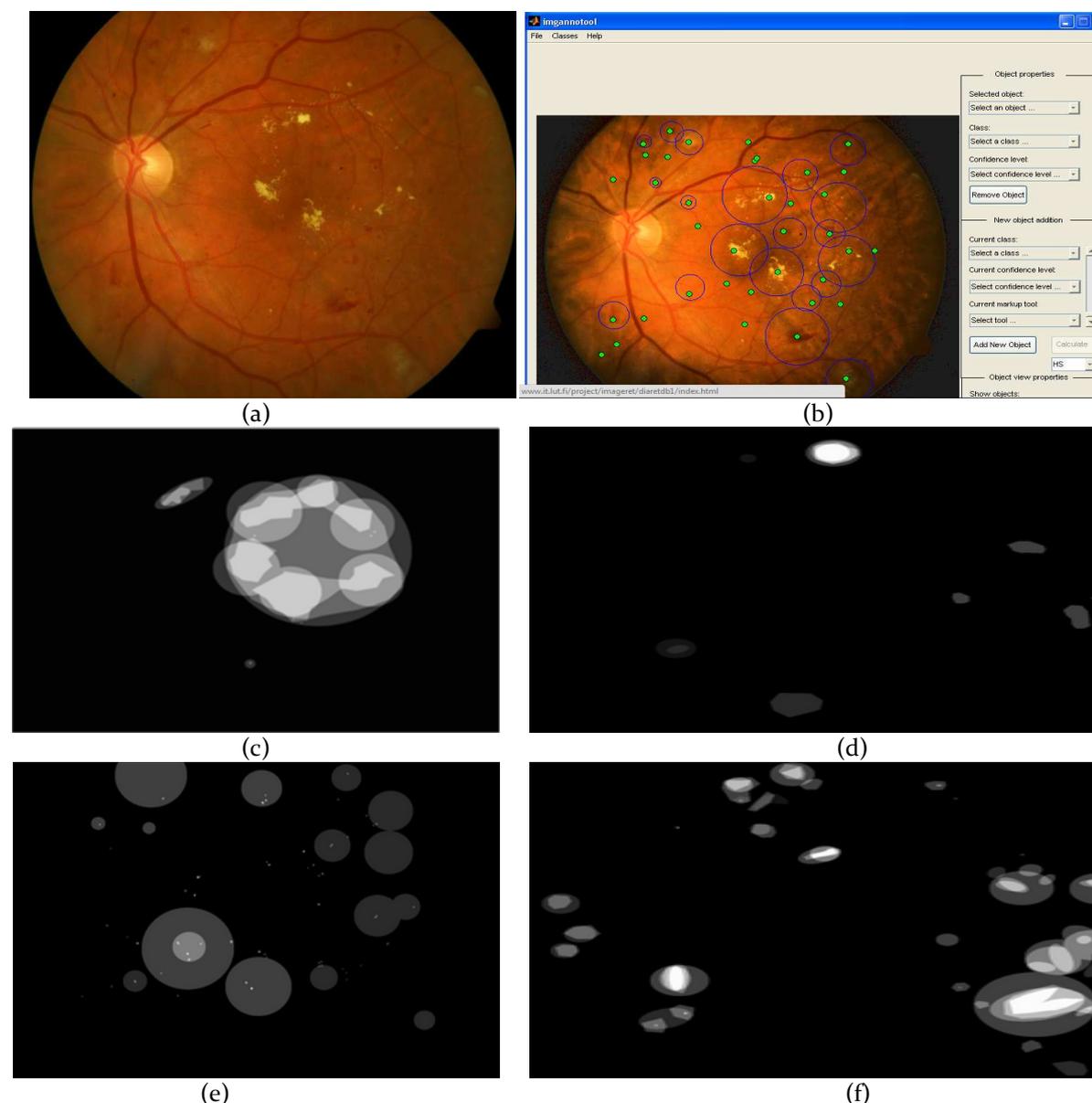


Figure.III.5. Exemples d'images de la base de données DIARETDB₁ ; (a) : image couleur de la rétine pathologique ; (b) : segmentation des lésions par un des expert ;(c) : localisation des exsudats durs ; (d) : localisation des exsudats mous ;(e) : localisation des micro-anévrismes ;(f) : localisation des hémorragies.

III. Détection du Réseau Vasculaire, Disque Optique et Macula

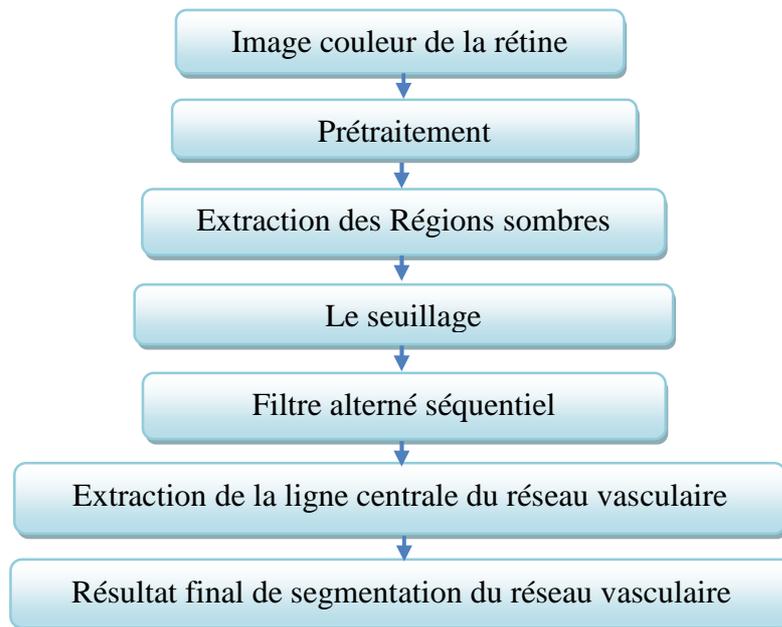
III.1. Segmentation de l'arbre vasculaire

Comme il a été précédemment décrit dans le premier chapitre, la cause principale de la rétinopathie diabétique (RD), est l'augmentation du glucose dans le sang. Elle produit des dommages dans les vaisseaux endothélium, résultant en une augmentation de leur perméabilité. Les premières manifestations des signes de la maladie sont les micro-anévrismes. La progression de la RD provoque des tortuosités et des changements de diamètre dans le réseau rétinien et donne naissance à des néo-vaisseaux. Par conséquent ; la segmentation du réseau vasculaire est une tâche importante pour la détection de la RD. Il peut révéler l'artériosclérose, le diabète, l'hypertension, et les maladies cardiovasculaires et d'AVC [105]. En outre, La localisation de l'arbre vasculaire est utilisée pour réduire le nombre de faux positifs dans la détection des microanévrismes et les hémorragies [106], [86]. Comme la structure de l'arbre vasculaire est caractéristique du patient, elle ne change pas ou très peu au cours d'une rétinopathie, cela privilège l'usage des vaisseaux pour le recalage des images rétiniennes prises à des moments différents (détection des points de bifurcation) [107-108]. En outre, l'arbre vasculaire est considérée comme le premier élément dans l'œil qui permet de se repérer, la papille peut être définie comme son origine et la macula par son absence.

III.1.1.Méthode proposée

Dans cette section, nous proposons une approche basée sur la morphologie mathématique et la ligne de partage des eaux pour détecter la ligne centrale du réseau vasculaire. L'avantage apportée par une cette méthode est la capacité de segmenter les gros et les petits vaisseaux dans les images couleur saines et pathologiques ayant un fort ou un faible contraste et même dans des images contenant une tortuosité du réseau vasculaire. Les

principales étapes de la méthode proposée sont présentées dans l'organigramme suivant (figure.III.6).



III.1.1.1. Prétraitement

Le prétraitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information. L'étape de prétraitement se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Malheureusement ; malgré les énormes progrès dans les techniques d'acquisitions d'images, les images rétiniennes prises au quotidien clinique sont souvent très bruitées, elles souffrent d'un faible contraste et l'illumination n'est pas uniforme. Les raisons peuvent être d'origines très variées : Maladies possibles (comme une cataracte), mouvements du patient ; les circonstances dans lesquelles l'image est prise ; différences dans l'illumination de l'œil, qui dépendent non seulement de la technique, mais aussi de la forme de l'œil du patient , les images sont parfois surexposées et surtout le canal rouge est souvent saturé. Pour remédier à tous ces problèmes, nous appliquons des techniques basées sur la modification

d'histogramme pour améliorer le contraste globale de l'image. Ces techniques sont les plus adaptées en traitement d'image. Les algorithmes d'augmentation de contraste et de filtrage permettent de faciliter la tâche d'un spécialiste en lui donnant la possibilité d'améliorer l'image avant de l'analyser en plus toutes les méthodes d'analyse automatique ou semi-automatique commencent par un préfiltrage de l'image, donc, l'amélioration peut être vue comme un premier pas vers l'analyse automatique des images rétinienne.

III.1.1.1.1. Augmentation du contraste

Afin d'améliorer le contraste de l'image, nous représentons l'image couleur dans l'espace RVB ; ce qui permet d'étudier séparément les différents canaux de la réponse spectrale (figure.III.7).

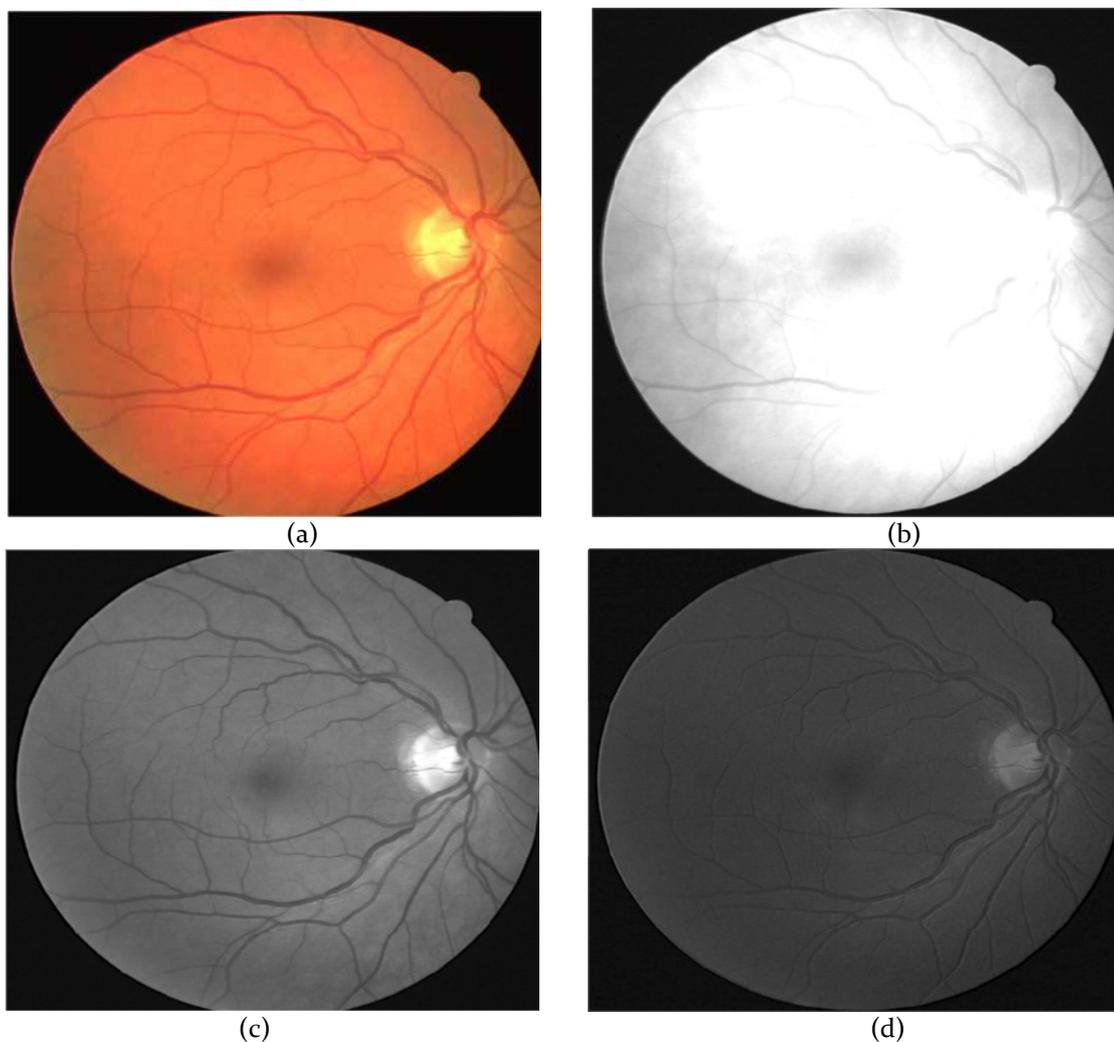


Figure.III.7. Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB ; image couleur ; (b) : le canal rouge ; (c) : le canal vert ; (d) : le canal bleu.

Dans le canal rouge (figure.III.7.b), les vaisseaux clairs apparaissant très flous ; alors que dans le canal vert (figure.III.7.c) ; les vaisseaux rétiniens apparaissent comme les plus contrastés, même comparés avec les canaux d'autres espaces couleur, c'est le vert qui donne le meilleur résultat au niveau du contraste des vaisseaux sanguins. Cependant, le canal bleu (figure.III.7.d) contient très peu d'information et de plus, il est très bruité (ce qui est dû à la dispersion qui est plus importante dans cette partie du spectre). Les vaisseaux n'y sont presque pas présents, la papille et la macula sont vaguement visibles, et la dynamique est minime. Néanmoins, les éléments contenant du sang y apparaissent toujours avec un faible contraste, bien plus faible que dans le canal vert en tous cas et cette interprétation du contenu de couleur des images rétiniennes favorise le travail avec le canal vert de l'image pour l'extraction du réseau vasculaire car le vert était le canal le plus contrasté (au moins pour les éléments sanguins) et le moins bruité. Pour renforcer le contraste des petits vaisseaux dont leur intensité décroît en largeur, nous faisons appel à une technique de l'égalisation adaptative d'histogramme. Elle a consisté à subdiviser l'image en des régions rectangulaires non-chevauchantes, pour ensuite leur appliquer une égalisation locale d'histogramme (figure.III.8.a.).

III.1.1.1.2.Filtrage

Cette étape est divisée en deux parties :

- Application d'un filtre morphologique (ouverture morphologique) pour n'enlever que les structures claires qui sont considérées comme du bruit, puisque l'on s'intéresse aux vaisseaux apparaissant comme des structures sombres. L'ouverture enlève de petites interruptions sur les vaisseaux dues au bruit et rend l'algorithme plus sensible. La taille de l'élément structurant ne doit pas être plus élevée, parce que sinon, le réseau présentera des discontinuités importantes au niveau des interruptions.
- Application d'un filtre de Gauss de petite taille sur le canal vert de l'image améliorée. Ce filtre linéaire gère mieux les cas où les vaisseaux apparaissent plus sombres que le fond.

$$g = \gamma^B(f * G)$$

Avec g est l'image améliorée ; f : image originale ; γ^B : ouverture morphologique par un élément structurant B ; G : filtre de gaussie. Il est défini comme suit :

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}\right)$$

La combinaison d'un filtre linéaire avec un filtre morphologique a permis d'enlever les bruits sans enlever les structures vasculaires importantes (figure.III.8).

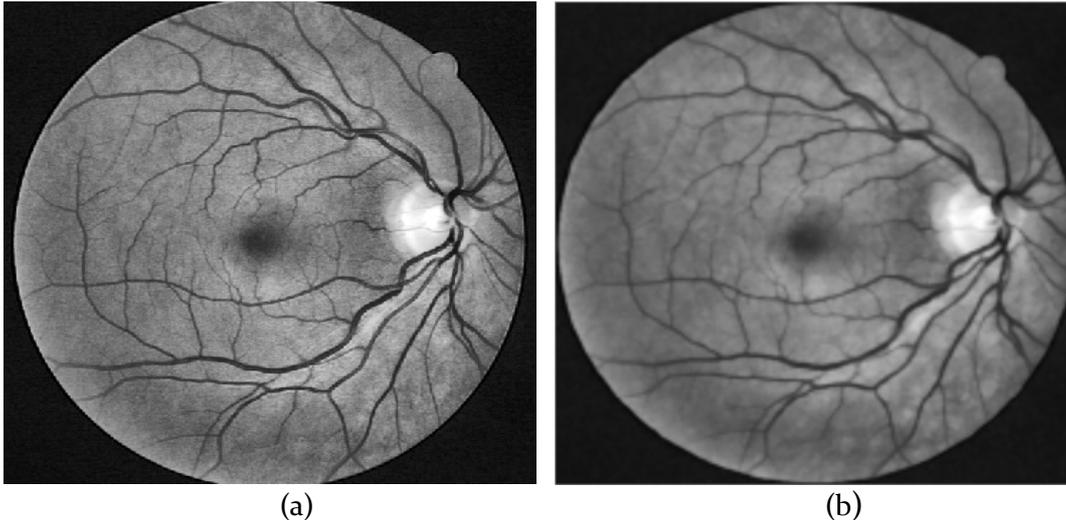


Figure. III.8. Le filtrage de l'image améliorée ;

(a) : égalisation adaptative d'histogramme ; (b) : résultat de l'ouverture morphologique suivi d'un filtrage par la gaussienne.

III.1.1.2.Extraction du réseau vasculaire

Une fois l'image est améliorée, on se focalise à mettre en évidence le réseau vasculaire. Cette tâche est réalisée par une application de l'opérateur morphologique dénommée : Le chapeau haut de forme [84]. Cette transformation est utilisée pour localiser des structures dans l'image qui sont plus petites que l'élément structurant. Ils sont en général appliqués seulement aux images à niveaux de gris. Elle consiste à extraire tous les détails d'une image qui ne dépassent pas une certaine taille et qui ont été effacés par le filtrage (l'ouverture ou la fermeture).

La transformation de chapeau haut de forme s'écrit de la manière suivante :

$$[Chap(g)](x) = \begin{cases} 0 & , \quad \text{si } [\Phi(g) - g](x) \leq [g - \gamma(g)](x) \\ [\Phi(g) - \gamma(g)](x) & , \quad \text{si non} \end{cases}$$

Deux chapeaux hauts de forme sont définis :

- **Le chapeau haut de forme blanc** : permet de détecter ce que l'ouverture a fait disparaître, c'est-à-dire les pics ou structures claires de l'image originale, il est calculé par différence entre l'image et son ouverture.

$$\vartheta_{\gamma} = g - \gamma(g)$$

Avec ϑ_{γ} est l'image du chapeau haut de forme blanc; $\gamma(g)$ est l'ouverture morphologique de l'image améliorée ; g : est l'image améliorée.

- **Le chapeau haut de forme noir** : permet d'extraire les vallées ou les structures sombres de l'image, il est calculé par la différence entre la fermeture et l'image.

$$\vartheta_{\emptyset} = \emptyset(g) - g$$

Avec ϑ_{\emptyset} est l'image du chapeau haut de forme noir; $\emptyset(g)$ est la fermeture morphologique de l'image améliorée ; g : est l'image améliorée.

La figure III.9. (a), montre que les détails extraits par le chapeau haut de forme sont séparés ils ne sont pas connexes. Les vaisseaux apparaissent comme des objets clairs, allongés et connexes. Les différences de contraste entre les vaisseaux sur une même image ou entre des images différentes font que des méthodes de seuillage ne sont pas adaptées pour trouver le réseau vasculaire à partir de l'image chapeau haut de forme. Pour résoudre ce problème, nous utilisons un outil de segmentation puissant permettant de détecter la ligne centrale du réseau vasculaire ; il s'agit de la ligne de partage des eaux (watershed) que nous décrivons dans la section suivante.

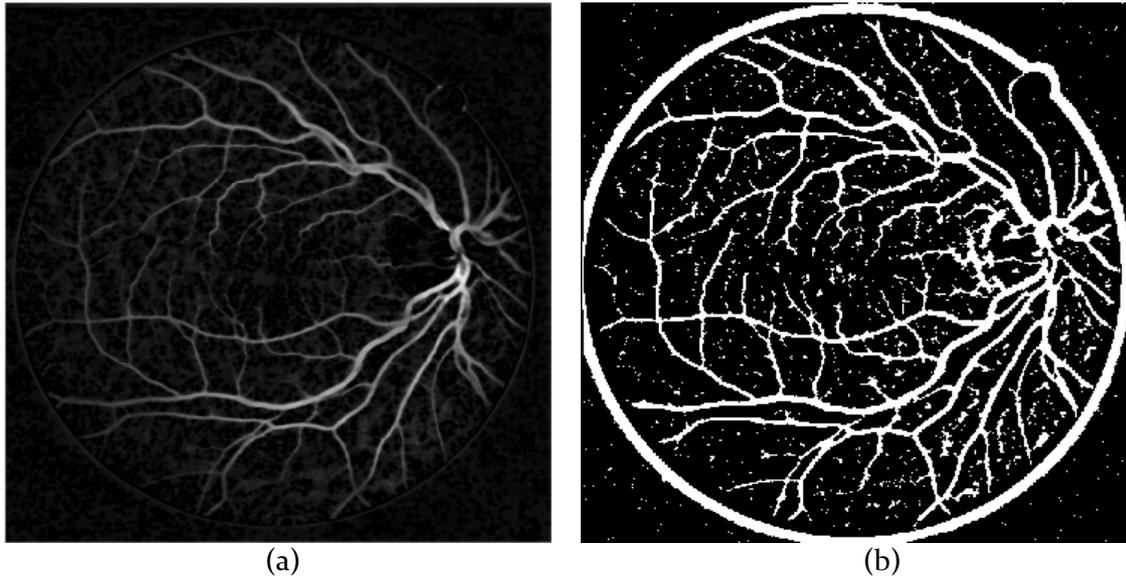


Figure.III.9. Résultat du chapeau haut de forme ;
(a) : le chapeau haut de forme de l'image améliorée ; (b) : le résultat de seuillage de l'image du chapeau haut de forme.

III.1.1.3.Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire

La ligne de partage des eaux (LPE) est un outil de segmentation par excellence en morphologie mathématique [109] par rapport aux autres méthodes basées sur le seuillage ou la squelettisation. La notion de ligne de partage des eaux n'est pas en elle-même à proprement parlée, une notion purement issue de la morphologie mathématique. Le concept à son origine en topographie et en hydrogéologie. De nombreux auteurs se sont d'ailleurs penchés sur cette notion en essayant de définir des algorithmes permettant de la générer à partir des données topographiques [110-111]. Cependant, là où la ligne de partage des eaux devient intéressante, c'est lorsqu'elle apparaît comme le prolongement naturel des transformations morphologiques ensemblistes comme le squelette par zones d'influence, et surtout lorsqu'on utilise le concept sur des images à teintes de gris.

La ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques, une image est représentée par une fonction numérique f , donc elle est perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. La notion de LPE est étroitement liée à celle de minimum régional.

- **Un minimum régional:** est un ensemble connexe de pixels d'altitude constante tel qu'il n'est pas possible, partant de cet ensemble de rejoindre un point de la surface d'altitude inférieure sans avoir à grimper. Une manière de déterminer les minima régionaux d'une image peut consister en l'expérience suivante :

-Considérons le relief sous un nuage de pluie. Une goutte d'eau tombant en un point x va couler le long du relief et va finalement rejoindre le fond d'une Vallée : un minimum régional.

Soit M un minimum régional de l'image. Si une goutte d'eau tombant en x rejoint finalement M , alors x appartient au bassin versant de M .

- **Bassin versant d'un minimum régional :** Soit M un minimum régional d'une image numérique f .

Le bassin versant associé M (noté $BV(M)$) est l'ensemble des pixels \mathbf{x} tels qu'une goutte d'eau tombant en x rejoint finalement M .

La notion de bassin versant permet d'associer à chaque minimum régional une portion de l'image : la vallée qui lui correspond.

L'ensemble des bassins versants associés à chaque minimum régional de l'image définit une partition de l'image.

- **Ligne de partage des eaux :** L'ensemble des points de séparations de deux bassins versants adjacents forme la ligne de partage des eaux (de cette ligne, une goutte d'eau peut s'écouler vers au moins 2 minima locaux distincts) [112].

La présentation de la LPE est montrée dans la (Figure. III.10).

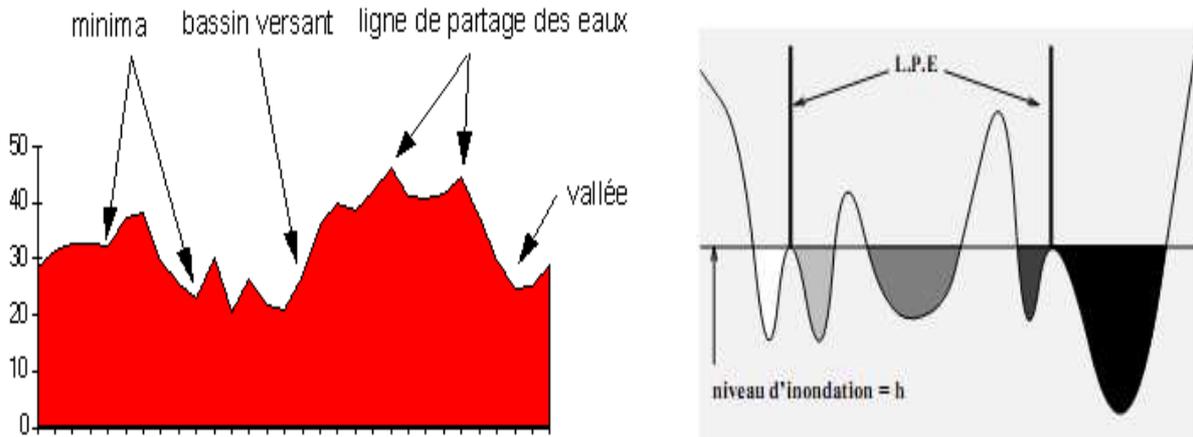


Figure. III.10. Minima régionaux, bassin versant et LPE

Le problème majeur de la ligne de partage des eaux est la sur-segmentation. Ce problème est dû à la présence d'une multitude de minima dans l'image. Pour le résoudre F. Meyer et S. Becheur [111] ont proposé une stratégie dite: LPE contrôlée par marqueurs.

L'idée consiste à sélectionner certains minima, c'est-à-dire, réduire le nombre de minima à partir desquels l'image est inondée en utilisant des marqueurs qui sont les composantes connexes, permettant de localiser (même grossièrement) les régions devant être segmentées dans l'image. Ils doivent être choisis de manière à ce que la ligne de partage des eaux coïncide avec les vaisseaux, il est donc important de marquer toutes les zones entourées partiellement ou entièrement par les vaisseaux pour que la segmentation soit correcte. La question de l'obtention de ces marqueurs, c'est-à-dire, l'ensemble de points d'où l'inondation commence, est un problème central dans tous les algorithmes de segmentation par LPE.

Dans notre travail, nous utilisons la fonction de distance comme marqueur de la LPE. Cette fonction désigne la distance entre le pixel candidat qui vaut 0 et le pixel qui lui est le plus proche non zéro. Ce sont les maxima locaux. Dans la fonction distance, ces maxima locaux sont représentés avec des niveaux de gris les plus élevés. Cependant, avant de calculer la fonction de distance, il faut d'abord lisser les bords des vaisseaux et enlever les fausses branches (figure.III.9.b), il ne faut absolument pas qu'il y ait un marqueur sur un vaisseau,

parce que sinon le vaisseau en question ne ferait pas partie de la ligne de partage des eaux, et il serait forcément raté par l'algorithme. En effet, la morphologie mathématique offre deux filtres morphologiques de base qui sont l'ouverture et la fermeture. Une composition de ces deux filtres de base permet de créer de nouveaux filtres qu'on appelle les filtres alternés séquentiels (FAS). Le filtre que nous appliquons dans cette étape est un filtre alterné séquentiel basé sur l'ouverture et la fermeture par reconstruction qui permet de réduire les fausses branches. Ce filtrage se déroule en trois étapes : une ouverture par reconstruction, une fermeture par reconstruction et une ouverture par reconstruction encore une fois. Le résultat du filtrage ainsi que l'image marqueur de la LPE sont montrés dans la figure.III.11.

Après avoir obtenu le marqueur, la ligne de partage des eaux, est calculée sur l'image de la fonction distance inversée. L'étape de reconstruction permet de retrouver chaque particule à partir de son marqueur, c'est-à-dire que, l'image reconstruite ne contient que les minima qui se trouvent dans les régions marquées. Le résultat du calcul de la ligne de partage des eaux est montré dans la figure.III.11.

La ligne de partage des eaux suit les vaisseaux (figure 11.b), elle est toujours fermée et délimite un bassin versant, mais bien sur il existe aussi beaucoup de faux positifs, c'est-à-dire, si une zone n'est pas entièrement entourée par des vaisseaux, il doit y avoir forcément une branche de la LPE qui ne correspond pas à un vaisseau. Cependant pour détecter que la ligne centrale du réseau vasculaire et éliminé les bassins versants, nous introduisons un opérateur AND entre l'image binaire du chapeau haut de forme et le résultat du calcul de la LPE (figure.III.11).

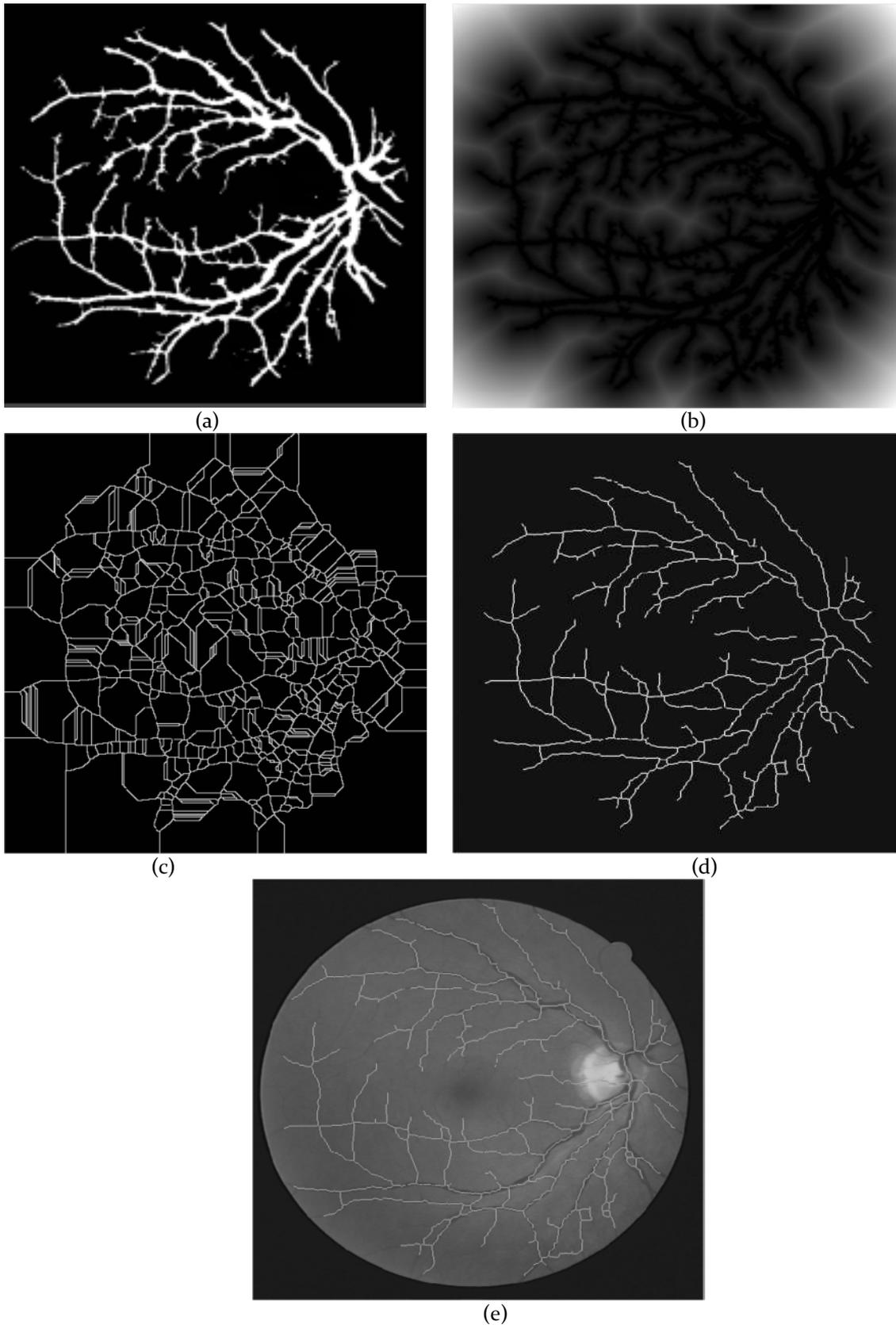


Figure.III.11 : Résultat de segmentation du réseau vasculaire ;
(a) : résultat du filtre alterné séquentiel ;(b) : image marqueur ; (c) : le calcul de la LPE ;(d) : la ligne centrale du réseau vasculaire ;(e) : résultat final de segmentation du réseau vasculaire superposé sur l'image du canal vert

III.1.2.Résultats et Discussion

Dans cette section, nous présentons les résultats de segmentation du réseau vasculaire obtenus par la méthode proposée. Pour tester l'approche proposée, nous utilisons les images des bases des données DRIVE et STARE. Ces bases de données ont été largement utilisées par les chercheurs pour tester la performance de leurs algorithmes de segmentation de l'arbre vasculaire puisqu'elles fournissent une segmentation manuelle de ce dernier ; ce qui permet d'effectuer une comparaison des résultats. A partir de ces bases, nous avons choisi 45 images dont 9 images saines ayant un fort ou un faible contraste et 34 images contenant différents types de pathologies.

Dans les images saines et dans 30 images pathologiques où les vaisseaux sont suffisamment larges, longs et faiblement contrastés, l'algorithme a donné de bons résultats ; les vaisseaux ont été très bien détectés ; la plus part des jonctions sont correctement préservées ce qui est important pour la détection des points de bifurcations ainsi utilisés pour effectuer des opérations de recalage. Des exemples du résultat de segmentation du réseau vasculaire sont présentés dans la figure.III.12.a et b. Cependant, dans le reste des images où les vaisseaux ont une très petite largeur, l'algorithme a raté quelques petites branches (figure.III.12.c). Ceci est dû ; d'une part à la présence du bruit causé par les circonstances dans lesquelles l'image est prise. Ce bruit produit des interruptions dans l'arbre vasculaire. D'autre part, il est dû au pré-filtrage et au choix de la taille de l'élément structurant lors de l'extraction des détails par chapeau haut de forme. Un autre problème de cette approche est la présence d'une fausse détection autour du disque optique. Ceci est dû à l'existence d'une atrophie dans le bord du disque optique. Il y a une ressemblance d'intensité entre ce dernier et le réseau vasculaire. Cela n'est pas vraiment un grand inconvénient, puisque notre objectif n'est pas de faire des mesures sur l'arbre vasculaire mais plutôt la détection des éléments vasculaires les plus importants pour s'en servir lors de détection des pathologies rétinienne. Un exemple de ce cas est illustré dans la figure. III.12.e. Pour remédier à ce problème, il suffit seulement de détecter le contour du disque optique pour le faire éliminer par la suite et n'obtenir que le réseau vasculaire seul.

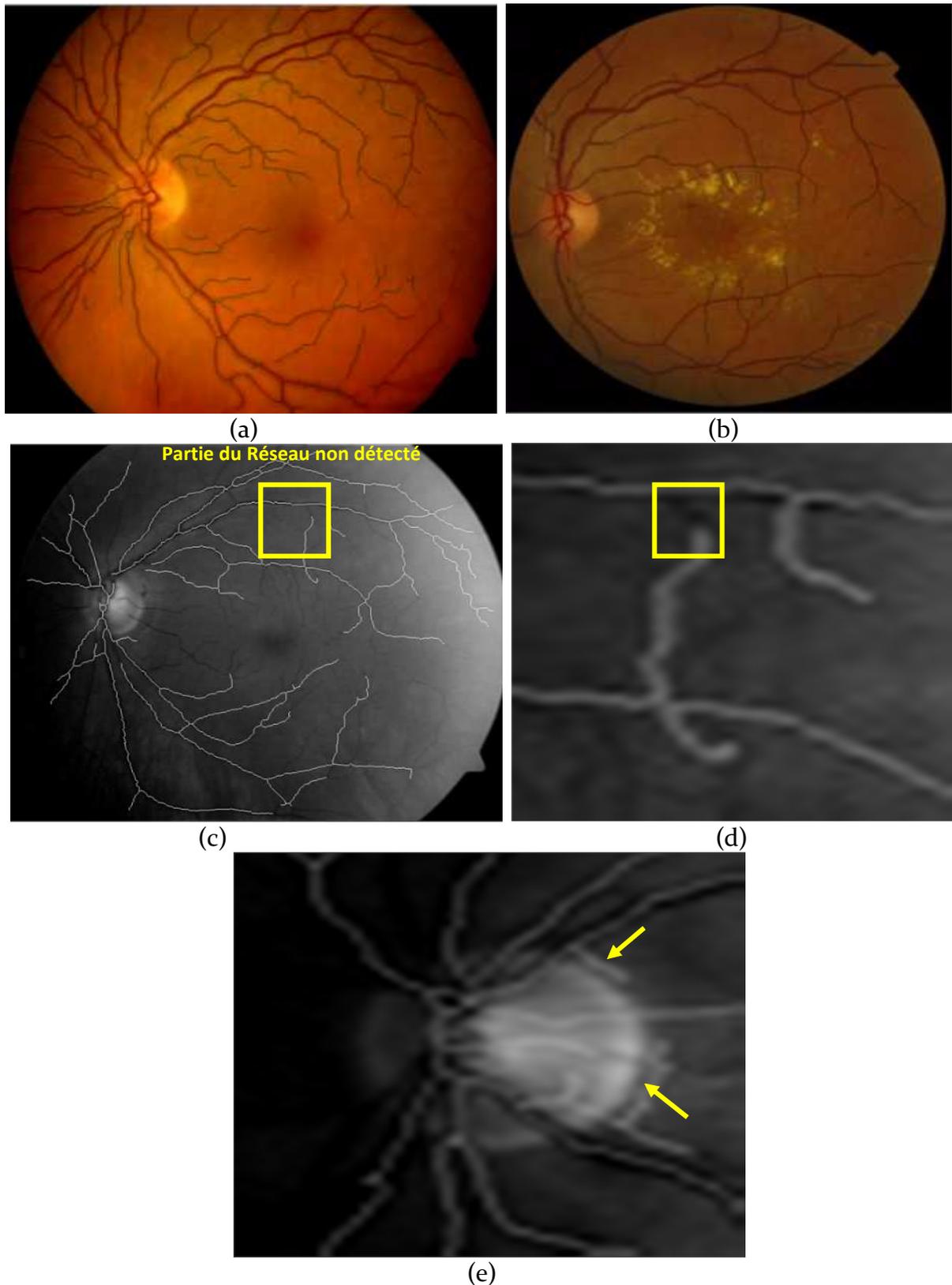


Figure.III.12 : Exemples de segmentation du réseau vasculaire dans des images saines et pathologiques ; (a), (b) : Exemples d'une bonne détection du réseau vasculaire dans les images saines et pathologiques ; (d) : Exemple d'une mauvaise détection du réseau vasculaire ;(e) : exemple d'une fausse détection du réseau vasculaire autour du disque optique.

Pour évaluer la performance de notre approche, nous calculons le degré de ressemblance le réseau segmenté manuellement par deux ophtalmologues différents dans les deux bases utilisées et le réseau vasculaire obtenu par notre approche (figure. III.13). Il est défini comme suit [113] :

$$Rd = \frac{M \cap A}{M \cup A}$$

Avec M : est le contour initial (M) du réseau vasculaire segmenté par ophtalmologue et A : le réseau vasculaire obtenu par l'algorithme.

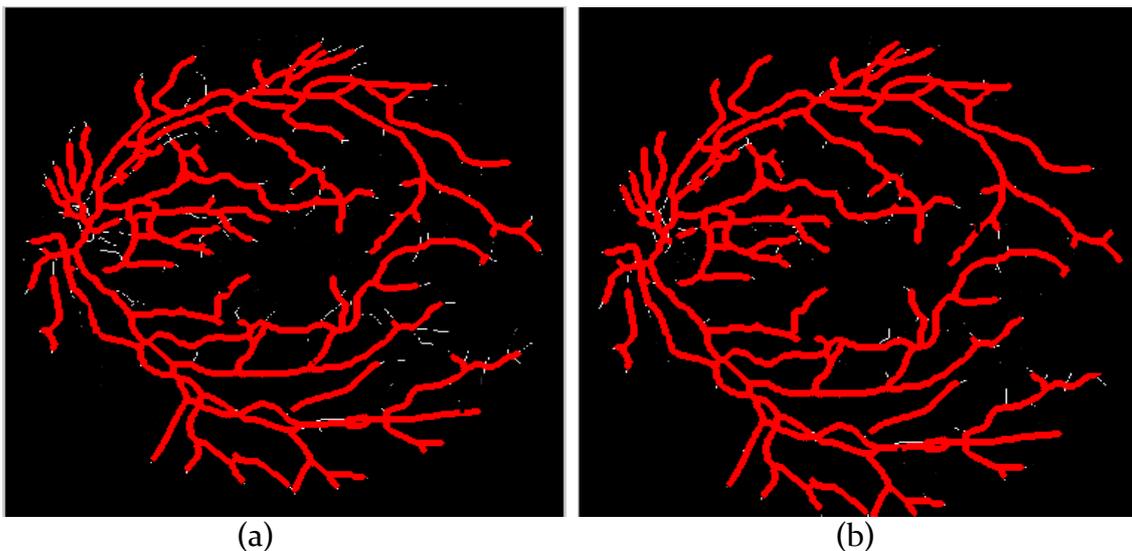


Figure.III.13 : (a) et (b): Superposition entre réseau segmenté par la méthode proposé montré en rouge et le réseau vasculaire segmenté par deux ophtalmologues respectivement (montré en blanc)

Base d'images	DRIVE	STARE
Calcul de Rd	[0.8- 0.98]	[0.87 -0.94]

TABLEAU III.1. CALCUL DU DEGRE DE RESSEMBLANCE

D'après les résultats présentés dans le tableau 1, et la figure III.13 ; nous remarquons que la segmentation du réseau vasculaire par la méthode proposée produit des résultats identique a celles obtenus par les experts.mis a part quelque très petits pixels qui correspond au réseau ne sont pas détectés. La comparaison des résultats obtenus montre l'efficacité et la robustesse de notre approche ; avec sa simplicité et sa mise en œuvre rapide ce qui la rendre destiné à être intégré dans un système de détection précoce de la RD.

III.2 Segmentation du disque optique

La détection du disque optique est une tâche importante pour un système d'analyse des images rétinienne. Leur extraction est une condition nécessaire pour la segmentation de différentes pathologies telles que le glaucome, qui est considéré comme la deuxième cause la plus fréquente de cécité dans le monde. Il est caractérisé par l'élévation de pression intra-oculaire (PIO), ce qui conduit à endommager des axones du nerf optique et la perte de vision. Par le temps, il provoque des changements dans la forme et la taille du disque optique. Par conséquent, la détection du contour du disque optique est un élément important pour détecter et mesurer la gravité de la maladie. En outre ; la position du disque optique est utilisée comme une longueur de référence pour la mesure des distances dans des images rétinienne, en particulier pour la localisation de la macula. En plus, leur détection est un point de départ dans la segmentation du réseau vasculaire. Il agit également comme un point de repère dans le recalage multimodal ou temporel des images. Les attributs de disque optique sont similaires aux attributs d'exsudats et durs en termes de couleur et de luminosité. Par conséquent, il permet de réduire les faux positifs. Dans les images couleur de la rétine, le disque optique (figure.III.14) apparaît comme une grande tache jaunâtre ou blanche ; de forme circulaire ou elliptique. Il est interrompue par les vaisseaux sortant. Le diamètre du disque optique varie d'un patient à un autre, il est comprise entre 80 et 100 pixels. Il est situé dans le côté nasal de la macula et caractérisé par un fort contraste entre le réseau. Comme, il ne contient pas de récepteurs pour la lumière, il est appelé la tache aveugle.

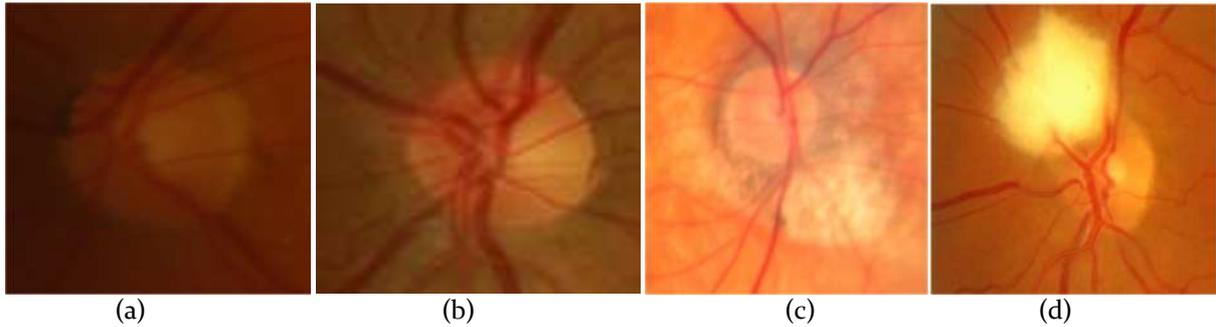


Figure.III.14.Exemples d'apparition du disque optique dans les images couleur ; (a) : disque optique faiblement contrasté ;(b) : disque optique avec un fort contraste ; (c) : présence d'une atrophie pré-papillaire au niveau du disque optique ; (d) : présence d'un œdème maculaire au niveau du disque optique.

III.2.1. Méthodologie

Comme la région du disque optique est souvent obscurcie par le croisement des vaisseaux sanguins et les pathologies telles que l'œdème maculaire qui peut situés au niveau de ce dernier ; beaucoup de facteurs rendent la détection du disque optique difficile. Dans cette section du chapitre, nous proposons une méthode basée sur l'utilisation d'un model du contour actif pour segmenter le disque optique dans les images saines et pathologiques avec des caractéristiques différentes en terme de contraste et luminosité. Les étapes de l'algorithme proposé sont décrites dans l'organigramme suivant :

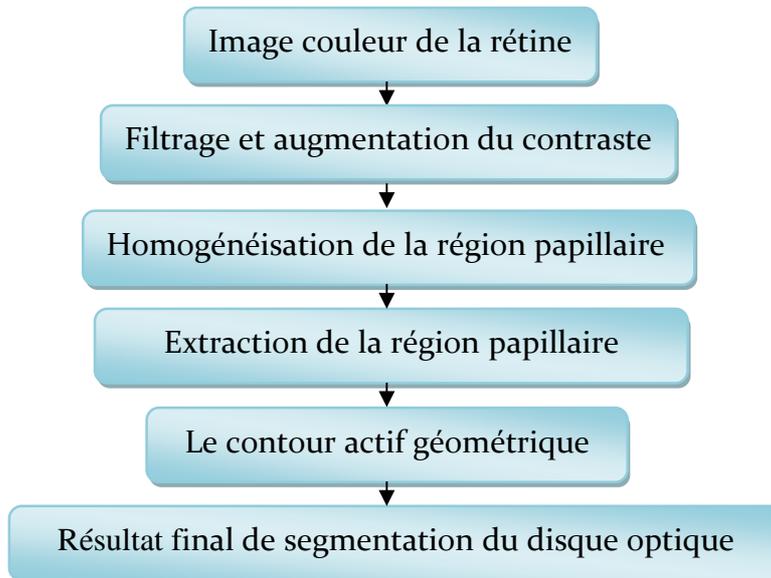


Figure.III.15. Organigramme de segmentation du disque optique

III.2.1.1. Filtrage et augmentation du contraste

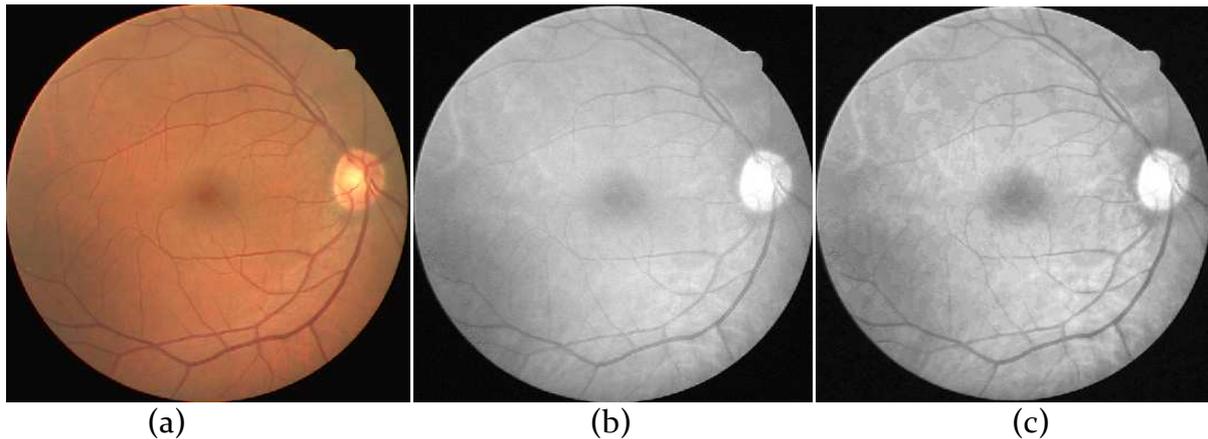
Sachant que le disque optique apparait souvent dans les images couleur de la rétine avec un faible contraste, bruité et ses frontières n'ont pas une forme précise ; il est indispensable dans notre approche d'augmenter leur contraste et éliminer les bruits pour obtenir une bonne détection de leur contour. Pour cela, nous utilisons d'une part, le canal de luminance de l'espace couleur HSV. Cet espace est un modèle de représentation dit "naturel", c'est-à-dire proche de la perception physiologique de la couleur par l'œil humain. Il consiste à décomposer la couleur selon des critères physiologiques:

- **la teinte** (en anglais Hue), correspondant à la perception de la couleur,
- **la saturation**, décrivant la pureté de la couleur, c'est-à-dire son caractère vif ou terne,
- **la luminance** (en anglais value), indiquant la quantité de lumière de la couleur, c'est-à-dire son aspect clair ou sombre.

Dans le canal V, la papille apparait avec un meilleur contraste (figure.III.15.a) ; les contours sont bien visibles et ne sont pas vraiment perturbés par les vaisseaux sortants. D'autre part ; une égalisation adaptative d'histogramme est appliquée sur l'image du canal de luminance pour renforcer le contraste. En outre ; pour conserver les contours de la papille et éliminer la grande variation de niveau de gris dans la région papillaire, et réduire les bruits, nous utilisons un filtre médian. Ce filtre consiste à remplacer la valeur du pixel central par la valeur médiane à l'ensemble des valeurs contenues dans la fenêtre. La valeur médiane est la valeur pour laquelle on observe $(N-1)/2$ pixels de valeur supérieur et $(N-1)/2$ de valeur inférieure. Le résultat d'augmentation de contraste et de filtrage est montré dans la figure.III.16.

$$Im_1 = M_d * f$$

Avec, Im_1 est l'image améliorée ; M_d : le filtre médian ; f est l'image originale.



(a) (b) (c)
 Figure.III.16.Résultat du filtrage et augmentation de contraste ;
 (a) Image originale ;(b) : représentation de l'image originale dans le canal de
 luminance ;(c) : résultat de l'égalisation adaptative et le filtre médian

III.2.1.2.Homogénéisation de la région papillaire

La région du disque optique est généralement fragmentée en de multiples sous -régions par des vaisseaux sanguins. D'où, l'obtention d'une région de disque optique homogène est nécessaire pour la segmentation en utilisant l'algorithme de contour actif. Pour cela ; nous appliquons une opération de la fermeture morphologique sur l'image améliorée, en utilisant un élément structurant de taille plus grande que la largeur du réseau vasculaire (figure.III.17).

$$Im_2 = \emptyset_B^{s_1} (Im_1)$$

Avec ; $\emptyset_B^{s_1}$ est la fermeture morphologique par un élément structurant s_1 de taille B ;

III.2.1.3.Extraction de la région papillaire

Comme la papille appartient aux régions les plus claires de l'image, une opération de seuillage est appliquée pour séparer le disque optique du fond. Pour assurer une bonne extraction de la région papillaire, il faut faire un choix correct du seuil fixé manuellement (figure. III.17) et effectuer, ensuite un filtrage selon un critère de surface pour éliminer les pixels isolés
 Soit $Im_3(m, n)$ l'image homogénéisée et $(m*n)$ la taille de l'image.

Où :

$$Im_3(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{si } Im_3(m, n) > \text{seuil} \\ 0, & \text{si ailleurs} \end{cases}$$

Le choix de la valeur du seuil est un problème dans le domaine de traitement d'image. Il n'est pas possible de trouver un bon seuil qui segmente tous le contour du disque optique, comme il est montré dans la figure.III.17.

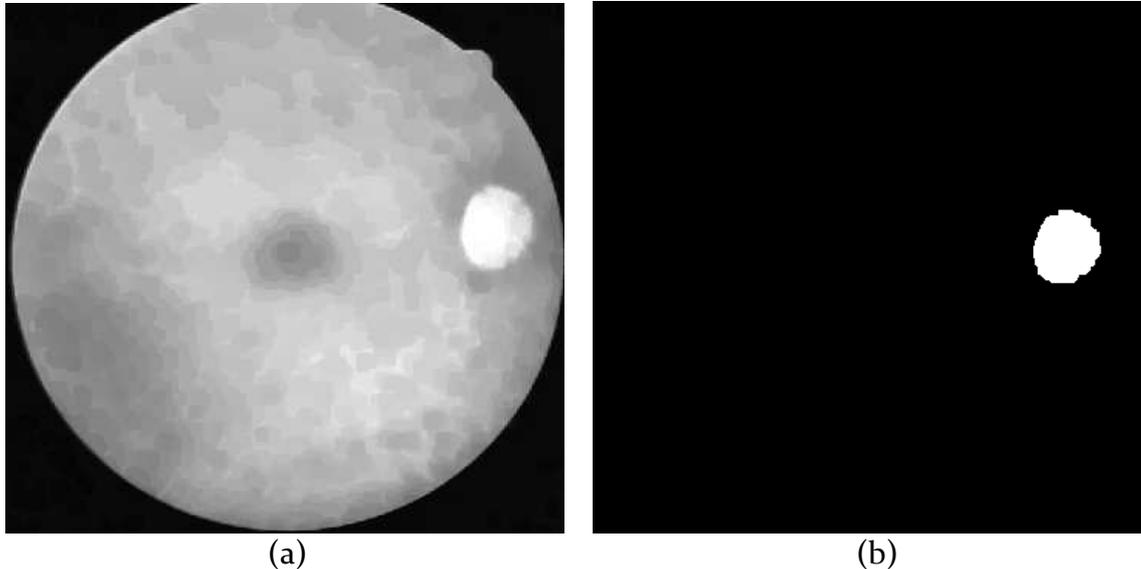


Figure.III.17. Résultat d'homogénéisation et extraction de la région papillaire ;
(a) Résultat de la fermeture morphologique ;(b) : Résultat de seuillage

III.2.1.4.Extraction du disque optique par contour actif

Les contours actifs sont largement utilisés en segmentation d'images pour leur capacité à intégrer les processus de détection et de chaînage des contours en un seul processus de minimisation d'énergie. Toutefois l'estimation des paramètres et les problèmes d'initialisation font des contours actifs une méthode difficile à calibrer [114]. Le modèle de contours actifs se présente sous la forme d'une courbe (C) (fermée ou non) dont l'initialisation est située à proximité du contour recherché.la courbe C est représentée selon les notations suivantes :

$$C = \{v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) ; s \in [a, b] \text{ et } t \in [0, T]\}$$

Où a et b désignent les extrémités (fixes, mobiles, confondus ou non) du contour, s désigne l'abscisse curviligne le long du contour, t désigne la variable temporelle et $v(s, t)$ désigne le point courant.

L'évolution de la courbe s'effectue selon un processus itératif de déformation contrôlé par un test de convergence. La convergence du contour actif vers la frontière recherchée est généralement vue comme une condition de stabilité

mais on peut également la percevoir sous un aspect de rupture de modèle par détection de changement d'état d'évolution du contour au travers des différentes itérations. Le critère selon lequel le processus de déformation fait évoluer le contour a été initialement associé à la recherche d'une minimisation d'une fonctionnelle directement interprétable en terme de contraintes physiques : raideur, élasticité, attache aux données. Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, construite de telle sorte qu'un minimum local se trouve sur la frontière de l'objet à détecter. Cette fonctionnelle énergie, notée $E(C)$, s'exprime par :

$$E(C) = E_{\text{interne}}(C) + E_{\text{externe}}(C) + E_{\text{image}}(C)$$

- L'énergie interne contrôle l'aspect de la courbe C , et permet au snake de garder sa cohésion, grâce à la somme de deux termes :

$$E_{\text{interne}}(C) = \int_a^b \alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 ds + \int_a^b \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 ds$$

Où la quantité $\left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2$ agit sur la longueur de la courbe et est liée à sa rigidité alors que la quantité $\left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2$ agit sur la courbure et est liée à l'élasticité. La courbe doit être suffisamment lisse et rigide.

Où les coefficients $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ permettent de pondérer différemment les termes liés respectivement à la raideur et à l'élasticité.

- L'énergie externe sert à introduire, par l'intermédiaire de l'utilisateur, des informations de haut niveau. Ceci se traduit par la présence de forces de répulsions en certains points de la courbe ou par la présence de forces d'élasticité simulant l'allongement d'un ressort entre deux points de la courbe. Les informations de haut niveau peuvent être associées à la présence de frontières préalablement détectées (contraintes) ou de points de contrôles (points de passage obligés).
- L'énergie d'image fait intervenir les caractéristiques images que l'on cherche à mettre en valeur. Dans le cas précis où l'on cherche à mettre en valeur les zones de fort contraste, on peut choisir une énergie image par la relation :

$$E_{\text{image}}(C) = - \int_a^b |\nabla(g_\sigma * I(v(s)))| ds$$

Où $|\nabla(g_\sigma * I(v(s)))|$ représente le gradient de l'image I au voisinage de la courbe $v(s)$.

Où ∇ désigne le gradient et g_σ la gaussienne centrée d'écart type σ .

Un maximum d'énergie sera atteint si la courbe passe par les points de gradient maximal de l'image lissée par un filtre gaussien.

Pour segmenter le disque optique, nous utilisons le contour actif géométrique. Cette méthode met en œuvre une courbe se déformant dans le temps et l'espace pour atteindre les frontières d'un objet à détecter dans une image $I(x,y)$. La courbe se déforme comme indiqué dans la figure.III.18, selon sa normale, à une vitesse proportionnelle à sa courbure.

Figure.18. Courbe se déformant selon sa courbure

En notant C la courbe, N^σ la normale intérieure à la courbe, F un terme de vitesse dépendant de la courbure, k , l'équation d'évolution est de la forme

$$\frac{\partial C}{\partial t} = FN^\sigma$$

Pour faire converger la courbe vers les frontières du disque optique, la vitesse dépend également d'une fonction g qui permettra d'arrêt sur ces frontières. g est une fonction décroissante du gradient de l'image tendant vers 0 en l'infini et est souvent définie ainsi :

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla I|^p}$$

I^\wedge étant l'image régularisée par un opérateur gaussien et $p = 1$ ou 2 . Les valeurs de $g(I)$ sont proches de 0 dans les régions où le gradient est élevé et proche de 1 dans les régions d'intensité relativement constante. D'autre part, on introduit une constante positive v , chargée de forcer l'évolution du contour vers les frontières de l'objet. On peut alors écrire :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)(v + k) N^\sigma$$

Pour appliquer le contour actif sur le disque optique, le contour initial doit être proche du bord souhaité sinon il peut converger vers les régions non désirées. Afin de positionner automatiquement un contour initial, nous traçons un cercle de rayon supérieur au diamètre du disque optique. Le centre approximatif du disque optique est considéré comme le point maximum de la fonction de distance calculée sur l'image binaire (figure.III.17.b). Le contour dessiné devient le point de départ de la courbe. La figure.III.19 montre le résultat final d'extraction du disque optique par contour actif.

(a)

(b)

Figure.III. 19. Résultat de segmentation du disque optique ;
(a) : superposition du contour initial sur l'image originale ;(b) et (c) : résultat final de segmentation du disque optique sur l'image originale.

III.2.2. Résultats et Discussion

Pour valider notre algorithme, nous utilisons les images de la base de données DRIVE, MESSIDOR, STARE et DIARETDB1. De ces bases de données, nous avons sélectionné une série de 50 images.ces images ont été divisées en deux catégories :

- 10 images saines sont choisis; dont lequel les quelles disque optique apparait avec un fort contraste, faiblement contrasté ou flou.

- 40 images anormales (A partir de chaque base de données nous avons sélectionné 10 images) dont les pathologies sont situées à proximité du disque optique ou au niveau de ce dernier.

Des exemples des résultats de segmentation du disque optique dans ce type d'images sont illustrés dans la figure.III.20.

Dans les images saines ou le disque optique apparaît avec un fort ou un faible contraste, les résultats sont satisfaisants, leur contour est bien défini (figure.III.20.a). Tandis que dans les images ou le disque optique apparaît flou (figure.III.20.b), l'algorithme n'a détecté qu'une partie du disque optique ; cela est dû au mauvais éclairage au niveau de la région papillaire.

Cependant, Dans les images pathologiques ou les lésions sont situées à proximité du disque optique (figure.III.20.c) et ayant les mêmes caractéristiques que le disque optique en terme de couleur ; l'algorithme a donné des résultats acceptables. Les pathologies ne sont pas segmentées par l'algorithme, il n'y a que le contour de la papille qui a été détecté. Cependant dans quelques images ou les pathologies se trouvent au niveau du disque optique, l'algorithme a échoué, il a raté une partie du disque optique (figure.III.20.d).

(a)

(b)

(c)

(d)

Figure.III. 20. Exemples de segmentation du disque optique dans différents types d'images (a) ;(b) ;(c) et (d) : segmentation de la papille dans une image contrastée ; image très flou ; images avec présence d'exsudats et image avec présence d'un œdème respectivement

Pour évaluer la performance de l'approche proposée, nous avons demandé a un ophtalmologue expérimenté de marquer manuellement le disque optique, nous calculons, ensuite le rapport décrit dans l'équation.1.pour trouver la précision du contour détecté.

$$M = \frac{N(R \cap T)}{N(R \cup T)} * 100$$

Avec R et T sont les deux régions papillaires segmentées manuellement et par l'algorithme respectivement ; N est le nombre des pixels dans la région papillaire.

Dans le cas optimal ou les deux contours correspondent parfaitement la valeur de M=100.elle représente la précision. La mesure de la précision de segmentation du disque optique pour les 60 images du fond d'œil est illustrée dans graphe à la figure.III.21.

- Base Drive
- Base Stare
- Base DiaretDB1
- Base Messidor

Figure.III.21. la mesure de la performance de segmentation du disque optique dans les quatre bases d'images

La figure.III.21 montre que dans la première catégorie d'images, l'algorithme a obtenu un taux de précision supérieur à 98% (le contour du disque optique a été segmenté correctement par l'algorithme). cependant dans la deuxième catégorie d'images, l'algorithme a obtenu un taux de précision supérieur a 98%, 96% et 94% pour les bases Stare, DiaretDB1 et messidor respectivement. Dans les 50 images, l'approche proposée atteint 88% et 98% de précision minimale et maximale respectivement. Le taux moyen achevé par les quatre bases est de 99.7%, 93.9%,96% et 94% respectivement.

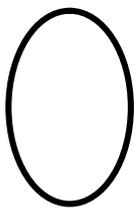
Les résultats de segmentation du disque optique sont satisfaisants, en les comparants avec ceux reportés dans la littérature (tableau.III.2.).

Base d'image	Auteurs	Taux de précision
DRIVE	- Osareh et al [115]	98.6 %
	- Notre approche	99.7%
STARE	- Kittipol Wisaeng et al [116]	91.35%
	- Notre approche	93.9
DiaretDB1	Osareh et al [115]	95.4%
	-Notre approche	96%

TABLEAU III.2.COMPARAISON DES RESULTATS OBTENUS PAR NOTRE APPROCHE PAR RAPPORT AUX TRAVAUX DE RECHERCHE.

III.3. Segmentation de la macula

La macula est une légère fossette située dans la partie temporelle du disque optique. C'est à cet endroit que l'acuité visuelle est maximale. Elle ne contient aucun vaisseau. La fovéa est le centre de la macula, où la vision des détails est la plus précise. La macula est la partie la plus sombre dans l'image, caractérisée par une couleur rouge foncé. La présence des pathologies telles que les exsudats dans la région maculaire est un indicateur majeur de la gravité de la maladie ; ce qui entraîne une perte sévère de la vision. Par conséquent, il devient important de détecter la région maculaire de la rétine pour la détection automatique des anomalies et de leur niveau de gravité. Le contraste de la macula varie d'un patient à un autre. Cette différence présente un problème dans la segmentation de la macula. la figure.III. 22 montre l'apparence de la macula dans les images couleur de la rétine.



(a)

(b)

(c)

Figure.III. 22. Exemples d'apparition de la macula dans les images couleur ;(a) : image avec macula bien contrastée montrée par un cercle ;(b) : image avec présence d'un œdème maculaire ;(c) : image avec macula flou.

III.3.1. Méthodologie

Dans cette section du chapitre nous présentons une approche de segmentation de la macula basée sur l'utilisation des opérateurs morphologique et la ligne de partage des eaux.les étapes de l'algorithme sont présentées dans l'organigramme de la figure.III.23.

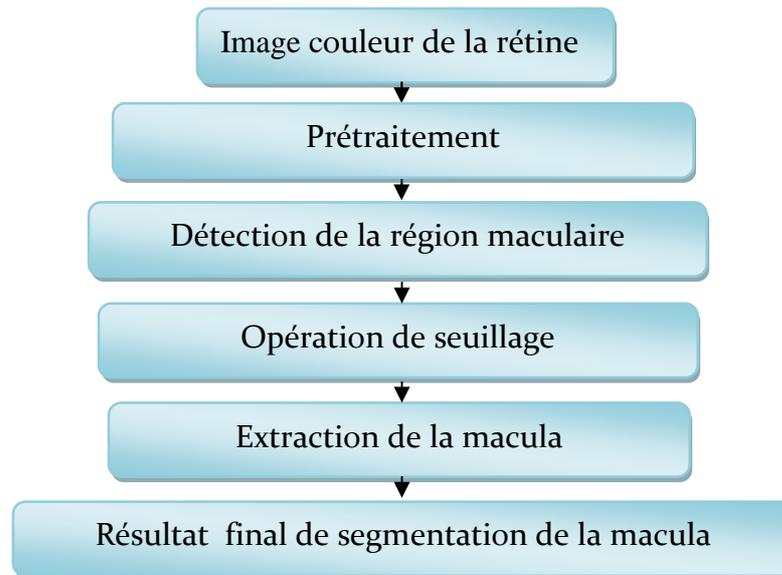


Figure.III.23. Organigramme de segmentation de la macula.

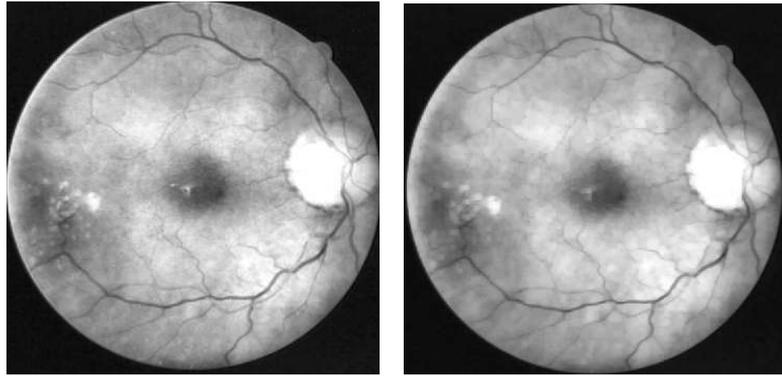
III.3.1.1.Prétraitement

Comme, le contraste de la macula est souvent assez faible et parfois il peut être obscurci par la présence d'exsudats ou d'hémorragies dans la région, l'étape de prétraitement est nécessaire dans la segmentation de la macula. Le canal de luminance de l'espace couleur HSV, opération de l'égalisation adaptative d'histogramme et le filtre de gauss sont utilisés pour augmenter le contraste et réduire les bruits (figure.24.b).

Afin d'éliminer les petites lésions claires dans la région maculaire telles que les exsudats, une ouverture morphologique est appliquée sur l'image améliorée, en utilisant avec un élément structurant de forme circulaire (figure.24.c).

$$M1 = \gamma_d^s(im * G)$$

Avec γ_d^s est l'ouverture morphologique par un élément structurant s de taille d ; im est l'image originale et G est le filtre de gauss.



(a) (b) (c)

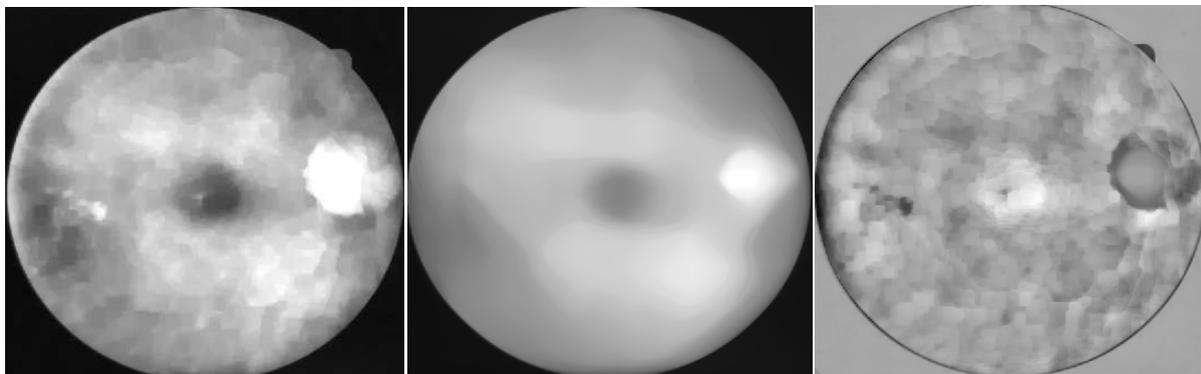
Figure.III.24. Résultats du prétraitement ; (a) : Image originale ;(b) : canal de luminance et égalisation adaptative d'histogramme ; (c) : ouverture morphologique de l'image (b).

III.3.1.2. Détection de la région maculaire

Sachant que l'arbre vasculaire a les mêmes caractéristiques que la macula en termes de contraste, ce dernier doit être éliminé. Pour cela une fermeture morphologique est appliquée sur l'image améliorée. Ainsi, Pour détecter la région maculaire ; caractérisée par un grand diamètre ; qui est approximatif inconnu. Un lissage est effectué sur l'image fermée par un filtre médian en utilisant un masque de taille 100*100. Ensuite ; une opération de soustraction est effectuée entre l'image lissée et l'image fermée. Le résultat est montré dans la figure.III.25. Finalement, l'image résultante est binarisée en utilisant un seuil=0.1 (figure.III. 25.a).

$$M2 = T_{se}[fM_{(100*100)}((\phi_{B_2}^{S_2}(M1))) - (\phi_{B_2}^{S_2}(M1))]$$

Avec $M2$: l'image de la région maculaire ; T_{se} le seuillage par un seuil se ; $\phi_{B_2}^{S_2}(M1)$ est la fermeture de l'image améliorée et $fM_{(100*100)}((\phi_{B_2}^{S_2}(M1)))$ est le filtre médian de l'image fermée.

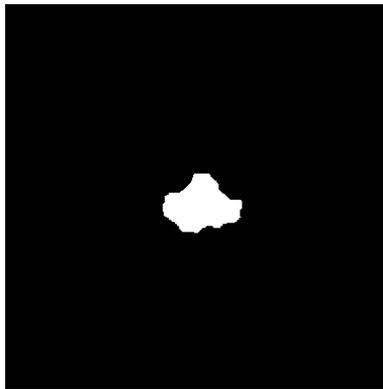


(a) (b) (c)

Figure.III.25. Résultat de détection de la région maculaire ; (a) : fermeture morphologique de l'image améliorée ;(b) : Résultat de lissage de l'image fermée ;(c) : résultat de soustraction entre l'image lissée et l'image fermée.

III.3.1.3. Extraction de la macula

Après avoir localisé la macula, il suffit de détecter leur contour, en faisant appel à la technique de la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueur. En utilisant comme marqueur interne le maximum de la fonction distance et comme marqueur externe un cercle de diamètre supérieur au diamètre de la macula. Finalement la ligne de partage des eaux est calculée sur le gradient de l'image améliorée. Le résultat de détection du contour de la macula est illustré dans la figure.III.26.



(a)

(b)

(c)

Figure.III.26. Résultat de segmentation de la macula ;

(a) : le seuillage de l'image.III.25.(c) ; (b) : superposition des marqueurs internes et externes sur l'image originale ;(c) :résultat final de détection du contour de la macula.

III.3.4 Résultats et Discussion

Pour tester la méthode proposée de segmentation de la macula, un ensemble de données de 60 images est utilisé. L'évaluation est appliquée sur 15 images de la base DRIVE, 20 images de la base de donnée STARE et 25 images de la base DIARETDB1. Ces images ont été choisies avec macula bien visible, faiblement contrasté, ou contiennent différentes pathologies (hémorragies et exsudats).

Des exemples de segmentation de la macula dans différents types d'images sont montrés dans la figure.III.27. Dans la majorité des images (saines et pathologiques), la macula a été segmentée avec succès. Bien que dans 5 images ou la macula est complètement couverte par des exsudats ou œdème, l'algorithme a échoué. Un exemple de ce cas est illustré dans la figure.III.27. Comme l'objectif de notre travail est l'aide au diagnostic de la RD avant le

Chapitre3. Segmentation des Eléments Principaux de la rétine

passage au stade de complication, il n'est pas important que notre algorithme puisse détecter la macula dans ce type d'images.

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

Figure.III. 27. Résultats de segmentation de la macula dans différents types d'images

(a) : résultat de segmentation de la macula dans une image saine ou la macula est bien contrastée ; (b) : résultat de segmentation de la macula dans une image saine ou la macula est faiblement contrastée ;(c) et(d) : résultat de segmentation de la macula dans deux images pathologiques ; (e) : segmentation de la macula échoué dans une image couverte par des hémorragies et œdème

Chapitre3. Segmentation des Eléments Principaux de la rétine

Pour évaluer la performance de l'algorithme, nous calculons la moyenne du taux de précision obtenu dans chaque base de données que nous comparons avec les travaux de recherche. Les tableaux III.3, III. 4 et III.5 résument les résultats de plusieurs techniques en utilisant la base de données DRIVE, STARE ET DIARETDB1 respectivement. Les tableaux III.3, III.4 et III.5 montrent que l'algorithme proposé donne des meilleurs résultats de détection de la macula.

AUTEURS	TAUX MOYEN DE PRECISION
M. maryam et al [60]	98.7%
Balint antal et al [117]	68%
Soumitra samanta et al [61]	97.14%
Sekhar et al [118]	96.16%
Technique proposée	98.84%

TABLEAU III.3 RESULTATS DE SEGMENTATION DE LA MACULA (BASE DE DONNEE DRIVE)

AUTEURS	TAUX MOYEN DE PRECISION
M. maryam et al [60]	99.1%
J. Singh [119]	95.21%
Sekhar et al [118]	96.5%
Technique proposée	99.16%

TABLEAU III.4. RESULTATS DE SEGMENTATION DE LA MACULA (BASE DE DONNEE STARE)

AUTEURS	TAUX MOYEN DE PRECISION
Balint Antal et al [117]	92%
Sekhar et al [118]	76%
Technique proposée	94.2%

TABLEAU III.5. RESULTATS DE SEGMENTATION DE LA MACULA (BASE DE DONNEE DIARETDB1)

Conclusion

Dans ce chapitre, un système d'aide au diagnostique a la RD et DMLA a été présenté. En effet, ce chapitre a été focalisé sur le développement des différentes méthodes permettant l'extraction de l'arbre vasculaire, le disque optique et la macula. Les algorithmes proposés ont été basés sur l'utilisation des opérateurs morphologiques, la ligne de partage des eaux et les contours actifs. Quatre bases de données (DRIVE, STARE, MESSIDOR et DIARETDB1) ont été utilisées pour évaluer les performances de nos algorithmes. Les approches présentées ont été testées sur différents types d'images. Les résultats obtenus ont été comparés avec des segmentations manuelles par des ophtalmologues expérimentés et avec ceux obtenus par différents travaux de recherches. La robustesse et l'efficacité des résultats font les méthodologies appropriées pour aider au dépistage des signes précoces de rétinopathie diabétique qui seront présentées dans le chapitre suivant.

Chapitre4

Détection des Pathologies Rétiniennes

SOMMAIRE

Introduction.....	83
I. Détection des lésions lumineuses dans les images rétiniennes.....	83
I.1.Détection des exsudats durs.....	84
I.1.1. problématique et contribution.....	84
I.1.2. Méthode proposée.....	86
I.1.3. Résultats et Discussion.....	95
I.1.4. Critères d'Evaluation de la méthode suggérée.....	97
I.2.Détection des Druses dans les images couleur de la rétine.....	101
I.2.1. Problématique et contribution.....	101
I.2.2. Algorithme de détection des druses.....	102
I.2.3. Résultats et Discussion.....	107
I.2.4. Evaluation de l'algorithme proposé.....	109
II. Détection des lésions Sombres dans les images couleur de la rétine.....	111
II.1. Détection des hémorragies.....	111
II.1.1. Problématique et contribution.....	111
II.1.2. Méthode proposée de détection des hémorragies.....	113
II.1.3. Résultats et critères d'évaluation.....	125
II.2. Détection des micro-anévrismes dans les images couleur de la rétine.....	129
II.2.1.Problématique et contribution.....	129
II.2.2. Algorithme proposé de détection des micro-anévrismes.....	131
II.2.3. Résultats et Évaluation de l'algorithme.....	141
Conclusion.....	145

Introduction

La détection des pathologies dans les images numériques de la rétine offre une approche prometteuse dans les applications cliniques. La sévérité et les différents stades de la maladie sont déterminés en fonction du type, de la quantité et de la localisation des lésions dans la rétine. Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur la détection des pathologies liées à la RD et la DMLA. Ces dernières sont considérées comme l'une des causes les plus courantes de cécité. Une détection précoce et un traitement rapide permet de prévenir la perte de vision et de cécité chez les personnes âgées et les patients atteints du diabète [120-122]. En effet ; L'extraction des pathologies rétinienne est une partie essentielle des outils diagnostiques utilisés afin de dépister ou de suivre l'évolution de la RD et la DMLA. 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 lésions lumineuses telles que les exsudats, signes cliniques de la RD ainsi que les druses ; signes de la DMLA. Dans la deuxième section du chapitre, nous proposons des méthodes robustes et fiables pour la détection des lésions sombres liées à la RD, telles que les hémorragies et les micro-anévrisme dans les images couleur de la rétine.

I. Détection des lésions lumineuses dans les images rétinienne

L'objectif de cette partie du travail est de présenter les performances obtenues par des algorithmes que nous proposons pour la détection des lésions lumineuses telles que les exsudats durs et les druses dans les images couleurs de la rétine.

I.1.Détection des exsudats durs

I.1.1. problématique et contribution

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 présence d'exsudats dans la région maculaire est une caractéristique principale de l'œdème maculaire diabétique. La localisation des exsudats dans la région maculaire est une information importante pour l'ophtalmologiste [123-124]. Sa détection permet de classer le niveau de rétinopathie diabétique et le risque d'œdème maculaire. En outre, l'extraction de ces derniers est indispensable pour un système d'analyse et de traitement des images rétiniennes. Leurs nombres est un bon indicateur de la gravité de la maladie. Si ceux-ci ne sont pas traités, ils seront transformés en amas et finalement deviennent des nodules cotonneux. Ce sont des taches blanchâtres avec des frontières floues. Par conséquent, le diagnostic précoce des exsudats (EDs) est essentiel pour éviter des déficiences visuelles et la cécité chez les patients diabétiques [125]. La forme, la luminosité et la localisation des lésions lumineuses varient beaucoup entre les différents patients. Elles sont caractérisées par une couleur jaune avec des contours bien définis [126-127]. Un exemple des exsudats est montré dans la figure. IV.1.

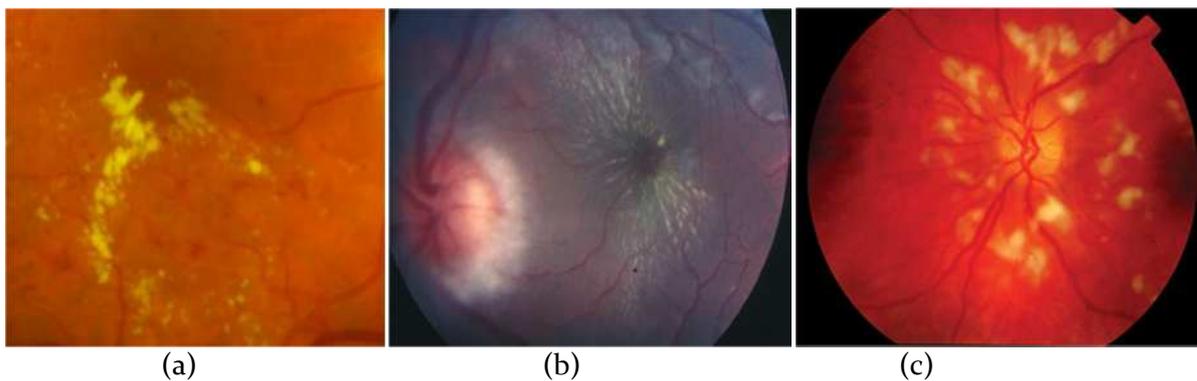


Figure IV.1. Présence d'exsudats durs avec différents tailles et formes dans les images couleur
(a) : Exsudats durs ;(b) : exsudats profonds formant une étoile avec présence d'un œdème papillaire ;(c) : Exsudats mous (nodules cotonneux).

Comme, nous l'avons décrit dans le chapitre 2 ; plusieurs chercheurs ont développés différentes méthodes pour la détection des exsudats (EDs). Cependant, la majorité de ces approches sont incapables d'extraire tous les EDs. Ces algorithmes ne parviennent pas à exclure certaines régions non-exsudatives, en particulier celles qui ont des caractéristiques similaires à celles des exsudats. En outre la mauvaise qualité des images rétiniennes influe sur le résultat de séparation des lésions claires et sombres. En effet, certains chercheurs n'ont utilisé que la morphologie mathématique pour l'extraction des EDs. Cependant, cette approche ne peut les détecter avec précision. Par conséquent, le diagnostic de cette pathologie ne sera pas précis pour les ophtalmologistes.

Dans cette section, nous développons une nouvelle méthode pour la détection des EDs. Cette approche est basée sur la combinaison d'un algorithme de classification non supervisé : le FuzzyC-means et la morphologie mathématique. L'algorithme développé tente de répondre aux trois critères suivants :

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

Cette section du chapitre est structurée comme suit. Dans la première partie, les détails sur la technique proposée sont présentés. Les résultats obtenus et discussions sont donnés dans la deuxième partie. Finalement une conclusion présente une synthèse sur la méthodologie utilisée et les résultats obtenus.

I.1.2. Méthode proposée

Le problème qui se pose lors de la détection des exsudats durs est le manque d'informations sur leur taille et leur forme. La couleur et la luminosité élevée seules ne permettent pas la détection des exsudats, car il existe d'autres éléments dans les images rétiniennes caractérisés par un fort contraste et par une couleur et une luminosité comparable à celles des exsudats ; notamment les régions fortement éclairées tel que le disque optique. L'algorithme que nous proposons pour l'extraction des exsudats est divisé en quatre étapes principales.

1. Correction de l'illumination
2. Segmentation du disque optique
3. Sélection des régions candidates
4. Détection des contours exsudatifs

La figure. IV.2. montre l'algorithme détaillé de détection des exsudats dans les images rétiniennes acquises avec ou sans dilatation de la pupille.

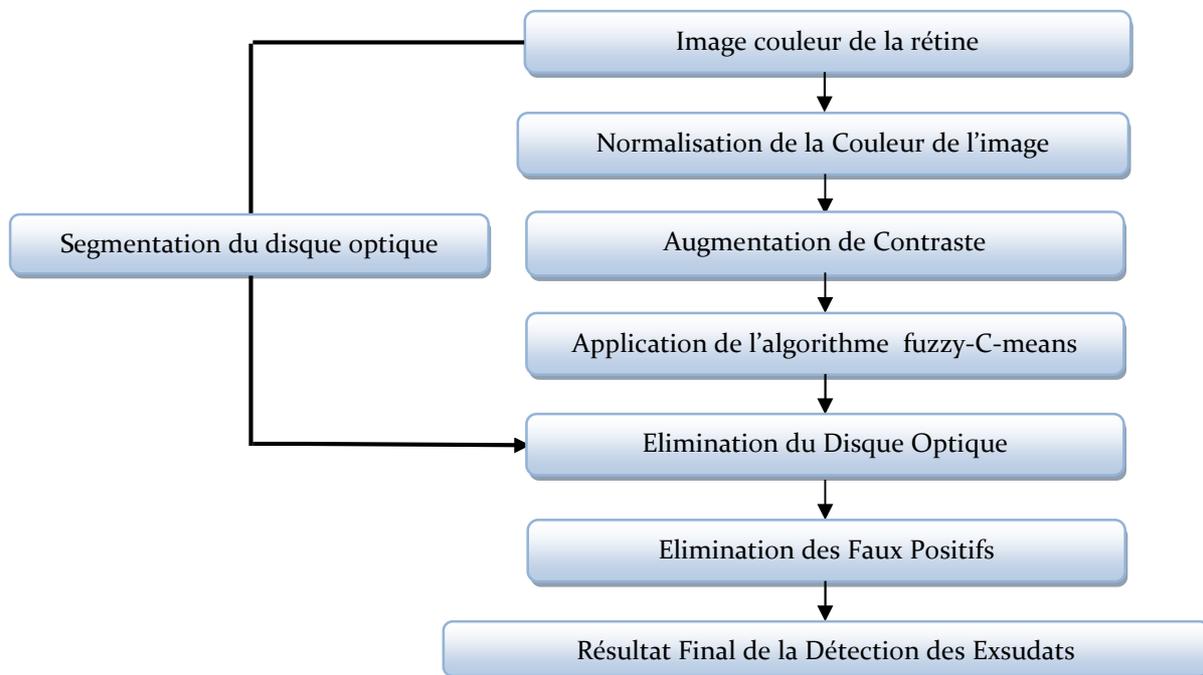


Figure IV.2. Organigramme proposé de détection des exsudats dans les images couleur du fond d'œil.

I.1.2.1. Correction de l'illumination et Augmentation de contraste de l'image

Comme l'illumination dans les images est très variable, en raison de la géométrie de l'œil qui est caractéristique au patient et au système de détection, elle pourrait donc influencer la qualité des résultats de détection des lésions lumineuses. En effet, pour rendre les images invariables par rapport à la variation de la pigmentation de fond entre les individus, on utilise la technique de corrélation d'histogramme (Histogramme Matching). Cette technique consiste à ajuster l'histogramme d'une image à celui d'une autre image de référence [128]. Elle permet de générer une image ayant une forme d'histogramme bien déterminée. Si l'on souhaite obtenir un histogramme de forme P_z , à partir d'une image originale à L niveaux de gris, d'histogramme P_x , alors la transformation est obtenue de la manière suivante:

$$s = T(x) = (L - 1) \int_0^x (P_x) dw$$

Avec, L : nombre de niveaux de gris, (P_x) : L'histogramme de l'image de référence

Pour améliorer le contraste de l'image normalisée, nous utilisons le canal de L de l'espace couleur L^*a^*b [128] 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. Il caractérise une couleur à l'aide d'un paramètre d'intensité correspondant à la luminance et de deux paramètres de chrominance qui décrivent la couleur. Il a été spécialement étudié pour que les distances calculées entre couleurs correspondent aux différences perçues par l'œil humain.

- 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. Le résultat de la normalisation de la couleur et l'augmentation du contraste de l'image originale est illustré dans la figure. IV.3.

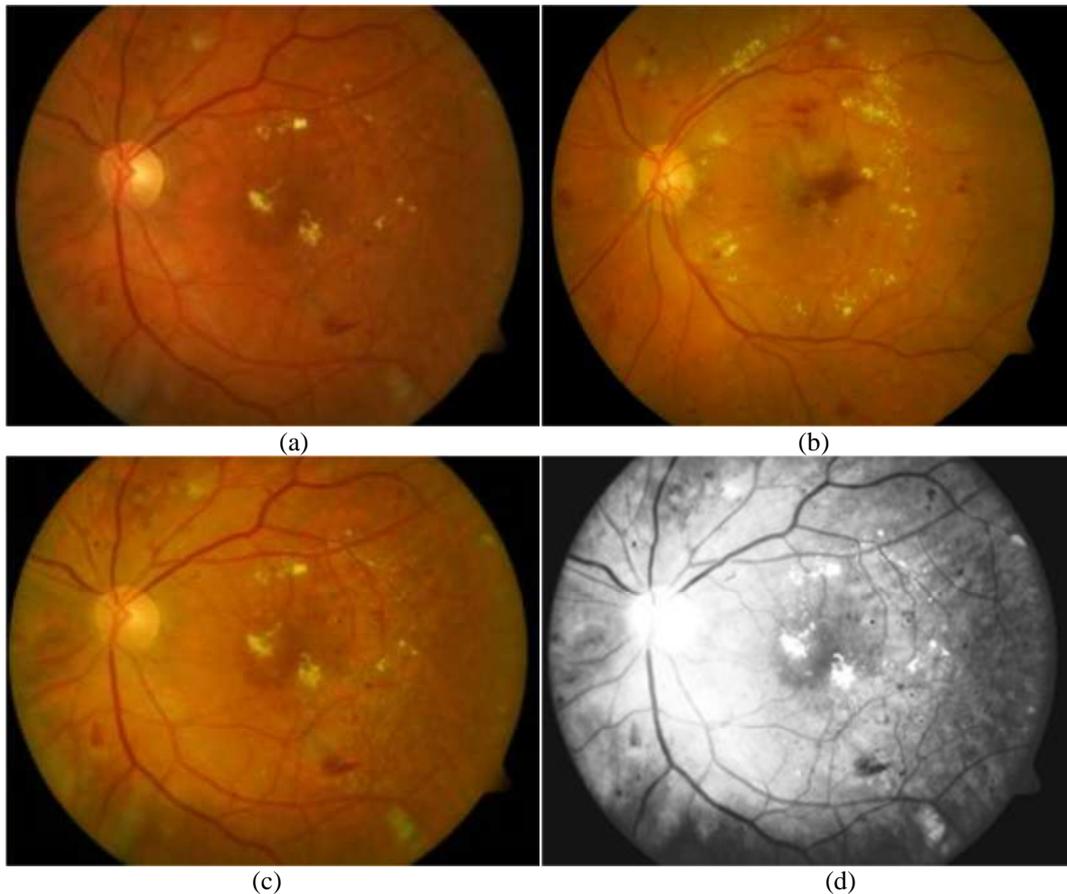


Figure. IV.3. Normalisation de la couleur et augmentation de contraste de l'image originale ; (a) Image originale ; (b) : image de référence ; (c) : résultat de la spécification d'histogramme ; (d) : résultat de l'égalisation adaptative d'histogramme et le filtre médian.

I.1.2.2. Application de l'algorithme de Classification floue FCM (FuzzyC- Means)

Le principe du regroupement des pixels appartenant aux régions lumineuses, et leur séparation par rapport aux autres régions se ramène à les classer dans des groupes selon certaines propriétés de ces objets. Du point de vue de la segmentation des images, on cherche à construire des vecteurs de caractéristiques dans certaines zones typiques de l'image qui seront ensuite utilisés pour la classification des points de l'image. Il existe une grande variété d'algorithmes de regroupement de pixels dans la littérature. Dans notre travail, nous avons choisi d'utiliser une technique de

classification non supervisée : le C-moyenne floue (fuzzy C-means; FCM) a cause de sa simplicité. La classification floue assigne à un pixel son degré d'appartenance à chacune des classes [129]. Ces valeurs expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région et sont appelées degrés d'appartenance. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle [0, 1] et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes. Si U_{ij} est le degré d'appartenance de x_j à la classe i , la matrice $U_{C \times N}$ [U_{ij}] est appelée matrice de C-partitions floues si et seulement si elle satisfait aux conditions:

$$\forall i \in \{1 \dots C\}, \forall j \in \{1 \dots N\} \left\{ \begin{array}{l} U_{ij} \in [0,1] \\ 0 < \sum_{j=1}^N U_{ij} < N \end{array} \right. \quad (\text{IV.1})$$

$$\forall j \in \{1 \dots N\}, \sum_{i=1}^C U_{ij} = 1 \quad (\text{IV.2})$$

La fonctionnelle à minimiser (3), et les solutions (4), (5), au problème du FCM sont décrites par les formules suivantes :

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N U_{ij}^m d^2(x_j, b_i) \quad (\text{IV.3})$$

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m}{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m} x_k \quad (4)$$

$$U_{ij} = \left[\sum_{k=1}^C \left(\frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (\text{IV.5})$$

les étapes de l'algorithme FCM sont présentés comme suit :

- **Algorithme de FCM**

Etape 1 : fixer les paramètres C : nombre de classes, ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple $\varepsilon = 0.001$), m : degré de flou, généralement pris entre [1,5, 3].

Etape 2 : Initialiser la matrice degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle [0,1].

Etape 3 : mettre à jour le prototype b par la relation (4), Calculer $J(B,U,X)$ par (3),

Etape 4 : mettre à jour la matrice degrés d'appartenance par la relation (5), Calculer $J(B, U, X)$ par (3),

Etape 5 : Répéter les étapes étape 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit : $|\bar{J}(B,U,X) - J(B,U, X)| < \varepsilon$

Trois vecteurs d'entrée ont été sélectionnés pour le FCM.

1. On peut distinguer les pixels exsudats par rapport aux autres pixels par leur intensité, donc le vecteur d'intensité de l'image améliorée (Figure. IV. 3 (d)) a été utilisé comme un vecteur d'entrée pour le FCM.
2. Le deuxième vecteur d'entrée est la couleur. La couleur d'origine des images du fond d'œil est le rouge, le vert et le bleu de l'espace couleur RGB ont été transformées en espace HSV, la bande de la teinte H a été utilisée puisque elle donne la couleur selon la perception humaine.
3. La mesure de la distribution des valeurs de pixels dans les régions exsudatives se diffère par rapport aux d'autres régions. Les variations de niveaux de gris de l'image améliorée (Figure. IV. 3 (d)) ont été calculés dans une fenêtre de taille 17×17 pixels. la mesure de la distribution a été utilisée comme troisième vecteur d'entrée pour le FCM.

$$Sd(x) = \frac{1}{N-1} \sum_{\varepsilon \in W(x)} (image(IV.3.d) - \mu_{(image IV.3.d)}(x))^2$$

Avec : N: est le nombre de pixels dans la fenêtre $W(x)$, $\mu_{(image IV.3.d)}(x)$ est la moyenne de l'image améliorée ; $Sd(x)$: la mesure de la distribution des valeurs de pixels dans les régions exsudatives

Le résultat de l'application de FCM est illustré dans la figure IV.4.

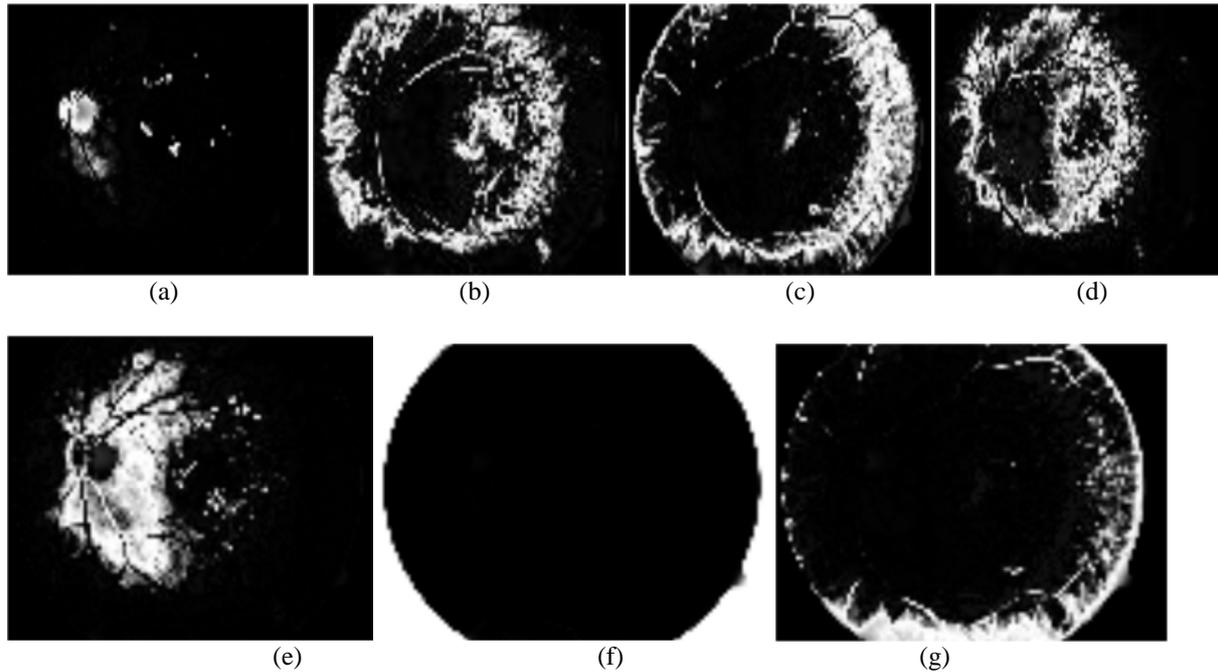


Figure IV.4.Représentation des résultats de FCM.

(a): 1ère classe ;(b) :2^{ème} classe ;(c) :3^{ème} classe ;(d) :4^{ème} classe ;(e) :5^{ème} classe ;(f) :6^{ème} classe ;(g) :7^{ème} classe.

A chaque exécution, la classe assignée à chaque région n'est pas la même. Le meilleur résultat que nous avons obtenu correspond à la première classe (figure IV.4.a).les régions exsudatives sont clairement séparées par rapport au fond. Cependant, le résultat montre aussi la présence de la région papillaire et d'autres lésions lumineuses, tels que les nodules cotonneux, en raison de la similitude de leurs attributs avec ceux des exsudats en termes de luminosité, couleur et contraste. En effet, il est essentiel pour notre approche d'éliminer ces régions pour ne garder que les exsudats durs.

I.1.2.3.Segmentation et élimination du disque optique

Afin de segmenter le disque optique, nous utilisons la méthode que nous avons proposée dans le chapitre 3. Le résultat d'extraction du disque optique de l'image originale est montré dans la figure. IV.5. (a).Pour éliminer la papille à partir du résultat de l'image binaire de la figure (IV.4.a), on réalise, une opération de soustraction entre cette image et la version binaire dilatée du résultat de segmentation du disque optique (figure IV.5.b).

$$E_{x_1} = Ts_2 (\text{image (IV.4.a)}) - [([\delta(b_1)] (\text{image (IV.5.b)}))]$$

Ts₂: image binaire de l'image IV.4.(b); $\delta(b_1)$: dilatation binaire par un élément structurant b₁;

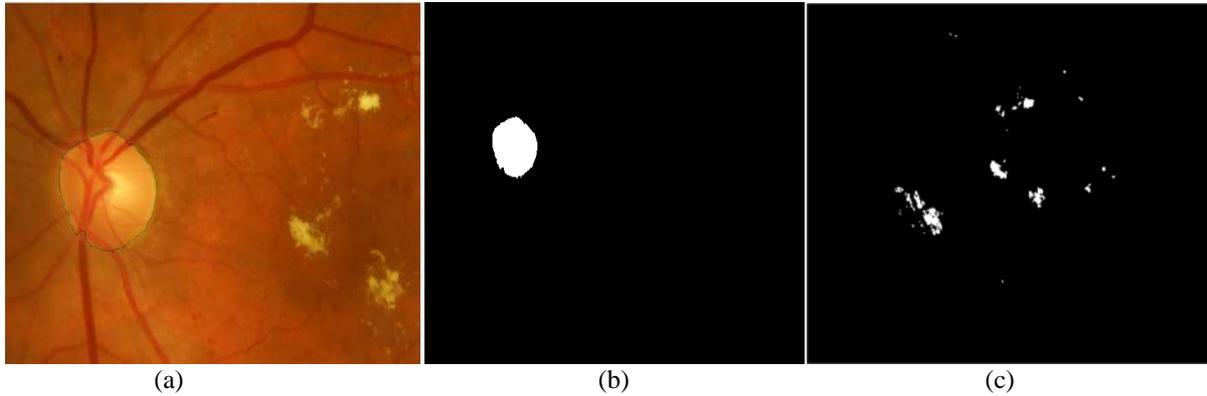


Figure IV.5. Résultat de segmentation et élimination du disque optique
 (a) : Résultat d'extraction du disque optique ;(b) : image binaire du disque optique ;(c) : résultat d'élimination du disque optique.

I.1.2.4. Elimination des faux positifs

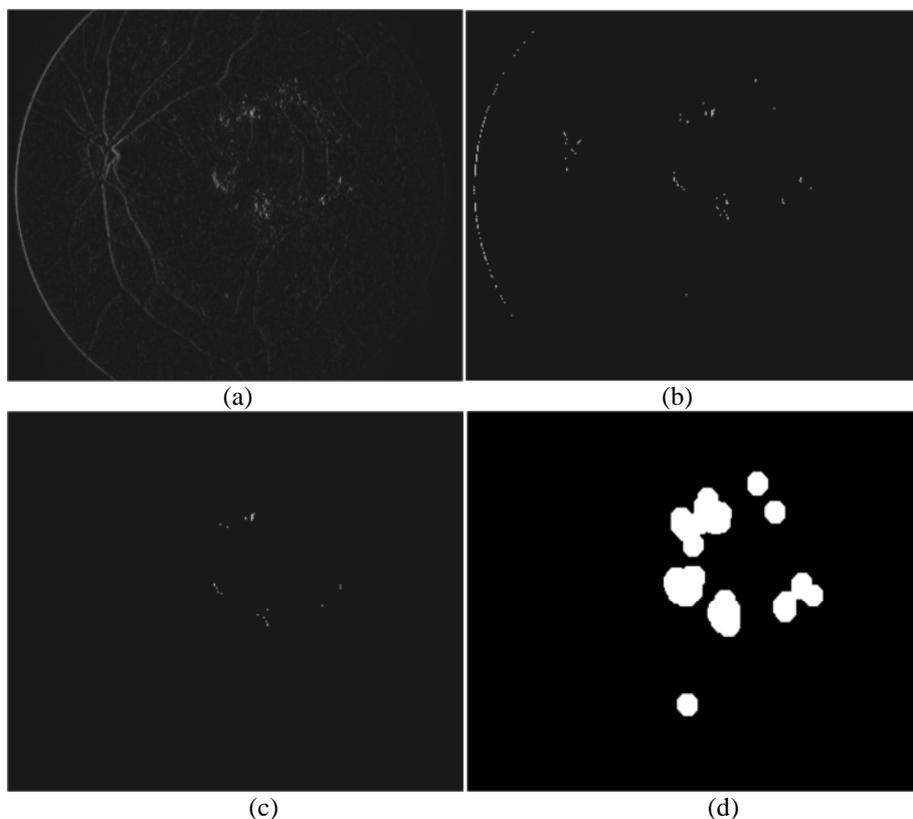
Comme, nous nous intéressons à la détection des exsudats durs ; caractérisés par un fort contraste, couleur jaunâtre et contours nets, il est nécessaire d'éliminer toutes les lésions ayant un fort contraste mais avec des bords flous, tels que les nodules cotonneux présents dans l'image de la figure IV.5.(c). L'opérateur de Kirsh est alors, utilisé. Les huit masques du filtre sont convolués avec le canal L de l'image originale dans des directions prédéterminées. Le maximum étant retenu pour l'image finale (figure IV.6.a). Les huit masques de l'opérateur kirsch sont définis comme suit:

$$G_0 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G_1 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G_2 = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}, G_3 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix}$$

$$G_4 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G_5 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G_6 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix}; G_7 = \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix};$$

Nous combinons ensuite, le résultat binaire de l'application de l'opérateur de kirsh(figure IV.6.b) avec le résultat de l'élimination du disque optique (figure IV.5.c) par l'utilisation de l'opérateur booléen «ET » (figure IV.6.c). Finalement, 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 et Afin d'obtenir une image marqueur, nous appliquons une dilatation binaire sur l'image de la figure (IV.6.c), ensuite, tous les pixels de cette image sont mises à 0 dans l'image du canal L. Une telle image marqueur est présentée dans la figure (IV.6.e). 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 (figure IV.6.f). 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 sur l'image résultante est effectuée (figure IV.6.j). Le résultat final de détection des exsudats est illustré dans la figure IV.6.



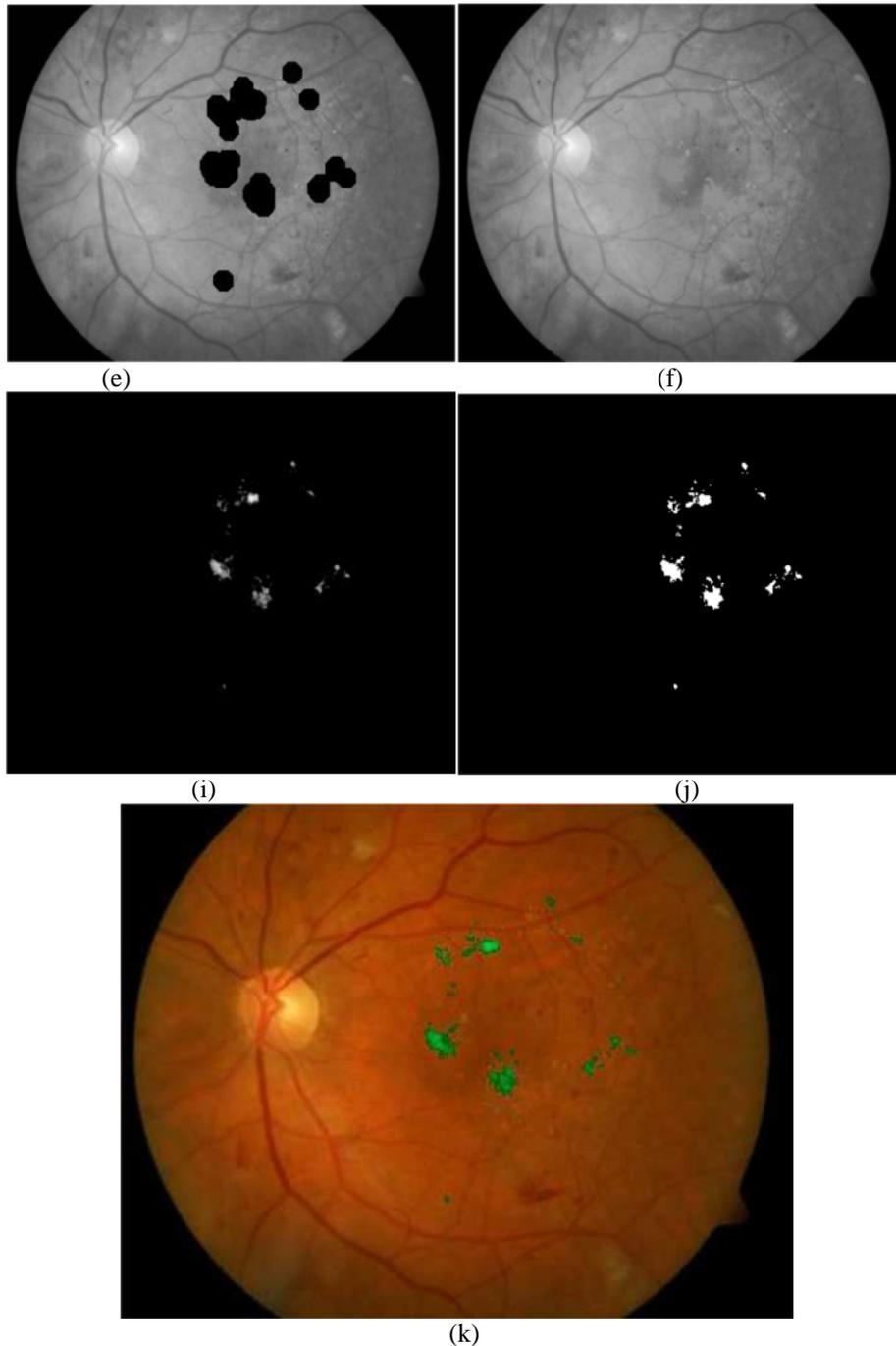


Figure IV.6. Résultat final de détection des exsudats dans les images couleur de la rétine.
(a): Résultat de l'application de l'opérateur de kirch ;(b) :binarisation de l'image de la figure (a) ; (c) :détection des régions avec des bords nets ;(d) :dilatation binaire de l'image de la figure(c) ; (e) : image marqueur ; (f) : résultat de la reconstruction par dilatation ;(i) : soustraction entre l'image du canal de L et l'image reconstruite ;(j) :résultat de binarisation de l'image de la figure (i) ; (k) : résultat final de détection des exsudats superposés sur l'image originale

I.1.3. Résultats et Discussion

L'algorithme de détection des exsudats proposé a été testé sur une série de 50 images issues des bases de données Messidor et DiaretDB1.

- 40 images examinées par des ophtalmologues, caractérisées par la présence d'une ou plusieurs types de lésions (nodules cotonneux, druses, hémorragies,...etc.). Les différentes lésions offrent une très grande variété dans leur taille, forme et contraste, ce qui explique que le diagnostic est parfois difficile à déterminer.
- 10 images saines (aucun signe de la RD et DMLA).

Ces annotations ont été considérées comme la norme de référence pour l'analyse des performances de notre méthode. 08 exemples de résultats de détection exsudat sont présentés dans la figure. IV.7.



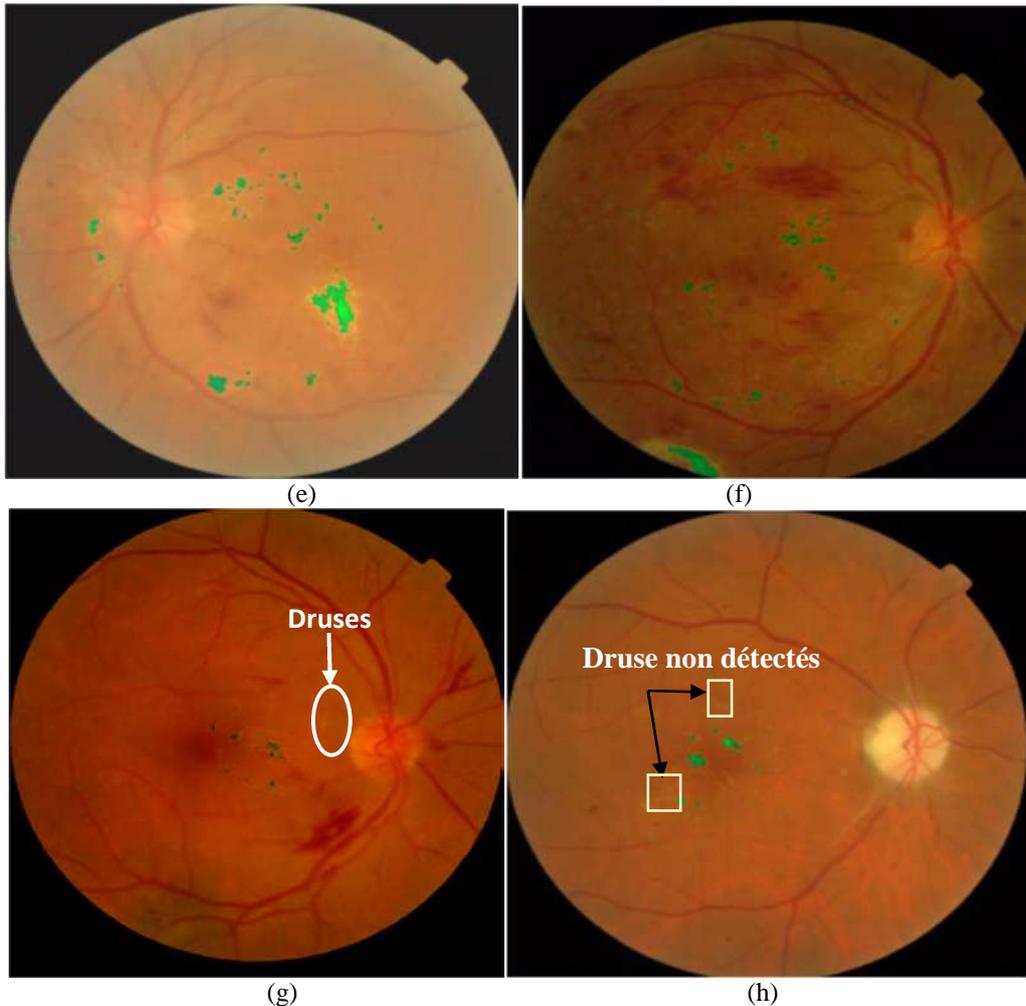


Figure IV.7. Résultats de détection des exsudats dans les images saines et pathologiques ; (a): extraction des exsudats dans les images saines ;(c),(d),(e),(f),(g) et (h): extraction des exsudats dans les images pathologies contrastées et faiblement contrastée.

Dans les 10 images saines, les résultats de détection des exsudats sont très satisfaisants, aucun faux positif n'est détecté. En outre, dans 35 images contenant les reflets de la fovéa qui ont des caractéristiques similaires que les exsudats (figure. IV.7.b) ou plusieurs pathologies (nodules, druses, micro-anévrismes,...etc) dont lesquelles les exsudats apparaissent avec une grande ou petite taille, l'algorithme a donné de bons résultats. Les exsudats ont été bien segmentés (figure IV.7.d, e, f.). Dans le reste d'images, l'algorithme a raté quelques pixels exsudatifs. Nous pensons que cette fausse détection est due à la très faible illumination de l'image et la présence du bruit (figure IV.7.h) ou la présence des exsudats à proximité du réseau vasculaire. 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. Le choix des valeurs de seuil, des éléments structurants, et la valeur de cluster k sont considérés comme des paramètres principaux pour obtenir une détection correcte de petits exsudats dans l'image rétinienne.

I.1.4. Critères d'Evaluation de la méthode suggérée

L'évaluation de la performance de l'algorithme proposé a été effectuée par une comparaison de nos résultats de segmentation des exsudats par rapport a une segmentation manuelle réalisée par des ophtalmologues expérimentés des pixels localisés dans la lésion. Les paramètres d'évaluation utilisés sont : La sensibilité, la spécificité, le taux de précision et la valeur prédictive. Ils sont déterminés dans chaque image en termes de critère basé sur la lésion [130]

La sensibilité d'un signe pour une maladie est la probabilité que le signe soit présent si le sujet est atteint de la maladie considérée. Il s'agit donc de la probabilité conditionnelle qu'on peut noter :

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

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

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

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

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

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

Avec

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

Les résultats de comparaison de détection des exsudats par notre approche par rapport à une segmentation manuelle par l’ophtalmologue pour 10 images pathologiques parmi les 40 sont résumés dans le tableau.VI.1.

Images	Vp	Fp	Vn	Fn	Sensibilité	Spécificité	Valeur prédictive	Précision
01	1380	150	152320	151	90,13	99,90	90,19	99,80
02	5250	366	120610	224	95,90	99,69	93,48	99,51
03	5160	453	131205	212	96,05	99,65	91,92	98,79
04	1475	492	121012	584	71,63	99,59	74,98	99,12
05	3429	244	153214	289	92,22	99,84	93,35	99,66
06	6570	277	123101	144	97,85	99,77	95,95	99,67
07	2290	425	137135	384	85,63	99,69	84,34	99,42
08	3120	170	133575	460	87,15	99,87	94,83	99,54
09	1719	134	136050	52	97,06	99,90	92,76	99,86
10	1897	210	15270	185	91,11	98,64	90,03	97,75

TABLEAU VI.1

COMPARAISON DES RESULTATS DE SEGMENTATION DES EXSUDATS PAR RAPPORT A UNE SEGMENTATION MANUELLE PAR L'OPHTALMOLOGUE SUR UN CRITERE BASE SUR LA LESION

Le nombre de non-exsudats classés dans la lésion par l’ophtalmologiste et par l’algorithme est élevée (Tableau.VI. 1) ;par conséquent, la spécificité est proche de 100% .Dans la majorité des images rétiniennes, peu de faux négatifs (Fn) ont été détectés ; par conséquent, la sensibilité, la valeur prédictive et précision ont respectivement un taux supérieur à 96%, 95%, et 99%, Cependant, dans quelques images, la sensibilité, la valeur prédictive, et la précision sont inférieures à 90%, 80% et 98%, respectivement ; cela est du, a la présence de quelques Fp et Fn dans les images faiblement contrastées ou contenant de nombreux druses. Dans les images saines, la spécificité est égale à 100%. La sensibilité ne peut pas être calculée puisque

Chapitre4. Détection des Pathologies rétiniennes

les valeurs des Vp et Fn sont toutes deux à zéros grâce a l'absence des exsudats en vérité terrain.

Les résultats obtenus de sensibilité, spécificité, valeur prédictive et la précision dans les 40 images contenant un ou plusieurs types de lésions lumineuses sont présentés dans la figure.VI.8.

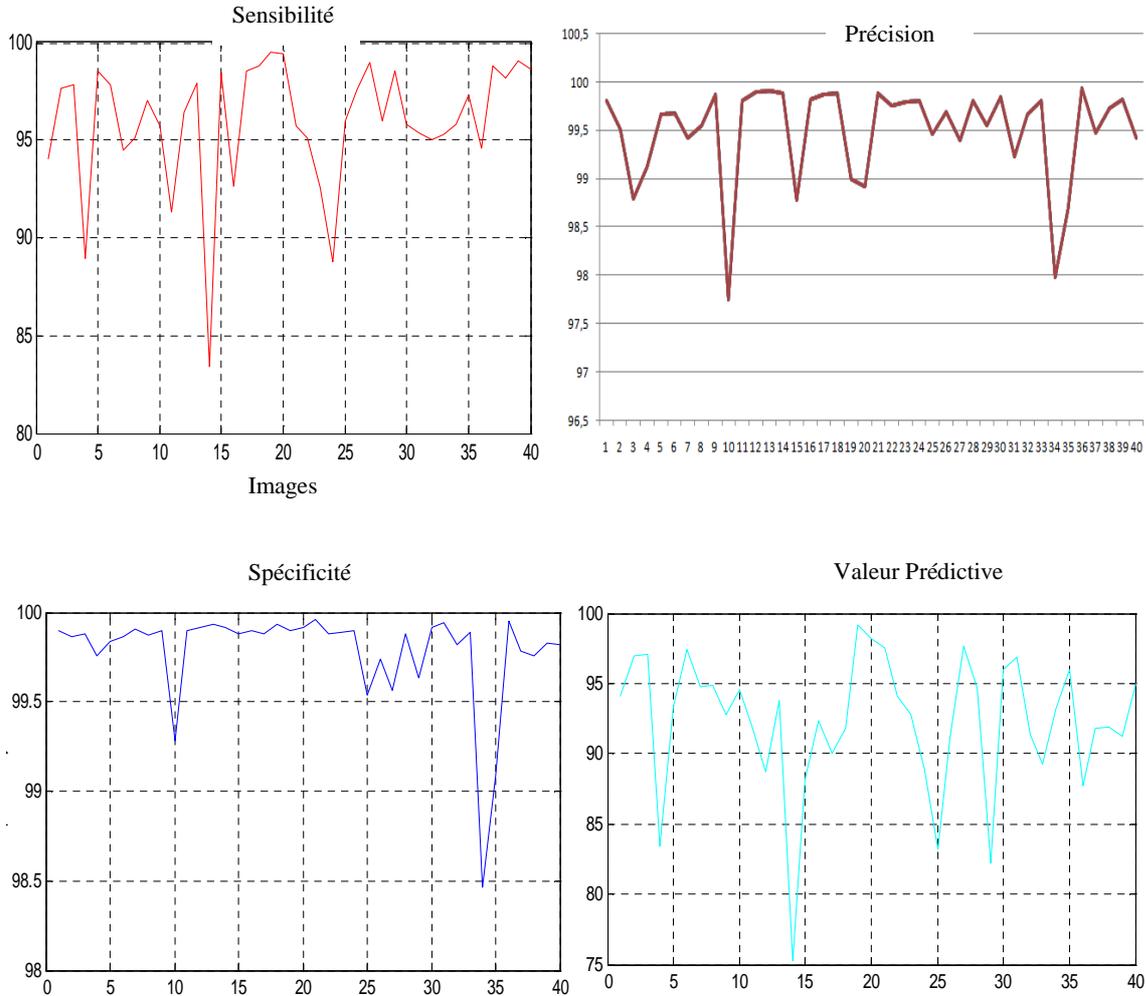


Figure IV.8. Graphes de la sensibilité, précision, sensibilité et valeur prédictive respectivement

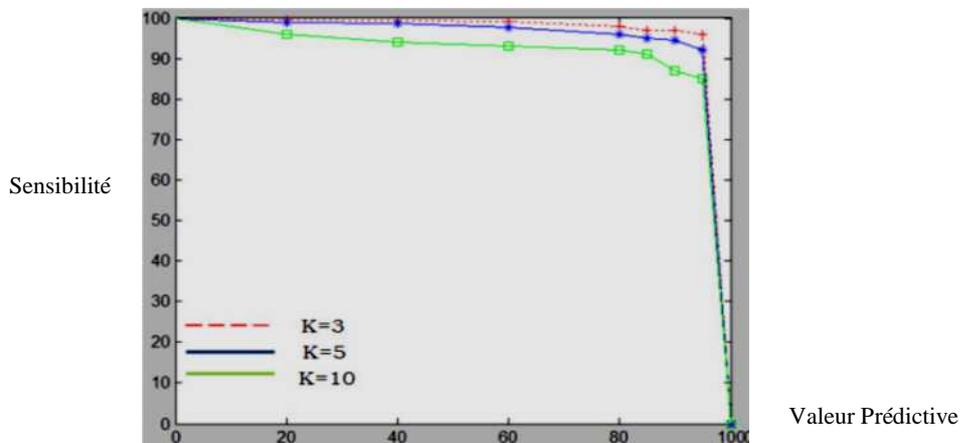


Figure IV.9. Sensibilité en fonction de la valeur prédictive pour différents valeurs de cluster K

Afin de tester la performance de l'algorithme, la sensibilité est tracée en fonction de la valeur prédictive pour différents valeurs de cluster k (figure. IV.9). Cette procédure est effectuée pour chaque image pathologique. La figure. IV. 9, montre que le résultat perd en qualité pour k = 10. La meilleure performance a été obtenue pour k = 3. L'algorithme a obtenu un taux moyen de sensibilité, spécificité, valeur prédictive et précision de 97,50%, 99.97 % , 91,02% et 99,68% respectivement. Nos résultats ont été comparés avec une détection manuelle des HEs par le spécialiste. A cause des nombreuses bases de données, il est difficile de comparer notre algorithme avec d'autres travaux rapportés dans la littérature. Alors que, certains travaux (tableau IV.II), reportent des mesures de performances inférieures par rapport à notre approche

Auteurs	Sensibilité	Valeur prédictive
Hussain et al [76]	93.1%	78.5%
Akara et al [131]	87,28%	42,77%
Sanchez et al [65]	90,23%	82,5%
Sopharak et al [132]	92,18%	-----
Dupas et al [133]	92,08%	-----
Sanchez et al [75]	91%	-----
Notre method	97,50%	91,02%

TABLEAU VI.2

COMPARAISON DES MESURES DE PERFORMANCES DE NOTRE ALGORITHME AVEC CEUX REPORTES DANS LA LITTERATURE POUR DIFFERENTES BASES DE DONNEES

Dans la section suivante, nous nous intéressons à la détection des druses, signe de la DMLA dans les images couleur de la rétine. La méthode proposée, les résultats obtenus et l'évaluation de l'algorithme seront présentées.

I.2.Détection des Druses dans les images couleur de la rétine

I.2.1. Problématique et contribution

Les druses sont des dépôts clairs situés au niveau de l'épithélium pigmentaire rétinien [134]. Ils sont considérés comme les stades initiaux de la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA). Elles sont la première cause de cécité légale après cinquante ans, dans les pays industrialisés. Dans les images couleur de la rétine, les druses sont des taches jaunes, un peu nuageuses situées au niveau de la rétine. Ils ne présentent pas de taille ou de forme spécifique. Ils peuvent apparaître avec une variété de caractéristiques. Ils se forment dans des groupes autour de la fovéa ou autour du disque optique. La figure IV.10, montre deux exemples des images avec des druses.

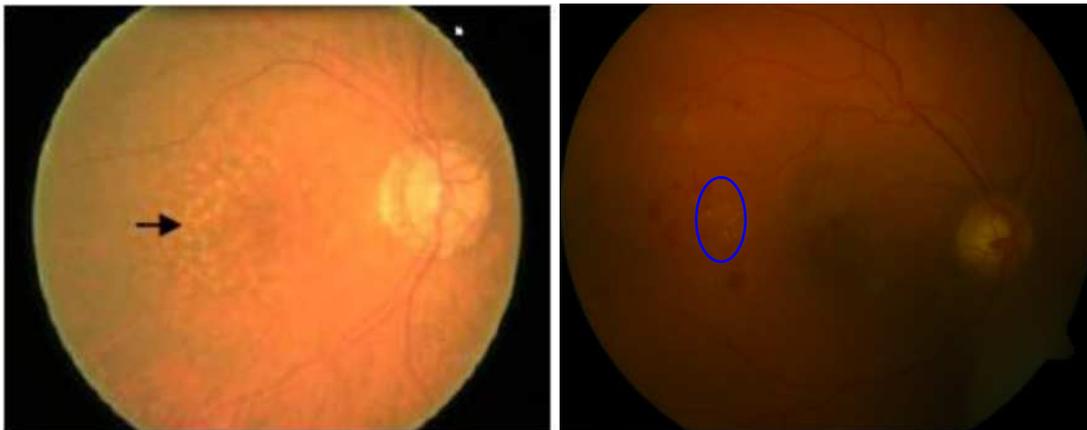


Figure IV.10. Présence des druses dans les images couleur

La formation de druses est considérée comme normale chez les patients âgés, mais la formation excessive en nombre et en taille avec le temps peut entraîner de graves problèmes ; notamment d'hémorragies qui provoquent une baisse importante de la vision. Le mécanisme exact de l'apparition de ces hémorragies à partir des druses, n'est pas connu. Néanmoins la modification de taille et de coloration des druses semble un facteur de risque essentiel. En outre, un décollement de la rétine et la mort des cellules peuvent résulter des druses, bloquant le flux sanguin vers les cellules voisines. C'est pourquoi, l'étude de l'évolution quantitative des druses tout au long d'un traitement médical constitue un outil utile pour les

ophtalmologistes. Les principales difficultés dans l'extraction des druses sont les conditions d'éclairage variables, un fond non-uniforme et des taches druses de tailles et de formes différentes. Jusqu'à présent, l'évaluation de druses a été faite manuellement, basée uniquement sur les aspects qualitatifs. En plus, la majorité des travaux cités en littérature travaillent sur des sous-images angiographique pour extraire les druses. En effet, l'extraction des druses par des méthodes classiques telles que, une simple opération de seuillage ou par une détection de contours n'est pas performante ; cela est dû au fort gradient qui existe à l'intérieur des druses et le fond de l'image. Dans certaines druses, la transition avec le fond est parfois trop douce, ne fournissant pas de contours assez forts. Toutes ces difficultés soulignent la nécessité d'une approche différente, spécifique et parfaitement adaptée au problème. Dans cette section, nous présentons une technique basée sur la morphologie mathématique, pour détecter les druses dans les images couleur complète contenant des lésions qui pourraient être confondues avec des druses. Par conséquent, ce travail apporte plusieurs contributions significatives pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie fondé sur la recherche de druses dans les images rétinienne. Nous présentons un algorithme pour détecter la présence des druses. Tout d'abord, une étape d'amélioration de l'image est effectuée, ce qui permet de faciliter considérablement son interprétation, notamment, la visualisation des druses. Ensuite, une localisation des régions candidates par l'utilisation de la macula comme un point de repère. Finalement, ces derniers sont identifiés par l'utilisation de la reconstruction morphologique.

I.2.2. Algorithme de détection des druses

L'élaboration de l'algorithme est basée sur l'observation visuelle que les druses présentes dans les images couleur de la rétine ont toujours des valeurs de ton de gris plus élevées que la moyenne de leur voisinage et se situe souvent autour de la macula.

L'algorithme de détection des druses est présenté dans l'organigramme suivant(Figure IV.11).

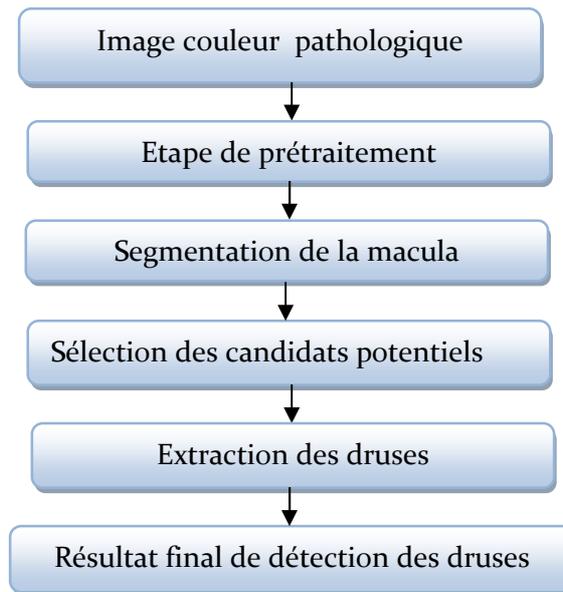


Figure. IV.11. Organigramme de détection des druses dans les images couleur de la rétine

Les étapes de détection des druses présentées dans l'organigramme ci-dessus sont détaillées dans le paragraphe suivant :

I.2.2.1. Prétraitement

Le but du prétraitement est d'augmenter le contraste des druses dans les images couleur en réduisant le bruit pour faciliter l'étape d'extraction de ces derniers. Dans ce travail, nous utilisons le canal de luminance de l'espace couleur HSV dans le quel les druses apparaissent avec un bon contraste, ensuite, une égalisation adaptative d'histogramme suivie d'un filtre médian de taille 3*3 pour minimiser le bruit (Figure. IV.12.b)

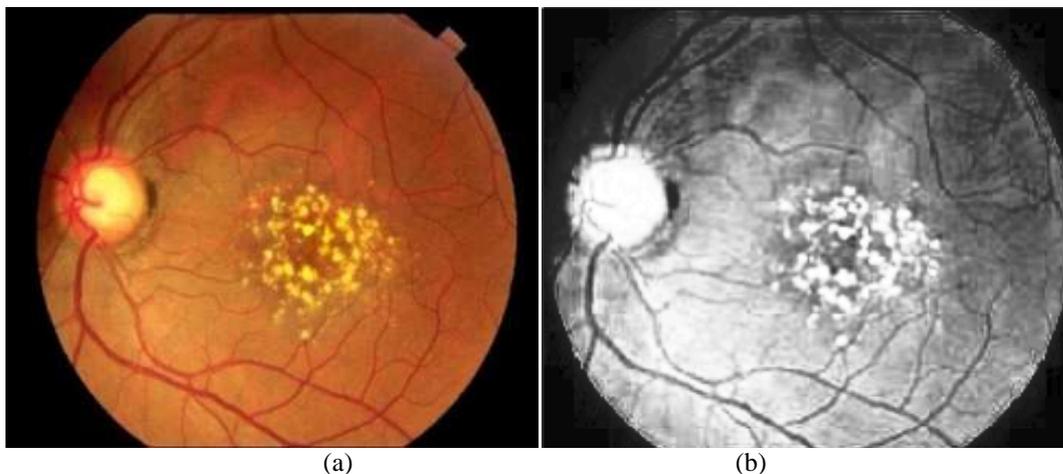
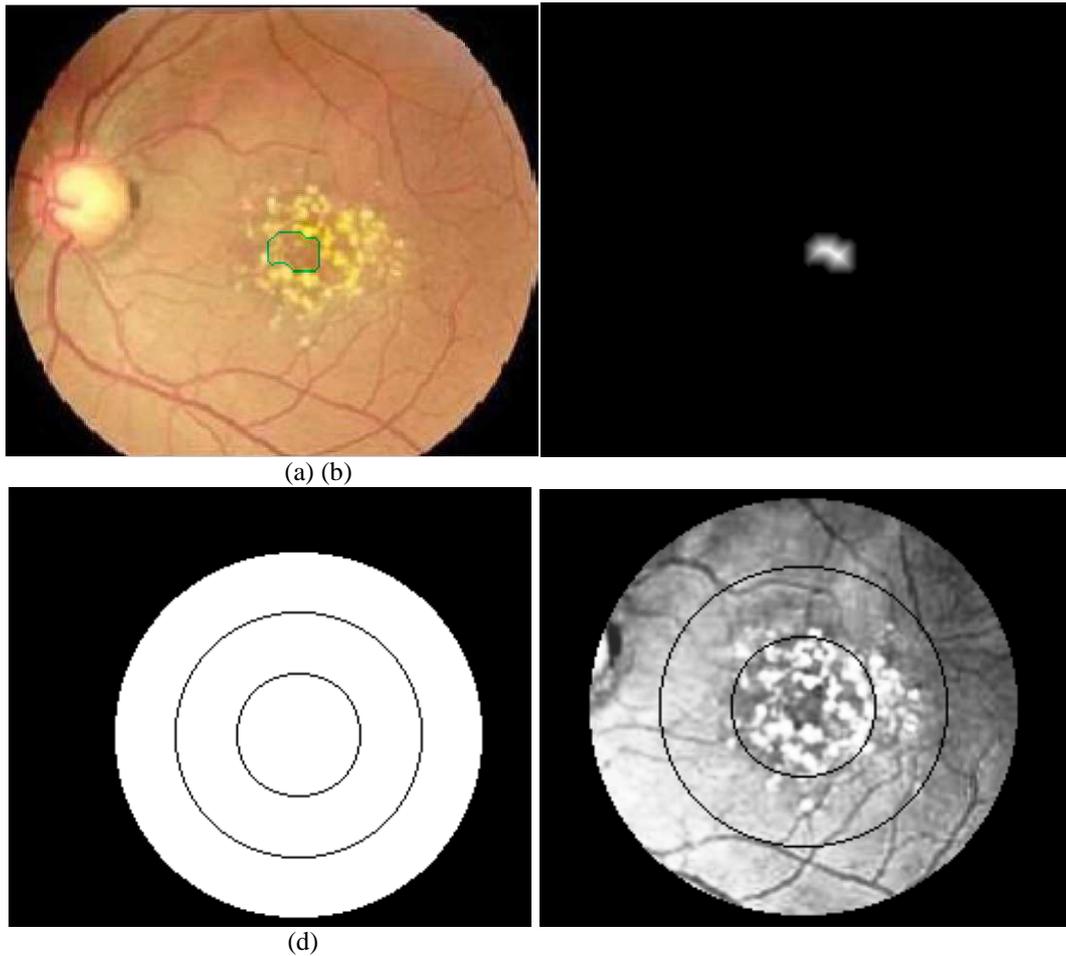


Figure.IV.12. Résultat d'amélioration de l'image originale ;(a) : image originale ; (b) : image améliorée

I.2.2.2. segmentation de la macula et sélection des candidats potentiels

Sachant que les druses se situent souvent à proximité de la région maculaire ; il faut, tout d'abord de segmenter la macula afin de la considérer comme un repère pour rechercher et sélectionner les régions candidates. Pour de segmenter la macula, nous appliquons l'algorithme présenté dans le chapitre III. Section IV. Le résultat d'extraction de la macula est illustré dans la figure IV.13.a. L'emplacement des druses est beaucoup plus important que leur nombre. Les Druses situés trop loin de la macula ne sont pas considérés comme indiquant le risque de la DMLA. Dans une étude clinique récente, les ophtalmologues [135], ont défini une zone pour limiter les druses à des régions spécifiques basées sur le diamètre du disque optique (DD) ; sachant que la distance entre la macula et la papille peut être considérée comme relativement constante, elle est comprise entre 170 et 240 pixels. Cette zone mesure trois fois le diamètre du disque optique. Pour cela, nous traçons trois cercles intérieurs, médians et extérieurs de diamètre 1DD, 2 DD et 3 DD respectivement pour localiser les régions candidates. Afin d'obtenir le centre de ces trois cercles, nous calculons la fonction distance du résultat de segmentation de la macula. Le point le plus lumineux de la fonction de distance correspond approximativement au centre de la zone avasculaire : la fovéa. La région au sein 3DD de la macula sera utilisée pour la détection des druses. Pour cela, nous remplaçons tous les pixels faisant partie des cercles par les pixels de l'image améliorée. Le résultat de localisation des régions candidates est illustré dans la figure IV.13.



(a) (b)
(c) (d)
Figure.IV.13.Segmentation de la macula et sélection des régions candidats ;(a) : résultat de segmentation de la macula superposé sur l'image originale ; (b) : résultat de la fonction de distance ;(c) : le traçage des cercles 1DD, 2DD et 3DD ;(d) : Sélection des régions candidats ;

I.2.2.3. Extraction des druses

Après avoir localisé les régions contenant les druses, nous appliquons une simple opération de seuillage sur l'image de la figure (IV.13.d) (Figure IV.14.a).

Dans la figure (IV.14.a) on constate que les druses ont été détectées avec la présence des faux positifs. Cependant, il n'est pas possible de trouver un bon seuil qui détecte tous les druses. Pour remédier ce problème, on fait appel à la reconstruction par dilatation. Le résultat de la reconstruction morphologique est montré dans la figure (IV.14.c).Finalement, pour faire ressortir les druses nous appliquons, dans un premier temps une opération de soustraction entre l'image de la figure (IV.13.d) et l'image reconstruite

(Figure IV.14.c) puis, une opération de seuillage sur l'image résultante de la (Figure IV.14.d).

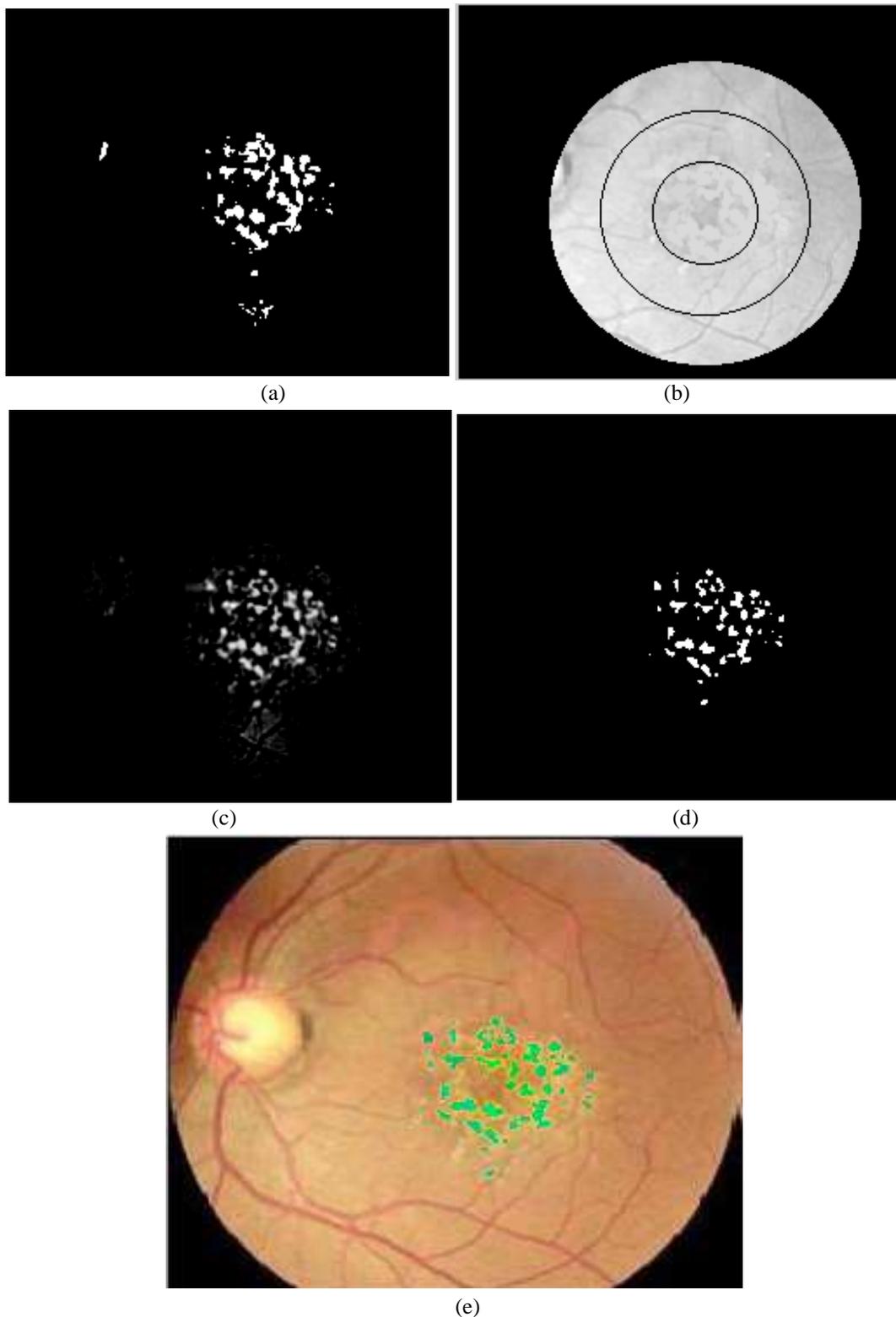


Figure. IV.14. Détection des druses dans les images couleur de la rétine ; (a) : résultat de seuillage ;(b) : résultat de la reconstruction morphologique ;(c) : résultat de soustraction entre l'image de la figure. IV.13.(d) et l'image reconstruite ; (d) : résultat de seuillage ;(e) : résultat final de détection des druses superposé sur l'image originale.

I.2.3. Résultats et Discussion

Pour tester la validité et la fiabilité de notre algorithme, nous avons effectué une série de tests sur un ensemble d'images couleur issues de la base de données Diaretdb1 et Messidor. À partir de ces bases, nous avons sélectionné 25 images :

- 20 images, contenant des druses ou même d'autres pathologies ayant des caractéristiques semblables que les druses tels que ; les exsudats et les nodules cotonneux
- Les 5 images restantes sont des images saines. La notation de ces images a été effectuée par des ophtalmologues expérimentés.

Dans les 5 images saines, le résultat de détection des druses est très satisfaisant (Figure IV.15.a).

Dans les images contenant de despetits druses situés a proximité de la partie maculaire, l'algorithme les détecte correctement. Un exemple de ce cas est montré dans la figure. IV.15. (b) et(c)

Sachant que les druses varient fortement en forme et en taille et ils ont tendance à se propager (luminosité variable) autour de leur emplacement. L'algorithme n'a pas détecté les druses qui apparaissent avec un très faible contraste et luminosité (Figure. IV.15.d et e).

La présence de quelques lésions claires avec des caractéristiques semblables celles des druses tels que les exsudats durs dans la région maculaire pose un problème lors de leurs extractions ; ils peuvent être confondus avec grand druses. Dans ce cas ; il est difficile même pour les ophtalmologues de les distinguer par rapport aux exsudats. Un exemple de ce cas est illustré dans la figure. IV.15.(h).

Cependant, dans le cas ou les images contenant les druses et les exsudats qui ne se trouvent pas dans la même région, les algorithmes de détection des exsudats et des druses que nous avons présentés ont donnés de bons résultats, les deux pathologies ont été détectées séparément (Figure. IV.15.f) nous pouvons dire que l'algorithme proposé a donné des résultats acceptables pour l'ensemble des images testées. Cette série d'images couvre un large éventail de tailles et de formations des druses possibles.

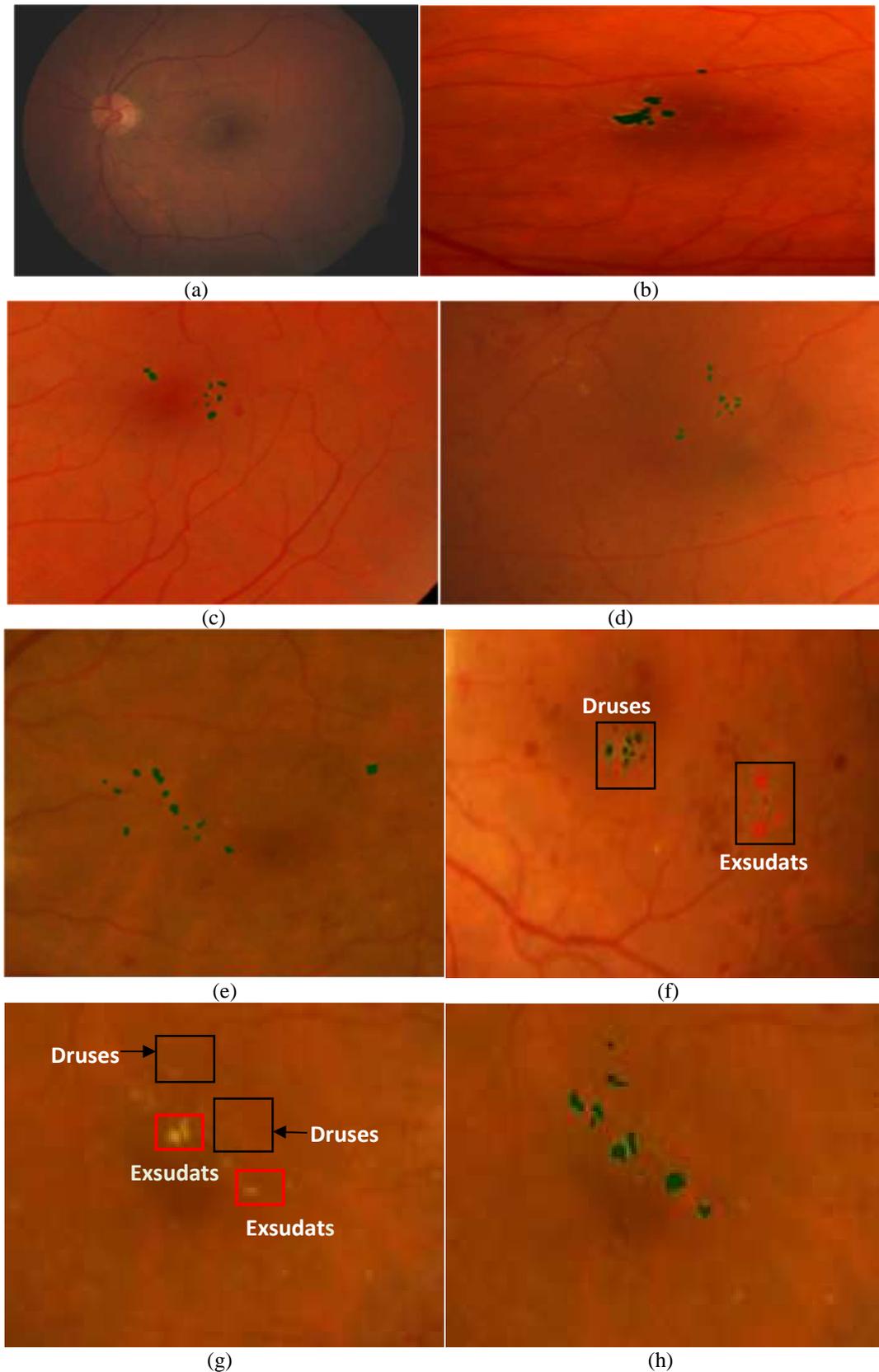


Figure. IV.15. Résultats de détection des druses dans une image saine et des images pathologiques ;
 (a) : résultat d'extraction des druses dans l'image saine ;(b) et (c) : résultat de segmentation des
 grand et des petit druses respectivement ;(d) et (e) : détection des druses faiblement
 contrastés ;(f) : image avec présence des exsudats et des druses dans la région macula ire ;(g) :
 résultat de fausse détection ;(h) : résultat d'extraction des druses et les exsudats.

I.2.4. Evaluation de l'algorithme proposé

Afin de fournir une analyse statistique de la performance de l'algorithme de détection des druses proposé, nous nous sommes basés sur des évaluations cliniques effectuées par les experts. Deux experts ont segmenté manuellement les druses. Leurs intersections, c'est-à-dire les zones classées comme druses par les deux experts, sont considérées comme des vraies zones des druses. Les mesures statistiques, comme les vraies détections positives (sensibilité), vraies détections négatives (spécificité) et la valeur prédictive sont calculées pour toutes les images pathologiques. Des graphiques illustrant la mesure des performances, sont présentés sur les figures. IV.16, 17, 18 et 19. Le taux de la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive et précision de l'algorithme dépassent 94,5 %, 98%, 90% et 99% respectivement dans la majorité d'images. Cependant dans quelques images les taux sont au-dessous de 94%, 80%,98% et 98% respectivement ; en raison de la différence d'éclairage du centre vers les bords de l'image où a la présence des druses au prêt du nerf optique. Ces zones non identifiées ne posent pas de problèmes lors de la détection précoce de la DMLA. En général, les druses les plus importants sont ceux situés à l'intérieur ou autour de la macula. Le taux moyen de sensibilité, spécificité, valeur prédictive et précision achevée par la méthode proposée est de 96,01%, 99,10%, 99,89% et 99,24% respectivement. Les résultats obtenus fournissent une aide de diagnostic pour signaler la présence des druses pour un examen plus approfondi par l'ophtalmologue pour atteindre un meilleur diagnostic de la DMLA avant de passer au stade de complication.

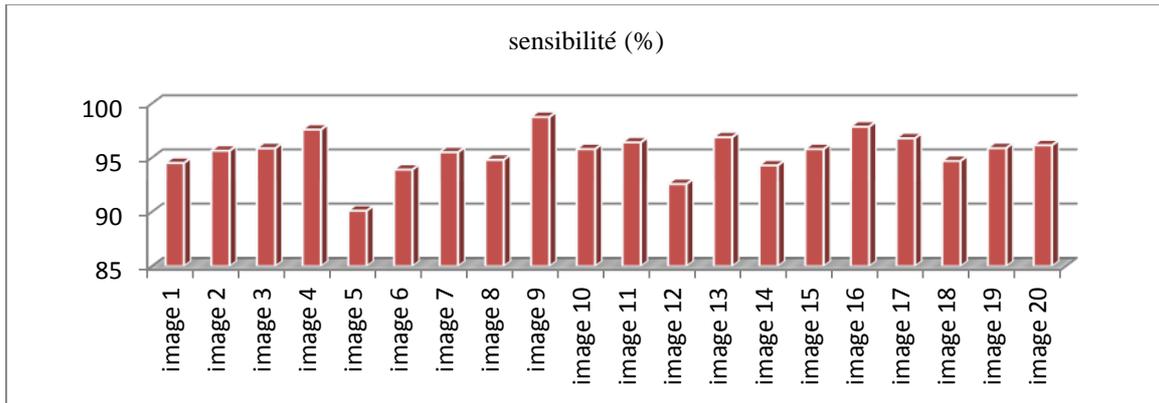


Figure. IV.16. graphe de la sensibilité

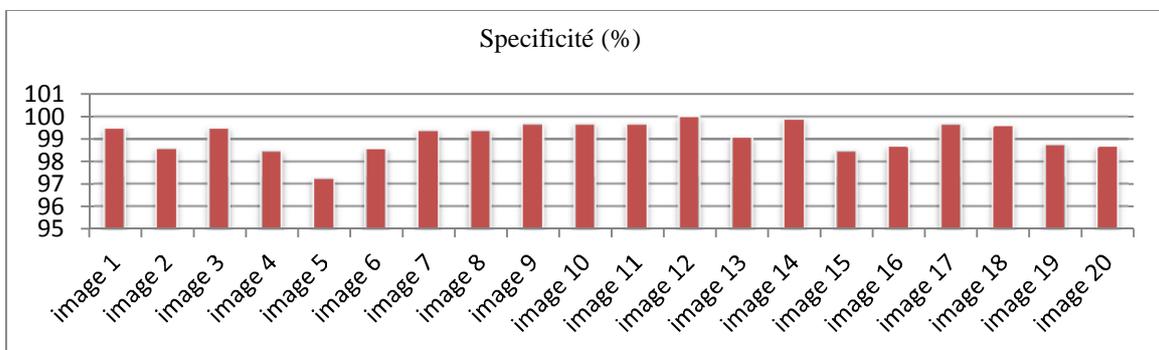


Figure. IV.17. graphe de la spécificité

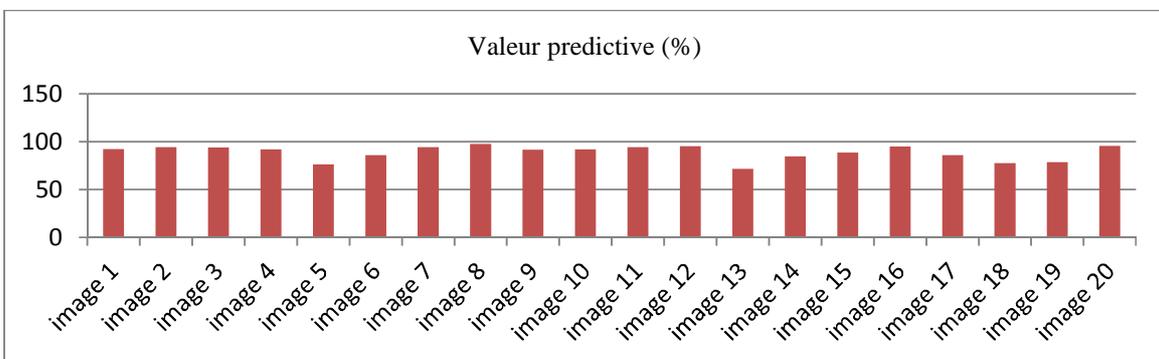


Figure. IV.18. graphe de la valeur prédictive

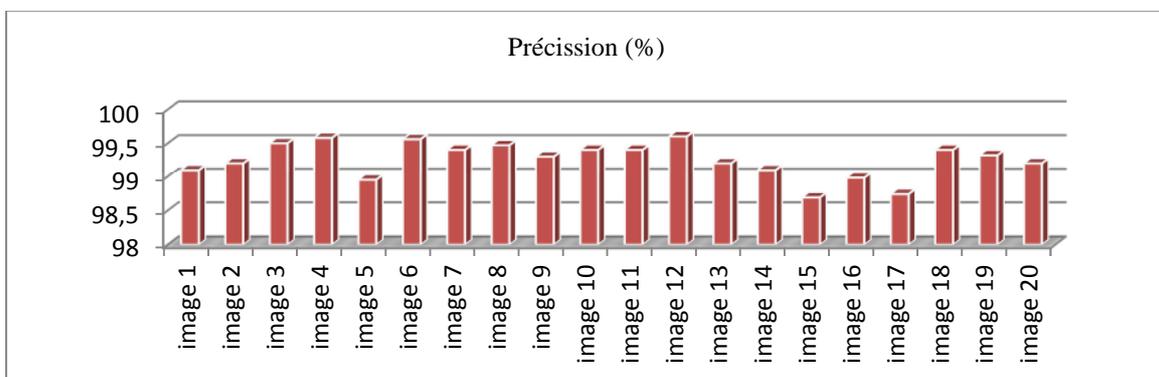


Figure. IV.19. graphe de la Précision

En conclusion, nous avons développé et testé un algorithme basé sur la morphologie mathématique et un algorithme de classification non supervisé pour la détection des exsudats et un autre basé sur les opérateurs morphologique pour l'extraction des druses, et de différencier entre ceux-ci, sur les images couleur de la rétine obtenues dans une population de patients atteints du diabète et la DMLA. La performance de ces systèmes a été mesurée par une comparaison des résultats avec ceux obtenus par des ophtalmologues et par le calcul de la sensibilité, spécificité, valeur prédictive et précision. Les approches proposées peuvent être améliorées par l'utilisation de plus grands ensembles de données. Les résultats obtenus sont encourageants, ils ont le potentiel pour aider à prévenir la perte de vision et cécité chez les patients souffrant de diabète.

II. Détection des lésions Sombres dans les images couleur de la rétine

Actuellement, le nombre de 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 hémorragies

II.1.1. Problématique et contribution

Les hémorragies sont les signes les plus courants de la RD. Deux formes d'hémorragies peuvent être trouvées dans les images couleur de la rétine :

- **Les petites hémorragies (hémorragies ponctiformes)** : qui sont superficielles, de petite taille, de forme similaire a celle des micro-anévrismes et de bords nets. Elles n'ont pas une grande valeur pour

les ophtalmologues par rapport aux micro-anévrysmes dans le diagnostique de la RD (figure. IV.20.a).

- **les hémorragies larges (hémorragies profondes ou en tache)** : elles sont principalement causées par une ischémie rétinienne, qui de son côté, est souvent la raison d'une néo-vascularisation ; par conséquent leur nombre est un bon indice d'une ischémie rétinienne. Elles sont des taches rouges de forme et de taille variables et avec des bords irréguliers. En effet, la taille de la lésion est encore un autre facteur important à considérer dans les processus de prise de décision des systèmes de détection de la RD, qui est étroitement liée à la sévérité de la maladie (Figure. IV.20.b).

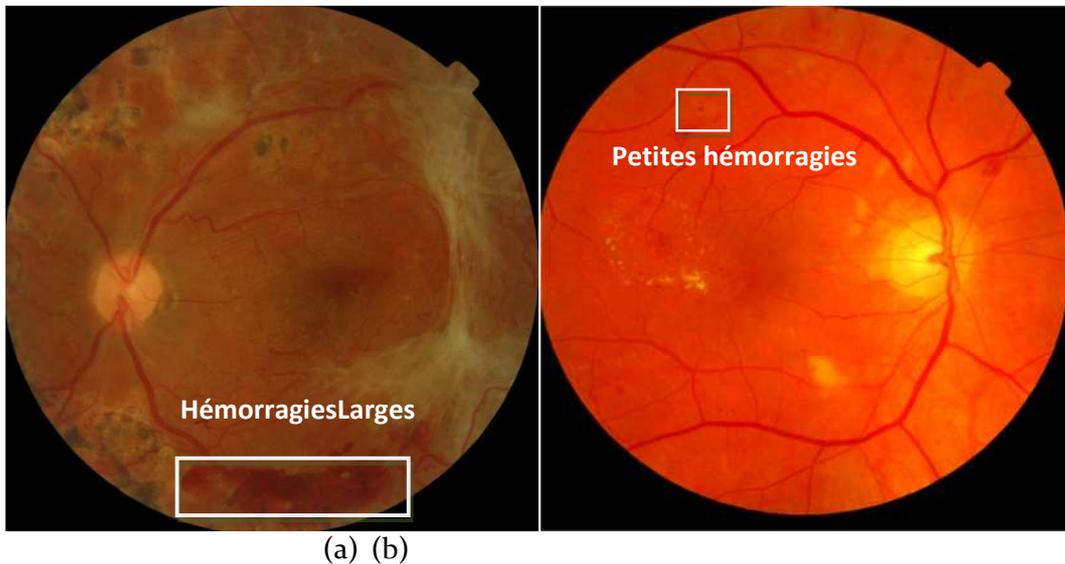


Figure. IV.20. présence des hémorragies dans les images couleur de la rétine ; (a) : présence de large hémorragies ;(b) : présence de petites hémorragies.

Les différentes techniques, que nous avons présentées dans le chapitre II, ont été implémentées pour détecter les hémorragies. Le problème majeur de la majorité des approches citées dans la littérature est la présence de beaucoup de faux négatifs et des faux positifs. À cause de la variabilité dans l'aspect de ces lésions en termes de taille, forme et contraste rend leur détection un défi. En effet, l'objectif principal de cette partie du travail est le développement d'une méthode hybride permettant la détection de larges hémorragies. L'approche proposée est fondée sur la combinaison de la morphologie mathématique et la classification supervisée. L'avantage de

cette technique est l'obtention des meilleures performances (sensibilité élevée), en minimisant le plus possible le nombre de faux négatif et le faux positifs.

Cette partie du chapitre est structurée comme suit: nous expliquons, tout d'abord les détails sur la méthode proposée. Nous présentons, ensuite, les résultats obtenus. Finalement, une évaluation des résultats et une conclusion seront décrites.

II.1.2. Méthode proposée de détection des hémorragies

Nous abordons le problème de détection des hémorragies en trois étapes.

1. Prétraitement de l'image rétinienne
2. Détection des régions sombres
3. Classification des pixels en hémorragie ou non-hémorragie.

L'organigramme de détection des hémorragies est présenté comme suit :

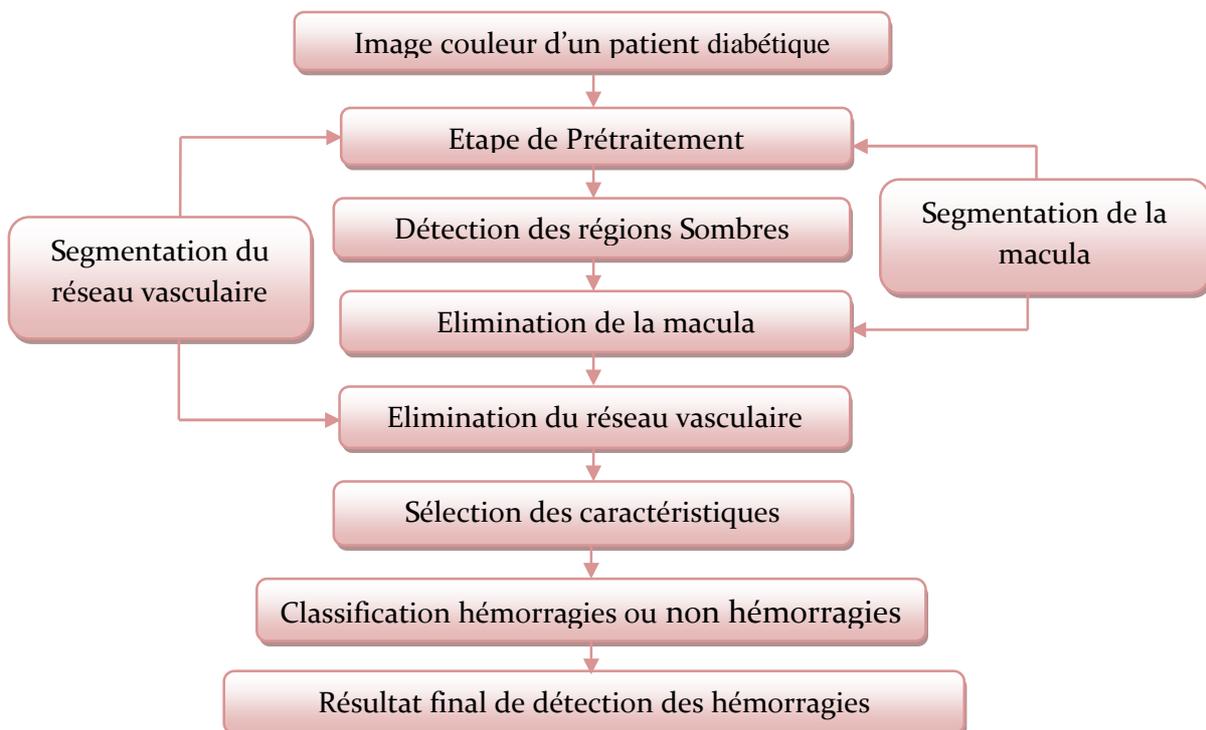


Figure. IV.21. Organigramme proposé de détection des hémorragies

II.1.2.1. Prétraitement

Sachant que l'illumination dans les régions centrales par rapport au bord de l'image n'est pas uniforme ; il suffit, d'appliquer l'opération de la spécification d'histogramme afin de corriger l'éclairage dans l'image (Figure. IV.22.b). Comme, 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. Afin d'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. En outre, le bruit présent dans l'image est éliminé par une application d'un filtre de Gausse de petite taille (Figure. IV.22. c)

$$imf = \gamma^{B1}(f_{corr} * G)$$

Avec ; imf : image améliorée ; γ^{B1} : ouverture morphologique par un élément structurant $B1$; f_{corr} : image après correction d'éclairage ; G : le filtre de gauss

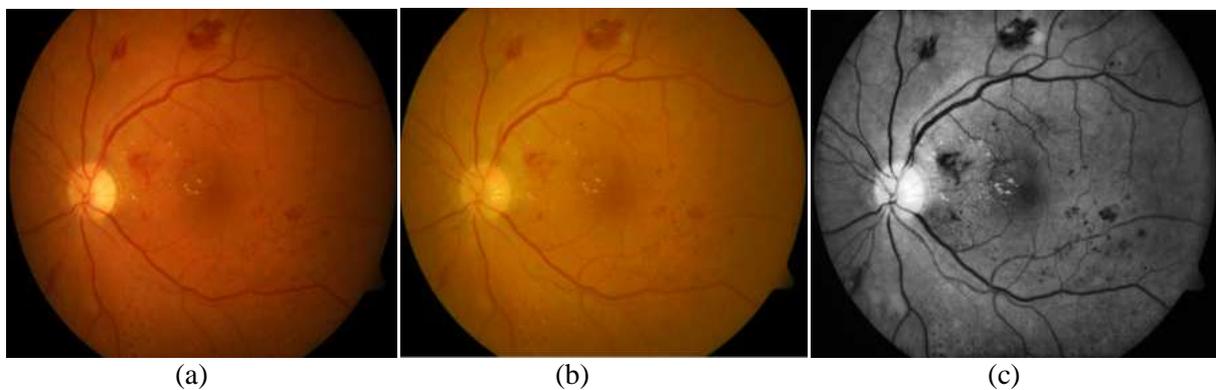


Figure. IV.22. Prétraitement de l'image originale ;
(a) : image originale ;(b) : correction de l'éclairage ;(c) : image améliorée.

II.1.2.2. Détection des lésions sombres (rouges)

Comme, les valeurs des pixels des hémorragies sont plus faibles que celles des autres régions ; nous appliquons les étapes suivantes pour détecter ces régions sombres :

- un lissage est effectué sur l'image améliorée, par un filtre médian, en utilisant des masques de $6 * 6$ pixels et $110 * 110$

pixels respectivement. Ensuite, une opération de soustraction entre ces deux images lissées est effectuée (Figure. IV.23.a).

- une simple opération de seuillage est appliquée.

$$imf_1 = T_s[imf_{d(6*6)} - imf_{d(110*110)}]$$

Avec ; imf_1 : les régions sombres dans l'image ; T_s : le seuillage de l'image lissée ; $imf_{d(6*6)}$: le filtre médian de taille 6*6 ; $imf_{d(110*110)}$: filtre médian de taille 110*110.

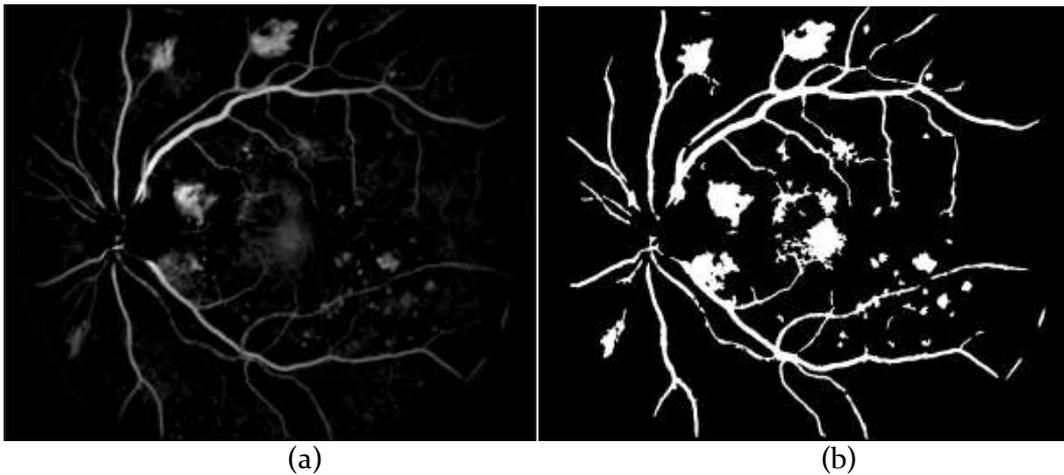


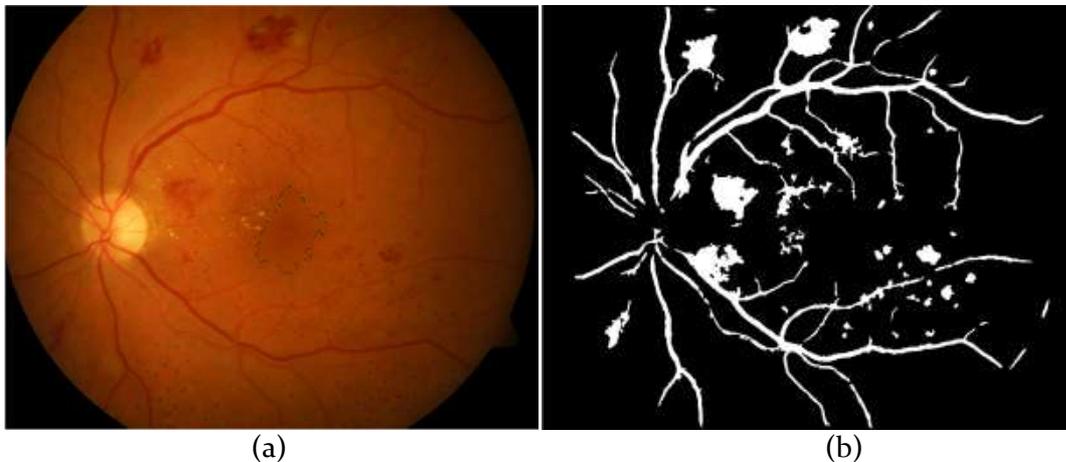
Figure. IV.23. Détection des régions candidats rouges ;
(a) Résultat de lissage ;(b) : le seuillage de l'image lissée

La figure IV.23 montre bien que toutes les régions sombres telles que le réseau vasculaire, la macula et les micro- anévrismes sont détectées. Cela est dû à la similitude des attributs que les hémorragies en termes de couleur et de contraste ; Par conséquent, ces régions sont considérées comme des faux positifs, elles doivent être éliminées pour récupérer que les hémorragies.

II.1.2.3. Segmentation et élimination de la macula

Comme la macula représente un faux positif, il sera préalable de l'éliminer. Sachant qu'il peut y avoir des hémorragies à proximité de la macula, elles peuvent être aussi éliminées. Donc, il est nécessaire dans notre approche d'effectuer une bonne segmentation de la macula. Afin de la segmenter, nous utilisons l'algorithme proposé dans le chapitre III. Section IV. Le résultat de la segmentation de la macula est présenté dans la figure. IV.24(a). Après avoir segmenté cette dernière, on effectue, une opération de soustraction

entre l'image résultante de la segmentation de la macula et l'image de la figure. IV.23. (b). (Figure. IV.24.b).



(a) (b)
Figure. IV.24.Segmentation et élimination de la macula ;
(a) résultat de segmentation de la macula superposé sur l'image originale ;(b) : résultat d'élimination de la macula

II.1.2.4. segmentation et élimination de l'arbre vasculaire

Les hémorragies sont souvent connectées au réseau vasculaire ; comme le montre la figure. IV.24(b). En effet pour éliminer le réseau et garder seulement les hémorragies, il est important qu'il soit bien segmenté. Pour résoudre ce problème, nous détectons l'axe médian du réseau vasculaire par une application de la méthode de la ligne de partage des eaux, que nous avons présenté dans le chapitre III. Section III.1. Le résultat de segmentation de l'arbre vasculaire est illustré dans la figure. IV.25. (a). L'arbre vasculaire est, ensuite éliminé par une opération de soustraction entre le résultat dilaté de segmentation de l'arbre vasculaire et le résultat binaire de détection des régions sombres (Figure. IV.25.b).

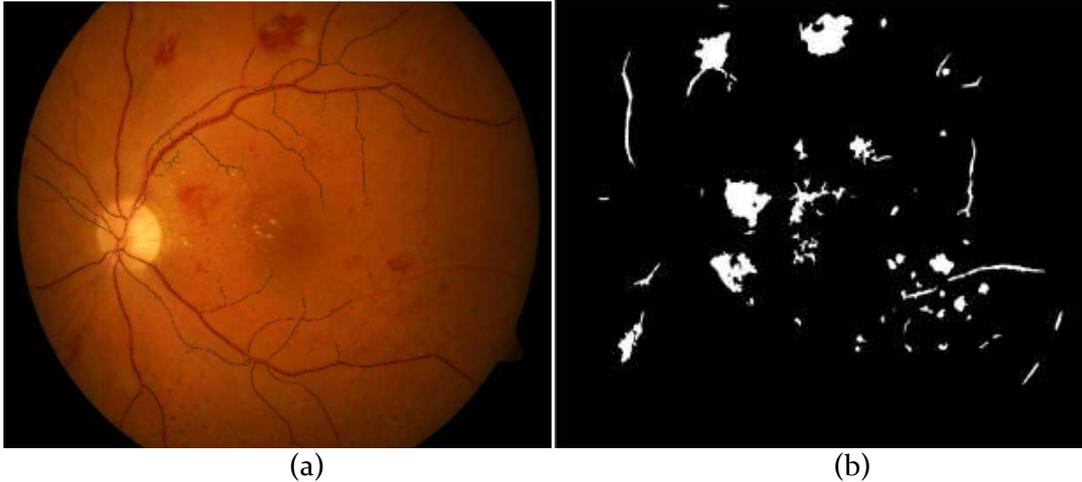


Figure. IV.25.segmentation et élimination du réseau vasculaire;
(a) Résultat de segmentation de l'arbre vasculaire superposé sur l'image originale ;(b) :
résultat d'élimination de l'arbre vasculaire.

Dans la figure IV.25.(b), on constate, la présence des micro-anévrismes. Puisque les hémorragies correspondent à des structures de taille plus grande que les micro-anévrismes, il suffit, d'effectuer une ouverture surfacique pour les enlever (Figure. IV.25.c).



Figure. IV.26. Élimination des micro-anévrismes

II.1.2.5. Sélection des caractéristiques

L'objectif de cette étape est de classer les pixels comme étant soit des hémorragies ou non -hémorragies. En effet, pour enlever les faux positifs présents dans l'image de la figure. IV.26 ; on fait appel à une technique de classification supervisée. Elle consiste à affecter à chaque pixel de l'image une classe qui définit les régions à extraire de l'image.Ce type de classification nécessite deux bases, une pour l'apprentissage et une autre pour le test.

- **Base d'apprentissage** : elle est constituée à partir d'un certain nombre d'images de variabilité différente segmentée manuellement par des ophtalmologues expérimentés. Cette expertise permet d'attribuer une classe à chaque pixel de l'image de façon que le système puisse effectuer un apprentissage pour qu'il soit en mesure d'associer une classe à un pixel non appris.
- **Base de test** : elle est créée à partir des images n'ayant pas contribué à l'apprentissage. L'objectif de cette base est de prouver la capacité de séparation des algorithmes de classification des pixels en comparant les résultats obtenus des images qui n'ont pas été prises par le système avec les images de vérité terrain.

Les classificateurs sont formés avec des caractéristiques dérivées des candidats. L'ensemble des candidats classifiés doit être suffisamment grand et représentatif pour que les caractéristiques soient pertinentes. Donc, la meilleure classification nécessite de bonnes caractéristiques ainsi qu'un bon apprentissage.

Dans notre travail, nous avons basé sur les principales caractéristiques des hémorragies à savoir:

- Elles ont un fort contraste par rapport au fond de l'image
- Des bords nets
- Apparaissent avec une couleur rouge foncé

Par conséquent, les caractéristiques de forme et d'intensité des hémorragies sont exploitées pour identifier les attributs. Un ensemble de 15 caractéristiques a été sélectionné :

1. La surface : les images couleur sont souvent corrompues par du bruit. Il s'agit de variations de haute fréquence, donc des trous et des pics de petite surface. La caractéristique de la surface permet d'identifier les faux positifs dus à cette forme de bruit. Elle est calculée par : $A = \sum_{j \in \Omega} 1$ où Ω est le nombre de pixels dans les régions candidates :

2. Le périmètre P est calculé en trouvant la longueur du pixel du bord du candidat qui est estimé à l'aide du code la chaine [22] de l'objet.
3. La circularité permet à trouver les objets circulaires et les objets de forme allongés. elle est définis par : $\frac{P^2}{4\pi A}$.avec P est le périmètre des régions candidats sombres.
4. L'intensité totale dans l'image du canal vert : $I_{vert} = \sum_{j \in \Omega \square V_j}$; avec V_j représente j pixels dans l'image du canal vert.
5. L'intensité totale dans l'image améliorée : $I_c = \sum_{j \in \Omega \square S_j}$; avec S_j représente j pixels dans l'image améliorée.
6. Intensité moyenne à l'intérieur de la région candidate dans l'image du canal vert : $IM_{vert} = I_{vert}/A$
7. L'intensité moyenne à l'intérieur de la région candidate dans l'image améliorée : $IMC_c = I_c/A$
8. L'écart-type à l'intérieur de la région candidate dans l'image du canal vert
9. L'écart-type à l'intérieur de la région candidate dans l'image améliorée
10. L'intensité normalisée à l'intérieur de la région candidate dans l'image du canal vert : $IN_{vert} = \frac{1}{\sigma}(I_{vert} - \bar{x})$; avec ; σ and \bar{x} représente l'écart type et la valeur moyenne des pixels de I_{bv}
11. L'intensité normalisée à l'intérieur de la région candidate dans l'image améliorée : $IN_c = \frac{1}{\sigma}I$
12. L'intensité moyenne normalisée dans l'image originale : $IMN_{vert} = \frac{1}{\sigma}(IM_{vert} - \bar{x})$
13. L'intensité moyenne normalisée dans l'image améliorée : $IMN_c = \frac{1}{\sigma}(IMC_c)$
14. La compacité : $v = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n d_j - \bar{d}}{n}}$; avec ; d_j : la distance entre le centre de gravité des lésions candidats et son pixels j^{ime} de bord. \bar{d} est la moyenne de toutes les distances entre le centre de gravité et tous les pixels de bord, et n est le nombre de pixels de bord
15. L'entropie

II.1.2.6. Classification des hémorragies ou non hémorragies

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 lésions en hémorragies ou non-hémorragies (FP), deux classifieurs ont été testés : machines à vecteur support (SVM) et le K-plus proche voisins(KNN). Avant de présenter les résultats de classification obtenus, nous décrivons, tout d'abord leurs principes de fonctionnement.

II.1.2.6.1. 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 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.IV.27). Pour le candidat qui doit être assigné a l'un des deux groupes, les k voisins les plus proches parmi les candidats de l'ensemble d'apprentissage sont déterminés, et le candidats est assigné au groupe auquel la majorité parmi les k voisins appartient(Figure. IV.27).

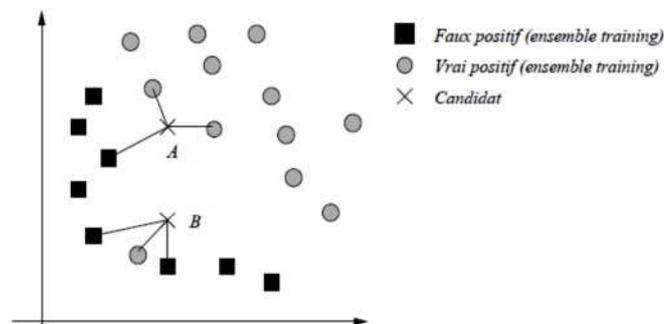


Figure. IV.27. principe de classification par KNN : Le candidat 'A' est classé vrai positif, le candidat B est classé faux positif

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 euclidienne de x à l'ensemble des exemples d'apprentissage ;
- on retient les K exemples les plus proches ;
- on attribut 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 .

II.1.2.6.2. Principe des machines à vecteurs support (SVM)

Les machines à vecteurs de support (support Vector Machine, SVM) appelés aussi séparateurs à vaste marge ; sont des techniques d'apprentissage supervisées. Les machines à vecteurs supports exploitent les concepts relatifs à la théorie de l'apprentissage statistique et à la théorie des bornes de Vapnik et Chervonenkis [136]. Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver

l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière. L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminants grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode.

- **SVM linéaire**

Pour deux classes d'exemples données, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé **hyperplan**. Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points.

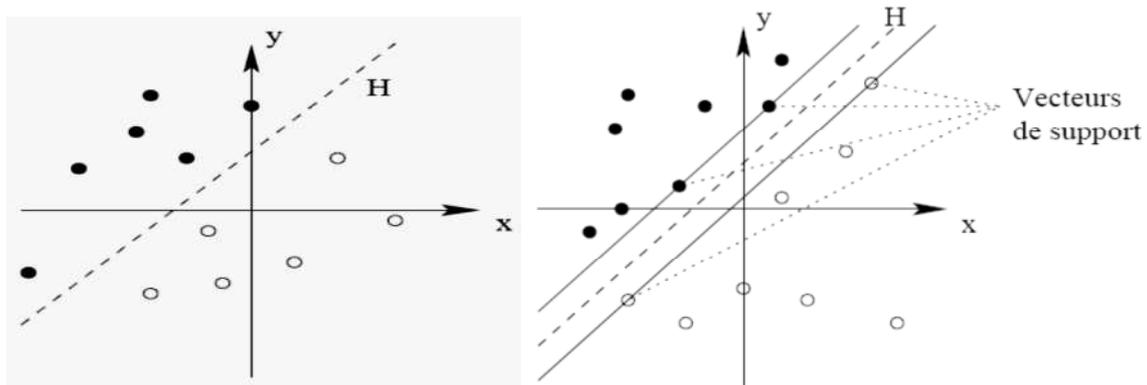


Figure. IV.28 Hyperplan et vecteur de support

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support (Figure. IV. 28). Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le « plus sûr ». En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge.

Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de *séparateurs à vaste marge* (Figure. IV. 29). La distance entre un point x quelconque et l'hyperplan est donnée par l'équation

$$d(x) = \frac{|w * w + b|}{\|w\|}$$

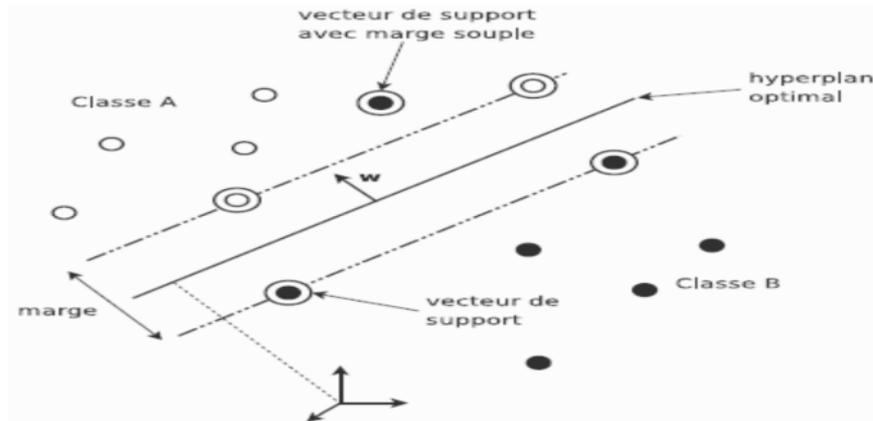


Figure. IV.29. Hyperplan de séparation optimal avec marge souple dans un cas linéairement séparable

Le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurités lorsque l'on classe un nouveau exemple. De plus, si l'on trouve le classifieur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples.

- **SVM non linéaire**

Le cas linéairement séparable est peu intéressant, car, dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables (Figure. IV.30).

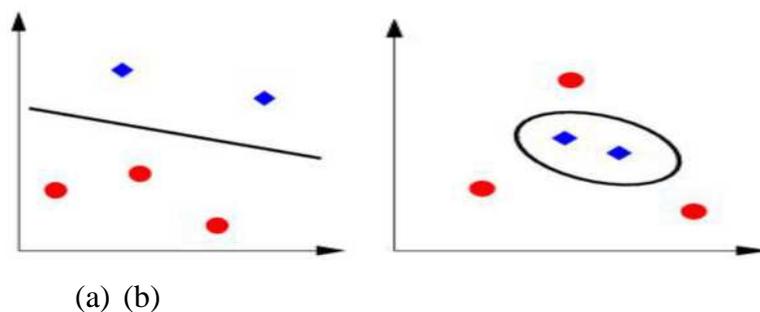
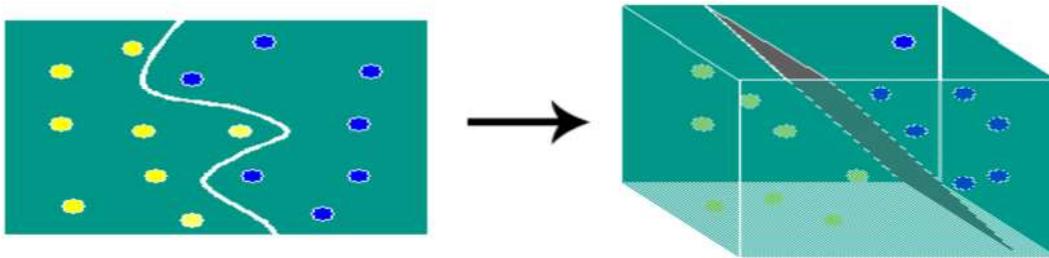


Figure. IV. 30 : SVM linéaire et non linéaire ; (a) : cas linéairement séparable ; (b) : cas non linéairement séparable

Pour surmonter les inconvénients des cas linéairement séparables, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non-linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelée « espace de re-description ».

En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de re-description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustre par le schéma suivant :



On a donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description de plus grande dimension. Cette transformation non linéaire est réalisée *via* une fonction noyau. En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. On peut citer les exemples de noyaux suivants : polynomiale, gaussien, sigmoïde et laplacien.

Dans notre travail, nous avons choisi de tester le SVM et le KNN car ils sont simples et ils s'adaptent bien pour traiter des données de grande dimension par rapport aux techniques classiques d'apprentissage.

Le résultat de classification des hémorragies et élimination des faux positifs est illustré dans la figure. IV.31.

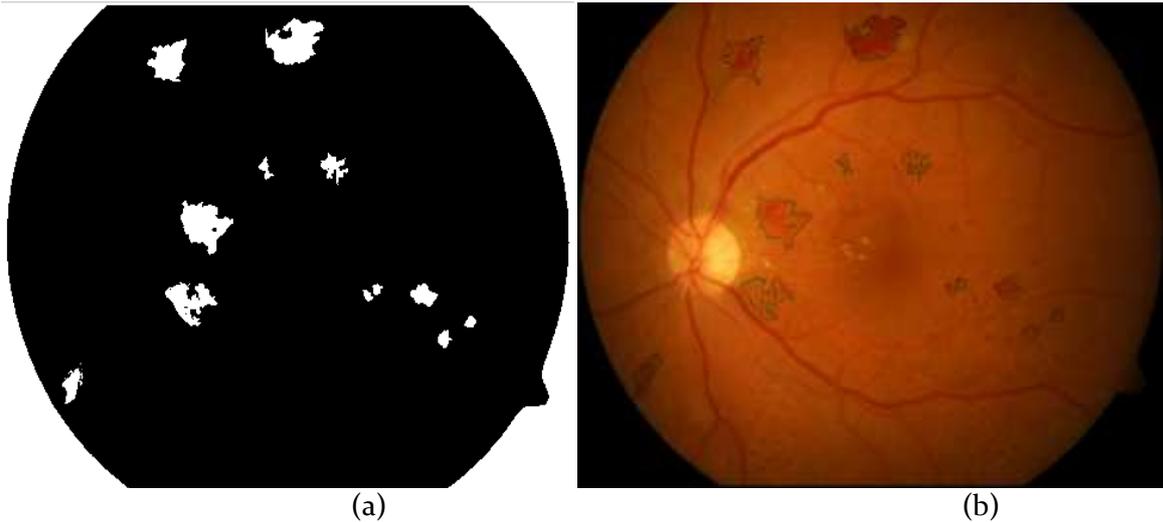


Figure. IV.31. Résultat final de détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine ;(a) : détection des hémorragies et élimination des faux positifs par classification SVM ;(b) : résultat de des hémorragies superposé sur l'image originale.

II.1.3. Résultats et critères d'évaluation

L'algorithme de détection des hémorragies proposé a été testé sur une série d'images de la base de données DiaretDb1. Cette base a été choisie par rapport aux autres bases existantes car les différentes lésions : les hémorragies, les micro-anévrismes, les exsudats durs et mous sont marqués par quatre experts. Ces images correspondent à la vérité terrain. 25 images constituées de 1520 taches d'hémorragies segmentées manuellement sont utilisées. 45 images de caractéristiques différentes en termes de couleur de contraste, de nombre et de taille variable des hémorragies sont sélectionnées pour le test. Pour le classifieur KNN, les 15 caractéristiques citées au dessus ont été utilisées. La valeur optimale de k a été déterminée en effectuant des essais sur l'ensemble des images d'apprentissage avec différente valeur de k . La valeur optimale trouvée correspond à $k=10$. Concernant le classifieur SVM les 15 caractéristiques ont été utilisées. Des exemples de détection des hémorragies en utilisant le classifieur SVM ou KNN sont illustrés dans la Figure. IV.32.

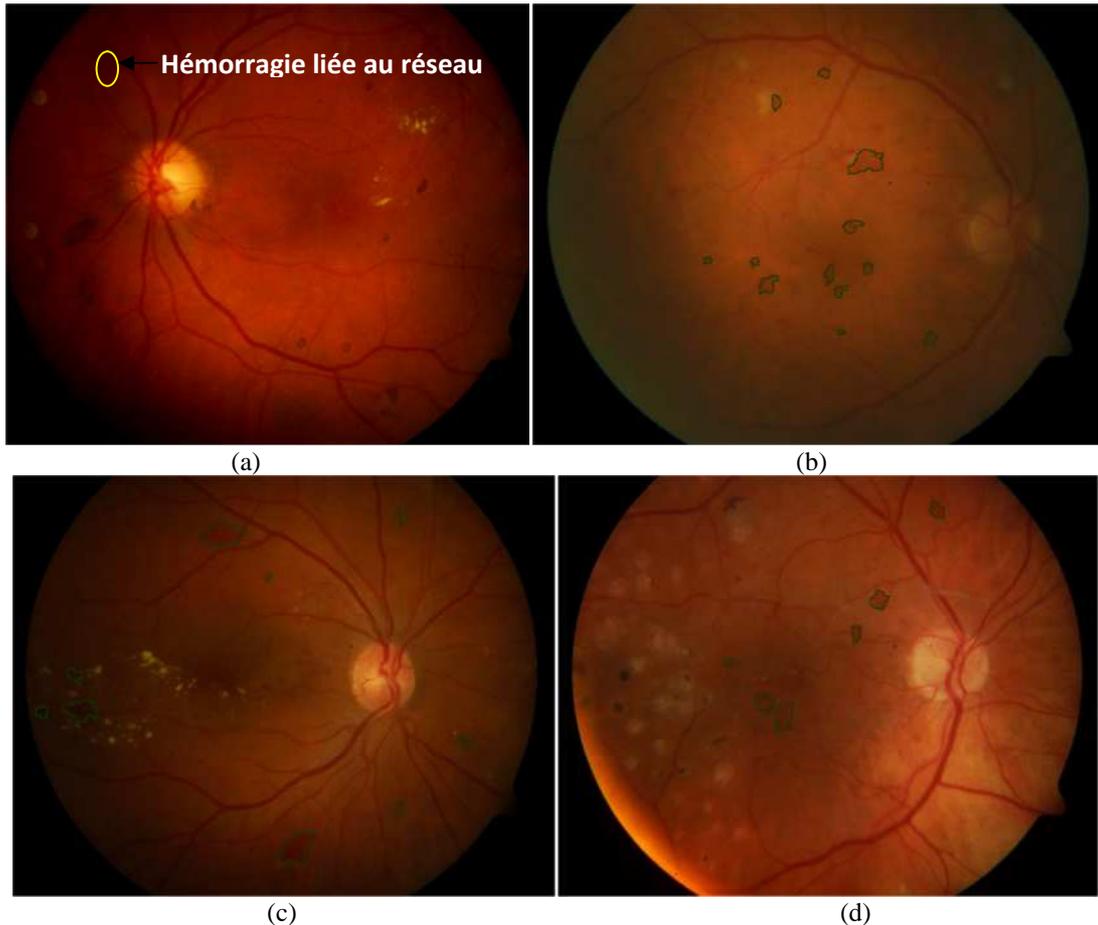


Figure. IV.32. Résultats de détection des hémorragies par classification dans différents types d'images

Dans les images de test, toutes les hémorragies larges ont été identifiées avec succès (figure. IV.32.a, b, c et d). Cependant, dans quelques images, l'algorithme a raté quelques hémorragies de petite taille, faiblement contrastées (figure. IV.32.b) ou se situe au centre de la macula (figure. IV.32.c) ou connectées au réseau vasculaire (figure. IV.32.a). Ces hémorragies non détectées ont été éliminées avec la macula ou le réseau vasculaire. Cliniquement, les ophtalmologistes ne s'intéressent pas aux petites hémorragies.

Le tableau. IV.3. montre le nombre de vrai positifs, faux positifs, vrai négatifs, et faux négatifs détectés par les classifieurs SVM et KNN en termes de critère basé sur la lésion.

Type de classifieur	SVM	KNN
Vrai positifs (Vp)	571	601
Vrai négatifs (Vn)	862	911
Faux positifs (Fp)	51	41
Faux négatifs (Fn)	45	39
Sensibilité	92,96%	93,90%
Spécificité	94,41%	95,69%
Valeur prédictive	91,80%	93,61
Précision	93,72%	94,97%

TABLEAU. IV.3.MESURE DES PERFORMANCES OBTENUS PAR LES CLASSIFIEURS SVM ET KNN

D'après le tableau. IV.3, on remarque qu'il n'y a pas une grande différence entre les résultats obtenus par les deux classifieurs ; néanmoins, le classifieur KNN a donné de meilleures performances par rapport au classifieur SVM. Donc, on peut dire que la probabilité de test positive; c'est-à-dire le patient souffrant vraiment d'une hémorragie est 93,90%, tandis que la probabilité de test négatif, c'est à dire le patient ne souffrant pas d'hémorragie est 95,69%.

L'évaluation des performances des deux classifieurs (SVM et KNN) pour la détection des hémorragies est établie par l'utilisation de la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic). La courbe ROC est une méthode de représentation graphique du taux de vrais positifs (VP) en fonction du taux de faux positifs (FP) lorsque le seuil de discrimination varie.

Les courbes ROC obtenues pour les classifieurs sont représentés dans la figure. IV.33.

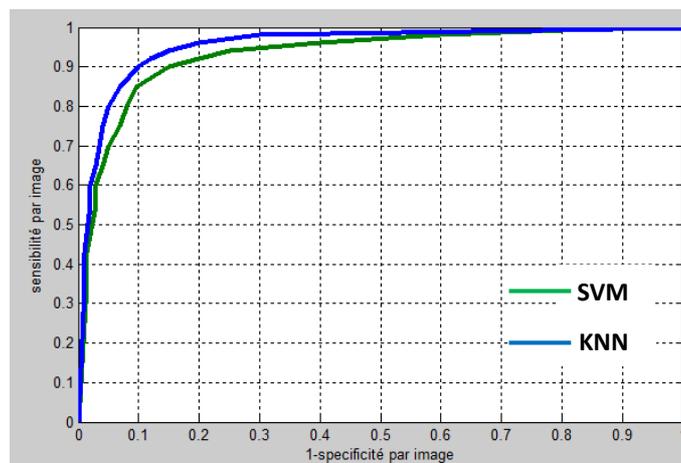


Figure. IV.33. Courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur

Pour mieux évaluer la fiabilité de l'approche proposée, nous comparons nos résultats par rapport aux méthodes existantes dans la littérature (Tableau IV.4).

Auteurs	sensibilité	Spécificité
Köse et al [137]	93,2%	98,3%
Bae et al [138]	85%	-----
Esmaeili et al [139]	94%	87%
Acharya et al [140]	82%	86%
Nutnaree et al [141]	80.37%	99,53
Notre méthode	93,90%,	95,69%

TABLEAU.IV.4. PERFORMANCE DE LA METHODE PROPOSEE PAR RAPPORT AUX METHODES EXISTANTES

En conclusion de cette partie du travail, on peut noter, que la détection des hémorragies est l'un des domaines les plus complexes de recherches en traitement d'images, car, elles ont une intensité similaire aux vaisseaux de la rétine. Elles peuvent être connectées même avec des néo-vaisseaux ; ce qui rend difficile de les distinguer les uns des autres. Par conséquent, le besoin d'un procédé efficace de détection est inévitable. La méthode proposée basée sur une combinaison entre la morphologie mathématique et la classification a donnée des résultats satisfaisants en termes d'adaptabilité, par rapport aux méthodes existantes (tableau. IV.4). En effet, si plusieurs images sont ajoutées, la méthode proposée aura une performance encore meilleure.

La section suivante est consacrée à la détection des micro-anévrismes, la méthode proposée, et les résultats obtenus sont présentés.

II.2. Détection des micro-anévrismes dans les images couleur de la rétine

II.2.1.Problématique et contribution

Les micro-anévrismes sont les premiers signes du stade de la rétinopathie diabétique pré-proliférante. Ils persistent et son nombre continue de progresser, s'ils ne sont pas traités immédiatement. La maladie atteint rapidement le stade de prolifération et des nouveaux vaisseaux (néo-vascularisation)menaçant la vue vont être créés. Par conséquent, l'identification précoce de cette lésion peut ralentir la progression de la RD. Leur fiabilité de détection est essentielle pour un système de dépistage de la RD. Les micro-anévrismes apparaissent dans les images couleur de la rétine comme des taches sombres plus ou moins circulaires, de taille assez uniforme. La figure. IV.34 présente une image couleur avec micro-anévrismes marqués par un cercle.



Figure. IV.34. Exemple du micro-anévrisme dans une image couleur de la rétine ; (a) : image couleur ;(b) : image agrandie du micro-anévrisme marqué par un cercle en (a).

Comme, il est montré dans la figure. IV.32., ce n'est pas évident d'identifier les micro-anévrismes dans les images couleur. Les principaux facteurs qui rendent leur détection manuelle ou automatique difficile sont :

- Les micro-anévrismes ont des valeurs d'intensité similaires à celles des vaisseaux sanguins ; ils peuvent être confondus avec des intersections

de deux gros ou petits vaisseaux, donc, on n'arrive pas à distinguer entre les deux.

- les images du fond d'œil peuvent avoir une variation significative de contraste liée au champ de vision (FOV). Les micro-anévrismes ont un faible contraste.
- La variation de la pigmentation et d'autres types de lésions pathologiques tels que ceux liés à l'âge.
- La présence du bruit du au système d'acquisition dont l'intensité est similaire a celles des micro-anévrismes peuvent apparaitre autour des vaisseaux.

Ces paramètres peuvent influencer sur les performances de l'algorithme de détection des micro-anévrismes (la sensibilité et la spécificité).

Toutes ces difficultés rendent la détection des micro-anévrismes un sérieux problème, soit pour les ophtalmologues, qu'ils n'arrivent pas toujours d'être sur s'il s'agit d'un micro-anévrisme ou non. En outre, le développement d'un algorithme fiable pour les détecter est une tâche extrêmement difficile.

Comme nous l'avons décrit dans le chapitre II, plusieurs travaux pour la détection des micro-anévrismes sont développés. Toutefois, la plus part des techniques travaillent sur des images angiographiques ou sur des images couleur prises avec dilatation de la pupille dont les micro-anévrismes sont clairement visible. Le temps d'examen et l'effet sur le patient pourraient être réduits si le système de détection pourrait réussir sur des images acquises sans dilatation de la pupille.

Dans notre travail, nous nous intéressons au développement d'une méthode capable d'une part de localiser les micro-anévrismes dans les images couleur de la rétine prise sans dilatation de la pupille. D'autre part, elle permet d'obtenir une haute sensibilité et à faible taux de faux positifs par rapport aux travaux existant.

Cette section est structurée comme suit : nous commençons par une présentation de la méthode de détection des micro-anévrismes proposée. Ensuite, l'interprétation des résultats obtenus est décrite. Finalement,

l'évaluation des performances de l'algorithme et une conclusion sont présentées.

II.2.2.Algorithme proposé de détection des micro-anévrismes

L'approche suggérer de détection des micro-anévrismes dans les images couleur consiste, tout d'abord a amélioré la variation de luminosité, augmenté le contraste de l'image et réduire le bruit. L'extraction des structures rouges est effectuée par une transformation chapeau haut de forme. Ensuite, le supremum d'ouverture est appliqué pour enlever le réseau vasculaire. Une opération d'ouverture ultime est accomplie pour trouver les candidats. Finalement une étape classification des vrais et des faux micro-anévrismes est appliquée. L'organigramme de l'ensemble des étapes est présenté dans la figure. IV.35

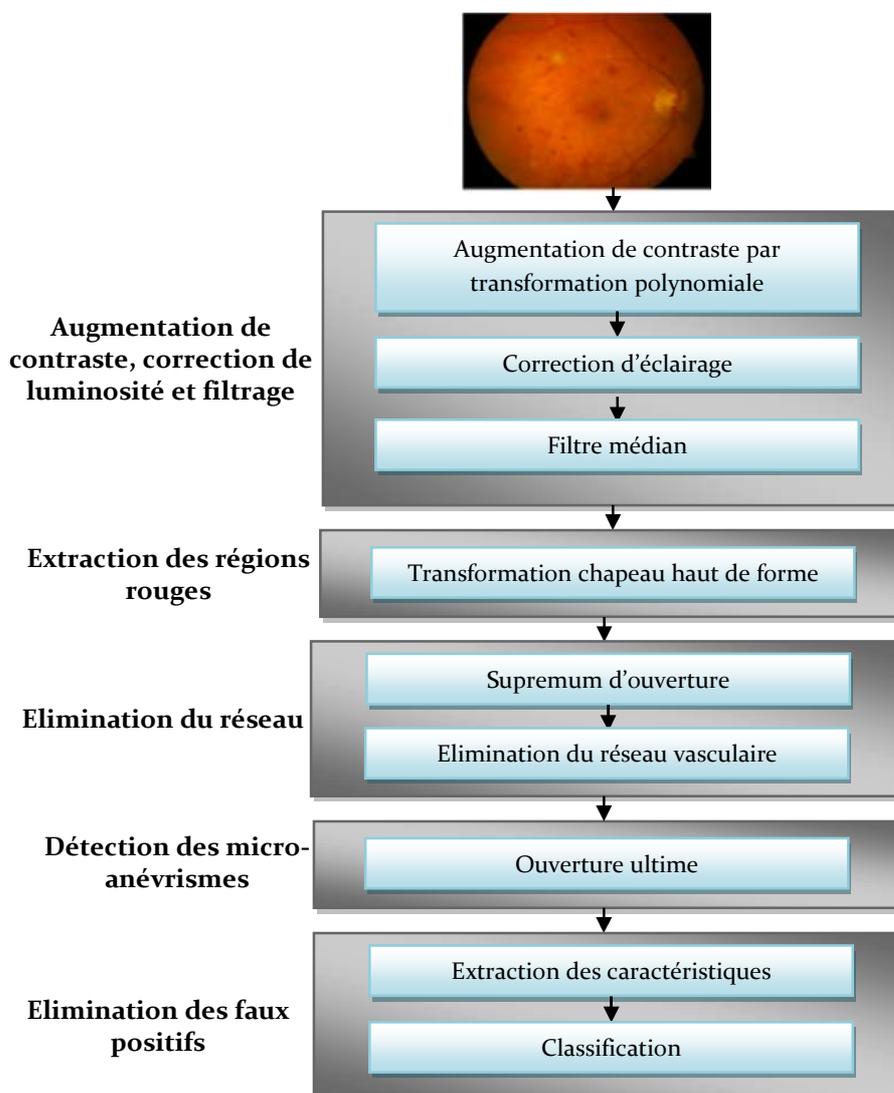


Figure.IV.35. Organigramme de détection des micro-anévrismes

II.2.2.1. Augmentation de contraste, normalisation de luminosité et filtrage

Le faible contraste des micro-anévrismes et le contenu en couleur variable dans les images, en raison de la pigmentation de l'individu, de l'âge et de la présence des pathologies introduit des artéfacts dans l'image. Ils vont être considérés comme des vrais positifs. Par conséquent, la qualité des résultats et les performances de l'algorithme s'altèrent. Pour remédier ce problème, tout d'abord, l'image originale est représentée dans le canal vert. Ensuite, une méthode d'augmentation de contraste, qui par l'introduction d'un paramètre local devient une correction d'illumination non-uniforme est appliquée. Cette méthode permet d'uniformiser la luminosité et améliorer le contraste des micro-anévrismes d'une manière efficace. Son principe est présenté dans le paragraphe suivant [84]:

- **Opérateur d'augmentation de contraste et correction de l'illumination**

Le contraste d'une image est caractérisé par la distribution de valeurs de gris de l'image. Cette distribution peut être changée en appliquant une transformation de teintes de gris définis comme suit :

Soit : $f: E \rightarrow T$ une image avec $T = \{t_{min}, \dots, t_{max}\} \subset R$ un ensemble de nombres rationnels.

Soit $U = \{u_{min}, \dots, u_{max}\} \subset R$ un deuxième ensemble de nombre rationnels.

Une application $\Gamma: T \rightarrow U$

telle que $u = \Gamma(t)$

S'appelle *transformation de valeur de gris* Γ .

La transformation est construite de manière à ce qu'elle assigne à la moyenne u_f de l'image du canal vert le milieu entre u_{min} et u_{max} :

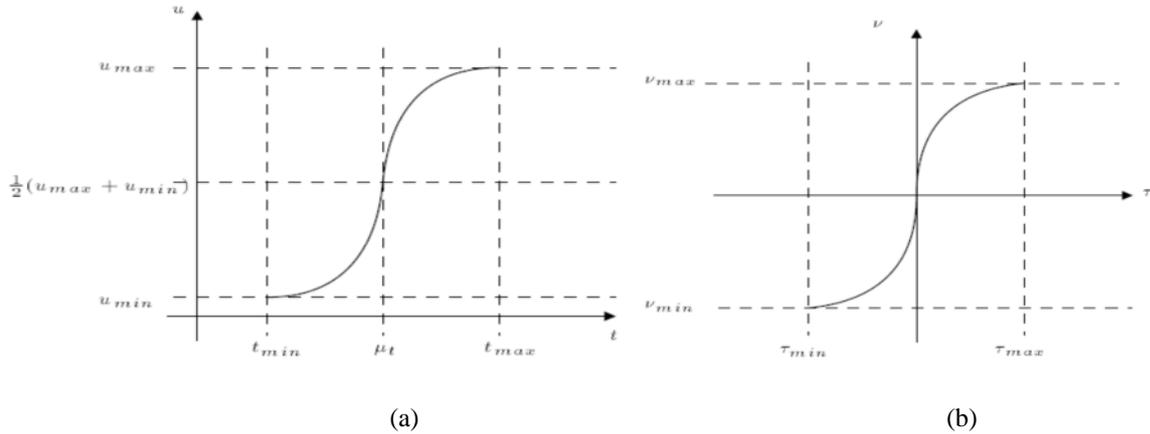
$$u_f = \frac{1}{2}(u_{min} + u_{max})$$

Cela n'est pas une nécessité, mais c'est un choix raisonnable. Par simplicité, nous considérons par la suite les coordonnées transformées τ, v avec

$$\begin{aligned} \tau &= t - u_t \\ v &= u - \frac{1}{2}(u_{min} + u_{max}) \end{aligned}$$

L'augmentation de contraste est obtenue par la famille de transformations polynomiales (Figure.IV.36) :

$$v = \Gamma^*(\tau) = \begin{cases} a_1 \cdot (\tau - \tau_{min})^r + b_1, & \text{si } \tau \leq 0 \\ a_2 \cdot (\tau - \tau_{max})^r + b_2, & \text{si } \tau \geq 0 \end{cases}$$



(a) (b)

Figure IV.36 : La modification de teinte de gris.

(a) : le graphe de la transformation de teinte de gris ;(b) : le graphe de la transformation de teinte de gris avec les coordonnées transformées.

Le paramètre r sert à contrôler l'augmentation de contraste, il peut être librement choisi, les autres paramètres sont déterminés pour que la transformation remplisse certains critères :

L'image résultante doit couvrir toute la dynamique possible (donc de u_{min} , u_{max}) et la transformation doit être continue. Ces conditions s'expriment par :

$$\begin{aligned} \Gamma^*(\tau_{min}) &= v_{min} \\ \lim_{\tau \rightarrow 0^-} \Gamma^*(\tau) &= 0 \\ \lim_{\tau \rightarrow 0^+} \Gamma^*(\tau) &= 0 \\ \Gamma^*(\tau_{max}) &= v_{max} \end{aligned}$$

A partir de l'équation ci-dessus, les paramètres a_1 , a_2 , b_1 , b_2 sont déterminés

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{v_{min}}{(\tau_{min})^r} = \frac{\frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})}{(u_f - t_{min})^r} \\ a_2 &= \frac{v_{max}}{(\tau_{max})^r} = \frac{-\frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})}{(u_f - t_{max})^r} \end{aligned}$$

$$b_1 = v_{min} = \frac{1}{2}(u_{min} - u_{max})$$

$$b_2 = v_{max} = \frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})$$

Et enfin, pour $u = \Gamma(t)$:

$$u = \Gamma(t) = \begin{cases} \frac{\frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})}{(u_f - t_{min})^r} \cdot (t - t_{min})^r + u_{min} & , sit \leq u_f \\ \frac{-\frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})}{(u_f - t_{max})^r} \cdot (t - t_{max})^r + u_{max} & , sit > u_f \end{cases}$$

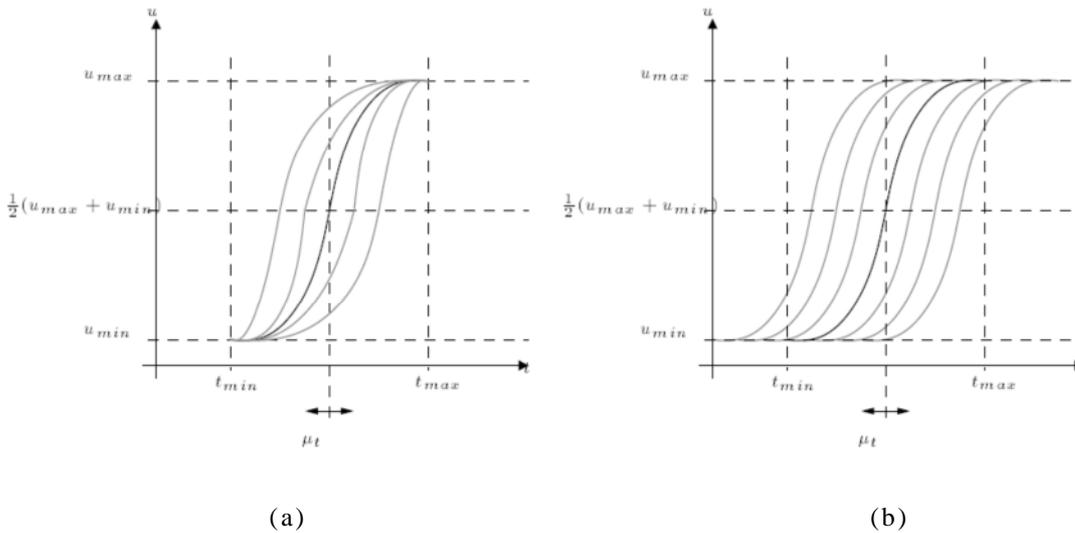


Figure IV.37. Les modifications du graphe en fonction de u_t .
 (a) : modification du graphe en fonction de u_t en gardant les points externe ;
 (b) : transformation du graphe de u_t .

La transformation résultante n'est pas symétrique vis-à-vis du point $(u_t, \frac{1}{2}(u_{max}, u_{min}))$.

Pour obtenir une transformation symétrique, la même équation précédente peut être utilisée, u_f doit être remplacé par $\frac{1}{2}(t_{min}, t_{max})$ et t part' = $t + \frac{1}{2}(t_{max}, t_{min}) - u_f$.

Cette deuxième version de la transformation polynomiale (Figure IV.34.b) a l'avantage d'être symétrique, mais elle n'utilise pas toute la dynamique possible.

L'un des deux inconvénients doit être accepté (à condition que $\Gamma(u_f) = \frac{1}{2}(u_{min}, u_{max})$) en effet, si la moyenne de f dans une certaine région est relativement basse, la dynamique pour les valeurs de gris basses est forcément petite, et

nous avons intérêt à donner plus de poids à l'augmentation de contraste pour cette partie des valeurs de gris.

Le paramètre r sert à contrôler à quel point on augmente le contraste.

Supposons que $u_f = \frac{1}{2}(t_{min}, t_{max})$.

- Pour $r = 1$: L'opérateur est l'étirement linéaire de l'histogramme (expansion de la dynamique).
- Pour $r \rightarrow \infty$: L'opérateur peut être vu comme un seuillage avec le seuil u_t

Pour r entre les deux, on obtient des augmentations de contraste plus ou moins fortes.

Si cet opérateur est appliquée à l'ensemble de l'image en tant que opérateur de contraste, le résultat n'est pas satisfaisant en raison de la non uniformité de l'éclairage, le contraste des détails sombres dans des régions sombres ne sera pas augmenté, mais au contraire diminué. Pour résoudre ce problème, un opérateur de correction d'éclairage est utilisé.

Pour obtenir un opérateur de correction de changement d'illumination à partir de l'opérateur d'augmentation de contraste, il suffit de remplacer la moyenne u_f de l'image entière par la moyenne $u_f^W(x)$ dans une fenêtre $W(x)$ centrée sur le point x et contenant N_W pixels :

$$u_f^W(x) = \frac{1}{N_W} \sum_{\varepsilon \in W(x)} f(\varepsilon)$$

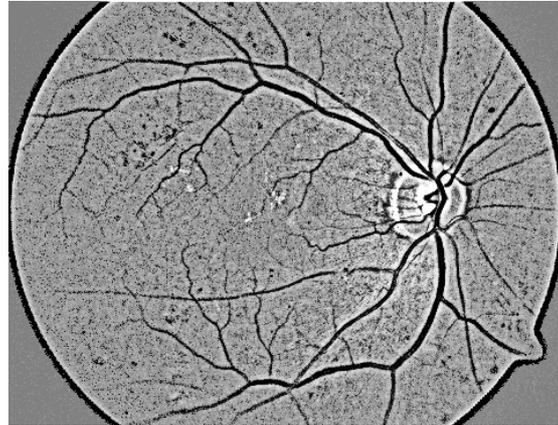
L'opérateur de correction d'éclairage s'écrit comme suit :

$$[CI(f)](x) = \begin{cases} \frac{\frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})}{(u_f^W(x) - t_{min})^r} \cdot (t - t_{min})^r + u_{min} & , \text{sit} \leq u_f^W(x) \\ -\frac{\frac{1}{2}(u_{max} - u_{min})}{(u_f^W(x) - t_{max})^r} \cdot (t - t_{max})^r + u_{max} & , \text{sit} \geq u_f^W(x) \end{cases}$$

Avec : $u_f^W(x)$, désigne la moyenne dans la fenêtre W centrée en x de l'image du canal vert

De bons résultats ont été obtenus avec une fenêtre de taille=31 et $r = 15$. Les micro-anévrismes apparaissent avec un meilleur contraste, ou on peut les distinguer par rapport au fond de l'image (Figure. IV.38). Afin d'éliminer

les bruits, un filtre médian de taille 3*3 est appliqué sur l'image améliorée (figure.IV.38.a).



(a) (b)

Figure. IV.38. Résultat d'augmentation de contraste et correction d'illumination
(a) Image originale avec des micro-anévrismes ;(b) : Augmentation de contraste et correction de l'éclairage de l'image du canal vert

II.2.2.2. Extraction des régions rouges

L'extraction des structures rouge est accomplie par l'utilisation de la transformation chapeau haut de forme noir (Figure. IV.39.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-anévrismes), 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 noir ; $\emptyset(f)$ est la fermeture morphologique de l'image améliorée ; f : l'image améliorée.

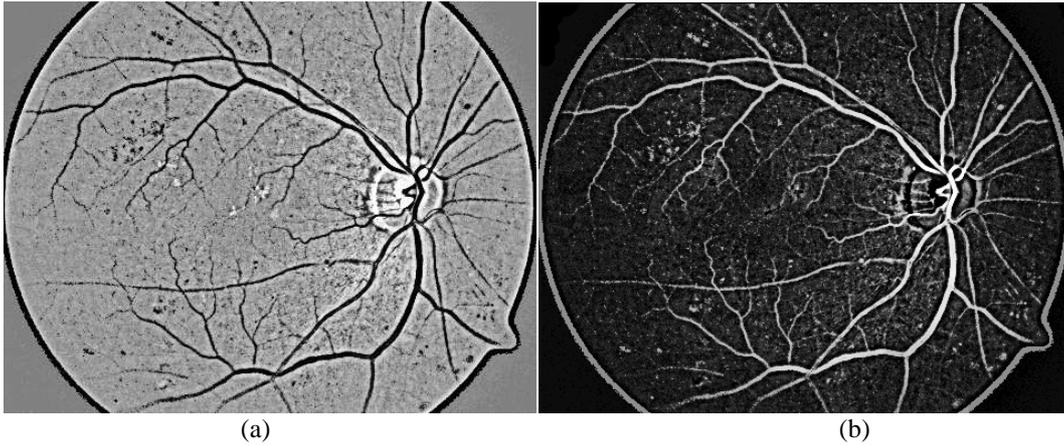


Figure. IV.39.Extraction des régions rouges ;(a) : Le filtrage de l'image améliorée ;(b) : Le chapeau haut de forme de l'image améliorée

II.2.2.3. Elimination du réseau vasculaire

Comme le réseau vasculaire appartient aux régions rouges comme les micro-anévrysmes, il apparait dans le résultat du chapeau haut de forme. En effet ; pour extraire le réseau vasculaire et le séparer des hémorragies et des micro-anévrysmes, nous appliquons un opérateur morphologique nommé : Supremum d'ouverture. Cet opérateur permet d'extraire les objets connexes de forme allongée (réseau vasculaire). Il est défini comme suit :

- Le supremum d'ouverture est l'union de toutes les ouvertures dans toutes les directions du plan, en utilisant un élément structurant linéaire B_i' . Cette opération permet d'extraire tous les segments linéaires car elle trie les objets selon leurs longueurs [142] (Figure. IV.40).

$$\gamma^{sup}[chap(ch(f)_\emptyset)] = \bigcup_{i=1}^k \gamma^{KB_i} [chap(ch(f)_\emptyset)]$$

Figure IV.40. Le supremum d'ouverture.

Le résultat d'extraction du réseau vasculaire, en utilisant un élément structurant de longueur $B_i = 30$ dans 12 directions est illustré dans la figure. IV.41. Pour enlever le réseau vasculaire du résultat de la figure. IV.39. (b), une opération de soustraction entre ces deux images est effectuée.

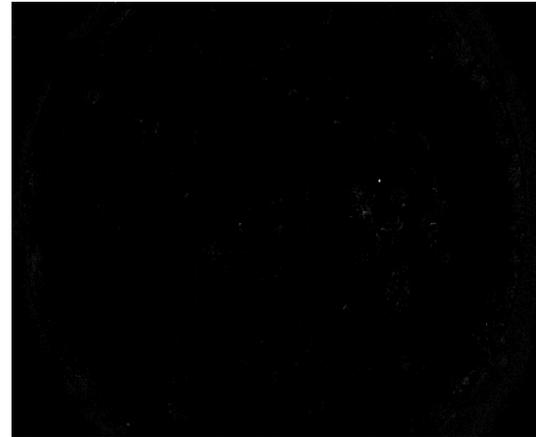


Figure. IV.41. Extraction et élimination du réseau vasculaire ; (a) : le supremum d'ouverture de l'image du chapeau haut de forme ;(b) : élimination du réseau rétinien

II.2.2.4. Détection des micro-anévrismes

La figure.41.(b), montre que les branches principales du réseau vasculaire ont été éliminées. Cependant, les petits vaisseaux et quelques particules considérées comme des bruits sont présents. L'application d'une opération de seuillage, ne permet pas de séparer les micro-anévrismes, puisqu'il y a beaucoup de faux positifs dans l'image. En outre, le choix d'un seuil optimal est une tâche difficile. Pour remédier ce problème, on fait appel à l'un des opérateurs issu de la morphologie mathématique : « L'ouverture ultime ». Cet opérateur morphologique est utilisé pour l'analyse de forme. Il permet d'extraire les structures les plus contrastées dans l'image.

- **Définition de l'ouverture ultime**[143].

L'ouverture ultime est un opérateur résiduel qui analyse la différence entre des ouvertures consécutives $\gamma_\lambda - \gamma_{\lambda+1}$; Cet opérateur possède deux images de sortie associées à une image d'entrée I : la différence maximale entre ouvertures ($residuR_\theta(I)$) et la taille de l'ouverture quand le résidu maximal est génère (Indicatrice $q_\theta(I)$).

avec γ_λ est l'ouverture par un élément structurant de taille i

L'ouverture ultime est décrite comme suit :

Soit I une image:

$$\theta(I): I \xrightarrow{\theta} (R_{\theta}(I), q_{\theta}(I))$$

$$r_{\theta}(I) = \bigvee_{\lambda \geq 1} (r_{\lambda}(I)), \forall \lambda \geq 1 \text{ Our}_{\lambda}(I) = \gamma_{\lambda}(I) - \gamma_{\lambda+1}(I)$$

$$q_{\theta}(I) = \bigvee_{\lambda \geq 1} (\lambda + 1)$$

$$\text{Si } \begin{cases} R_{\theta}(I) = r_{\theta}(I) \\ \text{et} \\ R_{\theta}(I) > 0 \end{cases}$$

Le résultat de l'application de l'ouverture ultime est illustré dans la figure.IV.42.

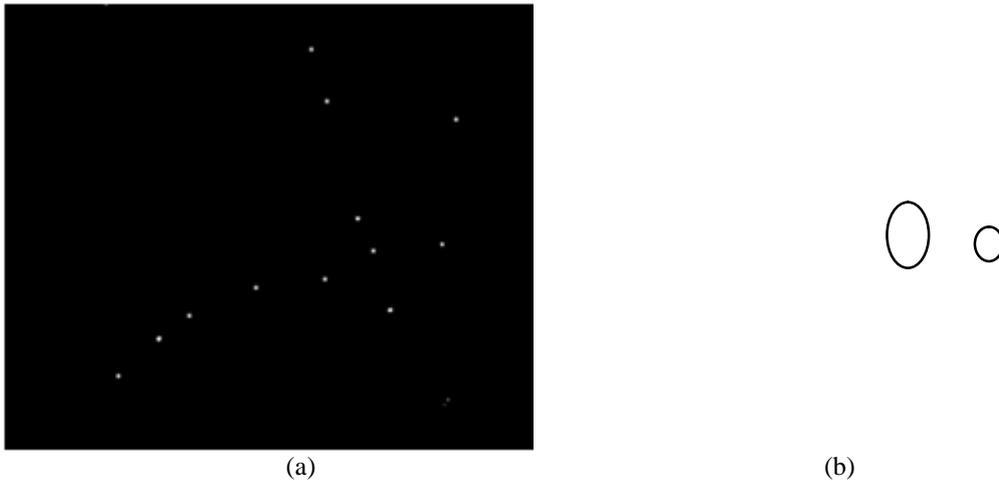


Figure. IV.42. Détection des micro-anévrismes ;(a) : Résultat de l'ouverture ultime ; (b) : superposition du résultat sur l'image originale

II.2.2.4. Classification

Le résultat obtenu par l'utilisation de l'ouverture ultime est acceptable. La majorité des micro-anévrismes ont été détectés. Cependant, il existe dans le résultat (Figure. IV.42.b), quelques faux positifs marqués avec cercle. En effet, pour améliorer les résultats de détection des micro-anévrismes, une classification supervisée est appliquée, cela permet de décider si le candidat s'agit d'un micro-anévrisme ou pas. En utilisant comme classifieur de k-plus proche voisins (KNN).

Comme les micro-anévrismes sont caractérisés par une forme sphérique et un fort contraste par rapport au fond de l'image, nous avons choisis les caractéristiques décrites comme suit :

1. La surface : $a = \sum_{j \in C} 1$ où C est l'ensemble des pixels candidats
2. Le périmètre
3. La circularité
4. Intensité (1) : $i_i = \sum_{i \in C} f_i$; avec f_i est le $i^{\text{ème}}$ pixel de l'image du canal vert
5. Intensité (2) : $i = \sum_{i \in C} s_i$; avec s_i est le $i^{\text{ème}}$ pixel de l'image améliorée
6. Intensité moyenne (1) : $m_i = i_i/a$
7. Intensité moyenne (2) : $m = i/a$
8. $I_i = \frac{1}{\sigma} (i_i - \bar{x})$
9. $I = \frac{1}{\sigma} i$
10. $M_i = \frac{1}{\sigma} (m_i - \bar{x})$
11. $M = \frac{1}{\sigma} m$

Avec \bar{x} et σ sont la moyenne et l'écart-type de l'image obtenue par une soustraction de l'image du canal vert et l'image corrigée.

Le calcul des paramètres ; 8,9 10 et 11 permet d'effectuer des mesures d'intensité plus cohérentes entre les images de qualité et contraste variable.

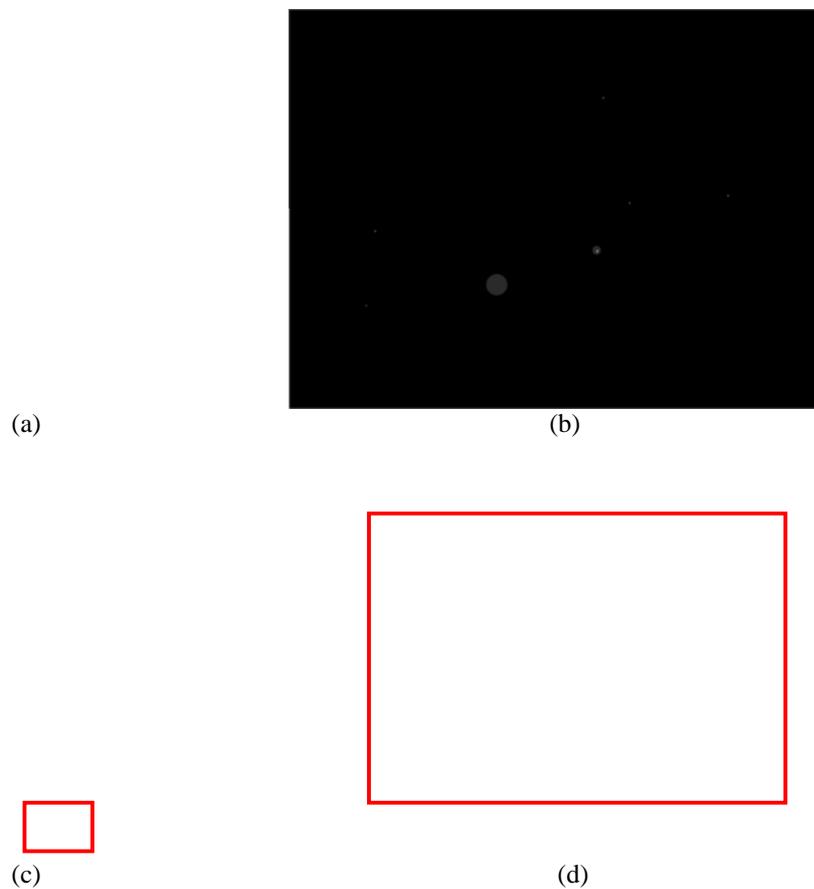
Après avoir déterminé à tous les candidats un vecteur de caractéristique, une classification supervisée est appliquée. Dans notre travail, nous avons appliqué le classifieur du k-plus proche voisin à cause de sa simplicité. Pour établir l'ensemble d'apprentissage, nous avons utilisé 30 images de la base de données DIARETDB1 contenant 103 micro-anévrismes. Ces images ont une différente variabilité en termes de présence de plusieurs lésions, de contraste et luminosité. Un ensemble de 40 images sont utilisées pour le test.

Le résultat final de détection des micro-anévrismes est montré dans la figure.IV.43

Figure. IV.43. Résultat final de détection des micro-anévrismes

II.2.3.Résultats et Evaluation de l'algorithme

L'algorithme proposé est testé sur différentes images de qualité variables, contenant plusieurs lésions telles que les hémorragies et les exsudats. Les résultats de détection des micro-anévrismes obtenus sur quelques images du test sont illustrés dans la figure. IV.44.



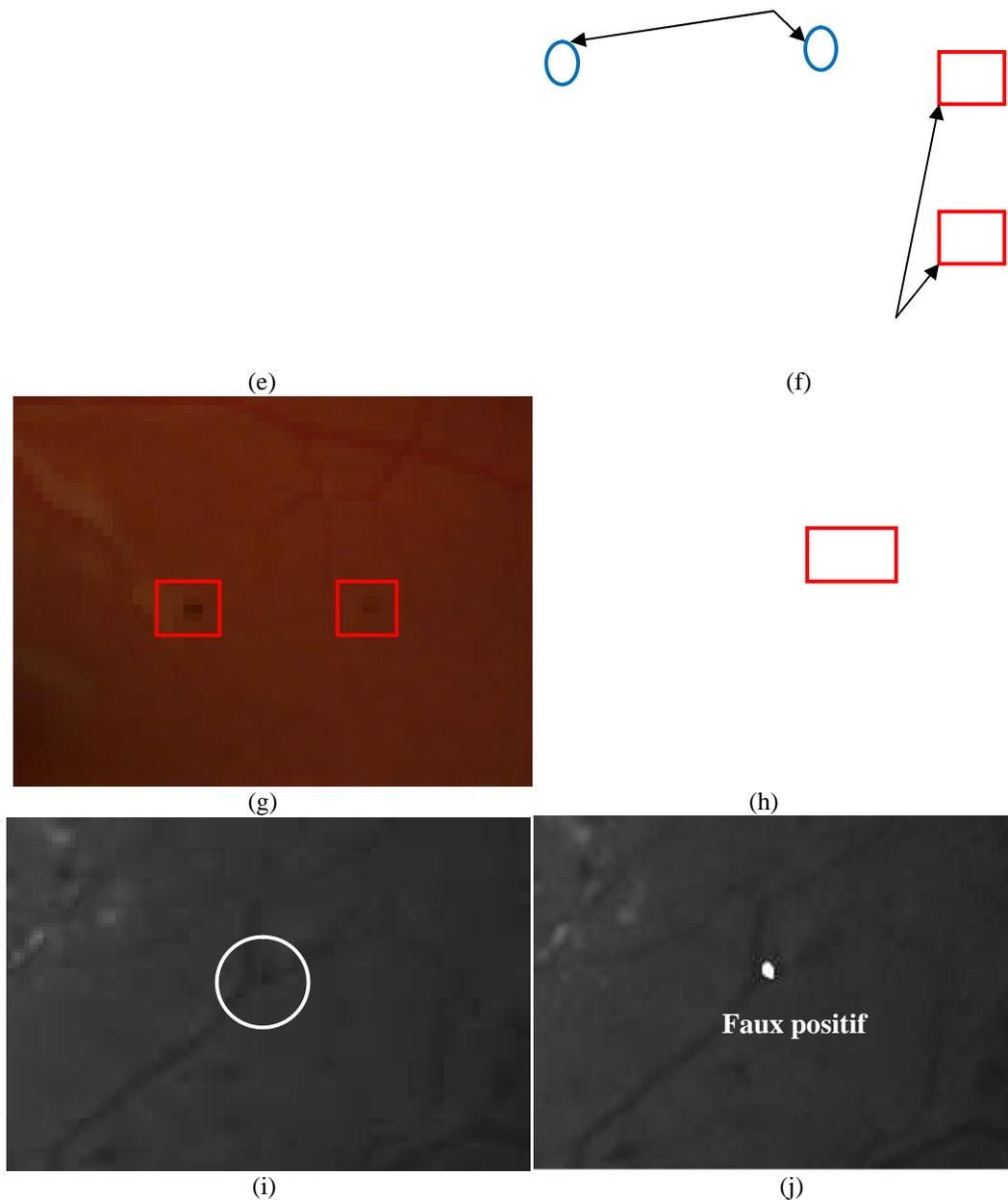


Figure. IV. 44.Exemples de détection des micro-anévrismes dans différentes qualités d'images ; (a)et (b) : Résultat de détection des micro-anévrismes par l'algorithme et par les ophtalmologues respectivement ; (c) : Résultat de détection des micro-anévrismes faiblement contrastés ; (d) : un zoom sur les micro-anévrismes avec un faible contraste ; (e) : résultat de détection dans une image sombre ;(f) : résultat de détection dans une image contenant des hémorragies ;(g) : présence du bruit du au système d'acquisition ; (h) : présente de deux faux positifs dans le résultat ; (i) et (j) :résultat d'une fausse détection.

Dans la figure. IV.44.(a), on constate que les micro-anévrismes ont été bien identifiés.Ils correspondent à la détection manuelle par les ophtalmologues (Figure. IV.44.b). Les résultats été très satisfaisants dans les images de bonne qualité. Dans le cas où les micro-anévrismes apparaissent avec un

faible contraste (Figure. IV.44.c et d) ou dans des images sombre (Figure. IV.44.e), les résultats été satisfaisants. En outre, dans le cas ou les images contenant de larges hémorragies, les résultats obtenus sont acceptables(Figure. IV.44.f). Néanmoins, il y a quelques micro-anévrismes situés à côté vaisseaux sanguins qui sont enlevés à tort lors de l'élimination du réseau vasculaire (Figure. IV.44.f), donc, ils ne sont pas identifiés. Dans le cas ou les régions des vaisseaux sanguins capillaires (branches fines) qui n'ont pas été identifiés comme étant des régions correspondant aux vaisseaux sanguins. Ils sont considérés comme des micro-anévrismes par l'algorithme (faux positifs). Un exemple de ce cas est montré dans la figure. IV.44. (i) et (j). La présence de bruit dû au système d'acquisition influe sur le résultat. Ce type de bruit persiste dans l'ensemble des images de la base DiaretDb1 (Figure. IV.44. (g) et (h)). Il introduit deux faux positifs dans le résultat. La faiblesse principale de la méthode découle du fait que l'algorithme dépend de la détection du réseau vasculaire. La précision de l'extraction des gros vaisseaux sanguins à partir des images était relativement élevée, alors qu'elle était faible pour les vaisseaux sanguins capillaires. En plus, l'algorithme est sensible au bruit causé par le système d'acquisition (Figure. IV.44.g et h).

L'algorithme atteint une sensibilité, spécificité, valeur prédictive et précision moyenne de 89.79%, 98.96%, 88.54% et 99.96% respectivement. Un moyen de 2.1 faux positifs est obtenu par image. Une comparaison des résultats obtenus par rapport aux d'autres algorithmes de l'état de l'art qui ont utilisé des approches hybridées est effectuée pour tester les performances de notre algorithme (Tableau. IV.5).

Auteur	Méthode	Sensibilité	Spécificité	PV	Précision
AkaraSopharak, et al (2012)[90]	Morphologie+classifieur bayésien	85.68 %	99.99 %	83.34 %	99.99 %
Dupas et al (2010) [91]	Chapeau haut de forme+ classifieur KNN	83.9%	72.7%	—	—
Notre approche	Ouverture ultime+ classifieur KNN	89.79%	98.96%	88.54 %	99.96 %

TABLEAU.IV.5. PERFORMANCE DE LA METHODE PROPOSEE PAR RAPPORT AUX AUTRES METHODES HYBRIDEES

Le tableau IV.5, montre que les résultats obtenus par notre algorithme sont plus que satisfaisants. Donc, on peut noter que l'utilisation de l'ouverture ultime et la classification ont prouvé leur efficacité dans la détection des micro-anévrismes. Cependant, pour mieux améliorer les résultats, c'est-à-dire diminué le maximum possible les faux positifs, l'ensemble d'images devrait être élargi. En outre, il faut intégrer d'autres techniques d'amélioration du contraste et élimination du bruit d'acquisition puisque le résultat de détection des micro-anévrismes dépend aussi de cette étape. A notre connaissance, il n'existe aucun algorithme capable d'évaluer de manière pertinente la qualité d'une image et d'intégrer cette information dans la détection des micro-anévrismes.

Conclusion

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

Ce chapitre a été divisé en deux sections :

La première section du chapitre était focalisée sur la détection des premiers signes de la RD et la DMLA. Il s'agit des exsudats et des druses respectivement. Elles sont considérées comme des lésions lumineuses à cause de leur fort contraste et luminosité par rapport aux structures du fond d'œil. Leurs nombres et leurs emplacements dans l'image couleur est un bon indicateur pour l'aggravation de la RD et la DMLA. Leur détection est alors essentielle pour le dépistage de ces maladies. C'est pour cela, nous avons proposé des algorithmes permettant la segmentation des exsudats et des druses.

- La détection des exsudats témoigne d'un œdème dans l'œil ce qui est l'un des complications graves de la RD. Une méthode hybridée qui combine la morphologie mathématique et la classification non supervisée a été proposée. La première étape de l'algorithme consiste à améliorer le contraste et la luminosité de l'image, sachant que les images couleur acquises par rétinographe sont souvent faiblement contrasté, bruité et avec une illumination non-uniforme. Pour cela la spécification d'histogramme, l'espace couleur l^*a^*b , une égalisation adaptative d'histogramme et filtre médian étaient appliqués. La deuxième étape, était l'utilisation d'un algorithme de classification non supervisé (FCM) pour regrouper les structures lumineuses et les séparer par rapport aux autres éléments du fond d'œil. Ensuite, une phase d'élimination du disque optique a été effectuée puisque ce dernier possède les mêmes caractéristiques que les exsudats. Finalement, des opérateurs morphologiques tels que l'opérateur de

kirsh et la reconstruction morphologique étaient utilisés pour éliminer les faux positifs et ne garder que les exsudats.

- L'algorithme de détection des druses développé été purement basé sur la morphologie mathématique. Une phase de prétraitement a été appliquée sur l'image couleur. Ensuite, une étape de recherche des régions candidates étaient établie. Sachant que les druses se situent à proximité de la macula, on s'est basé sur une segmentation de cette dernière et de la considérer comme un repère pour rechercher et sélectionner les régions candidates. Finalement une reconstruction morphologique était appliquée pour l'extraction des druses.

Les approches de détection des exsudats et des druses développées ont été testées sur un ensemble d'images des bases des données Méssidor et DiaretDb1. Les images avaient des qualités variables et avec différents types de lésions. L'évaluation des méthodes proposées était effectuée par une comparaison des résultats obtenus de segmentation des exsudats et des druses par rapport à une segmentation manuelle faite par des ophtalmologues expérimentés. La mesure de la sensibilité, la spécificité, la précision et la valeur prédictive étaient utilisées pour la mesure des performances de nos algorithmes.

L'algorithme de détection des exsudats a atteint une sensibilité moyenne de 97.50%, une valeur prédictive moyenne de 91.02 et une précision moyenne de 99.68%. Cependant, la méthode d'extraction des druses a atteint un taux moyen de sensibilité, spécificité, valeur prédictive et précision de 96,01%, 99,10%, 99,89% et 99,24% respectivement.

Pour expertiser les performances des techniques proposées, les résultats obtenus ont été comparés par rapport aux d'autres travaux de recherche.

Les résultats étaient satisfaisants et encourageants. Ils pourraient aider l'ophtalmologue pour améliorer la précision du diagnostic, ainsi dans le dépistage et le suivi de la RD avant le passage au stade des complications et afin de réduire la perte d'acuité visuelle chez les personnes diabétiques.

Dans la deuxième section, nous nous sommes intéressés à la détection des hémorragies et les micro-anévrismes, considérés comme des lésions sombres,

liées à la RD. Les micro-anévrismes ont une importance particulière, ils sont les premiers indices de la présence de la RD, c'est pour cela que la détection de ces derniers était notre intérêt. Alors, que la présence d'hémorragies dans les images couleur est un signe pour une ischémie dans la rétine qui est responsable de l'apparition des néo-vaisseaux et donc de l'autre source d'aggravation importante de la RD. Par conséquent la détection de ces deux lésions était nécessaire avant que la RD passe au stade de complication et qu'un traitement devient indispensable.

- La méthode de détection des hémorragies dans les images couleur que nous avons développé était basée sur les opérateurs morphologiques et la classification supervisée. Après, une étape de prétraitement ; un lissage été appliqué pour la détection des structures rouges dans l'image améliorée. Ensuite, les résultats de segmentation du réseau vasculaire et de la macula présentés dans le chapitre précédent ont été utilisés dont le but de les éliminer. Finalement, pour séparer les hémorragies par rapport aux non-hémorragies, une classification supervisée été effectuée. 16 caractéristiques ont été employées pour le classifieur. Deux classifieurs ont été testés: le Support vecteur machine (SVM) et le k-plus proche voisin.
- L'algorithme de détection des micro-anévrismes été basé sur l'application d'un opérateur de correction de l'illumination et d'augmentation de contraste, Puisque les micro-anévrismes sont très sensibles au bruit. Ensuite, une transformation chapeau haut de forme suivie d'un opérateur de supremum d'ouverture a été effectuée pour extraire les régions candidates et éliminer l'arbre vasculaire respectivement. Une opération d'ouverture ultime été employé pour la détection des micro-anévrismes. Finalement, pour éliminer les faux positifs, le classifieur KNN avec l'utilisation de 12 caractéristiques.

Les résultats de détection des lésions sombres étaient testés sur une série d'images de la base de données DiaretDb1. Dans la plus part des images, les résultats étaient satisfaisants. Il n'y avait pas une grande différence entre les résultats obtenus par les deux classifieurs pour la détection des

hémorragies. Les performances de l'approche hybridée de détection des lésions sombres étaient évaluées par le traçage de la courbe ROC. L'algorithme de détection des hémorragies a atteint une sensibilité moyenne de 93.90%, une spécificité moyenne de 95.69%, une valeur prédictive moyenne de 93,61 et une précision moyenne de 94,97%. Cependant, l'algorithme de détection des micro-anévrismes a atteint une sensibilité, spécificité, valeur prédictive et précision moyenne de 89.79%, 98.96%, 88.54% et 99.96% respectivement. Les performances de la méthode de détection de la lésion sombre peuvent être améliorées davantage en augmentant la quantité de données d'apprentissage pour la classification. Le problème principal dans la détection des micro-anévrismes est la présence de bruit et le faible de contraste. Une amélioration de la qualité d'images peut apporter un énorme progrès dans la performance de cet algorithme. Néanmoins, les algorithmes proposés ont obtenu de bonnes performances en les comparant par rapport aux autres méthodes existantes. Comme les méthodes de détection de lésions sombres proposées ont donné lieu à une haute sensibilité avec une précision raisonnable, un ophtalmologiste peut prendre son aide dans la détection des lésions sombres et dans le dépistage de masse de la rétinopathie diabétique.

Conclusion Générale et Perspectives

I. Conclusion

La rétinopathie diabétique (RD) et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) sont deux maladies chroniques de la rétine. La photo-coagulation par laser est aujourd'hui le traitement thérapeutique précoce principal utilisé pour ralentir la dégradation de la vision. Nous avons en effet observé que le nombre de patients atteints de ces deux pathologies augmente chaque année, par conséquent, le dépistage de la RD et la DMLA est actuellement un problème majeur.

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

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 ainsi que les différentes techniques d'acquisition ont été décrites.

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

En ce qui concerne le réseau vasculaire et la macula, nous avons proposé des approches basées sur la morphologie mathématique pour les segmenter ; alors que pour la détection du disque optique ; nous avons développé une méthode qui s'appuie sur le contour actif. Les algorithmes de segmentation de ces éléments ont été évalués par rapport aux travaux de recherche existants et par rapport à la vérité terrain.

Des nouvelles approches et opérateurs morphologiques ont été introduits pour la détection des exsudats, druses, micro-anévrismes et hémorragies. Plusieurs bases de données d'images ont été utilisées pour tester les algorithmes présentés. Grâce à une comparaison des performances obtenues avec celles présentées dans la littérature, nous avons pu montrer que nos résultats étaient satisfaisants pour tous les algorithmes que nous avons développés. Cependant et bien que les méthodes proposées fonctionnent correctement sur la majorité des images du fond d'œil, nous avons noté quelques difficultés comme par exemple:

- Les pathologies sont difficiles à détecter dans les images très faiblement contrastées.
- Les micro-anévrismes situés au niveau du réseau vasculaire n'ont pas été détectés.
- La fiabilité des résultats de détection des pathologies est liée étroitement aux résultats de segmentation des éléments principaux de la rétine.

La recherche présentée dans cette thèse a montré des résultats encourageants qui indiquent que le système d'analyse des images du fond d'œil proposé a réussi à extraire les structures anatomiques et différentes

pathologies. Comme le système d'analyse de l'image du fond d'œil détecte des anomalies avec une bonne sensibilité et une spécificité raisonnable, il peut être utilisé pour aider les ophtalmologistes dans le diagnostic afin de leur fournir une seconde opinion et peut également fonctionner comme un outil pour le dépistage de masse de la RD et la DMLA.

II. Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le prolongement de ces travaux de thèse.

- Le système présenté dans cette thèse peut également être étendu pour détecter d'autres maladies liées à la RD tels que les néo vaisseaux et les nodules cotonneux et d'autres pathologies qui affectent la rétine à savoir : le glaucome, la cataracte.

- 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 cette thèse.

- Un système de classification de la RD et la DMLA doit être mis en œuvre afin de faciliter aux ophtalmologues l'identification du stade de la RD et la DMLA.

- Comme les patients sont censés avoir un examen régulier de la rétine, il est important de développer une procédure de détection de changement progressif dans la rétine au fil du temps qui pourrait être intéressant pour le dépistage de la RD et la DMLA dans le long terme.

- Le dernier point qui nous paraît le plus intéressant consistera à réaliser la fusion d'images ; sachant qu'il existe des pathologies qui n'apparaissent pas sur le rétinographe alors qu'elles sont visibles par des examens d'OCT ; tels que le trou maculaire.

Références Bibliographiques

- [1] Sight Savers: *The structure of the human eye*. Accessed, August, 2006, from website:http://www.sightwavers.or.uk/html/eyeconditions/huma_eye_detailed.htm
- [2] My Eye World: Eye Structure and function. Referenced, August 2nd 2006, website: http://www.myeyeworld.com/files/eye_structure.htm
- [3] St. LukesEye.Com: Eye Anatomy. Accessed August 2nd 2006, from website: <http://www.stlukeseye.com/anatomy/Retina.asp>
- [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] R. Klein, B.E.K. Klein, and S.E. Moss.” *Visual impairment in diabetes*”. Ophthalmology, PP. 1-9, 1984.
- [6] A.K. Sjolie, J. Stephenson, S. Aldington, E. Kohner, H. Janka, L. Stevens, J. Fuller, ”*and the EURODIAB Complications Study Group. Retinopathy and vision loss in insulindependent diabetes in Europe*. Ophthalmology, 104 : PP. 252- 260, 1997.
- [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] The Diabetic Retinopathy Study Group.” *Photocoagulation treatment of proliferative diabetic retinopathy: the second report of diabetic retinopathy study findings*”. , Ophthalmology, 85 : 82-106, 1978.
- [9] Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Research Group. “*Photocoagulation for diabetic macular edema: Early treatment diabetic retinopathy study report no 4*”. Int Ophthalmol Clin, 27 : 265-272, 1987.
- [10] Z. M. da Silva Correa and R. E. Jr, “*Aspectos patológicos da retinopatia diabética*,”Revista de Oftalmologia de Sao Paulo, vol. 68, no. 3, pp. 410-414, 2005.
- [11] C. Wilkinson, F. Ferris, and R. Klein et al. “*Proposed international clinical diabetic retinopathy and diabetic macular edema disease severity scales*”. Ophthalmology, 110(9) :1677-1682, 2003.
- [12] Resnikoff, S., Pascolini,D., Etya’ale,D.,Kocur,I., Pararajesegaram,R., Pokharel,G.P., and Mariotti,S.P.”*Global data on visual impairment in the year 2002*.” Bulltin of the world Health Organization, 82:844-851(Cited in section 2.1.4.4), 2004.
- [13] Parmet, S. “*Age-related macular degeneration*”. JAMA, 288(18). (Cited in section 2.1.4.3.), 2001.

- [14] Itebeddine Ghorbel et al ; « *Segmentation des couches rétinienne dans des images OCT : méthode et évaluation quantitative* ». ; MajecSTIC, 2009.
- [15] Kristinsson, J. K., Hauksdottir, H., Stefansson, E., Jonasson, F., and Gislason, I. “*Active prevention in diabetic eye disease. Acta ophthalmologica Scandinavica* 75, 3 249–54, June 1997.
- [16] Savolainen, E., and Lee, Q. “ *Diabetic retinopathy - need and demand for photocoagulation and its cost-effectiveness: evaluation based services in the United Kingdom*. *Diabetologia* 23, 2 ; 138–140 ; August 1982.
- [17]. Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Research Group, “*Early Photocoagulation for Diabetic Retinopathy: ETDRS report 9*”, *Ophthalmology*, vol. 98, pp. 766–785, 1991.
- [18] G. Bresnick, D. Mukamel, J. Dickinson, and D. Cole, “*A Screening Approach to the Surveillance of Patients with Diabetes for the Presence of Vision-Threatening Retinopathy*”, *Ophthalmology*, vol. 107, no. 1, pp. 19–24, 2000.
- [19] Can, A., Shen, H., Turner, J., Tanenbaum, H., Roysam, B.,” *Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms*”. *IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed.* 3, 125-138, 1999.
- [20] Chutatape, O., Zheng, L., Krishnan, S.,. “*Retinal blood vessel detection and tracking by matched gaussian and kalman filters*”. In: *Proc. IEEE Int. Conf. Eng. Biol. Soc.* Vol. 20. pp. 3144- 3149, 1998
- [21] Liu, I., Sun, Y.,. “*Recursive tracking of vascular networks in angiograms based on the detection-deletion scheme*. *IEEE Trans. Med. Imag.* 12, 334- 341, 1993.
- [22] Tolia, Y., Panas, S., “*A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering*.”; *IEEE Trans. Med. Imag.* 17, 263-273, 1998.
- [23] Zhou, L., Rzeszotarski, M., Singerman, L., Chokre, J.,. “*The detection and quantification of retinopathy using digital angiograms*. *IEEE Trans. Med. Imag.* 13, 619-626, 1994.
- [24] Heneghan, C., Flynn, J., O'Keefe, M., Cahill, M.,.” *Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis*. “; *Med. Image Anal.* 6, 407-429, 2002.
- [25] Mendonça, A., Campilho, A.,. “*Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction*. *IEEE Trans. Med. Imag.* 25, 1200-1213, 2006.
- [26] Walter, T., Klein, J.,. “*Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques*”. In: *ISMDA '01: Proceedings of the Second International Symposium on Medical Data Analysis*. Springer-Verlag, London, UK, pp. 282-287, 2001.
- [27] Zana, F., Klein, J.,.” *Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation*”. *IEEE Trans. Image Processing* 10, 1010-1019, 2001.

- [28] Mohammed Al-Rawi, Munib Qutaishat, Mohammed Arrar; “An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images”., Journal of Computers in Biology and Medicine 37;262 – 267; 2007.
- [29] Yu Guang Zhang, Xin Yong Guo, Lei Hu, Qin He Dang, Di Chen, Dong Cui, Qing Jiao;” A Novel Approach for Blood Vessel Edge Detection in Retinal Images;”IEEE; 2009.
- [30] L. Espona, M.J. Carreira, M.G. Penedo, M. Ortega;” Retinal Vessel Tree Segmentation using a Deformable Contour Model”; IEEE; 978-1-4244-2175;2008 ;
- [31] S. H. M. Grass, V. Rasche, S. O, S. Haehnel, and K. Sartor, “An X-Ray-Based Method for the Determination of the Contrast Agent Propagation in 3-D Vessel Structures”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 21,pp. 251–262; 2002.
- [32] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, “Machine Vision”, McGraw-Hill, 1995.
- [33] J. F. OBrien and N. F. Ezquerria, “Automated Segmentation of Coronary Vessels in Angiographic Image Sequences Utilizing Temporal, Spatial Structural Constraints”, SPIE Conf. Visualization in Biomed. Computing, 1994.
- [34] Martinez-Perez, M., Hughes, A., Thom, S., Bharath, A., Parker, K.. “Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images.”; Med. Imag. Anal. 11, 47-61; 2007.
- [35] N. Armande, P. Montesinos, and O. Monga, “Thin Nets Extraction using a Multi-Scale Approach”, SCALE-SPACE □97: Proceedings of the First International Conference on Scale-Space Theory in Computer Vision, Springer-Verlag, pp.361–364; 1997.
- [36] A. Bhalerao and R. Wilson, “Estimating Local and Global Image Structure using a Gaussian Intensity Model”, Medical Image Understanding and Analysis, 2001.
- [37] M. P. Chwialkowski, H. L. Ibrahim, Y. M. Li, and R. Peshock, “A Method for Fully Automated Quantitative Analysis of Arterial Flow using Flow-Sensitized MR Images”, Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 20, pp. 365–378,1996.
- [38] Q. Huang and G. C. Stockman, “Generalized Tube Model: Recognizing 3D Elongated Objects from 2D Intensity Images”, Proc. of the IEEE Conf. on CVPR, pp. 104–109, 1993
- [39] P. E. Summers and A. H. Bhalerao, “Derivation of Pressure Gradients from Magnetic Resonance Angiography using Multi-Resolution Segmentation”, Proc. IEE Conf. Image Processing and its Applications, pp.404-408; 1995.
- [40] A. Sarwal and A. P. Dhawan, “3-D Reconstruction Of Coronary Arteries”, IEEE Conf. End. in Medicine and Bio., vol. 1, pp. 500–504; 1994.
- [41] L. Wang, A. Bhalerao and R. Wilson, “Analysis of Retinal Vasculature using a Multiresolution Hermite Model”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.26, pp. 137-152, 2007
- [42] Y. Zhang, W. Hsu Mong L. Lee “Segmentation of Retinal Vessels Using Nonlinear Projections”, IEEE International Conference on Image Processing, vol.5, pp.541-544;2007.

- [43] Niemeijer, M., Staal, J., van Ginneken, B., Loog, M., Abramo, M., “ *Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database*”. In: Fitzpatrick, J. M., Sonka, M. (Eds.), SPIE Medical Imaging. Vol. 5370. SPIE, SPIE, pp. 648-656. 2004.
- [44] Soares, J., Leandro, J., Cesar Jr., R., Jelinek, H., Cree, M., “ *Retinal vessel segmentation using the 2d Gabor wavelet and supervised classification*”. IEEE Trans. Med. Imag. 25, 1214-1222. 2006.
- [45] Ricci, E., Perfetti, R.,” *Retinal Blood Vessel Segmentation Using Line Operators and Support Vector Classification.*”, IEEE Transactions on Medical imaging vol. 26, pp. 1357-1365. 2007.
- [46] J. Staal, M Abramoff, M. Niemeijer, M. Viergever, and B. van Ginneken, “ *Ridge-Based Vessel Segmentation in Color Images of the Retina*” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23, pp.501–509. 2004.
- [47] C. Alonso-Montes, D. L. Vilarino and M. G. Penedo;” *CNN-based Automatic Retinal Vascular Tree Extraction*”; IEEE, pp 61-64; 2010.
- [48] A. Hoover and M. Goldbaum, “ *Locating The Optic Nerve in a Retinal Image using the Fuzzy Convergence of the Blood Vessels*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 22,pp.951- 958. 2003.
- [49] Foracchia, M., Grisan, E., Ruggeri, A.,” *Detection of optic disc in retinal images by means of a geometrical model of vessel structure*”. IEEE Trans. Med. Imag. 23, 1189-1195. 2004.
- [50] T. Walter, J. Klein, P. Massin and A. Erginary, “ *A Contribution of Image Processing to the Diagnosis of Diabetic Retinopathy, Detection of Exudates in Colour Fundus Images of the Human Retina*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 21, pp.1236-1243; 1998.
- [51] Li, H., Chutatape, O.,” *Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach*”. IEEE Trans. Biomed. Eng. 51 (2), 246-254. 2004
- [52] Youssif, A., Ghalwash, A. Z., Ghoneim, A. R.,” *Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter*”. IEEE Trans. Med. Imag. 27, 11-18; 2008.
- [53] Osareh, A., Mirmehdi, M., Thomas, B., Markham, R.,. “ *Comparison of color spaces for optic disc localisation in retinal images*. In: 16th Int. Conf. Pattern Recognition. pp. 743-746; 2002.
- [54] Lowell, J., Hunter, A., Steel, D., Basu, A., Ryder, R., Fletcher, E., Kennedy, L., “ *Optic nerve head segmentation*”. IEEE Trans. Med. Imag. 23, 256-264. 2004.
- [55] Wong, D. K., Liu, J., Lim, J., Jia, X., Yin, F., Li, H., Wong, T.,” *Level-set based automatic cup-to-disc ratio determination using retinal fundus images in argali*. In: 30th Annual International IEEE EMBS Conference. pp. 2266- 2269. 2008.
- [56] Gagnon, L., Lalonde, M., Beaulieu, M., Boucher, M.-C.,” *Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images*”; In: Proc. SPIE Med. Imaging: Image Processing. vol. 4322. pp. 1218-1225; 2001.

- [57] Li, H., Chutatape, O.,” *Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach*. IEEE Trans. Biomed. Eng. 51 (2), 246-254. 2004.
- [58] Tobin, K., Chaum, E., Govindasamy, V., Karnowski, T.,” *Detection of anatomic structures in human retinal imagery*. IEEE Trans. Med. Imag. 26 (12), 1729- 1739. 2007.
- [59] Niemeijer, M., Abràmó_, M., van Ginneken, B.,” *Segmentation of the optic disc, macula and vascular arch in fundus photographs*”. IEEE Transactions on Medical Imaging 26, 116- 127. 2007.
- [60] Maryam. M., Anam. U ; M. Usman Akram; “*Automated System for Macula Detection in Digital Retinal Images.*”
- [61] Soumitra Samanta, Sanjoy Kumar Saha and Bhabatosh Chanda ; “*A Simple and Fast Algorithm to Detect the Fovea Region in Fundus Retinal Image*”; Second International Conference on Emerging Applications of Information Technology; 2011
- [62] Akara Sopharaka, Bunyarit Uyyanonvaraa, Sarah Barman, Thomas H. Williamson; “*Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods*”; Computerized Medical Imaging and Graphics , vol 32;PP: 720–727; 2008.
- [63] Akara Sopharak, Matthew N. Dailey,Bunyarit Uyyanonvara;” *Machine learning approach to automatic exudate detection in retinal images from diabetic patients*”; Journal of Modern Optics, 57(2):124-135”
- [64] 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
- [65] Sanchez CI, Garcia M, Mayo A, Lopez M, Hornero R, “ *Retinal image analysis based on mixture models to detect hard exudates*”, Med Image Anal 13:650_658, 2009.
- [66] 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.
- [67] B. Ege, O. Larsen and O. Hejlesen, “*Detection of Abnormalities in Retinal Images Using Digital Image Analysis*”, Proc. of the 11th Scandinavian Conference on Image Processing, pp. 833-840; 1999.
- [68] H. Wang, W. Hsu, K. Goh and M. Lee, “*An Effective Approach to Detect Lesions in Colour Retinal Images*”, Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, pp. 181-187.
- [69] G. Gardner, D. Keating, T. Williamson and A. Elliott, “*Automatic Detection of Diabetic Retinopathy using an Artificial Neural Network: A Screening Tool*”, British Journal of Ophthalmology, vol. 80, pp. 940-944, 1996.
- [70] A. Hunter, J. Lowell, J. Owens and L. Kennedy, “*Quantification of Diabetic Retinopathy using Neural Networks and Sensitivity Analysis*”, Proc. of Artificial Neural Networks in Medicine and Biology, pp. 81-86, 2000.

- [71] C. Sinthanayothin, “*Image Analysis for Automatic Diagnosis of Diabetic Retinopathy*”, PhD Thesis. King's College of London. 1999.
- [72] A. Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas and R. Markham, “*Automatic Identification of Diabetic Retinal Exudates in Digital Colour Images*”. British Journal of Ophthalmology, vol. 87pp. 1220-1223, 2003.
- [73] Zhang Xiaohui, Opas Chutatape “*Detection and Classification of Bright Lesions in Color Fundus Images*” Proc. International Conference on Image Processing (ICIP), vol.1, pp.139-142, 2004.
- [74] H.Li, O.Chutatape, “*Automated Feature Extraction in Color Retinal Images by a Model Based Approach*”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 51, pp.246-254, 2004.
- [75] Sanchez CI, Niemeijer M, Schulten MSAS, Abramo M, van Ginneken B, “*Improving hard exudates detection in retinal images through a combination of local and contextual information*”, IEEE Int Symp on Biomedical Imaging, pp. 5-8, 2010.
- [76] 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).
- [77] 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.
- [78] Yun W. L., Rajendra A., Venkatesh Y. V., Chee C., Min L., And Ng E. Y. K., “*Identification Of Diferent Stages Of Diabetic Retinopathy Using Retinal Optical Images*”, Intl. Journal On Information Sciences, Vol. 178, Pp 106-121, 2008.
- [79] Welfer D, Scharcanski J, And Marinho D. R, “ *A Coarse-To-Fine Strategy For Automatically Detecting Exudates In Color Eye Fundus Images*”, Computerized Medical Imaging And Graphics, Vol. 34, No. 3, Pp 228-235, 2010.
- [80] Garcia M, Sanchez C. I, Lopez M. I, And Daniel Abasolo R. H,”*Neural Network Based Detection Of Hard Exudates In Retinal Images*”; Computer Methods And Programs In Biomedicine, Vol. 93, Pp 9-19, 2009.
- [81] Fleming A. D, Philip S, Goatman K. A, Williams G. J, Olson J. A, And Sharp P. F, Automated Detection Of Exudates For Diabetic Retinopathy Screening, *Physics In Medicine And Biology*, Vol. 52, No. 24, Pp 7385-7396, 2007.
- [82] Dupas B., Walter T., Erginay A., Ordonez R., Deb-Joardar N., Gain P., Klein J.C., And Massin P., “*Evaluation Of Automated Fundus Photograph Analysis Algorithms For Detecting Microaneurysms, Hemorrhages And Exudates, And Of A Computer-Assisted Diagnostic System For Grading Diabetic Retinopathy*”, Diabets & Metabolism, Vol. 36, Pp 213- 220, 2010.
- [83] 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,

- [84] Thomas walter ; « *Application de la morphologie mathématique au diagnostique de la rétinopathie diabétique a partir d'images couleur* » ; thèse de doctorat, Ecole nationale supérieur des mines de paris ; 2003.
- [85] Hipwell JH, Strachan F, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. “*Automated detection of microaneurysms in digital red-free photographs: a diabetic retinopathy screening tool*”. Diab Med; vol 17;PP.588–94; 2000.
- [86] Niemeijer, M., van Ginneken, B., Staal, J., Suttorp-Schulten, M. S. A., and Abramoff, M. D. “*Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs*”. IEEE Transactions on Medical Imaging vol 24, no 5 , PP.584 – 592. May 2005.
- [87] Sinthanayothin C, Boyce JF, Williamson TH, Cook HL, Mensah E, Lal S, et al. “*Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus images.*” Diabet Med;vol 19,PP.105–12; 2002.
- [88] Istvan Lazar, Andras Hajdu ; « *Microaneurysm Detection In Retinal Images Using A Rotatingcross-Section Based Model*”; IEEE, PP.1405-1409; 2011.
- [89] Bob Zhang , Kakhri Karray, Lei Zhang , Jane You,” *Microaneurysm (MA) Detection via Sparse Representation Classifier with MA and Non-MA Dictionary Learning*”; International Conference on Pattern Recognition (IEEE); 2010.
- [90] 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.
- [91] 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.
- [92] 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.
- [93] 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 .
- [94] Saiprasad Ravishankar, Arpit Jain, Anurag Mittal, « *Automated Feature Extraction for Early Detection of Diabetic Retinopathy in Fundus Images* », IEEE, 2009.
- [95] Yuji Hatanaka, Toshiaki Nakagawa, Yoshinori Hayashi, Yutaka Mizukusa, Akihiro Fujita, » *CAD scheme to detect hemorrhages and exudates in ocular fundus images* » Medical Imaging, Vol. 6514, 65142M, 2007.
- [96] María García,” *Automatic Detection of Red Lesions in Retinal Images Using a Multilayer Perceptron Neural Network*”; 30th Annual International IEEE EMBS Conference, 2008.

- [97] M. Batterbury, B. Bowling, *Ophthalmologie*, Ed. Elsevier, 2005
- [98] H. Saraux, C. Lemasson, H. Offret, and G. Renard. « *Anatomie et Histologie de l'Œil* », Ed. Masson, second édition, 1982.
- [99] T. Scholte, M. Grüb, J. Mielke, M. Rohrbach, « *Atlas de poche d'Ophthalmologie* », Ed.Médecine-Sciences Flammarion, 2006
- [100] P. Williams et al., “*Gray’s anatomy*”, Churchill livingstone Edinburgh, 1989.
- [101] M. D. Abramoff, M. K. Garvin, M. Sonka, “*Retinal imaging and image analysis*”. *IEEE, Reviews in Biomedical Engineering*, 3:169–208, 2010
- [102] D.Jayanthi, N.Devi , S.Swarna Parvathi ;” *Automatic diagnosis of retinal diseases from color retinal images*” ; (IJCSIS) International Journal of Computer Science and Information Security, Vol. 7, No. 1, 2010
- [103] Ziyang Liang, Damon W.K. Wong, Jiang Liu, Kap Luk Chan, Tien Yin Wong; “*Towards automatic detection of age-related macular degeneration in retinal fundus images*”, 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS; 2010.
- [104] Arturo Aquino Martín ; Fundus Digital Image Processing: “*Automated Segmentation of the Main Retinal Anatomical Structures*”; these de doctorat; Universidad De Huelva; février 2011.
- [105] J. J. Kanski, “*Clinical Ophthalmology: A systematic approach*”, Butterworth-Heinemann, London, 1989.
- [106] Larsen, M., Godt, J., Larsen, N., Lund-Andersen, H., Sjølie, A., Agardh, E., Kalm, H., Grunkin, M., Owens, D.,”*Automated detection of fundus photographic red lesions in diabetic retinopathy*”. *Investigat. Opht. Vis. Sci.* 44 (2), 761-766, 2003
- [107] Matsopoulos, G., Asvestas, P., Mouravliansky, N., Delibasis, K.,. « *Multimodal registration of retinal images using self organizing maps.*”; *IEEE Trans. Med. Imag.* 23, 1557- 1563, 2004.
- [108] Zana, F., Klein, J.,. “*A multimodal registration algorithm of eye fundus images using vessels detection and Hough transform*”. *IEEE Trans. Med. Imag.* 18, 419-428, 1999
- [109] A.BESSAID, A.FEROUI and M.MESSADI, “*Detection of Blood Vessels from Retinal Images Using Watershed Transformation*”, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 9, No. 4, 2009, 633-642.
- [110] Collins S.H., » *Terrain Parameters Directly From a Digital Terrain Model.* », *The canadian Surveyor*, 29, N°5, 507-518, 1975.
- [111] Puecker T.H., Douglas D.H. », *Detection Of Surface- Specific points By local Parallel processing Of Discrete terrain Elevation data.* », *Computer Graphics and Image Processing*, 4, 375-387, 1975.
- [112] L. Vincent. » *Algorithmes Morphologiques à Base de Files D’attente et de Lacets. Extension aux graphes.* », Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris, Mai 1990.

- [113] Messadi M, Bessaid A, Taleb-Ahmed A, » *Segmentation of dermatoscopic images used for computer-aided diagnosis of melanoma*”, JMMB Journal, 2009.
- [114] Khalifa Nawres, Malek Amel, Hamrouni Kamel;” *Segmentation d’images par contours actifs : Application à la détection du ventricule gauche dans les images de scintigraphie cardiaque* » ; 3rd International Conférence: Sciences of Electronique, Technologies of Information and Télécommunications ; SETIT 2005 ; Tunisia
- [115] A.Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas, and R. Markham, “*Comparison of Colour Spaces for Optic Disc Localization in Retinal Images*”, IEEE 16th International Conference on Pattern Recognition, vol. 1, pp. 743-746, 2002.
- [116] Kittipol Wisaeng ; Nualsawat Hiransakolwong ; Ekkarat Pothiruk;” *Automatic Optic Disc Detection from Low Contrast Retinal Images*”; Applied Mathematical Sciences, Vol. 6, no. 103, PP.5127 – 5136, 2012.
- [117] Balint Antal and Andras Hajdu; “*A Stochastic Approach to Improve Macula Detection in Retinal Images*”; Acta Cybernetica ;vol 20,PP. 5-15; 2011.
- [118] S. Sekhar, W. Al-Nuaimy and A. K. Nandi, “*Automated Localization Of Optical Disk And Fovea In Retinal Fundus Images*”, 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2008), Lausanne, Switzerland, pp.17-22, August 25-29, 2008
- [119] J. Singh, J. Sivaswamy, “*Fundus Fovea Localization Based on Image Relative Subtraction-IReS Approach*”, in National conference on communications (NCC), Mumbai, 2008.
- [120] J. Kinyoun, F. Barton, M. Fisher, L. Hubbard, L. Aiello, and F. Ferris, “*Detection of diabetic macular edema*”. *Ophthalmoscopy versus photography—Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Report Number 5. The ETDRS Research Group.*” Ophthalmology, vol. 96, pp. 746–750, 1989.
- [121] Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Research Group, “*Early Photocoagulation for Diabetic Retinopathy: ETDRS report 9*,” Ophthalmology, vol. 98, pp. 766–785, 1991.
- [122] G. Bresnick, D. Mukamel, J. Dickinson, and D. Cole, “*A screening approach to the surveillance of patients with diabetes for the presence of vision-threatening retinopathy*,” Ophthalmology, vol. 107, no. 1, pp. 19–24, 2000.
- [123] Etdrsreport Number 10,“*Grading diabetic retinopathy from stereoscopic color fundus photographs — an extension of the modified Airlie house classification,* ” Ophthalmology, 98, pp.786–806, 1991.
- [124] MD. Davis, SB. Bressler, LP. Aiello, NM. Bressler, DJ. Browning, CJ. Flaxel,“*Comparison of time-domain and fundus photographic assessments of retinal thickening in eyes with diabetic macular edema* ”; Invest Ophthalmol Vis Sci, 49, 1745–52, 2008.
- [125] M. Niemeijer ,B. Ginneken, J. Stall, Suttorp-Schulten M, M. Abrámoff ,“*Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs,* ”IEEE Trans. Med. Imag., vol. 24, no. 5, pp. 584-592, 2005.

- [126] Sinthanayothin C, Boyce JF, Cook HL, Williamson TH, "Automated localization of the optic disc, fovea, retinal blood vessels from digital colour fundus images", *Br J Ophthalmology*, 83, pp. 902–10, 1999.
- [127] Sanchez CI, Hornero R, Lopez MI, "Retinal image analysis to detect and quantify lesions associated with diabetic retinopathy", In: Proceedings of the International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society IEEE, pp. 1624–7, 2004.
- [128] A. FEROU, M. MESSADI, I. HADJIDJ and A. BESSAID, "New Segmentation Methodology For Exudate Detection In Color Fundus Images"; *Journal of Mechanics in Medicine and Biology* Vol. 13, No. 1 (2013) 1350014 (14 pages).
- [129] A.FEROU, M.MESSADI and A.BESSAID; "Improvement of the Hard Exudates Detection Method Used For Computer- Aided Diagnosis of Diabetic Retinopathy"; *I.J. Image, Graphics and Signal Processing*, 2012, 4, 19-27.
- [130] A.FEROU, A. BESSAID and M. MESSADI; *Aid to Diagnosis Of The Retinal Pathology: Hard Exudates Detection*; International Conference On Embedded Systems in Telecommunications And Instrumentation (Icesti'12) November 5 – 7, 2012, Annaba, Algeria.
- [131] Akara S, Bunyarit U, Sarah B, Thomas HW, "Automatic exudates detection from non dilated diabetic retinopathy retinal images using fuzzy c-means clustering", *Sensors*; vol 9;pp.2148-2161, 2009.
- [132] Sopharak A, Uyyanonvara B, Barman S, "Automatic exudates detection for diabetic retinopathy screening", *Scienceasia* vol 35,pp.80-88, 2009.
- [133] Dupas B, Walter T, Erginay A, Ordonez R, Deb-Joardar N, Gain P, Klein JC, Massin P, "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 Metab*; vol 36;pp.213-220, 2010.
- [134] E. Peli and M. Lahav. "Drusen measurement from fundus photographs using computer image analysis". *Ophthalmology*, 93(12) :1575–1580, December 1986.
- [135] S.Y. Shen, T.Y. Wong, P.J. Foster, J.L. Loo, M. Rosman, S.C. Loon, W.L. Wong, S.M. Saw, T. Aung, *The prevalence and types of glaucoma in malay people: the Singapore Malay eye study*, *Invest. Ophth. Vis. Sci.*, vol. 49, 3846-51, 2008
- [136] Amel FEROU, Mahammed MESSADI, Ismahen HADJIDJ and Abdelhafid BESSAID; "Computer algorithm for detection hemorrhages (HEs) in color retinal images"; International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'13); 18-20 November Guelma, Algeria
- [137] Köse C, Şevik U, İkibaş C, Erdöl H, "Simple methods for segmentation and measurement of diabetic retinopathy lesions in retinal fundus images," *Computer Methods Programs Biomed.*, vol. 107(2), pp. 274-293, August 2012.
- [138] 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 .

- [139] Esmaeili M, Rabbani H, Dehnavi AM, Dehghani A, “*A new curvelet transform based method for extraction of red lesions in digital color retinal images,*” in Proc. IEEE 17th Int. Conf. Image Processing, Hong Kong, pp. 4093-4096, September 2010.
- [140] Acharya UR, Lim CM, Ng EYK Chee C, Tamura T, “*Computer-based detection of diabetes retinopathy stages using digital fundus images,*” in Proc. Inst. Mech. Eng., pp. 545-553, July 2009.
- [141] Nutnaree Kleawsirikul, Smith Gulati, and Bunyarit Uyyanonvara; « *Automated Retinal Hemorrhage Detection Using Morphological Top Hat and Rule-based Classification*”;3rd International Conference on Intelligent Computational Systems (ICICS'2013) April 29-30, 2013 Singapore
- [142] Jean Serra., » Chapitre III, Cours de Morphologie mathématique, Centre de Morphologie mathématique, Ecole des mines de paris, 2000.
- [143] Jonathan Fabrizio and Beatriz Marcotegui1, “*Fast Implementation of the Ultimate Opening*” ; M.H.F. Wilkinson and J.B.T.M. Roerdink (Eds.): ISMM 2009, LNCS 5720, pp. 272–281, 2009. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009.