



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : NAMANE Mohammed Abdelfattah et LAID Houd

EXTRACTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES PAR DES METHODES DE CLASSIFICATIONS

Soutenu le 25 juin 2014 devant le Jury

Mr.	HADJ SLIMANE. Z	MCB	Université de Tlemcen	Président
Melle	FEROUI. A	MAA	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr.	DIB. N	MAA	Université de Tlemcen	Examineur
Mr.	BETAOUAF. H	MAA	Université d'Oran	Examineur

Année universitaire 2013-2014

Remerciement

**Au nom d'Allah le Très Miséricordieux, le Tout Miséricordieux,
à qui on doit tout,**

On saisit cette occasion pour exprimer notre gratitude et nos vifs remerciements à notre éminemment encadreur, Mademoiselle **FEROUI Amel**, Maître Assistante à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen pour la confiance qu'elle nous a accordé, chose qui nous a incité à multiplier nos efforts pour être à la hauteur de leur attente. Veuillez, Mademoiselle, trouver dans ce travail une reconnaissance sincère pour tout le savoir que vous nous aviez prodigué tout au long de notre cursus avec autant de dynamisme, de compétence et de rigueur. Pour la qualité de votre encadrement, ta rigueur ton incroyable disponibilité, tes remarques fructueuses et tes directives précieuses.

On remercie également Monsieur **Hadj Slimane.Z**, Maître de conférences à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, qui a accepté de juger ce travail et d'avoir accepté de présider le jury de ce projet de fin d'étude.

Nos respectueux remerciements à Monsieur **Dib.N**, Maître Assistant à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, qui a accepté d'examiner ce travail.

Nos respectueux remerciements à Monsieur **Betaouaf.H**, Maître Assistant à l'Université Mohammed Boudiaf d'Oran, qui a accepté d'examiner ce travail.

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

Et en fin on remercie tous ceux qui nous aider a élaboré ce travail soit de près ou de loin.

Dédicace

*A nos pères,
Les plus impressionnants et les plus attentionnés des pères...*

*A nos mères,
Les plus exquises et les plus ingénieuses des mères...*

A nos bienveillants frères et sœurs...

*Nous tenons à exprimer toute notre
reconnaissance à tous nos amis ...*

Namane Med Abdelfattah et Laid Houd

Table des matières

Remerciement	
Dédicace	
Table des matières	
Table des figures	
Table des tableaux	
Introduction générale	i

Chapitre I : LE CONTEXTE MEDICAL

Introduction	2
I. L'œil	2
II. Anatomie de l'œil	2
II.1. L'anatomie du globe oculaire	3
III. Les Anomalies du Fond d'Œil	6
III.1. La rétinopathie diabétique (RD)	6
III.1.1. Les symptômes	7
III.1.2. Diagnostic	10
III.1.2.1. Circonstances de découverte	10
III.1.2.2. Diagnostic de la rétinopathie diabétique	10
III.1.3. Classification de la rétinopathie diabétique :	10
III.1.3.1. Rétinopathie diabétique non proliférante	10
III.1.3.2. Rétinopathie diabétique proliférante	11
III.1.4. Le traitement de la rétinopathie diabétique	11
III.2. La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA)	11
III.2.1. Facteurs de risque	12
III.2.2. Diagnostic	12
III.3. Occlusions vasculaire rétinienne	13
III.3.1. Occlusion veineuse rétinienne	13
III.3.2. Occlusion artérielle rétinienne	13
IV. Les systèmes d'acquisition des images rétinienne	14
IV.1. Angiographie à la fluorescéine	14
IV.2. Rétinographe	15
IV.3. Tomographie à Cohérence Optique (OCT)	16
IV.4. Laser de photocoagulation	16
Conclusion	17

Chapitre II : OUTILS DE TRAITEMENT D'IMAGE RETINIENNE

Introduction	19
I. Amélioration d'image	19
I.1. Transformation de l'image couleur en niveau de gris	20
I.2. Les espaces couleurs	20
I.3. Egalisation d'histogramme	23
I.4. Expansion de dynamique	23
I.5. Application des fonctions mathématiques	24
II. Le filtrage d'images	25
II.1. Filtres linéaires	25
II.1.1. Le produit de convolution	25
II.1.2. Les masques de convolutions	25
II.2. Filtres non linéaires	26
III. Morphologie mathématique	26
III.1. L'élément structurant	27
III.2. L'érosion et la dilatation	27
III.3. L'ouverture et la fermeture	29
III.4. Supremum d'ouverture	31
III.5. Le gradient morphologique	31
III.6. Chapeau haut de forme (top hat)	32
III.7. Reconstruction morphologique	32
III.8. La ligne de partage des eaux	32
IV. La segmentation	33
IV.1. Techniques de segmentation	34
V. La classification	35
V.1. Chaîne de classification des données	35
V.2. Réalisation de la classification	36
V.2.1. Phase d'apprentissage	36
V.2.2. Phase de test	36
V.3. Méthodes d'apprentissage non-supervisé	36
V.4. Méthodes d'apprentissage supervisé	37
V.4.1. K plus proches voisins (KNN)	38
V.4.2. Machines à vecteurs support (SVM)	39
Conclusion	41

Chapitre III : DETECTION DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE

Introduction	43
I. Description de la base de données	43
I.1. Base d'image DiaretDb1	43
II. Détection des Exsudats	44
II.1. Algorithme de détection des exsudats	45

II.1.1. Segmentation du disque optique	45
II.1.1.1. Le prétraitement de l'image couleur	46
II.1.1.2. Elimination du réseau Vasculaire	46
II.1.1.3. Opération de seuillage	46
II.1.2. Extraction des Exsudats	47
II.1.2.1. Amélioration de l'image	47
II.1.2.2. Détection des régions claires	47
II.1.3. Elimination du disque optique	48
II.1.4. Extraction des pixels exsudatives	49
II.2. Résultats et discussion	50
III. Détection des hémorragies	53
III.1. Algorithme de détection des hémorragies	53
III.1.1. Prétraitement	54
III.1.2. Détection de la région sombre	55
III.1.3. Segmentation de la macula	55
III.1.3.1. Prétraitement	56
III.1.3.2. Détection de la région maculaire	56
III.1.3.3. Extraction de la macula par la LPE	57
III.1.3.4. Résultat d'élimination de la macula	58
III.1.4. Segmentation de réseau vasculaire	59
III.1.4.1. Prétraitement	59
III.1.4.1.1. Augmentation du contraste	59
III.1.4.1.2. Filtrage	60
III.1.4.2. Extraction du réseau vasculaire	60
III.1.4.3. Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire	61
III.1.4.4. Elimination du réseau vasculaire	62
III.1.5. Sélection des caractéristiques	63
III.1.6. Classification des hémorragies ou non hémorragies	65
III.2. Résultats et Discussion	65
IV. Détection des micro-anévrismes	68
IV.1. Algorithme de détection des micro-anévrismes	69
IV.1.1. Amélioration d'image	69
IV.1.2. Extraction des régions rouges	69
IV.1.3. Elimination du réseau vasculaire	70
IV.1.4. Détection des micro-anévrismes	70
IV.2. Résultats et Discussion	72
Conclusion	75
Conclusion générale	66
Bibliographie	72

Liste des figures

Chapitre I : LE CONTEXTE MEDICAL

Figure I.1	: Anatomie du fond d'œil	3
Figure I.2	: Les couches du fond d'œil	5
Figure I.3	: Image couleur de la rétine	5
Figure I.4	: Rétinopathie diabétique	7
Figure I.5	: Micro anévrismes rétinien	8
Figure I.6	: Nodules cotonneux	8
Figure I.7	: Hémorragies intra-rétiniennes	9
Figure I.8	: Anomalies micro-vasculaires intra-rétiniennes	9
Figure I.9	: Exsudats profonds	10
Figure I.10	: DMLA exsudative	12
Figure I.11	: Occlusion veineuse rétinienne	13
Figure I.12	: Occlusion artérielle rétinienne	14
Figure I.13	: Angiographie à la fluorescéine de la rétine	15
Figure I.14	: Rétinographe	15
Figure I.15	: Tomographie à Cohérence Optique (OCT)	16
Figure I.16	: Laser de photo-coagulation	17

Chapitre II : OUTILS DE TRAITEMENT D'IMAGE RETINIENNE

Figure II.1	: La transformation d'une image couleur en une image en niveau de gris	20
Figure II.2	: Représentation de l'image couleur en espace RVB	21
Figure II.3	: Représentation du modèle HSV(TSL)	22
Figure II.4	: Représentation du modèle L.a.b.	22
Figure II.5	: Egalisation de l'histogramme	23
Figure II.6	: Expansion de la dynamique	23
Figure II.7	: Fonction logarithmique	24
Figure II.8	: Fonction exponentielle	24
Figure II.9	: Élément structurant	27
Figure II.10	: Dilatation de X par un disque B	28
Figure II.11	: Effet de l'érosion	28
Figure II.12	: L'érosion de X par un disque B	29
Figure II.13	: Effet de l'érosion	29
Figure II.14	: Effet de l'ouverture sur l'image rétinienne	30
Figure II.15	: Effet de la fermeture sur l'image rétinienne	31
Figure II.16	: Le supremum d'ouvertures	31
Figure II.17	: Extraction de particules présélectionnées dans une image	32
Figure II.18	: Minima régionaux, bassin versant, LPE	33
Figure II.19	: Principe de la segmentation par division des régions	34

Figure II.20	: Chaîne de classification des données	35
Figure II.21	: Exemple de classification avec les KNN	38
Figure II.22	: L'hyperplan et vecteur de support.....	39
Figure II.23	: Hyperplan de séparation optimal avec marge souple dans un cas linéairement séparable	40
Figure II.24	: SVM Séparable	41

Chapitre III : DETECTION DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE

Figure III.1	: Exemples d'images de la base de donnéesDIARETDB1	44
Figure III.2	: Représentation d'exsudats dans une image couleur	45
Figure III.3	: Résultat de la segmentation de la papille dans l'image couleur	46
Figure III.4	: Amélioration et augmentation de contraste de l'image originale	47
Figure III.5	: Représentation de résultats de K-means	48
Figure III.6	: Elimination de disque optique	49
Figure III.7	: Résultat de la détection des exsudats par reconstruction	50
Figure III.8	: Résultat final de détection des exsudats.....	52
Figure III.9	: Organigramme proposé de détection des hémorragies	54
Figure III.10	: Prétraitement de l'image originale	54
Figure III.11	: Détection des régions candidat rouge	55
Figure III.12	: Résultat de prétraitement	56
Figure III.13	: Résultat de la détection de la région maculaire	57
Figure III.14	: Résultat de segmentation de la macula	58
Figure III.15	: Segmentation et élimination de la macula	58
Figure III.16	: Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB	59
Figure III.17	: Le filtrage de l'image améliorée	60
Figure III.18	: Résultat de chapeau haut forme.....	61
Figure III.19	: Résultat de segmentation du réseau vasculaire	62
Figure III.20	: Segmentation et élimination du réseau vasculaire	63
Figure III.21	: Elimination des micro-anévrismes.....	63
Figure III.22	: Résultat final de la détection des hémorragies	65
Figure III.23	: Résultat de détection des hémorragies par classification.....	66
Figure III.24	: Exemple du micro-anévrisme dans une image couleur de la rétine	68
Figure III.25	: Organigramme de détection des micro-anévrismes	69
Figure III.26	: Extraction des régions rouges	70
Figure III.27	: Extraction et élimination du réseau vasculaire	70
Figure III.28	: Opération de seuillage des micro-anévrismes.....	71
Figure III.29	: Résultat final de détection des micro-anévrismes.....	72
Figure III.30	: Exemples de détection des micro-anévrismes	74

Liste des tableaux

Chapitre II : OUTILS DE TRAITEMENT D'IMAGE RETINIENNE

Tableau.II.1 : Filtres non linéaires	26
---	-----------

Chapitre III : DETECTION DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE

Tableau.III.1 : <i>Mesures de performance obtenue par le classifieur SVM</i>	67
Tableau.III.2 : <i>Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes hybridées</i> .	75

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

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 du diagnostic et le traitement des maladies de la rétine pour les ophtalmologues. En effet avec l'avènement des systèmes rétinien numérisés, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil, en particulier les images rétinien 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 *la rétinopathie diabétique*. Elle est considérée comme la cause principale de cécité légale dans la population adulte et dans les pays industrialisés. Pour l'aide au diagnostic de cette pathologie nous avons mis en place différents algorithmes de traitement et d'analyse d'images.

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

Dans le premier chapitre, nous décrivons brièvement la structure anatomique de l'œil et ces éléments. Nous décrivons, ensuite les symptômes et l'évolution des différentes maladies affectant l'œil et finalement nous présentons, les systèmes d'acquisition comme exemple l'angiographie et le rétinographe.

Le deuxième chapitre nous présentons les différents outils de traitement des images rétinien que nous utilisons pour la détection des pathologies rétinien telles que les micro-anévrismes, les exsudats et les hémorragies. Nous définissons les méthodes d'amélioration des images et les espaces couleur. Puis les filtres utilisés pour éliminer le bruit. Ensuite nous présentons les différents opérateurs de base de la morphologie mathématique et les techniques de segmentation. Finalement, nous présentons les deux techniques de classification supervisée (KNN, SVM) et non-supervisée (k-means).

Le troisième chapitre est basé sur les différentes applications de traitement d'image dont le but est la détection des signes de la rétinopathie diabétique (exsudats, Hémorragies, Micros-anévrismes). 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

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.

LE CONTEXTE MEDICAL

SOMMAIRE

Introduction

I. L'œil

II. Anatomie de l'œil

II.1. L'anatomie du globe oculaire

III. Les Anomalies du Fond d'Œil

III.1. La rétinopathie diabétique (RD)

III.1.1. Les symptômes

III.1.2. Diagnostic

III.1.2.1. Circonstances de découverte

III.1.2.2. Diagnostic de la rétinopathie diabétique

III.1.3. Classification de la rétinopathie diabétique

III.1.3.1. Rétinopathie diabétique non proliférante

III.1.3.2. Rétinopathie diabétique proliférante

III.1.4. Le traitement de la rétinopathie diabétique

III.2. La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA)

III.2.1. Facteurs de risque

III.2.2. Diagnostic

III.3. Occlusions vasculaire rétinienne

III.3.1. Occlusion veineuse rétinienne

III.3.2. Occlusion artérielle rétinienne

IV. Les systèmes d'acquisition des images rétinienne

IV.1. Angiographie à la fluorescéine

IV.2. Rétinographe

IV.3. Tomographie à Cohérence Optique (OCT)

IV.4. Laser de photo-coagulation

Conclusion

Introduction

La vision, est assurée par une chaîne complexe dont l'œil est le capteur. Ce capteur perçoit la lumière et la transforme en messages nerveux à destination du cerveau qui en assure le traitement.

L'œil est une merveille de la nature, un des organes les plus perfectionnés de notre corps [1]. Il est constitué sur le plan fonctionnel, d'un système optique assurant la transmission de la lumière et d'un système photosensible qui assure la transduction, c'est-à-dire la transformation en un message neurologique, des photons lumineux d'une image rétinienne d'une qualité optique relativement médiocre, alors que l'acte final perceptif est une vision précise [2].

Ce chapitre est consacré à la présentation du contexte médical sur l'œil et en particulier de la rétine ainsi qu'aux anomalies du fond d'œil et la présentation des moyens d'acquisition actuels d'imagerie rétinienne. On commence par une description d'anatomie du fond d'œil précisément la rétine, nous décrivons elliptiquement les différentes anomalies qui peuvent affecter la rétine. Une description des symptômes de ces lésions, l'évolution ainsi que les traitements éventuels sont donnés. Nous terminons ce chapitre par une présentation des différentes techniques d'acquisitions des images rétiniennes.

I. L'œil

La vision est probablement la plus utilisée des cinq sens dans le corps humain, donc c'est la perception de l'organe de la vue qui en est l'œil. Ce dernier est l'organe récepteur de la lumière qui entre dans l'œil par la cornée [3]. C'est la cornée qui assure la plus grande partie du pouvoir de réfraction, c'est -à-dire de changement de direction des rayons. Son rôle consiste à faire converger les rayons sur la rétine, plus précisément de les faire se rejoindre à ce niveau [4].

II. Anatomie de l'œil

L'œil est un organe complexe composé de nombreuses parties, c'est l'élément périphérique du système visuel. Il assure la transduction du message optique en message nerveux. L'œil transmet au cerveau les informations lumineuses qu'il reçoit. En effet, la rétine transforme la lumière reçue en impulsions électriques que le cerveau traduit en images (phénomène de vision). C'est donc le cerveau qui délivre la vision, l'œil et ses annexes sont des organes intermédiaires permettant d'accéder au résultat final [5].

L'anatomie de l'œil se divise en deux : celle du globe oculaire et celui de ses annexes (les muscles extra-oculaires, les nerfs, la paupière, le système lacrymal et l'orbite) (Figure.I.1).

II.1. L'anatomie du globe oculaire

Il est grossièrement sphérique mesure environ 2,5 cm de diamètre et pèse environ 8 grammes et 6,5cm³ de volume.

Le globe oculaire peut être décomposé en quatre parties principales :

- **La couche protectrice** : cornée et sclère.
- **La couche vasculaire** : 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 :

- **La chambre antérieure** qui se situe entre la cornée et l'iris et qui est remplie par l'humeur aqueuse.
- **La chambre postérieure** qui se situe entre l'iris et le cristallin.

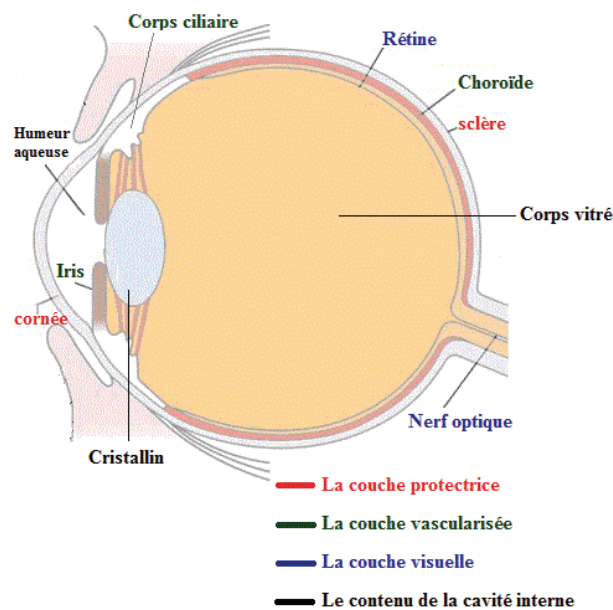


Figure.I.1 : Anatomie du fond d'œil.

1. La couche protectrice (ou 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 [3].

- **La cornée** : est la membrane bombée située devant l'œil. Elle est transparente. Elle se trouve sous la membrane conjonctive, une fine membrane protectrice. La cornée permet aux rayons de pénétrer dans l'œil et les réfléchit ou les réfracte. L'iris est situé juste derrière la cornée.

- **Le sclère (La sclérotique) :** est la partie blanche et opaque de l'œil. Elle est constituée d'un tissu fibreux solide qui entoure le globe oculaire. La sclérotique contient de fins vaisseaux sanguins. Lorsque l'œil est irrité par la poussière (ou au cours d'une maladie), les vaisseaux sanguins se dilatent et le blanc de l'œil apparaît rosé ou injecté de sang [6].

2. La couche vascularisée (ou couche moyenne)

Elle est aussi appelée « l'uvée », et comprend trois parties **l'iris**, **le corps ciliaire** et **la choroïde**. C'est la partie la plus vascularisée du globe oculaire [3].

- **L'iris :** qui entoure la pupille. Cette membrane colorée donne à l'œil sa couleur caractéristique. En fait, elle est constituée de minuscules sphincters (en forme d'anneaux) et de muscles dilatateurs, qui font varier la taille de la pupille.
- **le corps ciliaire (Le muscle ciliaire) :** de petite taille, est chargé de modifier la forme du cristallin lors de l'accommodation. L'accommodation est le processus automatique permettant de mettre au point la vision d'objets qui se trouvent éloignés. Le muscle ciliaire est formé de fibres musculaires lisses, dont certaines sont radiales et d'autres annulaires.
- **La choroïde :** est le manteau vasculaire de l'œil, qui repose entre la rétine et la sclérotique [6].

3. La couche visuelle (ou couche interne)

C'est la couche la plus interne des couches qui constituent le globe oculaire. Elle comprend **la rétine** et **le nerf optique** [3].

- **Le nerf optique :** provient des cellules ganglionnaires de la rétine, sort de l'orbite par le canal optique et atteint le chiasma optique. Les fibres du nerf optique passent du côté opposé et continuent vers le cerveau le long de la bandelette optique. Les influx nerveux provenant des bâtonnets et cônes de la rétine sont transmis au cerveau le long de la bandelette optique.
- **La rétine :** est une couche d'épaisseur microscopique qui tapisse le fond du globe oculaire. Elle est composée de cellules nerveuses réceptrices spécialisées : les cônes et les bâtonnets, qui détectent la lumière. Les cellules nerveuses de la rétine transforment l'énergie lumineuse en messages électriques qui sont transmis au cerveau par le nerf optique (Figure.I.2).

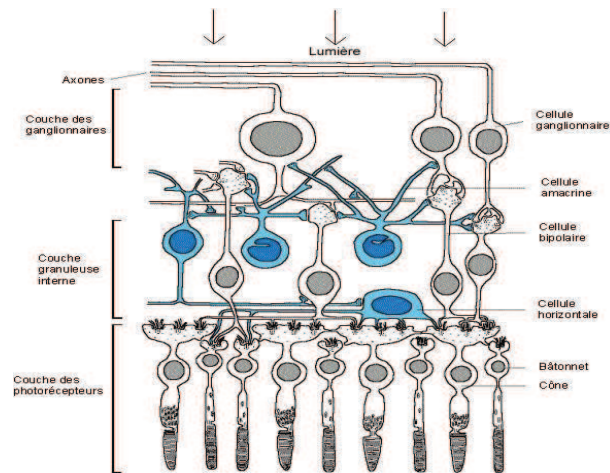


Figure.I.2 : Les couches du fond d'œil.

- ✓ **La macula** : située sur la rétine, au pôle postérieur de l'œil, la macula est la zone la plus riche en cônes, cellules visuelles capables de saisir, dans des conditions de bonne luminosité, les détails et les couleurs, donnant ainsi la meilleure acuité visuelle.
- ✓ **La fovéa** : est le point focal de la rétine. Elle ne contient que des cônes et permet une vision nette en pleine lumière. La fovéa couvre un champ visuel limité, le globe oculaire doit donc bouger constamment pour que l'image continue à être captée par la fovéa [6].
- ✓ **Le réseau vasculaire** : transporte le sang qui est nécessaire pour l'alimentation du tissu rétinien. La détection des vaisseaux est essentielle pour le recalage d'images, car sa structure ne change pas d'un examen à l'autre ; sa détection a également de l'importance pour l'élimination des faux positifs dans la détection des micros anévrysmes et des hémorragies (Figure.I.3).

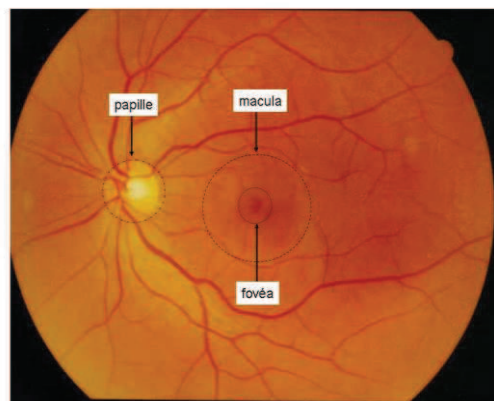


Figure.I.3 : Image couleur de la rétine.

4. Le contenu de la cavité interne

Comme on le décrit c'est donc le contenu du globe oculaire et il est constitué par **l'humeur aqueuse**, **le cristallin**, et **le corps vitré** qui sont tous transparent [3].

- **L'humeur aqueuse** : C'est entre la cornée et l'iris que se situe un petit compartiment contenant un liquide clair appelé l'humeur aqueuse. Ce liquide protège le cristallin et nourrit la cornée. Il est régénéré toutes les quatre heures mais peut quelquefois contenir de petites impuretés, qui projettent des ombres sur la rétine et entraînent la formation de points noirs qui gênent la vision. En général, l'humeur aqueuse est sécrétée derrière l'iris, circule à travers la pupille et est filtrée entre l'iris et la cornée. Cependant, si le liquide est sécrété plus vite qu'il ne peut être réabsorbé dans les veines, la pression augmente, ce qui provoque un glaucome.
- **Le cristallin** : se trouve juste derrière la pupille et est protégé, à l'avant, par l'humeur aqueuse qui le sépare de la cornée. Le cristallin est maintenu en place par un ligament fixé au muscle ciliaire qui se trouve dans la partie antérieure de l'œil. Le cristallin réfracte la lumière pour projeter une image nette sur la rétine.
- **le corps vitré** : entre le cristallin et la rétine se situe un large compartiment contenant une substance gélatineuse transparente. Ce compartiment est connu sous le nom de corps ou d'humeur vitré. Ce fluide maintient la rétine en place et assure la forme sphérique du globe oculaire [6].

III. Les Anomalies du Fond d'Œil

La perte de vision peut résulter de plusieurs mécanismes :

La rétinopathie diabétique (provoque une baisse de la vision pouvant aller jusqu'à la cécité), Dégénérescence Maculaire Liée à l'Âge (un vieillissement trop rapide de la macula), l'œdème maculaire (baisse progressive de la vision centrale), l'ischémie maculaire, le décollement de la rétine dû à une contraction du tissu fibreux de soutien des néo-vaisseaux (baisse profonde de la vision).

III.1. La rétinopathie diabétique (RD)

La rétinopathie diabétique regroupe des lésions de la rétine caractéristiques chez des personnes ayant un diabète sucré depuis plusieurs années. Les anomalies rétiniennes qui caractérisent la rétinopathie diabétique suivent une évolution prédictible sans variations majeures dans leur ordre d'apparition. La rétinopathie diabétique est le résultat de troubles vasculaires rétiniens. Les stades précoces se caractérisent par des occlusions et des dilatations vasculaires rétiniennes. Ensuite elle évolue vers une rétinopathie proliférative avec apparition de néo-vaisseaux. L'œdème maculaire qui peut apparaître réduit souvent considérablement la vision (figure.I.4) [7].

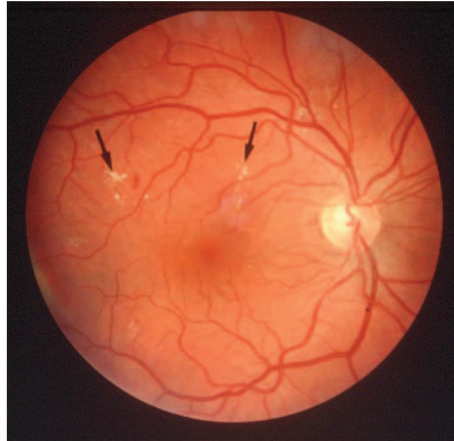


Figure.I.4 : Rétinopathie diabétique.

III.1.1. Les symptômes

Au début, la rétinopathie ne s'accompagne souvent d'aucun symptôme visuel. Avec la progression de la maladie, un œdème maculaire peut être à l'origine d'une diminution de l'acuité visuelle. Il s'agit d'une accumulation de liquide au niveau de la macula. A un stade ultérieur, la vision peut devenir trouble et le champ visuel peut être parsemé de taches noires ou de points lumineux. La baisse de la vision est normalement progressive et lente. Néanmoins, en cas d'hémorragie à l'intérieur de l'œil ou de décollement de la rétine, la baisse de la vision est rapide et très prononcée [8].

Les symptômes de la rétinopathie diabétique sont :

- *Les micro-anévrismes rétiens et les hémorragies rétiennes punctiformes* : sont les premiers signes ophtalmoscopiques de la RD. Ils apparaissent sous forme de lésions punctiformes rouges de petite taille (Figure.I.5).

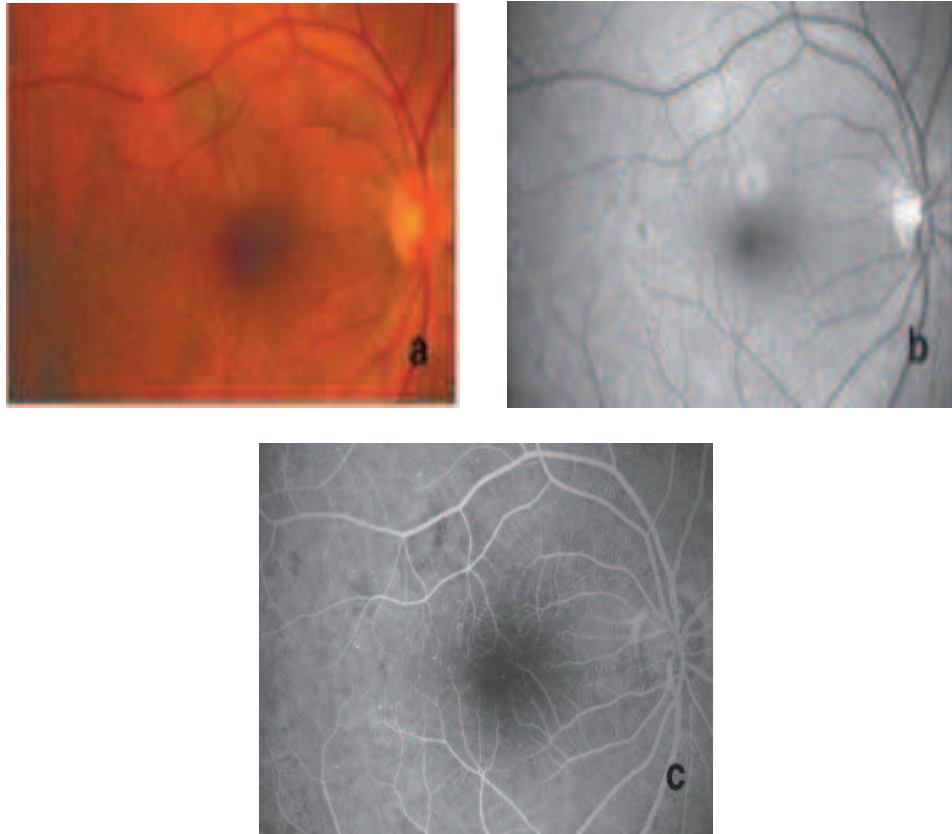


Figure.I.5 : Micro-anévrysmes réiniens.

- a) Rétinographie en couleur ; b) Angiographie : cliché sans préparation ;
c) Angiographie : cliché après injection : remplissage des micro-anévrysmes par la fluorescéine*

- *Les nodules cotonneux* : sont des lésions blanches, superficielles et de petite taille, d'axe perpendiculaire à l'axe des fibres optiques. Ils traduisent une occlusion des artérioles pré-capillaires réiniennes (Figure.I.6).

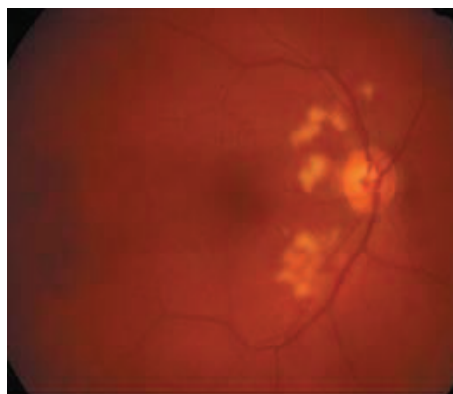


Figure.I.6 : Nodules cotonneux.

- *Les hémorragies intra-réiniennes «en tache»* : de plus grande taille que les hémorragies punctiformes ; elles traduisent une souffrance ischémique du tissu rétinien (Figure.I.7).



Figure.I.7 : Hémorragies intra-rétiniennes.

- Les anomalies micro-vasculaires intra-rétiniennes (ou AMIR) : sont des dilatations et télangiectasies vasculaires développées en périphérie des territoires d'occlusion capillaire ; ce serait des néo-vaisseaux intra-rétiniens (Figure.I.8).

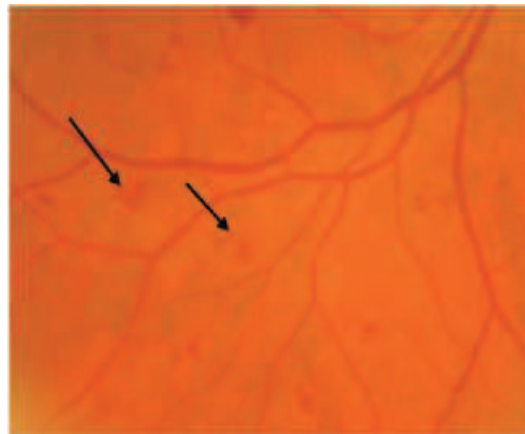


Figure.I.8 : Anomalies micro-vasculaires intra-rétiniennes.

- Les néo-vaisseaux pré-rétiniens et pré-papillaires : témoignent d'une RD proliférant. Ils apparaissent sous forme d'un lacis vasculaire à la surface de la rétine ou de la papille. Les néo-vaisseaux pré-rétiniens se développent à la limite postérieure des territoires ischémiques.
- Au niveau de la macula : l'examen clinique recherche un épaissement rétinien témoin d'un œdème maculaire. Lorsque celui-ci est important, il prend un aspect d'œdème maculaire cystoïde (OMC) qui se traduit biomicroscopiquement par un épaissement de la rétine maculaire auquel s'ajoute un aspect de microkystes intra-rétiniens [9].
- Les exsudats : sont des accumulations de lipoprotéines dans l'épaisseur de la rétine ; ils apparaissent sous forme de dépôts jaunes, et sont habituellement disposés en

couronne autour des anomalies micro-vasculaires dont ils sont issus (exsudats circinés).

Lorsqu'ils sont très nombreux, les exsudats ont tendance à s'accumuler dans la macula et à réaliser un placard exsudatif Centro-maculaire de mauvais pronostic visuel (Figure.I.9) [10].

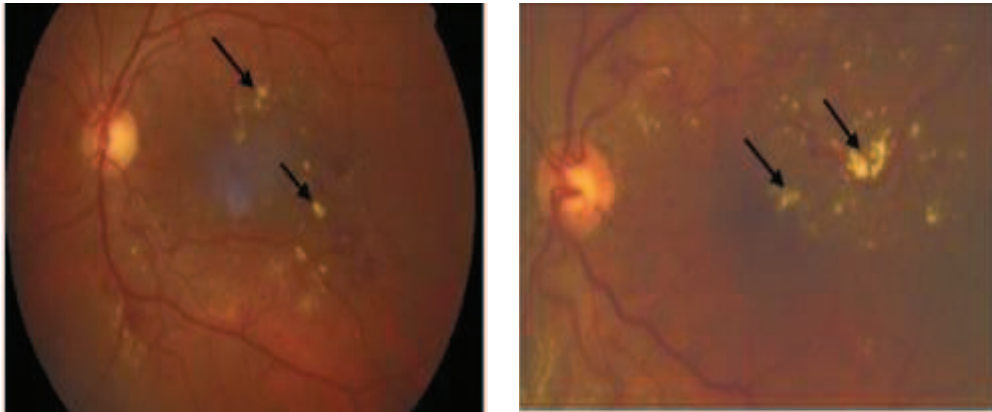


Figure.I.9 : Exsudats profonds.

III.1.2. Diagnostic

III.1.2.1. Circonstances de découverte

- La rétinopathie diabétique (RD) peut être révélée par une baisse d'acuité visuelle. Celle-ci est en général tardive et ne survient qu'après une longue période d'évolution silencieuse de la rétinopathie diabétique, déclenchée par les complications de la RD.
- La rétinopathie diabétique doit être dépistée par l'examen ophtalmologique systématique réalisée lors de la découverte du diabète ou lors de la surveillance ophtalmologique annuelle de tout diabétique [9].

III.1.2.2. Diagnostic de la rétinopathie diabétique

Le dépistage de la rétinopathie diabétique se fait par un examen ophtalmologique simple, L'examen en OCT de la macula permettra de diagnostiquer et quantifier un œdème maculaire. Dans certains cas, une angiographie sera réalisée pour mieux visualiser les anomalies rétiniennes [11].

III.1.3. Classification de la rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique peut se classer en deux catégories selon le stade d'évolution : non proliférante et proliférante.

III.1.3.1. Rétinopathie diabétique non proliférante

- ✓ *RD non proliférante minime* : micro-anévrysmes isolés, hémorragies rétiniennes punctiformes peu nombreuses.

- ✓ *RD non proliférante modérée* : nombreux micro-anévrysmes, hémorragies rétinienne punctiformes, nodules cotonneux, signes d'ischémie rétinienne peu nombreux.
- ✓ *RD non proliférante sévère* : définie par l'association aux signes précédents de signes ophtalmoscopiques évocateurs d'ischémie rétinienne sévère, notamment hémorragies intra-rétiniennes étendues en tache, anomalies veineuses et AMIR.

III.1.3.2. Rétinopathie diabétique proliférante

- ✓ *RD proliférante minime* : Néo-vaisseaux pré-rétiniens de petite taille.
- ✓ *RD proliférante modérée* : Néo-vaisseaux pré-rétiniens de grande taille, et/ou néo-vaisseaux pré-papillaires de petite taille.
- ✓ *RD proliférante sévère* : Néo-vaisseaux pré-papillaires de grande taille.
- ✓ *RD proliférante compliquée* : Hémorragie intra-vitréenne persistante, décollement de rétine [10].

III.1.4. Le traitement de la rétinopathie diabétique :

La Rétinopathie Diabétique ne peut pas être guérie. Mais ses complications, qui sont la raison de malvoyance et cécité, peuvent être prévenues par un traitement adapté :

- L'équilibre strict de la glycémie et de la tension artérielle permettrait de diminuer l'incidence et de ralentir la progression de la Rétinopathie Diabétique.
- Le traitement par laser, permet de faire disparaître ou même de prévenir l'apparition des néo-vaisseaux et de stabiliser la baisse visuelle liée à l'œdème maculaire, donc de traiter les causes principales de la malvoyance.

Le succès du traitement dépend essentiellement du moment où il est appliqué la cécité, ou la malvoyance ne peuvent être prévenues que si le traitement est appliqué précocement, donc dans un stade asymptomatique.

Le diagnostic précoce de la Rétinopathie Diabétique joue un rôle clé dans la diminution des effets de cette maladie sur nos sociétés, et la Rétinopathie Diabétique remplit tous les critères pour faire l'objet d'un dépistage de masse. Les examens réguliers de groupes à risques, c'est-à-dire de tous les diabétiques, sont le seul moyen d'assurer un traitement optimal et pas trop tardif [12].

III.2. La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA)

C'est une affection qui débute après 50 ans, et qui atteint de façon sélective la partie centrale de la rétine, en donnant une destruction des cellules qui la composent. L'affection est souvent précédée par la constitution de petites tâches jaunâtres ou « druses » qui se trouvent

disposées au centre de la rétine. Par la suite, peuvent apparaître les deux formes de la maladie qui sont :

- *La forme atrophique* : qui représente plus des deux tiers des cas de l'affection. Il s'agit de la forme la moins grave. Elle laisse souvent persister une acuité visuelle de 2 à 3/10. A l'examen du fond de l'œil, on observe un amincissement très important de la rétine centrale. L'évolution de cette forme est lente.
- *La forme exsudative* : représente environ un tiers des cas. A l'examen du fond de l'œil, elle se caractérise par l'existence d'hémorragies centrales. L'acuité visuelle est souvent limitée à 1/100 ou moins. L'évolution peut-être très rapide [13] (Figure.I.10).

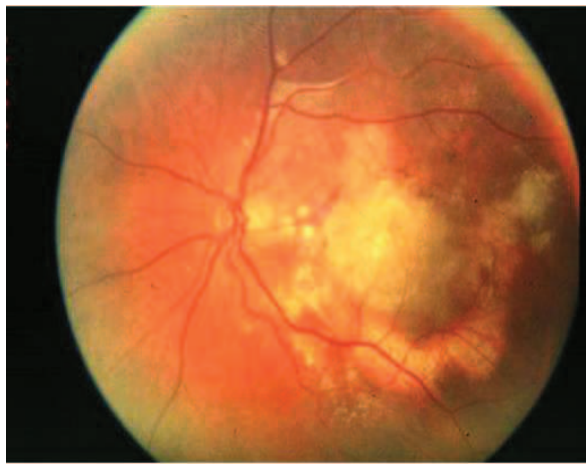


Figure.I.10 : DMLA exsudative.

III.2.1. Facteurs de risque

- *Hérédité* : Les facteurs héréditaires jouent un rôle important dans la DMLA :
 - des antécédents familiaux multiplient le risque de DMLA par 3.
 - on a identifié plusieurs gènes associés à la DMLA, mais également des gènes «protecteurs».
- *Tabagisme* : Il augmente le risque de DMLA par 3, et même par plus de cinq chez le très grand fumeur. Ce risque persiste plusieurs années après l'arrêt du tabagisme.

D'autres facteurs autrefois évoqués comme la coloration de l'iris, l'exposition aux UV, les facteurs de risque cardiovasculaires ne semblent pas jouer de rôle [10].

III.2.2. Diagnostic

Le premier signe à apparaître est très souvent une déformation des objets que l'on remarque si on ferme un œil, les deux yeux n'étant pas atteints en même temps. Les lignes droites paraissent courbes, les lettres estompées, puis très rapidement sur l'œil atteint, l'acuité visuelle va baisser donnant en fin d'évolution un « scotum central » c'est-à-dire l'existence d'une tache noire en plein centre du champ visuel. La survenue d'une déformation des lignes,

ou une déformation des lettres à la lecture est un facteur d'urgence. Il faut alors immédiatement consulter son ophtalmologiste qui examinera le fond de l'œil où il pourra voir l'existence de « druses », l'existence de zone d'atrophie, ou bien l'existence de zone œdémateuse ou hémorragique centrale. Un examen s'impose, à faire très rapidement : il s'agit d'une angiographie fluorescéinique : on injecte dans la veine du bras de la fluorescéine qui, après une dizaine de secondes, va parvenir au fond de l'œil. On va alors prendre des clichés photographiques qui vont permettre de visualiser le passage de ce produit dans les vaisseaux rétiniens et montrer des anomalies si ces vaisseaux sont touchés avec des fuites de fluorescéine, ou des fuites de sang, ou bien l'existence d'une zone atrophique centrale. Dans le cas où il existe des fuites de colorants ou des hémorragies, on se trouve en présence d'une « *dégénérescence maculaire humide* ». Cet examen permet de prendre une décision quant au traitement à appliquer [13].

III.3. Occlusions vasculaire rétinienne

Parmi les pathologies mettant rapidement en jeu le pronostic visuel, les occlusions veineuses et artérielles sont des plus fréquentes. Elles doivent toujours être évoquées devant une baisse d'acuité visuelle brutale et indolore. Un bilan général doit être réalisé lors de la prise en charge de ces pathologies car elle représente un mode de révélation de pathologie systémique, notamment cardiovasculaire. Les étiologies se différencient selon la triade de Virchow en « extra pariétales », « pariétale » et « intra-luminales ».

III.3.1. Occlusion veineuse rétinienne

Les occlusions veineuses peuvent concerner la veine centrale rétinienne ou une de ces branches. La thrombose veineuse intra-luminale est habituellement considérée comme la cause des occlusions veineuses. Au cours des occlusions de branche veineuses, elle s'observe au niveau d'un croisement artérioveineux. Parfois, les anomalies des constituants sanguins participent à la formation d'un thrombus (Figure.I.11).

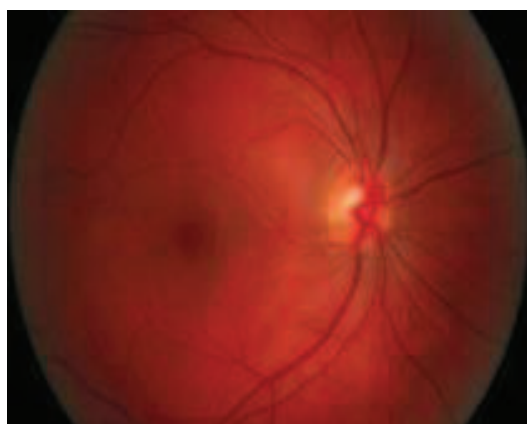


Figure.I.11 : Occlusion veineuse rétinienne.

III.3.2. Occlusion artérielle rétinienne

La baisse d'acuité visuelle observée au cours des occlusions artérielles et généralement sévère que lors des occlusions veineuses. Les occlusions artérielles, comme des occlusions veineuses, peuvent concerner l'artère centrale de la rétine ou ses branches. La cause emboligène est la cause la plus fréquente des occlusions artérielles. L'embolie, provenant le plus souvent d'une artère carotidienne, peut-être de consistance calcique, cholestérolique ou fibrino plaquettaire. En cas de migration embolique, la baisse d'acuité visuelle est plutôt transitoire que définitive (Figure.I.12).



Figure.I.12 : Occlusion artérielle rétinienne.

IV. Les systèmes d'acquisition des images rétinienne

IV.1. Angiographie à la fluorescéine

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

Cet examen est indispensable au diagnostic précoce de nombreuses maladies vasculaires de l'œil.

Les trois principales sont :

- ✓ La rétinopathie diabétique.
- ✓ La dégénérescence maculaire liée à l'âge.
- ✓ L'occlusion veineuse rétinienne.

Cet examen, permettra de dépister les complications de ces maladies avant qu'elle ne soit irréversible. La mise en place de traitement préventif ou curatif pourra alors être décidée.

L'appareil donne des images de l'aspect microscopique des différentes couches de la rétine. Elles peuvent ensuite être imprimées et interprétées par votre ophtalmologiste (Figure.I.13) [14].

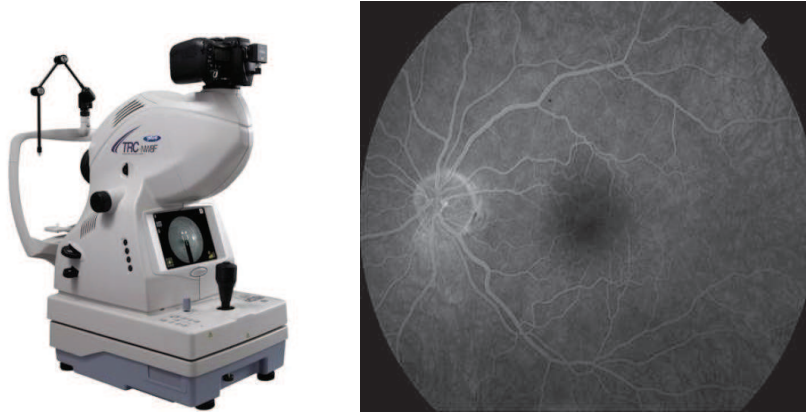


Figure.I.13 : Angiographie à la fluorescéine de la rétine.

IV.2. Rétinographe

L'acquisition des images couleurs du fond d'œil sont réalisées à l'aide d'un rétinographe (Figure.I.14).

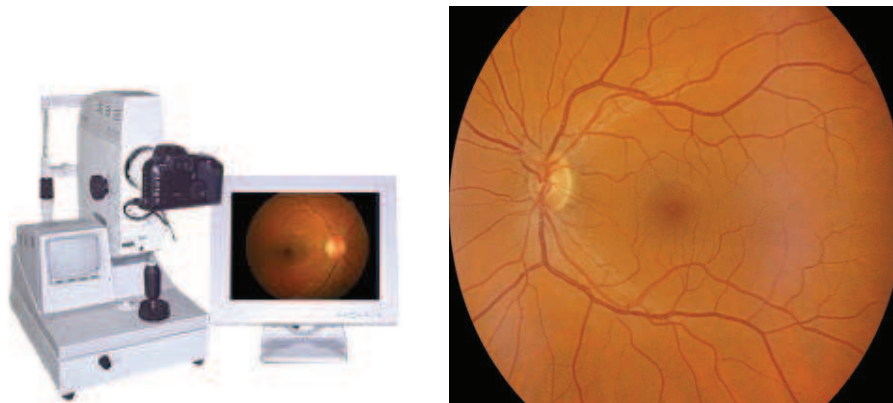


Figure.I.14 : Rétinographe.

Les complications oculaires du diabète de type 2 imposent une surveillance accrue, pour éviter la rétinopathie, une atteinte de la rétine qui aboutit à la cécité, il est recommandé de se faire dépister une fois par ans.

Pour répondre à une demande croissante, un grand industriel de la photographie propose un rétinographe simple d'utilisation.

Il n'est pas besoin de dilater la pupille avec un produit éblouissant pendant plusieurs heures. Un infirmier, doit seulement aligner l'œil du patient avec la lumière de l'appareil, et actionner le système. L'appareil se place seul à la bonne distance de la rétine, grâce à une lumière infrarouge invisible. Le patient fixe une lumière verte, puis un flash de Xénon permet de capturer l'image du fond d'œil.

La particularité technologique de l'appareil, est de créer une image de haute définition et le capteur interprète les données pixel par pixel (profondeur, couleur, brillance et contraste).

Ces photos sont transférées directement sur un ordinateur. Elles peuvent être envoyées à un centre médical où un spécialiste de l'œil pourra interpréter les résultats [15].

IV.3. Tomographie à Cohérence Optique (OCT)

La tomographie à Cohérence Optique (OCT), est un appareil ultramoderne qui permet de visualiser au niveau microscopique la rétine et d'individualiser ses différentes couches. 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. De plus il permet de visualiser des lésions présentes dans les couches profondes de la rétine qui étaient jusque-là invisibles au fond d'œil. Cet examen est réalisé dans le suivi de certaines de la rétine et tout particulièrement avant une intervention sur la rétine par chirurgie ou par laser. L'examen se fait sans contact avec l'œil, aucune préparation particulière n'est nécessaire, l'examen dure quelque minutes, il est complètement indolore. L'appareil donne des images de l'aspect microscopique des différentes couches de la rétine. Elles peuvent ensuite être imprimées et interpenétrée par l'Ophtalmologiste. Elles permettent ainsi de mieux connaître 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.15).



Figure.I.15 : Tomographie à Cohérence Optique (OCT).

IV.4. Laser de photo-coagulation

Le LASER en transportant une grande quantité d'énergie sur une petite surface pourra remplir trois missions différentes :

- ✓ Détruire très précisément des zones malades de la rétine dont l'évolution sans traitement sera une perte de la vision.
- ✓ Coaguler des vaisseaux qui saignent ou qui sont anormaux.

- ✓ Créer une cicatrice qui accolera différentes couches de la rétine afin d'empêcher une déchirure rétinienne de s'étendre.

Les indications de la photo-coagulation sont multiples, elles sont décidées par votre ophtalmologiste en fonction de la maladie et de vos antécédents médicaux. On peut cependant retenir les principaux cas où le LASER de photo-coagulation peut être réalisé : la destruction des zones mal vascularisées et de vaisseaux sanguins anormaux dans la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge, l'œdème maculaire et les déchirures de la rétine.

Pour l'invention, vous êtes assis, le menton posé sur le support de l'appareil, le médecin interpose éventuellement un verre entre le LASER et votre œil. Il effectue alors sous microscope un certain nombre d'impact selon la pathologie à traiter, le traitement dur entre 15 et 20 minutes. Dans la majorité des cas, vous pourrez repartir juste après le traitement et reprendre dès le lendemain vos activités quotidiennes habituelles (Figure.I.16) [14].



Figure.I.16 : Laser de photo-coagulation.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit l'anatomie du fond d'œil, les différentes pathologies, les plus sévères et les plus répandues qui affecte la rétine, ensuite nous avons présenté les appareils permettant l'acquisition des images agiographiques et les images couleur, les plus utilisées et les plus répondu maintenant dans le dépistage de la Rétinopathie Diabétique.

Dans le chapitre suivant, nous présentons, les outils morphologiques qui permettent le traitement des images rétinienne

OUTILS DE TRAITEMENT D'IMAGE RETINIENNE

SOMMAIRE

Introduction

I. Amélioration d'image

- I.1. Transformation de l'image couleur en niveau de gris
- I.2. Les espaces couleurs
- I.3. Egalisation d'histogramme
- I.4. Expansion de dynamique
- I.5. Application des fonctions mathématiques

II. Le filtrage d'images

- II.1. Filtres linéaires
 - II.1.1. Le produit de convolution
 - II.1.2. Les masques de convolutions
- II.2. Filtres non linéaires

III. Morphologie mathématique

- III.1. L'élément structurant
- III.2. L'érosion et la dilatation
- III.3. L'ouverture et la fermeture
- III.4. Supremum d'ouverture
- III.5. Le gradient morphologique
- III.6. Chapeau haut de forme (top hat)
- III.7. Reconstruction morphologique
- III.8. La ligne de partage des eaux

IV. La segmentation

- IV.1. Techniques de segmentation

V. La classification

- V.1. Chaîne de classification des données
- V.2. Réalisation de la classification
 - V.2.1. Phase d'apprentissage
 - V.2.2. Phase de test
- V.3. Méthodes d'apprentissage non-supervisé
- V.4. Méthodes d'apprentissage supervisé
 - V.4.1. K plus proches voisins (KNN)
 - V.4.2. Machines à vecteurs support (SVM)

Conclusion

Introduction

Le traitement 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.

Depuis que les images rétinienne couleur sont prises en utilisant des rétinographes, l'acquisition est complètement découplée au système. Cependant, de nombreux facteurs peuvent affecter le processus d'acquisition et donne des images de mauvaises qualités :

- Maladies possibles (comme une cataracte¹).
- Mouvements du patient.
- Circonstances dans lesquelles la photo 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

Avec ces considérations, on peut noter que l'étape de prétraitement est une tâche nécessaire dans notre travail afin que les images soient utilisées pour effectuer une détection des différentes pathologies rétinienne.

Dans ce chapitre, nous décrivons dans la première section, les différentes méthodes d'améliorations d'image ainsi que les filtres utilisés pour éliminer les bruits. Dans la deuxième section, Les différentes approches de segmentation des images rétinienne ainsi que les différents classifieurs que nous utilisons dans ce mémoire sont présentés.

I. Amélioration d'image

La qualité d'une image est souvent décrite selon trois caractéristiques : le contraste, la netteté et le bruit :

- **Le contraste** décrit en général la différence de valeur de gris entre des objets différents dans l'image. Or le concept de contraste incorpore déjà d'objet ce qui rend sa définition quantitative plus difficile.
- **La netteté** caractérise la transition de changement de valeur de gris entre deux objets. Si la transition est douce les objets apparaissent flous, leurs bords se sont pas bien définis.
- **Le bruit** est le nom pour toute variation de valeur de gris de haute fréquence qui ne correspond pas à une information utile dans un certain contexte [12].

Dans le paragraphe suivant, nous présentons les différentes opérations permettant d'améliorer le contraste des images rétinienne.

¹ Cataracte est une affection de l'œil aboutissant à l'opacité partielle ou totale du cristallin.

I.1. Transformation de l'image couleur en niveau de gris :

A partir d'une image couleur obtenues par rétinographe, la première idée qui nous est venue est la transformation de l'image en niveau de gris (NG), c'est-à-dire la représentation des pixels en intensité lumineuse (Figure.II.1).

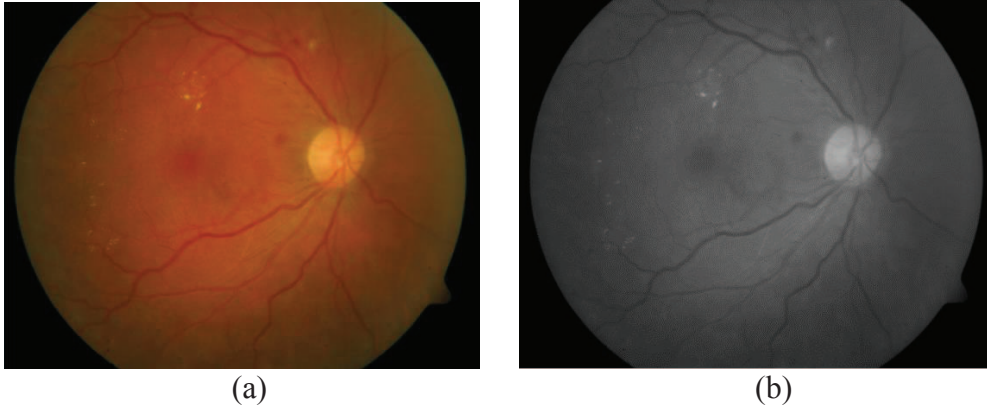


Figure.II.1 : La transformation d'une image couleur en une image en niveau de gris.
a) Image couleur ; b) Image en NG.

On constate que le contraste n'est pas vraiment élevé, ce qui peut poser des problèmes lors de la détection des pathologies rétinienne. Dans les images en niveau de gris, la luminosité est très faible, alors les informations se mélangent, et on obtient beaucoup de fausses détections [15].

I.2. Les espaces couleurs

On appelle espace couleurs la représentation mathématique d'un ensemble de couleurs. Il en existe plusieurs types :

- **Le modèle RGB (RVB) :**

C'est un système additif qui décompose les couleurs en trois quantités des trois couleurs primaires : le rouge, le vert et le bleu. C'est le système le plus utilisé dans les images couleur. Le modèle RVB utilise le système de coordonnées cartésien. La diagonale du blanc (1, 1,1) au noir (0, 0,0) représente les niveaux de gris (Figure.II.2) [16].

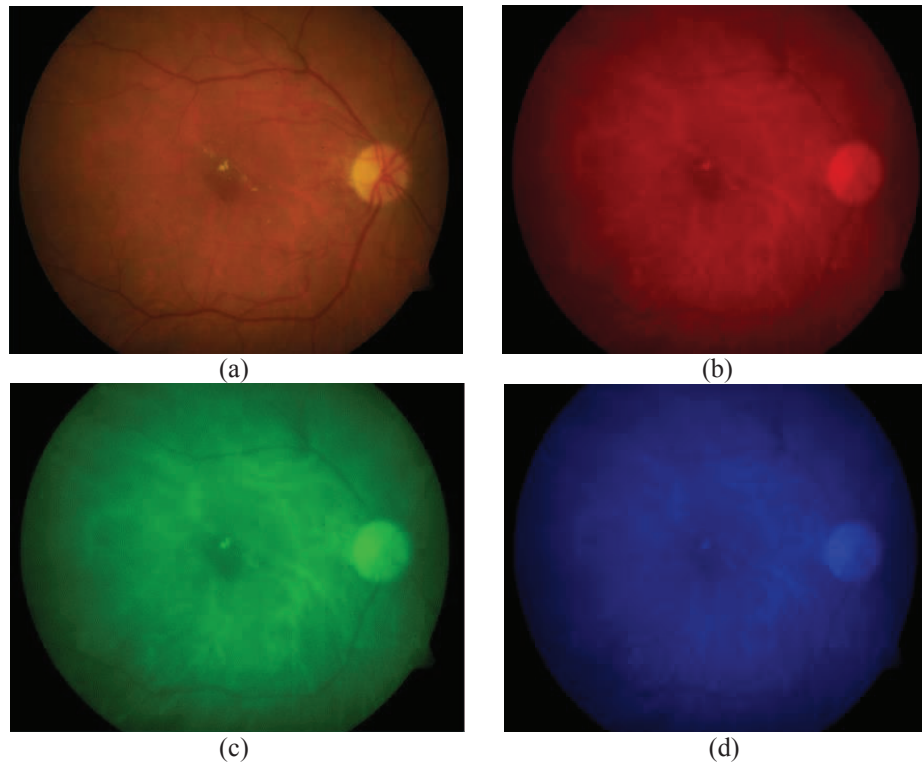


Figure.II.2 : Représentation de l'image couleur en espace RVB.

a) Image couleur ; b) Le canal rouge ; c) Le canal vert ; d) Le canal bleu.

○ **Le modèle HSV (TSL) :**

L'espace de couleur HSV 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. Dans ce Système la couleur est décrite par :

- ✓ **Une Teinte (Hue) :** La teinte permet de déterminer la couleur souhaitée à partir des couleurs à disposition (rouge, vert, bleu, cyan, jaune, magenta). Elle est exprimée par un nombre qui est sa position angulaire sur le cercle chromatique (à partir du haut, dans le sens horaire).
- ✓ **Une Saturation (Saturation) :** La saturation mesure l'intensité ou la pureté d'une couleur, c'est-à dire le pourcentage de couleur pure par rapport au blanc. Elle est représentée sur le rayon du cercle, par un pourcentage de pureté : elle est maximale sur le cercle (100%) et minimale au centre.
- ✓ **Une Luminance (Value) :** La luminance permet de définir la part de noir ou de blanc dans la couleur désirée (couleur claire ou sombre). L'ensemble des couleurs est représenté à l'intérieur d'un double cône. La luminance varie sur l'axe vertical du double cône (axe des gris) du noir en bas au blanc, en haut.

La luminosité est exprimée par un pourcentage : de 0% (noir) à 100% (blanc) (Figure.II.3) [16].

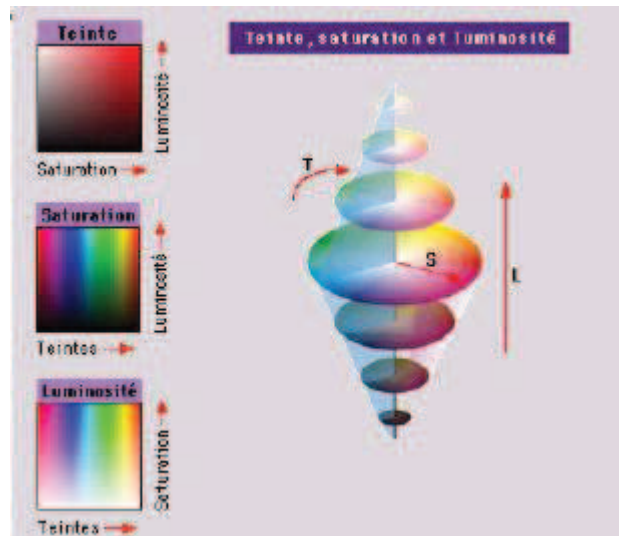


Figure.II.3 : Représentation du modèle HSV(TSL).

○ Le modèle $L.a.b$ ($L^*a^*b^*$)

L'espace couleur CIE $L.a.b$ ($L^*a^*b^*$) est un modèle de représentation des couleurs développé en 1976 par la Commission internationale de l'éclairage (CIE). Et un espace normalisé indépendant du matériel, séparation de la luminance (L) et de la chrominance (a , b), il a la possibilité de représenter toutes les couleurs visibles par addition de 3 composantes L , a , b .

Il a été conçu pour ajouter la propriété de conservation de la différence perceptuelle : la distance entre 2 points dans l'espace $L^*a^*b^*$ est proportionnelle à la différence perçue entre les 2 couleurs correspondantes. Cette propriété est particulièrement intéressante lorsqu'on souhaite remplacer une couleur par une couleur proche.

Détail des 3 composantes :

- L : luminance varie entre 0 et 100.
- a : variations sur un axe rouge-vert : varie entre -60 et +60.
- b : variations sur un axe bleu -jaune : varie entre -60 et +60 (Figure.II.4) [17].

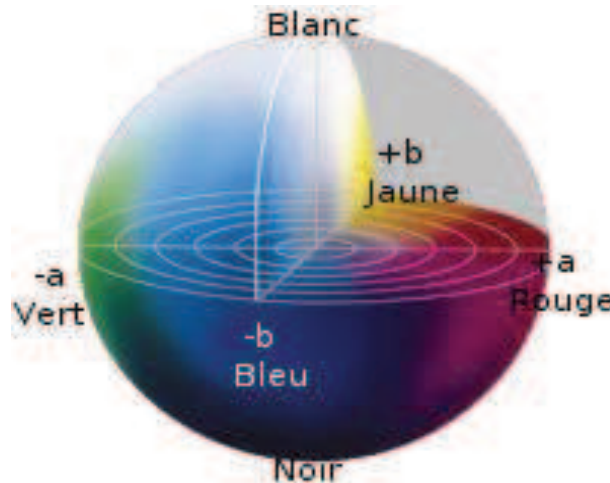


Figure.II.4 : Représentation du modèle Lab.

I.3. Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme est une approche couramment utilisée pour l'amélioration du contraste. Cette méthode consiste à réaffecter les valeurs d'intensité des pixels afin de rendre la nouvelle répartition des intensités plus uniforme (Figure.II.5) [18].

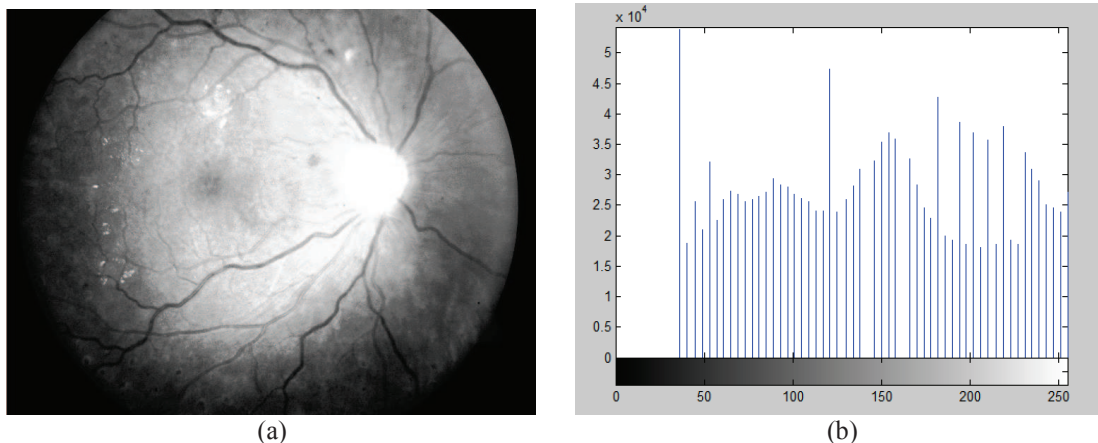


Figure.II.5 : Egalisation de l'histogramme.

a) Image améliorée ; b) Histogramme de l'image améliorée.

I.4. Expansion de dynamique

L'expansion de la dynamique est une technique basée sur la modification d'histogramme.

Elle permet d'élargir l'intervalle des niveaux de gris de l'image sur tout l'intervalle disponible [0 à 225], [10] dans le but d'améliorer le contraste (Figure.II.6).

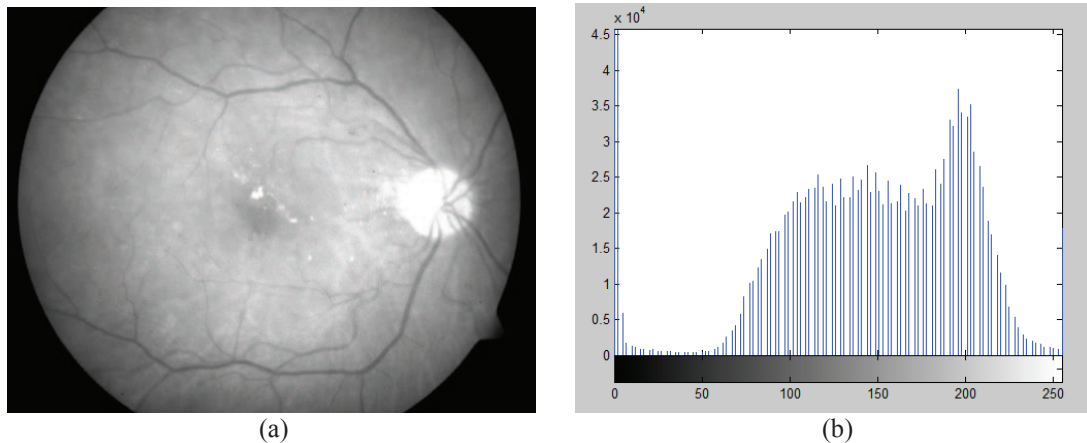


Figure.II.6 : Expansion de la dynamique.
a) Image améliorée ; b) Histogramme de l'image améliorée.

Dans l'histogramme de l'image améliorée (Figure.II.6.a et b), on constate qu'il y a un accroissement de la dynamique de l'image en étendant les valeurs de pixels sur l'ensemble des NG, par conséquent le contraste est augmenté et le contenu de l'image devient plus visible [15].

I.5. Application des fonctions mathématiques

Elles sont très utilisées en médecine car beaucoup de phénomènes biologiques peuvent être modélisés par des fonctions mathématiques, on utilise le plus souvent les fonctions suivantes :

- **La fonction logarithmique** qui permet d'augmenter la luminosité des régions sombre et diminué le contraste des régions claires (Figure.II.7).

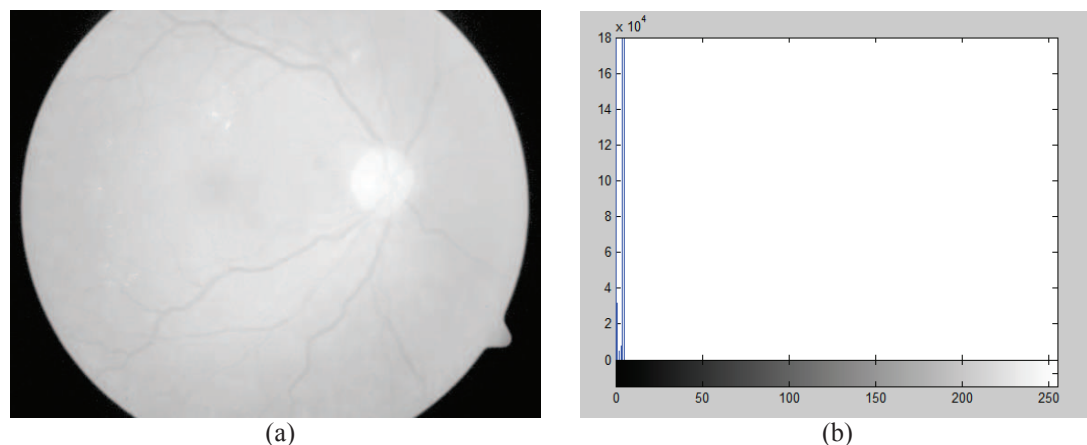


Figure.II.7 : Fonction logarithmique.
a) Image améliorée ; b) Histogramme de l'image améliorée.

- **La fonction exponentielle** : elle permet de diminuer la luminosité et d'augmenter le contraste des régions claires et diminuer le contraste des régions sombres (Figure.II.8).

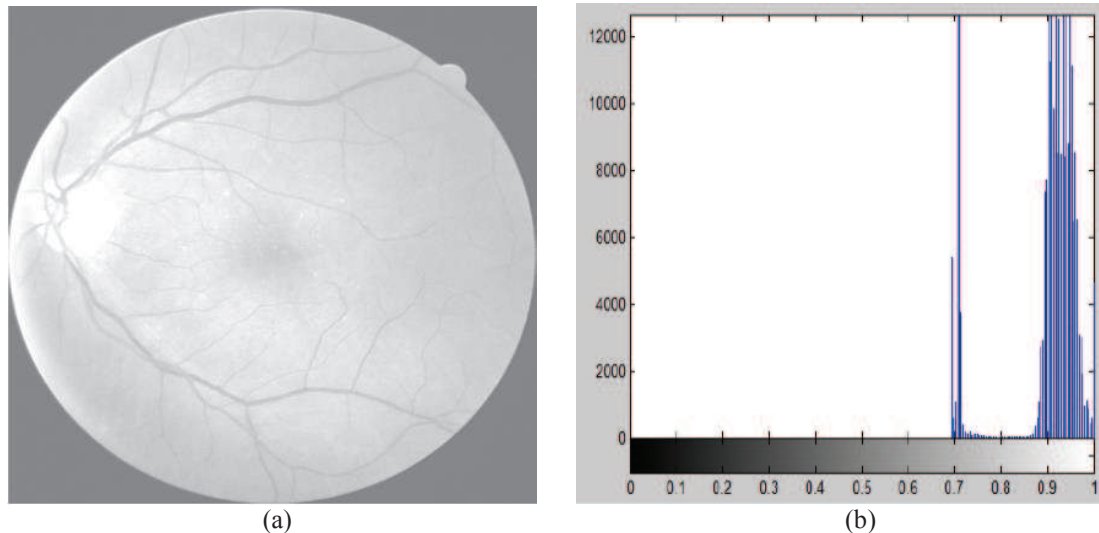


Figure.II.8 : Fonction exponentielle.

a) Image améliorée ; b) Histogramme de l'image améliorée.

Afin d'avoir une image de bonne qualité visuelle, on doit éliminer les bruits indésirables, pour cela on fait appel aux techniques de filtrages.

II. Le filtrage d'images

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, dont le but d'éliminer les bruits. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine [19].

II.1. Filtres linéaires

Ces opérateurs sont implémentés en effectuant une convolution d'un masque sur une l'image a traitée.

II.1.1. Le produit de convolution :

Un produit de convolution, est un opérateur mathématique qu'on utilise pour multiplier des matrices entre elles.

Dans le cas qui nous intéresse, nous mettons en jeu deux matrices différentes : la matrice image et une matrice plus petite qu'on appelle le noyau parce que c'est le "cœur" de tous les changements qui vont affecter l'image. Le noyau va donc agir sur chacun des pixels, c'est à dire sur chacun des éléments de la matrice "image".

II.1.2. Les masques de convolutions

Il existe différents masques :

- **Le filtre moyenne** : C'est un cas particulier de filtre de convolution « passe-bas », qui remplace chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels adjacents et du pixel central [20].

$$H = 1/9 \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- **Le filtre Laplacien** : Le filtre Laplacien est un filtre de convolution particulier utilisé pour mettre en valeur les détails qui ont une variation rapide de luminosité. Le Laplacien est donc idéal pour rendre visible les contours des objets.

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- **Le filtre gaussien** : Le filtre Gaussien est un filtre isotrope spécial avec des propriétés mathématiques bien précises. La fonction Gaussienne est très commune dans la nature, c'est par exemple la fonction qui décrit le mieux une étoile déformée par la turbulence. La fonction Gaussienne est aussi souvent utilisée dans les distributions statistiques. Elle est définie par la fonction $G(x)$.

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

- **Les filtres de Sobel et Priwitt** : Ces filtres, qui portent tous le nom de leurs inventeurs, sont tous conçus dans le même but : détecter avec la plus grande précision les contours naturels "cachés" dans une image.

Le filtre de Sobel utilise deux noyaux 3x3, l'un pour l'axe horizontal (X) et l'autre pour l'axe vertical (Y) Chacun des noyaux est en fait un filtre gradient, qui sont tous les deux combinés pour créer l'image finale [20].

$$h_j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad h_i = \begin{bmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{bmatrix}$$

$c=1$ Masque de Priwitt

$c=2$ Masque de Sobel

II.2. Filtres non linéaires

L'inconvénient majeur des filtres linéaires est l'effet de flou. On peut surmonter cette difficulté en faisant appel à des filtres non linéaires.

Filtre médian	150 55 82 32 100 65 16 122 76	Tri : 16, 32, 55, 65, 76, 82, 100, 122, 150 Valeur médian : 76 La valeur centrale 100 sera donc remplacée par 76.
Erosion	150 55 82 32 100 65 16 122 76	Tri : 16, 32, 55, 65, 76, 82, 100, 122, 150 Valeur minimale : 16 La valeur centrale 100 sera donc remplacée par 16.
Dilatation	150 55 82 32 100 65 16 122 76	Tri : 16, 32, 55, 65, 76, 82, 100, 122, 150 Valeur maximale : 150 La valeur centrale 100 sera donc remplacée par 150.
Ouverture	Une érosion suivie d'une dilatation.	
Fermeture	Une dilatation suivie d'une érosion.	

Tableau.II.1 : Filtres non linéaires.

III. Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie non linéaire, fondée sur les ensembles, et treillis. Elle est utilisée pour filtrer, segmenter et quantifier des images. Initialement destinée au traitement des images binaires.

La morphologie mathématique a été inventée en 1964 par Georges Matheron et Jean Serra dans les laboratoires de Mines Paris Tech. Son développement a toujours été fortement motivé par des applications industrielles. Dans un premier temps, il s'est agi de répondre à des problèmes dans le domaine de l'exploitation minière, mais très vite ses champs d'applications se sont diversifiés : biologie, imagerie médicale, sciences des matériaux, vision industrielle, multimédia, télédétection et géophysique constituent quelques exemples de domaines dans lesquels la morphologie mathématique a apporté une contribution importante [21].

III.1. L'élément structurant

L'élément structurant est un objet de référence permettant d'étudier les images ou objets binaires à l'aide d'opérateurs (réunion, intersection). Il est caractérisé par sa forme et sa taille. Les éléments structurants les plus classiquement utilisés sont la croix, constituée de l'origine et des quatre points les plus proches, et le carré, constitué de l'origine et des huit points les plus proches. Ces deux éléments structurants correspondent respectivement à deux définitions possibles du voisinage ou de la connexité de l'image (figureII.9).

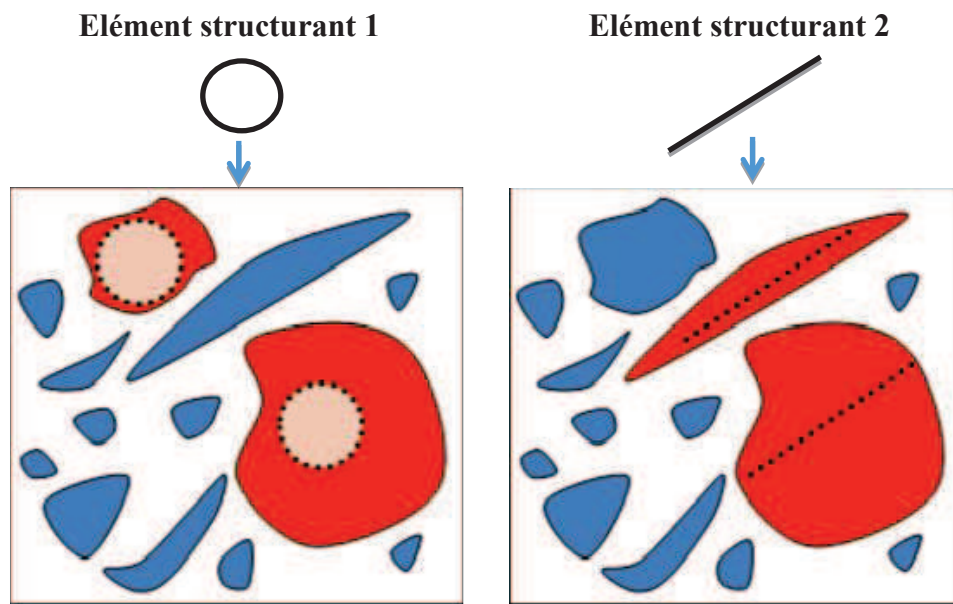


Figure.II.9 : L'élément structurant.

III.2. L'érosion et la dilatation

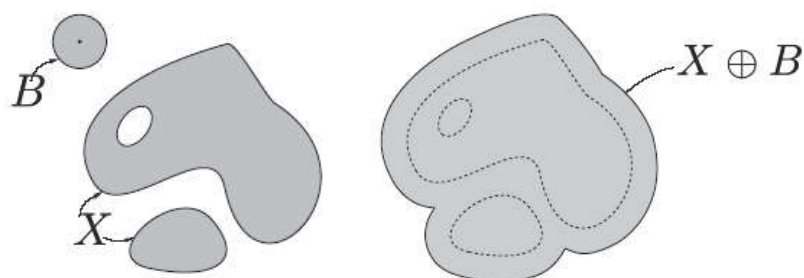
L'érosion et la dilatation sont les opérateurs de base de la morphologie mathématique. Considérons un ensemble X et un élément structurant B .

✓ La dilatation :

L'opération de dilatation de X par B (notée $\delta_B(X)$) est l'union des points x de Ψ^2 tels que B_x (B translate en x) intersecte X .

$$\delta_B(X) = \{x \in \Psi^2, B_x \cap X \neq \emptyset\}$$

Exemple de Dilatation de X par un disque B (Figure.II.10).

Figure.II.10 : Dilatation de X par un disque B .

- **Algorithme de l'opérateur « dilatation » : [22]**

Début

Pour tous les pixels de l'image faire :

- Choisir une fenêtre de taille 3 x 3

- Si Pixel = blanc et s'il est # de l'un de ses 8 voisins

Alors Pixel = noir.

Fin.

Effet de la dilatation à l'aide de l'élément structurant (Figure.II.11) :



Figure.II.11 : Effet de dilatation.
a) Image initiale ; b) Image dilatée.

✓ **L'érosion**

L'érosion $\varepsilon_B(X)$ de X par B est l'ensemble des points x de Ψ^2 tels que B soit entièrement inclus dans X lorsque B est centré en x [23].

$$\varepsilon_B(X) = \{x \in \Psi^2, Bx \subset X\}$$

Exemple d'érosion de X par un disque B (Figure.II.12).

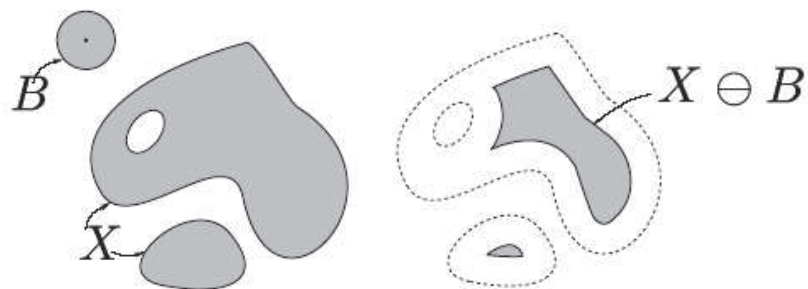


Figure.II.12 : L'érosion de X par un disque B .

- **Algorithme de l'opérateur « érosion » avec un élément structurant : [22]**

Début

Pour tous les pixels de l'image Faire :

- Choisir une fenêtre de taille 3 x 3

- Si Pixel = noir et s'il est # de l'un de ses 8 voisins

Alors Pixel = blanc.

Fin.

Effet de l'érosion à l'aide de l'élément structurant (Figure.II.13):

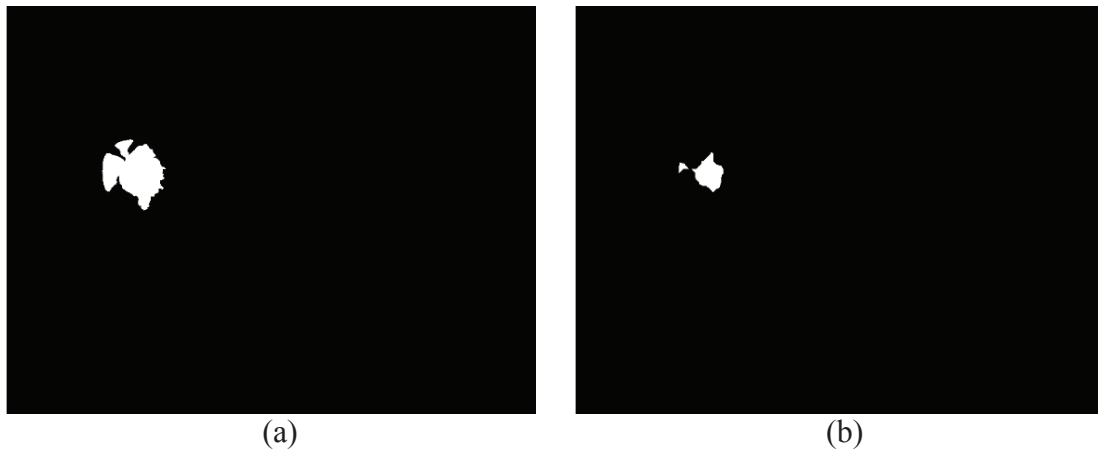


Figure.II.13 : Effet de l'érosion.
a) Image initiale ; b) Image érodée.

III.3. L'ouverture et la fermeture :

Puisque l'érosion et la dilatation sont des opérateurs morphologiques élémentaires, il vient à l'esprit de combiner ces opérations, ces transformations ont tendance à lisser les contours des particules [15].

La fermeture et l'ouverture sont des opérations croissantes et idempotentes, deux propriétés qui définissent les filtres morphologiques. La fermeture est extensive, et l'ouverture est anti-extensive [21].

- **Propriétés des opérateurs :**

- **Croissance :**

La propriété de croissance est définie comme suit :

$$x \leq y \Rightarrow \Phi(x) \leq \Phi(y) \quad \text{Croissance}$$

➤ **Extensivité, Anti-extensivité :**

Une transformation est extensive si son résultat est toujours plus grand que l'original.

$$x \leq \Phi(x) \quad \text{Extensive}$$

On définit la notion d'anti-extensivité par dualité

$$\Phi(x) \leq x \quad \text{Anti-extensive}$$

➤ **Idempotence :**

Une transformation est dite idempotente lorsqu'elle est invariante par itération.

$$\Phi(\Phi(x)) = \Phi(x) \quad \text{Idempotence}$$

✓ **L'ouverture :**

L'ouverture est une opération consiste en une érosion suivie d'une dilatation. Elle est une opération croissante, anti-extensive et idempotente.

$$\gamma_B(X) = X \circ B = \delta_B(\varepsilon_B(X)) = (X \ominus B) \oplus B$$

L'ouverture élimine les petites composantes, ouvre les petits isthmes, et élimine les pics positifs (objets clairs).

Un exemple d'application d'une opération d'ouverture est montré dans la (Figure.II.14).

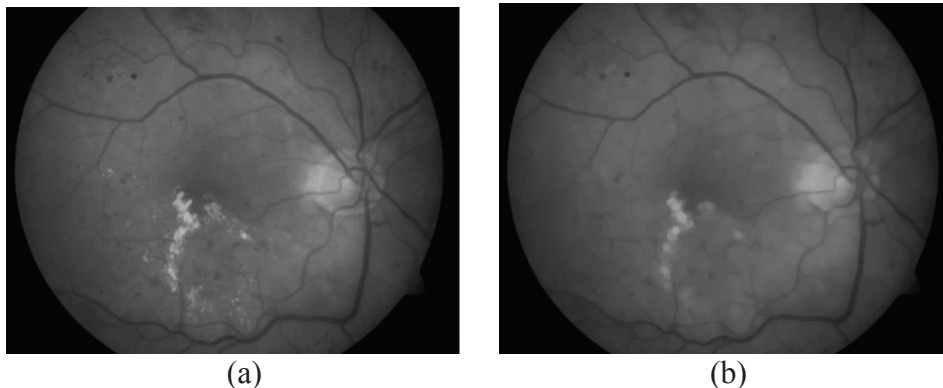


Figure.II.14 : Effet de l'ouverture sur l'image rétinienne.
a) Image initiale ; b) Image ouverte

✓ **La fermeture :**

La fermeture est réalisée par enchaînement d'une dilatation suivie d'une érosion. C'est une opération croissante, extensive et idempotente.

$$\phi_B(X) = X \bullet B = \varepsilon_B(\delta_B(X)) = (X \oplus B) \ominus B$$

La fermeture morphologique permet de remplir les trous dans l'image, et élimine les pics négatifs (objets sombres).

Un exemple d'application d'une opération de fermeture est montré dans la figure.II.15.

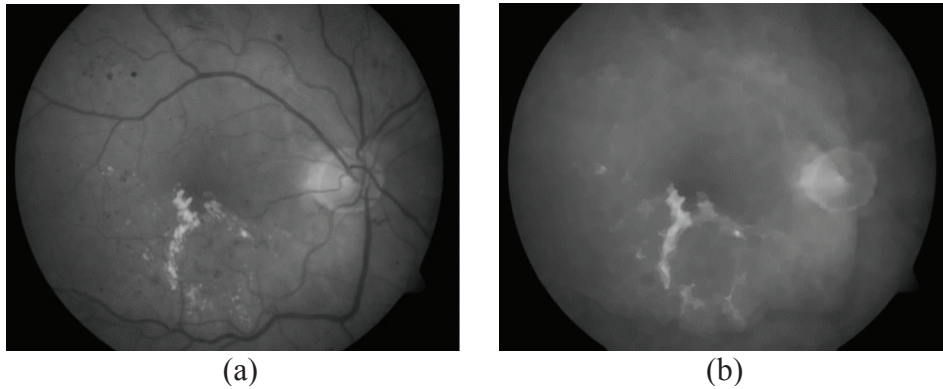


Figure.II.15 : Effet de la fermeture sur l'image rétinienne.
a) Image initiale ; b) Image fermée

III.4. Supremum d'ouverture :

On appelle supremum d'ouvertures l'union des ensembles obtenus par différentes ouvertures. On utilise un supremum d'ouvertures par des segments (éléments structurants) dans toutes les directions du plan, (on trie les objets par leurs longueurs) (Figure.II.16) [24].

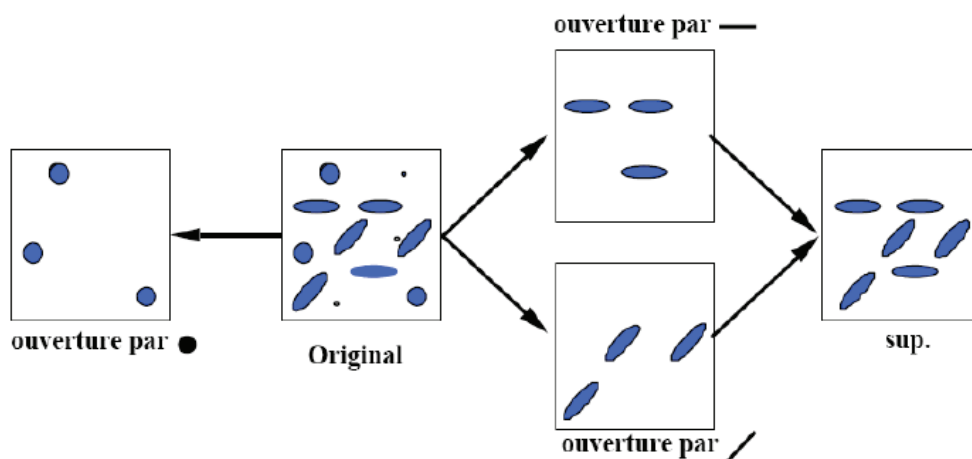


Figure.II.16 : Le supremum d'ouvertures.

III.5. Le gradient morphologique

Le gradient morphologique est défini comme le résidu de la dilatation et de l'érosion. Les gradients ont pour rôle de mettre en évidence les contours.

On distingue 3 types de gradients morphologiques :

- ✓ Les gradients par érosion (gradients internes) : $\text{Grad}^-(f) = f - \varepsilon(f)$
- ✓ Les gradients par dilatation (gradients externes) : $\text{Grad}^+(f) = \delta(f) - f$
- ✓ Les gradients symétrisés : $\text{Grad}(f) = \delta(f) - \varepsilon(f)$

III.6. Chapeau haut de forme (top hat) :

On appelle transformation chapeau haut de forme (ou **top hat**) le résidu entre l'identité et une ouverture (chapeau haut de forme blanc) :

$$TH_B^+(f) = f - \gamma_B(f)$$

Ou bien le résidu entre une fermeture et l'identité (chapeau haut de forme noir) :

$$TH_B^-(f) = \phi_B(f) - f$$

Le chapeau haut de forme blanc permet de détecter ce que l'ouverture a fait disparaître, c'est-à-dire les structures claires de l'image originale.

Le chapeau haut de forme noir détecte, les structures sombres dans l'image.

III.7. Reconstruction morphologique

Cette opération permet de reconstruire des détails perdus éventuellement lors d'une autre opération. La figure.II.17 représente les trois étapes mises en œuvre pour extraire des particules choisies dans une image. L'image (a) est le signal de départ. Dans l'image (b), on sélectionne certaines particules en insérant quelques points dans celles-ci. La reconstruction conduit alors à l'image (c) où ne sont reconstituées que les particules sélectionnées ; les autres ont été gommées.

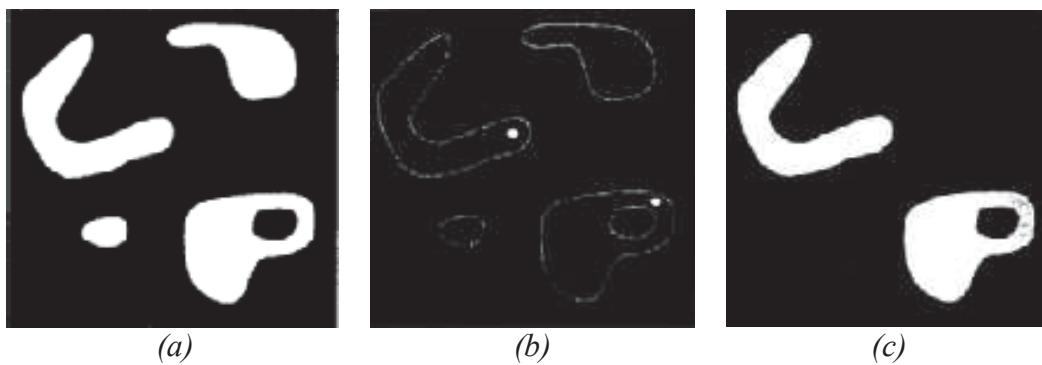


Figure.II.17 : Extraction de particules présélectionnées dans une image.
a) Image de départ ; b) Image marker ; c) Objets reconstruits

L'itération de la dilatation dans la phase de reconstruction pousse à penser que le temps de calcul de la reconstruction est élevé. En fait, il existe des algorithmes rapides et simples de réaliser la reconstruction ; ils ont même été implantés dans un processeur spécialisé de traitement d'images par morphologie mathématique [25].

III.8. La ligne de partage des eaux :

La ligne de partage des eaux constitue l'approche morphologique de la segmentation d'une image en NG. Elle 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** : 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.
- **Bassin versant d'un minimum régional** : C'est la zone d'influence d'un minimum régional (une goutte d'eau s'écoulant dans le bassin versant arrive au minimum régional).
- **Ligne de partage des eaux** : L'ensemble des points de séparations de deux bassins versants adjacents et limite des zones d'influence des minima locaux.
- **Marqueurs et zones d'influence** : On entend par marqueur une ou plusieurs composante(s) connexe(s) permettant de localiser les régions devant être segmentées dans l'image [26].

La présentation de la LPE est montrée dans la (Figure.II.18).

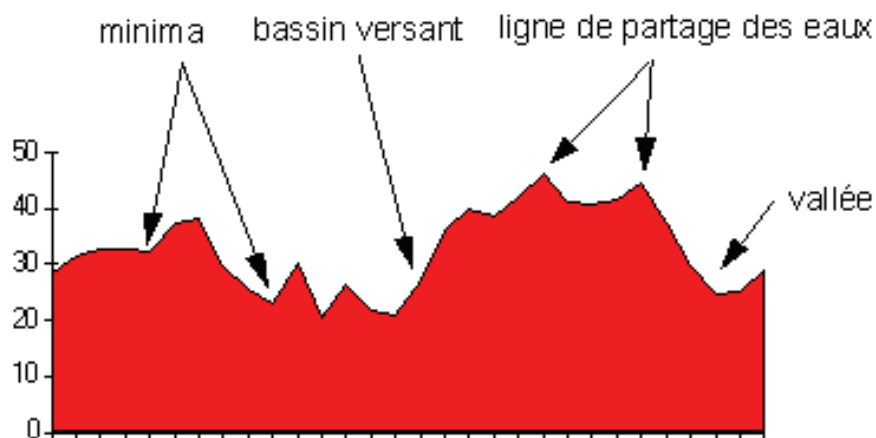


Figure.II.18 : Minima régionaux, bassin versant, LPE

L'application de l'algorithme de la LPE sur des images originales produit une sur-segmentation. La première technique pour éviter la sur-segmentation est d'utiliser des marqueurs qui ont pour rôle d'imposer la présence de certains bassins versants seulement de manière à contraindre la topologie de la LPE [27].

IV. La segmentation :

La segmentation d'image est l'opération la plus importante dans un système de traitement des images, car elle est située entre le traitement et l'analyse des images. L'intérêt de la segmentation est de partitionner une image en plusieurs régions homogènes, au sens d'un critère fixé a priori. [28].

IV.1. Techniques de segmentation :

On peut distinguer deux grandes approches de segmentation : Approche contour et approche région.

- **Approche contour** : il s'agit dans cette approche de rechercher les contours qui délimitent les régions homogènes de l'image. Il existe plusieurs méthodes de segmentation basées sur l'approche contour.
- **Approche région** : la segmentation par région consiste à décomposer l'image en région homogènes. Les régions sont composées d'ensemble des pixels connexes possédant des propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné. On distingue plusieurs types de méthode : croissance des régions, division des régions, segmentation par classification.
- ✓ **Croissance des régions** : cette approche consiste à choisir initialement un ensemble de pixel pour les considérer comme des germes ou noyaux des régions à partir desquels la croissance des régions s'effectuera. Chaque région doit respecter un critère d'uniformité ou d'homogénéité défini par exemple par la variance des niveaux de gris. La croissance des régions s'effectue par agrégation de nouveau pixels aux germes initiaux. Elle consiste à fusionner successivement aux régions les pixels voisins qui sont similaires et à condition que les régions fusionnées continuent à vérifier le critère d'uniformité.
- ✓ **Division des régions** : Les modèles de division de régions consistent à diviser l'image d'une manière récursive tant qu'un critère d'homogénéité sur les régions n'est pas vérifié. Initialement, l'image est divisée en zones. Chaque zone ainsi créée est elle-même divisée si elle ne vérifie pas le critère d'homogénéité. Ce processus de division se poursuit pour toutes les zones nouvellement créées et s'arrête que lorsque toutes les zones sont homogènes ou bien leurs tailles sont en dessous d'un seuil fixé préalablement. La division de l'image est généralement représentée par une structure géométrique bien particulière (Figure.II.19).

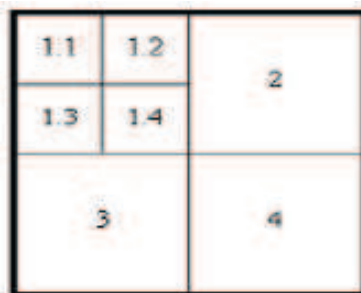


Figure.II.19 : principe de la segmentation par division des régions

- ✓ **Segmentation par classification** : la segmentation par classification ne prennent pas la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques. Elles identifient les classes de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image mais partageant les mêmes propriétés. Une segmentation en région n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée [28].

V. La classification :

La classification rassemble une famille de méthode qui permet d'automatiser le processus de reconnaissance. Le but de la classification est de classer des observations (images médicales) sur la base d'une série de caractéristiques prédéfinies. L'objectif général de la classification est de pouvoir étiqueter des données en leur associant une classe.

Le champ de la classification est vaste il couvre principalement le domaine de traitement des signaux et images.

On distingue 3 types de classification :

- Classification avec ensemble d'apprentissage parfaitement expertisé (mode supervisé).
- Classification sans ensemble d'apprentissage (mode non supervisé).
- Classification avec une idée vague sur l'ensemble d'apprentissage (mode semi supervisé) [29].

V.1. Chaîne de classification des données :

Un classifieur comporte les modules suivants [29] :

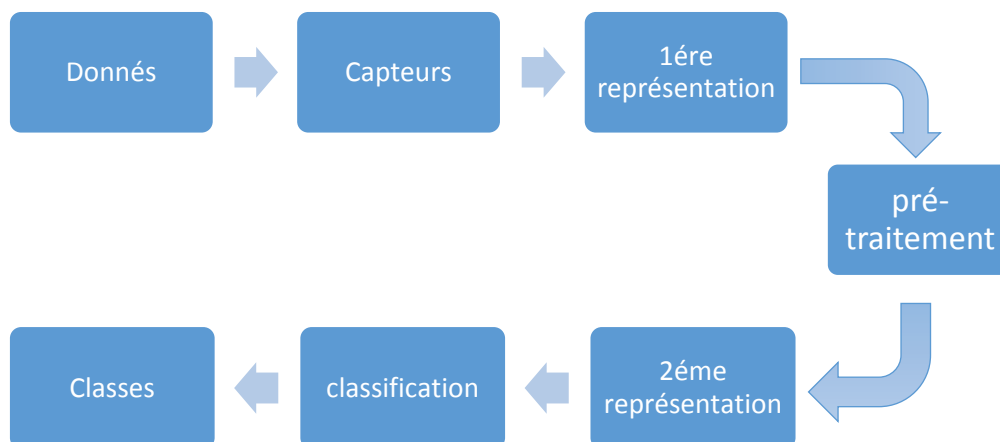


Figure.II.20 : Chaîne de classification des données.

V.2. Réalisation de la classification :

Le classifieur qui réalisera le classement des formes doit passer par deux phases :

V.2.1. Phase d'apprentissage :

Le but de l'apprentissage est de tirer et de découvrir les règles qui gouvernent et régissent des formes. L'apprentissage est un processus calculatoire qui doit être capable d'amener à une certaine prédiction et à une certaine généralisation [29].

Il existe plusieurs types d'apprentissage qui se distinguent essentiellement par leur objectif. Les deux types les plus connus sont : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé [30].

- ✓ ***Apprentissage supervisé*** : l'apprentissage est dit supervisé si les différentes classes sont connues a priori [29].

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique où l'on cherche à produire automatiquement des règles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des exemples en général des cas déjà traités et validés. Il consiste à inférer un modèle de prédiction à partir d'un ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire plusieurs couples de la forme (observation, étiquette), où chaque étiquette dépend de l'observation à laquelle elle est associée [31].

- ✓ ***Apprentissage non supervisé*** : on l'appelle aussi apprentissage sans professeur ce type d'apprentissage est utilisé dans le cas où on dispose d'une base d'apprentissage dont les classes ne sont pas définies à l'avance. Il s'agit alors de regrouper les différentes formes en classe en fonction d'un critère de similarité choisi a priori [29].

V.2.2. Phase de test :

Cette phase permet d'affecter un nouvel objet à une des classes au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage. Pour évoluer un classifieur nous utilisons des critères classiques comme : le taux de classification et le taux d'erreur [29].

V.3. Méthode d'apprentissage non-supervisé :

La classification non supervisée a été toujours un outil très employé dans le domaine de l'analyse et du traitement des images numériques en particulier à des fins de segmentation ou d'interprétation.

k-means (k-moyenne). C'est une technique de classification non-supervisée. Elle repose sur la division des observations en K partitions (*clusters*) dans lesquelles chaque observation appartient à la partition avec la moyenne la plus proche.

L'algorithme suppose que les caractéristiques de données forment un espace vectoriel et essaie de trouver regroupement naturel en eux. Les points sont regroupés autour de centre de gravité $\mu_i \forall i = 1 \dots k$ qui sont obtenus par minimisation de l'objectif

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2 \quad (1)$$

La où il y a k clusters S_i , $i = 1, 2, 3, \dots, k$ et μ_i est le centre de gravité ou le point de tous les points $x_j \in S_i$

L'algorithme prend une image en 2 dimensions en entrée et peut énoncer comme suit:

1. Calculer la distribution de l'intensité (également appelé l'histogramme) des intensités.
2. Initialiser les centres de gravité avec k intensités aléatoires.
3. Répétez les étapes suivantes jusqu'à ce que les clusters de munitions de l'image ne changera plus.
4. Les points de cluster basés sur la distance de leurs intensités à partir des intensités de centre de gravité.

$$c^{(i)} := \arg \min_j \|x^{(i)} - \mu_j\|^2 \quad (2)$$

5. Calculer le nouveau centre de gravité pour chacune des clusters.

$$\mu_i := \frac{\sum_{i=1}^m 1\{c(i) = j\} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m 1\{c(i) = j\}} \quad (3)$$

Où :

k : est un paramètre de l'algorithme (le nombre de clusters à être trouvé).

i : itération sur toutes les intensités.

j : itération sur tous les centres de gravité.

μ_i : sont les intensités de centre de gravité.

V.4. Méthodes d'apprentissage supervisé :

Dans le cadre de ce travail, nous présentons surtout de l'apprentissage supervisé pour des problèmes de classification. Dans la suite, nous présentons ensuite les principaux algorithmes de classification supervisée proposée dans la littérature. Il ne s'agit pas de faire une présentation exhaustive de toutes les méthodes mais seulement de préciser les méthodes les plus classiques que nous utilisons dans le cadre de notre travail en fonction de leurs propriétés particulières [30].

V.4.1. K plus proches voisins (KNN) :

L'algorithme des k-plus proches voisins (k-nearest neighbors» ou KNN) est un des algorithmes de classification supervisé les plus simples. Le KNN est une méthode d'apprentissage à base distances. Il ne comporte pas de phase d'entraînement en tant que telle. La méthode des k plus proches voisins (KNN k-nearest neighbor en anglais) se base sur une comparaison directe entre le vecteur caractéristique représentant l'entité à classer et les vecteurs caractéristiques représentant des entités de référence. La comparaison consiste en un calcul de distances entre ces entités. L'entité à classer est assignée à la classe majoritaire parmi les classes des k entités les plus proches au sens de la distance utilisée.

Notons par $X_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN})$ le vecteur caractéristique de l'entité p, avec N le nombre de caractéristiques et par p et q deux entités à comparer.

Les distances suivantes sont usuellement employées par les classificateurs KNN :

$$\text{Distance euclidienne : } D(X_p, X_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{pi} - x_{qi})^2}$$

$$\text{Distance de Manhattan : } D(X_p, X_q) = \sum_{i=1}^N (|x_{pi} - x_{qi}|)$$

$$\text{Distance de Minkowski : } D(X_p, X_q) = (\sum_{i=1}^N (x_{pi} - x_{qi})^r)^{1/r}$$

$$\text{Distance de Tchebychev: } D(X_p, X_q) = \max_{i=1 \dots N} (|x_{pi} - x_{qi}|)$$

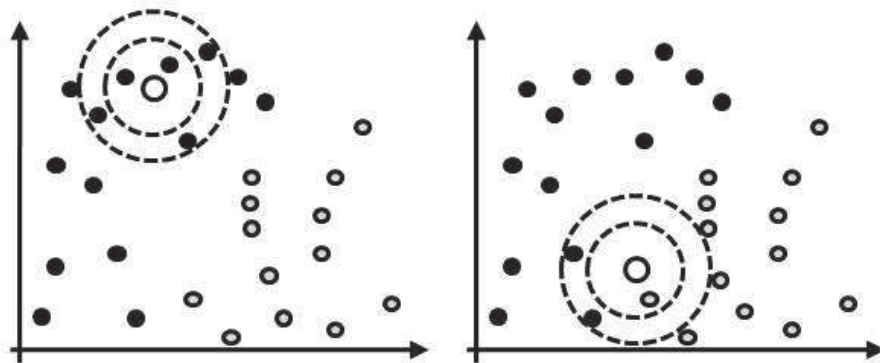


Figure.II.21 : Exemple de classification avec les KNN

Dans la figure.II.21, à gauche, la classification est simple quel que soit le nombre de voisins choisis : le nouvel objet est noir. A droite, en revanche, tout dépend du nombre de voisins choisis et de l'heuristique de classification. Pour $k = 1$, le nouvel objet est gris. Pour $k = 3$, si les trois voisins ont le même poids, alors le nouvel objet est noir. Par contre, si le poids est pondéré par l'inverse de la distance alors le nouvel objet peut être gris. Cela revient à pondérer l'affectation de classe avec la distance : plus un voisin est éloigné, plus son influence est faible.

Les principaux inconvénients de cette méthode sont le nombre d'opérations nécessaires pour classer une entité dans le cas d'une grande base de référence ainsi que sa sensibilité au bruit présent dans les données d'apprentissage [30].

V.4.2. 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. 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.

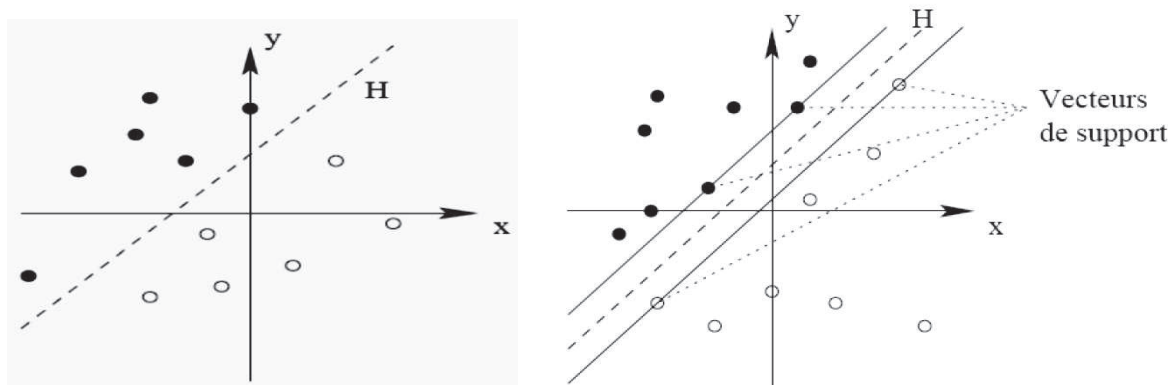


Figure.II.22 : l'hyperplan et vecteur de support

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support (Figure.II.22). 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.II.23). La distance entre un point x quelconque et l'hyperplan est donnée par l'équation.

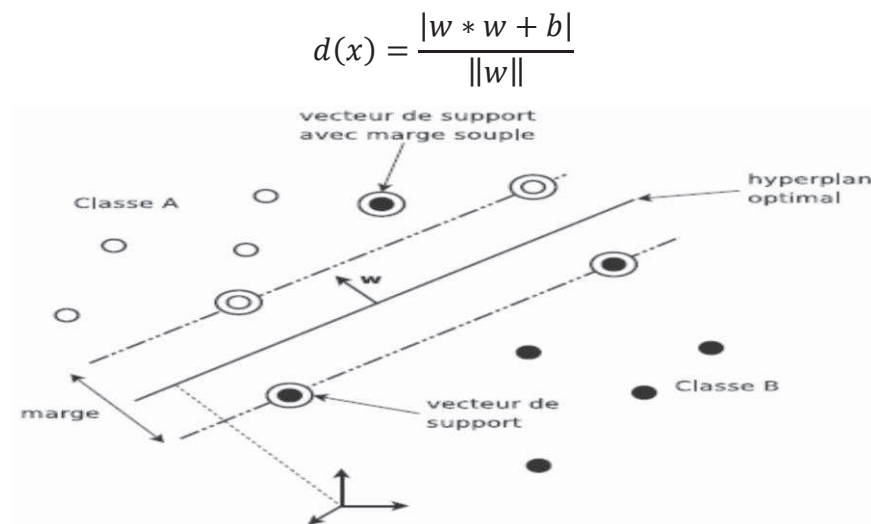


Figure.II.23 : Hyperplan de séparation optimal avec marge souple dans un cas linéairement séparable.

Le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité 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. II.24).

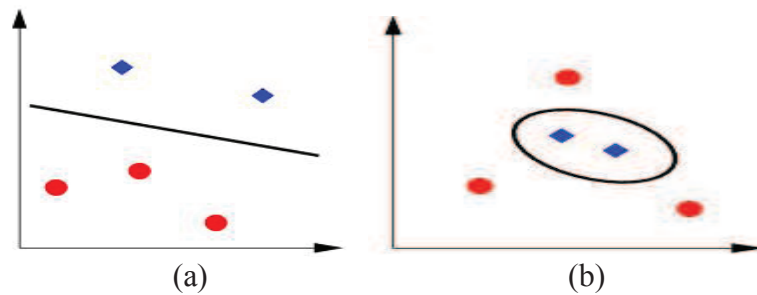
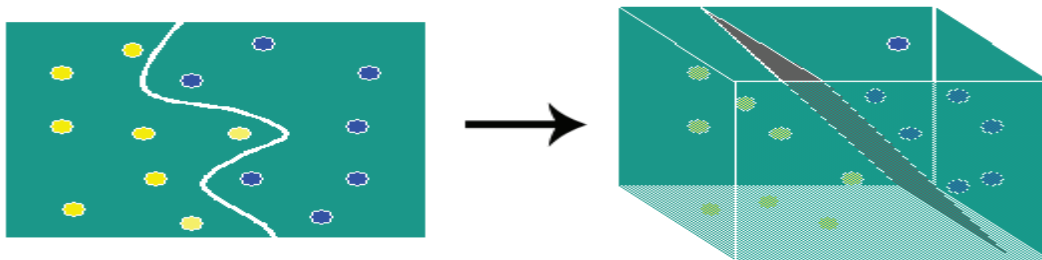


Figure.II.24 : SVM séparable

(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 appelé « 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 :



Conclusion :

Nous avons décrit dans ce deuxième chapitre, un ensemble d'opérations et des méthodes d'amélioration d'image, parmi ces méthodes l'expansion de la dynamique, l'égalisation de l'histogramme et l'utilisation des fonctions mathématiques.

Nous avons présenté ensuite les principes de base de la morphologie mathématique, nous avons étudié les opérations morphologiques jouant le rôle du filtrage.

Ultérieurement, nous avons présenté la ligne des partages des eaux que nous avons utilisées dans la segmentation d'image.

Finalement, une description des méthodes d'apprentissages non-supervisées (k-means) et d'apprentissages supervisées tels le k-plus proches voisins (KNN) et le séparateur à vaste marge (SVM), qui sont des méthodes de classification qu'on va les utiliser dans le prochain chapitre.

DETECTION DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE

SOMMAIRE

Introduction

I. Description de la base de données

I.1. Base d'image DiaretDb1

II. Détection des Exsudats

II.1. Algorithme de détection des exsudats

II.1.1. Segmentation du disque optique

II.1.1.1. Le prétraitement de l'image couleur

II.1.1.2. Elimination du réseau Vasculaire

II.1.1.3. Opération de seuillage

II.1.2 Extraction des Exsudats

II.1.2.1. Amélioration de l'image

II.1.2.2. Détection des régions claires

II.1.3. Elimination du disque optique

II.1.4. Extraction des pixels exsudatives

II.2. Résultats et discussion

III. Détection des hémorragies

III.1. Algorithme de détection des hémorragies

III.1.1. Prétraitement

III.1.2. Détection de la région sombre

III.1.3. Segmentation de la macula

III.1.3.1. Prétraitement

III.1.3.2. Détection de la région maculaire

III.1.3.3. Extraction de la macula par la LPE

III.1.3.4. Résultat d'élimination de la macula

III.1.4. Segmentation de réseau vasculaire

III.1.4.1. Prétraitement

III.1.4.1.1. Augmentation du contraste

III.1.4.1.2. Filtrage

III.1.4.2. Extraction du réseau vasculaire

III.1.4.3. Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire

III.1.4.4. Elimination du réseau vasculaire

III.1.5. Sélection des caractéristiques

III.1.6. Classification des hémorragies ou non hémorragies

III.2. Résultats et Discussion

IV. Détection des micro-anévrismes

IV.1. Algorithme de détection des micro-anévrismes

IV.1.1. Amélioration d'image

IV.1.2. Extraction des régions rouges

IV.1.3. Elimination du réseau vasculaire

IV.1.4. Détection des micro-anévrismes

IV.2. Résultats et Discussion

Conclusion

Introduction

Dans ce chapitre nous nous intéressons à la détection des signes cliniques de la rétinopathie diabétique à savoir : les exsudats, les hémorragies et les micro-anévrismes. Dans la première section, nous présentons la base de donnée que nous avons utilisée dans notre travail pour évaluer les algorithmes de détection des pathologies rétiniennes. La deuxième section est dédiée à la présentation d'une approche basée sur l'utilisation d'un algorithme de classification non supervisée « k-means » pour la détection des exsudats. Dans la troisième section du chapitre, nous décrivons des algorithmes basés sur la morphologie mathématique et des algorithmes de classification supervisées pour la détection des micro-anévrismes et des hémorragies.

I. Description de la base de données

Les bases d'images sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images rétiniennes, ils aident considérablement les chercheurs d'évaluer et de comparer les méthodes développées par rapport aux travaux reportés dans l'état de l'art. Elles conduisent à la mise au point de meilleurs algorithmes. Plusieurs bases d'images sont utilisées dans le domaine d'ophtalmologie par exemple : Drive, Star, Messidor et DiaretDb1.

I.1. Base d'image 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.1.

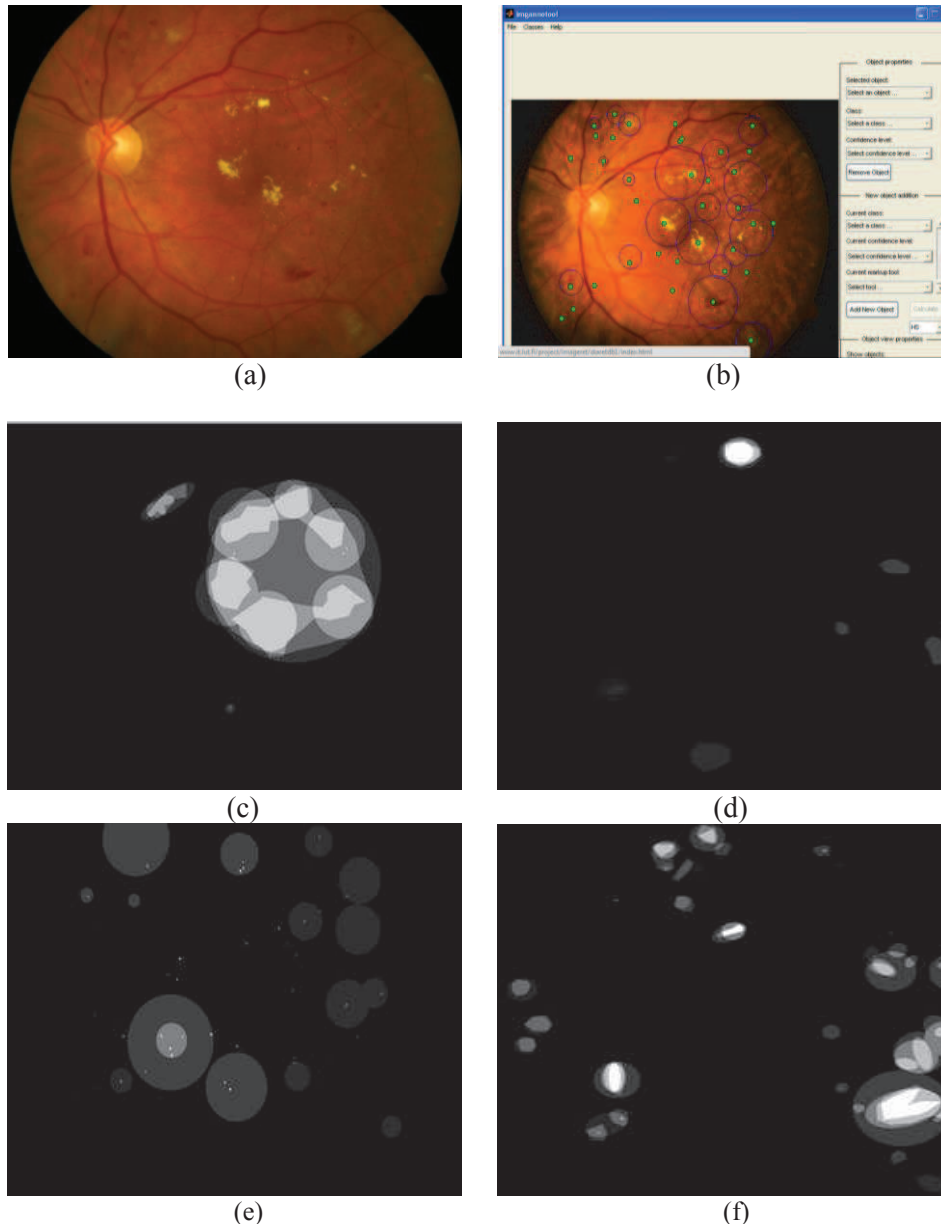


Figure.III.1 : Exemples d'images de la base de données DIARETDB1 ;
 (a) : image couleur de la rétine pathologique ; (b) : segmentation des lésions par un des experts ; (c) : localisation des exsudats durs ; (d) : localisation des exsudats mous ; (e) : localisation des micro-anévrismes ; (f) : localisation des hémorragies.

II. Détection des Exsudats

La RD est une maladie silencieuse, Les patients qui en souffrent ne s'en rendent pas compte de ses stades initiaux. Pour permettre un traitement optimal et pas trop tardif, la maladie doit être détectée avant que les stades de complications sont atteints. Une possibilité de la détecter suffisamment tôt est de la dépister en masse. Dans cette section du chapitre, nous nous focalisons sur la détection des exsudats dans les images couleur du fond d'œil. En effet leur détection est indispensable pour le succès de son traitement et d'autre part, elle

pourrait jouer un rôle majeur dans le dépistage de l'œdème maculaire. En outre, Sa détection permet de classer le niveau de rétinopathie diabétique.

Les exsudats sont des petites plages jaunâtres, profondes, bien limitées, multiples, se situent au pôle postérieur, avec parfois une disposition maculaire en étoile. La figure.III.2 montre un exemple des exsudats.



Figure.III.2 : Représentation d'exsudats dans une image couleur.

II.1. Algorithme de détection des exsudats

L'algorithme que nous proposons pour l'extraction des exsudats est divisé en quatre étapes principales :

1. Segmentation du disque optique.
2. La détection des régions claires.
3. Elimination du disque optique
4. Extraction des pixels exsudatives

II.1.1. Segmentation du disque optique

Comme le disque optique a les mêmes caractéristiques que les exsudats en terme de couleur et contraste, il sera préalable de le segmenter pour le faire éliminer par la suite afin de ne garder que les exsudats.

Le disque optique est accessible de face lors de l'observation du fond d'œil. Il a la forme d'un disque circulaire, ou légèrement ovalaire à grand axe vertical, de 1 à 2 mm de diamètre. Il est invariable d'un individu à l'autre.

L'algorithme de segmentation du disque optique est présenté comme suit :

1. Image Couleur de la Rétine.
2. Etape de prétraitement.
3. Elimination du réseau Vasculaire.
4. Opération de seuillage.
5. Résultat de segmentation du disque optique.

Dans ce qui suit, nous expliquons chaque étape de l'algorithme.

II.1.1.1. Le prétraitement de l'image couleur

Pour augmenter le contraste dans la région du disque optique, nous utilisons le canal vert de l'espace couleur RGB. C'est le système le plus utilisé dans les images couleurs. C'est un système additif qui décompose les couleurs en trois couleurs primaires : le *rouge*, le *vert* et le *bleu*. Le résultat est présenté dans la figure.III.3.b.

II.1.1.2. Elimination du réseau Vasculaire

Le réseau vasculaire interrompt la forme circulaire du disque optique, donc il est nécessaire de l'éliminer ; Pour cela on fait appel à un opérateur morphologique : fermeture. Cette opération permet de remplir les trous et élimine les pics négatifs dans l'image. Le résultat obtenu est montré dans la figure.III.3.c.

II.1.1.3. Opération de seuillage

Pour séparer le disque optique du fond nous appliquons un seuillage. Pour une bonne extraction du disque optique, il faut faire un choix correct du seuil fixé manuellement (figure 16.d) et effectuer, ensuite un filtrage surfacique pour éliminer les pixels isolés. Les résultats de détection du disque optique sont montrés dans la (figure.III.3).

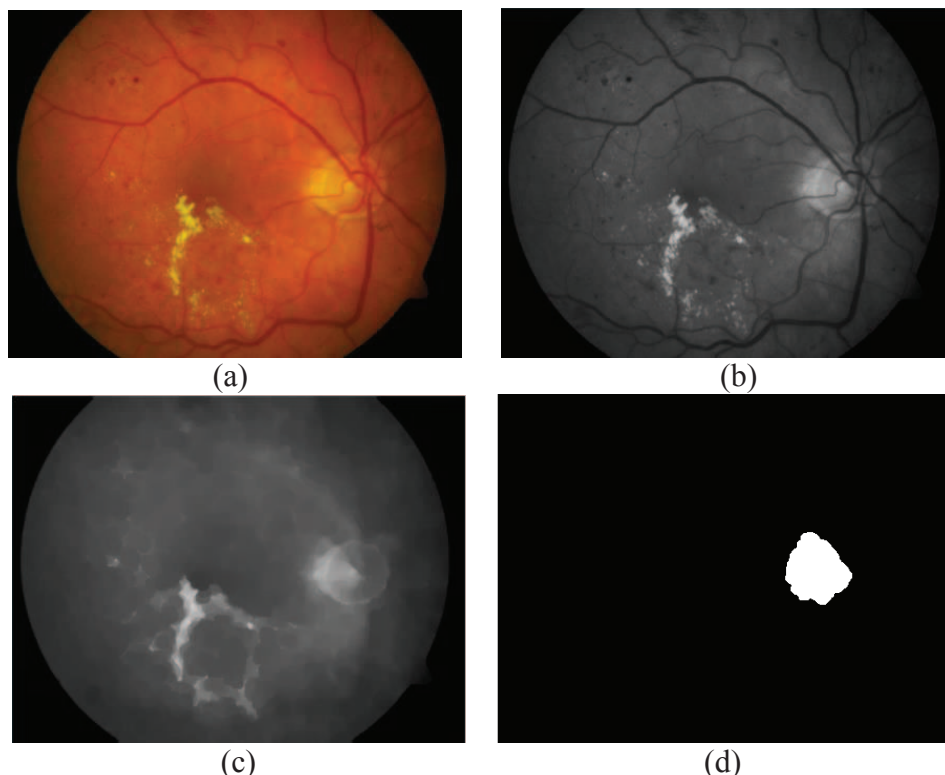


Figure.III.3 : Résultat de Segmentation de la Papille dans l'image couleur de la rétine.
a) : Image rétinienne ; b) : Représentation de l'image originale dans le canal vert ;
c) : Elimination de l'arbre vasculaire ; d) : Résultat de seuillage de l'image (c) ;

II.1.2. Extraction des Exsudats

II.1.2.1. Amélioration de l'image

La représentation et le traitement des images numériques font l'objet de recherches très actives à l'heure actuelle. Dans notre travail, nous utilisons le canal v de l'espace couleur HSV dont lequel les exsudats apparaissent mieux (Figure.III.4.b).

Pour mieux augmenter leur contraste, on fait appel à l'opération de l'égalisation adaptative d'histogramme (Figure.III.4.c). Les bruits dus au système d'acquisition sont minimisés par l'application d'un filtre de gauss (figure.III.4.d).

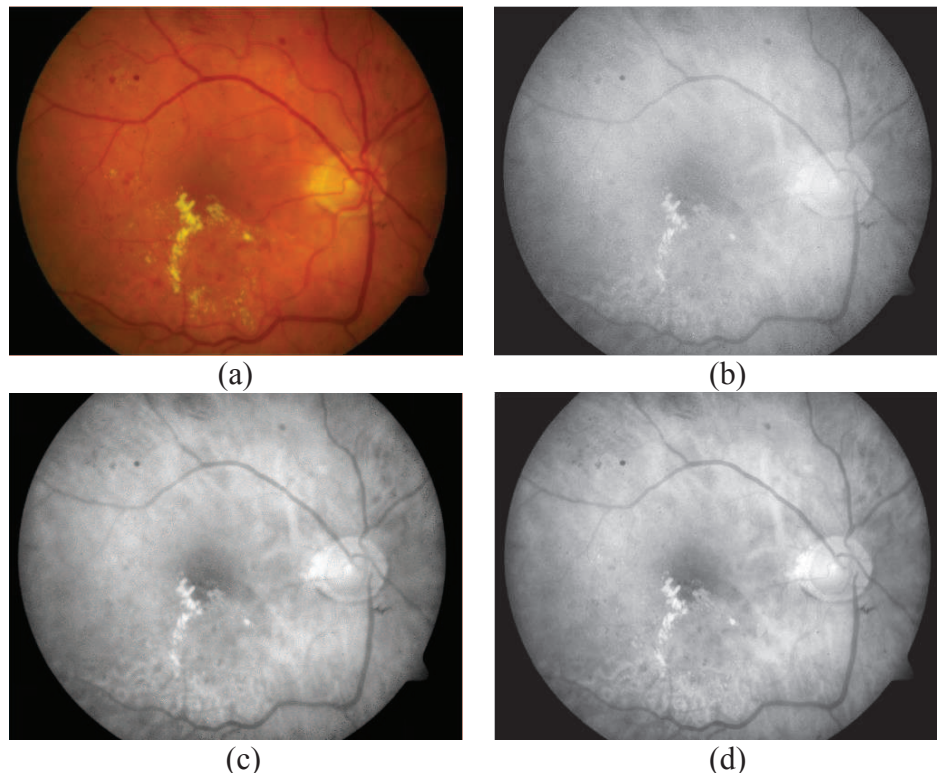


Figure.III.4 : Amélioration et augmentation de contraste de l'image originale.
a) : Image originale ; b) : Le canal v de l'espace couleur HSV ; c) : Résultat de l'égalisation d'histogramme ; d) : Résultat du filtrage.

II.1.2.2. Détection des régions claires

Nous avons appliqué le k-means sur nos images et après plusieurs tests, nous avons obtenu des bons résultats avec une valeur de cluster $k=6$. Le résultat de l'application du k-means est montré dans la figure.III.5.

Le résultat montre la présence de toutes les régions claires telles que les exsudats et le disque optique. La présence de ce dernier est due à la similitude de leur attribut avec ceux des exsudats en termes de luminosité, couleur et contraste. En effet, il est essentiel pour notre approche d'éliminer le disque optique pour ne garder que les exsudats durs.

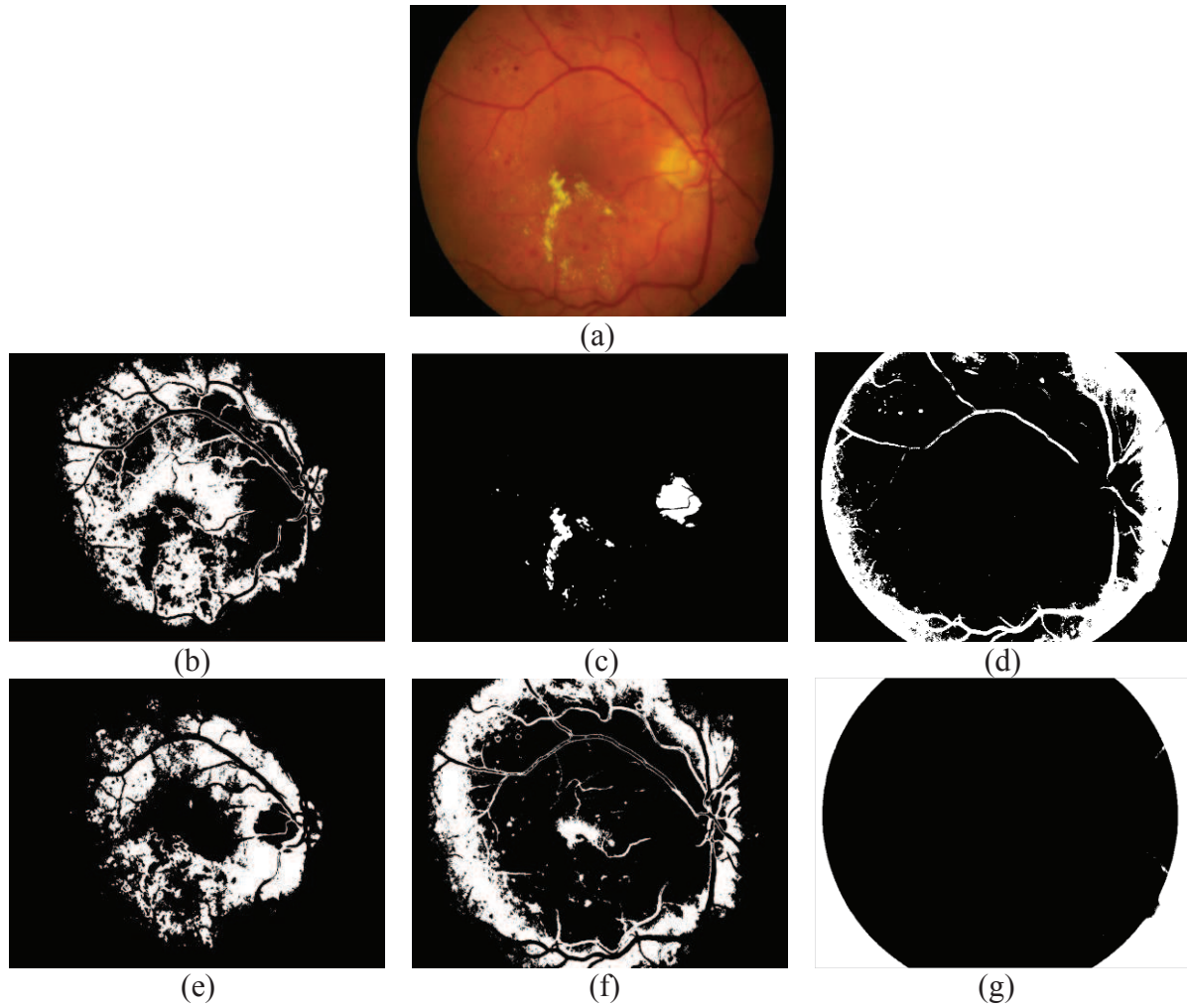


Figure.III.5 : Représentation de résultats de *k-means*.

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

II.1.3. Elimination du disque optique

Afin d'éliminer le disque optique, nous appliquons une opération de soustraction entre la version dilatée du résultat de segmentation du disque optique et le résultat de détection des régions claires (Figure.III.6.c)

$$E_{x_1} = Ts_2 (\text{image (III.6.a)}) - [([\delta (b_1)]) (\text{image (III.6.b)})]$$

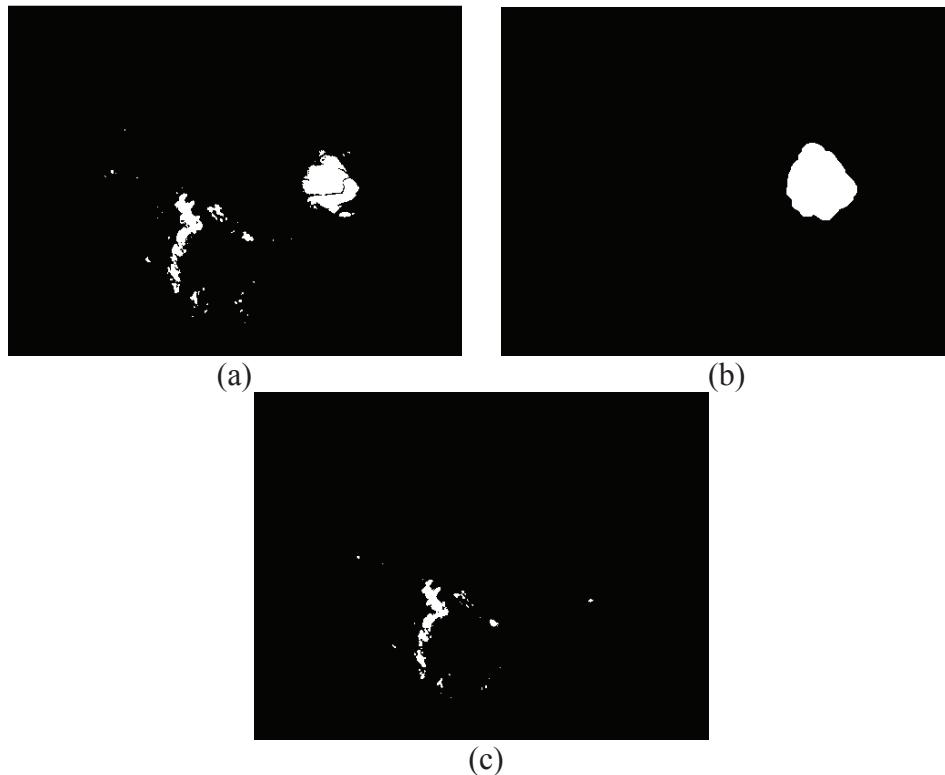


Figure.III.6 : Elimination du disque optique.

II.1.4. Extraction des pixels exsudatives

Pour extraire les pixels exsudatives, nous utilisons une reconstruction morphologique. Comme l'indique son nom, cette opération permet de reconstruire des détails perdus éventuellement lors d'une autre opération. Elle nécessite l'utilisation de deux images : une image masque et une image marqueur. Dans notre travail, l'image améliorée est considérée comme masque. Afin d'obtenir une image marqueur, nous appliquons une dilatation binaire sur l'image de la figure III.7.a, ensuite, tous les pixels de cette image sont mis à zéro dans l'image améliorée (figure III.7.c). Le résultat de reconstruction morphologique est montré dans la figure (III.7.d).

On remarque dans la figure III.7.d que tous les pixels inclus dans la région exsudative ne sont pas reconstruits. Pour faire ressortir les exsudats, une opération de soustraction est effectuée entre l'image améliorée et l'image reconstruite (figure III.7.e) suivie d'une opération de seuillage. Le résultat final de détection des exsudats est montré dans la figure III.7.

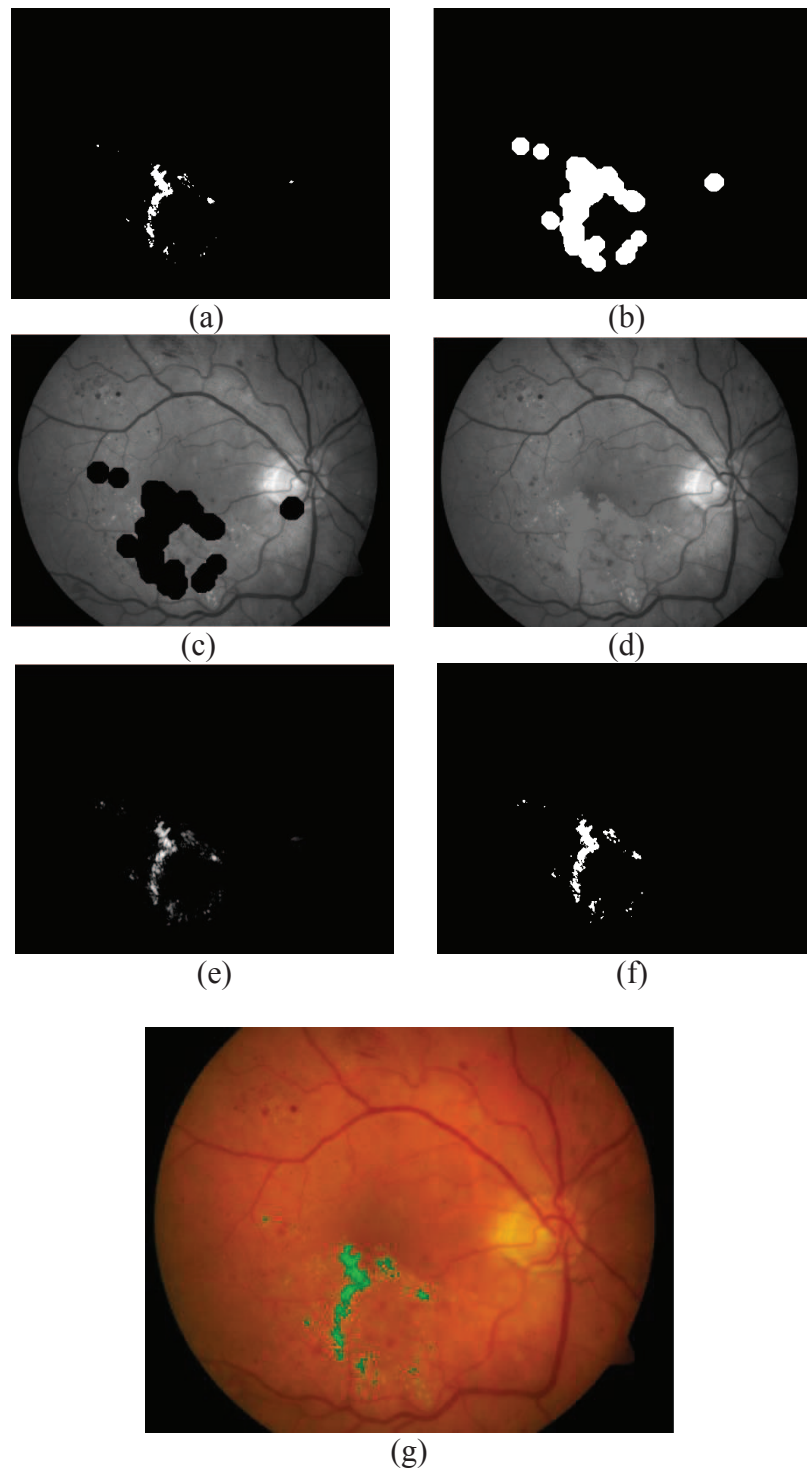


Figure.III.7 : Résultats de la détection des exsudats par reconstruction morphologique.
a) : résultat de l'élimination de disque optique ;b) : Résultat de la dilatation de l'image(a) ;c) : l'image marqueur ;d) : Résultat de la reconstruction par dilatation ; e) : Résultat de soustraction ;f) : Résultat de seuillage de l'image ;(g) : Résultat final de détection des exsudats.

II.2. Résultats et discussion

L'algorithme de détection des exsudats que nous avons présenté a été testé sur une série d'images issue de la base de données DiaretDb1.

Dans les images saines, le résultat de détection des exsudats sont satisfaisants (figure.III.8). Ainsi que, dans les images cotonnant des reflets de la fovéa et les exsudats avec une grande ou petite taille, l'algorithme a donné des bons résultats (figure.III.8.a, b). Les exsudats ont été bien segmentés (figure.III.8.d, f). Cependant dans le cas ou les images contiennent des exsudats faiblement contrastés, l'algorithme a raté quelques pixels exsudatives (figure.III.8.h). 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 des petits exsudats dans l'image rétinienne.

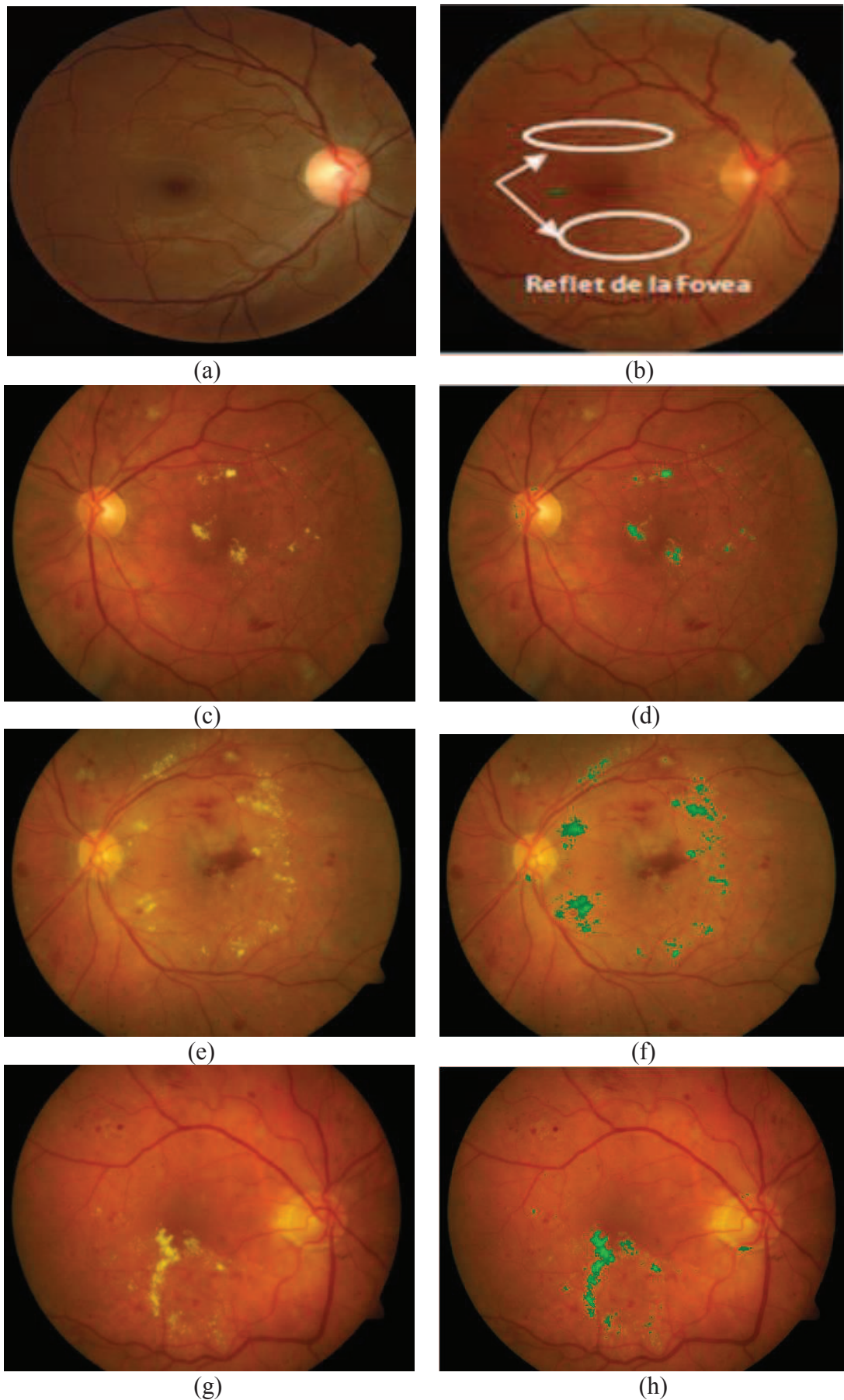


Figure.III.8 : Résultat final de détection des exsudats.

III. Détection des hémorragies

Les hémorragies sont parmi les signes de la présence de la rétinopathie diabétique. Elles sont dues à une occlusion d'une veine qui draine le sang de la rétine, à un diabète ou à une dégénérescence de la rétine liée à l'âge.

Il existe deux types d'hémorragies : les petites hémorragies et les hémorragies profondes ou large, de taille grande et à bord irrégulier. Ces dernières témoignent d'une ischémie rétinienne étendue et ont donc une valeur pronostique importante. Dans ce travail, nous nous intéressons à la détection des hémorragies profondes. L'objectif de l'extraction de ces dernières n'est pas de dépister la RD, mais un stade de cette maladie ou une observation intensive de l'évolution est indispensable pour éviter une altération irréversible de la vision.

Le problème dans la détection des hémorragies est le manque d'information : la taille et la forme variables, le contraste peut être faible ou fort, la couleur-bien que rouge varie d'une image à l'autre. En effet la majorité des travaux développés dans ce domaine détectent les hémorragies dans les images angiographiques dont lesquels les hémorragies apparaissent avec un fort contraste.

Dans cette section du chapitre, nous présentons une approche basée sur les opérateurs morphologiques et un algorithme de classification supervisée pour la détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine.

III.1. Algorithme de détection des hémorragies

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

1. Prétraitement
2. Détection des régions sombres
3. Segmentation et élimination de la macula
4. Segmentation et élimination du réseau vasculaire
5. Classification des pixels en hémorragie ou non-hémorragie

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

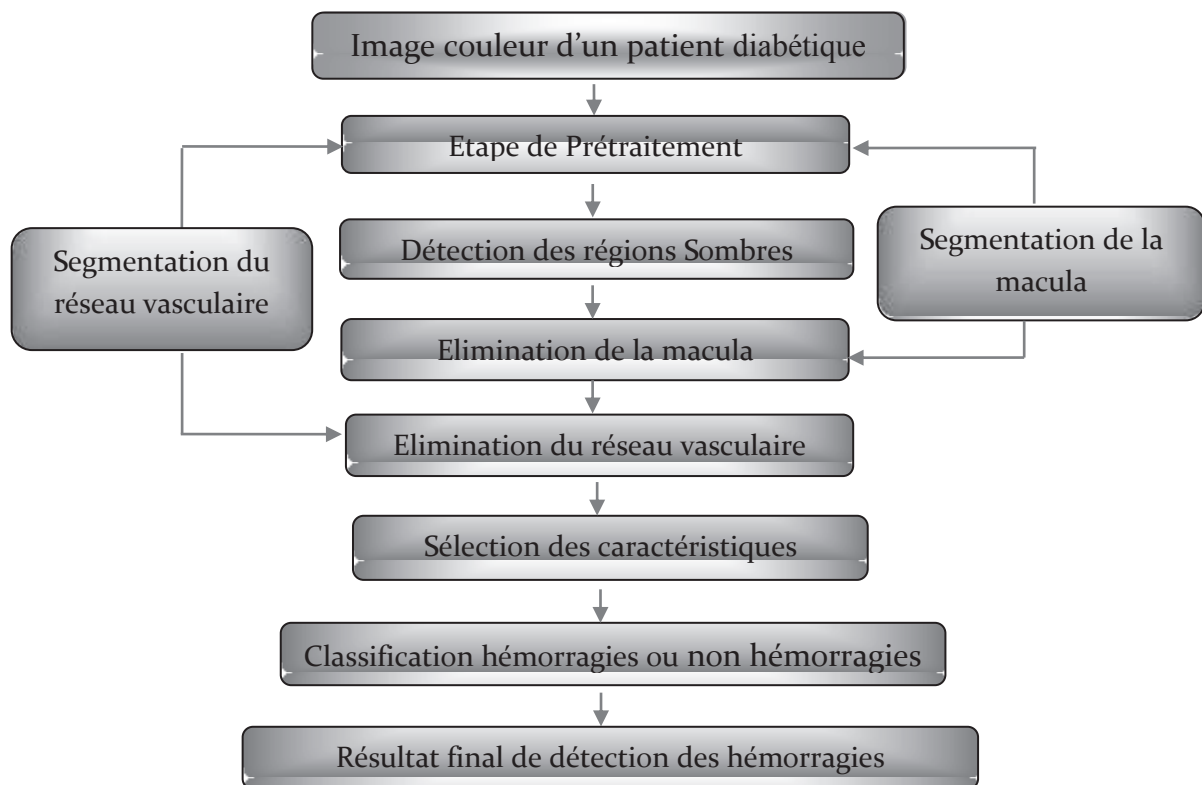


Figure.III.9 : Organigramme proposé de détection des hémorragies.

III.1.1. Prétraitement :

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 présentent des discontinuités. En outre, le bruit présent dans l'image est éliminé par une application d'un filtre de Gausse de petite taille (Figure.III.10. b)

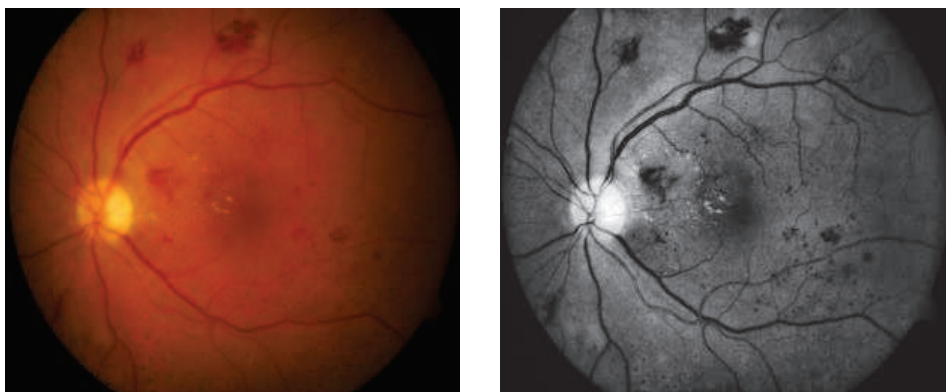


Figure.III.10 : Prétraitement de l'image originale ;
(a) : image originale ;(b) : image améliorée.

III.1.2. Détection des régions 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.III.11.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 $110*110$.

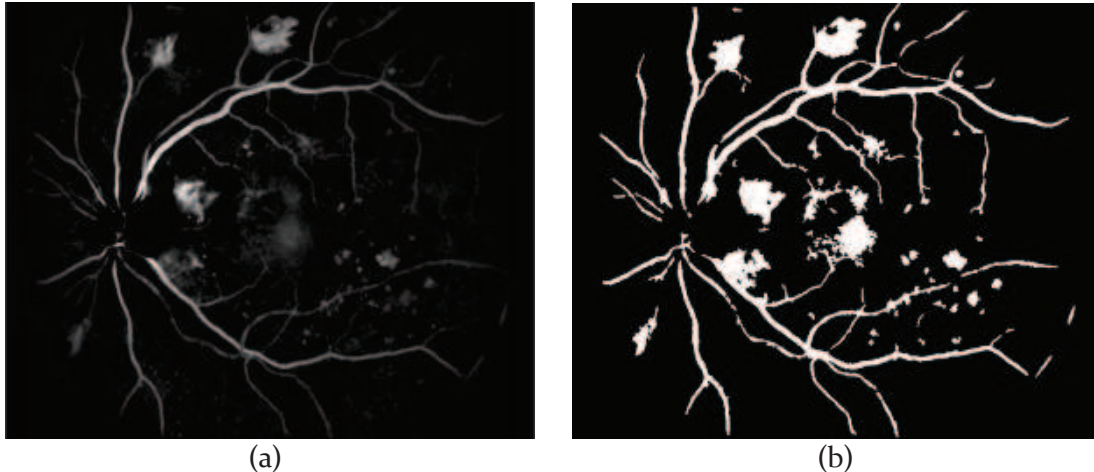


Figure.III.11 : Détection des régions candidats rouges ;
Résultat de lissage ;(b) : le seuillage de l'image lissée

La figure.III.11 montre bien que toutes les régions sombres telles que le réseau vasculaire, la macula et les micro- anévrismes sont détectés. 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 ne récupérer que les hémorragies.

III.1.3. Segmentation de la macula

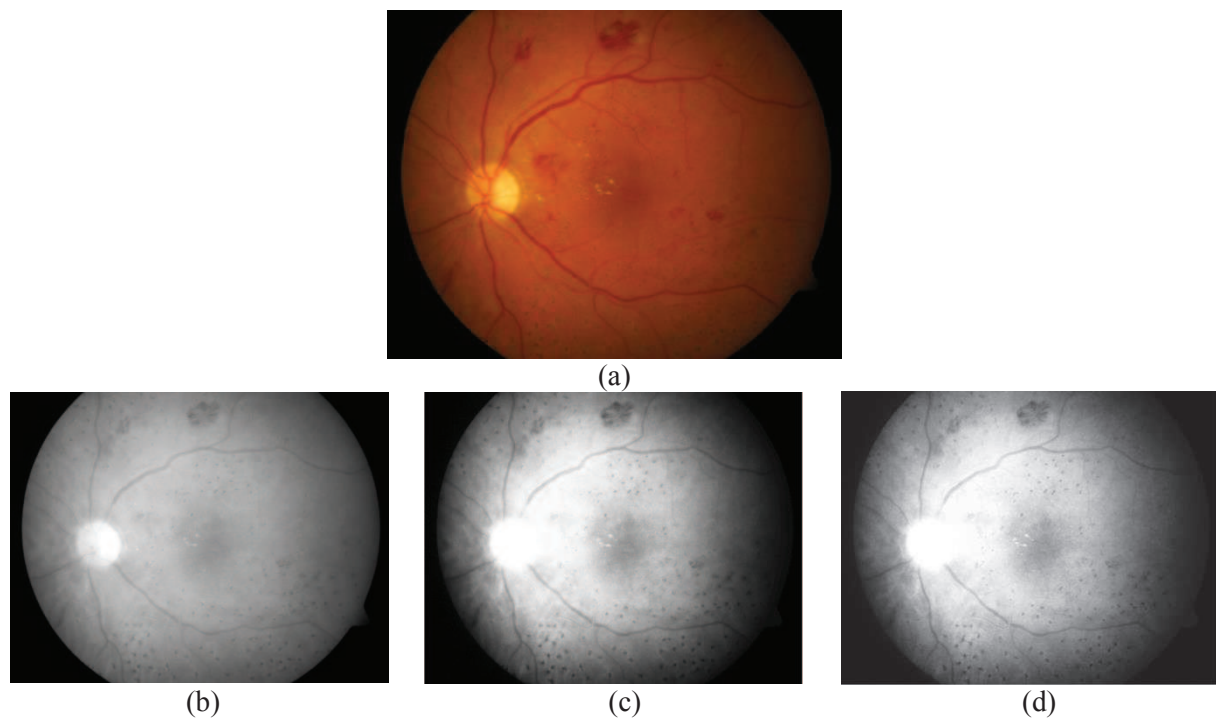
Comme la macula a les mêmes caractéristiques que les hémorragies, elle représente, donc un faux positif. Par conséquent, il sera préalable de l'éliminer. Sachant qu'il peut y avoir des hémorragies à proximité de la macula, elles peuvent être aussi éliminées. En effet, il est nécessaire dans notre approche d'effectuer une bonne segmentation de la macula.

Les différentes étapes de segmentation de la macula sont présentées comme suit :

1. Image couleur de la rétine.
2. Prétraitement.
3. Détection de la région maculaire.
4. Extraction de la macula par la LPE.
5. Résultat de l'élimination de la macula.

III.1.3.1. Prétraitement

Comme, le contraste de la macula est souvent assez faible et parfois elle peut être obscurcie 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.III.12).



*Figure.III.12 :Résultats du prétraitement ;
(a) : Image originale ;(b) : canal de luminance ;(c) égalisation adaptative d'histogramme ;
(d) : Filtre de gauss.*

III.1.3.2. Détection de la région maculaire

Sachant que l'arbre vasculaire a les mêmes caractéristiques que la macula, 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.13.

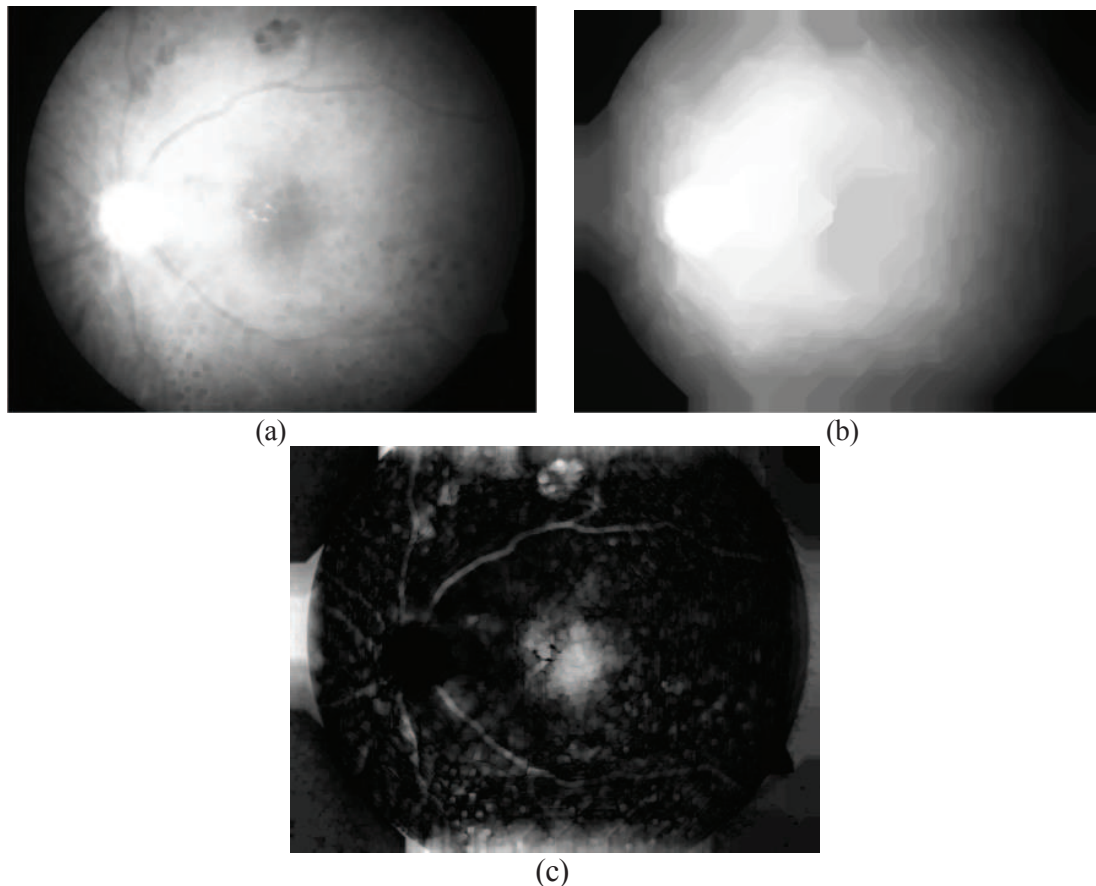


Figure.III.13 : Résultat de détection de la région maculaire;
(a) : fermeture morphologique de l'image améliorée ;(b) : Résultat de lissage de l'image fermée ;(c) : résultat de soustraction entre l'image lissée et l'image fermée.

III.1.3.3. Extraction de la macula par la LPE

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.14.

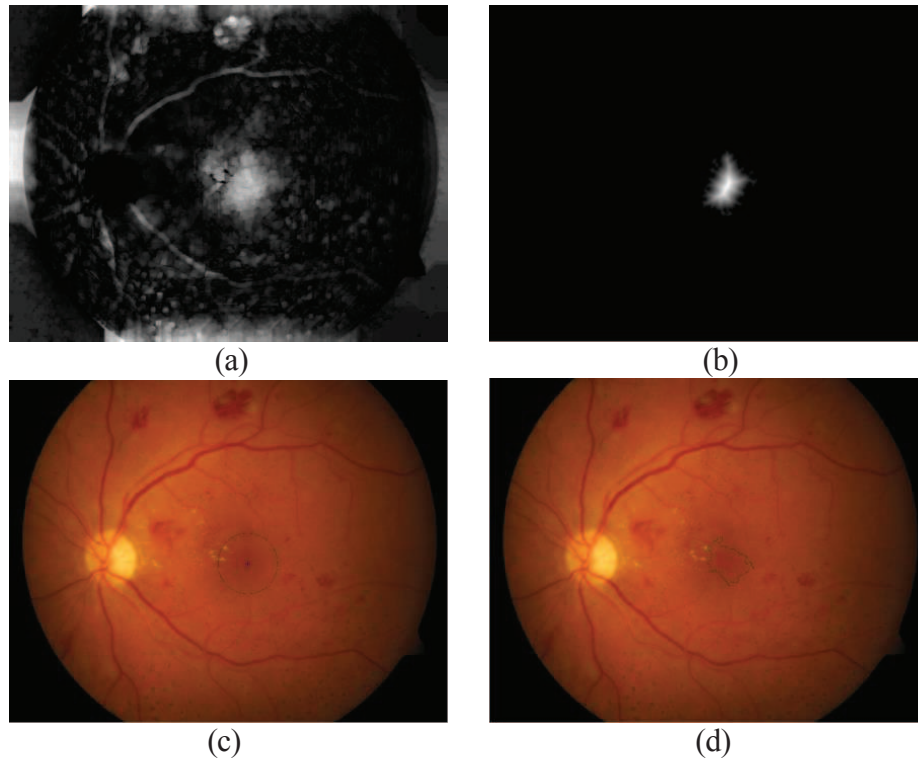


Figure.III.14 : Résultat de segmentation de la macula ;

(a) : Chapeau haute forme ; (b) : Fonction distance ; (c) : superposition des marqueurs internes et externes sur l'image originale ; (d) : Résultat final de détection du contour de la macula.

III.1.3.4. Résultat d'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. Après avoir segmenté cette dernière (figure.III.14.d), on effectue, une opération de soustraction entre l'image résultante de la segmentation de la macula et l'image de la figure.III.11.b.

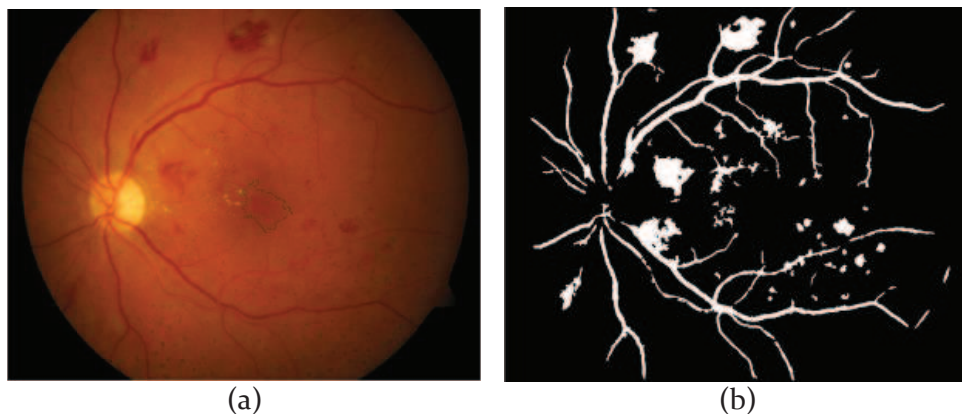


Figure.III.15 : Segmentation et élimination de la macula ;

(a) résultat de segmentation de la macula superposé sur l'image originale ; (b) : résultat d'élimination de la macula

III.1.4. Segmentation de réseau vasculaire

Il est important dans notre travail de segmenter le réseau vasculaire pour le faire éliminer par la suite puisqu'il présente les mêmes niveaux de gris que les hémorragies.

Les différentes étapes de l'algorithme de segmentation du réseau vasculaire sont présentées comme suit :

1. Image couleur de la rétine.
2. Etape de prétraitement.
3. Extraction des régions sombres.
4. Le seuillage.
5. Filtre alterné séquentiel.
6. Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire.
7. Résultat d'élimination du réseau vasculaire.

III.1.4.1. Prétraitement

III.1.4.1.1. Augmentation du contraste

L'amélioration peut être vue comme un premier pas vers l'analyse automatique des images rétiniennes. Afin d'améliorer le contraste de l'image, nous représentons l'image couleur dans l'espace RVB figure.III.16.

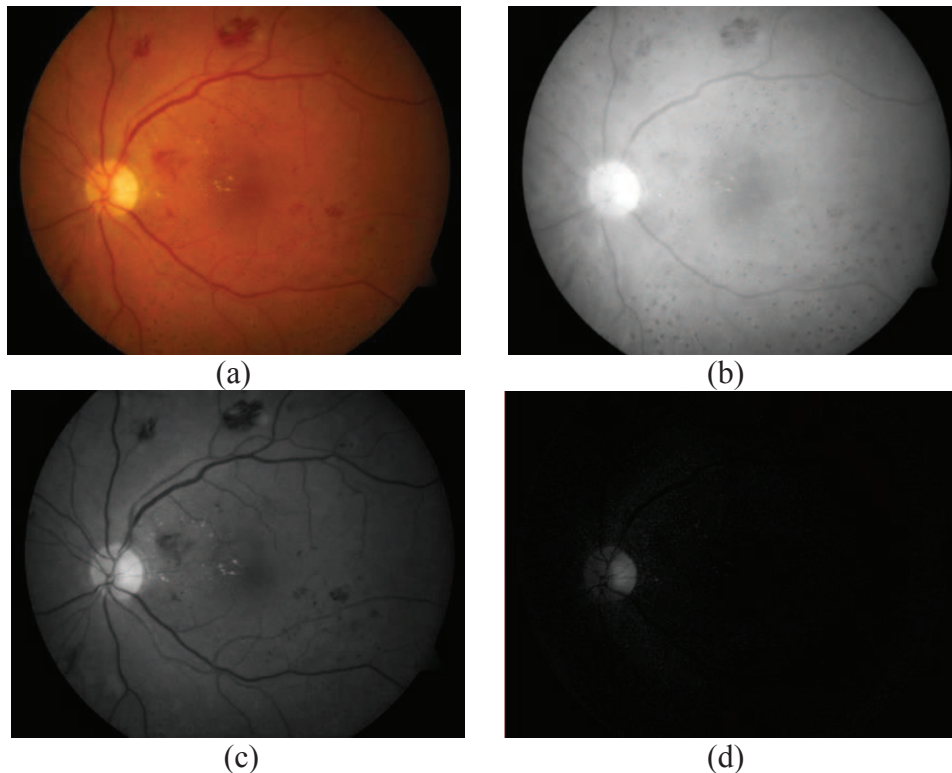


Figure.III.16 : Représentation de l'image couleur dans l'espace RVB.
(a) : image couleur ; (b) : le canal rouge ; (c) : le canal vert ; (d) : le canal bleu.

Dans le canal vert (figure.III.16.c), les vaisseaux réiniens apparaissent comme les plus contrastés. C'est le vert qui donne le meilleur résultat au niveau du contraste des vaisseaux sanguins et le moins bruite.

III.1.4.1.2. Filtrage

Nous appliquons une ouverture morphologique suivi d'un filtre de gauss pour n'enlever que les structures claires et les bruits, puisque l'on s'intéresse aux vaisseaux qui apparaissent comme des structures sombres (figure.III.17).

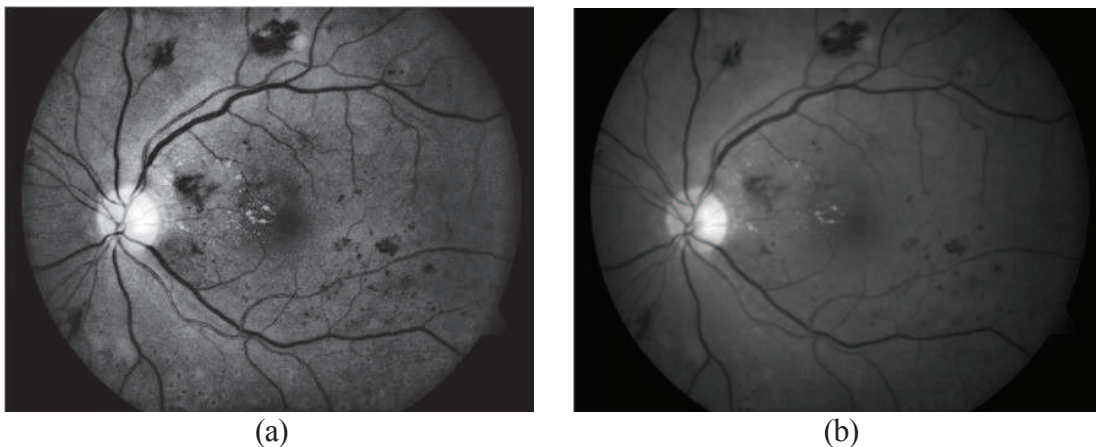
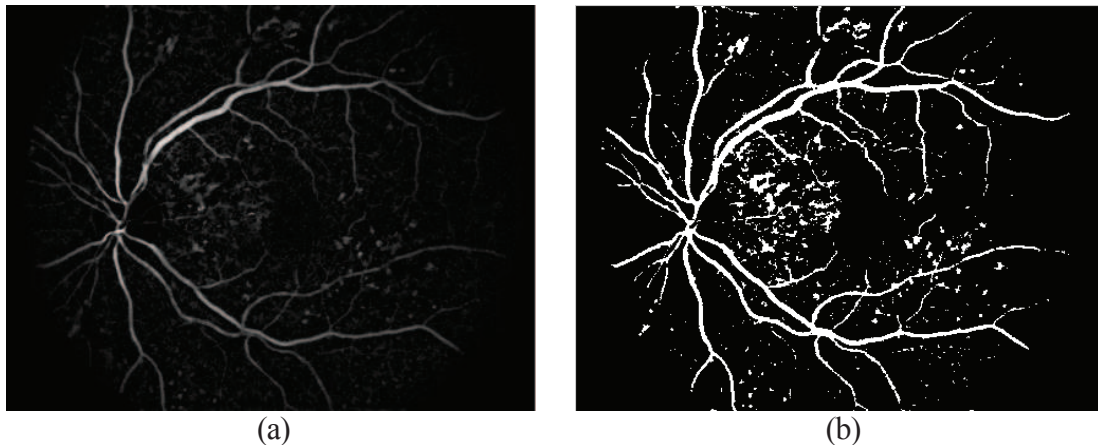


Figure. III.17 : Le filtrage de l'image améliorée ;
(a) : égalisation adaptative d'histogramme ; (b) : résultat de l'ouverture morphologique suivi d'un filtrage par la gaussienne.

III.1.4.2. Extraction du réseau vasculaire

La figure.III.18.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.

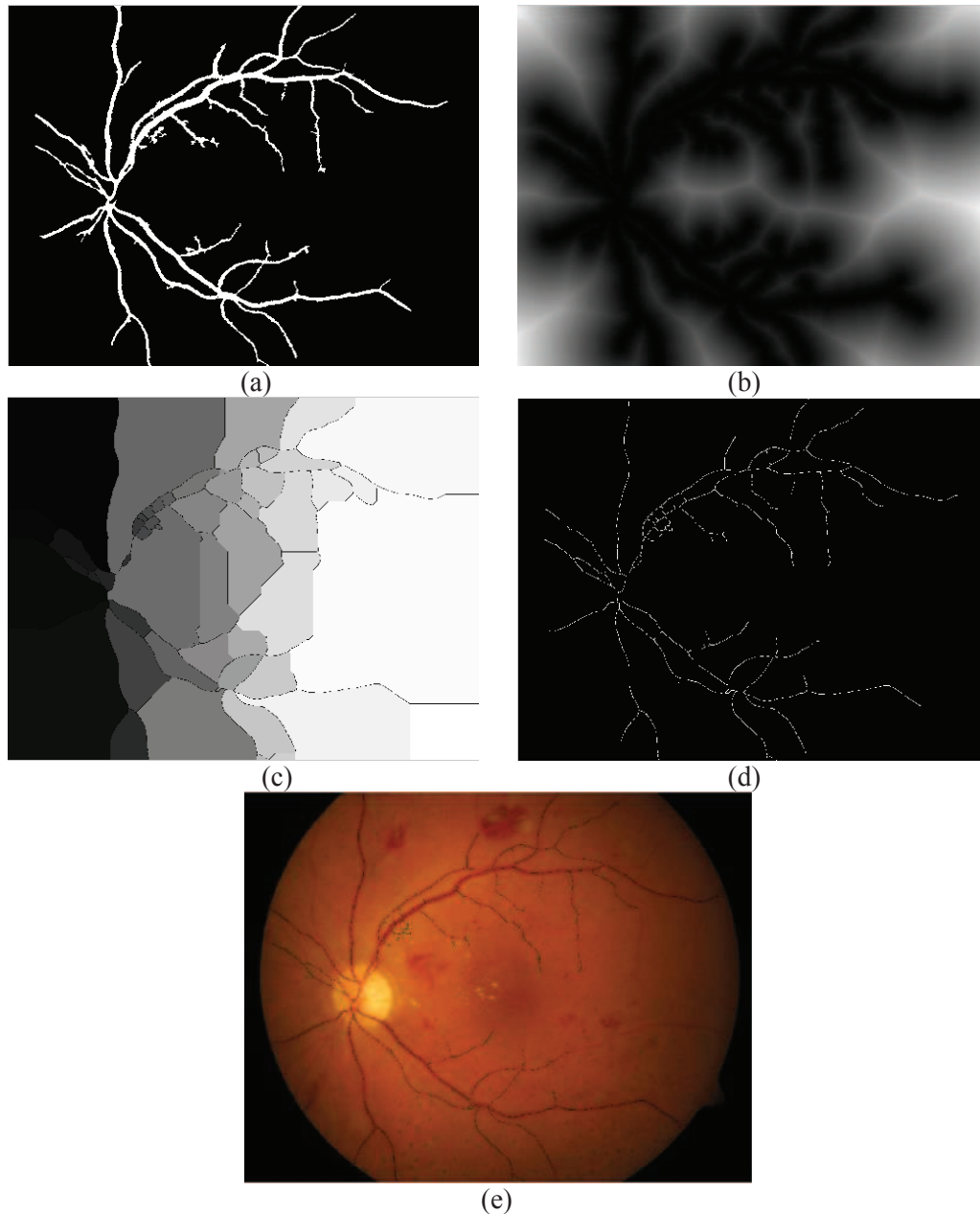


*Figure.III.18 : Résultat du chapeau haut de forme ;
(a) : le chapeau haut de forme de l'image améliorée ; (b) : le résultat de seuillage de l'image du chapeau haut de forme.*

III.1.4.3. Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire

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.18.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 résultat du filtrage ainsi que l'image marqueur de la LPE sont montrés dans la figure.III.19.

Après avoir obtenu le marqueur, la LPE, est calculée sur l'image de la fonction distance inversée. La LPE est toujours fermée et délimite un bassin versant, mais bien sûr il existe aussi beaucoup de faux positifs. 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. Le résultat est montré dans la figure.III.19.



*Figure.III.19 : 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 originale.*

III.1.4.4. Élimination de l'arbre vasculaire

Les hémorragies sont souvent connectées au réseau vasculaire ; comme le montre la figure. III.11.b. En effet pour éliminer le réseau et ne garder que les hémorragies, il est important qu'il soit bien segmenté (figure.III.19.e). 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.III.15.b).

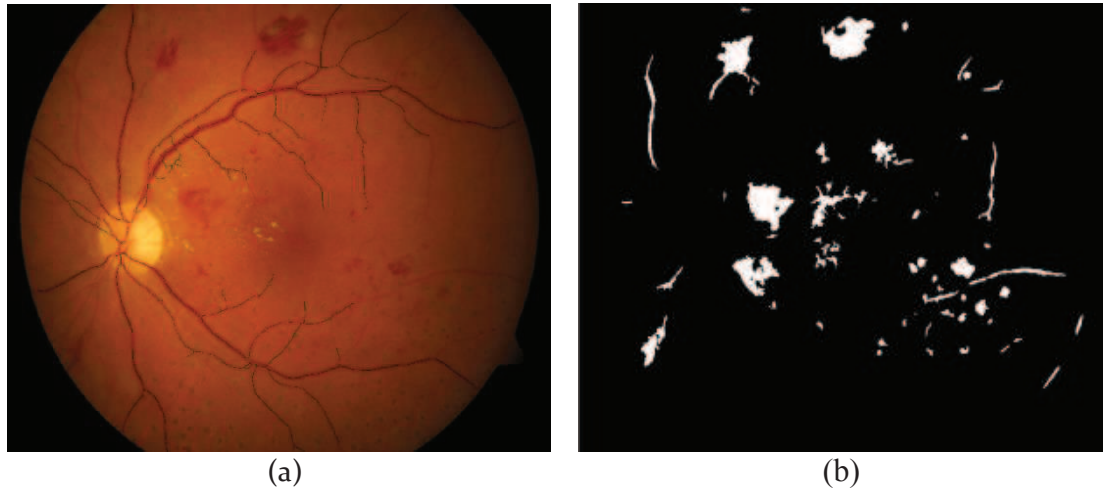


Figure. III.20: Segmentation et élimination du réseau vasculaire;
(a) Résultat de segmentation de l'arbre vasculaire superposé sur l'image originale ;(b) :
résultat d'élimination de l'arbre vasculaire.

Dans la figure.III.20.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.III.21).



Figure. III.21: Elimination des micro-anévrismes

III.1.5. Sélection des caractéristiques

L'objectif de cette étape est de classer les pixels comme étant soit hémorragies ou non -hémorragies. Par conséquent, pour enlever les faux positifs; on fait appel à une technique de classification supervisée. C'est-à-dire qu'il existe un ensemble de candidats pour lequel le résultat de classification est connu (ensemble d'apprentissage). Les classifieurs sont formés avec des caractéristiques dérivées des candidats. L'ensemble des candidats classifiés doit être suffisamment grand et représentatifs pour que les caractéristiques soient pertinentes. Donc, La meilleure classification nécessite des bonnes caractéristiques. Les principales caractéristiques des hémorragies sont :

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

Ces caractéristiques sont exploitées pour identifier les attributs. En ensemble de 13 caractéristiques ont été sélectionnés :

1. La surface : les images couleur sont souvent corrompues par du bruit. il s'agit-là des 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 du bruit.
2. L'intensité totale dans l'image du canal vert.
3. L'intensité totale dans l'image améliorée.
4. Intensité moyenne à l'intérieur de la région candidate dans l'image du canal vert.
5. L'intensité moyenne à l'intérieur de la région candidate dans l'image améliorée :

$$IMC_c = I_c / A$$
6. L'écart-type à l'intérieur de la région candidate dans l'image du canal vert
7. L'écart-type à l'intérieur de la région candidate dans l'image améliorée
8. 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}
9. L'intensité normalisée à l'intérieur de la région candidate dans l'image améliorée : $IN_c = \frac{1}{\sigma}I$
10. L'intensité moyenne normalisée dans l'image originale : $IMN_{vert} = \frac{1}{\sigma}(IM_{vert} - \bar{x})$
11. L'intensité moyenne normalisée dans l'image améliorée : $IMN_c = \frac{1}{\sigma}(IMC_c)$
12. 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 $j^{ème}$ 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.
13. L'entropie

III.1.6. 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 classifieur doit être robuste contre les valeurs aberrantes présentes dans l'ensemble d'apprentissage.

Pour classer les hémorragies en hémorragies ou non-hémorragies, nous avons utilisé le classifieur SVM car il est bien adapté pour traiter des données de grande dimension.

Le résultat de classification des hémorragies et élimination des faux positifs est illustré dans la figure.III.22.

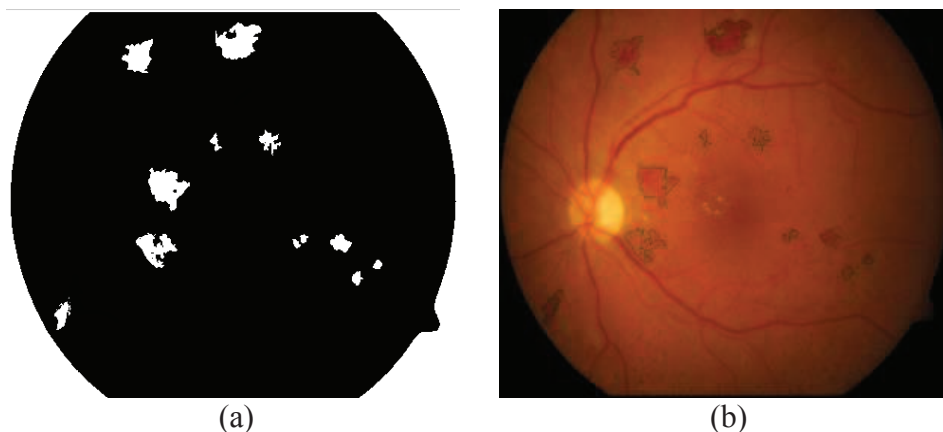


Figure.III.22 : Résultat final de détection des hémorragies dans les images couleur de la rétine.

- a) : détection des hémorragies et élimination des faux positifs par classification SVM ;
- b) : résultat de des hémorragies superposé sur l'image originale.

III.2. Résultats et Discussion

L'algorithme de détection des hémorragies que nous avons présenté 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 puisque les différentes lésions : les hémorragies, les micro-anévrismes, les exsudats durs et mous sont marqués par quatre experts. Ces images correspondent à la réalité terrain. 25 images dont lequel les hémorragies ont été 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. Les 13 caractéristiques ont été utilisées pour le SVM. Des exemples de détection des hémorragies sont illustrés dans la Figure.III.23.

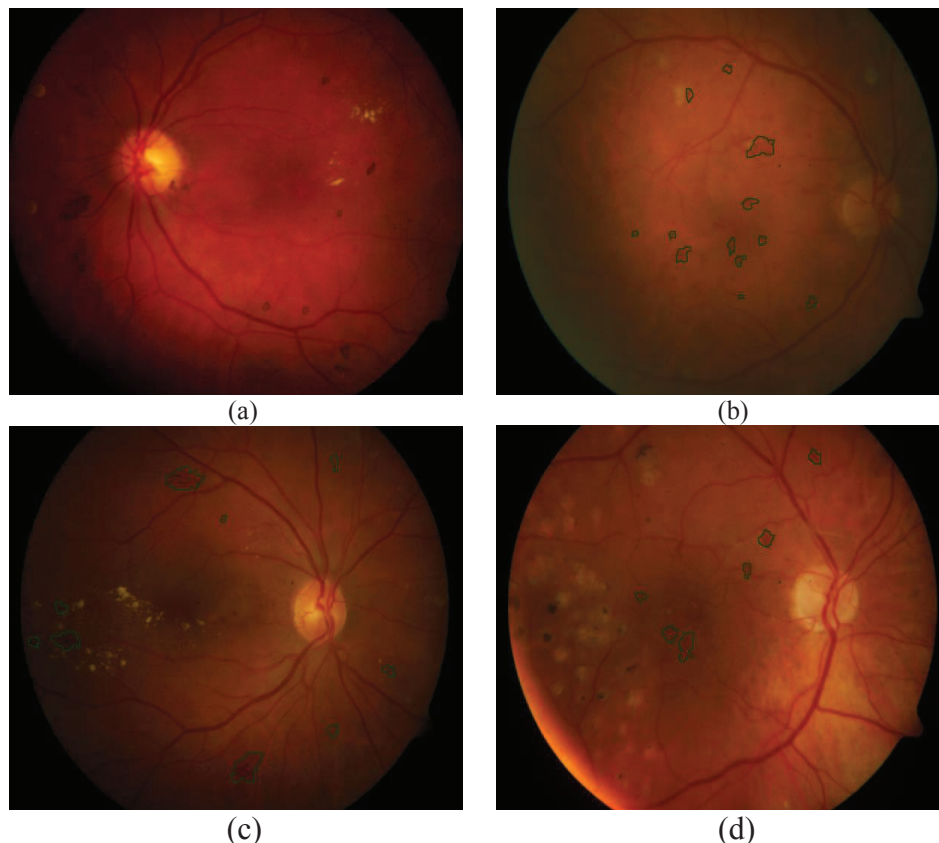


Figure.III.23 : Résultats de détection des hémorragies par classification dans différents types d'images.

Dans les images du test, toutes les hémorragies larges ont été identifiées avec succès (figure.III.23.a, b, c et d). Cependant, dans peu d'image, l'algorithme a raté quelques hémorragies de petite taille, faiblement contrastées (figure.III.23.b) ou se situe au centre de la macula (figure.III.23.c) ou connectées au réseau vasculaire (figure.III.23.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.

L'évaluation de la performance de l'algorithme proposé a été effectuée par le calcul des paramètres de La sensibilité, la spécificité, le taux de précision et la valeur prédictive. Ils sont déterminés dans chaque image en termes de critère basé sur la lésion.

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

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

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

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

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

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

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

Avec

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

Le tableau.III.1. Montre le nombre de FP, VP, FN, VN dans les images tests.

Type de classifieur	SVM
Vrai positifs (Vp)	571
Vrai négatifs (Vn)	862
Faux positifs (Fp)	51
Faux négatifs (Fn)	45
Sensibilité	92,96%
Spécificité	94,41%
Valeur prédictive	91,80%
Précision	93,72%

Tableau.III.1 : Mesures de performance obtenue par le classifieur SVM

D'après le tableau.III.1, on remarque que la probabilité de test positif ; c'est-à-dire le patient souffre vraiment d'une hémorragie est 92,96%, tandis que la probabilité de test négatif, étant donné que le patient ne souffre pas d'hémorragie est 94,41%.

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

IV. Détection des micro-anévrysmes dans les images couleur de la rétine

Les micro-anévrysmes sont le premier signe ophtalmologique de la présence de la rétinopathie diabétique, parallèlement l'augmentation de leur nombre est un bon indice de la progression de la RD dans ces stades initiaux. La maladie atteint rapidement le stade de prolifération et des nouveaux vaisseaux (néo-vascularisation) menacent la vue vont être créés. Par conséquent, les MA ont une importance particulière et leur extraction est essentielle pour une détection précoce et pour le suivi de la maladie.

Les MA sont des ectasies développées à partir d'un capillaire rétinien. Ils apparaissent comme des points (ou petits cercles) de couleur rouge isolés hyper fluorescents, assez contrastés, avec des bords nets. La figure. III.24 présente une image couleur avec micro-anévrysmes marqués par un cercle.

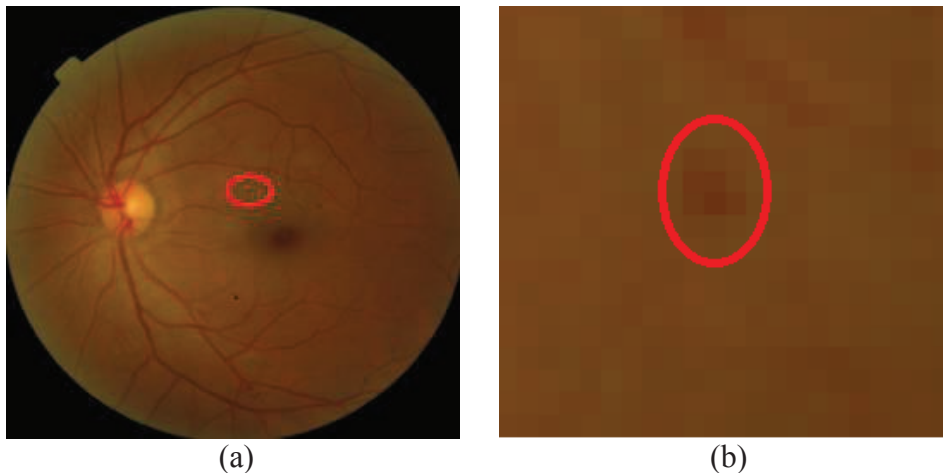


Figure.III.24 : Exemple du micro-anévrysme dans une image couleur de la rétine.
a) : image couleur ; b) : image agrandie du micro-anévrysme marqué par un cercle en (a).

Comme, il est montré dans la figure.III.24, ce n'est pas évident d'identifier les micro-anévrysmes dans les images couleur. Les principaux facteurs qui rendent leur détection difficile sont :

- Les micro-anévrysmes ont des valeurs d'intensité similaires à ceux 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-anévrysmes ont un faible contraste.
- La présence du bruit due au système d'acquisition dont l'intensité est similaire que les micro-anévrysmes peuvent apparaître autour des vaisseaux.

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

IV.1. Algorithme de détection des micro-anévrismes :

Dans cette section nous présentons un algorithme basé sur les opérateurs morphologique et un algorithme de classification supervisée pour la détection des micro-anévrismes. La figure.III.25. Présente les différentes étapes de l'algorithme.

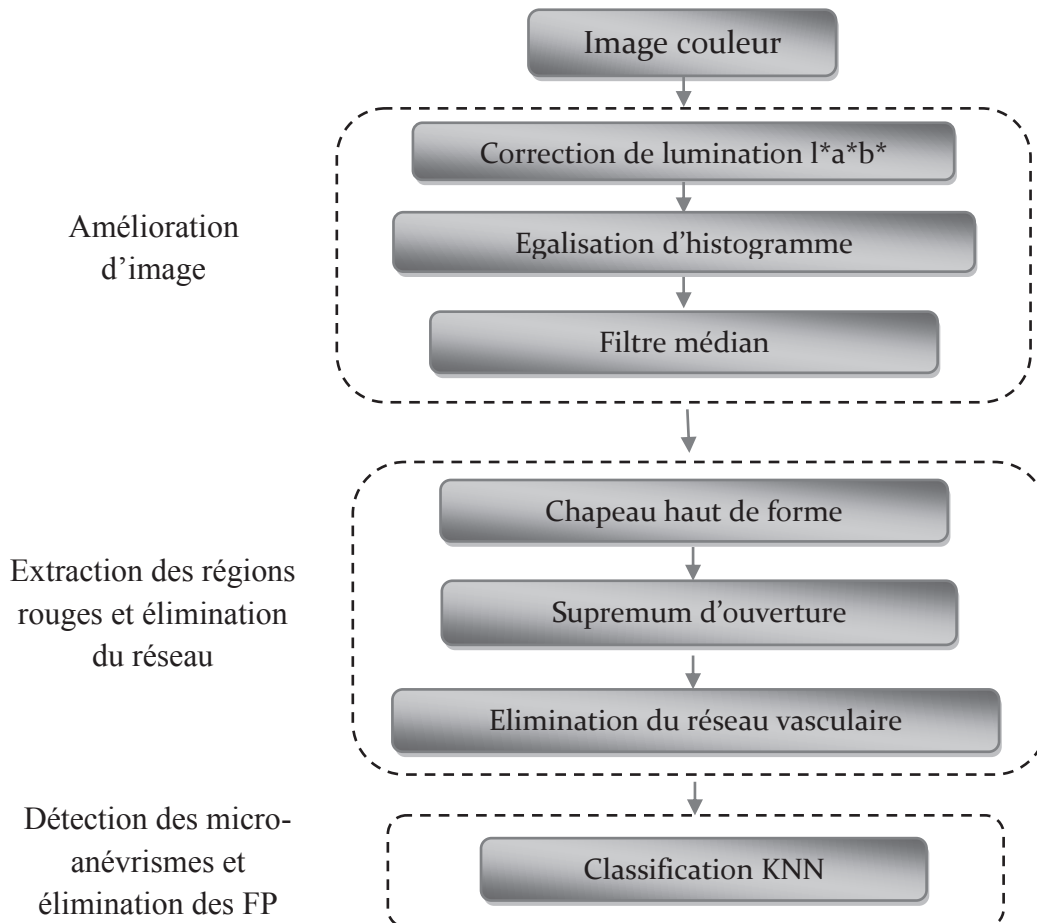


Figure.III.25 : Organigramme de détection des micro-anévrismes.

IV.1.1. Amélioration d'image :

Sachant que les MA ont un faible contraste 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 artefacts dans l'image. Nous utilisons le canal L de l'espace couleur L*a*b suivi d'un filtre médian et une égalisation adaptatif d'histogramme pour améliorer leur contraste et minimiser les bruits.

IV.1.2. Extraction des régions rouges :

L'extraction des structures rouge est accomplie par l'utilisation de la transformation chapeau haut de forme noir (Figure.III.26.b).

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

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

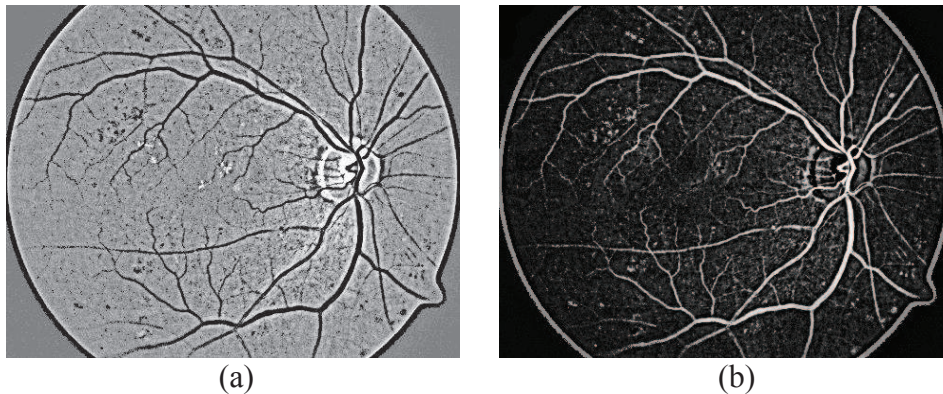


Figure.III.26 : Extraction des régions rouges.

a) image améliorée ; b) : Le chapeau haut de forme de l'image améliorée.

IV.1.3. Elimination du réseau vasculaire :

Comme le réseau vasculaire appartient aux régions rouges que les micro-anévrismes, il apparaît dans le résultat du chapeau haut de forme. En effet ; pour extraire le réseau vasculaire sachant que ni les hémorragies ni les micro-anévrismes sont détectés, nous appliquons un opérateur morphologique nommé : Supremum d'ouverture. Cet opérateur permet d'extraire les objets de connexe et de forme allongée (réseau vasculaire).

Le résultat d'extraction du réseau vasculaire, en utilisant un élément structurant $B_i = 30$ dans 12 directions est illustré dans la figure.III.27. Pour enlever le réseau vasculaire du résultat de la figure.III.26. (b), une opération de soustraction entre ces deux images est effectuée.

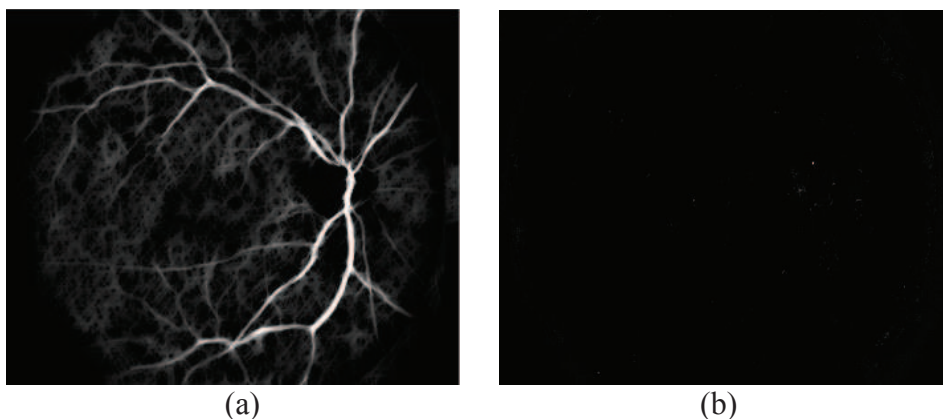


Figure.III.27 : Extraction et élimination du réseau vasculaire.

a) : le supremum d'ouverture de l'image du chapeau haut de forme ; b) : élimination du réseau rétinien.

IV.1.4. Détection des micro-anévrysmes :

La figure.III.27.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-anévrysmes. En outre, le choix d'un seuil optimal est une tâche difficile (figure III.28). Pour remédier ce problème, on fait appel à une technique de classification supervisée : le k plus proche voisin (KNN).

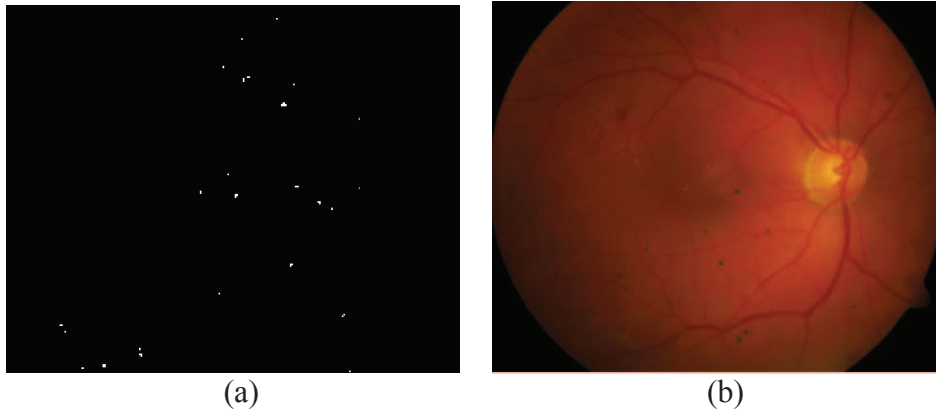


Figure.III.28 : opération de seuillage des micro-anévrysmes.

a) Image de l'opération de seuillage des micro-anévrysmes; b) : Image final

Comme les micro-anévrysmes 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 pour le classifieur KNN:

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^{eme} pixel de l'image du canal L
5. Intensité (2) : $i = \sum_{i \in C} s_i$; avec s_i est le i^{eme} 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 obtenu par une soustraction de l'image du canal L et l'image corrigée.

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

Les caractéristiques ci-dessus sont utilisées par un classifieur supervisé, afin de distinguer les micro-anévrismes par rapport aux autres objets parasites. Le classifieur du k-plus proche voisin est utilisé à cause de sa simplicité et sa robustesse. La valeur optimale de k a été déterminée en effectuant des essais sur l'ensemble des images d'apprentissage avec différentes valeurs de k. La valeur optimale trouvée correspond à k=10. Nous avons utilisé un ensemble d'images d'apprentissage composé de 30 images contenant 103 micro-anévrismes identifiés par les ophtalmologues et 45 images sont utilisées pour le test.

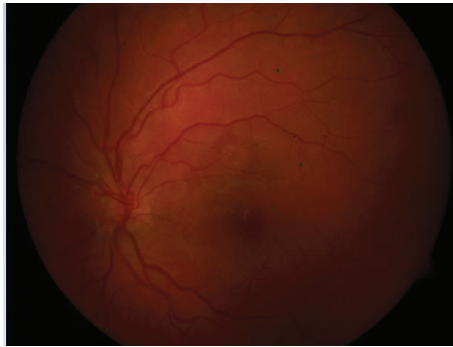
Le résultat final de détection des micro-anévrismes est montré dans la figure.III.29.



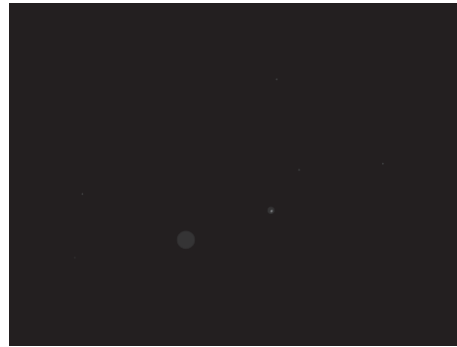
Figure.III.29 : Résultat final de détection des micro-anévrismes.

IV.2. Résultats et Discussion

L'algorithme que nous avons présenté a été 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.III.30.



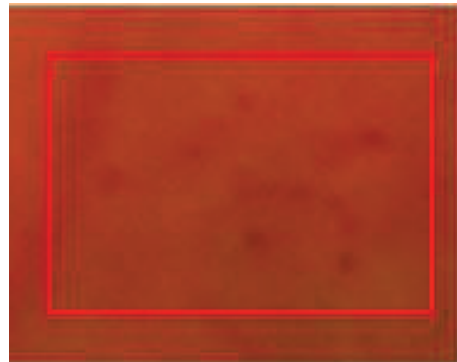
(a)



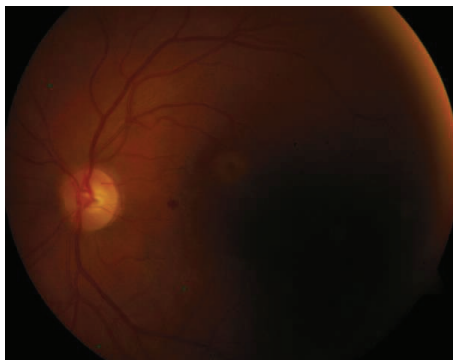
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



Figure.III.30: Exemples de détection des micro-anévrismes dans différentes qualité 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 système d'acquisition ; h) : présente de deux faux positifs dans le résultat ; i) et j) : résultat d'une fausse détection.

Dans la figure.III.30.a, on constate que les micro-anévrismes ont été bien identifiés. Ils correspondent à la détection manuelle par les ophtalmologues (Figure.III.29.b). Les résultats ont été satisfaisants dans les images de bonne qualité. Dans le cas où les micro-anévrismes apparaissent avec un faible contraste (Figure.III.30.c et d) ou dans des images sombres (Figure.III.30.e), les résultats ont été acceptables. En outre, dans le cas où les images contiennent de larges hémorragies, les résultats obtenus ont été satisfaisants (Figure.III.30.f). Néanmoins, il y a quelques micro-anévrismes situés à côté des vaisseaux sanguins qui ont été enlevés à tort lors de l'élimination du réseau vasculaire (Figure.III.30.f), donc, ils ne sont pas identifiés. Dans le cas où les régions des vaisseaux sanguins capillaires (branches fines) qui n'ont pas été identifiées 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.III.30.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.III.30.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.III.30.g et h).

La performance de notre méthode proposée pour la détection des MA est évaluée en calculant le taux de la Se, Sp, VP et précision. 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.III.2).

Auteur	Méthode	Sensibilité	Spécificité	PV	précision
Akara Sopharak, et al (2012) [33]	Morphologie+ classifieur bayésien	85.68 %	99.99 %	83.34%	99.99%
Dupas et al (2010) [34]	Chapeau haut de forme+ classifieur KNN	83.9%	72.7%		
Notre approche	Opérateur morphologique + classifieur KNN	89.79%	98.96%	88.54%	99.96%

Tableau.III.2 : Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes hybridées.

Le tableau.III.2, montre que les résultats obtenus par notre algorithme sont plus que satisfaisants. Donc, on peut noter que l'utilisation de la classification supervisée a prouvé leur efficacité dans la détection des micro-anévrismes.

Conclusion

Dans ce troisième chapitre, nous avons présenté des techniques de détection des lésions lumineuses et sombres dans des images couleur rétinienne, en utilisant des algorithmes basés sur des techniques de traitement d'images, de morphologie mathématique et aussi sur des techniques de classification (KNN, SVM).

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons proposé un algorithme de détection des exsudats. Ce dernier est basé sur l'utilisation d'un classifieur non supervisé (K-means), et élimination du disque optique.

Dans la seconde partie, nous avons présenté deux algorithmes pour la détection des lésions sombres. , l'un pour la détection des hémorragies basé sur un prétraitement d'image et une élimination des éléments principaux de la rétine : l'arbre vasculaire et la macula. Et l'autre, nous l'avons commencé par une amélioration de luminosité et un filtrage pour réduire le bruit. La partie essentielle de cet algorithme est basée sur la morphologie mathématique, Finalement on a réalisé une classification par des simples classifieurs supervisés

Conclusion générale

Ce mémoire entre dans le cadre du développement d'un système d'analyse des images du fond d'œil permettant la détection des signes cliniques de la rétinopathie diabétique à savoir : les micro-anévrismes, les exsudats et les hémorragies en utilisant des outils de traitement des images.

Ce choix résulte d'une constatation qui doit servir de base de réflexion dans la conception d'outils d'aide au diagnostic : Pour qu'un outil soit bien accepté par les médecins, il est nécessaire de n'automatiser que les tâches pénibles, fastidieuses et qui ne sont pas facilement réalisables.

Le traitement d'image rétinienne peut apporter une aide au diagnostic de trois manières différentes :

1. Les images numériques peuvent être améliorées afin de faciliter la lecture manuelle.
2. Les méthodes de détection des pathologies rétinienne peuvent être utilisées pour mettre en place un système de dépistage automatique ainsi pour un meilleur suivi de la maladie, par exemple pour des études cliniques sur l'efficacité d'un traitement.

Ayant déterminé ces deux tâches principales, nous avons présenté des algorithmes que nous avons développés dans ce cadre :

- Le premier algorithme de détection des exsudats a été basé sur l'utilisation des opérateurs morphologiques et un algorithme de classification non supervisé k-means.
- Le deuxième et le troisième algorithme de détection des hémorragies et des micro-anévrismes a été basé sur la morphologie mathématique et des algorithmes de classification supervisée : le support vecteur machine (SVM) et le K-plus proche voisin.

Les résultats obtenus ont été encourageants qui indiquent que les méthodes présentées ont réussi à extraire les différentes pathologies ; par conséquent, ces résultats peuvent être utilisés 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.

Bibliographie

- [1] https://www.google.fr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=5&cad=rja&ved=0CDsQFjAE&url=http%3A%2F%2Fthebrain.mcgill.ca%2Fflash%2Fcapsules%2Fpdf_articles%2Fanatomie_oeil.pdf&ei=vz7yUuqOBIOs7QbMnIHIDQ&usg=AFQjCNH_QXnkLhuWCz4MhrkOe-NoVYZyVg&bvm=bv.60799247,d.Yms
- [2] <http://www.guide-vue.fr/la-sante-de-vos-yeux/la-vision>
- [3] <http://dictionnaire.doctissimo.fr/>
- [4] **NIEVES RODRIGUEZ et BRIGITTE COTE**, « *Dépistage de la rétinopathie diabétique au Québec* », Rapport préparé pour l'agence d'évaluation des technologies et des modes d'intervention en santé, ETMIS Décembre 2008, Vol. 4 : NO 6
- [5] <http://www.quantel-medical.fr/pathologies-retinopathie.php?rubrique=Sympt%F4mes+et+diagnostic>
- [6] https://www.google.fr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&ved=0CDoQFjAA&url=http%3A%2F%2Fumvf.univnantes.fr%2Fophtalmologie%2Fenseignement%2Fophtalmologie%2Fsite%2Fhtml%2Fcours.pdf&ei=Ze70Uru7I8HLhAfB8oGQDg&usg=AFQjCNGUkdrQ73X3B_PZm3hrz_z8bigP0g&bvm=bv.60799247,d.bGE
- [7] http://www.chu-rouen.fr/page/detail/fr/PUB_1683
- [8] **THOMAS WALTER**, « *Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d'images couleur* », Thèse de Doctorat, Centre de Morphologie mathématique, Ecole des mines de paris, Le 12/092003.
- [9] http://www.irrp.asso.fr/?page_id=61
- [10] **MARKBATTERBURY**, Brad Bowling, « Ophtalmologie », Elsevier, Mars 2005
- [11] <http://www.fo-rothschild.fr/soins/ophtalmologie/maladie-retine/retinopathie-diabetique.html>
- [12] **RED.Dr.BENIGNE MATHIEU**, « Service D'ophtalmologie CHU De Dijon », Révision Pr.Bron-info@ophtalmodijon.fr, 15/01/2009

- [13] **FEROUI AMEL**, « traitement automatique d'image du fond d'œil : application au recalage des images rétinien », diplôme de magister en électronique biomédicale, juin 2009
- [14] http://fr.wikipedia.org/wiki/Op%C3%A9rateurs_Morphologiques_Math%C3%A9matiques
- [15] **CORNNE VACHIER**, « *Extraction de Caractéristique, Segmentation d'image et Morphologie Mathématique* », Thèse de Doctorat. Centre de Morphologie mathématique, Ecole des mines de paris, Le 18/12/1995
- [16] **A.BESSAID**, « Introduction et préliminaires Opérateurs de base », Cours de Morphologie mathématique, Université de Tlemcen
- [17] **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
- [18] **A.BESSAID**, « SQUELETTE & SEGMENTATION PAR LPE », Cours de Morphologie mathématique, Université de Tlemcen
- [19] http://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=11&cad=rja&uact=8&ved=0CCYQFjAAOAo&url=http%3A%2F%2Fwww.univ-orleans.fr%2Fmapmo%2Fmembres%2Fflouchet%2Fteaching%2Fben_hamadi%2Frapport_benhamadi.pdf&ei=Xro0U-L0GOH00gWLIICIDg&usg=AFQjCjCNGcX0mEukm9Nur9qIWDKY67dcJtA&bvm=bv.63808443,d.Yms
- [20] http://xphilipp.developpez.com/articles/filtres/?page=page_3
- [21] <http://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=14&cad=rja&uact=8&ved=0CE0QFjAN&url=http%3A%2F%2Fxmcs.free.fr%2Fastroart%2FChapitre4.pdf&ei=g7U0U8baMsa50QXXsIDACw&usg=AFQjCNH7CpmFaryjJKuObfEYQbd09ylQtg&bvm=bv.63808443,d.Yms>
- [22] **A.CHIKH**, « Modèles de classification », Cours de Classification et Reconnaissance des formes, Université de Tlemcen
- [23] **HASSAN CHOUAIB**, « Sélection de caractéristiques : méthodes et applications », Thèse présentée pour l'obtention du grade de Docteur Discipline, Informatique, Université Paris Descartes, 08/07/2011
- [24] **BELHABIB ABDELKADER et LAGHA OMAR**, « Développement d'une application à base de l'algorithme de classification k-means », Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Licence en Informatique, le 28/06/2012

- [25] http://www.sites.univ-rennes2.fr/arts-spectacle/cian/image_numFlash/pdf/chap3cours33.pdf
- [26] **A.BESSAID**, « Traitement d'images couleurs », Cours de Traitement d'image, Université de Tlemcen
- [27] http://www2.ulg.ac.be/telecom/teaching/notes/totali/elen016/node80_mn.html
- [28] **GUILLAUME CHENERGOS**, « *Restauration d'images de la rétine corrigées par optique adaptative* », Thèse de Doctorat. École Doctorale d'Astronomie et d'Astrophysique d'Île de France, DE L'UNIVERSITÉ PARIS VII - Denis Diderot, Le 06/11/2008.
- [29] **A.BESSAID**, « Opérateurs complexes et filtres morphologiques », Cours de Morphologie mathématique, Université de Tlemcen
- [30] <http://www.guide-vue.fr/la-sante-de-vos-yeux/shemas-de-l-%C5%93il>
- [31] **BREEN, E. J., AND JONES, R.**, « Attribute Openings, Thinnings, and Granulometries. Computer Vision and Image Understanding », 64, 3 (1996), 377–389.
- [32] **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.
- [33] **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.

Résumé :

Ce mémoire porte sur le traitement des images rétiniennes qui fournit des outils pour un meilleur suivi des maladies de la rétine telle que la rétinopathie diabétique (RD).

Les algorithmes développés dans ce travail, pour la détection des lésions liée à cette maladie a savoir : les micro-anévrismes, les hémorragies et les exsudats utilisent la morphologie mathématiques et des algorithmes de classifications supervisées et non supervisées.

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

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

Les résultats obtenus sont satisfaisants, ils peuvent être utilisés pour aider les ophtalmologues dans le diagnostic de la RD.

Abstract:

This report concerns the treatment of the retinal images, which supplies tools for a better follow-up of the diseases of the retina such as the diabetic retinopathy (RD).

The algorithms developed in this work for detecting the hurts connected to this disease for the knowledge of: micro-anevrysm, hemorrhage and exudates, use the mathematical morphology and overseen and not overseen algorithms, of classification.

The detection of the pathologies related to RD, is essentially based on the extraction of the key anatomical structures of the retina.

These algorithms are tested on a set of images derived from the database DIARETdb1 and the results obtained are satisfactory, they can even help the ophthalmologists for a better diagnosis of the RD.

ملخص:

هذا البحث يركز على معالجة صور الشبكية لتسخير وسائل لمتابعة أحسن لأمراض الشبكية كاعتلال الشبكية السكري (RD).

الخوارزميات المتطورة في هذا العمل لاكتشاف الجروح المرتبطة بهذا المرض مثل: التهاب الشرايين الدقيقة، النزيف والإفرازات واستعمال المرفولوجيات الرياضية وخوارزميات الترتيب المراقبة والغير مراقبة.

اكتشاف الأمراض المرتبطة باعتلال الشبكية السكري تركز أساسا على استئصال البنيات الترشيحية الأساسية للشبكية: شبكة الأوعية، القرص البصري، البقع الصفراء في الشبكية.

الخوارزميات المتطورة في هذا المجال مجربة على مجموعة صور عبر قاعدة المعطيات (DIARETdb1).

أما النتائج المحصلة فهي مرضية جدا ويمكن استعمالها لمساعدة أطباء العيون في تشخيص كاعتلال الشبكية السكري.

Mots clés :

Images rétiniennes, rétinopathie diabétique (RD), segmentation, morphologie mathématique, classification, le K-means, SVM, KNN, exsudats, hémorragie, micro-anévrisme.