



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 : Bensenouci Hanane et Ahmed Brahim Asma

**DETECTION DES LESIONS
LUMINEUSES
DANS LES IMAGES RETINIENNES**

Soutenu le 30 juin 2013 devant le Jury

M.	BESSAID Abdelhafid	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Melle	Feroui Amel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	Benseghir	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur
Mme	Kazi	<i>Doctorante</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2012-2013

Dédicaces

A mon très cher mari KAMEL

Quand je t'ai connu, j'ai trouvé la lumière de mon chemin, ma vie à tes cotés est remplie de belles surprises. Tes sacrifices, ton soutien moral et matériel, ta gentillesse sans égal, ton profond attachement m'ont permis de réussir mes études. Sans ton aide, tes conseils et tes encouragements ce travail n'aurait vu le jour. Que dieu réunisse nos chemins pour un long commun serein et que ce travail soit témoignage de ma reconnaissance et de mon amour sincère et fidèle.

A mon très cher père MOHAMED

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation.

A ma très chère mère ZAKIA

Tu représentes pour moi, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi. Ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études. Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte. Je te dédie ce travail en témoignage de mon profond amour. Puisse Dieu, le tout puissant, te préserver et t'accorder santé, longue vie et bonheur.

A mes chères beaux-parents HOURIA et MAHMOUD

Vous m'avez accueilli à bras ouverts dans votre famille. En témoignage de l'attachement, de l'amour et de l'affection que je porte pour vous. Je vous dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite.

A mes grands parents

A mes très chères sœurs WAFAA et RADIA

A mon très cher frère WALID

A mes tantes et mes oncles

A mes belles sœurs Nassima, Asma et Fatéma

A tous les membres de ma famille petits et grands



Bensenouci Hanane

Je tiens à la fin de ce travail à remercier ALLAH le tout puissant de m'avoir donné le courage, et de m'avoir permis d'en arriver là.

Mes remerciements vont également à mes parents Ahmed Brahim Abdelhafid et Chemloul Choumicha et mon mari Belfatmi Ismail et mon oncle GHOUTI de tous les sacrifices qu'ils ont consentis pour me permettre de suivre mes études dans les meilleures conditions possibles et n'avoir jamais cessé de m'encourager tout au long de mes années d'études.

Je dédie aussi ce mémoire à toutes mes sœurs.

Enfin je remercie tous les professeurs de la faculté des sciences Abou beker belkaid Tlemcen

Ahmed Brahim Asma

Remerciements

Ce travail a été effectué au Laboratoire de Génie Biomédicale, sous la direction de M^{elle} Feroui Amel, Maître Assistante à l'université de Tlemcen.

Nous tenons à la remercier vivement pour nous avoir fait profiter de son expérience dans le domaine de détection des lésions lumineuses. L'intérêt qu'elle a montré tout au long de ce travail, sa patience, ses conseils, son soutien permanent ont constitué un atout considérable dans la progression et l'aboutissement de ce travail. Nous la remercions également pour ses qualités humaines et sa disponibilité.

Mr BESSAID Abdelhafid, Professeur à l'université de Tlemcen a accepté de présider le jury de ce travail. Nous lui adressons nos respectueux remerciements et nous tenons également à lui signifier notre gratitude pour ces précieux commentaires.

On exprime toute notre reconnaissance envers Mme Benseghir, Maître Assistante à l'université de Tlemcen. Nous tenons à exprimer envers elle notre profonde reconnaissance d'avoir consacré de son temps pour examiner ce travail.

On remercie Mme Kazi, doctorante à l'université de Tlemcen, de nous avoir fait l'honneur d'examiner ce travail

Ce travail n'aurait pu être mené à bien sans le soutien inconditionnel de nos familles et nos collègues de la promotion master II Signaux et Images en Médecine, on saisit l'occasion pour leur exprimer toute notre reconnaissance.

Nous ne saurons remercier toutes les personnes qui de près ou de loin nous ont supportés, encouragés, aidés tout au long de ce mémoire.

On sait qu'on oublie des gens. Mais un fait est certain. Bien qu'on demeure les principales artisanes de ce manuscrit, on ne peut pas ignorer que sa réalisation n'aurait jamais été possible sans la contribution de nombreuses personnes. Nous les remercions tous et nous souhaitons que la lecture qui s'offre à leur curiosité leur procure la satisfaction qu'ils espéraient.

Table des matières

Introduction Générale	i
------------------------------------	---

Chapitre I	Contexte Biomédical
-------------------	----------------------------

I. Introduction :	1
II. L'œil :	1
II.1 Anatomie et physiologie de l'œil :	1
III. Les Anomalies du Fond d'Œil :	3
III.1. La rétinopathie diabétique (RD).....	3
III.1.1 Définition	3
III.1.2. Incidence et prévalence de la rétinopathie diabétique.....	4
III.1.3. Les lésions histologiques de la RD	4
III.1.3.1. Micro-anévrysmes.....	4
III.1.3.2. Hémorragies rétiniennes.....	5
• Hémorragies pré-rétiniennes.....	5
• Hémorragies intrarétiniennes	5
III.1.3.3. Les anomalies microvasculaires intrarétiniennes (AMIR).....	5
III.1.3.4 : Les néovaisseaux :	6
III.1.3.5. Les occlusions veineuses rétiniennes :	6
III.1.3.6. Ischémie rétinienne	7
III.1.3.7. Les exsudats	7
• Nodules cotonneux (Exsudats mous) :	7
• Exsudats durs :	7
III.1.4. Classification de la RD.....	8
III.1.5. Traitement de la rétinopathie diabétique.....	8
III.2. La Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).....	9
III.2.1 Types de DMLA.....	9
III.2.1.1. Forme atrophique (sèche) :	9
III.2.1.2. Forme exsudative (humide) :	9

III.2.3. Les lésions histologiques de la DMLA	10
III.2.3.1. Les druses	10
IV. Les systèmes d'acquisition.....	10
IV.1. Angiographie à la fluorescéine	10
IV.2. Rétinographe	11
IV.3 Tomographie à Cohérence Optique (OCT).....	12
V. Conclusion.....	12
Références :	13

Chapitre II	Outils de traitement des images rétinienne
--------------------	---

I. Introduction.....	14
I.1 L'image numérique.....	14
II. Techniques de prétraitement des images rétinienne	15
II.1 Représentation de l'image dans les espaces couleurs.....	15
II.1.1 Transformation de l'image couleur en niveau de gris (NG).....	15
II.1.2. Espace couleur (RVB)	15
II.1.3. Espace couleur (HSV)	16
II.1.4. Espace couleur (L*a*b*)	17
II.2 filtrage de l'image.....	18
II.2.1 Filtre passe haut	18
II.2.2 Le filtre gauss	19
II.2.3.Filtre médian.....	19
II.3 Histogramme	20
II.3.1. Egalisation d'histogramme	20
II.3.2. Egalisation adaptative d'histogramme.....	21
II.3.3. Spécification d'histogramme (histogram matching)	21
III. La Morphologie Mathématique.....	22
III.1 Les Opérateurs morphologiques de base.....	22
III.2 Les approches dérivatives	28
III.2.1 Opérateurs dérivatifs du premier ordre	28
Gradient.....	28

III.2.2. Opérateur dérivatifs du deuxième ordre	29
Opérateur du Laplacien	29
III.3 Opérateurs de Prewitt et de Sobel	29
III.4 Opérateur de kirsch	30
V. Segmentation	30
V.1 Segmentation manuelle	30
V.2 Le seuillage.....	31
VI. Classification.....	31
VI.1 Segmentation par classification	31
VI.2 Méthodologie de la classification	31
VI.2.1 Méthodes supervisées	32
VI.2.2 La méthode de classification non supervisée	32
VI.3 Classification floue FCM (Fuzzy C-Means).....	32
VI.3.1 description de l'algorithme FCM.....	32
VI.3.2 Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means.....	33
VI.3.3 L'algorithme Fuzzy C- means (FCM)	33
V. Conclusion.....	34

Chapitre III	Détection des lésions lumineuse (Druses, Exsudats)
---------------------	---

I. Introduction.....	36
II. Description de la base d'Image	36
III. Détection des Druses	36
III.1 Objectif.....	36
III.2. Propriétés des druses	37
III.3 Etat de l'art	37
III.4. Approche proposée pour la détection des Druses	38
III.4.1. Segmentation de la Macula	39
III.4.1.1. Organigramme de détection de la macula	39
III.4.2. Localisation des Régions Candidats des Druses	42
III.4.3.Extraction des Druses.....	44
III.5 Résultats et discussion :	45

IV. Détection des exsudats	46
IV.1 Objectif.....	46
IV.2 propriétés des exsudats.....	46
IV.3 Etat de l'art.....	47
IV.4 Algorithme de détection des exsudats.....	47
IV.4.1. Segmentation de la papille	48
IV.4.1.1. le prétraitement de l'image couleur	49
IV.4.1.2 Elimination de l'Arbre Vasculaire	49
IV.4.1.3.Opération de Seuillage	49
IV.4.2. Extraction des Exsudats	50
II.4.2.1. Normalisation de la couleur et augmentation de contraste.....	50
II.4.2.2. Détection des régions candidats	51
II.4.2.3.Elimination du disque optique	53
II.4.2.4. Elimination des faux positifs	53
IV. 5 Résultats et discussion	54
V. Conclusion :.....	55
Conclusion Générale	57
Références	59

Liste des Figures

Chapitre I

Contexte Biomédical

Figure I-1: Structure de l'œil.....	2
Figure I-2: Lésions histologiques initiales	4
Figure I-3 : les micro-anévrismes dans une image couleur du fond d'œil.....	5
Figure I-4: Types d'hémorragies ; (a) : Hémorragies prérétiniennes ; (b) : Hémorragies intrarétiniennes	5
Figure I-5: Les microvasculaires intrarétiniennes	6
Figure I-6 : Les occlusions veineuses rétiniennes	6
Figure I-7: Ischémie rétinienne	7
Figure I-8: Types des exsudats ; (a) : Nodules cotonneux ;(b) : Exsudats durs.....	8
Figure I-9: la présence des druses maculaire dans l'image rétiniennes	10
Figure I-10: Angiographie à la fluorescéine de la rétine.....	11
Figure I-11: Rétinographe	11
Figure I-12: Appareil de Tomographie par Cohérence Optique et l'image résultante.....	12

Chapitre II

Outils de traitement des images rétiniennes

Figure II- 1 : La transformation d'une image couleur en une image en niveau de gris	15
Figure II- 2 : Le cube de Maxwell.....	16
Figure II- 3 : Représentation de l'image couleur en espace RVB.....	16
Figure II- 4 : Représentation de l'espace Lab	17
Figure II- 5 : La présentation de l'image rétinienne dans l'espace LAB	18
Figure II- 6 : Résultat du filtrage de l'image améliorée.....	19
Figure II- 7 : Représentation d'histogramme du canal rouge d'une image rétinienne.....	20
Figure II- 8 : Egalisation d'histogramme appliqué de l'image rétinienne	20
Figure II- 9 : Représentation d'Egalisation adaptatif.....	21
Figure II- 10 : Représentation des exemples de l'élément structurant.....	23
Figure II- 11 : Effet de l'érosion sur l'image rétinienne.....	24
Figure II- 12 : Effet de la dilatation sur l'image rétinienne	24
Figure II-13 : Effet de l'ouverture sur l'image rétinienne	25
Figure II-14 : Application de la fermeture d'une image rétinienne	25
Figure II- 15 : Le Chapeau haut de forme	27
Figure II- 16 : La reconstruction morphologique.....	28
Figure II-17 : Masques de convolution des opérateurs de Prewitt (k=1) et de Sobel (k=2)	29
Figure II- 18 : le seuillage sur l'image en niveau de gris.....	31

Chapitre III Outils de traitement des images rétiniennes

Figure III-1 : Exemple de druses montrées en flèche.....	37
Figure III- 2 : Organigramme de détection des druses dans les images couleur de la rétine ...	38
Figure III- 3 : Deux exemples de macula dans images couleur de la rétine	39
Figure III- 4 : Résultat de Prétraitement de l'image Rétiniennes.....	40
Figure III- 5 : Localisation de la Macula ;	41
Figure III- 6 : Résultat de segmentation de la macula.....	42
Figure III- 7 : les cercles tracés pour localiser les druses.....	43
Figure III- 8 : Traçage des cercles ;.....	43
Figure III- 9 : Résultat de localisation des régions candidats	44
Figure III-10 : résultat de la reconstruction morphologique	44
Figure III-11 : Résultat final de détection des druses dans les images couleur ;	45
Figure III-12 : Résultat de détection des druses dans une image saine et pathologique	46
Figure III- 13 : Représentation des exsudats dans les images couleurs de la rétine	47
Figure III-14 : Organigramme de détection des exsudats	48
Figure III-15 : Deux exemples de la papille.....	48
Figure III-16 : Résultat de Segmentation de la Papille dans l'Image couleur de la rétine	50
Figure III- 17 : Normalisation de la couleur et augmentation de contraste de l'image originale ;.....	51
Figure III-18 : Représentation de résultats de FCM.....	52
Figure III- 19 : Résultat final.....	54
Figure III- 20 : Résultat finale de détection des exsudats	55

Liste des Tableaux

Chapitre I Contexte Biomédical

Tableau 1: Classification de la rétinopathie diabétique pour l'étude du diabète	8
---	---

Introduction
générale

Introduction générale

Dans les cinq sens qui se composent de la vue, l'ouïe, le toucher, l'odorat et le goût, dont les humains utilisent pour percevoir leur environnement, la vision est la plus puissante. En effet, plus de 99% du cerveau humain est impliqué dans le traitement des images du cortex visuel. Une image visuelle est riche en informations. Par conséquent, les images jouent un rôle très important dans la manipulation de stockage de données et ils sont appliqués dans presque tous les domaines de la vie.

De nos jours, l'industrie médicale, l'astronomie, la physique, la chimie ... sont quelques nombreux domaines qui s'appuient sur les images pour stocker, afficher et fournir des informations sur le monde qui nous entoure. En outre, l'utilisation d'images est nécessaire pour la communication, la transmission d'informations, et aussi pour la création ... Le défi pour les scientifiques (chercheurs biomédicaux, médecins, mathématiciens), est d'extraire rapidement des informations utiles à partir de données brutes. C'est le but principal de traitement d'image - convertir des images à l'information. L'amélioration de l'image est particulièrement importante dans l'imagerie médicale car elle permet aux médecins d'obtenir une meilleure interprétation visuelle, en particulier lors de la visualisation de petites structures (p.ex. les lésions lumineuses), et la recherche d'autres nombreuses applications cliniques.

En dépit de l'amélioration progressive des méthodes de diagnostic et de dépistage ainsi que de l'efficacité actuellement prouvée de la médecine et en particulier l'Ophtalmologie, la rétinopathie diabétique (RD) et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) demeurent les causes principales de cécité légale dans la population adulte et dans les régions industrialisées. En effet, leurs prévalences augmentent avec la durée du diabète et le niveau de l'hyperglycémie chronique. La baisse visuelle est tardive, causée par les complications de la RD et la DMLA. Un examen ophtalmologique précoce dès la découverte du diabète puis une surveillance ophtalmologique régulière tout au long de la vie du diabétique doivent permettre d'éviter l'évolution vers des complications graves de la RD et la DMLA. Le diagnostic de ces deux pathologies peut se faire à partir d'images numériques en couleur qui sont de plus en plus utilisées car leur acquisition est simple, peu coûteuses et non invasive.

Ce mémoire porte sur l'analyse de ce type de clichés et le traitement automatique des images rétinienne. Il touche à la fois le domaine biomédical et le domaine du traitement d'image. Ce manuscrit s'articule autour de trois chapitres :

Dans le premier chapitre, nous décrivons l'anatomie du fond d'œil, puis nous donnons un aperçu général sur les pathologies de l'œil comme la Rétinopathie Diabétique (RD) et la Dégénérescence Maculaire liée à l'âge (DMLA), les symptômes, l'évolution ainsi que les traitements éventuels. Nous présentons, ensuite, l'angiographie et le rétinographe, dispositifs permettant l'acquisition des images angiographiques et des images en couleur.

Le second chapitre est consacré à la présentation des différents outils permettant le traitement des images rétiniennes dont le but est la détection des lésions lumineuses (Exsudats, Druses). Nous décrivons les différentes méthodes servant l'amélioration des images et l'augmentation du contraste. Ensuite, nous introduisons les opérateurs de base de la morphologie mathématique et leurs propriétés principales. Dans une troisième étape, nous faisons appel aux différents filtres utilisés afin d'éliminer le bruit et enfin nous présentons la technique de segmentation qui est basée sur l'algorithme de la classification non supervisée (FCM) : Fuzzy C-Means qui permet d'extraire les exsudats.

Le troisième chapitre est le noyau de ce mémoire, il traite les méthodes automatiques de traitement d'images qui sont utilisées pour la détection des lésions lumineuses (Exsudats, Druses). La détection de ces deux lésions est importante pour l'analyse automatique des clichés rétiniens.

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

Chapitre I

Contexte Biomédical

I. Introduction :

L'œil est l'organe de la vision, sens qui permet à un être vivant de capter la lumière pour ensuite l'analyser et interagir avec son environnement. Afin de mieux comprendre le principe de la vision, on a besoin de connaître son fonctionnement et plus particulièrement d'étudier les zones qui ont l'acuité la plus importante^[1].

Ce chapitre présente les aspects médicaux et les techniques d'analyse d'image exigés pour comprendre la signification de l'analyse d'image de fond d'œil chez les patients diabétiques. D'abord, une vue d'ensemble générale de l'œil, de la rétine et du diabète est présentée. Une attention particulière est donnée aux lésions directement liées aux maladies rétiniennes typiques des patients diabétiques. Nous verrons la rétinopathie diabétique, son épidémiologie et son classification suivie par les lésions histologiques en donnant les différentes définitions des différentes anomalies puis son traitement. Ensuite, on passe à définir la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) et ses types et pathologies. Finalement, nous présentons les différents systèmes d'acquisitions des images et on terminera par une conclusion générale.

II. L'œil :

La vision est probablement la plus utilisée des cinq sens dans le corps humain. Nous comptons sur nos yeux pour fournir la majeure partie d'informations que nous percevons au sujet du monde, tellement ainsi, qu'une part significative du cerveau est consacrée entièrement au traitement visuel. L'œil est un organe sensoriel complexe, associant un système optique adaptatif et un organe récepteur (la rétine) permettant la transformation d'un signal électromagnétique (la lumière) en signal biologique qui sera transmis au cerveau^[2].

II.1 Anatomie et physiologie de l'œil :

L'œil est l'organe de vision. La lumière y pénètre par la cornée puis est projetée à l'arrière sur une série de cellules sensibles aux radiations électromagnétiques : la rétine. De là, les signaux lumineux sont convertis en impulsions électriques, lesquelles sont transmises au cerveau via le nerf optique. Une fois les impulsions reçues, le cerveau transforme l'information en image.

L'œil humain est sphérique et ses parties internes sont transparentes de façon à permettre au maximum de lumière d'atteindre la rétine (Figure 1).

La cornée enveloppe et protège l'œil ^[2]. Elle est composée d'une sorte de gel transparent qui aide à faire converger les rayons lumineux sur la rétine. La quantité de lumière qui traverse la cornée doit être régulée de manière à demeurer plus ou moins la même. Trop de lumière peut endommager la rétine, tandis que pas assez ne permet pas de voir convenablement. Ce rôle régulateur est joué par l'iris.

Les parties de l'œil. L'iris n'est rien de moins qu'un anneau de muscles colorés; c'est lui qui donne à nos yeux leur couleur. Son centre, la pupille, laisse passer la quantité idéale de lumière dont notre œil a besoin pour voir. Ainsi, s'il y a trop de lumière, la pupille se contracte et empêche l'excès de rayons lumineux d'atteindre la rétine (comme lorsque le Soleil nous éblouit); s'il n'y en a pas assez, elle sera dilatée et cherchera à capter le maximum de lumière (comme lorsque l'on passe d'un endroit ensoleillé à une pièce sombre, par exemple).

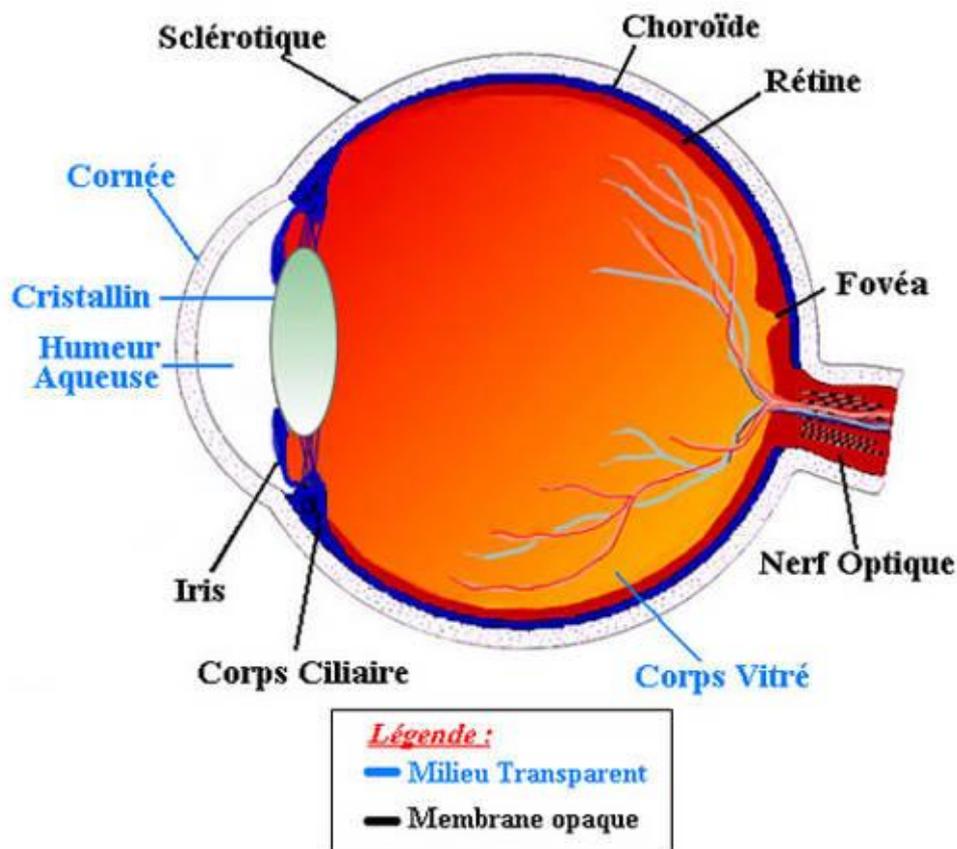


Figure I-1: Structure de l'œil

Le cristallin se trouve immédiatement derrière l'iris. Véritable lentille, il est flexible et se déforme pour faire converger les rayons lumineux à travers l'œil sur la rétine.

La rétine présente deux zones d'aspect particulier :

– *la papille*, une tache circulaire de 1,5 mm de diamètre située à 3 mm en dedans et à 1 mm au-dessous du pôle postérieur de l'œil : elle correspond au point de convergence des fibres optiques de la rétine qui se rassemblent pour constituer le nerf optique,

– *la macula*, une dépression de 3 mm de largeur sur 1,5 mm de hauteur, située au pôle postérieur du globe oculaire, responsable de 9/10 e de la vision. Elle est centrée sur la fovéa et est entièrement composée de cônes serrés. L'acuité visuelle est maximale dans cette région.

Lorsque la lumière entre dans l'œil, elle traverse successivement la cornée, l'humeur aqueuse, le cristallin et l'humeur vitrée pour arriver à la rétine.

En résumé, des centaines de millions de cellules œuvrent dans l'œil et le cerveau dans le but unique de nous permettre de voir.

III. Les Anomalies du Fond d'Œil :

Le diabète est une maladie métabolique chronique répandue dans le monde entier et dans les pays en voie de développement. Cette maladie a beaucoup d'effets nuisibles sur les yeux, le système nerveux, le cœur, les reins et d'autres organes, mais le plus susceptible d'être affecté d'abord est la rétine, par conséquent la vue du patient ^[2]. L'œil humain présente plusieurs pathologies provocantes des troubles de la vision. Parmi ces pathologies nous pouvons citer en particulier la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) qui pourraient mener à la perte de vision. Les risques de complications oculaires sont bien connus et sont décrits dans le paragraphe suivant.

III.1. La rétinopathie diabétique (RD)

Bien que la complication oculaire la plus commune du diabète soit la rétinopathie diabétique, les paralysies oculomotrices, les occlusions vasculaires rétinienne, les accidents vasculaires cérébraux et les cataractes sont relativement fréquentes. La plupart des complications de la rétinopathie peuvent être évitées par un dépistage et par un traitement adapté.

III.1.1 Définition

La rétinopathie diabétique ^[3] est une maladie dégénérative des vaisseaux sanguins de la rétine, qui survient chez les personnes atteintes de diabète. Elle apparaît lorsque l'excès de sucre dans le sang, caractéristique du diabète, a endommagé les petits vaisseaux qui approvisionnent la rétine en nutriments et en oxygène.

III.1.2. Incidence et prévalence de la rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique est la première cause de cécité dans les pays industrialisés avant 50 ans. Après 15 ans d'évolution de la maladie diabétique, environ 2% des patients sont aveugles. La prévalence de la rétinopathie diabétique croît avec la durée du diabète. Elle est supérieure à 80% après 15 ans d'évolution.

Récemment, plusieurs études ont démontré qu'une équilibration optimale de la glycémie pendant une période prolongée permettait de réduire l'incidence et la progression de la rétinopathie diabétique ^[4].

D'autres facteurs comme la tension artérielle, la protéinurie, la cholestérolémie jouent également un rôle dans la survenue de la rétinopathie. La maculopathie diabétique, et en particulier l'œdème maculaire, principale cause de diminution de l'acuité visuelle chez le diabétique, est également directement liée à la durée d'évolution de la maladie.

III.1.3. Les lésions histologiques de la RD

Dans ce paragraphe nous présentons brièvement les principaux signes de la RD et les traitements correspondants ^[5] (figure.2).

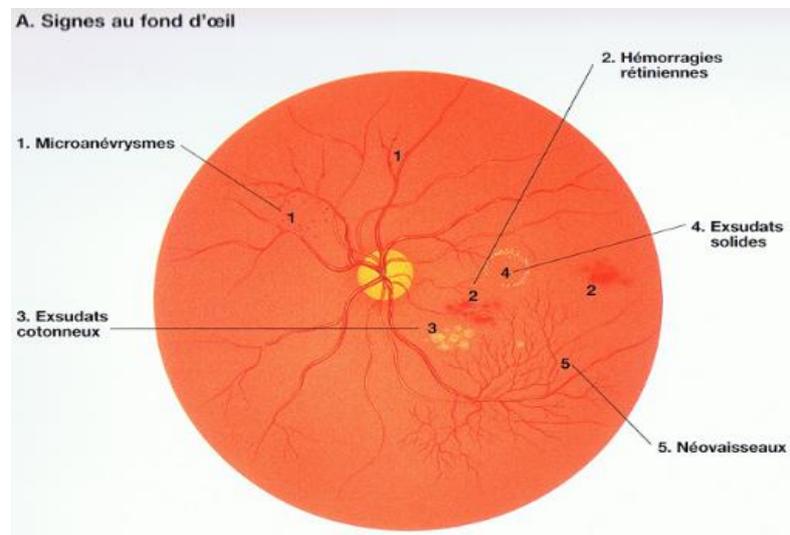


Figure I-2: Lésions histologiques initiales

III.1.3.1. Micro-anévrismes

Les micro-anévrismes ^[5] (MA) sont les premiers signes ophtalmologiques de la rétinopathie diabétique (Figure I.3). Ils sont des ectasies développées à partir d'un capillaire rétinien. L'augmentation de leur nombre est un bon indice de la progression de la RD dans ses stades initiaux. La détection précoce des MA est essentielle pour le suivi de la maladie.

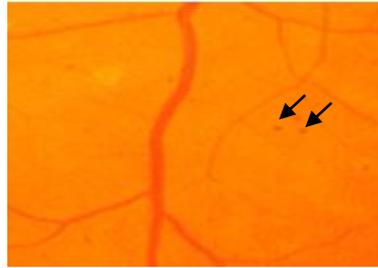


Figure I-3 : les micro-anévrismes dans une image couleur du fond d'œil

III.1.3.2. Hémorragies rétiniennes

Les hémorragies rétiniennes ^[5] sont des collections de sang dans la rétine dont l'aspect et la valeur sémiologique dépendent de la localisation, elles sont dues à une rupture d'une paroi d'un capillaire ou d'un micro-anévrisme, elles disparaissent au bout de quelques mois. Leur augmentation est un indicateur d'une ischémie rétinienne aggravée.

- **Hémorragies prérétiniennes**

Sont des saignements à partir des néovaisseaux, dans l'espace rétrohyaloïdien (figure 4.a).

- **Hémorragies intrarétiniennes**

Les hémorragies intra rétiniennes proviennent de l'extrémité veineuse des capillaires, elles sont situées dans les couches moyennes compactes de la rétine et ont donc une configuration rouge, punctiforme. Ce sont des complications de la rétinopathie diabétique proliférante (figure 4.b).

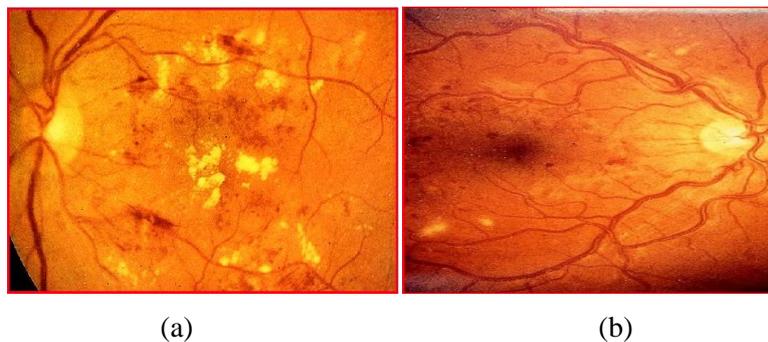


Figure I-4: Types d'hémorragies ; (a) : Hémorragies prérétiniennes ; (b) : Hémorragies intrarétiniennes

III.1.3.3. Les anomalies microvasculaires intrarétiniennes (AMIR)

Les anomalies micro vasculaires intra rétiniennes (AMIR) est le nom pour l'ensemble des anomalies capillaires observées au sein ou en bordure du territoire d'occlusion capillaire et artériolaire. Elles témoignent d'une occlusion vasculaire et représentent une réponse néo-vasculaire à cette occlusion. A la différence des MA, elles naissent de la paroi d'une veinule. Sinon, elles peuvent être difficiles à distinguer des MA (figure 5).

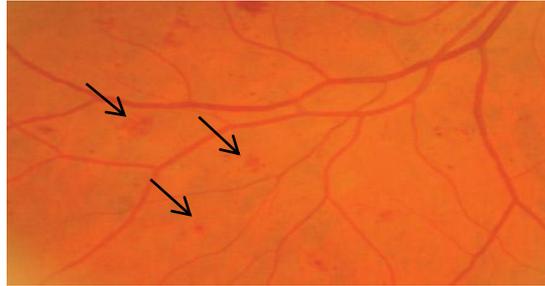


Figure I-5: Les microvasculaires intrarétiniennes

III.1.3.4 : Les néovaisseaux :

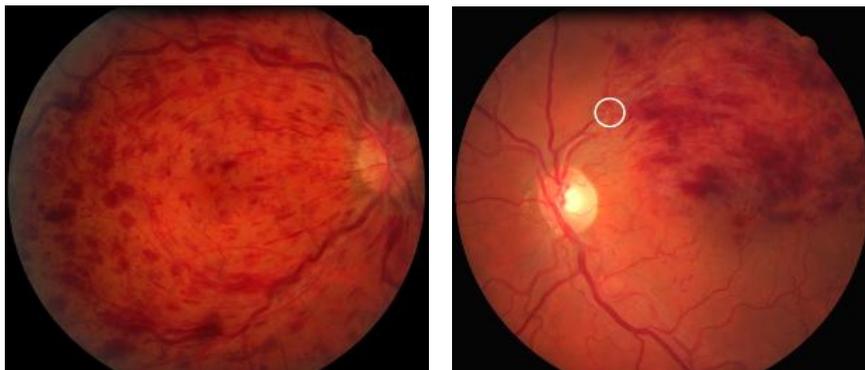
Sont des nouveaux vaisseaux qui se développent à cause d'une ischémie. On distingue les Néovaisseaux pérétiniens qui prolifèrent à la surface de la rétine, et les néovaisseaux prépapillaires qui prolifèrent à la surface de la papille.

III.1.3.5. Les occlusions veineuses rétiniennes :

Sont la conséquence d'un ralentissement brutal de la circulation veineuse dans la rétine. L'occlusion veineuse peut durer plusieurs mois, et même dans certains cas devenir chronique, Selon le siège de l'obstruction.

On distingue deux formes cliniques :

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



OVCR

OBVR

Figure I-6 : Les occlusions veineuses rétiniennes

III.1.3.6. Ischémie rétinienne

On désigne par ischémie ^[6] la baisse du débit sanguin local qui devient insuffisant pour assurer les besoins métaboliques d'un tissu dans la rétinopathie diabétique. Elle est secondaire à l'occlusion plus au moins étendue des capillaires rétiniens (figure 7).

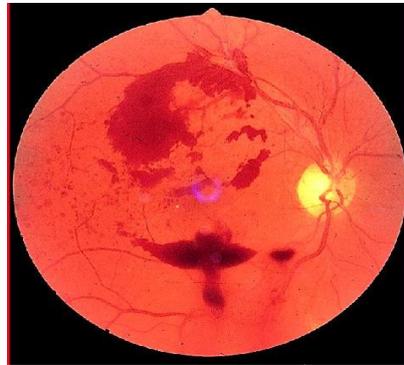


Figure I-7: Ischémie rétinienne

III.1.3.7. Les exsudats

Les exsudats ^[7-8] sont des accumulations de dépôts liquides au sein de la rétine ils sont dues aux diffusions anormales venant d'anomalies microvasculaires (comme des microanévrismes ou des AMIR). En Angiographie à la Fluorescéine (FA), elles ne sont pas visibles. Elles apparaissent dans les images rétiniennes comme des taches jaunâtres, de tailles différentes, avec des bords nets et très illuminés. Le nombre d'exsudats augmente avec la durée du diabète. L'accumulation des exsudats dans la région maculaire est un indice majeur de la gravité de la maladie (présence d'un œdème maculaire). Ils peuvent être traités avec photocoagulation.

Dans les images du fond d'œil, on distingue deux types d'exsudats :

- **Nodules cotonneux (Exsudats mous)** : Les nodules cotonneux, comme les hémorragies rétiniennes profondes, sont secondaires à des occlusions artériolaires responsables de l'accumulation dans les fibres optiques, dont le transport actif est interrompu ; ils se présentent comme des lésions de petite taille, blanches, superficielles, d'aspect duveteux et à contours flous.
- **Exsudats durs** : Ces lésions jaunes cireuses, avec des bords relativement distincts, sont disposées en amas et/en couronnes, le plus souvent au pôle postérieur. On trouve habituellement des microanévrismes au centre des couronnes d'exsudats durs. Avec le temps, le nombre et la taille de ces exsudats durs tendent à augmenter et ils peuvent menacer la fovéa (Figure 8).

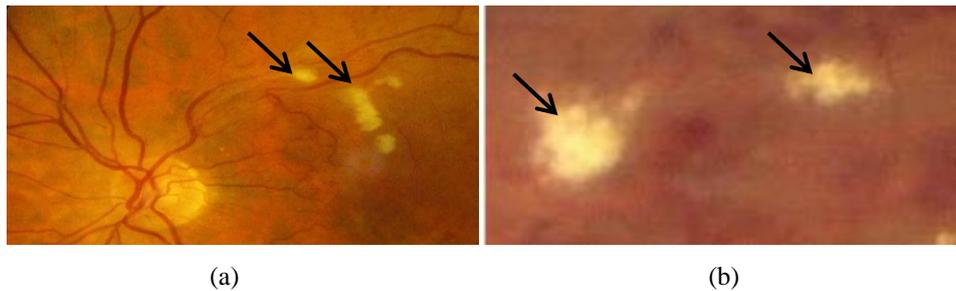


Figure I-8: Types des exsudats ; (a) : Nodules cotonneux ;(b) : Exsudats durs

III.1.4. Classification de la RD

Les ophtalmologues ont classés la rétinopathie diabétique en plusieurs stades. Dans le tableau 1 nous montrons le classement de la RD selon leur gravité.

Stade de la RD	Signes cliniques
Non proliférante minime	Petit nombre de microanévrismes et d'hémorragies rétinienne punctiformes
Non proliférante modérée	Microanévrismes et/ou hémorragies rétinienne en « flammèche » ou punctiformes nombreuses ; et/ou nodules cotonneux ; et/ou AMIR peu nombreuses ; et/ou anomalies veineuses dans moins de deux quadrants ; et/ou hémorragie en tache dans moins de quatre quadrants
Non proliférante sévère (ou préproliférante)	Hémorragies dans les quatre quadrants, et/ou anomalies veineuses dans deux quadrants, et/ou nombreuses AMIR dans un quadrant
Proliférante minime	Néovaisseaux pérétiens de petite taille
Proliférante modérée	Néovaisseaux pérétiens de grande taille, et/ou néovaisseaux prépapillaires de petite taille
Proliférante sévère	Néovaisseaux prépapillaires de grande taille
Proliférante compliquée	Hémorragie intravitréenne persistante, décollement de rétine
Maculopathie	Cédémateuse ; œdème maculaire focal et/ou diffus Ischémique

Tableau I-1: Classification de la rétinopathie diabétique pour l'étude du diabète

III.1.5. 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 ^[9]:

- L'équilibre strict de la glycémie et de la tension artérielle permettait 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 néovaisseaux 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. 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.

III.2. La Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) ^[10] est la principale cause de cécité dans les pays développés. Il s'agit d'une pathologie habituellement bilatérale en rapport avec la sénescence. Le terme de cécité n'est pas tout à fait adapté car seule la vision centrale est atteinte alors que la vision périphérique, nécessaire à l'orientation, est conservée. Ainsi, les patients souffrant de cette pathologie conservent une relative autonomie.

Dans ce qui suit, nous décrirons les différents types de la DMLA et leurs signes cliniques.

III.2.1 Types de DMLA

La dégénérescence maculaire liée à l'âge peut être divisée en deux formes :

III.2.1.1. Forme atrophique (sèche): C'est la forme, la plus fréquente, C'est une maladie lentement progressive qui touche 85% des maladies atteints de DMLA. Cette forme est caractérisée par la présence des druses.

III.2.1.2. Forme exsudative (humide): c'est la plus grave, elle est caractérisée par une néo vascularisation choroïdienne (NC), laquelle peut évoluer vers la formation d'une cicatrice sous rétinienne. Bien que moins fréquente, elle est souvent dévastatrice et dans certains cas la vision centrale peut être perdue en quelques jours. En fait 88 % des cécités légales attribuables à la DMLA sont le résultat de cette forme clinique. La DMLA exsudative peut se développer isolément ou en association avec la forme atrophique.

III.2.3. Les lésions histologiques de la DMLA

III.2.3.1. Les druses

Les druses sont les précurseurs de la maladie. Il s'agit de dépôts entre l'épithélium pigmentaire (EP) et la membrane de Bruch (Première couche de la choroïde) sous-jacente.

Il existe deux formes de druses :

Dans la forme sèche : il existe une atrophie des cellules de l'épithélium pigmentaire et une dégénérescence des segments externes des photorécepteurs. Ces anomalies restent localisées au niveau de la macula, ce qui explique le terme de La dégénérescence maculaire (figure 9).

Dans la forme humide : une membrane néovasculaire peut se développer à partir de la choroïde vers la rétine.

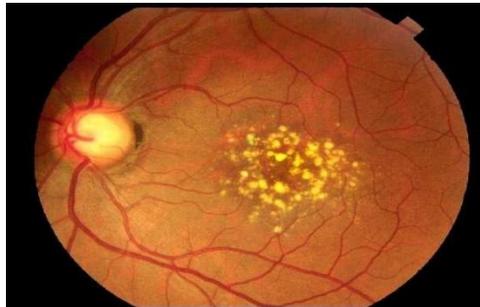


Figure I-9: la présence des druses maculaire dans l'image rétiniennes

IV. Les systèmes d'acquisition

L'étude de cette étape passe certainement par le système d'acquisition qui fait référence : l'œil. Dans ce paragraphe, nous discutons sur les appareils d'acquisition des images angiographique, puis l'appareil d'acquisition des images couleurs et les informations qu'elles contiennent. Les dernières technologies ophtalmologiques entraînent la création de nombreuses images et grâce aux deux appareils d'acquisition des images rétiniennes utilisés actuellement par les ophtalmologues, nous obtenons d'excellentes images du fond d'œil qui pour eux représentent un support d'aide au diagnostic et thérapeutique.

IV.1. Angiographie à la fluorescéine

Dans cette méthode ^[11], un produit de contraste (fluorescéine) est injecté par voie intraveineuse. Ce produit se diffuse dans le système sanguin et arrive dans l'œil avec un certain temps de retard. En prenant une série de photos sous lumière ultraviolette, on obtient

des images correspondant aux différentes phases de propagation. Cette méthode met en évidence tous les principaux éléments de la rétine ainsi que les pathologies. Un exemple est montré dans la figure 10.

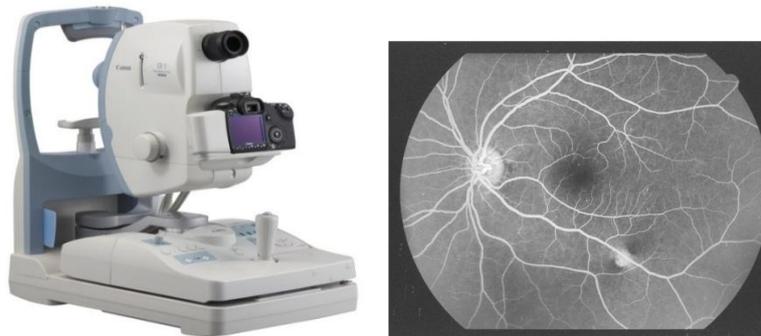


Figure I-10: Angiographie à la fluorescéine de la rétine

IV.2. Rétinographe

Le rétinographe ^[12] est utilisé pour surveiller d'éventuelles modifications du fond d'œil, pour transmettre des images à un ophtalmologiste distant ou réaliser des assemblages couvrant une grande surface de la rétine. Il permet, entre autres, d'évaluer et de surveiller les symptômes de décollement de la rétine, de rétinopathies diabétiques, d'affections vasculaires ou inflammatoires et diverses maladies oculaires telles que le glaucome (figure 11).

- **Avantages de L'appareil rétinographe**
 - Le caractère non invasif de la technique.
 - La précision des images.
 - La possibilité de faire pratiquer l'examen par une personne non qualifiée.
- **Les inconvénients de l'appareil rétinographe**
 - L'investissement nécessaire pour équiper les centres.
 - Cette technique exige une restructuration totale du dépistage des rétinopathies.



Figure I-11: Rétinographe

IV.3. Tomographie à Cohérence Optique (OCT)

La tomographie à Cohérence Optique (OCT) ^[13], est un appareil ultramoderne qui permet de visualiser au niveau microscopique la rétine et d'individualiser ses différentes couches (Voir figure 12). 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 quelques 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 interprétées par l'Ophthalmologiste. Elles permettent ainsi de mieux connaître l'état de la rétine, la présence de lésions et aident dans le choix de la technique la plus adaptée au traitement de l'anomalie

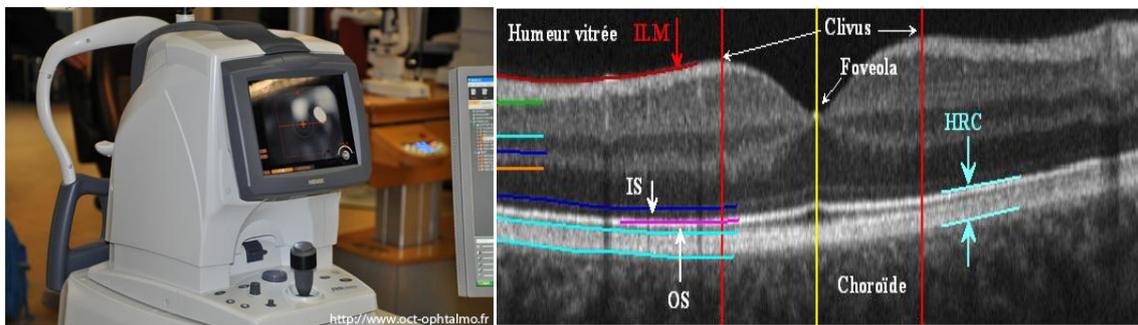


Figure I-12: Appareil de Tomographie par Cohérence Optique et l'image résultante

V. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons décrit l'anatomie du fond d'œil, précisément la rétine et ses éléments principaux, puis nous avons présenté l'évolution, les symptômes et les traitements de deux anomalies les plus sévères et les plus répandues : la Rétinopathie Diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) qui affecte la rétine, ensuite nous avons présenté les appareils qui permettent l'acquisition des images angiographique et les images couleur. Dans le chapitre suivant, nous décrivons les outils qui servent au traitement des images rétinienne.

Chapitre II

*Outils de traitement des images
rétiniennes*

I. Introduction

Le prétraitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information. L'étape de prétraitement se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la présentation des outils de traitement d'images rétiniennes servant à la détection des lésions lumineuses (exsudats et les druses). Dans la première partie, Nous décrivons les différentes méthodes d'augmentation de contraste et de normalisation de la couleur des images du fond d'œil. Nous présentons, ensuite, les filtres utilisés pour éliminer le bruit afin d'obtenir une image de meilleur qualité visuelle. La deuxième partie du chapitre est consacrée à la présentation des opérateurs de base de la morphologie mathématique et leurs principales propriétés. Dans la troisième partie, nous décrivons les techniques de segmentation permettant d'extraire les lésions claires d'une manière efficace. Nous nous intéressons plus particulièrement à la description des méthodes de classifications non supervisées, notamment le Fuzzy C-means (FCM).

I.1 L'image numérique

Une image numérique est une fonction à support discret est borné à valeurs discrètes le support est multidimensionnel en général 2d ou 3d les valeurs peuvent être scalaires (image en niveau de gris) ou bien vectorielles (image multi composante, image couleur)

Elle est associée à un pavage de l'espace en général rectangulaire, chaque élément de pavage appelé pixel, est désigné ses coordonnées entières.

Une image numérique 2d est représentée par un tableau I de h ligne et w colonnes ,le pixel est désignée par un couple (i, j) ou i est l'indice de colonne $i \in \{0, w-1\}$ et j l' indice de ligne $j \in \{0, w-1\}$, W est la largeur est la hauteur de l'image par convention ,le pixel origine $(0,0)$ est en général en haut à gauche, le nombre (i, j) est la valeur (ou le niveau de gris) du pixel (i, j) , $I(i, j) \in \{0, N_{\max}-1\}$, N_{\max} est le nombre de niveau de gris. On appelle dynamique de l'image de logarithme de base 2 de N_{\max} , c'est le nombre de bits utilisés pour coder l'ensemble des valeurs possibles ^[13].

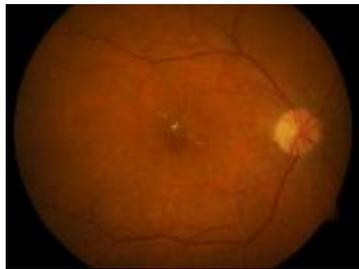
II. Techniques de prétraitement des images rétiniennes

L'œil humain est essentiellement sensible aux forts contrastes, les méthodes d'amélioration de contraste tentent à augmenter le contraste, dans le but d'obtenir une image rétinienne de meilleure qualité visuelle. Dans ce paragraphe nous décrivons les différentes méthodes permettant d'augmenter le contraste ^[14].

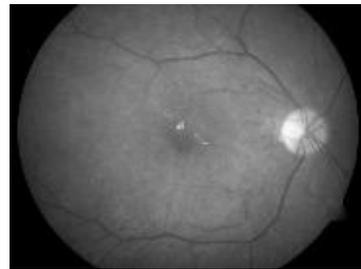
II.1 Représentation de l'image dans les espaces couleurs

II.1.1 Transformation de l'image couleur en niveau de gris (NG)

A partir d'une image couleur obtenues par rétinographie, on peut transformer l'image en niveaux de gris (NG). Cette dernière renferme 256 teintes de gris codé sur un octet, C'est une image à 256 couleurs, simplement chacun de ces 256 couleurs est définie dans la gamme des gris dans le but d'augmenter le contraste (Figure. II.1) ^[14].



a) image couleur



b) image en NG

Figure II- 1 : La transformation d'une image couleur en une image en niveau de gris

La transformation en NG n'a pas donné de bons résultats (figure II.1) en termes de contraste et luminosité des lésions lumineuse. Pour résoudre ce problème, on fait appel aux espaces couleurs RVB, HSV et LAB.

II.1.2. Espace couleur (RVB)

L'espace couleur RVB (Rouge vert bleu), est un format de codage des couleurs. Ces trois couleurs sont les couleurs primaires en synthèse additive. Elles correspondent en fait aux trois longueurs d'ondes auxquelles répondent les trois types de cônes de l'œil humain. L'addition des trois couleurs donne du blanc pour l'œil humain. La représentation des couleurs dans cet espace donne un cube appelé cube de Maxwell (figure. II.2). L'utilisation de cet espace

permet d'étudier séparément les différents canaux de la réponse spectrale. Les trois canaux (rouge, vert et bleu) sont illustrés dans la (figure II.2) [15].

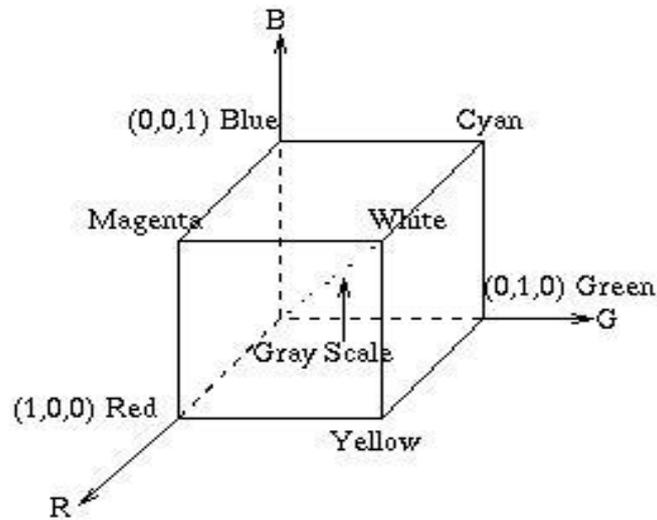
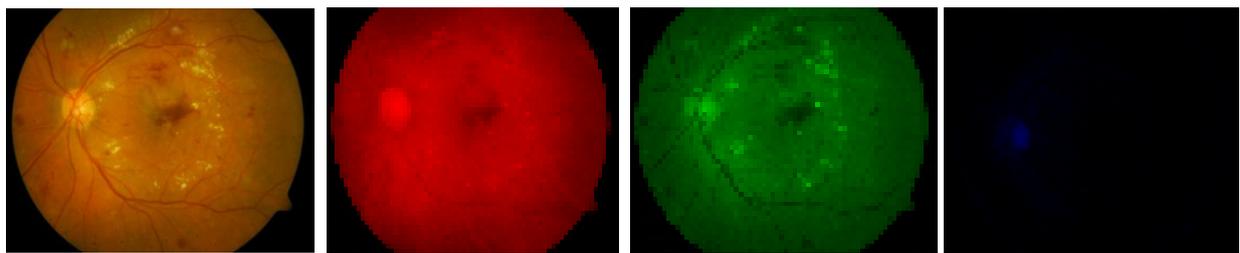


Figure II- 2 : Le cube de Maxwell



a) image couleur b) le canal rouge c) le canal vert d) le canal bleu

Figure II- 3 : Représentation de l'image couleur en espace RVB

Dans le canal rouge les lésions claires apparaissent très floues (figure. II.3.b). alors que dans le canal bleu, Les lésions ne sont presque pas présents en plus, il est très bruité (figure II.3.d). Cependant, le canal vert donne plus au moins un bon contraste des pathologies (figure II.3.c). Pour mieux améliorer la qualité de l'image, on utilise l'espace couleur HSV.

II.1.3. Espace couleur (HSV)

L'espace couleur TSV signifie « teinte, saturation, valeur » ; on utilise aussi les termes anglais HSV (hue, saturation, value). 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. Cet espace est une transformation non linéaire de l'espace de couleur RVB et c'est un espace colorimétrique, défini en fonction de ses trois composantes [16].

- **teinte** : on code la teinte suivant l'angle qui lui correspond sur le cercle des couleurs :
 - ✓ « 0° ou 360°: rouge ; 60° jaune ; 120°: vert ; 180°: cyan ; 240 : bleu , 300°: magenta ».
 - ✓ la teinte varie entre 0 et 360, mais est parfois normalisée en 0–100 %.
- **saturation** : l'intensité de la couleur :
 - ✓ elle varie entre 0 et 100 % ;
 - ✓ elle est parfois appelée « pureté » ;
 - ✓ plus la saturation d'une couleur est faible, plus l'image sera « grisée ».
- **valeur** : la « brillance » de la couleur :
 - ✓ elle varie entre 0 et 100 % ;
 - ✓ plus la valeur d'une couleur est faible, plus la couleur est sombre. Une *valeur* de 0 correspond au noir.

II.1.4. Espace couleur ($L^*a^*b^*$)

L'espace couleur **CIE Lab** (plus précisément $L^*a^*b^*$) est un modèle de représentation des couleurs développé en 1976 par la Commission internationale de l'éclairage (CIE). Il caractérise une couleur à l'aide d'un paramètre d'intensité correspondant à la luminance et de deux paramètres de chrominance qui décrivent la couleur. Il a été spécialement étudié pour que les distances calculées entre couleurs correspondent aux différences perçues par l'œil humain (figure. II.4) ^[17].

- La composante **L*** est **la clarté**, qui va de 0 (**noir**) à 100 (**blanc**).
- La composante **a*** représente une gamme de 600 niveaux sur l'axe **rouge** (+299 valeur positive) → **vert** (-300 valeur négative) en passant par le gris (0).
- La composante **b*** représente une gamme de 600 niveaux sur l'axe **jaune** (+299 valeur positive) → **bleu** (-300 valeur négative) en passant par le gris (0).

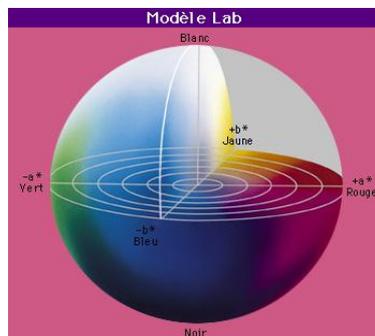


Figure II- 4 : Représentation de l'espace Lab

La présentation de l'image rétinienne dans l'espace LAB est illustrée dans la (figure II.5).

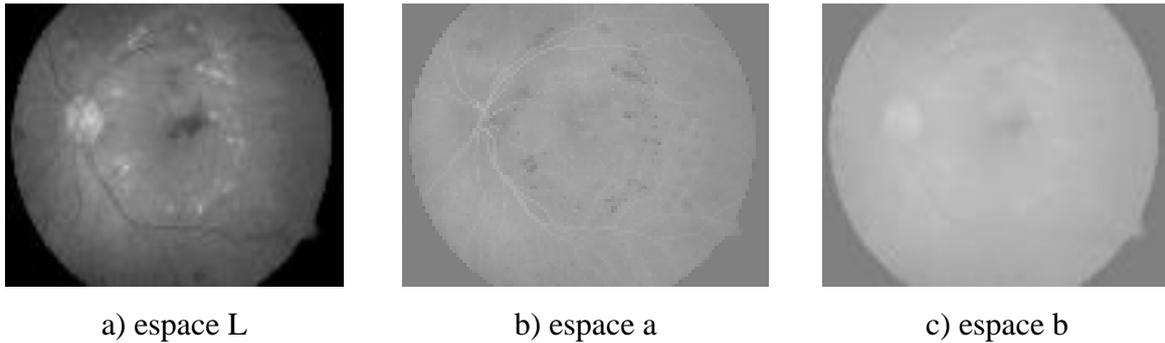


Figure II- 5 : La présentation de l'image rétinienne dans l'espace LAB

On constate (figure II.5) que les pathologies lumineuse telle que les exsudats et les nodules cotonneux apparaissent avec un meilleur contraste dans l'espace « L » par rapport aux espaces couleur cités au-dessus.

II.2 filtrage de l'image

Le filtrage est une étape de prétraitement. Dans notre travail nous faisons appel aux différents types de filtres utilisés en traitement d'image pour éliminer le bruit de l'image et aux différentes méthodes d'amélioration dont le but d'obtenir une image de meilleure qualité visuelle.

Parmi les filtres les plus utilisés en traitement d'image, nous citons :

II.2.1 Filtre passe haut

Le filtre passe-haut est un filtre linéaire principalement utilisé pour traiter les images dont les petits détails ne sont pas assez présents. Ce filtrage est strictement identique à une convolution dans le domaine spatial d'après l'équation suivante :

$$I_F(\mu, \sigma) \times H(\mu, \sigma) \Leftrightarrow i_F(x, y) = i(x, y) \otimes h(x, y), \text{ avec } I(\mu, \sigma) = \text{TF}(i(x, y)) \quad (\text{II.1})$$

Avec I_F l'image filtrée dans le domaine fréquentiel, i_F l'image filtrée dans le domaine spatial, TF la transformé de Fourier, H un filtre, \times la multiplication classique et \otimes la convolution.

Ce filtre est particulièrement adapté pour traiter le flou car il fait ressortir les petits détails que le flou a estompés. Comme le filtrage n'est pas un outil magique, il a des effets négatifs, dont le principal est d'amplifier le bruit de l'image ^[18]. En effet, le bruit est particulièrement présent dans les hautes fréquences et traiter une image par un filtre passe –haut augmentera indifféremment les petits détails et bruit, pour résoudre ce problème, on utilise le filtre de gauss.

II.2.2 Le filtre gauss

Ce filtre est de la même famille que le filtre moyennant qui permet de réduire le bruit grâce à la localisation du bruit dans les hautes fréquences. Il est basé sur le même principe. En effet, l'intensité d'un pixel dépend de celle de ses voisins (figure II.6) :

Soient $U(x)$, le niveau de gris en un point x de l'image à traiter et G la gaussienne d'écart type donnée par la formule suivante ^[19]:

$$G\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{|x|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{II.2})$$

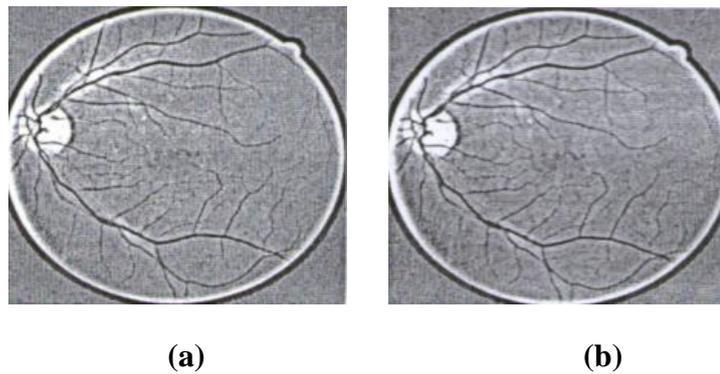


Figure II- 6 : Résultat du filtrage de l'image améliorée

(a):image améliorée du canal vert ; (b):le filtrage par la gaussienne de l'image (a).

D'après les résultats obtenus, on constate que le filtre de gauss (figure II.6.b) permis d'atténuer le bruit mais ajouter un effet de flou. Pour cela en utilise le filtre médian qui combine à la fois une suppression efficace du bruit et la conservation des détails suffisamment importants.

II.2.3.Filtre médian

On considère les N pixels contenus dans une fenêtre d'analyse par exemple une zone de 3×3 pixels. La valeur de pixel central de la fenêtre est remplacée par la valeur médiane à l'ensemble des valeurs contenues dans la fenêtre. La valeur médiane est la valeur pour laquelle on observe $(N-1)/2$ pixels de valeur supérieur et $(N-1)/2$ de valeur inférieure.

Dans la partie suivante, nous présentons des opérations pour améliorer les images rétiniennes basées notamment sur les modifications de l'histogramme pour augmenter le contraste et la luminosité globale de l'image.

II.3 Histogramme

En imagerie numérique, l'histogramme représente la distribution des intensités (ou des couleurs) de l'image ^[20]. C'est un outil fondamental du traitement d'images (figure II.7).

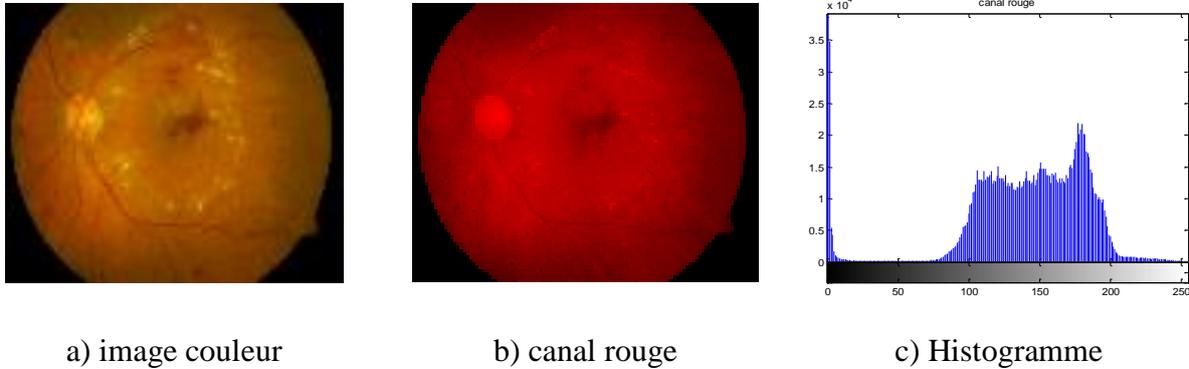


Figure II- 7 : Représentation d'histogramme du canal rouge d'une image rétinienne

II.3.1. Egalisation d'histogramme

On peut améliorer l'image d'une meilleure façon, en utilisant la technique d'Egalisation d'histogramme, Celle-ci obtenue en appliquant une transformation ponctuelle d'intensité qui consiste à rendre l'histogramme le plus plat possible ^[14], ce qui correspond à une répartition idéale des niveaux de gris dans l'image (figure II.8)

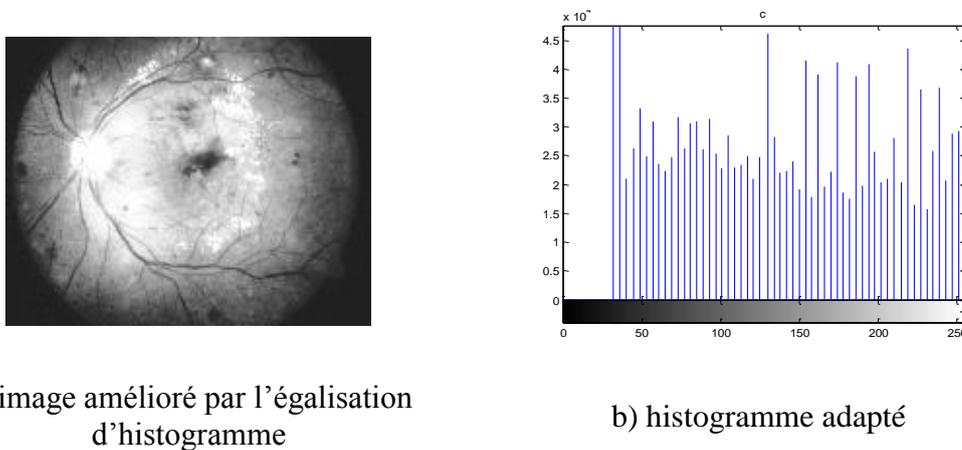


Figure II- 8 : Egalisation d'histogramme appliqué de l'image rétinienne

D'après la figure II.8, On constate que là où le contraste est augmenté, on peut mieux visualiser où se situe la pathologie lumineuse.

II.3.2. Egalisation adaptative d'histogramme

Pour tenir compte toute la répartition spatiale des niveaux de gris dans l'image, on fait appel à une autre technique issue de l'égalisation. L'idée consiste à subdiviser l'image en des régions rectangulaires non-chevauchantes, pour ensuite leurs appliquer une égalisation locale d'histogramme (Figure II.9) ^[14].

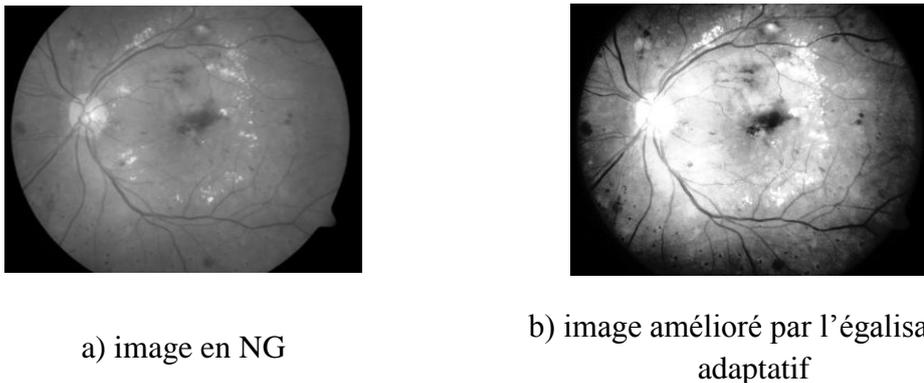


Figure II- 9 : Représentation d'Egalisation adaptatif

D'après (la figure II.9) on constate que le contraste des gros vaisseaux, ainsi que les petits vaisseaux, au bord de l'image, est augmenté par rapport au contraste, même la région où se situe la pathologie lumineuse telle que les exsudats apparaissent mieux dans l'image améliorée par l'égalisation adaptative.

Il n'est parfois pas pertinent de chercher à obtenir un histogramme uniforme par égalisation. La spécification d'histogramme est une méthode permettant de générer une image ayant une forme d'histogramme déterminée ^[18].

II.3.3. Spécification d'histogramme (histogram matching)

C'est l'ajustement de l'histogramme d'une image à celui d'une autre image de référence ^[21].

Si l'on souhaite obtenir un histogramme de forme P_x , à partir d'une image originale à L niveaux de gris, d'histogramme P_x , alors la transformation est obtenue de la manière suivante: La transformation par égalisation de l'image originale est donnée par ^[19]

$$s = T(x) = (L - 1) \int_0^x P_x(w) dw . \quad (\text{II.3})$$

L: niveaux de gris.

P_x : L'histogramme de l'image de référence.

Il est également possible d'utiliser les statistiques de l'histogramme (moyenne, variance) pour l'amélioration de l'intensité et du contraste. Alors la spécification d'histogramme est une méthode permettant de générer une image ayant une forme d'histogramme bien déterminée.

Ensuite, pour extraire des informations qualitatives il faut faire appel aux outils de la morphologie mathématique qui permettent de déterminer des paramètres caractéristiques de l'image car une image est très riche en information et il faut pouvoir sélectionner les plus judicieuses. Dans notre cas c'est la détection des lésions claires notamment les exsudats et les druses.

III. La Morphologie Mathématique

La morphologie mathématique est une théorie essentiellement non linéaire, particulièrement utiles pour filtrer, segmenter et quantifier des images. Initialement destinée au traitement des images binaires. Elle offre un grand nombre d'outils très puissants de traitement et d'analyse d'images que l'on retrouve sous différentes rubriques dans certains logiciels d'analyse d'images et même de retouches d'images, dont le but est l'étude des objets en fonction de leur forme, de leur taille des relations avec leur voisinage(en particulier topologique), de leur texture et de leur niveaux de gris ou de leur couleur. Par la transformation qu'elle propose, elle se situe à différents niveaux du traitement d'image (filtrage, segmentation, mesure, analyse de texture) et définit ainsi des outils pour la reconnaissance de forme ^[14].

III.1 Les Opérateurs morphologiques de base

Les transformations de la morphologie mathématique agissent sur des ensembles en morphologie binaire et sur des fonctions en morphologie numérique. Le résultat d'une transformation étant de même nature que l'objet sur lequel elle s'applique (un ensemble est transformé en un ensemble, une fonction en une fonction).

La morphologie binaire est basée sur les opérations booléennes de base sur les ensembles : l'union et l'intersection. Dans le cas numérique, les opérations de base sont le supremum et l'infimum ^[14].

Les opérateurs morphologiques se divisent en deux types :

- ✓ *Les opérateurs morphologiques élémentaires* : l'érosion et la dilatation.
- ✓ *Les opérateurs morphologiques composées* : elles sont formées par une application successive d'opérateurs morphologique élémentaires, parfois combinés avec des opérateurs ensemblistes tels que l'union, la différence... etc.

Le principe de base de la morphologie mathématique est de comparer l'image à analyser par rapport à un ensemble de géométrie connue appelé élément structurant (ES) [14].

La forme et la taille de l'élément structurant sont choisies en fonction des éléments d'intérêt dans l'image. Pour des images binaires, l'élément structurant est un sous-ensemble. Pour des images à teintes de gris, il peut s'agir soit d'un sous-ensemble. Soit d'une petite image à teintes de gris.

La forme des éléments structurants peut être choisie librement, mais quelques propriétés mathématiques des transformations morphologiques dépendent du choix de l'élément structurant (Figure II-10).

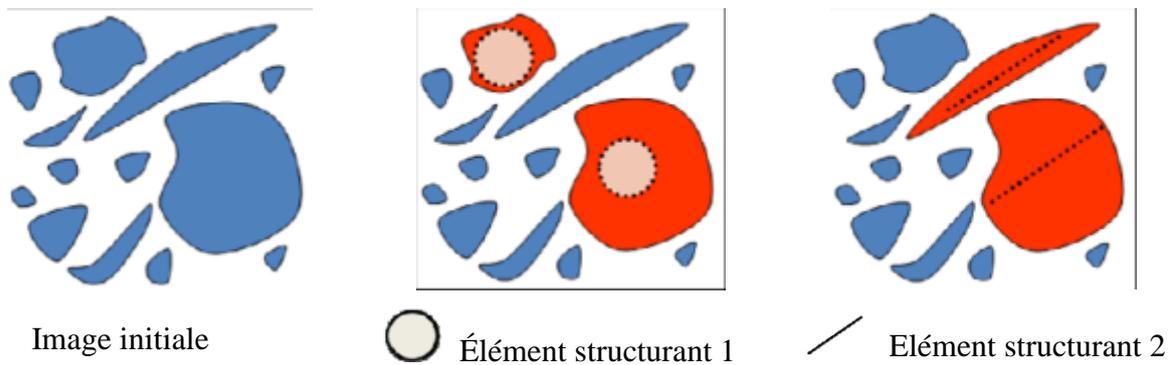


Figure II- 10 : Représentation des exemples de l'élément structurant

- ***Opérateurs morphologiques élémentaires***

L'érosion et la dilatation sont les opérateurs de base de la morphologie mathématique. Elles sont à l'origine d'un très grand nombre de transformations plus élaborées (fonction distance, squelette...).

A.1. Erosion

L'opération de l'érosion (notée $\varepsilon_B(X)$) d'un ensemble X par un élément structurant B, est l'ensemble des points x de R^2 tels que B soit entièrement inclus dans X lorsque B est centré en x, Un exemple d'application d'une opération d'érosion est montré (Figure II.11).

$$X \ominus B_X = \{x \in R^2, B_x \subset X\} \tag{II.4}$$

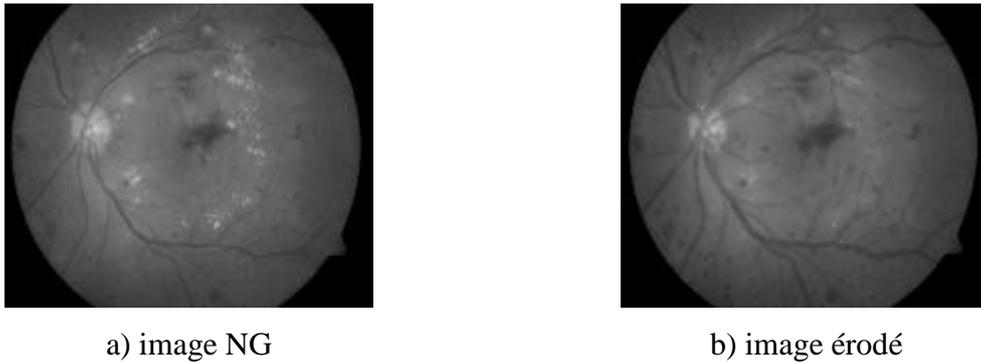


Figure II- 11 : Effet de l'érosion sur l'image rétinienne

D'après la (figure II-11), On constate que l'érosion enlève toutes les composantes connexes de l'objet qui ne peuvent pas contenir l'élément structurant. Les autres composantes sont réduites.

A.2. Dilatation

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

$$X \oplus B_x = \{x \in R^2, B_x \cap X \neq \emptyset\} \tag{II.5}$$

Le résultat de l'application de l'opération de dilatation est montré dans la (Figure II.12).

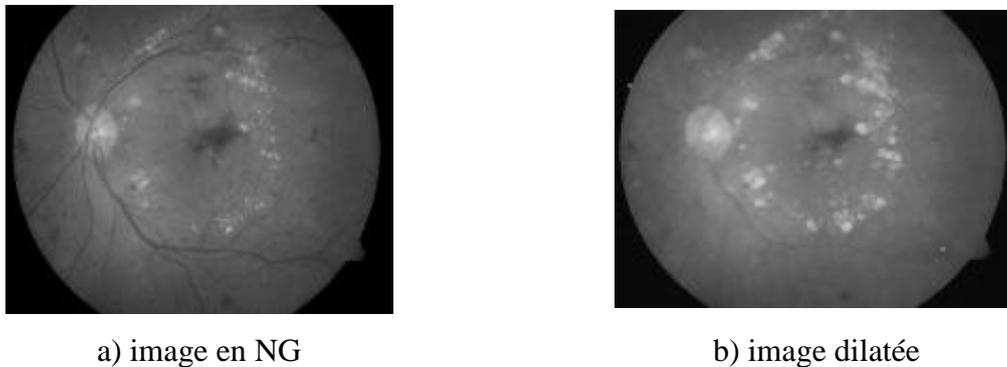


Figure II- 12 : Effet de la dilatation sur l'image rétinienne

La dilatation agit de la même manière que l'érosion, mais sur les particules du fond. Les trous qui ne peuvent pas contenir l'élément structurant sont enlevés.

B. Les opérateurs morphologiques composés

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, parmi les opérateurs morphologiques composés :

B.1. Ouverture

L'opération d'ouverture est obtenue par la succession d'une érosion et une dilatation est l'ouverture (notée $\gamma_B(X)$).

$$X \circ B = \{(X \ominus B) \oplus B\} \quad (\text{II.5})$$

L'ouverture morphologique a pour effet d'éliminer les objets clairs. Elle joue le rôle d'un filtrage morphologique le plus répandus.

Le résultat de l'application d'une opération de dilatation est montré dans la (Figure II.13).



Figure II-13 : Effet de l'ouverture sur l'image rétinienne

B.2. Fermeture

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

Cette opération est réalisée par enchainement d'une dilatation suivie d'une érosion par l'élément structurant.

$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B \quad (\text{II.6})$$

La fermeture morphologique permet de remplir les trous dans l'image, elle peut relier deux particules connexes pour n'en faire qu'une.

Le résultat de l'application d'une opération de dilatation est montré dans la (Figure II.14).



a) image en NG

b) fermeture

Figure II-14 : Application de la fermeture d'une image rétinienne

B.2.1. Fermeture par diamètre

La fermeture par diamètre est un filtrage qui supprime tous les éléments supérieurs ou égal à un certain paramètre γ qui peut être choisi selon la taille de l'élément à supprimer.

γ : l'élément structurant

Il existe d'autres opérateurs morphologiques composés telle que le chapeau haut de forme que nous décrivons dans le paragraphe suivant.

B.3 La transformation chapeau haut de forme

Les chapeaux hauts de forme sont utilisés pour localiser des structures dans l'image qui sont plus petites que l'élément structurant. Ils sont en général appliqués seulement aux images à niveaux de gris.

Cette transformation extrait tous les détails d'une image qui ne dépassent pas une certaine taille et qui ont été effacés par le filtrage (l'ouverture ou la fermeture).

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

$$[\text{Chap}(f)](x) = \begin{cases} 0 & , \text{ si } [\phi(f) - f](x) \leq [f - \gamma(f)](x) \\ [\phi(f) - \gamma(f)](x) & , \text{ sinon} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

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

$$\vartheta_\gamma = f - \gamma(f) \quad (\text{II.8})$$

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

$$\vartheta_\phi = \phi(f) - f \quad (\text{II.9})$$

Un exemple d'application de chapeau haut de forme est montré dans la (Figure II.14).

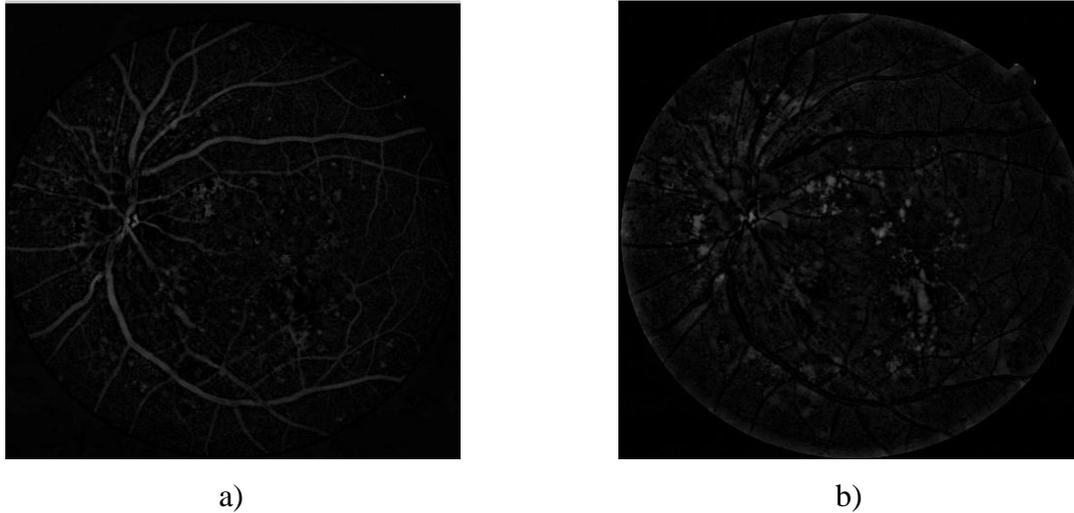


Figure II- 15 : Le Chapeau haut de forme
 (a) : chapeau haut de forme blanc; (b) : chapeau haut de forme noir.

Les transformations morphologiques sont assez vaste, en plus de la théorie des filtres morphologiques, il y'a une autre notion très utile en morphologie mathématique et qui sert dans notre travail : la notion de reconstruction géodésique ^[14].

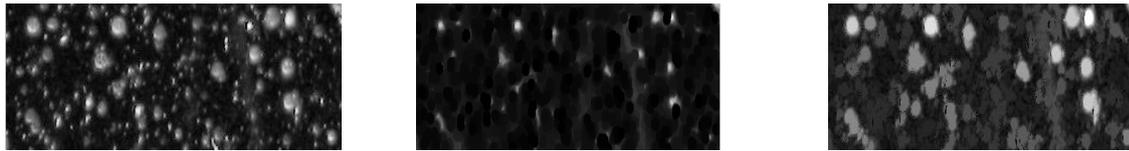
D) Métriques « géodésiques »

Une géodésique désigne la généralisation d'une ligne droite sur une surface. En particulier, le chemin le plus court, ou s'il existe un certain nombre de chemins dans X reliant x et y. Parmi eux, le chemin de longueur minimale est appelé chemin géodésique et cette longueur est notée $d(x, y)$:

$$d(x, y) = \inf\{l(C_{xy}) : C_{xy}, \text{ chemin reliant } x \text{ à } y \text{ dans } X\} \quad (\text{II.10})$$

e) la reconstruction géodésique

L'idée de reconstruction géodésique à fait son apparition en morphologie mathématique en 1976 avec J.C. Klein ^[14]. L'opération consiste à reconstituer les composantes connexes d'un ensemble, selon leur mesure (volume, surface par exemple). Lorsque leur intersection avec les composantes connexes d'un second ensemble B est non vide. L'ensemble de référence B est généralement appelé marqueur et l'ensemble A masque géodésique. L'exemple est montré dans la (figure II.16).



a) le masque géodésique

b) le marqueur

c) image reconstruite

Figure II- 16 : La reconstruction morphologique

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

Après cela, nous présentons quelques approches dérivatives qui nous permettent de détecter les contours de ces pathologies lumineuses.

III.2 Les approches dérivatives

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse

La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image. Il existe un grand nombre de méthodes de détection de l'image mais la plupart d'entre elles peuvent être regroupées en deux catégories. La première recherche les extremums de la dérivée première, en général les maximums locaux de l'intensité du gradient. La seconde recherche les annulations de la dérivée seconde, en général les annulations du Laplacien ou d'une expression différentielle non-linéaire ^[21].

III.2.1 Opérateurs dérivatifs du premier ordre

Gradient

Le gradient est une grandeur vectorielle qui indique de quelle façon une grandeur physique varie dans l'espace. Dans le cadre d'une image, il décrit la variation d'intensité d'un pixel et s'écrit $\nabla I(x,y)$.

Le gradient est caractérisé par son amplitude et sa direction.

III.2.2. Opérateur dérivatifs du deuxième ordre

Opérateur du Laplacien

Les contours peuvent être localisés par les passages par zéros du Laplacien.

$$\Delta I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (\text{II.11})$$

Dans le domaine spatial, On calcule le Laplacien par convolution entre l'image et un masque, dont les trois le plus courants sont:

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	-8	-1
-1	-1	-1

1	-2	1
-2	4	-2
1	-2	1

Figure II.19 : Masques de convolution de Laplacien.

L'avantage de Laplacien pas de seuil significatif, les points remarquables sont détectés par un critère de changement de signe au niveau de passage par zéro.

Et parmi ces inconvénients est que le Laplacien est sensible au bruit et il ne donne aucune information sur l'orientation du contour ^[23].

III.3 Opérateurs de Prewitt et de Sobel

Ces operateurs consistent en une paire de masques de convolution 3x3 de type ci-dessous. Une rotation de 90° permet de passer d'un masque à l'autre.

Ces masques opèrent tout d'abord un lissage de l'image suivi d'une opération de dérivation, et le lissage permet d'atténuer le bruit dans l'image pouvant interprété comme un contour.

-1	0	1
-k	0	k
-1	0	1
∇x		

-1	-k	-1
0	0	0
1	k	1
∇y		

Figure II-17 : Masques de convolution des opérateurs de Prewitt (k=1) et de Sobel (k=2)

L'opérateur de Prewitt est défini pour une valeur de k=1 et Sobel pour k=2. Ces masques sont conçus pour répondre maximalelement aux contours horizontaux et verticaux.

Les opérateurs de Sobel et de Prewitt permettent d'estimer localement la norme du gradient spatial bidimensionnel d'une image en niveau de gris. Ils amplifient les régions de fortes variations locales d'intensité correspondant aux contours.

III.4 Opérateur de kirsch

Opérateur à 8 masques, chacun correspondant à une direction préférentielle obtenue par rotation de $\pi/8$ successives.

$$\begin{aligned}
 &G0 \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G1 \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}; G2 \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}, G3 \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} \\
 &G4 \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G5 \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G6 \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}; G7 \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix};
 \end{aligned}$$

On applique à chaque point de l'image ces masques et le résultat obtenu sera la valeur normée maximale.

Dans la partie suivante, Nous allons présenter la partie de segmentation, cette dernière joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image, le but de toutes les méthodes de segmentation est l'extraction d'attributs pour caractériser les objets. Ces attributs correspondent à des points d'intérêt ou des zones caractéristiques de l'image ^[26].

V. Segmentation

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des mesures effectuées ultérieurement. Elle permet d'isoler dans l'image les objets sur lesquels doit porter l'analyse, de séparer, dans une image, les régions d'intérêt du fond. Il existe plusieurs techniques, la plus simple étant le seuillage des valeurs de niveaux de gris des images. La segmentation peut être manuelle ou automatique ^[24].

V.1 Segmentation manuelle

Pour effectuer une segmentation manuelle, il faut avoir déterminé le seuil (la valeur de partition) à appliquer à l'image: le seuillage permet de sélectionner les parties de l'image qui

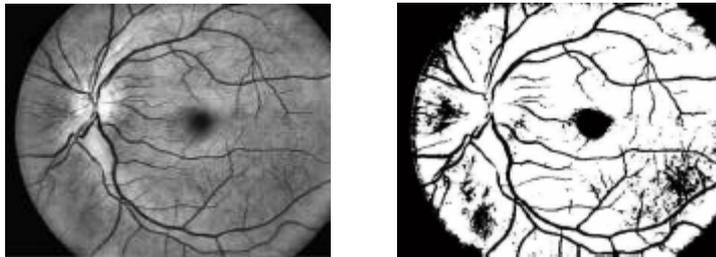
intéressent l'opérateur. Pour sélectionner des objets, il faut donc choisir des limites entre lesquelles les pixels devront être pris en compte.

La segmentation par seuillage utilise l'histogramme pour extraire les différentes régions de l'image.

V.2 Le seuillage

Le seuillage est une technique simple, non contextuelle, globale, qui repose sur une mesure quantitative d'une grandeur. Il permet de classer les pixels en deux catégories, ceux dont la mesure est inférieure au seuil (S) et ceux dont la mesure excède ou égale le seuil ^[18].

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < S \\ 1 & \text{si } f(x, y) \geq S \end{cases} \quad (\text{II.11})$$



a) : image en (NG)

b) : seuillage de l'image

Figure II- 18 : le seuillage sur l'image en niveau de gris

VI. Classification

VI.1 Segmentation par classification

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes ^[18].

VI.2 Méthodologie de la classification

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classer automatiquement des objets. Cette méthode comporte généralement deux phases fondamentales :

Une phase d'apprentissage dont le but est de déterminer un espace de représentation des objets et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objet ;

une phase de reconnaissance au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.

La classification peut être supervisée ou non supervisée.

VI.2.1 Méthodes supervisées

Les méthodes de classification supervisée supposent la connaissance a priori de l'appartenance de chaque échantillon de l'ensemble d'apprentissage à une classe donnée, ce qui revient à supposer une connaissance a priori sur l'image à segmenter ^[25].

VI.2.2 La méthode de classification non supervisée

Cette méthode a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions. La mesure de proximité est calculée sur les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il n'y a pas d'exemple d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées dans notre cas la détection des lésions claires nous utilisons la méthode non supervisée Fuzzy C-Means(FCM).

VI.3 Classification floue FCM (Fuzzy C-Means)

VI.3.1 description de l'algorithme FCM

Fuzzy C-means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances interclasses, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

VI.3.2 Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means

- La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
- Le calcul des centroïdes des classes.
- Le calcul de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
- Calcul de critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère ^[25].

VI.3.3 L'algorithme Fuzzy C-means (FCM)

L'algorithme des c-moyennes floues ou Fuzzy C-means (FCM) repose sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des pixels à ces classes, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objectif suivante ^[18].

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (\text{II.12})$$

Avec :

c : le nombre de classes connu a priori.

n : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).

U_{ik} : le degré d'appartenance du pixel x_k à la classe i connue par son centroïde v_i .

d : le degré de similitude, il peut être la distance Euclidienne.

m : un réel >1 appelé degré de flou. Plus m tend vers 1, plus la classification devient dure et U_{ik} se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand m devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de $1/c$.

Notation

Soit $X = \{x_k, k=1, \dots, n\}$ un sous ensemble d'un espace E , de dimension n . Nous cherchons à segmenter X en c classes suivant une classification floue. Chaque classe c est caractérisée par son prototype v_i , et $V = \{v_i, i=1, \dots, c\}$ l'ensemble des prototypes des classes.

L'algorithme de la FCM tente à minimiser la fonction objective, par rapport à chaque degré d'appartenance flou U_{ik} et chaque prototype v_i .

Le rôle de l'indice de flou m est pour contrôler la contribution du bruit présent dans les données.

V. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présentés des outils de traitement d'image et des méthodes pour l'amélioration d'image rétinienne afin d'obtenir une image de meilleur qualité visuelle. Ces méthodes sont simples et efficaces pour analyser les images rétiniennes.

La deuxième partie est consacrée à l'usage des opérateurs morphologiques de bases, permettant l'élaboration de transformations plus sophistiquées.

Dans la troisième partie, d'abord nous avons présenté une notion générale de segmentation d'image par la suite nous avons décrits une nouvelle technique de segmentation non supervisée Fuzzy C- means (FCM), Cette technique de segmentation va être utilisée par les algorithmes de détection des lésions claires liées à la rétine telle que les exsudats et les druses qui font le sujet du prochain chapitre.

Chapitre III

Détection des lésions lumineuses

(Les druses, les exsudats)

I. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la détection des pathologies lumineuses caractéristiques de la RD et de la DMLA ; Il s'agit respectivement des exsudats et des druses. L'extraction de ces lésions est une partie essentielle des outils d'aide au diagnostics utilisés afin de dépister ou de suivre l'évolution de la RD et la DMLA.

Dans la première section du chapitre, nous décrivons la base d'image utilisée pour tester nos algorithmes. Nous présentons, ensuite, une méthode basée sur l'utilisation des opérateurs morphologiques pour détecter les druses, signe de la DMLA.

Dans la deuxième section du chapitre, Nous présentons une méthode de détection des exsudats dans les images rétiniennes acquit par rétinographe. Cette approche est basée sur l'utilisation d'un algorithme de classification non supervisé : Fuzzy K-means et la morphologie mathématique.

II. Description de la base d'Image

Dans ce travail, nous utilisons la base d'image **Diaretdb1** ^[27] pour tester l'efficacité de nos approches. Cette base de données se compose de 89 images couleur du fond d'œil, dont 84 images contiennent différentes pathologies (exsudats, druses, micro anévrismes et hémorragies) de différentes tailles, formes et couleurs et 5 images saines. Les images ont été capturées par des ophtalmologues expérimentés en faisant recours à un rétinographe numérique. Les données stockés dans cette base correspondent à des images prises dans les mêmes conditions pratiques. En effet, elles sont comparables, et peuvent être utilisées pour évaluer la performance générale des méthodes de diagnostic.

III. Détection des Druses

III.1 Objectif

L'extraction des druses est essentielle pour un système de diagnostic afin d'éviter des déficiences visuelles et la cécité chez les patients atteints de la DMLA. La localisation des druses dans la région maculaire est une information importante pour l'ophtalmologiste. Sa détection permet de classer le niveau de la DMLA. Leur nombre est un bon indicateur de la gravité de la maladie. Dans cette section nous introduisons un algorithme basé sur la morphologie mathématique pour les détecter. Cet algorithme est essentiel à la fois pour un

dépistage assisté par ordinateur et pour le suivi et l'analyse des images présent lors d'examens successifs.

III.2. Propriétés des druses

La dégénérescence maculaire est une affection dégénérative de la région centrale de la rétine, associant des anomalies primaires de l'épithélium pigmentaire et de la rétine sensorielle avec une accumulation de matériel phospholipidique sous la forme de dépôts visibles au niveau de l'épithélium pigmentaire du pôle postérieur de la rétine. Ces lésions sont les druses maculaires qui sont des dépôts lipidiques constitués de matériel extracellulaire. Ils apparaissent dans l'image couleur comme des petites taches rondes hyperfluorescentes, discrètes, jaunes. Dans certains cas, les druses peuvent être limitées à la région fovéolaire, alors que dans d'autres les dépôts peuvent entourer la fovéa en l'épargnant. Les druses sont rarement visibles cliniquement avant l'âge de 45 ans, ils ne sont pas rares entre l'âge de 45 et 60 ans et sont constants au-delà. Avec l'âge, ils augmentent en dimension et en nombre. La figure III.1 illustre un exemple des druses dans l'image rétinienne.

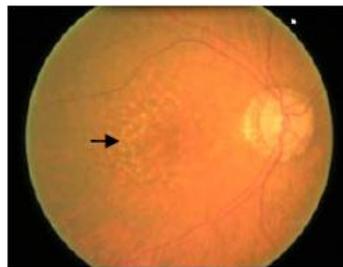


Figure III-1 : Exemple de druses montrées en flèche

III.3 Etat de l'art

Peu de travaux ont été développés pour la détection des druses par traitement numérique d'images durant cette dernière décennie. E. Peli, C. K. Chow, Z. Ben Sbeh et al, ont proposés une approche fondée sur la morphologie mathématique ^[28-31] pour les détecter. L'approche consiste à extraire des sous-classes de composantes connexes à partir des ensembles de maxima et minima régionaux, en remarquant qu'à l'intérieur de chaque druse, il existe au moins un maximum d'intensité. Cette méthode a donnée des résultats intéressants sur des images de bonnes qualités. A. Thaïbaoui ^[32] et al, ont introduit une nouvelle méthode de segmentation floue fondée sur une technique de partition optimale d'image. Cette technique de segmentation procède d'abord à un partitionnement optimal des pixels de l'image en trois classes. Une première classe représente le fond de l'image, une deuxième les objets qui sont

les druses et une troisième, dite classe intermédiaire, correspond aux pixels ambigus. Sur la dernière classe de pixels, ils ont appliqués une classification floue. Les résultats obtenus ont été acceptables. Dans ^[33], les auteurs ont employés deux méthodes pour la détection des druses dans les images couleur de la rétine. Les méthodes exploitent une approche basée sur la texture et une technique de filtrage multicanal pour la segmentation. La première approche n'est pas fiable en considérant de petites et faibles druses. Cependant, la deuxième approche, est très fiable en prenant des druses de toutes tailles et types (lumineux ou faibles) dans une image. D'autres auteurs ^[34-36], ont présenté des méthodes, qui restent préliminaires, pour la détection des druses dans les images du fond d'œil.

III.4. Approche proposée pour la détection des Druses

Le traitement numérique des images rétinienne apporte une objectivité à la détection des pathologies. Le travail que nous allons présenter dans cette partie apporte plusieurs contributions significatives pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie fondée sur la recherche de druses dans les images rétinienne. Nous présentons un système pour détecter la présence des druses. Tout d'abord, une étape d'amélioration de l'image est effectuée, ce qui permet de faciliter considérablement son interprétation, en facilitant la visualisation des druses. Ensuite, nous présentons un algorithme de segmentation de la macula, en commençant par sa localisation puis sa détection en faisant recours aux méthodes de la morphologie mathématique. La macula est utilisée comme un point de repère pour localiser les régions candidats des druses. Finalement ces derniers sont identifiés par l'utilisation de la reconstruction morphologique.

L'algorithme de détection des druses est présenté dans l'organigramme suivant (figure III.2).

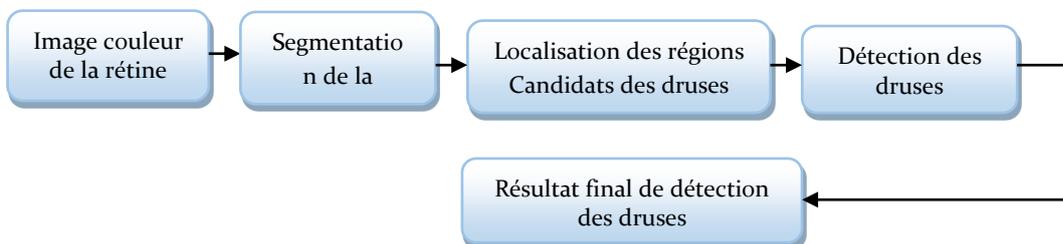


Figure III- 2 : Organigramme de détection des druses dans les images couleur de la rétine

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

III.4.1. Segmentation de la Macula

La macula est le troisième élément principal de la rétine. Elle est le centre de la vision, l'endroit où la concentration des cônes est la plus élevée dans la rétine. Les pathologies qui se trouvent à proximité de la macula menacent la vision plus directement que celles qui se trouvent en périphérie. Notamment, la présence des druses dans la région maculaire.

Dans des images couleur de la rétine, la macula (Figure III.3) apparaît comme une tache sombre de taille assez importante, elle est toujours inférieure à 100 pixels. La concentration du pigment Xanthophylle dans la zone maculaire est très élevée, ce qui fait qu'elle est relativement contrastée dans des images prises avec la lumière bleue (au laser argon bleu). La distance entre la macula et la papille peut être considérée comme relativement constante, elle est comprise entre 170 et 240 pixels. Le centre de la macula est une zone non vascularisée, les vaisseaux l'entourent, mais ils n'y entrent pas : il s'agit de la zone avasculaire centrale, Elle est entourée par une arcade de capillaires. Cette arcade de capillaires définit des contours de la fovéa ; elle n'est pas visible dans des images couleur, mais elles apparaissent mieux dans les images angiographiques. ^[37].



Figure III- 3 : Deux exemples de macula dans images couleur de la rétine
(a) : image couleur avec macula saine ;(b) : image couleur avec macula atteinte d'une pathologie.

III.4.1.1. Organigramme de détection de la macula

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

1. Image couleur de la rétine
2. Représentation de l'image couleur dans le canal H de l'espace couleur HSV
Elimination de l'arbre vasculaire
3. Localisation de la macula
4. Opération de Seuillage
5. Résultat final de la détection de la macula

Dans ce qui suit, nous expliquons les étapes de l'algorithme.

La première chose à déterminer est la manière d'exploiter la couleur. Comme la concentration du pigment Xanthophylle dans la région maculaire est élevée, il serait préférable de travailler sur l'espace HSV. En effet, la macula apparaît bien contrastée dans le canal de luminance de cet espace.

La macula correspond à une région sombre dans l'image, alors une amélioration par une application d'une égalisation d'histogramme et un filtrage de Gauss va permettre à mieux la visualiser et augmenter leur contraste et éliminer les bruits respectivement, comme le montre la figure III.4.

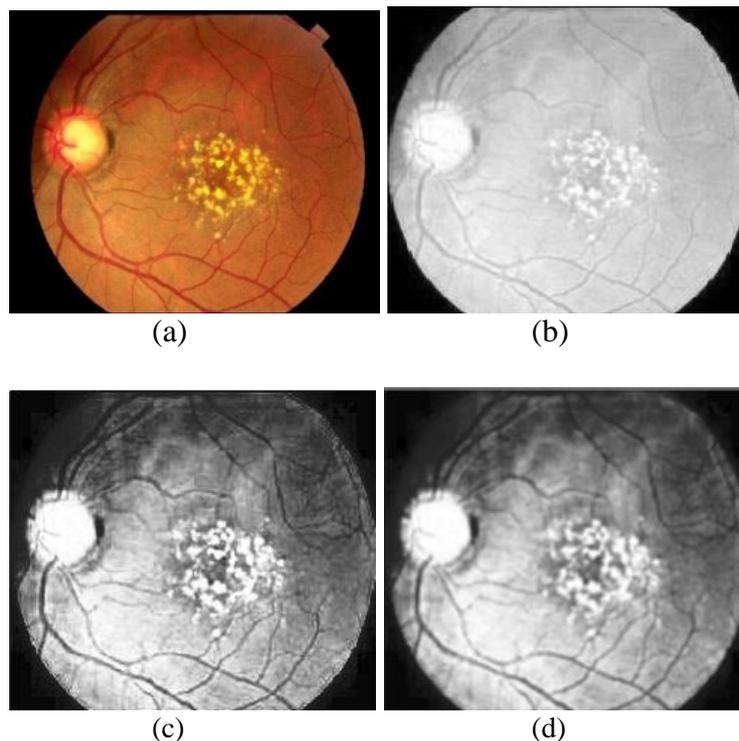


Figure III- 4 : Résultat de Prétraitement de l'image Rétiniennes
(a) : Image originale ; (b) Représentation de l'image originale dans le canal de luminance ; (c) : Résultat de L'égalisation d'histogramme ; (c) : Résultat du filtrage de l'image (d)

Comme le réseau vasculaire possède le même niveau de gris que la macula, il est préférable de l'éliminer pour qu'on puisse détecter que la macula. Pour cela, une fermeture morphologique est appliquée sur l'image améliorée (figure III.4.c) en utilisant un élément structurant de taille plus grande que le réseau vasculaire (figure III.5.a).

$$X_1 = \emptyset^{B_1}(G * im_1)$$

Avec \emptyset^{B_1} : fermeture morphologique par un élément structurant B_1 ; G : filtre de Gauss et im_1 : image améliorée.

Sachant que la macula correspond à une région plus sombre et que son diamètre approximatif est connu, il suffit de calculer la fermeture par diamètre et le chapeau haut de forme associé pour trouver la macula. En effet, la notion diamètre est liée à un cercle pour appliquer à un ensemble pas forcément de forme circulaire, il faut considérer soit le cercle extérieur minimal, soit le cercle intérieur maximal. La fermeture par diamètre bouche tous les trous qui pourraient être compris dans un carré de longueur d'arête γ ; avec des éléments structurant ayant une extension maximale égal à ou plus grande que γ .

γ : l'élément structurant à fixer manuellement.

La fermeture par diamètre est un filtrage qui supprime tous les éléments supérieurs ou égal à un certain paramètre γ qui peut être choisi selon la taille de l'élément à supprimer.

Cette propriété est utilisée dans notre algorithme afin d'éliminer la macula, en utilisant $\gamma=105$ (figure III.5.b)

Ensuite, on calcule le chapeau haut de forme associé, c'est une opération de soustraction entre l'image résultante de la fermeture par diamètre et l'image de la figure (III.5.c). C'est une méthode puissante pour extraire des détails sombre ou clair qui ne dépasse pas une certaine taille.

$$X_2 = \phi_\lambda^0(X_1) - X_1$$

Avec : ϕ_λ^0 est la fermeture par diamètre λ ; X_1 : image fermée ; X_2 : image du chapeau haut de forme

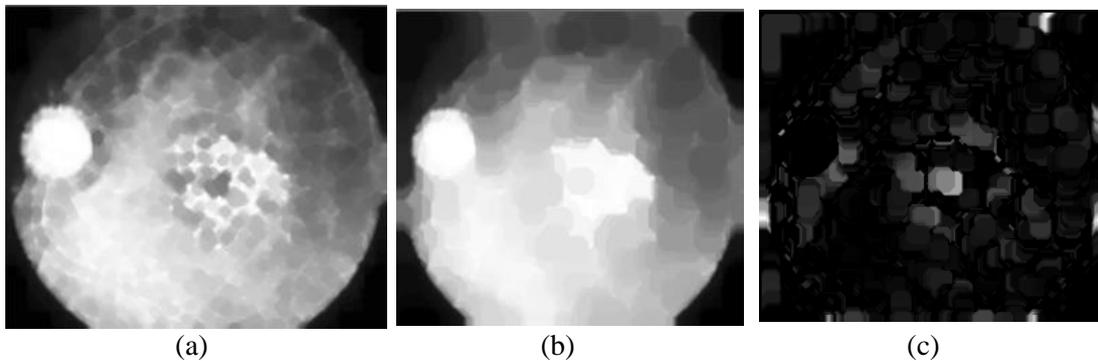


Figure III- 5 : Localisation de la Macula ;

(a) Résultat de l'élimination du réseau vasculaire ;(b) : Résultat de la fermeture par diamètre ;(c) : Résultat du chapeau haut de forme

Dans la figure III.5.b, on constate que tous les détails sombres qui n'ont pas été enlevés par la fermeture morphologique et qui sont ensuite extraits par le chapeau haut de forme associé à la fermeture par diamètre (Figure III.5.c).

L'étape suivante est la binarisation de l'image du chapeau haut de forme en appliquant un seuil $s=0,1$. (Figure III.6.a).

$$X_3 = T_{s1}[X_2]$$

X_3 : Image binarisée ; s_1 : la valeur du seuil ;

Dans le résultat de seuillage (Figure III.6.a), on remarque l'existence des pixels qui ne correspondent pas à la macula. Pour éliminer ces pixels un filtre selon un critère de surface est appliqué sur l'image binarisée (Figure III.6.b).

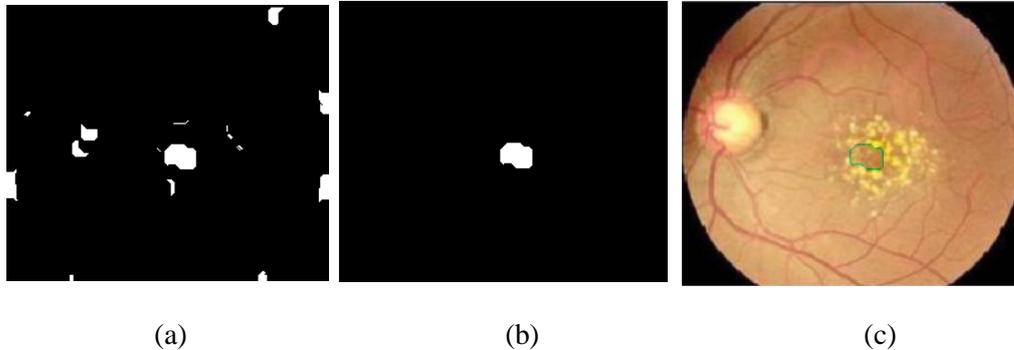


Figure III- 6 : Résultat de segmentation de la macula

(a) Binarisation du résultat du chapeau haut de forme ;(b) : élimination des pixels indésirables ;(c) : superposition du résultat de segmentation de la macula sur l'image originale

Le résultat de segmentation de la macula (Figure III.6.b) est utilisé comme un repère pour localiser les régions candidats des druses.

III.4.2. Localisation des Régions Candidats des Druses

L'emplacement des druses est tout aussi important que la leurs présences. Les Druses situés trop loin de la macula ne sont pas considérés comme indiquant le risque de DMLA. Dans une étude clinique récente, les ophtalmologues, ^[38], ont proposé un système de définition de zone pour limiter les druses à des régions spécifiques basées sur le diamètre du disque optique (DD).Ce système consiste à tracer trois cercles indiquant que la macula mesure trois fois le diamètre du disque optique (figure III.7). Les cercles sont utilisés pour centrer la superposition de l'image sur la macula:

- ✓ *Le cercle intérieur (1 DD)*
- ✓ *Le cercle médian (2 DD)*
- ✓ *Le cercle extérieur (3 DD)*

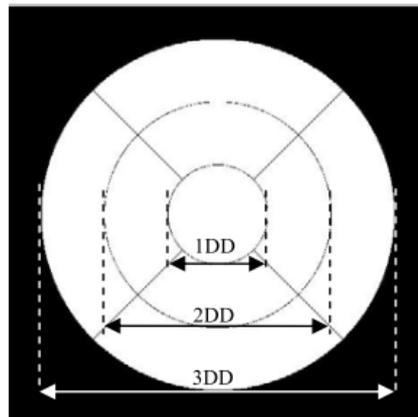


Figure III- 7 : les cercles tracés pour localiser les druses

Dans notre travail, on se base sur cette idée pour localiser les régions des druses. Le centre de la macula est marqué par le point le plus lumineux. Pour obtenir ce point, nous calculons la fonction distance (Figure III.8-a). Le principe de cette fonction est de désigner 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. Le maximum de cette fonction c_1 correspond approximativement au centre de de la zone avasculaire : la fovéa (Figure III.8-b).

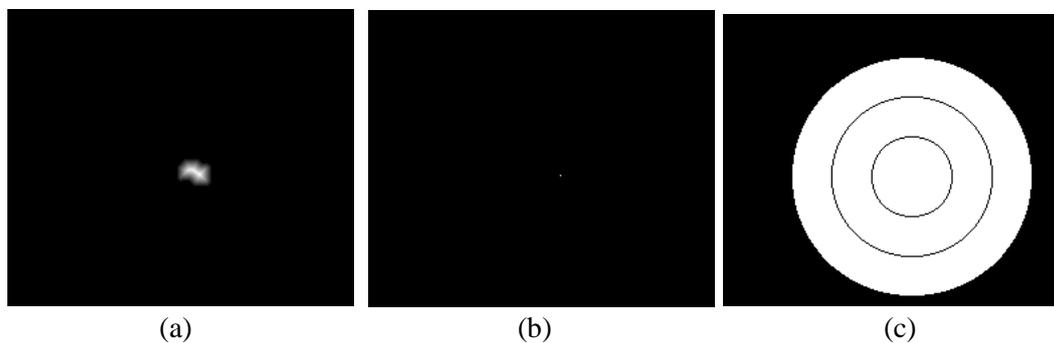


Figure III- 8 : Traçage des cercles ;

(a) : La fonction de distance de l'image de la figure (6.b) ;(b) : le niveau de gris max de la fonction de distance ; (c) : le traçage des trois cercles

La région au sein 3DD de la macula sera utilisée pour la détection des druses. Pour cela, nous remplaçons tous les pixels faisant partie des cercles par l'image améliorée (Figure III.4.c). Le résultat de localisation des régions candidats est illustré dans la figure III.9

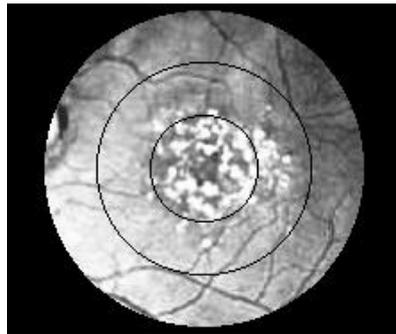


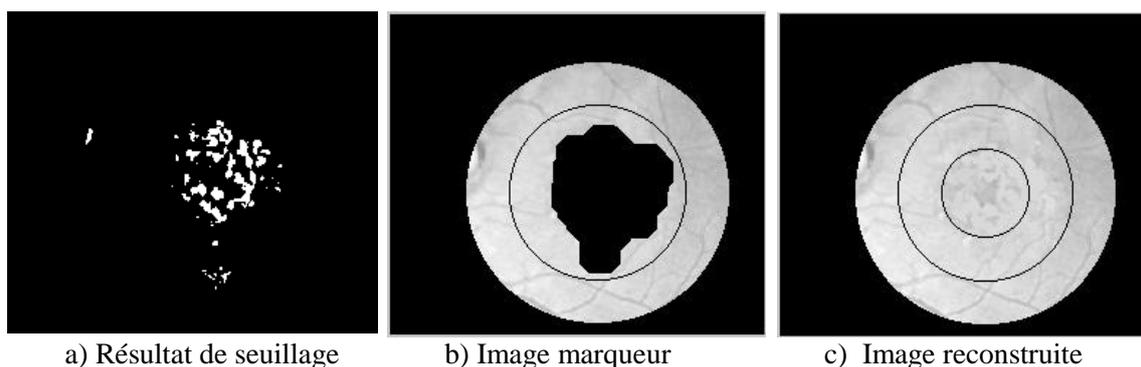
Figure III- 9 : Résultat de localisation des régions candidats

III.4.3.Extraction des Druses

Ayant localisé les régions contenant les druses, une application d'une simple opération de seuillage sur l'image de la figure III.9 est effectuée en utilisant un seuil $s = 0,6$ (Figure III.10.a)

Dans la figure III.10.a on constate que les druses ont été détectées avec la présence des faux positifs. Cependant, il n'est pas possible de trouver un bon seuil qui détecte tous les druses. Pour remédier ce problème, on fait appel à la reconstruction par dilatation. Cette opération nécessite deux images : image marqueur et une image mask.

Pour obtenir une image marqueur, on applique une dilatation sur le résultat de l'image (Figure III.10.a) ensuite tous les pixels de cette image dilatée sont mis à zéros dans l'image de la figure III.10-b. L'image mask est l'image de la figure III.9. Le résultat de la reconstruction morphologique est montré dans la figure III.10-c.



a) Résultat de seuillage

b) Image marqueur

c) Image reconstruite

Figure III-10 : résultat de la reconstruction morphologique

Comme, il est montré dans le résultat de la reconstruction morphologique (Figure III.10), les pixels inclus dans la zone des druses ne sont pas reconstruits, alors que les autres régions sont reconstruites. Finalement, pour faire ressortir les druses nous appliquons, dans un premier

temps une opération de soustraction entre l'image de la figure (III.9) et l'image reconstruite (Figure III.10.c) puis, une opération de seuillage sur l'image résultante de la (Figure III.11.a) en utilisant un seuil $s=0.8$

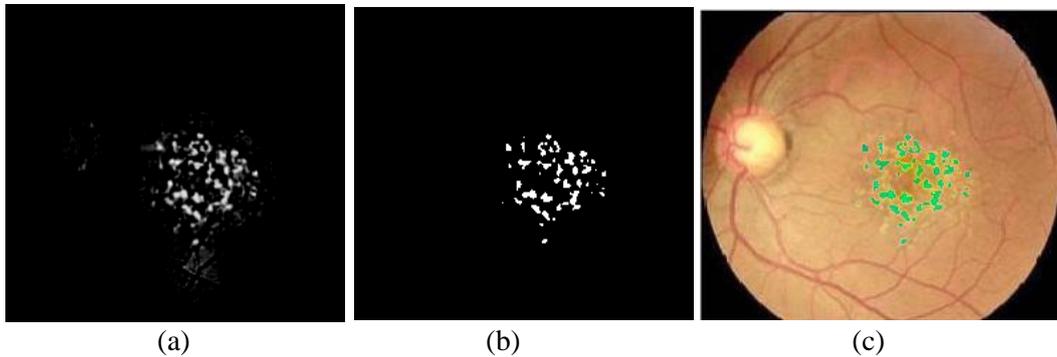


Figure III-11 : Résultat final de détection des druses dans les images couleur ;

- (a) Résultat de soustraction entre image de la figure (9.a) et l'image de la figure (10.b) ;
(b) Résultat de seuillage de l'image (11.a) ; (c) : Résultat final de détection des druses superposé sur l'image originale

III.5 Résultats et discussion :

Pour tester la validité et la fiabilité de notre algorithme, nous avons effectué une série de tests sur un ensemble d'images rétinienne issues de la base de données diaretdb1. Cette base est composée de 89 images contenant des lésions liées à la RD et à la DMLA. A partir de ces images nous avons choisi 15 images. Les dix premières images sont pathologiques, elles contiennent des druses qui se différencient dans la forme, la taille et le contraste. Les 5 autres images restantes sont des images saines (ne contiennent aucune lésion lumineuse). la notation de ces images a été effectuée par des ophtalmologues expérimentés.

Dans les images saines, le résultat de détection des druses est satisfaisant, aucun faux positif n'a été détecté. Un exemple de détection des druses dans une image saine qui se caractérise avec un reflet de la fovéa est montré dans la figure III.12.b

Dans la majorité d'images pathologiques, l'algorithme a donné des résultats fiables, les druses ont été bien détectés (Figure III.11.c). Cependant l'algorithme a échoué dans le cas où l'image contient des exsudats situés dans la région maculaire avec la présence des druses, ayant un très faible contraste et de très petites tailles (Figure III.12.d). Dans ce cas l'algorithme a détecté quelques faux positifs (pixels exsudative).

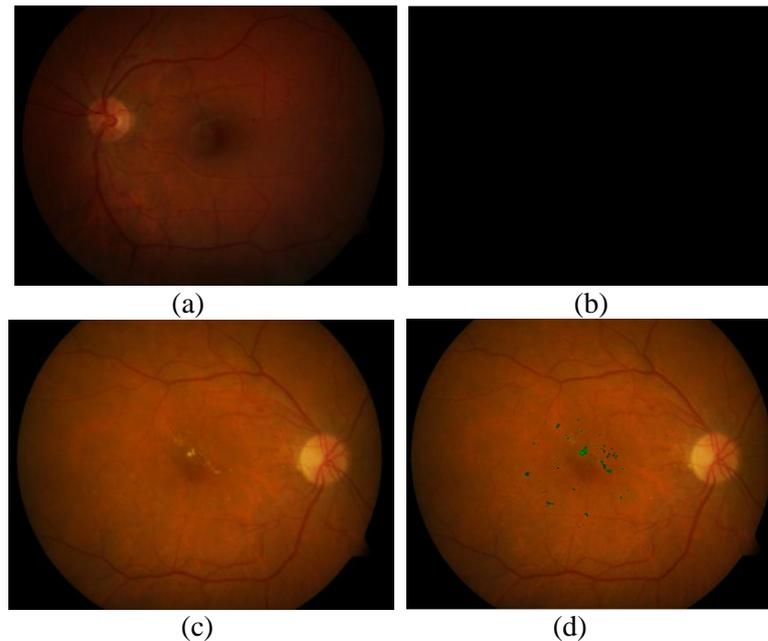


Figure III-12 : Résultat de détection des druses dans une image saine et pathologique

IV. Détection des exsudats

IV.1 Objectif

Comme la Rétinopathie Diabétique est une maladie silencieuse, il est important de détecter ses signes avant le passage au stade des complications, les plus graves étant l'œdème maculaire. La détection précoce des exsudats dans un stade asymptomatique est d'une part indispensable pour le succès de son traitement et d'autre part, elle pourrait jouer un rôle majeur dans le dépistage de l'œdème maculaire. L'objectif de cette partie du travail est de fournir des outils de traitement d'image permettant la détection des exsudats dans les images couleur acquises par rétinographe.

IV.2 propriétés des exsudats

Dans les images rétinienne, les exsudats correspondent à des éléments clairs, bien contrastés par rapport au fond. La couleur est jaunâtre. Leurs tailles et leurs formes peuvent varier considérablement avec des bords nets et irréguliers. Un exemple des exsudats est montré dans la (Figure.III.13).

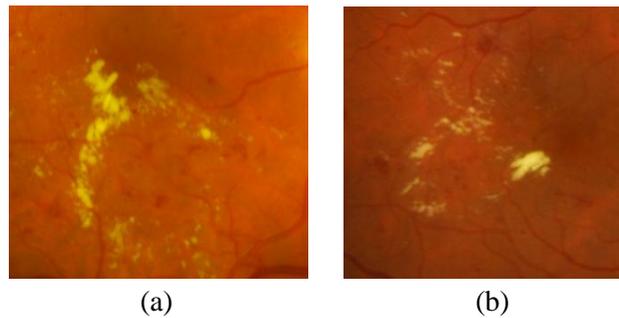


Figure III- 13 : Représentation des exsudats dans les images couleurs de la rétine

IV.3 Etat de l'art

C. Sinthanayothin et al ^[39] ont utilisés un algorithme récursif de segmentation par croissance de région de (RRGS) pour détecter les exsudats. Osareh et al ^[40], ont appliqués le flou K-moyens pour segmenter les exsudats. Les auteurs dans ^[41] proposent une normalisation de la couleur et une augmentation de contraste locale, suivi par une étape de classification à l'aide des réseaux de neurone. Dans ^[42], les auteurs proposent d'appliquer une correction d'illumination, une amélioration de contraste, une augmentation de netteté et un seuil choisi manuellement. Toutes ces approches développées pour la détection des exsudats ont leurs limites. La plupart des méthodes mentionnées ci-dessus ont travaillé sur des images prises lorsque le patient avait les pupilles dilatées. D'autre part, la mauvaise qualité des images rétinienne influe sur le résultat de séparation des lésions claires et sombres en utilisant l'algorithme RRGS.

IV.4 Algorithme de détection des exsudats

Le problème qui se pose lors de leur détection est surtout un manque d'information sur leurs tailles et leurs formes. La couleur et la luminosité élevée seuls ne permettent pas la détection des exsudats, car il existe d'autres éléments dans les images rétinienne étant caractérisés par un fort contraste et par une couleur et une luminosité comparable à celles des exsudats. Notamment les régions fortement éclairées telle que la papille. L'algorithme que nous proposons pour l'extraction des exsudats est divisé en trois étapes principales.

1. Segmentation de la papille
2. La détection des régions candidats (exsudatives) par l'utilisation d'un algorithme de classification non supervisé : le Fuzzy +c-means.
3. Les contours des exsudats sont trouvés à l'aide de l'opérateur de kirsch et une reconstruction morphologique.

L'organigramme de détection des exsudats dans les images rétiniennes est montré dans la figure III.14.

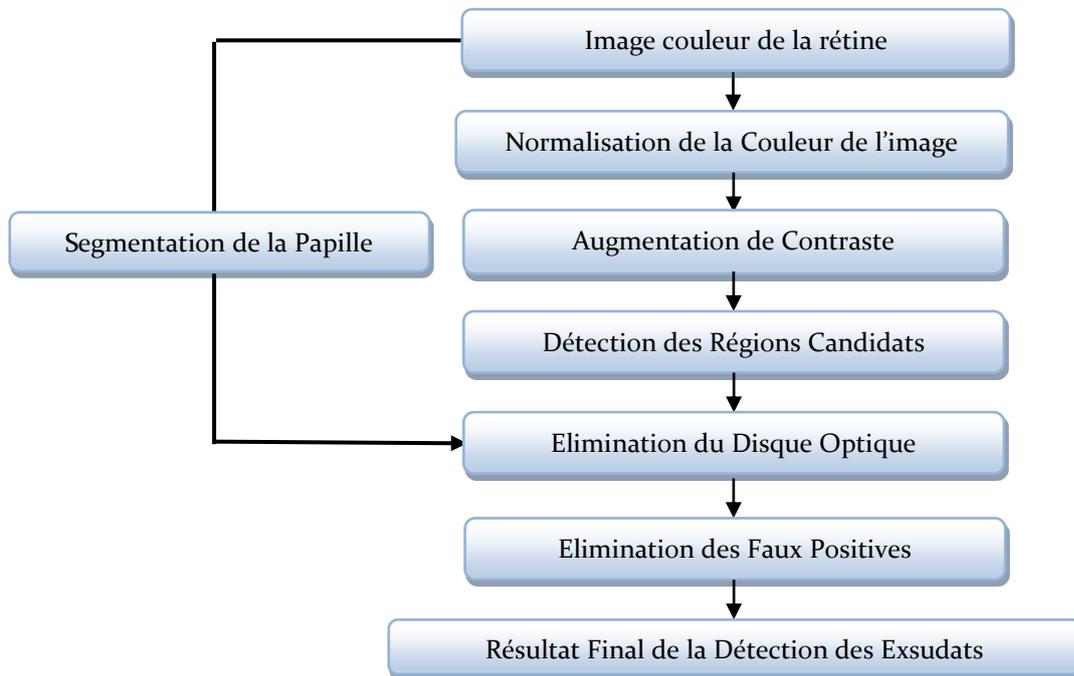


Figure III-14 : Organigramme de détection des exsudats

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

IV.4.1. Segmentation de la papille

La papille(ou disque optique) est l'entrée des vaisseaux et du nerf optique. Elle se trouve du côté nasal de la macula(le centre de la vision), elle ne contient pas de récepteurs pour la lumière : c'est pour cette raison qu'elle est appelée aussi la tache aveugle. Dans les images rétiniennes, elle apparaît comme une grande tache de couleur jaunâtre ou blanche et de forme à peu près circulaire ou elliptique, interrompue par les vaisseaux sortants, la taille varie d'un patient à l'autre, mais elle reste comprise entre 40 et 60 pixels de diamètre dans les images de 640×480 pixels (figure III.15).



Figure III-15 : Deux exemples de la papille

L'algorithme de segmentation de la papille est présenté comme suit :

1. Image Couleur de la Rétine
2. Etape de prétraitement
3. Elimination de l'Arbre Vasculaire
4. Opération de Seuillage
5. Elimination des pixels Indésirables
6. Résultat de segmentation de la papille

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

IV.4.1.1. le prétraitement de l'image couleur

Pour augmenter le contraste dans la région du disque optique, nous utilisons le canal de luminance de l'espace couleur HSV. Cet espace consiste à décomposer la couleur selon des critères physiologiques. Le résultat est présenté dans la (Figure III.16.a).

D'après le résultat obtenu (Figure III.16.a), On constate que le disque optique apparaît avec un meilleur contraste dans ce canal Afin d'augmenter le contraste d'une bien meilleur façon une égalisation adaptative d'histogramme est effectuée (figure III.16.b)

Pour éliminer le bruit due au système d'acquisition et lisser la frontière des zones d'intérêts situées dans l'image ; Nous appliquons le filtre de gauss (figure III.16.c).

IV.4.1.2 Elimination de l'Arbre Vasculaire

Une fois l'image est améliorée, on applique une simple fermeture morphologique qui est l'un des opérateurs composées comme nous avons vue dans le chapitre 2, Afin d'éliminer plutôt les objets sombre et plus petits que l'élément structurant, le résultat obtenu est montré dans la figure (III.16.d).

IV.4.1.3.Opération de Seuillage

Le seuillage est appliqué pour séparer le disque optique du fond. Pour assurer une bonne extraction du disque optique, il faut faire un choix correct du seuil fixé manuellement (figure 16.e) et effectuer, ensuite un filtrage selon un critère de surface pour éliminer les pixels isolés. Les résultats de détection du disque optique sont montrés dans la Figure. 16.

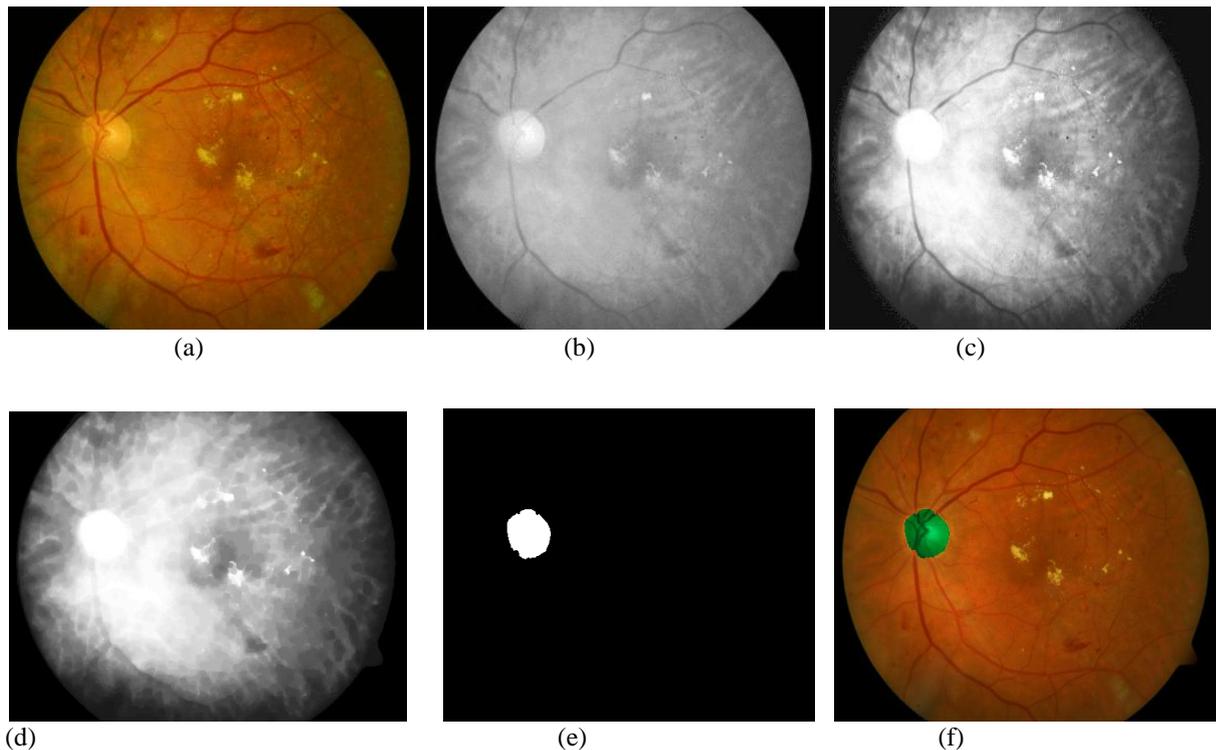


Figure III-16 : Résultat de Segmentation de la Papille dans l'Image couleur de la rétine

- (a) Image rétinienne ; (b) : Représentation de l'image originale dans le canal de luminance ;
(c) : Résultat de l'égalisation adaptative d'histogramme et le filtrage; (d) : Elimination de l'arbre vasculaire ; (e) : Résultat de seuillage de l'image (d) ;(f) : Résultat de Segmentation de la papille Superposé sur l'image Originale.

Après avoir segmenté la Papille qui est considérée comme des faux positifs, nous décrivons dans le paragraphe suivant les différentes étapes permettant l'extraction des exsudats.

IV.4.2. Extraction des Exsudats

II.4.2.1. Normalisation de la couleur et augmentation de contraste

Malgré les énormes progrès dans les techniques d'acquisitions d'images, les images rétiniennes prises au quotidien clinique ont un contraste et une illumination non uniforme. La correction de l'illumination non uniforme a beaucoup d'importance pour l'analyse d'image rétiniennes. Afin de rendre les images invariables par rapport à la variation de la pigmentation de fond entre les individus. La normalisation de la couleur est effectuée en utilisant la spécification d'histogramme (Histogramme Matching).cette opération consiste à normalisée la couleur de l'image a traité telle que l'image de référence (Figure III.17.b) en se basant sur son histogramme (Figure III.17.c).

Pour améliorer le contraste de l'image normalisé, nous utilisons d'une part le canal de L de l'espace couleur CIELAB, dont lequel les exsudats apparaissent mieux. D'autre part une

égalisation adaptative suivie d'un filtre médian sont appliqués sur l'image de la figure III.17.c dans le but d'augmenter le contraste et éliminer les bruits respectivement (Figure III.17.d)

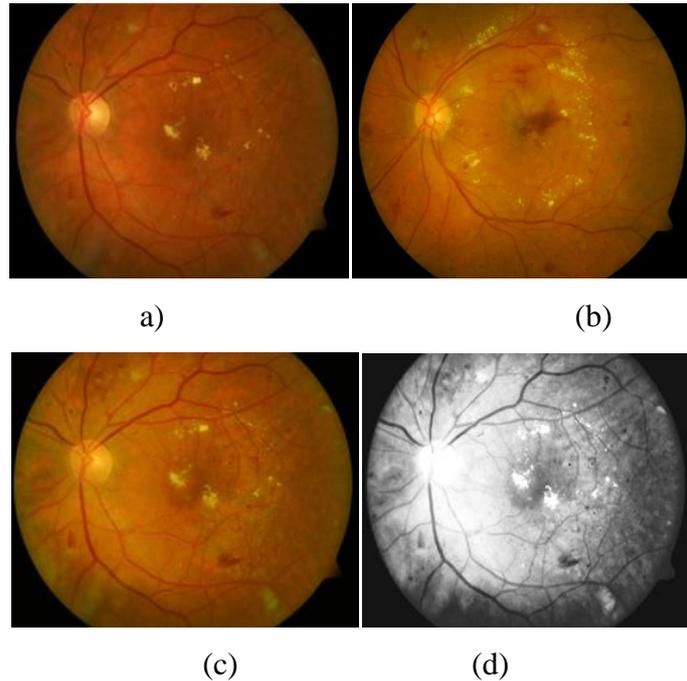


Figure III- 17 : Normalisation de la couleur et augmentation de contraste de l'image originale ;

(a) Image originale ; (b) : image de référence ; (c) : résultat de la spécification d'histogramme ;
(d) : résultat de l'égalisation adaptative d'histogramme et le filtre médian

II.4.2.2. Détection des régions candidats

Pour détecter les régions lumineuses, nous appliquons le Fuzzy C-means (FCM). C'est une technique de classification non- supervisée floue .Comme nous avons vue dans le chapitre 2.cette technique est utilisée pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image rétinienne, par conséquent, le nombre de cluster se fait d'une manière aléatoire, et les classes sont générer par un processus itératif en minimisant une fonction objective.

Nous avons testé cette méthode sur nos images, et d'après plusieurs essais, nous avons obtenus un meilleur résultat ou le nombre de cluster est égal à 7. Le résultat est montré dans la (Figure 18).

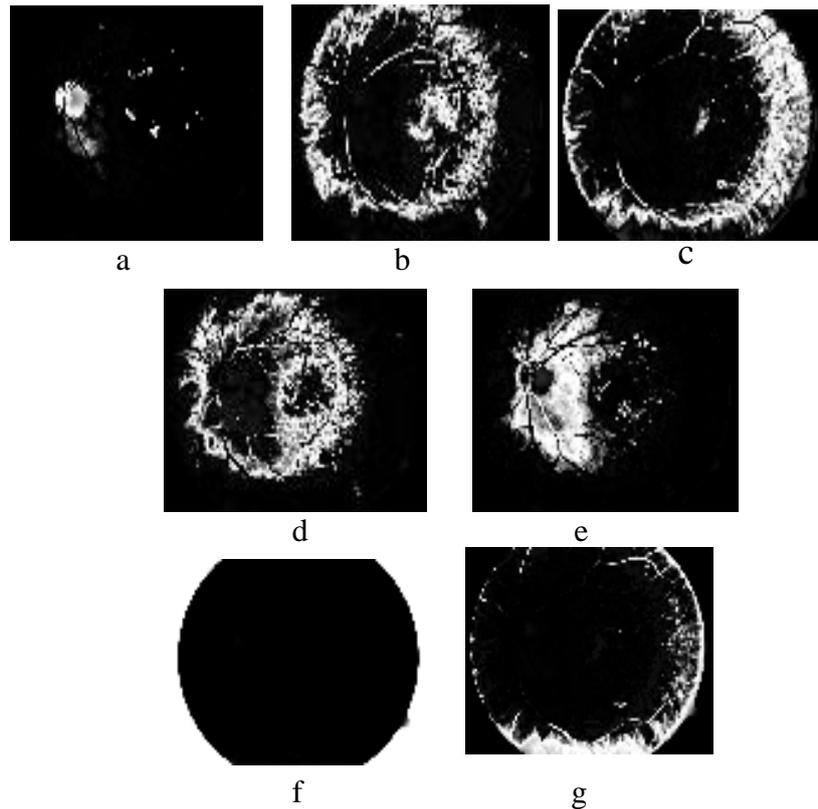


Figure III-18 : Représentation de résultats de FCM

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

D'après les résultats obtenus par la méthode de FCM, nous remarquons que cette segmentation est satisfaisant et notons qu'à chaque exécution, la classe assignée à chaque région n'est pas la même. On constate aussi que dans la première classe, la majorité des régions candidats ont été détectées.

De manière générale, nous avons pu constater que cette méthode de segmentation Fuzzy C-means s'avère efficace lorsque les objets de l'image sont clairement séparés, mais elle présente deux inconvénients : d'une part, elle nécessite le choix de clusters, ce qui rend impossible l'automatisation de la méthode ; d'autre part elle requière un temps de calcul souvent élevé, du fait de la nature itérative de cette méthodes.

Cette méthode de segmentation ne permet pas la détection des exsudats seulement il existe d'autre éléments dans les images rétinienne étant caractérisés par un fort contraste et par une couleur et une luminosité comparables à celle des exsudats notamment le disque optique. Et comme notre but est l'extraction des exsudats, le disque optique doit être éliminé.

II.4.2.3. Élimination du disque optique

Pour éliminer le disque optique, nous dilatos le résultat de segmentation du disque optique (Figure III.16.e) par un élément structurant circulaire (e1) de taille 8. Nous appliquons ensuite une opération de soustraction entre l'image seuillée de la figure III.18.a et l'image de la figure III.16.e. Le résultat de cette opération est présenté dans la figure III.19.a.

II.4.2.4. Élimination des faux positifs

Pour détecter les régions caractérisées par des bords nets et un fort contraste et éliminer toutes les régions ayant un fort contraste mais avec des bords flous tels que les nodules cotonneux. L'opérateur de kirsh est utilisé. Les huit filtres sont convolués dans quelques directions prédéterminées à la bande L de l'image originale, ensuite le maximum étant retenu pour l'image finale (figure III. 19.b). L'opérateur kirsch est défini comme suit:

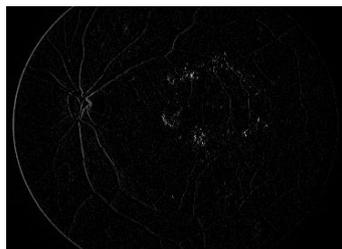
$$\text{Kirsch} = 1/15 \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}$$

Nous combinons ensuite, le résultat seuillé de l'application de l'opérateur kirsch en utilisant un seuil avec l'image donnée dans la figure III.6.b en utilisant une opération booléenne ET (figure III.6.d).

Finalement, une reconstruction morphologique sous la bande L de l'image rétinienne (Figure III.5.a) est appliquée pour détecter les pixels exsudatives d'une bien meilleure façon (figure III.5.a). Les résultats de la détection des exsudats durs sont présentés dans Figure(III.19)



a)



b)



c)

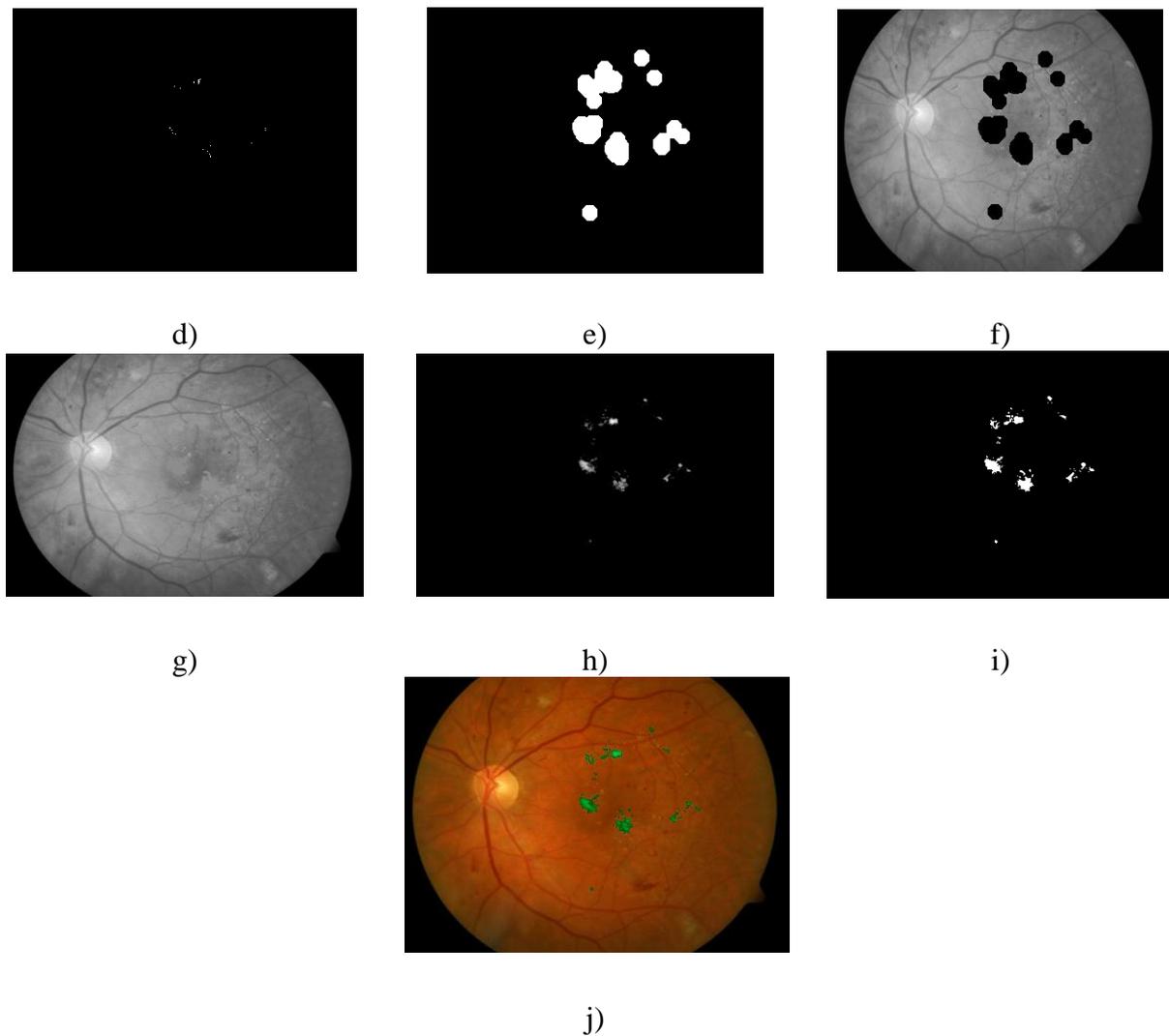


Figure III- 19 : Résultat final

(a) : Résultat de l'élimination de la papille ;(b) : Résultat de l'opérateur de kirch ;(c) : le résultat de seuillage de l'image (b) ; (d) : résultat de l'opération AND entre l'image (a) et l'image (b) ; (e) : résultat de la dilatation;(f) :l'image marqueur ;(g) : Résultat de la reconstruction par dilatation. ; (h) : Résultat de soustraction ; (i) : Résultat de seuillage de l'image ; (j): Résultat final de détection des exsudats superposé sur l'image originale.

IV. 5 Résultats et discussion

L'algorithme que nous avons développé a été examiné sur 30 images d'images rétiniennes de la base de données diaretdb1 ^[34].

Dans la majorité d'images l'algorithme a donné de bons résultats, les exsudats ont été bien détectés (figure III.20) Cependant dans les images où les exsudats sont proches du réseau vasculaire ou très faiblement contrastés, ils ne sont pas détectés par l'algorithme mais ils sont considérés comme exsudats par le spécialiste (figure III.20.a) et (figure III.20.b). La raison de

cette fausse détection dépend de deux paramètres : le nombre de cluster ; qui doit être choisit de tel sort que toutes les régions qui contiennent des exsudats soient déterminées et le choix de la valeur de seuil.

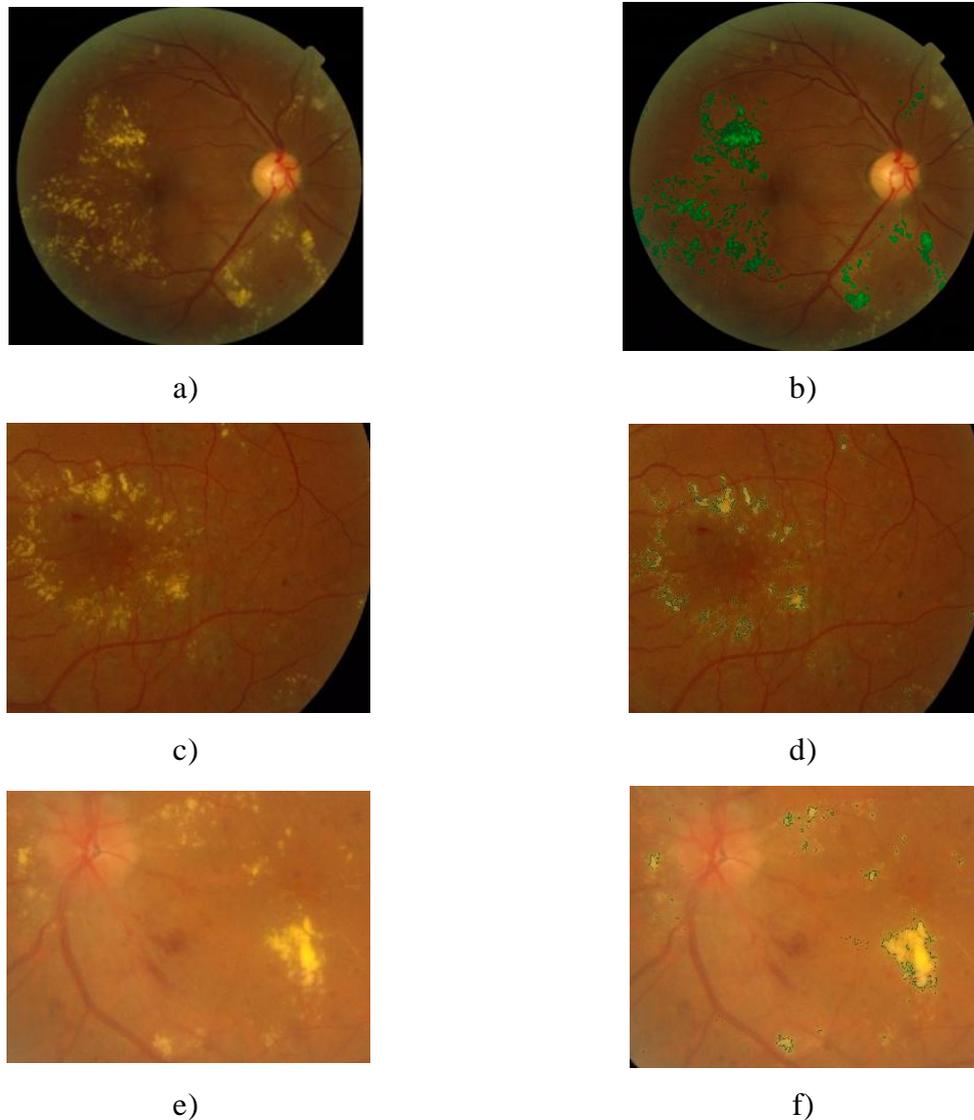


Figure III- 20 : Résultat finale de détection des exsudats

V. Conclusion :

Dans ce troisième chapitre, nous avons présenté des techniques pour la détection des lésions lumineuses (les druses et les exsudats) dans des images rétiniennes, en utilisant deux algorithmes. Le premier algorithme contient des différentes techniques de traitement d'image basées sur la morphologie mathématiques, et le second algorithme basé sur la méthode de classification non supervisé FCM.

Nous avons développé dans une première section l'algorithme de détection des druses dans lequel nous avons détaillé la segmentation de la macula qui joue un rôle essentiel dans cette partie et une étape de localisation des régions candidats dans laquelle nous avons proposé d'utiliser une reconstruction morphologique dans le but d'extraction des druses. Cet algorithme a donné des résultats satisfaisants.

Dans la deuxième section, nous avons décrit l'algorithme qui utilise une segmentation par la méthode de classification non supervisé FCM, afin de détecter les exsudats. En effet, il contient plusieurs étapes parmi lesquelles on peut citer la Segmentation de la papille, la détection des régions candidats (exsudatives) et la détection des contours à l'aide de l'opérateur de Kirsch et une reconstruction morphologique. Les résultats obtenus par le deuxième algorithme sont bons, mais on peut l'améliorer en modifiant certains paramètres.

La détection des lésions lumineuses (druses, exsudats) est essentielle afin de suivre leurs évolutions pour un système d'aide au diagnostic.

*Conclusion
générale*

Conclusion générale

L'objectif de ce mémoire était la conception et le développement d'algorithmes de traitement d'images rétiniennes afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) et de la Rétinopathie Diabétique(RD).

Nous avons présenté des algorithmes que nous avons développés dans le but de la détection des lésions lumineuses du fond d'œil dans les images rétiniennes telles que les druses et les exsudats afin de n'automatiser que les taches pénibles, et qui ne sont pas facilement réalisables.

Les méthodes de détection des lésions lumineuses du fond d'œil peuvent être utilisées pour mettre en place un système de dépistage automatique.

Le traitement d'image peut fournir des outils pour un meilleur suivi de la maladie. Des différents algorithmes ont été présentés en tenant compte des différentes techniques comme l'amélioration des images par l'augmentation de contraste. Cette amélioration nous facilite l'analyse automatique des lésions claires.

Nous avons développés deux algorithmes.

- Un premier algorithme de détection des druses dans lequel nous avons détaillé la segmentation de la macula à l'aide des opérateurs de la morphologie mathématique
- Le deuxième algorithme de détection des exsudats basé sur l'utilisation d'un algorithme de classification non supervisé FCM et la reconstruction morphologique dans lequel nous avons d'abord détectés la papille.

Bien que les méthodes représentées fonctionnent correctement sur la plupart des images du fond d'œil, il reste toujours des cas très difficile à traiter :

La qualité des images est variable et nous avons dans une certaine mesure inclus ceci dans la conception de nos algorithmes. Néanmoins, il y a toujours des images qui représentent des cas difficiles à traiter même si les algorithmes sont puissants : Des images qui sont floues et très peu contrastées, et surtout quand les images comportent de types de pathologies lumineuses.

Tous ces outils et les méthodes de traitement d'image étudié sont destinés en priorité aux médecins, pour l'objectif de leur fournir des systèmes plus performants qui augmenteront leur

productivité tout en facilitant leur tâche. Ils les aideront à mieux se concentrer sur l'interprétation, ils auront la possibilité de réaliser de nouvelles tâches qui amélioreront leur diagnostic en comparant les images prises à des stades différents de la maladie.

- **Perspective**

Les développements futurs pourront donc rechercher à toucher un éventail plus large de professions médicales ou paramédicales, en proposant des outils de traitement d'images rétiniennes dont la complexité d'utilisation ou le degré d'automatisation est fonction du marché ciblé.

L'étape suivante consistera premièrement à réaliser des algorithmes automatique pour la détection des lésions sombres telles que les micros-anévrismes et les hémorragies, et réaliser un système de classification de la rétinopathie diabétique (RD) et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).

Références :

1. M.F. Land, D.E. Nilsson, *Animal Eyes*, Oxford University Press, 2002
2. M. Batterbury, B. Bowling, *Ophthalmologie*, Ed. Elsevier, 2005
3. H. Saraux, C. Lemasson, H. Offret, and G. Renard. *Anatomie et Histologie de l'Œil*, Ed. Masson, second edition, 1982
4. B. Dupas, P. Massin, A. Gaudric, M. Pâques, *Épidémiologie et physiopathologie de La rétinopathie diabétique*, EMC- Endocrinologie-Nutrition, 9(3), 1-9, 2012
5. T. Scholte, M. Grüb, J. Mielke, M. Rohrbach, *Atlas de poche d'Ophthalmologie*, Ed. Médecine-Sciences Flammarion, 2006
6. P. Williams et al., *Gray's anatomy*, Churchill livingstone Edinburgh, 1989
7. M. D. Abramoff, M. K. Garvin, M. Sonka, *Retinal imaging and image analysis. IEEE, Reviews in Biomedical Engineering*, 3:169–208, 2010
8. <http://fr.wikipedia.org/wiki/Diab%C3%A8te>
9. L. M. Tierney, S. J. McPhee, M. A. Papadakis, *Current medical Diagnosis & Treatment*, Lange Medical Books/McGraw-Hill (International edition. New York), 2002
10. S. Parmet, *Age-related macular degeneration*, JAMA, 288, 2001
11. B. Dupas, P. Massin, *Rétinopathie diabétique*, EMC-Traité de Médecine, Akos, 7(2), 1-4, 2012
12. A. J. Barber, E. Lieth, D. A. Antonetti, A. G. Buchanan, T. W. Gardner, *Neural apoptosis in the retina during experimental and human diabetes Early onset and effect of insulin*, J Clin Invest, 102,783–91, 1998
13. E. Rungger-Brandle, A. A. Dosso, P. M. Leuenberger, *Glial reactivity, an early feature of diabetic retinopathy*, Invest. Ophthalmol. Vis. Sci., 41, 1971–80, 2000
14. <http://www.ensta-paristech.fr/~manzaner/Cours/Poly/Introduction.pdf>.
15. FEROU AMEL, *traitement automatique d'image du fond d'œil: application au recalage des images rétiniennes*, diplôme de magister en électronique biomédicale, juin2009.
16. http://fr.wikipedia.org/wiki/Rouge_vert_bleu.
17. http://fr.wikipedia.org/wiki/teintesaturation_valeur.
18. http://fr.wikipedia.org/wiki/CIE_Lab
19. Méthode coopérative FCM.

20. Melle hadbi Ammaria ; segmentation du réseau vasculaire cérébral sur les images angiographiques, diplôme master, 27 juin 2012, page 47.
21. [http://fr.wikipedia.org/wiki/Histogramme_\(imagerie_num%C3%A9rique\)](http://fr.wikipedia.org/wiki/Histogramme_(imagerie_num%C3%A9rique)).
22. https://perso-sdt.univ-brest.fr/~delacour/COURS/M2-10.1/Cours4_TraitImage/help.html.
23. http://fr.wikipedia.org/wiki/D%C3%A9tection_de_contours.
24. http://www-master.ufr-info-p6.jussieu.fr/2006/Ajouts/Master_esj_2006_2007/IMG/pdf/detection_contours.pdf
25. http://urfist.enc.sorbonne.fr/anciensite/image_numerique/segmentation.html.
26. J.-P.COCQUEREZ et S.PHILIPP, « Analyse d'image : filtrage et segmentation », page3-266, paris, (février2003).
27. DiaRetDB1 V2.1 - Diabetic Retinopathy Database and Evaluation Protocol, http://www2.it.lut.fi/project/imageret/diaretdb1_v2_1/
28. E. Peli, M. Lahav, *Drusen measurement from fundus photographs using computer image analysis*, Ophthalmology, 93, (12): p.157580, 1986
29. C. K. Chow, T. Kaneko, *Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms*, Comput. Biomed. Res., 5 : p. 388410, 1972
30. Z. Ben Sbeh, L. D. Cohen, G. Mimoun, G. Coscas, G. Soubrane, *Une méthode adaptative pour la segmentation de drusen*, In Proc. of GRBTISI, Grenoble, 1997
31. A. Thaïbaoui, *Segmentation floue d'images fondée sur une méthode optimale de rehaussement de contraste : Application à la détection des drusen sur des images d'angiographie rétinienne*, Thèse de l'université Paris XII Val-de-Marne, 1999
32. S. Swarna Parvathi, N. Devi, *Automatic Drusen Detection from Colour Retinal Images*, International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, 2007
33. D.E. Freund, N. Bressler, P. Burlina, *Automated Detection of Drusen in the Macula*, IEEE, 2009
34. Y. Zheng, H. Wang, J. Wu, J. Gao, J. C. Gee, *Multiscale Analysis revisited. Detection of Drusen and Vessel in Vessel in Digital Retinal Images*, IEEE, 2011
35. M. Patašius, V. Marozas, D. Jegelevičius, A. Lukoševičius, *Modification of drusen border detection algorithm based on flooding simulation*, IEEE, 2012
36. Hadjij, Mémoire Master en Electronique Biomédicale, *Extraction des structures anatomiques dans une image couleur du fond d'œil*, Université de Tlemcen, Juin 2009

37. S.Y. Shen, T.Y. Wong, P.J. Foster, J.L. Loo, M. Rosman, S.C. Loon, W.L. Wong, S.M. Saw, T. Aung, *The prevalence and types of glaucoma in malay people: the Singapore Malay eye study*, Invest. Ophth. Vis. Sci., vol. 49, 3846-51, 2008
38. C. Sinthanayothin, JF. Boyce, TH. Williamson, HL. Cook, *Automated Detection of Diabetic Retinopathy on Digital Fundus Image*, Diabet, Med., 19, pp.105-112, 2002
39. A. Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas, *Automated identification of diabetic retinal exudates in digital color images*, Br. J. Ophthalmology., 87, pp. 1220- 1223, 2003
40. C. H. Demarty, S. Beucher, "Color segmentation Algorithm using an HLS transformation", Henk A. Heijmans, Jos B. T. M. Roerdink: Mathematical Morphology and its applications to image and signal processing, 12: 231-238, 1998
41. N. P. Ward, S. Tomlinson, C. J. Taylor, "Image Analysis of Fundus Photographs – The detection and measurement of Exudates Associated with Diabetic Retinopathy", Ophthalmology, 96: 80-86, 1989

Résumé

L'objectif du travail consiste à développer des outils de traitement et d'analyse des images couleur du fond d'œil pour la détection des lésions lumineuses : Les druses et les exsudats ; signes de la rétinopathie diabétique RD et la dégénérescence maculaire liée à l'âge DMLA respectivement

Ces outils font appel aussi bien à des opérations de prétraitement pour améliorer l'image du fond d'œil que des opérations de segmentation pour isoler les différentes lésions.

Ce travail propose deux méthodes. La première méthode est basée sur l'approche de la morphologie mathématique. Elle permet de détecter les druses tandis que la deuxième méthode est basée sur l'utilisation de l'algorithme de la classification non supervisée : le Fuzzy-K-means et les opérateurs morphologiques pour détecter les exsudats.

Les résultats obtenus par les deux approches sont satisfaisantes, ils peuvent être utilisés pour l'aide au diagnostic de la RD et la DMLA et le dépistage.

La détection des druses et des exsudats dans les images rétinienne constitue une contribution importante pour le diagnostic et le dépistage de la maladie.

Les avantages apportés par un tel système sont : La possibilité d'avoir des mesures précises, reproductibles, ainsi que d'évaluer l'évolution des pathologies causées par les maladies oculaires, de mieux adapter et individualiser les traitements par les ophtalmologues.

Mots clés :

Image rétinienne, rétinopathie diabétique (RD), dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), segmentation, le FCM (fuzzy K-means), morphologie mathématique, exsudats, druses.