

UNIVERSITE DE SAAD DAHLED DE BLIDA

Faculté de Technologie
Département d'Electronique

MEMOIRE DE MAGISTER

Spécialité : Controle

ANALYSE AUTOMATIQUE DES IMAGES RETINIENNES NUMERIQUES POUR L'AIDE AU DIAGNOSTIC DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE

Par

SEKSAOUI Yasmine

- | | | | |
|----------------------------|------|-------------|--------------|
| - M. Guessoum Abderrazak, | Pr, | Univ Blida1 | Président |
| - Mme Guerti Mhania, | Pr. | ENP | Examinatrice |
| - M Namane Abderrahmane | Pr, | Univ Blida1 | Examineur |
| - M Benselama Zoubir, | MCA, | Univ Blida1 | Examineur |
| - Mlle Benblidia Nadja, | Pr, | Univ Blida1 | Promotrice |
| - Mlle Reguieg Fatma Zohra | MAA, | Univ Blida1 | Invitée |

Blida, Janvier 2015

RESUME

La rétinopathie diabétique est la complication oculaire du diabète, elle se manifeste par la présence de lésions au niveau de la rétine comme les exsudats. Le dépistage précoce de cette pathologie peut conduire à des traitements efficaces, pour limiter son évolution. La mise en œuvre d'un dépistage de masse de la rétinopathie est difficile, en raison du nombre croissant de patients diabétiques et l'insuffisance du personnel médical. Dans ce mémoire nous présentons un système de détection automatique des exsudats, qui a pour but d'apporter une aide au diagnostic automatique, et au suivie de la rétinopathie diabétique en même temps pour soulager le personnel soignant.

ABSTRACT

Diabetic retinopathy is a complication of diabetes; it is manifested in the retina by the appearance of a number of lesions as exudates. Early diagnosis of this disease can limit its development and protect the view of the diabetic patient. The creation of a massive screening operation of the diabetic retinopathy is difficult to implement because of the large number of patients and the insufficient medical staff. In this document we present an automatic procedure for detecting exudates in retinal images to aid the diagnosis of diabetic retinopathy.

ملخص

من مضاعفات مرض السكري، اعتلال شبكية العين ويتجلى ذلك بظهور عدد من الآفات عليها مثل الاكسودا. التشخيص المبكر لهذا المرض يمكن أن يحد من تطوره ويمكن من حماية نظر المريض بالسكري، ولكن من الصعب تنفيذ حملات كشف جماعية لهذا المرض نظرا لوجود عدد كبير من مرضى السكري ونقص أفراد الخدمات الطبية. في هذه المذكرة نقدم منظومة للكشف التلقائي عن الاكسودا في صور الشبكية العينية للمساعدة في تشخيص اعتلال الشبكية لمرضى السكري.

REMERCIEMENTS

Je remercie DIEU le tout puissant, de m'avoir donné la force, et le courage de commencer et d'achever ce travail EL HAMD LI ALLAH.

Un grand merci à ma promotrice, Mme M.Benblidia, pour m'avoir guidé, encouragé, conseillé, et soutenue toute au long de mon travail.

Mes remerciements et ma profonde gratitude vont aussi à mon père qui m'a tant soutenue, et qui a été si dévoué à chaque fois que je le demandais en aide.

Je passe une dédicace spéciale, à mon époux Riad pour sa patience et ses encouragements ainsi qu'à toute sa famille, à tous les membres de ma famille Tata, Yacine, Sihem, Ibtissem, Merouane, Khalil, Hassiba et tous les autres, car sans eux ce travail n'aurait pas été possible. À mon oncle Sid Ali qui n'a cessé de nous pousser à travailler toujours plus, et qui n'a jamais manqué l'occasion d'exprimer toute sa fierté, même à la plus petite et modeste de nos réussites scolaires.

Enfin je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à ce modeste travail.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE.....	1
1. CONTEXTE BIOMEDICAL.....	4
1.1. Introduction.....	4
1.2. Anatomie del'œil.....	4
1.3. Rétinopathie diabétique.....	11
1.3.1 Les signes cliniques de la rétinopathie diabétique.....	13
1.3.2 Classement de la rétinopathie selon les signes cliniques	15
1.3.2.1. Rétinopathie débutante.....	15
1.3.2.2. Rétinopathie non proliférante oedémateuse.....	16
1.3.2.3. Rétinopathie proliférante.....	17
1.4. Dépistage et traitement de la rétinopathie diabétique.....	17
1.5. Importance de la détection automatique de la Rétinopathie Diabétique.....	19
1.6. Conclusion.....	20
2. DETECTION AUTOMATIQUE DES STRUCTURES ANATOMIQUES ET PATHOLOGIQUES DANS LES IMAGES RETINIENNES NUMERIQUES.....	21
2.1. Introduction.....	21
2.2. Système d'analyse automatique d'images rétiniennes.....	21
2.2.1. Examen du fond d'œil.....	21
2.2.2. L'image rétiniennes couleur.....	25
2.2.3. Structures général d'un système de détection automatique.....	26
2.3. Techniques d'aide au diagnostique automatique de la rétinopathie diabétique	27
2.3.1. Amélioration de l'image.....	27
2.3.2. Détection des structures anatomiques.....	29
2.3.2.1. Détection du réseau vasculaire.....	29
2.3.2.2. Détection du disque optique.....	31
2.3.2.3. Détection de la macula.....	36
2.3.3 Détection des structures pathologiques.....	38
2.3.3.1. Détection des microanévrismes.....	38

2.3.3.2. Détection des exsudats.....	40
2.3.3.3. Détection des Hémorragies.....	44
2.4. Description de notre système de diagnostique automatique.....	46
2.5. Conclusion.....	47
3. PRETRAITEMENTS ET AMELIORATION D'IMAGES.....	48
3.1. Introduction.....	48
3.2. Normalisation de la couleur	48
3.2.1. Histogram matching.....	49
3.2.1.1. Principe de la méthode.....	49
3.2.1.2 Résultats.....	54
3.3 .Amélioration du contraste.....	57
3.3.1. Amélioration du contraste local.....	58
3.3.2 Contrast Limited Histogram equalisation.....	60
3.4 Conclusion.....	62
4. DETECTION AUTOMATIQUE DU DISQUE OPTIQUE ET DES EXSUDATS.....	63
4.1. Introduction.....	63
4.2. Partie I : Détection automatique du disque optique.....	63
4.2.1. Caractéristiques du disque optique dans une image rétinienne.....	64
4.2.2. Procédure de détection automatique du disque optique.....	64
4.2.2.1. Détection du réseau vasculaire.....	66
4.2.2.2. Détection du centre de la papille.....	68
4.2.2.3. Détection du contour de la papille.....	69
4.3. Partie II : Détection automatique des exsudats.....	77
4.3.1. Propriétés des exsudats dans une image rétinienne.....	77
4.3.2. Procédure de détection des exsudats.....	77
4.3.3. Méthode d'évaluation des résultats.....	83
4.3.4. Résultats et perspectives.....	84
4.4. Conclusion.....	88
CONCLUSION.....	89
LISTE DES ABEVIATIONS.....	91
REFERENCES.....	93

LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Anatomie du fond d'œil.....	5
Figure 1.2	Couches internes de la rétine.....	8
Figure 1.3	Pole postérieur de l'œil.....	11
Figure 1.4	Rétine avec hémorragies,micro-anévrismes (a), Rétine avec Exsudats et Nodules cotonneux (b).....	14
Figure 1.5	Rétinopathie débutante.....	16
Figure 1.6	Rétinopathie Oedémateuse non proliférante :Oedème maculaire severe et exsudats.....	16
Figure 1.7	Angiographie rétinopathie diabétique proliférante.....	17
Figure 1.8	Diagnostique de RD : Fond d'œil (a),Ophtalmoscopy (b).....	19
Figure 2.1	(a,b): ophtalmoscopie directe, (c,d): ophtalmoscopie binoculaire indirecte.....	22
Figure 2.2	Angiographie rétinienne.....	23
Figure 2.3	Rétinographie non mydriatique.....	24
Figure 2.4	Examen biomicroscopique complet (Surface oculaire, cristalin.....)	24
Figure 2.5	Image rétinienne numérique couleur.....	25
Figure 2.6	Structure générale d'un système de détection automatique.....	26
Figure 3.1	Transformation des s_k vers r_k via la Transformation $T(r)$	53
Figure 3.2	Transformation des v_k vers z_k via la Transformation $G(z)$	53
Figure 3.3	Transformation inverse des s_k vers z_k	53
Figure 3.4	Image et histogramme de référence.....	55
Figure 3.5	Image et histogramme de l'image à l'entrée.....	55
Figure 3.6	Image et histogramme de l'image en sortie	56
Figure 3.7	Des résultats de la procédure sur image I.....	56
Figure 3.8	Des résultats de la procédure sur image II.....	56
Figure 3.9	Des résultats de la procédure sur image III.....	57
Figure 3.10	Résultats de l'amélioration du contraste local.....	59
Figure 3.11	Résultats de l'égalisation adaptative de l'histogramme à contraste limité.....	61
Figure 4.1	Image rétinienne dans l'espace AGB : (a)canal rouge, (b) canal vert, (c)canal bleu.....	65

Figure 4.2	Supremum d'ouvertures.....	67
Figure 4.3	Réseau vasculaire détecté RV.....	67
Figure 4.4	Détection du centre approximatif du disque optique.....	69
Figure 4.5	Principe général de la Ligne de Partage des Eaux.....	70
Figure 4.6	Ligne de partage des eaux sur l'image non filtrée.....	71
Figure 4.7.a	I_4 : Filtrage du canal rouge de l'image.....	72
Figure 4.7.b	I_5 : fermeture morphologique de l'image filtrée.....	72
Figure 4.7.c	I_6 : Ouverture par reconstruction de I_5	72
Figure 4.7.d	∇I_6 : Gradient de l'image filtrée.....	72
Figure 4.8.a	I_7 : segmentation LPE du disque optique.....	73
Figure 4.8.b	superposition du résultat sur l'image original I_v	73
Figure 4.8.c	Image rétinienne avec disque optique segmenté.....	73
Figure 4.9	Résultats de la détection du disque optique sur six images (a,b,c,d,e,f).....	76
Figure 4.10.a	Image original I_v avec disque optique éliminé,	78
Figure 4.10.b	I_8 : Fermeture morphologique de I_v	78
Figure 4.11.a	I_9 : Variation local de I_8	78
Figure 4.11.b	I_{10} :Seuillage et extraction des régions candidates.....	78
Figure 4.12.a	I_{11} dilatation de l'image I_{10} ,.....	79
Figure 4.12.b	I_{12} bouchage des trous (flood-filled) de I_{11}	79
Figure 4.13.a	I_{13} : élimination du disque optique dans l'images des candidats.....	81
Figure 4.13.b	I_{14} :image original sans les régions candidates.....	81
Figure 4.13.c	I_{15} :reconstruction par dilatation de I_{14} , (d) I_{16} :régions candidates.....	81
Figure 4.14.a	Résultats de la détection des exsudats.....	82
Figure 4.14.b	Zoom d'une région de détection des exsudats.....	82
Figure 4.15	Résultats de la procédure de détection des exsudats sur les images(a,b,c,d)	86
Tableau 4.1	Variation des paramètres S1, S2, Ex1, Ex2 et choix leurs valeurs optimales.....	74
Tableau 4.2	Résultats de l'évaluation de la procédure.....	84

INTRODUCTION

Le développement des technologies a permis d'améliorer les outils d'acquisition des images médicales utilisées dans le diagnostic et le suivi des maladies. Les images numériques offrent l'avantage de la facilité de stockage et de transmission, elles offrent aussi la possibilité de leurs appliquer les procédures développées dans le domaine de l'imagerie médicale, et ceci dans le but de leur amélioration mais aussi du diagnostic automatique. Après l'apparition des méthodes de diagnostic automatiques sur des images numériques, le dépistage et le suivi deviennent plus faciles au niveau des établissements de santé, ou le corps médical est insuffisant face à un nombre croissant de patients.

Le diabète est une maladie qui connaît une grande progression ces dernières années, en raison du changement du mode de vie et de l'alimentation de notre époque. Les spécialistes prévoient une augmentation fulgurante du nombre de diabétiques dans le monde pour les années à venir. Cette maladie provoque des complications sévères comme la dégradation des vaisseaux sanguins et la rétinopathie diabétique. La rétinopathie diabétique est une conséquence du diabète sur la rétine, c'est une maladie grave et silencieuse et elle ne devient symptomatique qu'à un stade avancé, où le traitement devient difficile voire impossible. C'est pour cela que les spécialistes recommandent aux patients diabétiques de faire des visites ophtalmologiques au moins une fois par an. À cette fréquence, et vu le nombre croissant de patients, ces dépistages sont difficilement réalisables, c'est pourquoi les efforts des chercheurs se sont multipliés, en vue de développer des systèmes de diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique, et ceci pour soulager les médecins et rendre possible la mise en œuvre d'un dépistage annuel de masse. Ce dépistage va permettre de détecter la maladie à ses stades précoces et de limiter sa progression par des soins au laser, et de protéger par conséquent la vue du patient.

Les exsudats rétiens sont le signe clinique de la présence de rétinopathie diabétique mais aussi d'un œdème rétinien coexistant. Si ces deux lésions atteignent la macula qui est le centre de la vision, la vue du patient sera altérée. Mais si ces

lésions sont détectées à temps leur progression peut être limitée, et donc la vue du patient sera mieux protégée. Dans ce mémoire nous présentons une procédure de détection automatique des exsudats dans les images rétiniennes couleurs, ces exsudats sont considéré comme marqueur de la présence d'un œdème qui n'est pas visible dans une image rétinienne. Ceci va permettre d'évaluer le stade d'avancement de rétinopathie chez un patient, et entamer ou non un traitement au laser. Ce système automatique offre la possibilité de mettre en place le dépistage annuel recommandé par les médecins, et ceci sans mobiliser autant de personnel médical, qui pourra consacrer son temps aux patients dont la maladie a déjà évoluée.

Le disque optique est le point de départ de tous les vaisseaux sanguins et les nerfs optiques, sa localisation et segmentation est une étape très importante pour la plus part des systèmes d'analyses des images rétiniennes, notamment pour les procédures de détection des exsudats, puisque il apparait dans les images rétiniennes avec les mêmes caractéristiques que les exsudats. Son élimination est nécessaire, pour éviter qu'il soit détecté a tort comme exsudats. C'est pour cella qu'une partie de notre travail a consisté à éliminer le disque optique.

Ce mémoire est organisé de la manière suivante :

Chapitre I : Contexte biomédical

Dans ce chapitre on trouve une description des structures anatomique de la rétine, mais aussi une présentation de rétinopathie diabétique : épidémiologie, signes cliniques, classement, diagnostic et traitement. Enfin ce chapitre se termine par l'importance d'un système automatique de détection de la rétinopathie diabétique dans la préservation de la vision des patients diabétiques.

Chapitre II : Détection automatique des structures anatomiques et pathologiques dans les images rétiniennes numériques.

Dans ce chapitre sont présentées les principales méthodes trouvées dans la littérature, et qui sont utilisées dans les procédures de détection automatiques des structures anatomiques et pathologiques de la rétine, pour ensuite choisir celle qui sera abordé dans notre mémoire.

Chapitre III : Prétraitements et amélioration d'images

Dans ce chapitre sont présentées des méthodes d'amélioration des images rétiniennes, qui sont la normalisation de la couleur qui sert à uniformiser les images dans la base de données avec une image dite de référence, et aussi une autre amélioration qui est celle du contraste par la méthode de CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) qui aura pour but d'améliorer les caractéristiques des structures rétiniennes que l'on souhaite détecter.

Chapitre IV : Détection automatique du disque optique et des exsudats

Dans ce chapitre est présenté notre système de diagnostic automatique qui se divise en deux parties la première qui concerne la localisation et la détection du disque optique et la deuxième partie qui est consacrée à la détection des exsudats. Les résultats de cette procédure seront présentés et discutés à la fin de ce chapitre.

CHAPITRE I CONTEXTE BIOMEDICAL

1.1. Introduction :

Dans ce premier chapitre, nous allons décrire brièvement les composantes anatomiques du fond de l'œil nécessaires à la compréhension de ce mémoire en portant un intérêt particulier sur la rétine qui est l'objet de notre travail. La deuxième partie de ce chapitre sera dédiée à la description de la Rétinopathie Diabétique : épidémiologie, signes cliniques, classement, diagnostic et traitement de cette maladie. Nous terminons ce chapitre par l'importance d'un système automatique de détection de la rétinopathie diabétique dans la préservation de la vision des patients diabétiques.

1.2. Anatomie de l'œil :

Dans cette partie du chapitre nous allons présenter les éléments anatomiques principaux du fond de l'œil.

L'œil est l'organe de la vision. Il est de faible volume (6.5 cm^3), pèse 7 grammes, et a la forme d'une sphère d'environ 24 mm de diamètre, délimité par une membrane dure, fibreuse et blanche, appelée sclérotique. En avant de l'œil, la sclérotique devient transparente : c'est la **cornée**. Lorsque la lumière entre dans l'œil elle traverse la cornée, puis un liquide appelé **l'humeur aqueuse**. Immersé dans l'humeur aqueuse, se trouve un muscle circulaire, **l'iris**, qui est percé d'un trou, la **pupille**. L'iris sert de diaphragme et règle l'ouverture de la pupille afin de contrôler la quantité de lumière qui entre dans l'œil (le diamètre de la pupille peut varier entre 2 mm en pleine lumière et 8 mm dans l'obscurité). Derrière l'iris se trouve le **crystallin** qui se comporte comme une lentille convergente biconvexe. Il a une structure feuilletée comme celle d'un oignon et comporte 22 000 fines couches. Le cristallin, en se contractant, fait varier la distance focale de la lentille équivalente de 15.6 mm à 24.3 mm. Derrière le cristallin se trouve un autre liquide, **l'humeur vitrée**. Le fond de l'œil est constitué de trois membranes : à l'extérieur, la sclérotique, en avant la **choroïde** qui a pour fonction de ne pas laisser passer la lumière vers l'extérieur (elle

se comporte comme une couche noire), et enfin **la rétine**. C'est sur la rétine que se forme l'image produite par le cristallin. La rétine est formée de cellules photoréceptrices, les cônes et les bâtonnets, qui ont des fonctions différentes : les bâtonnets sont sensibles à très peu de lumière et ne distinguent pas les couleurs (ces cellules se comportent comme une pellicule très sensible en noir et blanc), les cônes ont besoin de beaucoup de lumière pour réagir mais distinguent les couleurs (chacune de ces cellules comprend trois pigments différents, l'un sensible préférentiellement au rouge, l'autre au vert et le troisième au bleu). Les informations enregistrées par ces cellules sont transmises au cerveau par l'intermédiaire du nerf optique. Il est à noter qu'une portion de la rétine, celle qui est reliée au nerf optique, ne contient aucune cellule sensible à la lumière : il existe donc un point de l'œil que l'on appelle le point aveugle c'est **le disque optique**. Il existe également une petite partie de la rétine qui forme une dépression, la tâche jaune ou **fovéa** : cette région ne contient aucun bâtonnet et contient énormément de cônes, c'est une région importante pour la vision « en couleurs ».

Les différentes parties de l'œil citées précédemment sont illustrées dans la Figure 1.1 suivie d'une brève définition de chacun de ces éléments.

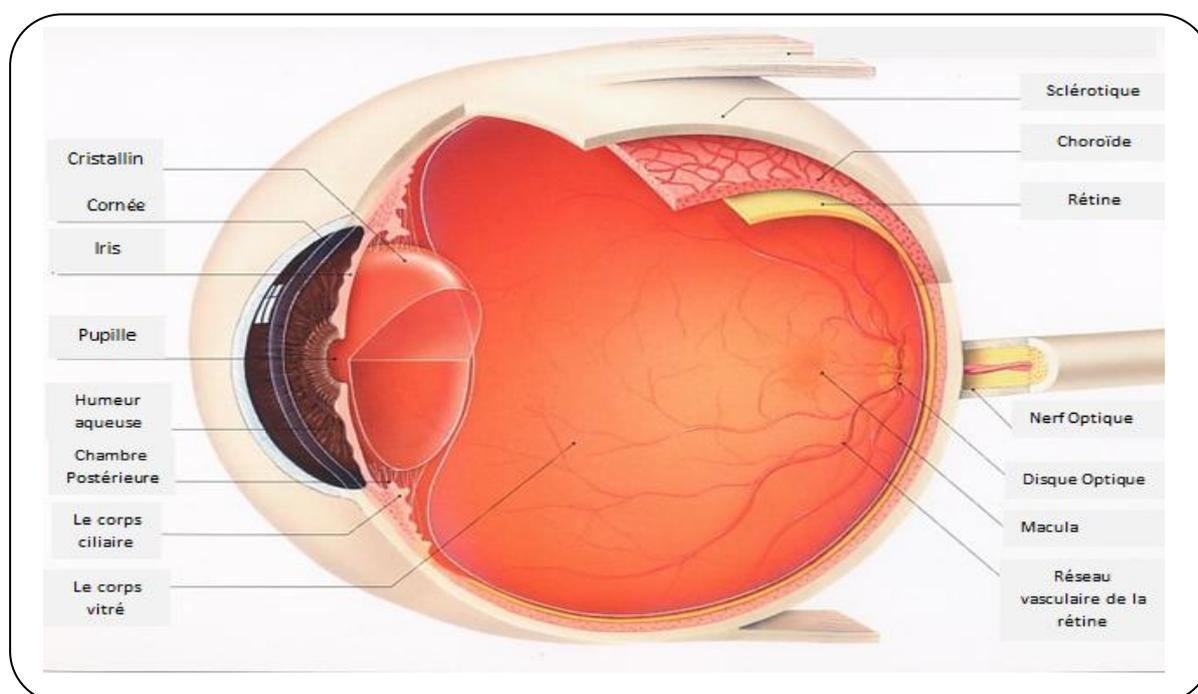


Figure 1.1: Anatomie du fond d'œil (<http://focuseye.com/fr/faits-infos/anatomie-de-loeil/>).

1. Le cristallin : c'est la lentille de l'œil qui permet la mise au point par sa propriété essentielle qu'est sa plasticité qui lui permet de focaliser la lumière sur la rétine en modifiant ses courbures lors de l'accommodation. De forme biconvexe, flexible et transparent, il est situé à l'intérieur du globe oculaire. Sa partie antérieure est en contact avec l'humeur aqueuse et sa partie postérieure avec le corps vitré. Il est maintenu en place par une série de fibres amarrées au corps ciliaire, la zonule de Zinn. [1].

2. La cornée : La cornée, directement au contact de l'extérieur, est une membrane transparente de structure régulière et ordonnée composée de 5 couches. C'est la structure qui a la plus grande sensibilité tactile du corps humain. Son rôle est de protéger le globe oculaire sur la face avant mais aussi de capter et de focaliser la lumière sur le cristallin.

3. L'iris : Il fonctionne comme un diaphragme en dosant la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil. Son pigment détermine la couleur de l'œil.

4. La pupille : Office central de l'iris se comportant comme un diaphragme d'appareil photo : son diamètre varie en fonction de la luminosité. Plus la luminosité est faible, plus le diamètre de la pupille augmente et inversement et permet la régulation de la quantité de lumière qui la traverse.

5. L'humeur aqueuse : c'est un liquide transparent qui remplit l'espace entre la cornée et le cristallin, liquide continuellement renouvelé et qui, avec le corps vitré, maintient la pression oculaire. S'il y a trop de pression oculaire, il y a une mauvaise irrigation sanguine de la pupille, le lieu d'émergence du nerf optique. [1]

6. La chambre postérieure : La chambre postérieure est un espace étroit derrière la partie périphérique de l'iris de la lentille, et en avant du ligament suspenseur du cristallin et les procès ciliaires. La chambre postérieure consiste en un espace limité directement en arrière de l'iris, mais en avant de la lentille. La chambre postérieure ne doit pas être confondue avec la chambre vitrée.

7. Le corps ciliaire : Le corps ciliaire est la partie épaissie de la membrane vasculaire de l'œil ressemblant à un anneau (vu en coupe), de forme triangulaire et intermédiaire entre la choroïde et l'iris. Le muscle ciliaire, où s'insère le ligament

suspenseur du cristallin, joue un rôle dans l'accommodation. L'accommodation de l'œil est la variation de la courbure du cristallin qui permet la vision nette à différentes distances [2].

8. Le corps vitré : c'est une masse gélatineuse et transparente, contenant 99% d'eau et représentant 60% du volume oculaire. Le corps vitré maintient la rétine contre les parois de l'œil [1].

9. La sclérotique : C'est une membrane rigide qui donne sa forme à l'œil. Cette membrane blanche, fibreuse et résistante protège l'œil à l'extérieure tout en maintenant sa forme. Elle est traversée par un grand nombre de petits canaux (artères, nerfs, veines) et, à l'arrière, par une ouverture où passent les fibres du nerf optique [3,4].

10. La choroïde : c'est une couche située entre la sclérotique et la rétine, elle est richement vascularisée ce qui permet la nutrition des tissus alentours notamment la rétine. La choroïde contient de nombreux pigments colorés, notamment la mélanine et l'hémoglobine, par conséquent, en plus de sa fonction dans le métabolisme de la rétine, elle forme un écran et maintient ainsi l'intérieur de l'œil en chambre noire en absorbant les rayons lumineux inutiles pour la vision [3.4].

11. La rétine: film très sensible et fragile sur lequel viennent se former les images. C'est une membrane nerveuse richement vascularisée et qui tapisse le fond de l'œil, la rétine visuelle ou nerveuse est le lieu de traduction du message lumineux venant de l'extérieur en signaux nerveux envoyés au cerveau d'environ 0,25 mm d'épaisseur et de surface à peu près égale à celle d'un timbre postal et est principalement constituée de cellules photo-réceptrices, appelées les cônes et les bâtonnets. Ces derniers analysent la lumière qui arrive après avoir été réfractée et régulée par la cornée et la pupille. L'information visuelle est ensuite transmise au cerveau par le nerf optique, prolongation de la rétine. Elle peut distinguer une lumière très faible, telle la flamme d'une bougie à une distance de 10 km dans l'obscurité totale. On peut distinguer plus de 100 nuances différentes et 750 niveaux de luminosité.

En réalité la rétine est organisée en 10 couches mais pour simplifier, nous les regroupons ici uniquement en trois couches :

- La couche des cellules photosensibles comprenant la couche des photorécepteurs et la couche granuleuse externe,
- la couche granuleuse interne,
- la couche des ganglionnaires.

Ces trois couches représentent les cellules nerveuses de la rétine, reliées entre elles et ayant chacune une fonction précise (Figure 1.2).

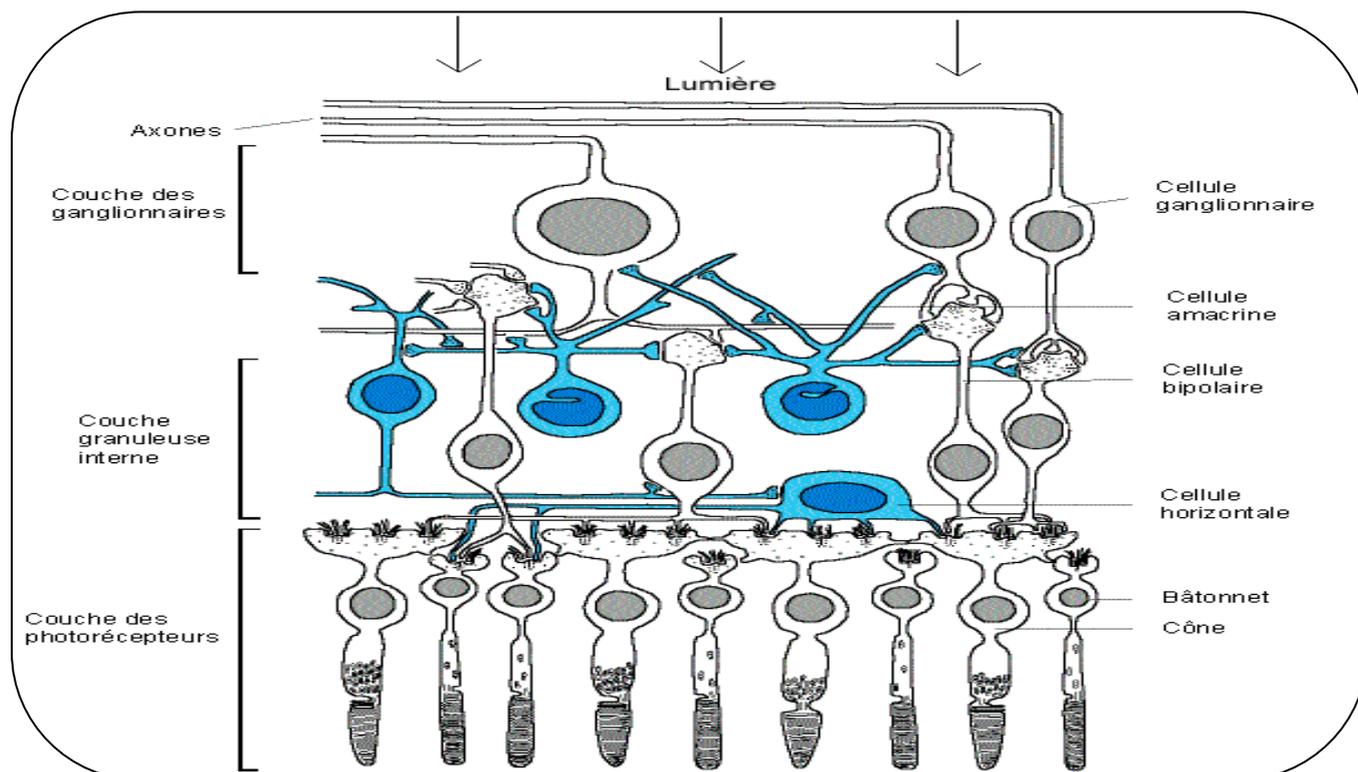


Figure 1.2 : Couches internes de la rétine (<http://olsco.free.fr/>).

La plus profonde, par rapport à l'arrivée de la lumière est, paradoxalement, la couche des cellules photosensibles, aussi appelées photorécepteurs ou cellules sensorielles. La rétine est en effet "inversée", car la lumière doit traverser la rétine avant de pouvoir atteindre les photorécepteurs, sensibles à la lumière. Cette couche comporte environ 130 millions de cellules photosensibles différentes, portant des noms reflétant leur forme:

- Les bâtonnets, qui constituent environ 95% de ces cellules, soit au nombre de 120 millions, sont responsables de la vision nocturne, et ne sont sensibles qu'à la

différence entre obscurité et lumière. Par contre, ils ont la plus grande sensibilité, et sont par cela adaptés à de faibles quantités de lumière.

- D'autre part, les cônes, cellules sensorielles plus grandes, forment les 5% restants des photorécepteurs. Les cônes sont responsables de la vision diurne (de jour), et font la différence entre les couleurs. Les cônes sont présents en majorité au niveau de la "tache jaune", dans la région centrale de la rétine. Au milieu de celle-ci se trouve la "fovéa", une légère dépression où sont présents uniquement des cônes, très serrés, et où les autres couches sont rejetées à la périphérie, pour laisser pénétrer la lumière plus facilement. La vision est à ce niveau plus précise, plus détaillée et plus sensible aux mouvements que sur le reste de la rétine. C'est d'ici que provient la plupart de l'information visuelle allant au cerveau.

La couche suivante, dénommée couche granuleuse interne, comporte une variété de neurones rétinien, qui peuvent être classés en trois catégories:

- Les cellules bipolaires, tenant leur nom du fait qu'elles soient articulées entre les photorécepteurs et les cellules ganglionnaires de la troisième couche (les deux "pôles"), constituent la voie "directe" de transmission du *message nerveux*.

Les deux autres groupes de neurones de cette deuxième couche servent à moduler latéralement la transmission d'information, formant un "système de contrôle" qui permet au système rétinien de tenir compte des évènements issus du voisinage, pour mieux s'adapter, par exemple, aux contrastes ou aux bords des objets, et aussi au mélange des couleurs.

- Les cellules horizontales, dont le nom décrit bien le placement, en contact avec les *synapses* (région de contact entre deux neurones, et lieu de transfert d'informations entre ceux-ci) entre les récepteurs et les cellules bipolaires.

- Les cellules amacrines, en contact avec les synapses entre cellules bipolaires et ganglionnaires.

La dernière couche nerveuse de la rétine, "l'étage de sortie" vers le cerveau, est composée d'environ 1 million de cellules ganglionnaires, soit à peu près 130 fois moins nombreux que les cellules photosensibles. Ces neurones sont reliés d'une part aux cellules bipolaires, et ont, d'autre part, des fibres nerveuses, ou axones, qui se

rejoignent au niveau de la papille pour former le nerf optique, relié au cerveau. La papille est dépourvue de photorécepteurs, et forme donc une "tache aveugle". Ceci n'entraîne pourtant pas de problème visuel, grâce à une compensation de la part du cerveau.

Grâce à cette organisation en couches, l'information est donc véhiculée vers le cerveau en plusieurs étapes, ce qui permet d'effectuer un traitement des signaux au niveau rétinien.

12. Le nerf optique : Le nerf optique transmet des impulsions électriques de la rétine au cerveau. Il représente la deuxième paire de nerfs crâniens : le nerf optique, 35 à 55 mm de long, s'étend de la papille au *Chiasma* (croisement en X, total ou partiel des fibres des 2 nerfs optiques). Le nerf optique transmet des impulsions électriques de la rétine au cerveau pour l'interprétation de l'image rétinienne au niveau du cerveau, Il comporte environ un million de fibres réparties en un grand nombre de faisceaux séparés.

13. Le disque optique (Papille) : C'est le point de sortie ou la convergence de tous les nerfs optiques et vaisseaux de la rétine. Dans les images du fond de l'œil, le disque optique est bien visible de forme généralement circulaire et caractérisé par des bords nets et une couleur jaune, cette région est la plus brillante dans le fond de l'œil. Le disque optique est d'environ 3 mm du côté nasal de la fovéa, et mesure environ 1,5 à 2 mm de diamètre. Il contient une dépression centrale appelée *cupule optique* dont la profondeur varie d'une personne à une autre.

14. La macula : la macula est une légère fossette située au centre de la rétine (d'environ 5 à 6 mm de diamètre) : c'est à cet endroit que l'acuité visuelle est maximale. Le nom de tache jaune vient du fait que cette zone possède une coloration jaunâtre par rapport au reste de la rétine. D'autre part, la macula correspond à une partie de la rétine ne contenant aucun vaisseau. Sa vascularisation est assurée en profondeur par la choroïde (membrane sous-jacente à la rétine), et en périphérie par les vaisseaux de la rétine elle-même.

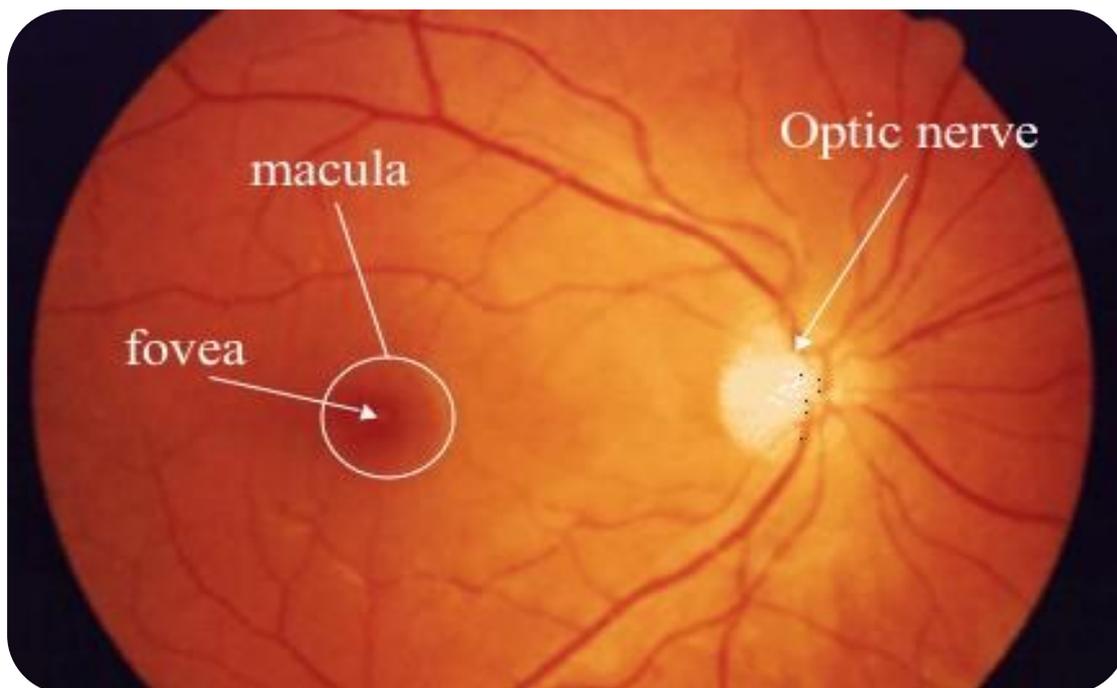


Figure 1.3 : Pôle postérieur de l'œil montrant la macula, la fovéa et de la tête du nerf optique (<http://www.ssc.education.ed.ac.uk/courses/vi&multi/cgilmour.html>).

La fovéa est une région de la rétine située dans la macula, près de l'axe optique de l'œil (Figure 1.3). Cette région est de la plus haute importance pour la vision. C'est elle qui donne la vision la plus précise, en éclairage diurne, c'est-à-dire pendant la journée. Quand nous fixons un objet, nous tournons les yeux de façon à aligner l'image sur cette partie de la rétine. La fovéa est la partie centrale de la macula. Elle mesure 1300 à 1500 microns. Elle contient 400 000 cônes. Les cônes ont besoin de plus de lumière que les bâtonnets pour être excités. Les cônes réagiront plus en éclairage diurne qu'en éclairage nocturne. Les bâtonnets ont besoin de beaucoup moins de lumière pour réagir, ils assurent la vision nocturne.

1.3. Rétinopathie diabétique:

Affection cosmopolite, le diabète est une maladie chronique d'étiopathogénie complexe. Il pose un réel problème de santé publique, selon l'OMS on recensait en 1998 près de 143 millions de diabétiques sur la planète [5]; le dernier rapport de diabète, Atlas 2003, fait état de 194 millions de personnes souffrant de diabète à

travers le monde. Le même rapport stipule que d'ici à 2025 il y aura 333 millions de personnes atteintes de diabète. Cette augmentation concerne essentiellement le diabète de type 2 [5] qui représente 85 à 90% des cas de diabète [6,7]. Tout au long de son évolution surviennent des complications aiguës (métaboliques) et chroniques (dégénératives) dont la rétinopathie diabétique.

La rétinopathie diabétique (RD), est une complication microvasculaire dégénérative du diabète, elle reste une cause importante de malvoyance et la première cause de cécité chez les sujets de moins de 60 ans dans l'ensemble des pays industrialisés (5-10), Cette évolution handicapante est due à la prise en charge souvent trop tardive de cette affection. Il s'agit d'une complication grave par le pronostic visuel qu'elle peut mettre en jeu. En effet, la RD est une affection silencieuse pendant de nombreuses années; elle ne devient symptomatique qu'au stade de complications. Son délai d'apparition dépend du type de diabète. Dans le diabète de type 2, en raison du diagnostic tardif, il existe une rétinopathie lors du premier examen dans 20% des cas, après 15 ans d'évolution. Elle est souvent révélatrice du diabète [5]. Seul un examen effectué régulièrement peut permettre de la diagnostiquer précocement et de la traiter. La cécité et la malvoyance liées à la RD sont, en effet, en grande partie évitables grâce au traitement par laser dont l'efficacité a été, depuis longtemps, démontrée par des études randomisées [11], mais le traitement s'avère difficile et sans succès à un certain degré d'évolution malgré l'avancé thérapeutique; d'où l'intérêt d'un dépistage précoce.

De grandes études épidémiologiques ont permis de mieux cerner la prévalence des complications rétiniennes de la rétinopathie diabétique (RD).

On estime qu'environ 30% des diabétiques sont porteurs d'une rétinopathie. La rétinopathie diabétique est aussi fréquente au cours du diabète de type 1 qu'au cours du diabète de type 2 :

- dans le diabète de type 1, la RD ne survient en général pas avant 7 ans d'évolution. Après 20 ans d'évolution 90 à 95 % des diabétiques de type 1 ont une RD, dont 40% une RD proliférante.
- dans le diabète de type 2, 20 % des diabétiques de type 2 ont une RD dès la découverte de leur diabète. Après 15 ans d'évolution, 60% d'entre eux ont une

rétinopathie diabétique. Le risque à long terme, pour les diabétiques de type 2, est beaucoup plus en faveur d'un œdème maculaire que celui d'une rétinopathie proliférante.

En Algérie [12], une première enquête nationale a été réalisée en 2008 par le MSPRH sur les pathologies oculaires les plus fréquentes causant la cécité chez la population adulte âgée de 40 ans et plus. Les taux de prévalence sont les suivants : la cataracte (13,8%), le glaucome (4,6%), les rétinopathies diabétiques (2,4%), la DMLA (2,1%) et les causes cornéennes (1,7 %). En 2008, 168 547 handicaps visuels sont recensés au niveau du Ministère de la Solidarité Nationale, de la Famille et de la Communauté Nationale à l'Etranger. Les projections de la population handicapée visuelle donnent 199 486 pour 2020, et 212 264 handicaps visuels pour 2025.

1.3.1 Les signes cliniques de la rétinopathie diabétique :

La rétinopathie diabétique est une conséquence de l'hyperglycémie chronique, qui a pour effet d'endommager les vaisseaux sanguins. Les vaisseaux rétiens lésés peuvent laisser fuir des protéines et des acides gras qui forment des dépôts et finissent par gêner la vision. Les vaisseaux sanguins endommagés n'approvisionnent pas efficacement la rétine en oxygène et des dommages sur la vision peuvent s'en suivre. Voici les principaux signes cliniques que l'on peut observer chez les patients atteints de RD :

- **Micro-anévrysmes** : c'est les premiers signes cliniquement reconnaissables de la RD. Les micro-anévrysmes sont des ectasies développées à partir d'un capillaire rétinien. Ils sont environ 10 à 100 microns de diamètre et apparaissent comme de petits points rouges sur la surface de la rétine Figure 1.4 (a) [13]. L'augmentation du nombre de micro-anévrysmes et d'autant plus important que la rétine est atteinte.

-

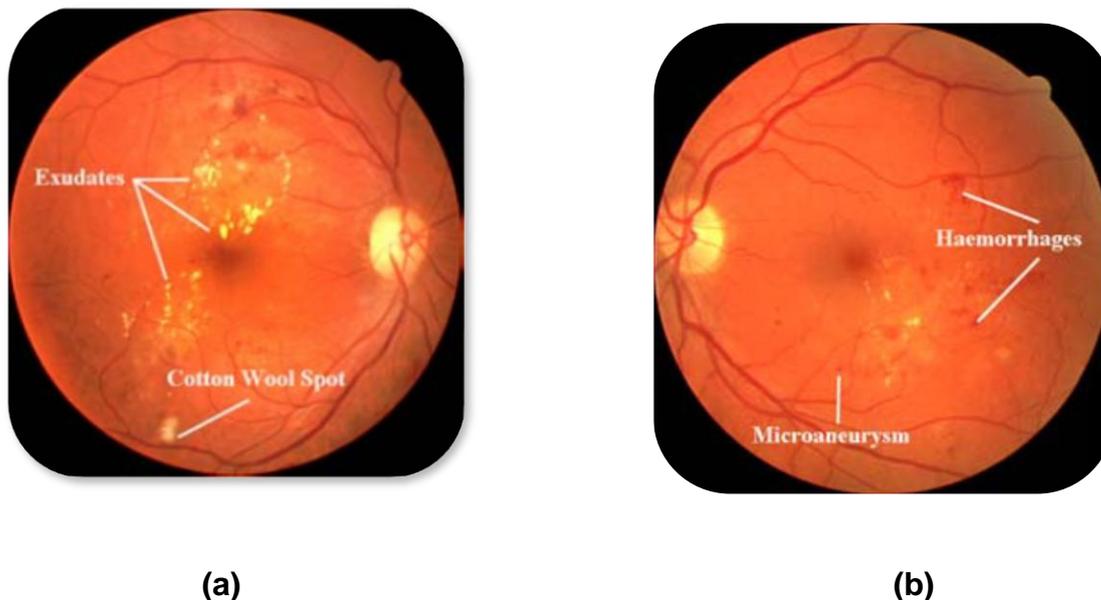


Figure 1.4 : Rétine avec hémorragies et micro-anévrysmes **(a)**, Rétine avec Exsudats et Nodules cotonneux **(b)**.

- **Hémorragies:** Les hémorragies rétinienne sont des accumulations de sang dans la rétine. Elles sont dues à une rupture de paroi d'un capillaire ou d'un micro-anévrysmes. Elles deviennent évidentes avec l'évolution de la RD, elles apparaissent soit comme de petits points rouges ou taches impossibles à distinguer des micro-anévrysmes ou sous forme de flammèches de plus grande taille. Leur nombre augmente en raison de l'endommagement et de perméabilité des vaisseaux de la rétine, Figure 1.4 (a).
- **Exsudats :** Les exsudats (exsudats durs) sont des accumulations de dépôts lipidiques au sein de la rétine qui sont dus aux diffusions anormales venant d'anomalies micro-vasculaires. Si le lipide s'étend dans la zone de la macula, la vision peut être gravement compromise [13]. Ils témoignent d'un œdème. En angiographie, ils ne sont pas visibles mais dans les images couleurs, ils apparaissent très illuminés, jaunâtres, de tailles variées, avec des bords nets (Figure 1.4 (b)).
- **Les nodules cotonneux:** les nodules cotonneux sont un indicateur d'une étape appelée rétinopathie pré-proliférative qui est une phase transitoire entre Rétinopathie débutante ou la maculopathie et la rétinopathie proliférante. Ces anomalies apparaissent généralement sous forme de flocons ronds ou ovales dans la rétine d'une couleur blanchâtre, généralement adjacente à une zone d'hémorragie (Figure 1.4 (b)). Cette anomalie survient en raison de l'enflure de

la couche superficielle de la rétine, qui se compose de fibres nerveuses. Ce gonflement se produit parce que l'approvisionnement en sang dans cette région a été réduit en l'absence de flux sanguin normal dans les vaisseaux rétinien, les fibres nerveuses sont lésées dans des endroits particuliers résultant de l'enflure et l'apparition d'une tache de coton [14].

- **L'œdème maculaire** : c'est une accumulation de liquide dans la zone maculaire de la rétine, qui est due à une rupture de la barrière hémato-rétinienne interne. Il se traduit par un épaississement rétinien. L'œdème maculaire est directement accompagné par une dégradation visuelle lente mais progressive [15].

1.3.2 Classement de la rétinopathie selon les signes cliniques :

Les lésions décrites précédemment apparaissent à différents stades d'évolution de la maladie et témoignent de l'état d'avancement et la gravité de la RD, mais surtout du danger qui menace la vue du patient diabétique. L'évolution de la RD est habituellement lente et se fait progressivement tout au long de la vie du diabétique, elle est d'autant plus rapide que le diabète est mal équilibré mais aussi à certaines périodes de la vie du diabétique (grossesse, la normalisation rapide de la glycémie par un traitement intensif; la chirurgie de la cataracte; une décompensation tensionnelle ou rénale). Il existe un classement selon l'apparition de ces lésion il consiste en trois étapes principales :

1.3.2.1 Rétinopathie débutante

Dans cette phase l'examen du fond de l'œil est normal ou presque, on peut parfois observer des fuites micro-vasculaire loin de la macula [16], des micro-anévrismes, des hémorragies rétinien, des exsudats lipidiques (exsudats durs), ainsi qu'un œdème rétinien. Ce stade de la maladie n'a, souvent, pas de signes avant-coureurs évidents et les patients ne savent pas qu'ils souffrent de la maladie jusqu'à ce qu'elle progresse dans des niveaux plus sévères. Sa détection à ce stade - l'un des buts de ce travail - peut permettre de prévenir des complications futures.

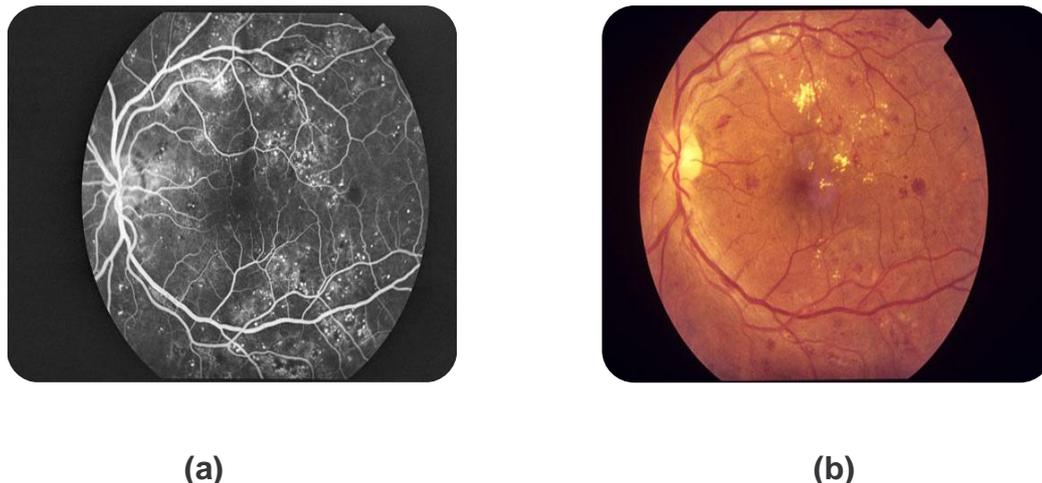


Figure (1.5) : Rétinopathie débutante: Micro-anévrysmes en angiographie (a).Hémorragie ponctuée, micro-anévrysmes ponctuelles, exsudats, et œdème maculaire (b).

1.3.2.2 Rétinopathie non proliférante œdémateuse

Lorsque les complications micro vasculaires de la première phase, se produisent dans la région centrale de la rétine qui est la macula on dit qu'il y a maculopathie diabétique et il en résulte une vision floue [16]. L'œdème maculaire (Figure 1.69 est la cause la plus fréquente de baisse de la vision chez les patients dont la RD est au stade non-proliférant. Moins souvent, l'occlusion microvasculaire peut également se produire au niveau de la macula causant des troubles de la vision en raison d'un apport sanguin insuffisant dans cette région (il a quelques signes cliniques mais n'est pas habituellement traitable).

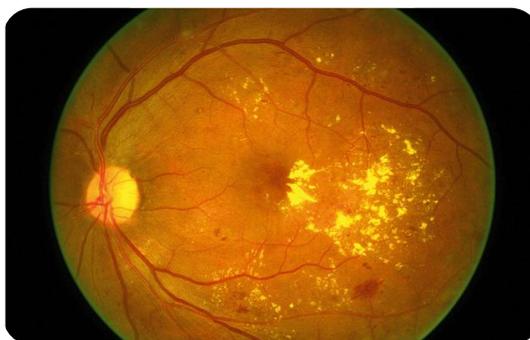


Figure 1.6: Rétinopathie Œdémateuse non proliférante : Œdème maculaire sévère et exsudats. (Photo: International Centre for Eye Health www.iceh.org.uk, London School of Hygiene & Tropical Medicine Published in: *Community Eye Health Journal* Vol. 24 No. 75 SEPTEMBER 2011

www.cehjournal.org

1.3.2.3 Rétinopathie proliférante

Parfois, il y a de grandes étendues d'occlusions microvasculaires tout au long de la rétine. Le tissu rétinien, qui dépend de ces vaisseaux pour son alimentation, libère un facteur vaso-prolifératif pour stimuler la croissance de nouveaux vaisseaux sanguins anormaux où les vaisseaux normaux se sont déjà fermés. Cette forme de RD, causée par la fermeture de capillaires et de la croissance de néovaisseaux anarchiques et fragiles, est appelé rétinopathie diabétique proliférante. Les grands néovaisseaux peuvent être détectés dans des images de fond d'œil, mais les néovaisseaux de petite taille ne sont visibles que dans les angiographies (Figure 1.7). Ces néovaisseaux risquent de proliférer dans l'angle irido-cornéen, source d'un glaucome néovasculaire effroyable, dans la vitré, source ou de décollement rétinien et sur la macula, source d'hémorragie maculaire [17].

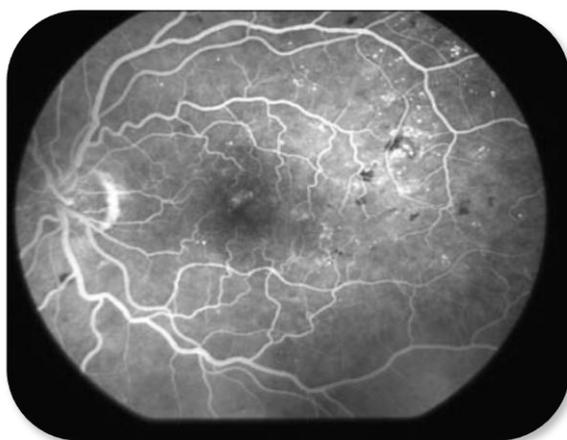


Figure 1.7: Angiographie rétinopathie diabétique proliférante avec des micro-anévrysmes (petites taches blanches : hyperfluorescence) et des hémorragies (zones noires : hypofluorescence) et des néovaisseaux tortueux.

1.4. Dépistage et traitement de la rétinopathie diabétique :

Dans ses premiers stades, la rétinopathie diabétique peut être traitée au laser. L'opération consiste à pratiquer de petites brûlures sur la rétine, ce qui provoque un rétrécissement ou une disparition des vaisseaux suintants. En d'autres cas, une intervention chirurgicale à l'intérieur de l'œil peut être nécessaire.

Le succès d'un traitement simple et efficace 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. Mais le plus souvent l'évolution des lésions liées à la rétinopathie diabétique se fait sans bruit au début, car elles épargnent la partie centrale de la rétine. La vision ne commence à diminuer que lorsque la macula est elle-même atteinte, alors que la maladie évolue déjà silencieusement depuis longtemps. Il est donc largement admis que le diagnostic précoce de la rétinopathie basée sur une méthode de dépistage appropriée est essentiel dans la prévention de la déficience visuelle chez les personnes diabétiques. Malheureusement, le dépistage annuel de la rétinopathie diabétique, recommandé par Des Sociétés Savantes, telles que l'ALFEDIAM (Association de Langue Française pour l'Etude du Diabète et des Maladies Métaboliques) en 1996, et les Recommandations de l'ANAES (Agence nationale d'accréditation et d'évaluation en santé) en 1999, est insuffisamment pratiqué en France [18-20]. En effet, les enquêtes de la CNAMTS, et l'étude ENTRED ont montré que moins de 50% des patients diabétiques inclus dans ces études avaient consulté un ophtalmologiste durant l'année précédente [21,22]. Les causes de cette prise en charge trop tardive sont multiples, principalement un manque d'information des patients, une sensibilisation insuffisante des médecins traitants, la simple négligence des personnes à risque et la précarité. C'est pourquoi, une diversification des modalités paraît indispensable pour combattre les différents obstacles au dépistage annuel.

Le dépistage de la rétinopathie diabétique peut se faire soit par l'ophtalmoscopie dont les résultats ne peuvent être enregistrés sur aucun support (Figure 1.8 (b)), ou encore par la photographie numérique du fond d'œil (Figure 1.8(a)), qui est une alternative offrant le grand avantage d'un enregistrement immédiat de l'image fournie par la camera de dépistage vers une base de données. Ainsi, les résultats de l'examen du patient sont conservés et accessibles à tout moment pour le diagnostic et le constat de l'évolution des lésions. Cette méthode, déjà largement utilisée dans un grand nombre de pays européens, a été validée par un très grand nombre d'études [23-26], et a récemment été désignée comme la méthode de référence pour le dépistage de la RD par la conférence européenne de Liverpool sur le dépistage de la RD (<http://www.drscreening2005.org.uk>). Néanmoins, les modalités du dépistage photographique varient encore en fonction des pays.



(a)



(b)

Figure 1.8 : Diagnostique de RD : Fond d'œil (a), Ophtalmoscopie (b).

1.5. Importance de la détection automatique de la Rétinopathie Diabétique :

La détection et le classement de la RD dans les images rétiniennes est une tâche répétitive qui exige du temps, son classement est fastidieux et donc sujet aux erreurs. Une grande partie du temps du spécialiste dans sa tâche de classification est consacré à noter les lésions des stades primaires de la RD. Ce travail de dépistage s'avère donc très difficile pour les spécialistes dont le nombre demeure insuffisant devant l'évolution rapide du nombre de diabétiques actuellement. Ceci rend presque impossible la mise en place du programme de dépistage annuel de masse recommandé par les organismes de santé publique, sans parler du coût trop élevé du contrôle par l'ophtalmologue pour les patients à moyen et faible revenus. Dans ce cas précis, il est très intéressant d'exploiter l'évolution des technologies actuelles de traitement d'image et vision assistée par ordinateur, et remplacer le spécialiste par un système de détection automatique des lésions rétiniennes dues au diabète.

Un tel système d'analyse automatique d'image du fond d'œil par un ordinateur permettrait le dépistage des lésions de la RD avec la capacité de différencier entre les personnes sans anomalies rétiniennes et celles qui en ont, ainsi qu'une classification immédiate de la rétinopathie sans avoir besoin d'avis spécialisés. Ceci aura pour avantage de rendre le programme de dépistage annuel possible puisqu'on

pourra marquer les lésions aux stades primaires de la rétinopathie sans l'intervention du spécialiste. Le corps médical sera soulagé et les ophtalmologues pourront se consacrer aux patients plus gravement atteints.

Ce système évitera aux patients diabétiques d'être découragés par le coût de la consultation ou les longs délais d'attente du rendez-vous, et leur permettra de respecter la recommandation de la consultation annuelle pour le dépistage des lésions à leurs stades initiaux et pouvoir donc prévenir leurs aggravations et préserver donc leur vision.

1.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les composantes anatomiques principales du fond d'œil ainsi que celles de la rétine. Nous avons aussi vu les lésions rétiniques dues au diabète et qui sont asymptomatiques aux premiers stades et le danger de leur évolution sur la vue du patient diabétique, d'où l'importance du diagnostic précoce de la RD dans la prévention de la cécité chez le patient diabétique. Enfin nous avons démontré à quel point un système automatique de détection de ces lésions pourrait être utile dans le dépistage en masse de la RD en vue du diagnostic précoce des lésions de la RD et donc la préservation de la vue des personnes diabétiques.

CHAPITRE 2

DETECTION AUTOMATIQUE DES STRUCTURES ANATOMIQUES ET PATHOLOGIQUES DANS LES IMAGES RETINIENNES NUMERIQUES

2.1. Introduction :

Aujourd'hui, l'imagerie médicale est, grâce à l'apparition de l'ordinateur, de plus en plus performants. C'est un des champs d'application privilégiés des techniques de l'analyse numérique d'images. En effet, avec l'avènement des systèmes de photographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil. Les outils d'amélioration et de segmentation d'images sont applicables aux images rétiniennes. Dans ce chapitre nous allons présenter les principales méthodes utilisées dans les procédures de détection automatiques des lésions rétiniennes pour, ensuite, choisir celle qui sera abordée dans cette thèse.

2.2. Système d'analyse automatique d'images rétinienne :

2.2.1. Examen du fond d'œil :

En ophtalmologie, le fond d'œil est un examen simple permettant d'examiner le fond de l'œil. De tous les examens de dépistage, le fond d'œil est sans doute celui qui propose le meilleur rapport innocuité / efficacité si on considère la somme des éléments diagnostics qu'il permet de collecter lors d'une consultation de routine. Examen a-traumatique, bien supporté par le patient, réalisable aussi bien au cabinet qu'au chevet du patient. Un investissement mineur permettra au médecin qui souhaite pratiquer l'ophtalmoscopie d'acquérir un matériel performant qu'il utilisera vraisemblablement durant toute sa pratique, cet examen permet d'observer la rétine et ses vaisseaux, la papille optique (tête du nerf optique), la macula ainsi que les différentes lésions qui peuvent surgir au niveau de ces structures.

Le fond d'œil nécessite d'observer la rétine à travers la cornée, le cristallin et le corps vitré. Cependant, lorsque l'on éclaire un œil, la pupille se resserre par réflexe. Il est possible de regarder le fond de l'œil à travers une pupille serrée, mais il est beaucoup plus facile et précis de le faire à travers une pupille dilatée. Un fond d'œil n'est pas douloureux, mais peut être désagréable et éblouissant. Il existe plusieurs

méthodes qui diffèrent par leur degré de précision. On dispose de plusieurs techniques qui sont complémentaires pour effectuer l'examen du fond d'œil :

- L'ophtalmoscopie *directe* à l'ophtalmoscope à image droite : c'est l'ophtalmoscopie de débrouillage, simple, maniable, mais qui ne donne qu'un champ d'observation réduit et qui ne permet pas une vision du relief. Peu utilisée par l'ophtalmologiste, elle est plutôt la *méthode d'examen du médecin interniste* (Figure 2.1 : (a et b)).

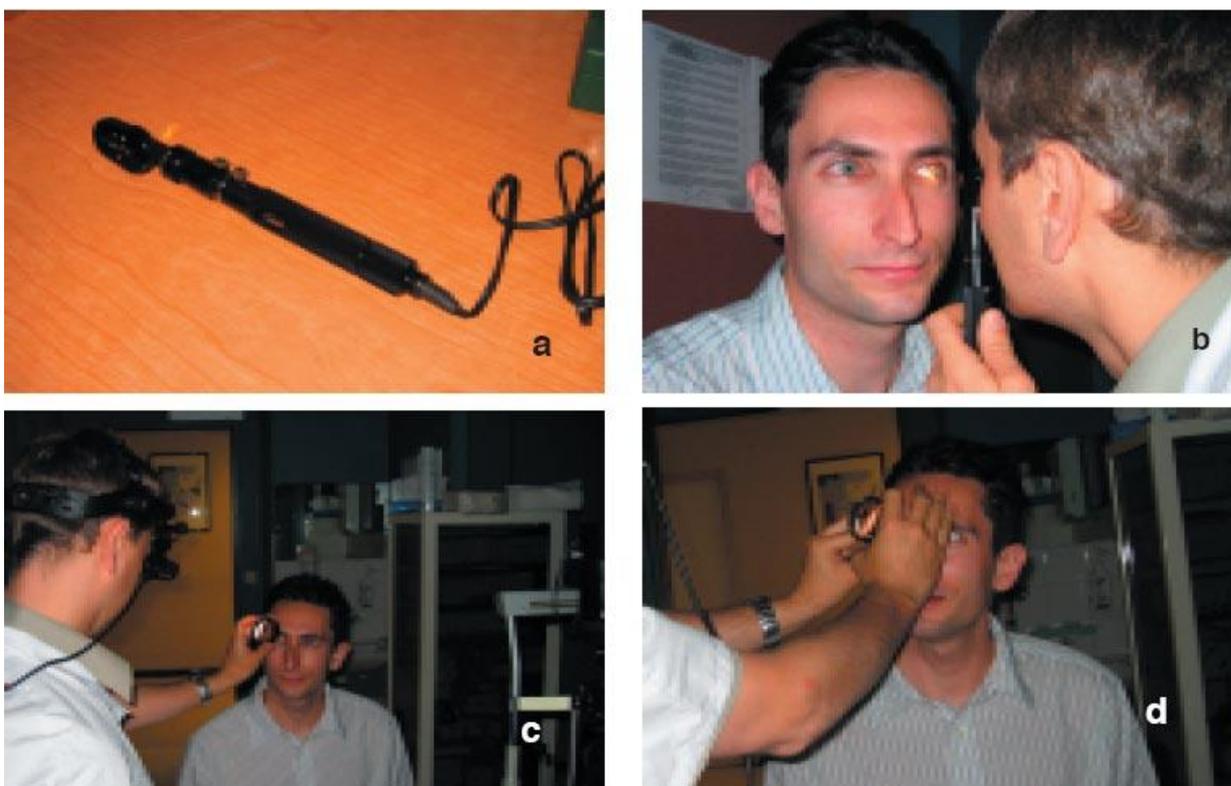


Figure 2.1 : (a et b) : ophtalmoscopie directe, (c et d) : ophtalmoscopie binoculaire indirecte.

- L'ophtalmoscopie *indirecte* ou *ophtalmoscopie à image inversée* : son principe est d'interposer entre la source lumineuse et l'œil du patient une lentille convergente puissante formant une image inversée de la rétine du patient. L'ophtalmoscopie à image inversée est réalisée à l'aide d'une lentille tenue à la main par l'examineur, en utilisant comme source lumineuse un ophtalmoscope binoculaire fixé sur le front. Cette technique permet la vision du relief et un champ d'observation étendu (Figure 2.1 : (a et b)).

Ces deux méthodes présentent l'inconvénient de ne pas pouvoir stocker le résultat de l'examen chose que l'on peut faire avec l'angiographie ou la caméra mydriatique et non mydriatique.

- Angiographie à la fluorescéine : Dans cette méthode, un produit de contraste (fluorescéine) est injecté par voie intraveineuse. Ce produit diffuse dans le système sanguin. En prenant une série de photos sous lumière ultraviolette, on obtient des images correspondant aux différentes phases de propagation dans la rétine. Cette méthode met en évidence tous les vaisseaux, c'est-à-dire tous les éléments dans lesquels il y a du sang (Figure (2.2)). Dans une image angiographique, les vaisseaux apparaissent mieux contrastés que dans des images couleur : même les vaisseaux de très petite taille sont encore visibles.



Figure 2.2 : Angiographie rétinienne (<http://www.clinique-ophtalmo-benmoussa.dz/angiographie.htm>).

- Rétinographie non mydriatique : L'observation est précise à l'exception de la rétine périphérique. Cette méthode a pour avantage une facilité d'emploi et elle permet d'obtenir des images numériques de haute définition. Cet examen peut être réalisé par un médecin ou une infirmière. Dans ce cas, un ophtalmologue analysera ensuite le résultat.



Figure 2.3 : Rétinographie non mydriatique.

- La *biomicroscopie du fond d'œil* : elle consiste à examiner le fond d'œil à l'aide de la lampe à fente en utilisant une lentille ou un verre de contact d'examen comme le verre à trois miroirs (*verre de Goldman*) qui permet l'observation complète, avec une image en trois dimensions, de la rétine. On doit au préalable dilater la pupille au moyen d'un collyre (dit « mydriatique », à base de tropicamide). Un anesthésique de contact (par exemple le chlorhydrate d'oxybuprocaine) est utilisé pour rendre insensible la cornée, fortement innervée. Le plus souvent l'anesthésique est contenu dans le collyre pour limiter le nombre de produit à manipuler. Cette technique permet une analyse très fine des détails du fond d'œ



Figure 2.4 : Examen biomicroscopique complet (Surface oculaire, cristallin....)

2.2.2. L'image rétinienne couleur:

Les trois dernières méthodes citées dans le paragraphe précédent c'est-à-dire, l'angiographie, la caméra mydriatique et non mydriatique permettent de stocker le résultat de l'analyse de la rétine dans une image rétinienne. Cependant l'angiographie bien qu'elle permette un diagnostic avec une plus grande sensibilité, présente l'inconvénient majeur qui est celui d'être invasive et pas sans risque pour le patient puisque un produit doit être utilisé au niveau de la rétine, elle n'est utilisée que dans certains cas particuliers ou elle devient indispensable. Les images numériques couleurs sont donc les plus utilisées dans les systèmes de diagnostic automatique car elles présentent un grand nombre d'avantages comme le cout qui n'est pas très élevé, la facilité de stockage, la possibilité d'apporter des améliorations directement sur l'image, et enfin la possibilité de les envoyer ce qui va permettre de faire du diagnostic à distance. C'est pourquoi les images numériques couleurs rétiniennes sont devenues les plus utilisées pour le diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique et ceci en appliquant les méthodes modernes de traitement d'images pour l'amélioration de la qualité de l'image, et la segmentation des structures anatomiques et pathologiques de la rétine, ainsi que d'autres techniques comme la classification des éléments détectés entre vraie et faux positifs. Dans ce mémoire nous utiliseront des images numériques couleurs de la rétine pour notre système de diagnostic automatique.

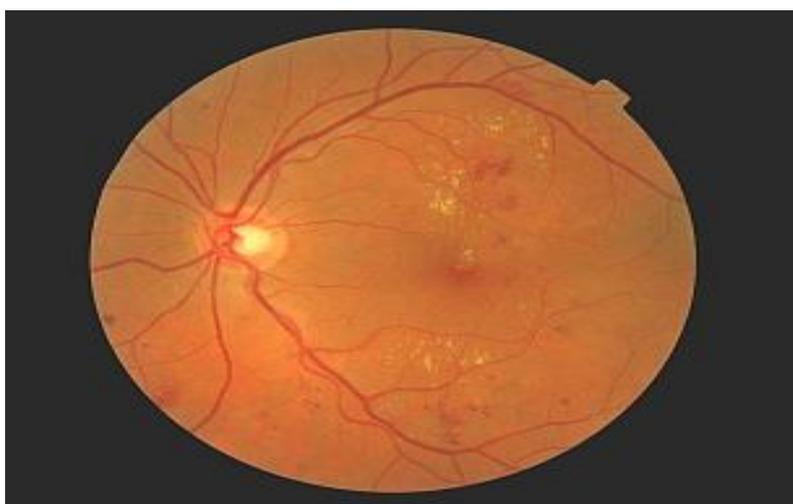


Figure 2.5 : Image rétinienne numérique couleur.

2.2.3. Structures général d'un système de détection automatique.

On distingue plusieurs étapes dans l'analyse d'une image rétinienne (Figure (2.6)). La première étape est relative à l'acquisition et la numérisation de l'image à analyser ceci est assurée par la caméra. En général, une image numérisée est représentée par une matrice bidimensionnelle dont chaque élément (appelé pixel) possède une valeur numérique correspondant à sa luminosité ou à son niveau de gris. Dans une image couleur RGB le nombre de matrice devient 3. Une pour chacun des canaux Rouge Vert et Bleu.

La phase d'acquisition est suivie généralement d'une phase de prétraitement qui permet d'améliorer l'image en éliminant le bruit et les défauts d'éclairage et en améliorant le contraste de l'image. Ensuite, vient la phase de segmentation ou d'extraction d'attributs pour détecter les différentes composantes de l'image et de les séparer en différentes régions. La phase d'interprétation et de classification permet de comprendre l'image en identifiant les différents objets détectés puis de les classer selon leurs attributs. Enfin la phase d'évaluation permet de déterminer l'efficacité du système de détection, et ceci, en mesurant la justesse de la détection, c'est-à-dire, vérifier que les régions détectées correspondent effectivement à des objets dans la réalité.

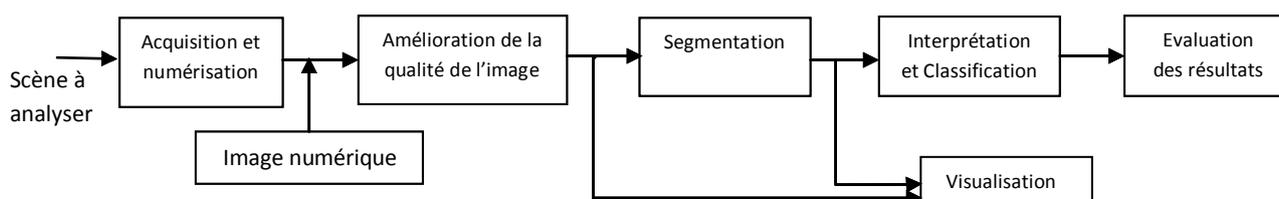


Figure 2.6 : Structure générale d'un système de détection automatique

Les techniques d'analyse d'images sont nombreuses et leur utilisation dépend du but recherché, la tâche primordiale pour un traiteur d'images est de trouver les techniques d'amélioration et de segmentation adaptée à la tâche voulu mais aussi au type d'images manipulées [56]. Le paragraphe suivant présentera les différentes

méthodes et techniques utilisées par les chercheurs dans le cadre de l'aide au diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique

2.3. Techniques d'aide au diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique.

Actuellement, les techniques de traitement d'images sont largement utilisées dans le domaine de l'imagerie médicale et ceci pour les tâches de diagnostic automatique, de suivi des lésions ainsi que la détection des structures anatomiques. Cet aide au diagnostic vise à soulager le personnel médical qui est soumis à une charge très importante avec l'augmentation du nombre de malades. L'introduction des logiciels de diagnostic automatique dans la pratique médicale va permettre d'effectuer un diagnostic de masse qui est nécessaire mais irréalisable à cause de l'insuffisance du personnel. C'est pour ces raisons que les travaux des chercheurs se sont multipliés dans le domaine, et ceci en vue d'offrir au corps médical des outils puissants et efficaces pour l'aide au diagnostic automatique.

L'objet de ce mémoire étant le diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique, c'est pourquoi nous consacrons les paragraphes suivants aux techniques utilisées dans la littérature dans le domaine du diagnostic de la rétinopathie diabétique et ceci pour l'amélioration d'images, la détection des structures anatomiques et enfin la détection des structures pathologiques.

2.3.1. Amélioration de l'image.

Malgré le développement technologique dans le domaine de l'acquisition de l'image, les images rétiniennes prises lors des examens sont souvent mal contrastées et bruitées, un autre grand problème qui peut perturber sérieusement le bon fonctionnement de la procédure de diagnostic automatique. Ces problèmes sont essentiellement dus aux circonstances dans lesquelles la photo est prise, les mouvements du patient, de l'œil du patient mais aussi de la présence de certaines maladies dans la rétine du patient. C'est pourquoi il est primordial de développer des algorithmes visant à améliorer la qualité de l'image en termes de contraste de bruit, mais aussi d'uniformisation de la couleur des images pour augmenter l'efficacité des procédures de diagnostic automatique qui en dépendent fortement.

Pratiquement, toutes les publications sur le traitement d'images rétiniennes ont présenté des étapes de prétraitement visant à améliorer le contraste de l'image et à corriger l'illumination non uniforme.

- Dans [28] l'illumination non uniforme a été corrigée par l'application d'un opérateur morphologique, le chapeau haut de forme avec un élément structurant de forme discoïdale de 25 pixels de rayon sur le canal vert de l'image couleur puis un filtre médian 3×3 est appliqué pour corriger l'ombrage et rendre le bruit.
- Dans [29] une amélioration locale adaptative du contraste a été appliquée pour augmenter le contraste, puis une normalisation de la couleur a été appliquée pour uniformiser les images de la base de données selon une image de référence
- Dans [30] la luminosité de l'image a été modifiée par l'application d'une transformation non linéaire sur le canal d'intensité de l'espace couleur HSI, puis pour accentuer les régions sombres, une correction Gamma est appliquée sur les trois canaux RGB de l'image suivie d'une égalisation d'histogramme pour ces mêmes canaux.
- Dans [31] un équilibrage global de couleur est effectué, il en résulte une accentuation des régions sombres et claires qui permet par la suite, de faciliter la détection, puis une augmentation de la luminosité des pixels de l'image dont l'énergie [32] dans le canal vert sont élevés, ensuite, pour accentuer les bords de l'image un filtrage adapté et personnalisé [33] qui s'avère plus efficace qu'un filtrage classique comme celui de Canny ou Sobel est appliqué. Enfin, l'image est convertie en une image à niveau de gris.
- Dans [34], le seul prétraitement qui a été apporté est la conversion de l'espace couleur RGB à l'espace CIELab où L : lightness est la composante de luminosité et « a » et « b » sont les composantes couleurs basées sur les coordonnées non linéaires compressés CIE XYZ. Les auteurs dans cet article ont jugés que l'espace de couleurs CIELAB est plus approprié, car il permet de séparer la composante d'intensité des deux des autres composantes de couleurs.
- Dans [35], les auteurs ont proposé une nouvelle méthode pour normaliser la luminosité et améliorer le contraste dans les images rétiniennes, et de réduire l'intra et l'inter variabilité des images. Cette méthode identifie les pixels

appartenant au fond de l'image en évaluant les écarts types et les moyennes sur une fenêtre locale. Une fois que les pixels appartenant au fond de l'image sont identifiés, ils sont interpolés pour générer le fond complet qui est, ensuite, utilisé pour obtenir l'image normalisée.

2.3.2. Détection des structures anatomiques :

La détection des structures anatomiques de la rétine comme le réseau vasculaire, le disque optique et la macula, sont des étapes très importantes qui précèdent la plus part des algorithmes de détection des lésions car dans la plus part des cas ces éléments sont considérés comme des faux positifs comme le disque optique dans le cas de la détection des exsudats. D'autres part, la présence de certaines lésions dans le voisinage d'une structure anatomique peut témoigner de la gravité de la lésion comme la présence d'exsudats devant la macula qui est le centre de la vision ce qui indique le danger de perte de la vue et, donc, la détection de la structure anatomique en plus de la lésion va permettre l'estimation de la distance entre ces deux éléments ce qui permet d'évaluer automatiquement le danger sur la vue du patient.

2.3.2.1. Détection du réseau vasculaire :

L'arbre vasculaire est la structure la plus importante dans la rétine car elle permet de se repérer dans la rétine. Le disque optique est défini comme étant le point de départ du réseau vasculaire et la macula est définie comme étant la région où le réseau vasculaire est absent, d'autres part, le réseau vasculaire entre dans la détection de certaines lésions comme les micro-anévrismes et les hémorragies et ceci en éliminant minant un grand nombre de faux positifs. De plus, certains paramètres extraits à partir du réseau vasculaire sont de très bons indicateurs de l'état d'avancement de certaines lésions rétinienne. C'est pourquoi beaucoup de publications ont été faites dans ce domaine et les méthodes varient largement. Nous pouvons les classer en 3 catégories principales celles basées sur les filtres adaptatifs, celles basées sur les morphologies mathématiques et, enfin, celles basées sur la détection de contours. Dans l'algorithme de segmentation du réseau sanguin de Hoover [36], les auteurs ont utilisés des propriétés locales et globales des vaisseaux pour la détection du réseau sanguin, une portion du réseau sanguin

est déduite en palpant une surface de l'image filtrée par le filtre adaptatif. Ensuite, le seuil du filtre est réduit itérativement, une évaluation des résultats de cette méthode montre une réduction des faux positifs de 15 fois par rapport à un seuillage d'une réponse filtre adapté de base (MFR) et jusqu'à un taux de vrais positifs de 75%. Une autre contribution de cette étude est la mise en public d'une base de données d'images rétiniennes dont les structures sont étiquetées manuellement ce qui permet aux chercheurs intéressés de les utiliser pour l'évaluation de leurs méthodes de détection automatique. Dans [37], une nouvelle technique d'extraction du réseau vasculaire basée sur la mesure d'un rapport de vraisemblance qui combine la réponse de filtres adaptatifs, de mesure de référence, et de mesure sur les contours des vaisseaux sanguins. Les réponses des filtres adaptatifs sont dérivées en espace d'échelles pour extraire des vaisseaux de largeurs très variables. Une mesure de référence des vaisseaux est définie comme une projection d'un vecteur formé à partir d'un ensemble de pixels voisins normalisés sur un profil de vaisseaux idéaux normalisés. Ces deux dernières mesures sont calculées sur les bords potentiels des vaisseaux, puis combinés sous forme de vecteur de mesure à 6 dimensions pour chaque pixel, ensuite, ces vecteurs sont cartographiés par une méthode d'apprentissage pour mesurer le facteur de vraisemblance avec les vaisseaux sanguins de chaque pixel. L'étude comparant les résultats, obtenus avec ce facteur de vraisemblance à ceux obtenus en utilisant les filtres adaptatifs seuls ou ceux basés sur les intensités de Hessian qui sont utilisés à la place des filtres, ont montré une nette amélioration du point de vue quantitatif et qualitatif. Dans [38], et pour améliorer les résultats obtenus avec une détection de contour classique des vaisseaux dont les contours sont faiblement contrastés à certains endroits, un opérateur d'extraction de caractéristiques optiques et spatiales des objets est introduit, ensuite, le profile en niveau de gris de la section transversale d'un vaisseau sanguin est approximé par une courbe de forme gaussienne, puis, la notion de filtres adaptatifs est utilisée pour détecter les segments linéaires des vaisseaux sanguins. Pour cela, 12 modèles sont construits pour faire la détection des segments des vaisseaux sanguins et ceci dans toutes les directions. Dans ce même article, une étude comparative est faite entre les résultats obtenus avec les méthodes utilisant les filtres adaptatifs et les autres méthodes.

Dans [39], les auteurs ont exploré les morphologies mathématiques pour les prétraitements et ceci afin d'accentuer les structures linéaires comme les vaisseaux

sanguins, un second opérateur de dérivation morphologique est appliqué afin de souligner les structures vasculaires minces, suivi d'une étape de filtrage morphologique. Le seuillage de cette image permet d'obtenir le masque de l'arbre vasculaire dont la squelettisation va permettre d'identifier les points de bifurcations et les points d'intersections des vaisseaux, ce qui va servir à calculer la largeur et la tortuosité des vaisseaux. Dans l'article [40], les auteurs ont présenté un algorithme de détection du réseau vasculaire basé sur les morphologies mathématiques associé à une méthode d'évaluation de courbures et ceci pour la détection de modèles de vaisseaux dans des environnements bruités. Ces modèles sont très utilisés en imageries médicales car la détection des vaisseaux sanguins va permettre le calcul de plusieurs paramètres relatifs à la circulation sanguine. Le modèle de vaisseau est défini comme une portion lumineuse par morceaux connectés et localement linéaires et les morphologies mathématiques sont les mieux adaptées pour la détection d'objets avec une telle description, cependant il y a d'autres structures dans la rétine correspondantes à cette description. Pour différencier ces deux derniers, une évaluation de courbures croisée est appliquée et c'est la différence des profils gaussiens spécifiques des vaisseaux dont la courbure varie régulièrement le long du vaisseau qui va permettre de les séparer. Dans [41], les auteurs proposent une approche originale pour la détection automatique de vaisseaux sanguins rétinien. La méthode repose sur l'extraction d'attributs caractéristiques de l'arbre vasculaire suivi d'un nouveau filtrage morphologique directionnel appelé Path Opening. Les attributs proposés sont liés au contraste des vaisseaux et leur forme linéaire. Une classification binaire entre pixels appartenant ou non au réseau vasculaire est faite en fusionnant les résultats obtenus après le filtrage. La fusion de données proposée est basée sur la théorie des ensembles flous. Puis l'efficacité de cette nouvelle méthode est testée sur des images rétinien.

Dans [42], les auteurs ont présenté une méthode de détection du réseau vasculaire, par les contours actifs à partir des modèles déformables. Cette méthode permet de palier aux problèmes des contours actifs classiques où une initialisation du nombre de contours ainsi que de leurs centres approximatifs est requise, une autre nouveauté de cette méthode est le terme d'énergie qui permet de maintenir le contour actifs à l'intérieur de la structures en question ce qui résout le problème de la discontinuité du contour.

2.3.2.2. Détection du disque optique :

La détection du disque optique est une étape préliminaire à de nombreux processus de détection des structures anatomiques et pathologiques de la rétine. Dans les algorithmes de détection de lésions, elle permet d'identifier des faux positifs, notamment, pour la détection d'exsudats car le disque optique a les mêmes attribues que les exsudats en termes de couleurs, de luminosité et de contraste, et donc l'éliminer du processus de classification permet d'améliorer le diagnostic des exsudats. Aussi la déformation du disque optique est un indicateur important pour la détection du glaucome. Dans le cas des algorithmes de détection de structures anatomiques, on utilise, par exemple, la distance quasi constante entre le disque optique et la macula comme connaissance à priori pour la détection de la macula, aussi la position des vaisseaux sanguins dans le disque optique est utilisée comme le point de base de leur suivi. Plusieurs études ont traités la localisation du disque optique et toutes procèdent de la même manière, d'abord, le disque optique est localiser par sa position ou son centre, ensuite, un autre traitement vise à délimiter le contour exacte du disque optique.

Dans [43], T. Walter propose un algorithme de détection du disque optique qui se divise en deux étapes : dans la première, le disque optique est localisé avec une approche qui se sert de la luminosité élevée du disque optique mais aussi du fait qu'il soit l'entrée des vaisseaux. La détection se fait par dilatation du réseau vasculaire qui permet d'obtenir une image qui contient le disque optique et/ou toutes les autres structures à luminosité élevés et non connexes au réseau vasculaire ont été éliminées. Dans la seconde étape le contour du disque optique est trouvé grâce à l'application de la ligne de partage des eaux sur l'image.

Dans [44-45-46-47-48], A. Shoparak a implémenté deux méthodes pour la détection du disque optique. La première est basée sur les méthodes morphologiques [44], le disque optique est le plus grand et le plus contrasté des éléments circulaires de la rétine, l'application d'un opérateur de fermeture sur le canal de l'intensité du niveau du gris permet d'éliminer les vaisseaux qui le traversent, l'élément structurant utilisé est un disque de rayon huit. L'image résultante est binarisée et utilisée comme un masque, tous les pixels dans le masque sont inversés avant d'être superposées à l'image originale pour supprimer les régions lumineuses. La reconstruction morphologique par dilatation est, ensuite, appliquée sur l'image superposée. Enfin la

différence entre l'image originale et on fixe un seuil sur l'image reconstruite et le disque optique correspond à l'élément circulaire à plus haut contraste parmi les éléments de l'image résultante. Dans la seconde méthode [45-46-47-48], la texture lisse qui caractérise le disque optique par rapport aux restes des composants de la rétine est utilisée pour sa détection, pour distinguer les régions lisses des régions texturées, l'entropie de l'intensité de chaque pixel est calculée, en effet cette mesure est élevée quand les régions au tour du pixel en question est complexe, et elle est faible quand celle-ci est lisse. Après le filtrage par opérateur entropique, un algorithme de Ostu [49] est appliqué pour séparer les deux régions complexes et lisses, le disque optique est alors les plus grands éléments à forme circulaire.

Dans A. Osareh [50], trois techniques différentes sont étudiées pour localiser le disque optique. Ce sont Template Matching, Least Squares Regression, Arc estimation and Snakes. La première stratégie fournit une localisation approximative du centre du disque optique, et cela en construisant une image modèle de 110 x 110 pixels en faisant la moyenne de la région de la papille dans 25 images rétinienne choisies parmi une base de données, cette image modèle va servir à évaluer des paramètres de corrélation entre cette image modèle et chaque pixel de l'image en question, ces paramètres permettent d'extraire la zone de plus grande correspondance qui est le centre du disque optique. La seconde méthode est une segmentation couleur qui nécessite d'autres traitements car, cette segmentation, extrait le disque optique fragmenté en petites régions en raison de vaisseaux sanguins qui le traversent mais aussi les exsudats qui ont la même couleur que le disque optique. Un seuillage ainsi qu'un critère de compacité sont ensuite appliqués pour rejeter toutes les régions mineures de forme irrégulière et non circulaire. En revanche une vraie région candidate présente une forme circulaire plus régulière. Pour la détecter, un algorithme [51] itératif très rapide est utilisé (détection du centre d'un arc de cercle ainsi que son rayon). Cet algorithme est basé sur la minimisation de l'erreur entre un ensemble de pixels (points de l'arc) et l'arc estimée en utilisant la régression des moindres carrés. Dans la troisième méthode, des contours actifs ont été appliqués car ils sont mieux adaptés par rapport aux méthodes de segmentation classiques qui ne tiennent pas compte des propriétés de texture et de continuité du bord pour la détection du disque optique qui est fragmenté par le réseau vasculaire, et donc discontinu au bord. L'avantage des contours actifs ou, serpents «Snakes»,

c'est qu'ils ont la capacité d'interpoler les bords des objets manquants tout en étant verrouillés sur les parties visibles. Ces propriétés font des contours actifs une méthode particulièrement adaptée à notre demande de localisation du disque optique. Néanmoins, l'utilisation d'opérateurs morphologiques sur les images a été nécessaire pour palier à la difficulté de la fragmentation du disque optique. Toutes les procédures ont été évaluées dans trois espaces couleurs différents l'espace HLS, l'espace *LCh* et, enfin, l'espace *Lab* et les meilleurs résultats ont été trouvés dans le cas des opérateurs morphologiques appliqués dans l'espace couleur *Lab*.

Dans [52], les auteurs ont présenté une nouvelle approche pour la détection du disque optique basée sur une méthode de seuillage itératif qui consiste en la séparation des régions par seuillage, puis une moyenne de coordonnées spatiales ainsi que le nombre de pixels de chaque région est calculé pour déterminer la région candidate la plus probable qui est celle ayant le nombre maximale de pixels. Celle-ci est, ensuite, fusionnée avec les régions les plus proches est si sa taille est supérieure à 80×80 pixels un rectangle est tracé pour indiquer le centre approximatif du disque optique sinon le seuil est décrétementé et appliqué à l'image initiale dans le rectangle autour de la région candidate. Ce processus est répété itérativement jusqu'à obtenir la taille optimale du disque optique, ensuite, l'application d'opérateurs morphologiques sur l'image à niveaux de gris a servi à éliminer le réseau vasculaire qui traverse le disque optique, et enfin, pour la détection du contour du disque optique, les auteurs ont utilisé la méthode des contours actifs basée sur les modèles géométriques implicites qui diffère de la méthode paramétrique utilisée dans [50] par son indépendance du gradient de l'image et son insensibilité au contour initial. La méthode est évaluée sur une base de données de 148 images rétiniennes et comparées avec les résultats des experts. Le disque optique est localisé avec une précision de 99,3%. La sensibilité et la spécificité de détection des contours obtenus en termes de Moyenne est de 90,67 % et 94,0% respectivement.

Dans [53], les auteurs utilisent une procédure de lissage itérative Savitzky-Golay pour l'estimation de la surface de fond de l'image rétinienne qui est toujours plus lisse que les pixels du disque optique. Cette estimation passe par l'interpolation d'un ensemble de données par un polynôme dont les coefficients sont estimés à partir des systèmes d'équations construits à partir des données de l'image. Les pixels du

disque optique sont, ensuite, détectés par l'application d'un seuillage global d'Otsu [54] appliqué à la différence entre l'image rétinienne originale et sa surface de fond estimée. En fin, les concavités le long du contour détecté et qui sont dues aux bruit ainsi qu'au réseau sanguin sont compensées par une paire d'érosion dilatation morphologique. La technique proposée a été testée sur trois ensembles de données publiques qui sont composés de 130, 89, et 40 images rétiniennes, respectivement, la précision de la détection obtenue est de 96,91%. En outre, une moyenne de 84,37% des pixels du disque optique sont correctement placés par rapport à ceux étiquetés manuellement.

Dans l'article [55], les auteurs présentent une méthode de détection du disque optique destinée à faire partie d'un système pour la détection et le suivie du glaucome. En effet, la présence et la progression du glaucome peuvent être évaluées grâce à des paramètres calculés à partir du rapport de surface entre le disque optique et le Cup qui est une région lumineuse à l'intérieur du disque optique (**CDR** Cup-to-disk vertical ratio). La méthode de détection du disque optique repose sur les contours actifs, mais au lieu d'utiliser l'information fournie par le vecteur gradient [50], ici, l'information utilisée est les statistiques calculées à partir des régions de l'image [49] ce qui diminue la sensibilité aux variations du gradient autour du disque optique. Le procédé de détection commence par un prétraitement qui consiste en la localisation du disque optique et ceci en transformant linéairement l'intensité de l'image dans le canal rouge de manière à ce qu'elle soit comprises entre (0-1), ensuite, le plus grand groupe connexe de pixels dont l'intensité est supérieure à 0.95 est extrait, ce groupe correspond à la région lumineuse au sein du disque optique et c'est le *Cup*. Ensuite, une transformation chapeau haut de forme est appliquée à l'image pour restaurer les parties du disque optique traversées et donc distordues par les vaisseaux sanguins. Sur l'image prétraitée, on initialise une courbe centrée sur la position du disque optique précédemment localisé, cette courbe évolue en fonction de la valeur d'intensité moyenne à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe. Ce modèle n'utilise pas les critères d'arrêt basé sur le gradient, donc il est plus robuste par rapport aux variations de gradient causées par de l'enlèvement du réseau vasculaire. Dans une autre étude [56], ces mêmes auteurs ont proposé une méthode basée sur le model Chan and Vese (C-V) [57] pour améliorer la segmentation du disque optique. Le champ d'application du model CV a

été étendu à l'utilisation des informations à chaque point d'intérêt de l'image, ensuite, le model est raffiné pour mieux différencier la région disque optique des régions aux caractéristiques similaires, et ceci en intégrant l'information des différents canaux de l'image. La méthode a été testée sur une base de 138 images et les résultats obtenus ont été comparés avec ceux des deux méthodes C-V classique et GVF (Gradient Vector Flow). Les auteurs concluent que la version modifiée du model C-V est plus robuste pour la segmentation du disque optique surtout dans les cas d'atrophie.

Dans [58], le disque optique a été détecté par une version modifiée de la méthode des contours actifs Snakes qui permet de résoudre directement le problème de l'obstruction des vaisseaux sanguins. Dans cette méthode, le contour est initialisé par une transformation de Hough. Les déformations sont faites sur la base d'une fonction d'énergie composée de quatre termes proportionnels à la texture, le gradient, l'orientation du gradient et l'intensité des pixels du contour actif. Chaque déformation est suivie par une classification des pixels du contour actif contour ou points incertains, sur la base d'un apprentissage non supervisé k-means, et la mise à jour du contour actif se fait par nombre d'échantillons variable et ceci en se référant aux informations globale et local. Les résultats expérimentaux ont montrés que 94% des contours du disque optique ont été correctement détectés sur 100 images test, ce qui veut dire que la méthode proposée est plus robuste et efficace que la GVF-Snakes ou l'algorithme ASM modifié qui ont donné des taux de réussite de 12 % et 19 % respectivement.

2.3.2.3. Détection de la macula :

La macula est le troisième élément principal dans la rétine. Elle est le centre de la vision, l'endroit où la concentration de cônes est la plus élevée dans la rétine. C'est pour cela que sa détection a une grande importance pour les systèmes d'analyse automatique des clichés rétiniens : des 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 exsudats dans la région maculaire témoigne d'un œdème maculaire, l'une des conséquences les plus graves de la rétinopathie diabétique.

Dans les images du fond d'œil, la macula apparaît comme une tache sombre de taille assez importante. 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 a-vasculaire centrale, entourée par une arcade de capillaires. Cette arcade de capillaires définit des contours de la fovéa.

Dans les images rétinienne utilisées dans le diagnostic de la Rétinopathie Diabétique la macula est centrée, c'est-à-dire qu'elle ne se trouve pas au bord de l'image et qu'elle est toujours présente dans l'image, ce point est très important pour la conception d'un algorithme de détection de la macula qui n'a, finalement, pas besoin de détecter la région de présence de la macula. La non vascularisation ainsi que la distance approximativement constante entre la macula et le disque optique sont aussi les connaissances a priori exploitées par cet algorithme de détection.

Malgré la valeur diagnostique de la macula, sa détection automatique ne fait pas le sujet de beaucoup de publications. Cependant, certains chercheurs ont utilisé les informations a priori sur la position de la macula par rapport au disque optique dans une image rétinienne [59] (cette distance est considérée comme étant constante et est égale à deux fois le diamètre « D » de la papille), puis une région carrée est tracée, la largeur de son côté ainsi que son centre sont fixés en utilisant les informations précédentes et les pixels les plus sombres à l'intérieur de cette région d'intérêt sont détectés. Après seuillage automatique, la fovéa est détectée comme étant la composante connectée la plus large de tous les segments résultants à l'intérieur de cette région carrée. Dans [84,60], les auteurs ont repris ces mêmes informations et ont ajouté comme connaissance, pour la détection, la non-vascularisation de la région maculaire pour améliorer la détection.

Dans l'article [61], est présentée une technique de détection automatique de la macula qui utilise la luminosité et la circularité de la macula qui est généralement plus sombre que les pixels voisins dont les intensités augmentent progressivement avec leurs distances à partir du centre de la macula. Un opérateur de ligne est conçu pour capturer le profil de luminosité circulaire de la macula, qui évalue la variation de luminosité de l'image sur plusieurs segments linéaires selon des orientations spécifiques qui traversent chaque pixel de l'image rétinienne. L'orientation du segment de ligne avec le minimum / maximum de variation possède des modèles spécifiques qui indiquent la position de la macula efficacement. La technique proposée a été testée sur les deux bases de données « DRIVE projet's » et « STAR

project's ». Les précisions ont atteint un taux de 100% et 95,45% respectivement sur la base de 35 et 44 images rétinienne ayant macula perceptible à l'œil nu.

2.3.3 Détection des structures pathologiques :

Dans cette partie du chapitre nous présentons les méthodes de détection des lésions rétinienne principales comme les micro-anévrismes, les exsudats et les hémorragies. Ces méthodes sont la base des systèmes de diagnostic automatique et de dépistage de la rétinopathie diabétique.

2.3.3.1. Détection des micro-anévrismes :

Les micro-anévrismes sont le premier signe de la rétinopathie diabétique, leur nombre est un indicateur du stade d'avancement de la maladie. L'évolution de leurs nombre ainsi que le taux de leur renouvellement sont des indicateurs de l'activité de la maladie, c'est pourquoi beaucoup de travaux ont été faits dans le domaine de la détection automatique des micro-anévrismes.

Les micro-anévrismes apparaissent dans une image rétinienne comme de petites régions isolées, circulaires et de couleur rouge. Ils apparaissent avec le meilleur contraste dans le canal rouge comme tous les éléments sanguins, leur détection est une tâche très difficile que, ce soit, manuellement par le spécialiste, ou alors, automatiquement par un algorithme de détection car ils sont très petits et peu contrastés et peuvent donc facilement être confondus avec du bruit.

Dans [62], les auteurs ont procédé à des prétraitements puis, les régions candidates ont été détectées grâce à un filtre à double anneaux. Tous les faux positifs détectés dans le réseau vasculaire ont été évités et ceci en éliminant le réseau vasculaire de l'image, puis, pour séparer les micro-anévrismes des faux positifs, 12 caractéristiques de l'image ont été déterminées puis la classification s'est faite par les réseaux de neurones. L'apprentissage ainsi que le teste ont été faits sur les images de la base de données 'ROC' (Retinopathy Online Challenge database). La sensibilité de la détection était de 65%. Dans [63], une méthode de détection des micro-anévrismes complexe est présentée. Basée sur l'assemblage de plusieurs méthodes de détection des micro-anévrismes ainsi que de prétraitements et ceci en vue de dégager celle qui permet d'avoir les meilleurs résultats et donc de renforcer la précision de la détection des micro-anévrismes. Pour choisir une combinaison optimale à partir des méthodes disponibles, une approche de recherche basée sur le

Recuit simulé (simulated annealing) est utilisée. La méthode proposée a démontré son efficacité par rapport aux algorithmes individuels et ceci dans le cadre d'une compétition en ligne dédiée à la comparaison objective des détecteurs de micro-anévrismes.

Dans [64], une nouvelle méthode de détection de micro-anévrismes dans les images rétiniennes est présentée basée sur le filtrage circulaire symétrique à valeurs complexes, des images propres et l'analyse morphologique des régions candidates et ceux pour réduire le taux de faux positifs. La méthode a été testée sur une base de données publique constituée de 89 images. La méthode a donné une sensibilité de 82.6% et une spécificité de 80.2%. Dans l'article [65], est décrite une méthode de détection des micro-anévrismes qui est basée sur les vecteurs propres généralisés de la matrice dite d'affinité, cette matrice est définie de telle sorte à éliminer les autres structures ayant les mêmes caractéristiques que les micro-anévrismes mais avec des tailles plus grandes. Ce sont le réseau vasculaire et les hémorragies. Et pour créer une distribution d'affinité uniforme des pixels appartenant à des micro-anévrismes, cette méthode vise à trouver une segmentation optimale pour les micro-anévrismes et fournit une indication sur leurs emplacements possibles, la séparation entre les vrais et les faux positifs est faite par l'étude de leurs caractéristiques, la méthode a été testé sur 70 sous-images rétiniennes et a donné une précision de 93%.

Dans [66], les auteurs présentent une méthode ou une carte à partir de laquelle les micro-anévrismes candidats peuvent être déduits par un simple seuillage en considérant les maximas régionaux pour obtenir des probabilités. Contrairement au reste des méthodes de détection actuelles, celle-ci n'utilise aucun apprentissage supervisé ni de classification, cette méthode a été testée sur une base de données publique et elle présente une grande performance dans la détection des micro-anévrismes à proximité du réseau vasculaire.

Dans [67], nous trouvons une nouvelle méthode de détection de micro-anévrismes basée sur la transformée de Radon qui permet une identification des lésions sans aucune connaissances a priori sur les caractéristiques morphologiques de la rétine et avec un minimum de prétraitements. L'algorithme a été testé sur les images de la base de données ROC (Rétinopathie Online Challenge), sa performance est similaire

aux meilleurs techniques de l'époque puisque elle permet d'avoir un taux de faux positifs très faible.

2.3.3.2. Détection des exsudats :

L'exsudat provient d'une partie des éléments du sang qui sont passés à travers la paroi des vaisseaux. L'exsudat est riche en albumine (variété de protéines) et en leucocytes (globules blancs). Le plus souvent, il est dû à une inflammation des membranes qui enveloppent un organe, à l'origine d'un épanchement aboutissant parfois au remplissage d'une cavité entière. Ils ne sont pas spécifiques à la rétinopathie, leur présence dans la rétine est le signe d'une complication grave de la rétinopathie diabétique qui est : L'œdème maculaire. La rétinopathie exsudative est un stade de la RD due à la capillaropathie œdémateuse.

L'importance de la détection des exsudats réside dans le fait qu'ils soient le signe d'un œdème maculaire qui cause une baisse de vue chez le patient diabétique. En effet, l'œdème maculaire cliniquement significatif est défini par la présence d'exsudats durs à 500 μ au moins du centre de la macula associés à un épaissement rétinien [49]. Mais cette maladie peut tout à fait être évitée, le problème est qu'elle ne donne aucun signe avant-coureur, ce qui veut dire que la personne ne peut pas s'en rendre compte par elle-même. Si la vision centrale est détériorée, cela signifie que la maladie a progressé puisque l'œdème s'est déjà formé et a commencé « à faire des dégâts ». Les spécialistes préfèrent détecter ce genre de problèmes le plus tôt possible, et ceci en vue d'entamer un traitement laser qui permet de boucher les fuites anormales qui provoquent l'œdème.

La technique générale adoptée pour la détection automatique des exsudats suit trois étapes : une étape de prétraitement pour améliorer la qualité de l'image rétinienne, une étape d'extraction de candidats qui peuvent correspondre à des exsudats et finalement, une étape de classification dont le but est d'éliminer les faux positifs.

Cette technique a été décrite en détail par A. Osareh [68]. Dans une première étape, l'image couleur subit un prétraitement dans le but de normaliser l'illumination et augmenter le contraste des structures en question. Dans une deuxième étape, une segmentation a été effectuée pour générer des candidats caractérisés par un ensemble d'attributs en utilisant une classification Fuzzy C-means [69]. La dernière étape est une classification des candidats caractérisés par un ensemble d'attributs

par réseau de neurones. Ceci en comparant l'efficacité de deux méthodes d'apprentissages qui sont standard Back-Propagation (BP) and Scaled Conjugate Gradient (SCG) et des architectures de réseaux de neurones à nombre de couches internes et de neurones différents pour trouver l'architecture optimale. Dans une autre étude [70], c'est l'étape de classification des exsudats qui a été faite par un classificateur SVM et les résultats ont été comparés avec ceux obtenus lors de la classification par réseaux de neurones.

Les auteurs dans A. Sopharak [44-48] ont proposés plusieurs méthodes pour la détection automatique des exsudats sur des images couleurs à pupilles non dilatées. Toutes les études menées ont en commun les étapes de prétraitement qui sont la transformation de l'espace des couleurs RGB à l'espace HSI (hue, saturation, and intensity). Pour réduire le bruit et améliorer le contraste de l'image, un filtre médian est appliqué ainsi qu'une égalisation adaptative de l'histogramme à contraste limité (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization CLAHE). Comme le disque optique a les mêmes caractéristiques que les exsudats, une détection suivie d'une extraction du disque optique sont effectuées pour pas constituer un faux positif lors de la détection des exsudats. Dans [44], les auteurs se sont basés sur les techniques de morphologie mathématique d'une manière similaires à celle utilisée dans [43] où les vaisseaux à contraste élevé sont éliminés en premier lieu, l'image résultat est utilisée comme un masque, montrant toutes les régions candidats possibles d'exsudats. Les zones de détection d'exsudats sont obtenues en appliquant un opérateur de seuil à la différence entre l'image originale et l'image reconstruite. Dans [45], les auteurs utilisent une segmentation Fuzzy-C-Means FCM où quatre caractéristiques sont expérimentalement sélectionnées comme entrée pour le FCM qui sont la valeur d'intensité après le prétraitement, l'écart-type de l'intensité, la teinte et le nombre de pixels de contour d'une image de bord. Pour le nombre de pixels du bord, on applique un opérateur de bord Sobel puis les bords résultant de vaisseaux sanguins et le disque optique sont éliminés à l'aide de dé-corrélation stretch [71] sur la bande rouge. Pour déterminer le nombre adéquat de classes pour FCM, des expériences quantitatives avec un nombre de classes variant entre deux à huit sont testées pour déterminer celle qui donne la meilleure segmentation. Dans [46], une amélioration des résultats de [45] est obtenue en appliquant une segmentation fine en utilisant la reconstruction morphologique pour améliorer la détection des contours

des régions candidates en utilisant les morphologies mathématiques. Ce même travail a été repris dans [77]. Dans [47], et toujours avec les mêmes auteurs un classificateur naïf de bayes est utilisé pour distinguer les pixels exsudats des pixels non-exsudats, pour ce faire 15 fonctionnalités (dont 4 caractéristiques de l'expérience précédente [45]) sont proposées comme ensemble d'attributs pour le classificateur. Les paramètres du classificateur sont, tout d'abord, estimés à partir d'un ensemble d'apprentissage utilisant toutes les fonctions, puis celles-ci sont éliminées une à une et les performances du classifieur résultant sont évaluées en calculant la moyenne de la précision et la sensibilité. Cette opération est répétée itérativement jusqu'à obtenir la meilleure combinaison d'attributs. Dans [6], les auteurs ont évalué une autre classification pour la séparation des pixels exsudats des pixels non-exsudats, c'est la Classification à Vecteur de Support ou SVM (Support Vector Machine). En utilisant une gaussienne comme fonction noyau et les attributs issus de l'étude itérative menée pour le classificateur de bayesienne.

D'autres nouvelles techniques ont été proposées dans la littérature [72]. Ces travaux reposent sur la morphologie mathématique pour la détection automatique des exsudats dans des images couleurs. L'algorithme proposé peut être divisé en deux étapes. Dans la première étape des régions candidates sont trouvées ; ce sont des régions où la variation locale des valeurs de niveau de gris est suffisamment élevée. Dans la deuxième étape, les contours des exsudats sont trouvés à l'aide de la reconstruction morphologique par dilatation. L'article [73] présente une nouvelle méthode de détection automatique des exsudats sur des images rétiniennes numériques couleur où les régions candidates sont éliminées en combinant une segmentation en histogramme avec une reconstruction morphologique. Ensuite, on définit 44 caractéristiques significatives pour chacune des régions candidates. Enfin, un classificateur SVM (Support Vector Machine) est entraîné à partir des caractéristiques et utilisé pour séparer les exsudats des faux positifs. La méthode proposée est évaluée sur une base de données publique DIARETDB1 elle donne une sensibilité de 94,7% et une valeur prédictive de 90%. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode peut fournir des résultats fiables dans la détection des exsudats. Les auteurs de l'article [74] présentent, une méthode automatique et efficace de détection du disque optique et des exsudats. Les images rétiniennes en temps réel sont obtenues à partir de plusieurs hôpitaux ophtalmologiques. Ces images rétiniennes sont prétraitées en utilisant une technique

de l'espace couleur LAB (LAB color space image). Les images prétraitées sont segmentées en utilisant un opérateur de ligne et la technique Fuzzy C Means Clustering pour détecter le disque optique. Puis, la meilleure méthode des deux est choisie. Pour la détection des exsudats la classification K-means clustering est utilisée et, finalement, leur classification est faite par un classifieur SVM.

Dans l'article [75], une méthode fiable de détection des exsudats est présentée. Le disque optique est localisé par une analyse par composante principale (principal component analysis PCA). Ensuite une approche basée sur le contour actif est utilisée pour la segmentation efficace des contours du disque optique. Dans cette méthode dite IDTED, des techniques de prétraitement telles que l'égalisation d'histogrammes avec spécification et l'amélioration du contraste local sont intégrés avec le "**dynamic thresholding (DT)**" et la détection des contours pour la détection des exsudats. La comparaison des résultats de l'algorithme sur 25 images rétinienne avec et ceux d'un spécialiste donne une sensibilité de 99% et une valeur prédictive moyenne de 93%. Dans [76], est présenté un algorithme basé sur une transformée en curvelets (**curvelet-based algorithm**) pour la détection du disque optique et des exsudats sur des images à faible contraste. Cet algorithme qui est composé de 3 étapes principales ne demande pas une initialisation de l'utilisateur. De plus, il est très robuste et stable par rapport aux changements de la qualité des images rétinienne. Au départ, les lésions lumineuses candidates sont extraites de l'image en utilisant un DCUT (Discrete Curvelet Transform) et en modifiant le coefficient de la transformée en curvelets de l'image rétinienne prétraitée. C'est pour cette raison, les auteurs ont appliqué une amélioration de la luminosité des lésions claires sur le canal vert de l'image rétinienne pour obtenir une normalisation adéquate de la luminosité dans les régions proches du disque optique, et pour augmenter celle des lésions dans les zones sombres telle que la fovéa. Ensuite, le disque optique est extrait et ses contours sont détectés en appliquant le DCUT encore une fois associée à la méthode de la ligne de niveau (level set method). Finalement, une carte des régions candidates est générée (Bright Lesions Map : BLM) et pour distinguer entre les exsudats et le disque optique (le faux positif), les pixels appartenant aux régions dans le BLM et qui ne sont pas dans la région du disque optique (détecté dans l'étape précédente) sont considérés comme des exsudats. La sensibilité et la spécificité de la méthode de détection des exsudats

sont de l'ordre de 98,4 et 90,1 % respectivement, avec une précision moyenne de 94,51% pour la méthode d'extraction des frontières des disques optiques.

2.3.3.3. Détection des Hémorragies :

Les hémorragies sont des accumulations de sang dans la rétine provenant d'une rupture vasculaire. Selon leurs origines, elles prennent des aspects variés. Soit des hémorragies ponctiformes qui sont des hémorragies de petites tailles circulaires qui peuvent être confondues avec des micro-anévrismes, ou en flammèches qui sont de forme allongée et qui causent des faux positifs dans la détection des vaisseaux sanguins, ou enfin, elles peuvent être sous forme de taches témoignant d'une occlusion capillaire dans une couche profonde ce qui est le signe d'une ischémie rétinienne. Le nombre de ces hémorragies est directement lié à l'apparition des néovaisseaux. Parmi ces différents types cités précédemment, ce sont les hémorragies profondes qui ont la plus grande valeur diagnostique car ce sont les indicateurs d'une ischémie rétinienne souvent la raison d'une néovascularisation. Aussi les hémorragies en tâche sont un des critères de définition du deuxième stade de la rétinopathie diabétique qui est dite pré-proliférant. L'objectif donc de la détection des hémorragies est de diagnostiquer le stade de la rétinopathie diabétique et non pas la maladie elle-même.

La difficulté dans la détection d'hémorragies est le manque d'informations précises sur la taille et la forme de cette lésion car elle est très variable. Dans les images couleurs, les hémorragies apparaissent en couleur rouge mais elles peuvent varier d'une image à une autre, nous n'avons pas trouvé une grande variété de travaux qui traite la détection des hémorragies par rapport aux autres lésions. Néanmoins, nous pouvons citer les articles suivants.

Dans [78], est présentée une nouvelle méthode hybride de détection des hémorragies, basée sur deux travaux précédents Spencer et Frame [79,80], avec une nouvelle contribution qui est un système de détection des candidats aux lésions rouges basée sur la classification des pixels ce qui permet, dans un premier temps, de séparer le réseau vasculaire des autres lésions rouges. Ces régions candidates rouges sont, ensuite, classifiées en utilisant un classificateur des K plus proches voisins avec beaucoup plus de caractéristiques que ceux utilisés par Spencer et Frame dans [79,80]. Une évaluation approfondie de la méthode a été faite sur un

ensemble d'images, pour déterminer la présence ou non de lésions rouges. L'algorithme atteint une sensibilité de 100% pour une spécificité de 87%, Le rendement de la méthode est voisin de celui d'un expert humain examinant les images rétinienne.

Dans l'article [81], une méthode de détection des lésions rouges "Hémorragies et exsudats" est présentée. En se basant sur les caractéristiques des lésions, une séparation entre ces dernières, de couleur rouge, et le fond de l'image est faite à l'aide d'un perceptron classificateur. La base de données utilisée est composée de 100 images de qualités, de couleurs et de luminosités très variées, 50 images ont été utilisées pour entraîner le perceptron et les 50 autres sont utilisés pour évaluer la méthode, la sensibilité moyenne a été de 86,1% et la valeur prédictive positive moyenne de 71,4%. Dans [82], la détection des lésions rouges est faite en trois étapes, dans la première les régions candidates sont obtenues en utilisant un ensemble de filtres de corrélation travaillant à des résolutions différentes, permettant ainsi la détection d'un ensemble plus large de points. Dans la seconde étape, une segmentation par croissance de régions est appliquée pour rejeter les régions candidates dont la taille ne correspond pas à des lésions rouges. Enfin, dans la troisième étape, trois tests sont appliqués aux candidats issus de la deuxième étape. Le premier est un test de forme pour éliminer les candidats de forme non circulaire, un critère d'intensité pour éliminer les régions appartenant au fond de l'image, et enfin, un test pour éliminer les points qui tombent à l'intérieur des vaisseaux (seules les lésions en dehors des vaisseaux sont pris en compte). L'évaluation de la méthode est faite en comparant les résultats avec ceux du spécialiste. Dans [84], T. Walter utilise un seuillage pour séparer les régions sombres du canal vert qui correspondent à des régions rouge de l'image couleur, et ceci, après avoir appliqué une normalisation de la couleur. Puis, une gaussienne est utilisée pour éliminer le bruit et les régions sombres de petites tailles comme les micro-anévrismes. Ensuite, vient l'application d'un opérateur de Toggle-mapping et ceci en vue d'améliorer la netteté des hémorragies, puis pour éliminer le maximum de faux positifs, les autres structures qui sont le réseau vasculaire, la papille, et la macula sont éliminés par les algorithmes qui sont cités dans le même ouvrage. Pour ne garder que les hémorragies, quelques micro-anévrismes et le bruit qui sont finalement séparés par

un une ouverture surfacique. La méthode a donné une sensibilité de 79.6%, résultat qui est jugé satisfaisant vue la simplicité de l'algorithme.

2.4. Description de notre système de diagnostic automatique :

Dans les paragraphes précédents, nous avons passé en revue les éléments anatomiques et pathologiques de la rétine ayant fait l'objet de publications scientifiques dont le but est bien évidemment la détection automatique de ces dernières mais aussi les méthodes de prétraitement visant à améliorer la qualité des images pour augmenter la précision et l'efficacité de ces procédures de détection. Le but de ce mémoire étant l'aide au diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique, cette recherche bibliographique nous a donc permis de cerner un grand nombre de méthodes développées par les chercheurs dans ce cadre, mais aussi d'arrêter notre choix sur les lésions à détecter mais surtout sur la procédure adéquate. Pour atteindre ce but, nous avons donc tiré les conclusions suivantes :

Les micro-anévrismes sont le premier signe de la rétinopathie diabétique. Leur détection va donc permettre de diagnostiquer la présence de la rétinopathie dans son stade initial. Puisque la détection des micro-anévrismes ayant précédemment fait l'objet de travaux faits par une collègue [85] de notre laboratoire, nous sommes donc passés à la deuxième complication de la rétinopathie diabétique qui est les exsudats. A travers la revue bibliographique, nous avons constaté une variété de méthodes et, notre choix, s'est finalement porté sur les morphologies mathématiques qui sont un outil très puissant dans le traitement d'images médicales et le diagnostic automatique des lésions. En plus, les opérateurs sont très adaptés aux cas de détection des objets ayant des caractéristiques de formes et de couleurs préalablement connues ce qui est parfaitement le cas pour les structures anatomiques et pathologiques de la rétine. L'étude comparative de l'article [86] vient appuyer ce choix puisque la comparaison faite par les auteurs de cet article prouve que les morphologies mathématiques donnent de meilleurs résultats en terme de précision que d'autres méthodes telles que les classificateurs : FCM (Fuzzy C-Means), le Naive bayesian, la classification des K plus proches voisins, et d'autres méthodes.

Notre tâche sera donc celle de la détection automatique des exsudats rétinien et ceci en utilisant les morphologies mathématiques. Comme nous l'avons vu dans le paragraphe **2.3.2.2**, la détection automatique des exsudats passe obligatoirement par la détection du disque optique qui constitue un faux positif pour les exsudats vu

qu'il a les mêmes caractéristiques. Ainsi, c'est par les morphologies mathématiques que sa détection sera faite. Une des étapes les plus importantes dans toute procédure automatique de détection est l'étape des prétraitements qui vise à améliorer la qualité de l'image. A partir du paragraphe 2.3.1, nous pouvons résumer les étapes de prétraitements citées dans les publications traitant du diagnostic automatique sur des images rétiniennes en deux étapes : une première étape de normalisation de la couleur pour uniformiser et atténuer les différences entre les images d'une même base de données ce qui aura pour effet d'augmenter la stabilité de l'algorithme de détection, et une deuxième étape d'amélioration du contraste pour mieux mettre en évidence les structures rétiniennes en vue d'une meilleure détection. Nous avons cité plusieurs méthodes d'amélioration d'images rétiniennes, le choix des méthodes que nous utiliserons sera discuté dans le chapitre suivant qui est totalement dédié aux prétraitements.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté différentes méthodes citées dans la littérature et qui concernent la détection automatique des structures anatomique et pathologique de la rétine, ainsi que les prétraitements qui précèdent cette détection. Cette revue bibliographique nous a permis de définir nos rôles dans le cadre de l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique. Notre tâche sera d'élaborer une procédure de détection automatique des exsudats en utilisant les morphologies mathématiques qui sera l'objet du chapitre N°4. Le chapitre N°3 portera sur les prétraitements effectués sur les images rétiniennes de notre base de données.

CHAPITRE 3

PRETRAITEMENTS ET AMELIORATION D'IMAGES

3.1 Introduction :

Les images rétiniennes que nous avons utilisées pour notre système de détection sont des images rétiniennes couleur de type « .tiff ». Leur résolution est de 1382*1382 pixels, les trois canaux couleurs RGB sur 8 bits.

L'un des principaux problèmes dans un système de détection des structures anatomiques et pathologiques est la grande variabilité de la couleur de fond des différents patients. En effet, dans une base de données contenant un certain nombre d'images, nous pouvons observer des images très différentes. Au point de vue de la couleur, ceci est due aux différences de pigmentation entre les individus, aux variations de luminosité et d'éclairage lors de la prise des clichés. Ces variations auront pour conséquence de rendre le processus de détection que nous tentons de réaliser plus difficile.

Dans ce chapitre nous allons présenter une méthode de normalisation de la couleur qui va justement uniformiser les images dans la base de données avec une image dite de référence. Une autre amélioration, qui est celle du contraste par la méthode de CLAHE, sera présentée et qui aura pour but d'améliorer les caractéristiques des structures rétiniennes que l'on souhaite détecter.

3.2 Normalisation de la couleur :

La couleur de la rétine est différente d'un patient à un autre en fonction de la pigmentation de l'individu qui varie selon les ethnies, la couleur de l'iris, l'âge du patient, la présence de lésions telles que la cataracte, et aussi des conditions d'illumination et de dilatation de la pupille. Cette différence engendre une différence de couleur de fond de l'image, ce qui représente un obstacle majeur à la détection des exsudats car ils apparaissent avec une couleur très faible par rapport à la couleur de fond et donc certains exsudats peuvent constituer des faux négatifs (FN). C'est pourquoi la normalisation de la couleur est un prétraitement nécessaire dans ce cas.

Dans [87], A. Osareh a utilisé la normalisation de la couleur comme première étape du prétraitement et ceci par transformation de l'histogramme de couleur pour chaque canal RGB des images de la base de donnée en un histogramme de référence. Cet histogramme de référence est celui d'une image jugée la plus commune à la base de donnée. Cette image est choisie en accord avec un ophtalmologue, ainsi cette transformation aura pour effet de modifier la distribution de couleur des images de la base de données pour correspondre à la distribution de couleur de l'image de référence.

Dans Walter [88], une approche similaire à celle d'Osareh [87], décrite précédemment, a été adoptée. La couleur des images de la base de données a été normalisée, par une transformation des trois espaces couleurs et ceci dans le but de faire correspondre leur moyenne et leur écart type à ceux d'une image de référence.

3.2.1. Histogram Matching :

L'égalisation d'histogramme est une opération qui détermine automatiquement une fonction de la transformation qui vise à produire une image de sortie qui a un histogramme uniforme. Lorsque l'amélioration souhaitée est automatique, il s'agit d'une bonne approche car les résultats de cette technique sont prévisibles et la méthode est simple à mettre en œuvre. Mais dans certains cas où nous disposons de l'histogramme d'une image de très bonne qualité, dite de référence, et où il est intéressant de faire une transformation visant à faire correspondre l'histogramme de l'image à celui de l'image de référence, on dit que l'on fait une opération de Histogram matching (Histogramme correspondant), et c'est cette méthode que nous allons implémenter dans ce qui suit.

3.2.1.1 Principe de la méthode :

- Egalisation d'histogramme simple :

Nous considérons une variable aléatoire r qui représente les niveaux de gris de l'image. Nous supposons que r est normalisée dans l'intervalle $[0, 1]$ avec : $r = 0$ représentant le noir et $r = 1$ représentant le blanc. $P_r(r)$ désignent la fonction de densité de probabilité continue qui peut être estimée à partir d'histogramme de

l'image. Pour toute variable r satisfaisant les conditions précédentes, on définit S une variable aléatoire dont la propriété :

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(w) dw \quad (3.1)$$

Où :

w est une variable muette d'intégration.

La partie droite de l'équation (3.1) est appelée Fonction De Distribution Cumulative FDC de la variable aléatoire r . Pour passer au cas discret nous passons aux probabilités et aux sommations au lieu des intégrales et densités de probabilité.

Voici donc la version numérique de l'équation (3.1) :

$$\begin{aligned} s_k &= T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \\ &= \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1. \end{aligned} \quad (3.2)$$

Où :

n est le nombre total de pixels dans l'image, n_j est le nombre de pixels avec le niveau de gris r_j , et L est le nombre de niveaux de gris discrets. Ainsi nous pouvons obtenir, à partir d'une image en entrée, une autre image en sortie en affectant à chaque pixel de niveau r_k le niveau s_k à partir de l'équation (3.2).

La fonction $p_r(r_k)$ en fonction de r_k étant l'histogramme de l'image à l'entrée, nous appelons la transformation apportée par l'équation (3.2) EGALISATION D'HISTOGRAMME qui est l'opération de base de la normalisation de la couleur par le Histogram Matching.

- Egalisation d'histogramme 'Histogram Matching' :

Nous considérons à présent que la variable r et sa fonction de densité définies précédemment sont celles de l'image originale, et on définit la variable aléatoire normalisée z qui représente les niveaux de gris de l'une des images de référence tel

que ($z=0$ représente le noir et $z=1$ le blanc) et sa fonction de densité de probabilité continue $P_z(z)$ Nous appliquons la même égalisation à l'histogramme de l'image de référence :

$$G(z) = \int_0^z p_z(t) dt = s \quad (3.3)$$

Où :

t est une variable muette d'intégration.

Les fonctions de distributions sont égales a 1, car elles sont obtenues en intégrant des variables aléatoires r et z . il s'en suit que $G(z) = T(r) = 1$. $T(r)$ étant la fonction de distribution cumulative de définie dans l'équation (3.2).

Par conséquent, z doit satisfaire la condition suivante :

$$z = G^{-1}(s) = G^{-1}[T(r)]. \quad (3.4)$$

La transformation $T(r)$ peut être obtenue à partir de l'équation (3.1) une fois $Pr(r)$ estimée à partir de l'image originale, de même, la fonction de transformation de $G(z)$ peut être obtenue en utilisant l'équation. (3.3) car $Pz(z)$ est calculée à partir de l'histogramme de l'image.

Pour assurer l'existence de G^{-1} et donc la validité de l'équation (3.4) nous supposant que le G^{-1} satisfait les deux conditions suivantes [89] :

- a)** $G(z)$ est une fonction à valeur unique et ceci pour garantir l'existence de la fonction inverse G^{-1} , de plus $G(z)$ est monotone croissante dans l'intervalle $0 < z < 1$ et ceci pour préserver l'ordre croissant du noir au blanc dans l'image de sortie.
- b)** $0 < G(z) < 1$ pour $0 < z < 1$ et ceci pour garantir que l'image d'entrée soit dans le même intervalle que l'image de sortie.

Les équations de (3.1) à (3.4) montrent que l'image avec une fonction de densité de probabilité spécifiée peut être obtenue à partir d'une image d'entrée et ceci en suivant la procédure suivante :

- (1) Obtenir la fonction de transformation $T(r)$ à l'aide de l'équation (3.1) à partir de l'histogramme l'image à l'entrée.
- (2) Utiliser l'équation (3.2) pour obtenir la fonction de transformation de $G(z)$ à partir de l'histogramme l'image de référence.
- (3) Obtenir l'inverse de la fonction de transformation G^{-1}
- (4) Obtenir l'image de sortie en appliquant l'équation (3.4) aux pixels de l'image d'entrée.

Le résultat de cette procédure sera une image dont les niveaux de gris z ont la densité de probabilité spécifiée $P_z(z)$.

Bien que la procédure décrite soit simple dans son principe, il est rarement possible, en pratique, d'obtenir des expressions analytiques pour $T(r)$ et pour $G^{-1}(s)$. Heureusement, ce problème est considérablement simplifié dans le cas des valeurs discrètes.

La version numérique de l'équation (3.1) est la suivante, voir figure (3.1):

$$\begin{aligned}
 s_k &= T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \\
 &= \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1.
 \end{aligned} \tag{3.5}$$

Où

n est le nombre total de pixels dans l'image, n_j est le nombre de pixels avec le niveau de gris r_j , et L est le nombre de niveaux de gris discrets. De même la version discrète de l'équation (3.2) obtenue à partir de l'histogramme de l'image de référence est l'équation suivante, aussi voir figure (3.2).

$$v_k = G(z_k) = \sum_{i=0}^k p_z(z_i) = s_k \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1. \tag{3.6}$$

Comme dans le cas continu, nous recherchons des valeurs de z qui satisfont cette équation. La variable V_k a été ajoutée pour plus de clarté.

Enfin, la version discrète de l'équation (3.4) est donnée par l'équation suivante, aussi voir figure(3.3) :

$$v_k = G(z_k) = \sum_{i=0}^k p_z(z_i) = s_k \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1. \quad (3.7)$$

Et de (3.4), on déduit l'équation suivante :

$$z_k = G^{-1}(s_k) \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1. \quad (3.8)$$

Le coût de la procédure est le même que pour une égalisation d'histogramme, où seule une approximation de l'histogramme désiré est réalisable, des résultats très intéressants peuvent être obtenus même avec des approximations grossières.

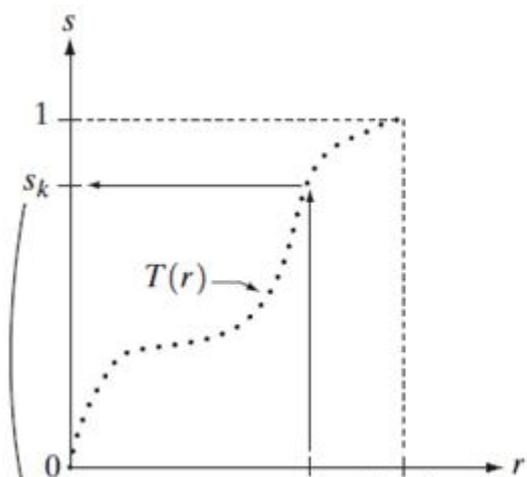


Figure 3.1 : Transformation des s_k vers r_k via la Transformation $T(r)$

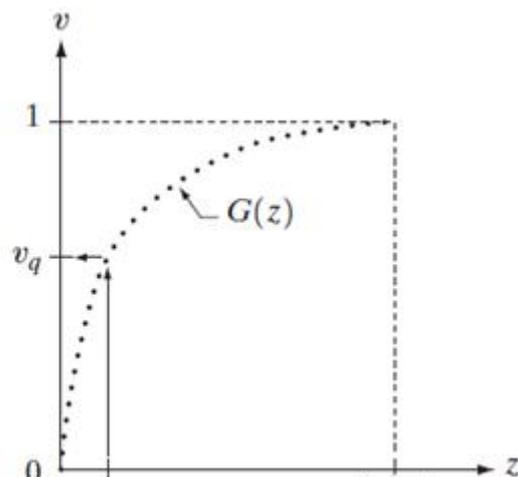


Figure 3.2 : Transformation des v_k vers z_k via la Transformation $G(z)$

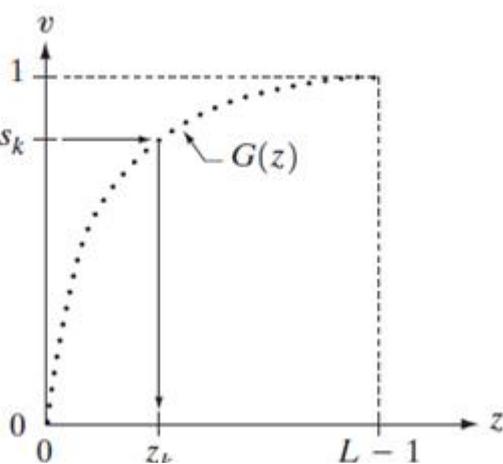


Figure 3.3: Transformation inverse des s_k vers z_k

Les équations de (3.5) à (3.8) sont la base de l'implémentation de l'égalisation avec histogramme de référence 'Histogram Matching' sur des images digitales.

L'équation (3.5) calcule la transformation T de l'histogramme de l'image d'entrée des niveaux r_k à s_k voir figure(3.1).

L'équation (3.2) calcule la transformation G de l'histogramme de l'image de référence des niveaux z_k vers v_k figure (3.2),

Et enfin les équations (3.7) et (3.8) donnent une approximation des niveaux désirée z_k , en fonction de la transformée de l'image d'entrée s_k figure (3.3).

3.2.1.2 Résultats:

Nous avons choisi une image de référence figure (3.4.a) qui représente une couleur de pigmentation rétinienne fréquente au sein de l'ensemble des images de notre base de données. L'image à l'entrée est représentée dans la figure (3.5.a). Pour illustrer l'effet de la normalisation de la couleur, nous avons appliqué la procédure décrite précédemment sur les trois canaux RGB de chaque image et le résultat est illustré dans la figure (3.6.a).

Il est évident que le processus de normalisation modifie les distributions de couleurs de l'image considérée pour les faire correspondre à celles de l'image de référence. Cela peut être clairement vu à la comparaison des histogrammes de l'image normalisées figure (3.4.b) avec des histogrammes de l'image de référence (figure (3.5.b)). Les figures (3.7), (3.8), (3.9) montrent des images supplémentaires qui ont été normalisées.

Le processus de normalisation de couleur supprime la variation due aux différences de pigmentation rétiniennes entre les individus et unifie donc toutes les images à celle de l'image de référence, ce qui a pour conséquence d'augmenter la stabilité et donc l'efficacité des procédures ultérieures de détection de lésions.



Figure 3.4.a : Image de référence

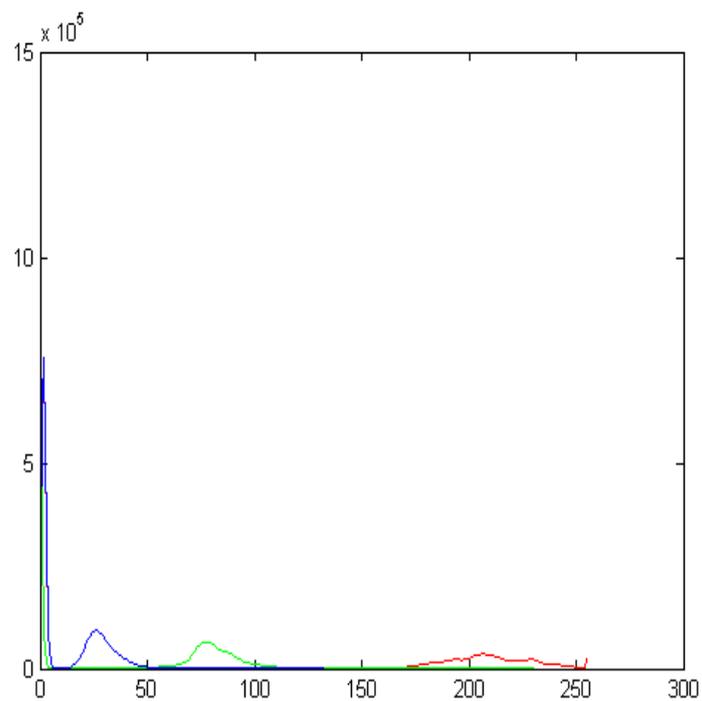


Figure 3.4.b: Histogramme de référence



Figure 3.5.a : Image de test à l'entrée

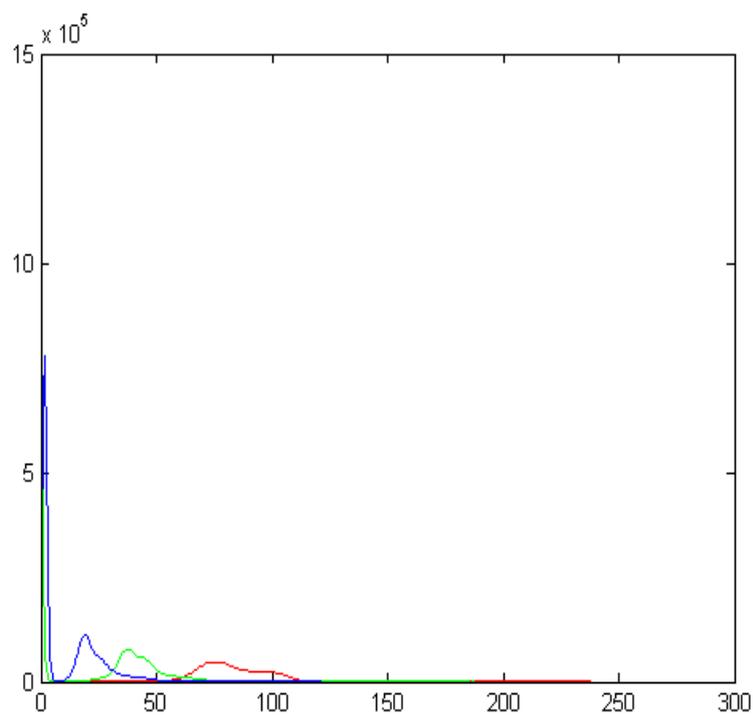


Figure 3.5.b : Histogramme de l'image test



Figure 3.6.a : Image en sortie

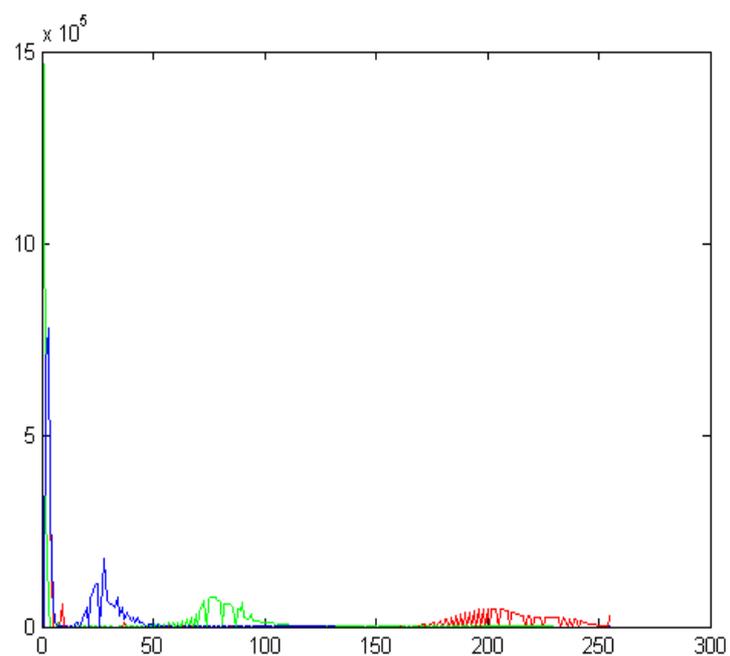


Figure 3.6.b: Histogramme de l'image en sortie

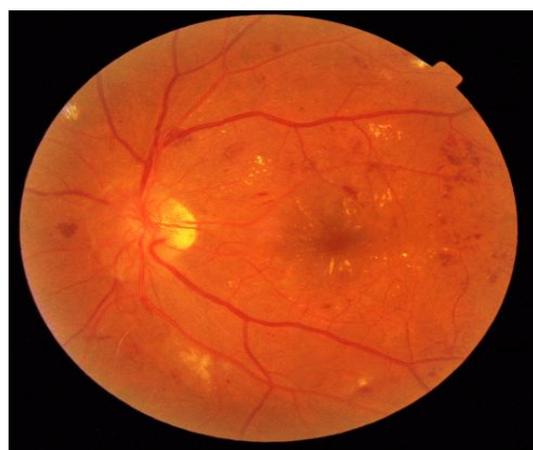


Figure 3.7 : Résultats de la procédure sur image I

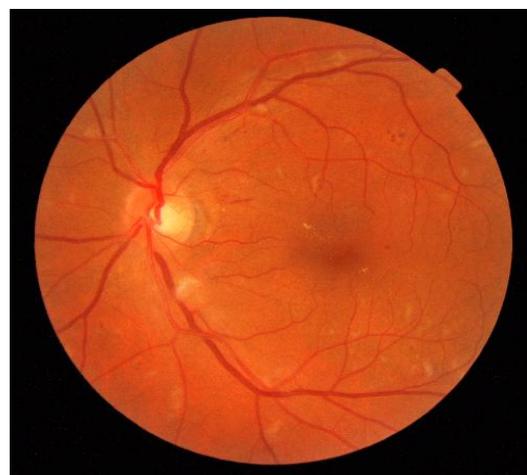
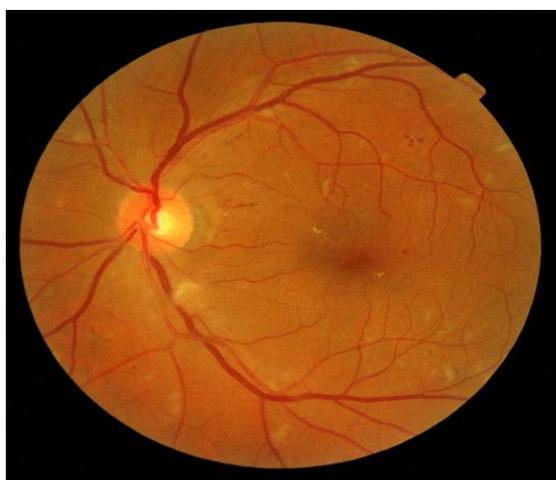


Figure 3.8 : Résultats de la procédure sur image II

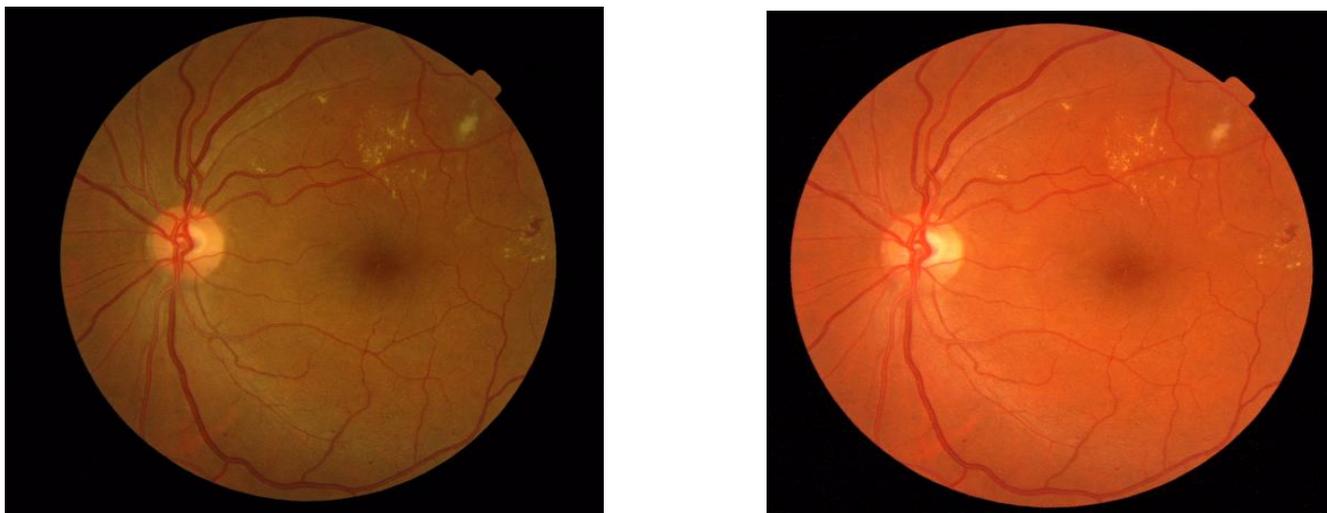


Figure 3.9 : Résultats de la procédure sur image III

3.3 .Amélioration du contraste :

Les images rétinienne prises lors d'examen standards sont parfois mal contrastées et contiennent des artefacts. Le contraste de l'image rétinienne diminue avec l'augmentation de la distance d'un pixel du centre de l'image. En outre, la non-uniformité de l'éclairage augmente la luminosité dans certaines régions de l'image, tandis que d'autres régions plus éloignées de la papille optique peut souffrir d'une réduction de la luminosité. Ainsi, les exsudats ou les lésions similaires dans ces régions ne se distinguent pas de la couleur de fond, près du disque. La qualité de l'image rétinienne a un grand impact sur les caractéristiques des lésions de la rétine et donc sur leur détection, en particulier les exsudats. Par conséquent, les techniques de prétraitement sont nécessaires pour améliorer le contraste de ces images.

Dans [87], A. Osareh, a d'abord utilisé, pour améliorer le contraste des images rétinienne, une technique d'égalisation de l'histogramme individuellement sur les trois canaux vert, rouge et bleu. Bien que la qualité d'image soit améliorée, la partie centrale de l'image et la région du disque optique sont sur-contrastées, ce qui provoque une perte des informations importantes dans les images. Cela est dû à l'égalisation d'histogramme qui traite l'image d'une manière globale. De plus, cette technique tend à exagérer la contribution de l'information du canal bleu car la rétine normale reflète généralement peu de lumière bleue. Pour avoir de meilleurs résultats, une amélioration du contraste locale sur le canal I après conversion de l'image de l'espace des couleurs RGB à HSI qui est mieux approprié à ce type de filtrage, vue

que la composante intensité est séparée des deux composantes couleurs. Cette méthode donne de meilleurs résultats que la précédente en augmentant le contraste des exsudats mais elle augmente aussi le contraste des pixels de fond qui ne sont pas des exsudats et qui représentent donc des faux positifs. Par conséquent un filtrage médian a été appliqué sur l'intensité de l'image dans l'espace HSI, ce type de filtrage a été choisi car il ne brouille pas les contours de l'image.

Dans [88], T. Walter a proposé des méthodes pour l'amélioration de la qualité de l'image en vue d'une lecture manuelle et d'autre pour une analyse automatique. La première est une amélioration du contraste locale fondée sur l'utilisation d'une transformation morphologique : le chapeau haut de forme. Elle permet d'augmenter le contraste des structures rétiniennes d'une certaine taille. La transformation du chapeau haut de forme, qui est représentée par la différence entre l'image originale et sa version ouverte ou fermée, est une méthode puissante pour extraire des détails qui ne dépassent pas une certaine taille. Cette taille est celle de l'élément structurant utilisé dans les transformations morphologiques. L'augmentation du contraste des éléments clairs est obtenue si on ajoute à l'image rétinienne le chapeau haut de forme par ouverture. Si on soustrait le chapeau haut de forme par fermeture de l'image originale, on réalise une augmentation de contraste des éléments sombres d'une certaine taille dans l'image rétinienne.

3.3.1. Amélioration du contraste local :

Pour réaliser une amélioration du contraste, nous avons d'abord essayé d'appliquer la méthode décrite dans [87] qui consiste à faire une transformation de l'image de l'espace RGB vers HSI. Puis de faire une transformation de chaque pixel p du canal I de l'image à l'entrée vers un pixel p_n et ceci à l'intérieur d'une fenêtre W de taille $N*N$ par l'équation (3.9) suivante :

$$P_n = 255. \left(\frac{[\phi_w(p) - \phi_w(Min)]}{[\phi_w(Max) - \phi_w(Min)]} \right) \quad (3.9)$$

Tel que :

$$\phi_w(p) = \left[1 + \exp\left(\frac{\mu_w - p}{\sigma_w}\right) \right]^{-1} \quad (3.10)$$

Et

$$\mu_w = \frac{1}{N^2} \sum_{(i,j) \in w(k,l)} p(i,j)$$

$$\sigma_w = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{(i,j) \in w(k,l)} (p(i,j) - \mu_w)^2} \quad (3.11)$$

$$(3.12)$$

Où :

μ_w et σ_w sont respectivement la moyenne et l'écart type à l'intérieur de la fenêtre W de taille $N*N$ et

Max et Min sont le maximum et le minimum des intensités du canal I dans toute l'image.

Et les résultats que nous avons obtenus en appliquant cette procédure à une image dont la couleur a été normalisée sont illustrés dans la figure suivante :



Figure 3.10 : Résultats de l'amélioration du contraste local

D'après le résultat obtenu ci-dessus, nous constatons qu'il y a bien eu une amélioration du contraste puisque le disque optique apparaît plus lumineux et le réseau vasculaire apparaît plus sombre. Mais cette amélioration ne concerne que les régions hétérogènes là où l'écart type est grand et donc l'exponentiel de la transformation (3.10) va apporter l'amélioration du contraste. Par ailleurs, le bruit est amplifié, ce qui rend ces résultats inutilisables. Ce problème a d'ailleurs, été cité dans [94]. Malgré l'utilisation d'un filtre médian pour éliminer le bruit avant la procédure, nous n'avons pas réussi à atteindre les résultats présentés par A. Osareh dans [87]. De ce fait, nous avons exploré une autre méthode très utilisée dans l'imagerie médicale qui est le Contrast Limited Histogram Equalisation (CLHE) citée dans [89] et utilisée par les auteurs dans [90]. Cette méthode fera l'objet du paragraphe suivant.

3.3.2 Contrast Limited Histogram equalisation :

L'égalisation d'histogramme de l'équation (3.2) est une méthode qui permet d'augmenter le contraste global de nombreuses images numériques, en particulier lorsque le contenu de l'image est représenté par des valeurs de contraste proches. Grâce à cet ajustement, les intensités peuvent être mieux réparties sur l'histogramme ce qui a pour effet d'augmenter le contraste des régions de faible contraste car l'égalisation d'histogramme permet d'étaler de manière efficace les valeurs d'intensité les plus fréquentes. Cette égalisation d'histogramme utilise la même transformation dérivée de l'histogramme de l'image à transformer pour tous les pixels, cela fonctionne bien lorsque la distribution des valeurs de pixel est similaire dans toute l'image. Toutefois, lorsque l'image contient des régions qui sont nettement plus claires ou plus foncées que le reste de l'image, le contraste dans ces régions ne sera pas suffisamment amélioré avec cette méthode.

L'égalisation d'histogramme adaptative (AHE) est une variante qui permet de transformer chaque pixel par la même méthode que l'égalisation d'histogramme simple mais, cette fois-ci, avec l'histogramme de la fenêtre centrée sur ce pixel et qui contient les pixels voisins entourant ce dernier. Toutefois, cette méthode a tendance à sur-amplifier le bruit dans des régions relativement homogènes de l'image. Une autre variante de l'égalisation d'histogramme adaptative appelée égalisation adaptative d'histogramme à contraste limité (CLAHE) développée dans [91] permet

d'éviter cet effet en limitant l'amplification et donc le rehaussement du contraste de la AHE.

En effet, l'amplification du contraste dans le voisinage d'une valeur d'un pixel est donnée par la pente de la fonction de transformation qui est proportionnelle à la pente de la fonction de distribution cumulative de voisinage (FDC) (équation (3.1)) et donc à la valeur de l'histogramme au niveau de chaque pixel. La CLAHE limite l'amplification en écrêtant l'histogramme à une valeur prédéfinie avant le calcul de la FDC ce qui a pour effet de limiter l'inclinaison de la FDC, et donc de la fonction de transformation. La valeur à laquelle l'histogramme est écrêté, dépend de la normalisation de l'histogramme et de ce fait de la taille de la fenêtre. En général, cette valeur est limitée à 3 et 4 fois la valeur moyenne d'histogramme. Nous avons appliqué aux images de notre base de données la CLAHE et voici les résultats obtenus :

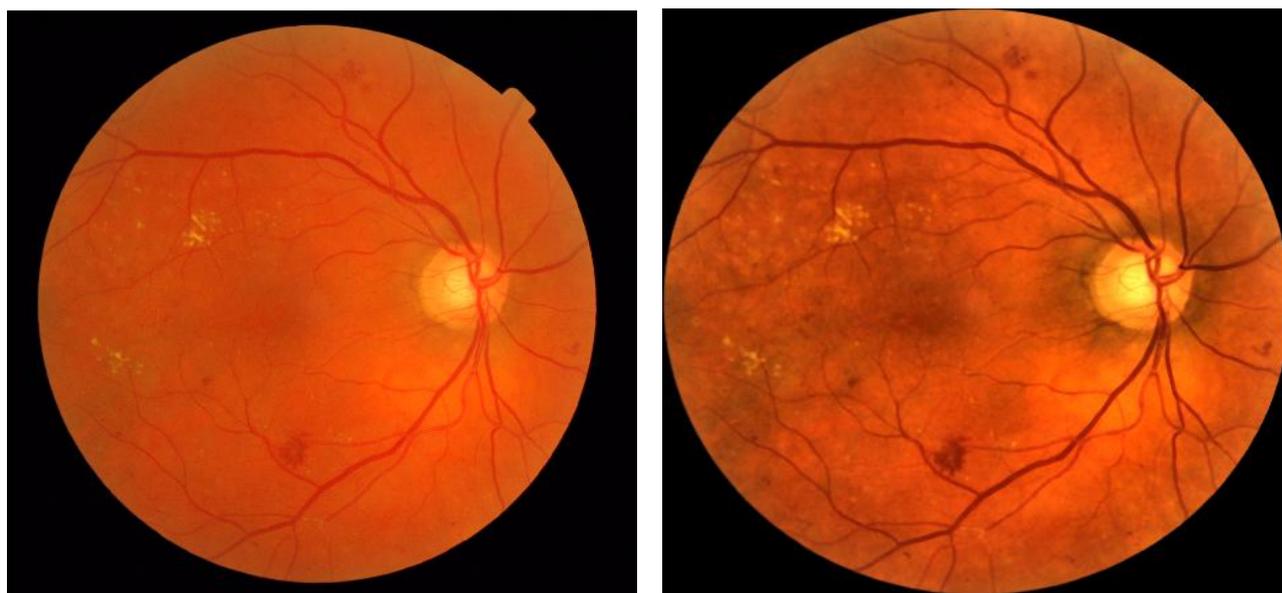


Figure 3.11 : Résultats de l'égalisation adaptative de l'histogramme à contraste limité

La méthode utilisée permet effectivement l'amélioration du contraste de l'image, puisque l'intensité du disque optique est largement augmentée, c'est aussi le cas pour les exsudats qui ont les mêmes caractéristiques. Le réseau vasculaire apparaît sous un meilleur contraste puisque son intensité est diminuée par rapport au fond de l'image.

L'autre avantage de cette méthode est de ne pas avoir augmenté le bruit. Ce prétraitement en améliorant le contraste des structures anatomiques et pathologiques va permettre d'améliorer l'efficacité de la procédure de détection qui va suivre.

3.4 Conclusion

La qualité d'une image rétinienne a un grand impact sur les caractéristiques des structures de la rétine, et donc la qualité de l'image a un impact considérable sur les systèmes de détection des structures rétiniennes. Par conséquent, les techniques de prétraitement sont essentielles pour améliorer le contraste des images rétiniennes ce qui rend très important, voir primordial, les étapes de prétraitement visant à améliorer la qualité des images.

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode de normalisation de la couleur par égalisation d'histogramme de référence qui a permis de remédier au problème de la variation de couleur entre les images de la même base de données. Cette transformation a visé à uniformiser les couleurs des images de la base de données de telle sorte qu'elles aient les mêmes caractéristiques de couleurs qu'une image de référence.

Pour améliorer le contraste des images normalisées, deux méthodes ont été exploitées. L'une est une amélioration du contraste localement mais qui a eu pour conséquence d'augmenter le bruit. Puis, une autre méthode, très utilisée en traitement d'images, pour améliorer le contraste qui est le CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). Les résultats que nous avons obtenus ont été satisfaisants puisque le contraste des structures anatomiques et pathologiques de la rétine a été amélioré sans pour autant augmenter le bruit.

A la fin de ces deux procédures de prétraitement nous obtenons une base de données avec des images à couleur normalisée et au contraste rehaussé. Ceci aura un impact direct et considérable sur le système de détection que nous tentons de réaliser et qui fera l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE 4

DETECTION AUTOMATIQUE DU DISQUE OPTIQUE ET DES EXSUDATS

4.1. Introduction :

La segmentation d'images médicales joue un rôle crucial dans la détection automatique des structures anatomiques et pathologiques, elle est donc l'outil de base pour l'aide au diagnostic automatique des lésions. La complexité dans le diagnostic automatique en imagerie médicale réside dans le choix de la méthode de segmentation, ce choix dépend de la nature de l'application et des caractéristiques de la structure à détecter, une autre difficulté qui vient s'ajouter qui est l'absence de modèle anatomique pour certaines structures à détecter. Dans ce chapitre nous allons présenter un algorithme de détection des exsudats, qui sont des lésions liées à la rétinopathie diabétique, et dont la présence dans la rétine indique une complication grave de la rétinopathie diabétique « l'œdème maculaire » qui menace directement la vue du patient diabétique.

L'outil de segmentation que nous avons choisi est "*la morphologie mathématique* " qui est un outil très utilisé en imagerie médicale, car les opérateurs morphologiques sont très efficace dans la détection d'objets ayant une forme et une couleur connue.

La détection des exsudats est faite à partir d'images normalisés et au contraste amélioré avec les procédures du chapitre précédent. La présence dans la rétine d'éléments dont les caractéristiques sont semblables à celles des exsudats, comme le disque optique peut entraîner une confusion au niveau de la procédure de détection, c'est pourquoi il est très important d'éliminer le disque optique avant de procéder à la détection des exsudats, et ceci pour éviter qu'il soit détecté comme un faux positif. Notre stratégie générale pour la détection du disque optique se basera sur les opérateurs de la morphologie mathématiques et ceci pour les raisons que nous avons cité dans le paragraphe **4.2**. Notre chapitre sera par conséquent divisé en deux parties, la première sera consacrée à la détection du disque optique et la seconde à la détection automatique des exsudats.

4.2. Partie I : Détection automatique du disque optique :

4.2.1. Caractéristiques du disque optique dans une image rétinienne :

Dans une image couleur du fond d'œil le disque optique apparaît comme une région lumineuse de couleur jaunâtre ou blanche et de forme à peu près circulaire ou elliptique, obstrué par des vaisseaux sanguins sortants, sa taille varie d'un patient à l'autre, mais elle est comprise entre 240 à 270 pixels dans les images de 1382*1382 pixels, il est aussi caractérisé par un fort contraste entre les vaisseaux sortant et sa propre couleur jaune, aussi le disque optique comporte à l'intérieur une région nommée le *Cup* et qui est toujours plus contrastée que le reste du disque.

La détection du disque optique n'est pas toujours une tâche facile, car dans certaines images rétinienne sa couleur n'est pas toujours jaune, aussi son contraste n'est pas aussi bon dans toutes les images, ses contours sont parfois à peine visibles, un autre grand problème est qu'il peut y avoir d'autres régions dans l'image plus éclairées que le disque optique suite à un gradient d'éclairage, ou une accumulation d'exsudats ou nodules cotonneux qui sont également de couleur jaune/blanche, et apparaissent sous un fort contraste. S'ajoute à cela une autre difficulté qui est celle de la discontinuité à l'intérieur et sur le contour du disque, engendrée par l'obstruction de celui-ci par le réseau sanguin. Tous ces aspects doivent être pris en charge par une méthode de segmentation du disque optique.

4.2.2. Procédure de détection automatique du disque optique :

Comme nous l'avons vu dans le parcours bibliographique précédent du paragraphe **2.3.1.2**, un algorithme de détection du disque optique doit se diviser en deux étapes, qui sont la localisation qui est donc une approximation du centre de la papille, puis la détection du contour du disque optique. Cet algorithme doit se servir des caractéristiques de couleur de contraste et de forme du disque optique pour réaliser sa détection, aussi il doit surmonter les difficultés qui gênent sa détection et qui sont l'obstruction par le réseau vasculaire et la variation de couleur et de forme dues à la qualité de l'image.

Avant de commencer la détection nous devons d'abord choisir le canal dans lequel le disque optique apparaît sous le meilleur contraste, et ceci en vue d'optimiser sa détection. Comme nous pouvons voir dans la figure (4.1), le disque optique est très bien contrasté dans le canal vert. En revanche dans le canal rouge le contour de la papille est moins perturbé par le réseau vasculaire, car les vaisseaux sont faiblement contrastés, de plus dans le canal rouge il est uniformément illuminé, ce qui facilite la

détection de son contour, alors que dans le canal vert une grande partie de la papille est assombrie. Nous utiliserons donc le canal vert pour la localisation de la papille, et le canal rouge pour la détection de son contour.

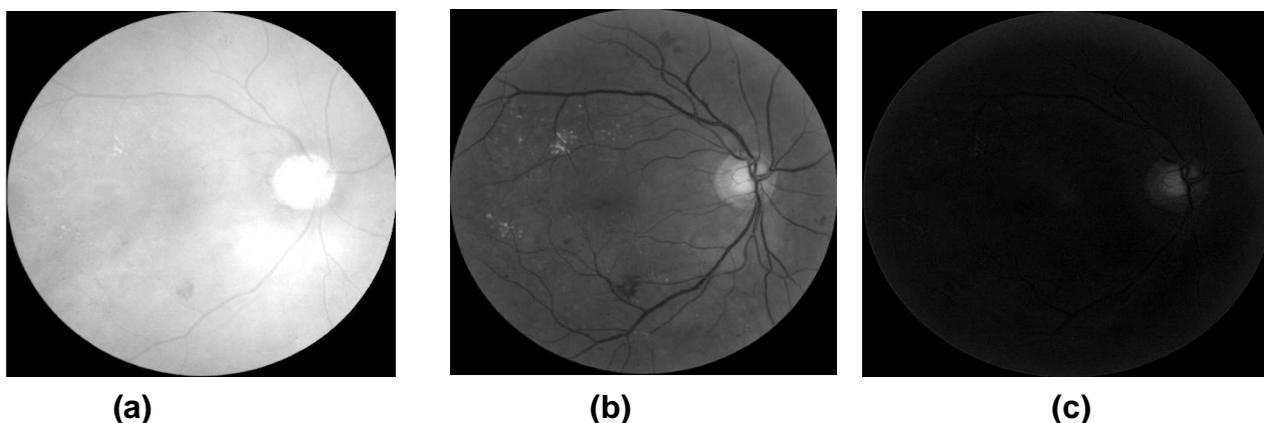


Figure 4.1 : Image rétinienne dans l'espace RGB : (a) canal rouge, (b) canal vert, (c) canal bleu.

Le disque optique étant la région la plus claire dans le canal vert de l'image rétinienne, on peut penser que sa détection pourrait être faite par un simple seuillage. En réalité le seuillage va aboutir à plusieurs morceaux fractionnés, à cause de l'obstruction par le réseau vasculaire. Mais vu que le but de cette étape est juste l'estimation du centre approximatif de la papille, ceci ne pose pas de problème. Il suffit de suivre ce seuillage par un seuillage surfacique, et de prendre la plus grande partie, et de considérer son centre comme le centre approximatif du disque optique. Toutefois cette méthode n'est plus efficace dans le cas d'une image contenant des exsudats ou de nodules cotonneux de taille supérieure à celle du plus grand fragment du disque optique, car dans ce cas ils seront détectés à la place de la plus grande partie de la papille, qui sert à calculer son centre approximatif. Ceci nous amène à devoir utiliser une autre propriété du disque optique, pour pouvoir le différencier des autres composantes claires qui peuvent apparaître dans une image rétinienne. Cette autre propriété dont on pourrait se servir est le fait que le disque optique est le point de départ du réseau vasculaire, il est donc la région connexe au réseau vasculaire. Ceci nous oblige d'abord à faire la détection du réseau vasculaire, pour ensuite marquer la région commune avec le disque optique. C'est l'objet du paragraphe suivant.

4.2.2.1. Détection du réseau vasculaire :

La partie du réseau vasculaire qui nous intéresse est celle connexe au disque optique, c'est donc le point de départ de tous les vaisseaux, et la partie la plus contrastée et où les vaisseaux sont de plus grande taille, le but étant de marquer les parties communes entre le disque optique et le réseau vasculaire.

La procédure que nous avons utilisée a été décrite dans [1] et [2]. Elle consiste en un filtrage morphologique qui permet de mettre en évidence les structures linéaires comme les vaisseaux sanguins. Comme celle-ci opère sur des images angiographiques, nous avons donc cherché l'espace couleur qui a les mêmes caractéristiques qu'une image angiographique, et finalement c'est sur le canal U de l'espace couleur LUV « image lu » que nous avons choisi d'appliquer la procédure avec les deux étapes décrites dans ce qui suit :

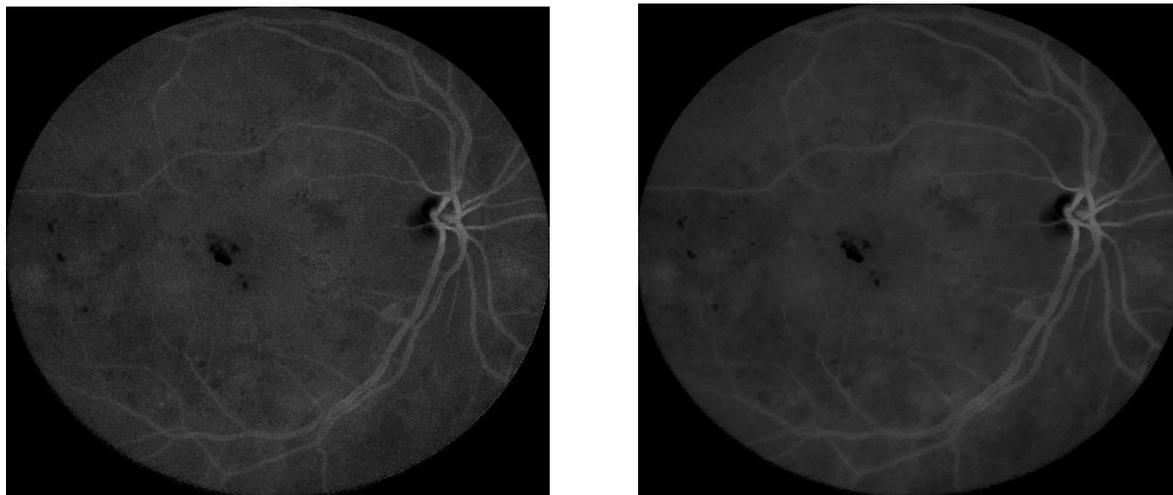
- **Etape 1** : Calcul du supremum d'ouvertures de l'image originale

Le but de cette procédure est de préserver les structures linéaires présentes dans l'image, car l'ouverture morphologique utilisée avec un élément structurant linéaire permet de conserver les pics contenu dans l'élément structurant et élimine ceux de taille inférieure. Le supremum d'ouverture est une opération qui consiste à faire une série d'ouverture morphologique avec des éléments structurants linéaires dans des directions différentes, et de garder la réponse la plus élevée de cette série. Cette opération aura pour effet d'éliminer des structures pathologique se présentant en pics et ayant une taille inférieure à celle de l'élément structurant comme les micro-anévrismes, ainsi que certain type de bruit.

Nous avons procédé à 12 ouvertures morphologiques avec un élément structurant de grande taille (17 pixels), et ceci pour avoir un filtrage efficace. Ensuite nous avons sélectionné la réponse la plus élevée pour chaque pixel.

$$I_1 = \sup_{i=1..12} (\xi_{esi}(I_u)) \quad (4.1)$$

Avec es_i un élément structurant de taille 17 pixels à la rotation i , les ouvertures de l'image originale I_u se font suivant 12 directions, de 0 degrés à 165 degrés avec un pas de 15 degrés.



(a) Image original dans le canal U de l'image (a)

(b) Supremum d'ouvertures

Figure 4.2 : Supremum d'ouvertures.

Dans la figure (4.2) nous observons bien l'effet du supremum d'ouverture, qui a permis la conservation des structures linéaire claires, et donc le réseau vasculaire, et l'élimination des structures claires non linéaire comme les microa-névristes ainsi que le bruit de fond.

- **Etape 2:** Seuillage de l'image Supremum d'ouverture :

Après l'étape du supremum nous effectuons un seuillage qui permet de ne garder que le réseau vasculaire, le seuil $S1 I_3$ est choisi de tel sorte que l'on ne garde que la partie centrale du réseau vasculaire Figure (4.3).

$$R_V = T_{s1}(I1) \quad (4.2)$$

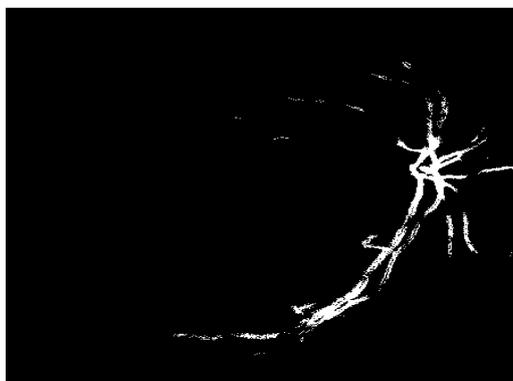


Figure 4.3: Réseau vasculaire détecté RV.

4.2.2.2. Détection du centre de la papille :

Une fois le réseau vasculaire RV détecté, Nous le dilatons plusieurs fois et ceci jusqu'à marquer les régions claires de la papille. La reconstruction morphologique par dilatation de ce réseau dilaté en utilisant l'image d'origine comme masque, nous permet d'obtenir une image contenant la papille et d'éliminer toutes les autres régions claires figure (4.4).

$$I_2 = R(\delta(RV) \wedge I_V)_P \quad (4.3)$$

En effet la reconstruction par dilatation est une opération géodésique, qui consiste à faire une série de p dilatations de l'image dite marqueur qui dans notre cas est le réseau vasculaire détecté RV figure (4.3), puis de calculer à chaque fois le minimum entre cette image dilatée et le masque qui est le canal vert de l'image d'origine figure (4.4.a).

Les régions claires du disque optique étant marquées par la dilatation du réseau vasculaire sont conservés, et les régions claires qui n'apparaissent pas dans le marqueur sont éliminées par le minimum de la reconstruction morphologique. Ainsi nous obtenons une image qui contient le disque optique mais aucune autre région claire comme les exsudats figure (4.4.b). Nous pouvons à présent aisément localiser le disque, et ceci en appliquant un seuillage par niveaux de gris, pour extraire les régions claires qui correspondent au disque optique.

$$I_3 = T_{S2}(I_2) \quad (4.4)$$

Le résultat est illustré dans figure (4.4.c). Il contient les parties du disque optique fragmentée, a cause de l'obstruction par le réseau vasculaire. Ensuite nous effectuons un seuillage surfacique pour détecter la plus grande partie de la papille, voir figure (4.4.d). Le centre de celle-ci est considéré comme étant le centre approximatif du disque optique C.

$$C = Centre(Sup(L_i)) \quad (4.5)$$

Avec L_i l'ensemble des fragments de l'image I_3

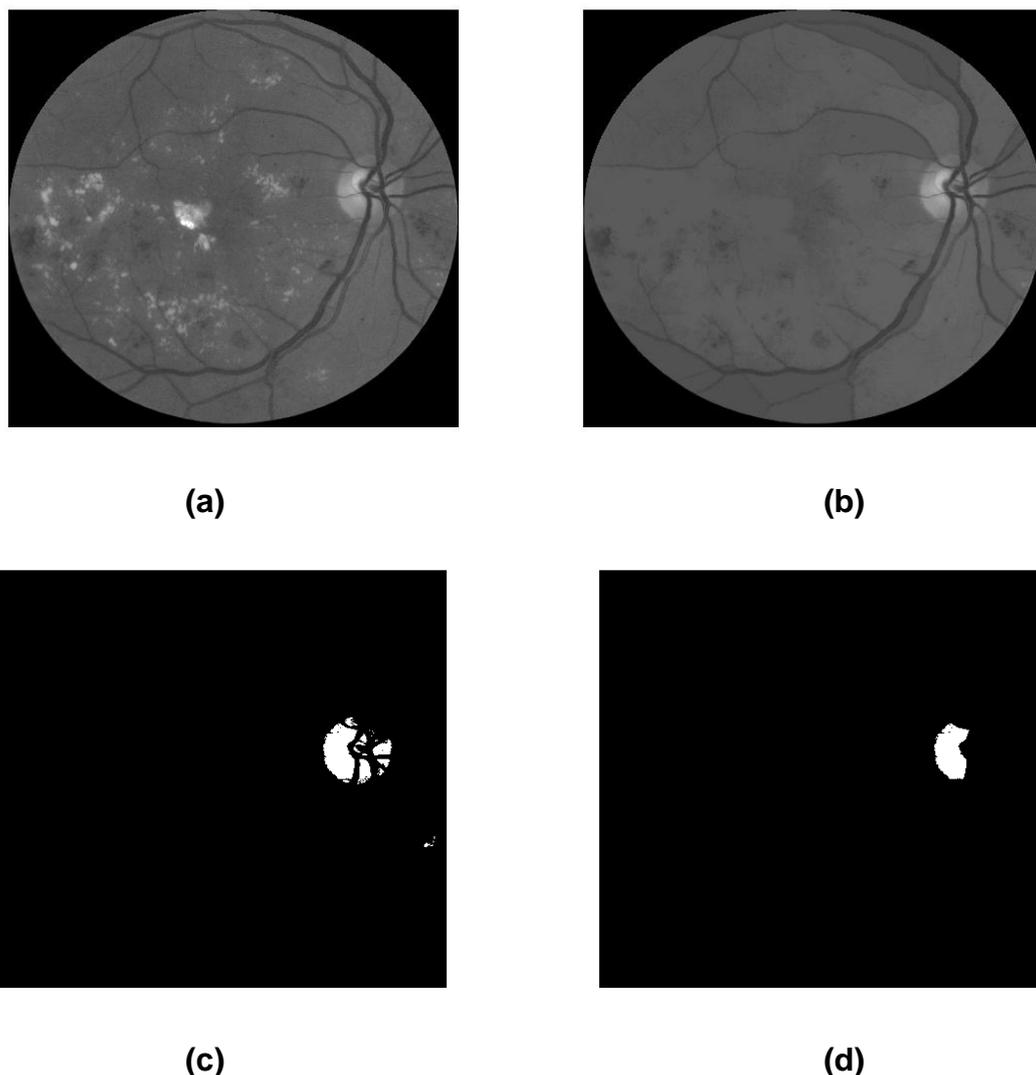


Figure 4.4: Détection du centre approximatif du disque optique. (a) I_v : image original canal vert, (b) I₂ : Reconstruction morphologique par dilatation du réseau vasculaire, (c) I₃ : Seuillage par niveau de gris et extraction des régions fragmentées du disque optique, (d) seuillage surfacique et détermination du centre approximatif C.

4.2.2.3. Détection du contour de la papille

Comme nous l'avons déjà dit dans le paragraphe 4.2.3, le contour de la papille apparaît sous le meilleur contraste au canal rouge, le but maintenant est de détecter le contour de la papille à partir du canal rouge. En morphologie mathématique l'outil par excellence pour la détection de contour est la ligne de partage des eaux, qui est généralement appliquée sur le gradient de l'image en question.

La ligne de partage des eaux « LPE » est une approche qui considère une image à teinte de gris comme une surface topographique ou l'altitude correspond au niveau

de gris. Le principe de construction de la LPE par immersion est le suivant figure (4.5) :

En imaginant que tous les minima régionaux sont percés figure (4.5.a), on immerge progressivement le relief par une montée des eaux.

- A chaque fois que le niveau de l'eau atteint un minima régional un nouveau bassin est créé figure (4.5.a).
- A chaque fois que deux bassins se rencontrent, on empêche leur fusion en construisant une digue figure (4.5.b), figure (4.5.c).
- L'ensemble de ces digues constitue la ligne de partage des eaux figure (4.5.d).

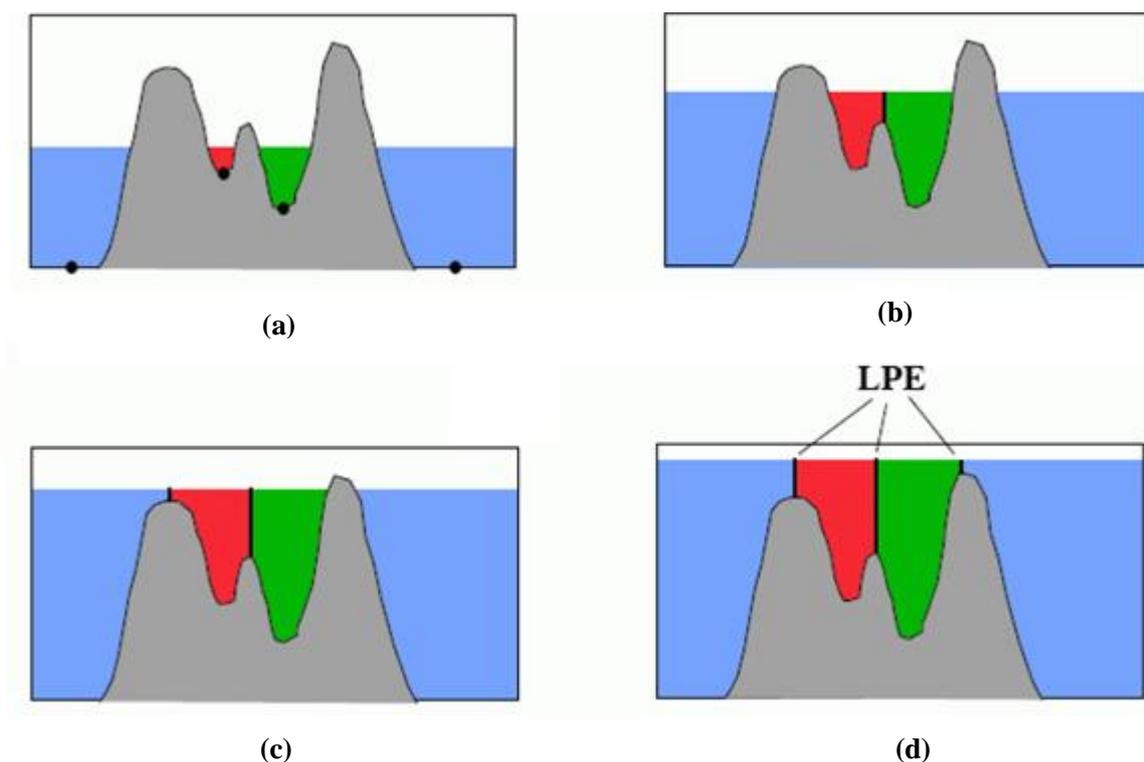
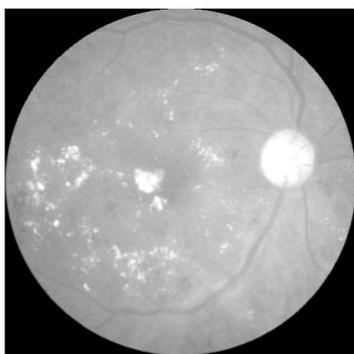


Figure 4.5 : Principe général de la Ligne de Partage des Eaux **(a)** Immersion des minima, **(b)** Formation du 1er bassin, **(c)** Formation du 2ème bassin **(d)** Construction de la LPE

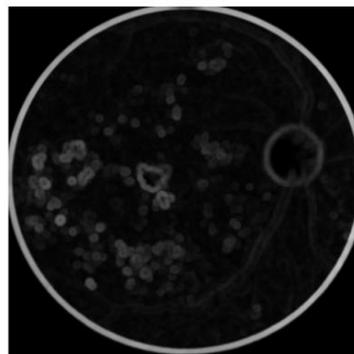
La LPE calculée directement sur une image ne donne pas de très bons résultats de segmentation, car les objets dans une image ne correspondent pas toujours à des crêtes, pour palier à cette difficulté, la LPE est toujours appliquée au gradient de l'image en question. Un autre problème qui se pose est la sur-segmentation, car un bassin versant va résulter de chaque minimum, et dans une image réelle il existe beaucoup de minimas parasites qui ne correspondent pas à des objets. Donc on aura trop de régions et donc une sur-segmentation.

Pour segmenter notre disque optique par la LPE nous avons appliqué directement le gradient de l'image dans le canal rouge figure (4.6a), voici ce que nous obtenons figure (4.6.b).

$$\nabla I_r = \delta_{es1}(I_r) - \varepsilon_{es1}(I_r) \quad (4.6)$$



(a)



(b)

Figure 4.6: Principe général de la Ligne de Partage des Eaux. (a) le canal rouge de l'image, (b) Gradient de l'image (a).

Le contour de la papille est bien marqué par des valeurs de gradient fortes, ce qui va permettre à la LPE de donner un bon résultat de segmentation du contour de la papille. Mais à l'intérieur du disque optique le réseau vasculaire qui interrompe la papille, ainsi le *cup* qui est plus contrastée que le reste de la papille, vont créer d'autres sources de fort gradient qui risquent d'être détectées par la LPE en plus des contours de la papille. Ceci va donc engendrer d'autres régions à l'intérieur du disque et par conséquent une sur-segmentation.

Pour éliminer ces sources de sur-gradient nous appliquons en premier lieu un filtre gaussien pour diminuer le bruit figure (4.7.a) :

$$I_4 = G_\sigma(I_r) \quad (4.7)$$

Ensuite les vaisseaux qui interrompent le disque optique sont éliminés par une simple fermeture morphologique ou l'élément structurant est choisi plus grand que la largeur maximale des vaisseaux figure (4.7.b).

$$I_5 = \phi_{es2}(I_4) \quad (4.8)$$

Enfin pour éliminer le sur-gradient crée par le *Cup* qui présente un pic, et en même temps préserver les bords du disque, nous appliquons une ouverture morphologique par reconstruction avec un élément structurant de grande taille figure (4.7.c) :

$$I_6 = R_{I_5}(\xi_{es3}) \quad (4.9)$$

Ensuite nous recalculons le gradient de l'image I_6 figure (4.7.d)

$$\nabla I_6 = \delta_{es1}(I_6) - \varepsilon_{es1}(I_6) \quad (4.10)$$

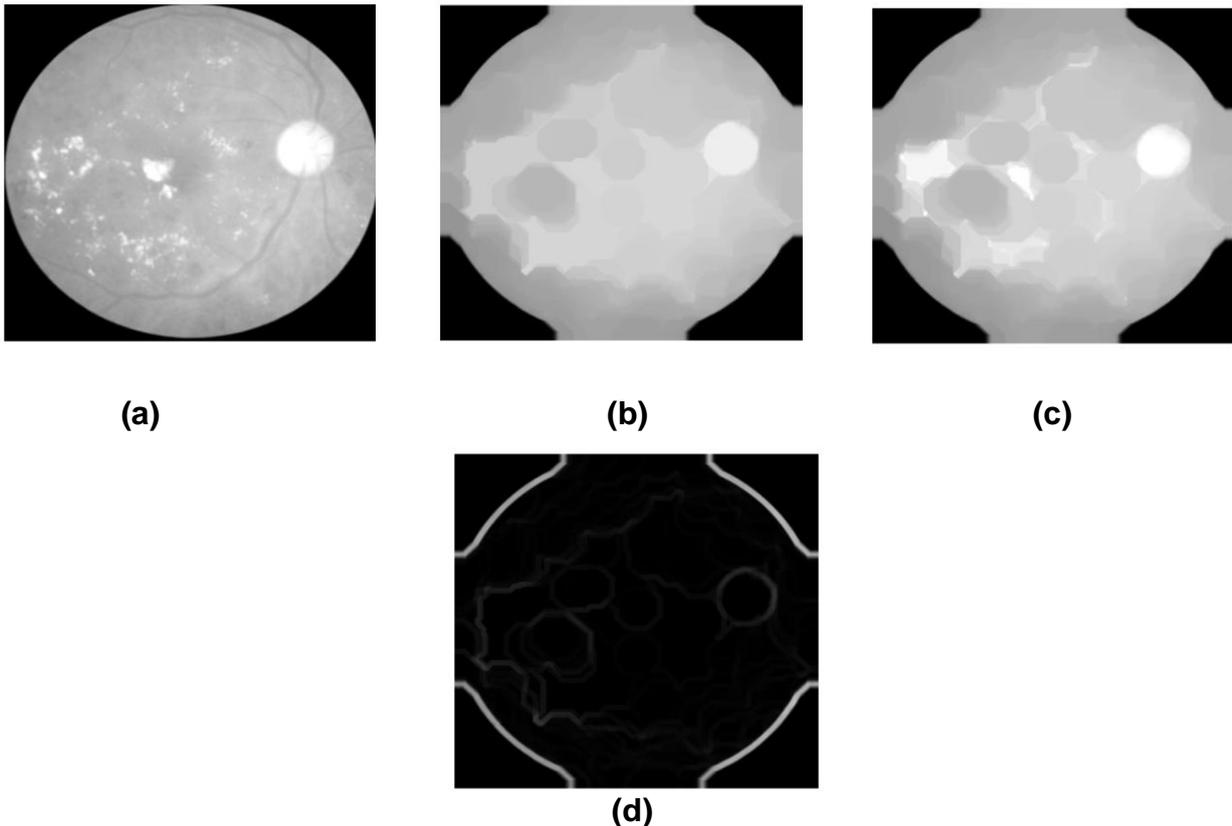
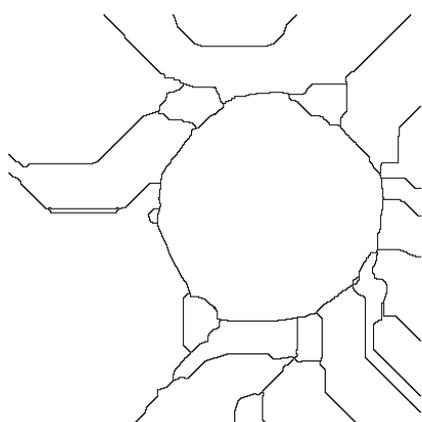


Figure 4.7: (a) I_4 : Filtrage du canal rouge de l'image, (b) I_5 : fermeture morphologique de l'image filtrée, (c) I_6 : Ouverture par reconstruction de I_5 , (d) ∇I_6 : Gradient de l'image filtrée.

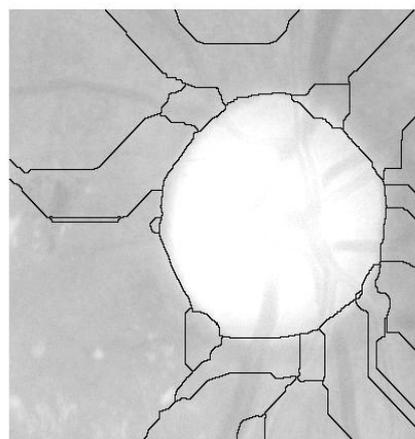
L'application des étapes de filtrage précédentes ont permis d'éliminer le gradient qui existait à l'intérieur du disque optique ce qui va permettre de n'avoir qu'une seule source d'inondation à l'intérieur du disque et de faire donc une meilleure détection des contours du disque optique figure (4.7.d).

Nous appliquons à présent la LPE sur une portion carrée de l'image centrée sur le centre approximatif du disque optique, et dont le coté est supérieur à $(2 \times \text{le diamètre moyen du disque optique})$ équation (4.11.a). Le résultat de la LPE est donné par la figure (4.8.a). La papille correspond au bassin versant contenant le centre approximatif C équation (4.11.b), figure (4.8.b). Le résultat de la segmentation du disque optique est montré dans la figure (4.8.c).

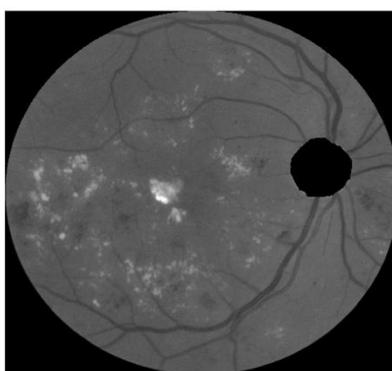
$$\left\{ \begin{array}{l} I_7 = LPE(I_6) \\ D_0 = BV_C(I_7) \text{ Avec } C \in BV_C \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} (4.11.a) \\ (4.11.b) \end{array}$$



(a)



(b)



(c)

Figure 4.8: (a) I_7 : segmentation LPE du disque optique, (b) superposition du résultat sur l'image original I_4 , (c) Image rétinienne avec disque optique segmenté.

Nous avons testé notre procédure sur des images rétiniennes, et nous avons constaté que l'efficacité de la méthode décrite dépend directement des paramètres de seuillage (s_1, s_2) des équations (4.2) et (4.4) respectivement, et des paramètres es_2, es_3 des équations (4.7) et (4.8) respectivement. Pour faire un choix optimal de ces paramètres, nous avons testé 20 images rétiniennes, et pour chacune d'elles nous avons fait varier ces paramètres jusqu'à obtenir un résultat satisfaisant et les résultats obtenus sont sur le tableau (4.1).

Tableau 4.1 : Variation des paramètres S_1, S_2, Ex_1, Ex_2 et choix de leurs valeurs optimales.

Image	S1	S2	Es2	Es3
1	22	145	50	70
2	22	145	60	70
3	18	125	50	78
4	28	150	60	70
5	28	150	40	70
6	20	150	55	70
7	22	150	60	70
8	22	150	60	70
9	22	150	40	70
10	22	150	40	70
11	22	150	35	70
12	22	150	50	70
13	22	150	50	70
14	22	150	60	70
15	22	150	60	70
Moyenne	22,4	147,6666667	51,33333333	70,53333333

Puis nous avons considéré une version de la procédure avec les moyennes des paramètres du tableau précédent comme étant une généralisation de la procédure.

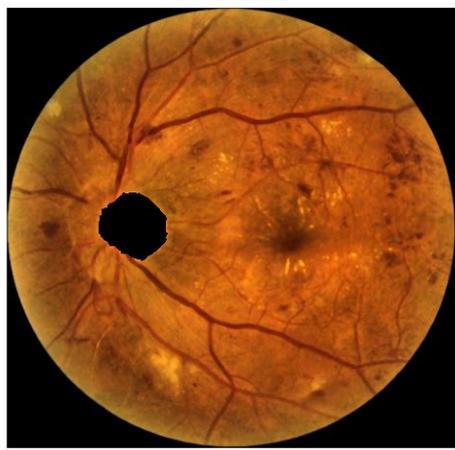
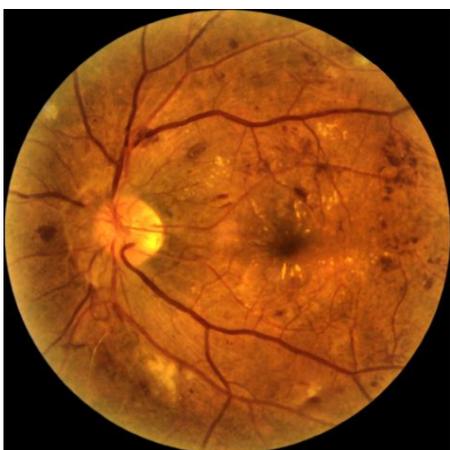
La procédure généralisée a été testée sur 20 images rétiniennes et elle a donné une bonne détection du disque optique même sur des images où le disque est faiblement contrasté ou altéré par d'autres lésions figure (4.11.9).



(a)



(b)



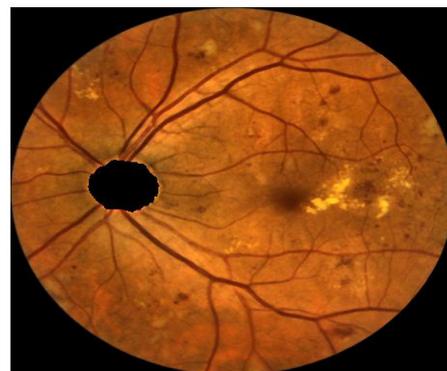
(c)



(d)



(e)



(f)

Figures 4.9 : Résultats de la détection du disque optique sur six images (a), (b), (c), (d), (e), (f).

4.3. Partie II : Détection automatique des exsudats:

4.3.1. Propriétés des exsudats dans une image rétinienne

Les exsudats apparaissent dans une image rétinienne couleur comme des taches jaunâtres lumineuses et bien contrasté par rapport au fond de l'image, ils sont de taille et de formes variables, et leurs contour est net mais irrégulier. Le canal où ils apparaissent sous le meilleur contraste est le canal vert comme le montre la figure (4.1.a), c'est donc sur ce canal que va opérer la procédure de détection.

La difficulté dans la détection des exsudats vient du fait que les seuls informations que l'on peut exploiter pour leurs détection, sont la couleur et la luminosité et ceci car leurs formes et leurs tailles sont très variables et ne peuvent donc pas être utilisées comme connaissance a priori pour la détection. Une autre difficulté que nous avons rencontré, c'est la présence d'autres éléments dans l'image rétinienne qui ont les mêmes caractéristiques de contraste, couleur et de forme que les exsudats. Le disque optique par exemple est un élément anatomique de la rétine qui apparait dans l'image rétinienne avec la même couleur et le même contraste que les exsudats, il serait détecté a tort par la procédure de détection des exsudats. C'est pourquoi nous avons consacré la partie précédente de ce chapitre à sa détection en vue de son élimination de l'image d'entrée. Nous travaillerons donc sur des images rétiniennes figure (4.10.a), dans le canal vert et où le disque optique a été éliminé par la méthode décrite dans le paragraphe précédent.

4.3.2. Procédure de détection des exsudats :

Comme nous l'avons précédemment précisé, les exsudats sont bien contrastés par rapport au fond et leurs bords sont nettes, donc un pixel du bord appartenant à un exsudat et un pixel avoisinant ont des niveaux de gris bien distincts. Et c'est de cette variation que nous allons nous servir pour détecter les bords des régions candidates, mais avant de procéder à cette variation, nous devons éliminer les sources de variation créées par d'autres structures comme les réseaux vasculaire.

La source de variation causée par le réseau vasculaire peut être éliminée, par une simple fermeture morphologique ou l'élément structurant circulaire est plus grand que la largeur maximale des vaisseaux équation (4.12).

$$I_8 = \phi_{es}(I_V) \quad (4.12)$$

Le résultat est illustré dans la figure (4.10.b).

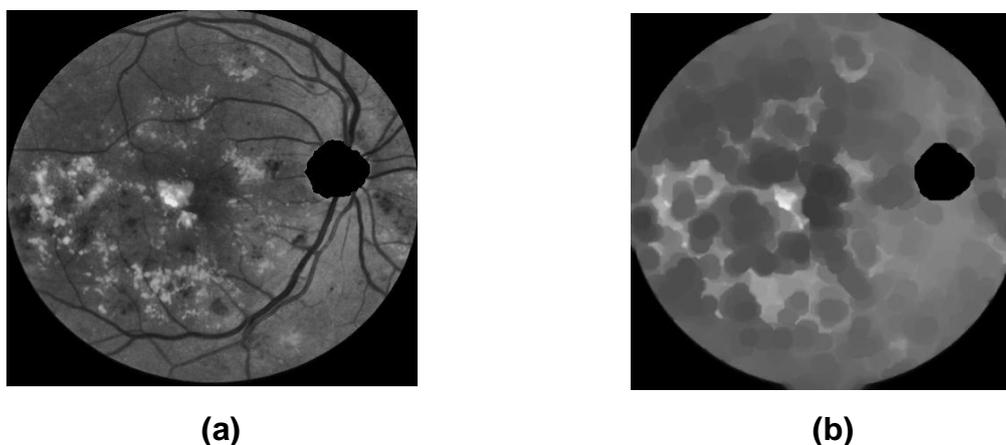


Figure 4.10 : (a): Image original I_v avec disque optique éliminé, (b) I_8 : Fermeture morphologique de I_v .

Nous passons en suite au calcul de la variation local et ceci en utilisant l'opérateur de l'écart type sur des fenêtres centrées sur un pixel p :

$$I_9(p) = 1/(n - 1) \sum_{k=0}^n (p(k) - \mu_w)^2 \quad (4.13)$$

Où W est la fenêtre de taille n centrée dans le pixel p et μ_w est la moyenne des pixels à l'intérieur de la fenêtre W .

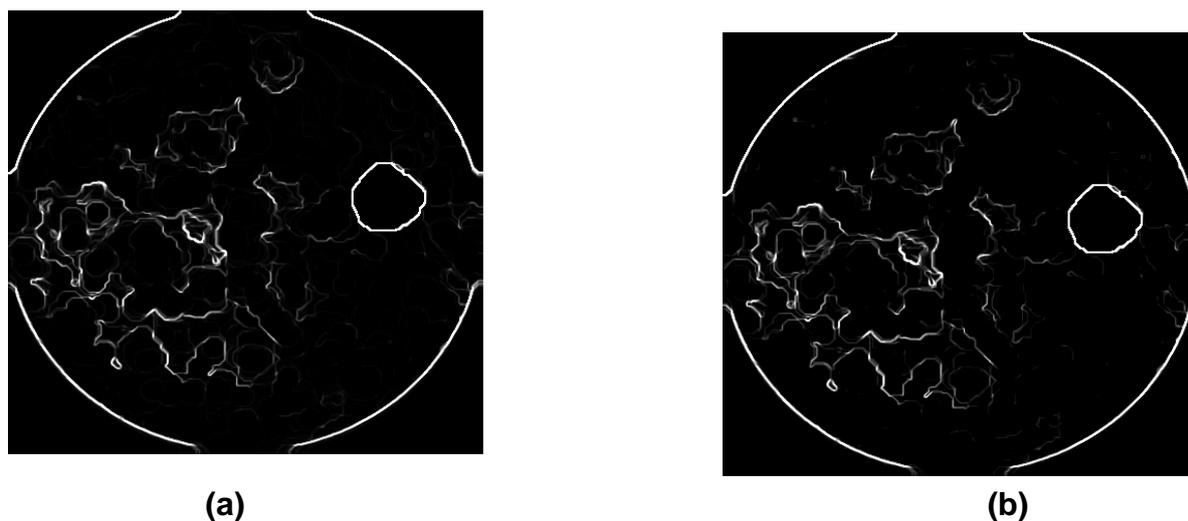


Figure 4.11 : (a) I_9 : Variation local de I_8 , (b) I_{10} :Seuillage et extraction des régions candidates.

Nous voyons bien dans les résultats de cette opération figure (4.11.a), que les bords des régions contrastées sont bien marqués. Il reste à présent à trouver les variations minimales qui correspondent aux bords d'un exsudat, pour faire un seuillage et garder toutes les régions susceptible de contenir des exsudats, et éliminer les premiers faux positifs. Pour ce faire nous avons évalué la variation minimale pour avoir une région susceptible d'être un exsudat, puis nous avons utilisé cette variation pour le seuillage de l'image I9 figure (4.11.b).

$$I_{10} = T_{s3}(I_9) \quad (4.14)$$

Pour assurer la détection intégrale des exsudats avec leurs contours on doit faire une dilatation morphologique avec un élément structurant circulaire de petite taille et le résultat est dans la figure (4.12.a).

$$I_{11} = \delta_{es4}(I_{10}) \quad (4.15)$$

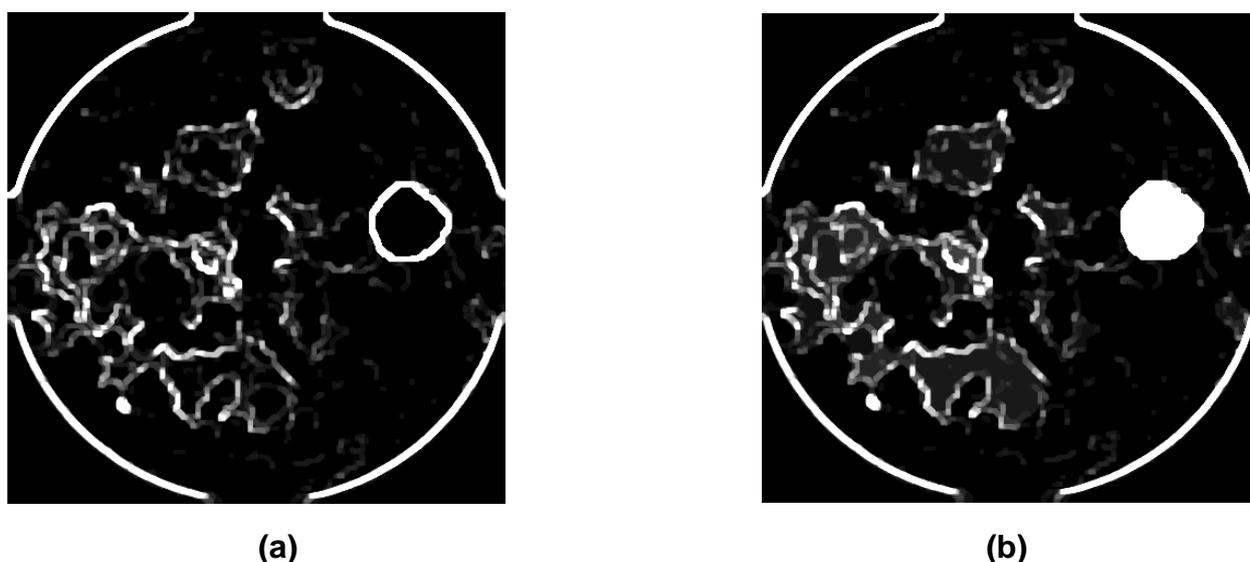


Figure 4.12: (a) I_{11} dilatation de l'image I_{10} , (b) I_{12} bouchage des trous (flood-filled) de I_{11}

La variation que nous avons calculée précédemment permet de marquer les contours des régions candidates. Pour pouvoir récupérer toute les régions, nous procédons à une opération appelée remplissage par diffusion ou « Flood filled opération ». Cette opération consiste à amener les pixels des régions sombres au même niveau de gris que les régions claires environnantes voir figure (4.12.b).

$$I_{12} = flood_filled(I_{11}) \quad (4.15)$$

Une des conséquences de l'opération précédente est de reconstituer le disque optique, nous devons donc l'éliminer encore une fois et ceci en soustrayant une version dilatée de l'image contenant le disque optique détecté par la procédure du paragraphe (4.2.3), équation (4.16). Ce qui donne le résultat de la figure (4.13.a).

$$I_{13} = I_{12} - \delta_{es4}(DO) \quad (4.16)$$

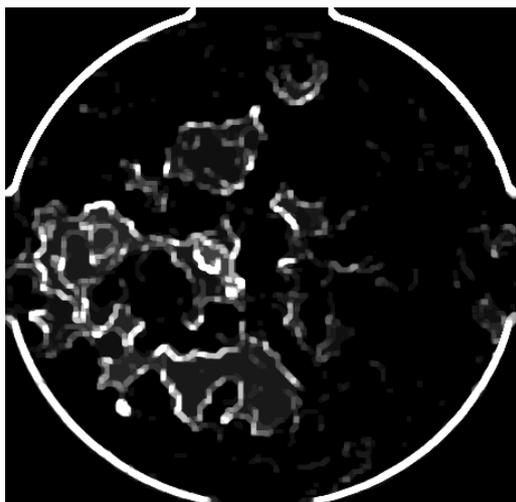
L'image I_{13} représente les régions candidates qui contiennent les exsudats mais aussi d'autres régions qui sont bien éclairées, toute fois il existe une différence entre les deux, les régions bien éclairées qui ne sont pas des exsudats ont une variation lente à leurs bord, contrairement aux exsudats, donc ils apparaissent dans l'image I_{13} avec une plus faible intensité qui est directement liée des valeurs plus faibles de l'équation (4.13). Pour séparer ces deux éléments, et obtenir les exsudats uniquement, nous utilisons justement cette différence.

On considère une image qui représente l'image originale à laquelle on soustrait les régions candidates, équation (4.17), figure (4.13.b).

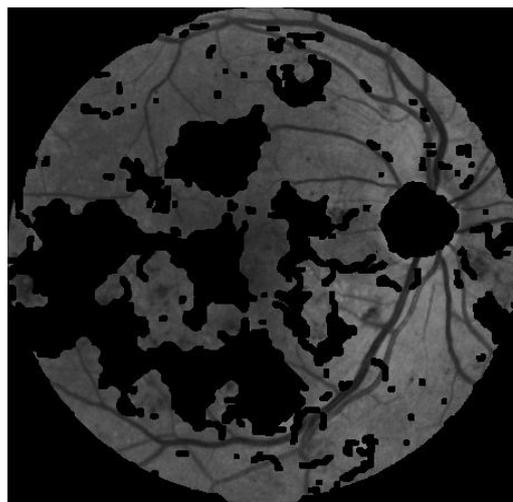
$$\begin{cases} I_{14}(p) = I_V(p) \text{ si } p \in I_{13} \\ I_{14}(p) = 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad (4.17)$$

La reconstruction morphologique par dilatation de l'image originale I_{14} , et ceci en prenant comme masque l'image originale I_V , permet d'obtenir une image contenant uniquement les régions claires qui ne sont pas des exsudats. En effet la reconstruction par dilatation de I_{13} est une série de dilatations de l'image sans les régions candidates, puis le calcul du minimum entre la version dilatée et l'image originale. Le minimum va permettre de reconstruire les régions claires qui ne sont pas des exsudats en même temps les exsudats qui apparaissent avec des intensités plus importantes sont éliminés par ce même minimum. Le résultat I_{15} est sur la figure (4.13.c).

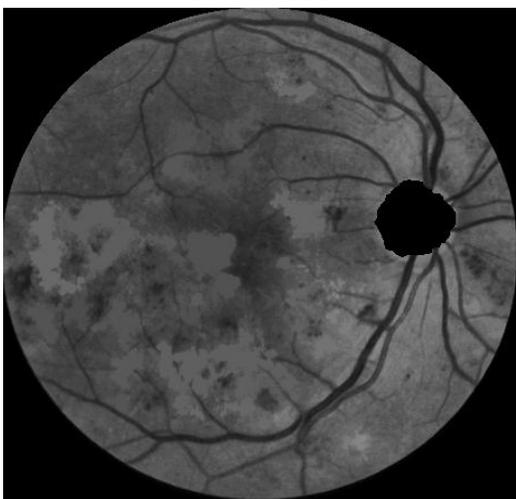
$$I_{15} = RI_V(I_{14}) \quad (4.18)$$



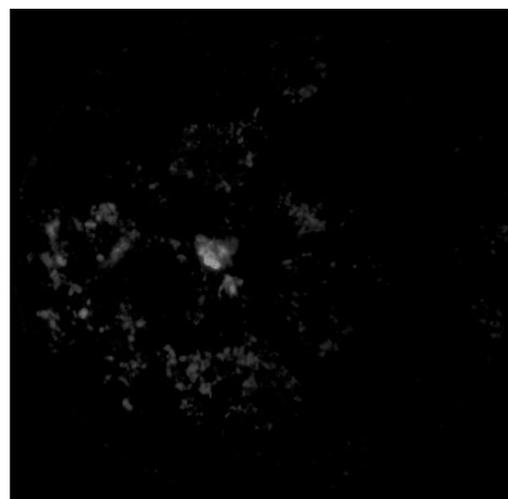
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.13: (a) I_{13} : élimination du disque optique dans l'images des candidats, (b) I_{14} : image original sans les régions candidates, (c) I_{15} : reconstruction par dilatation de I_{14} , (d) I_{16} : régions candidates.

Il suffit donc à présent de soustraire le résultat de la reconstruction à celui de l'image originale pour obtenir les exsudats figure (4.13.d).

$$I_{16} = I_V - I_{15} \quad (4.19)$$

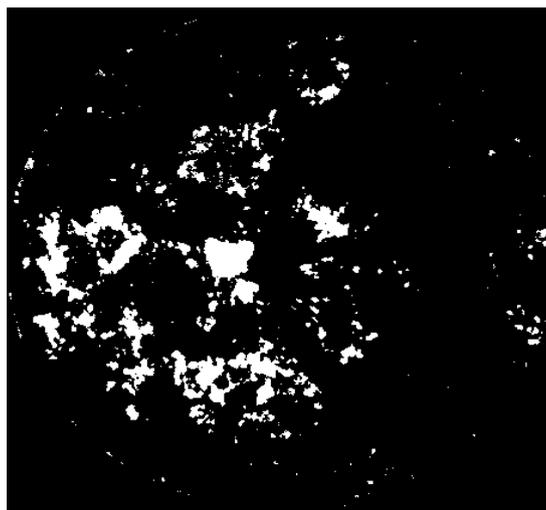


Figure 4.14: Seuillage des régions candidatent.

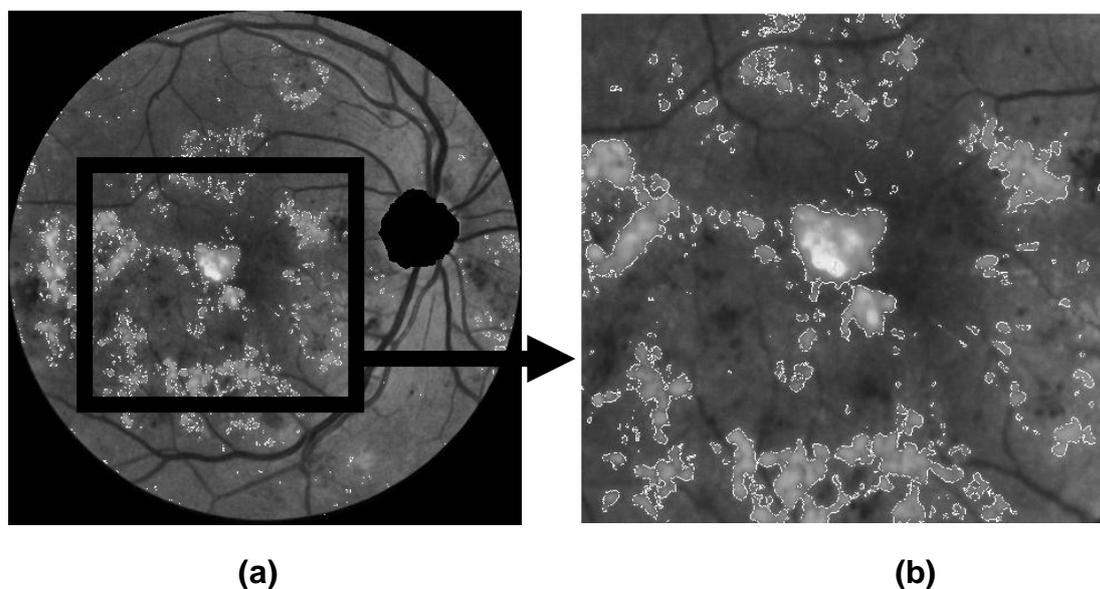


Figure 4.15: (a) Résultats de la détection des exsudats, (b) Zoom d'une région de détection des exsudats.

La figure (4.15.a) illustre le résultat de la détection des exsudats ainsi qu'un agrandissement d'une zone de détection figure (4.15.b), nous voyons bien les contours des exsudats détectés par la procédure, il reste à présent à faire une évaluation quantitative des résultats pour déduire l'efficacité et la robustesse de la procédure, et ceci en faisant la comparaison entre les résultats de la procédure et ceux d'un spécialiste, c'est l'objet du paragraphe suivant.

4.3.3. Méthode d'évaluation des résultats

L'évaluation d'une procédure de détection de lésions passe obligatoirement par la comparaison de ses résultats avec ceux d'un spécialiste, pour estimer la robustesse de l'algorithme en terme de sensibilité et de spécificité nous devons évaluer certains paramètres basé sur le nombre des bonnes ou mauvaises détections, à la suite de la comparaison des résultats du spécialiste avec le teste fait par la procédure , nous résumons ces paramètres comme suit [84]:

VP Vrais Positifs lésion existante et le test avec la procédure est positif.

FP Faux positif : lésion non existante et le test avec la procédure est positif.

VN Vrais Négatif : lésion non existante et le test avec la procédure est négatif.

FN Faux négatif : lésion existante et le test avec la procédure est négatif.

Avec ces paramètres nous pouvons définir la sensibilité comme étant le taux de lésions détectées avec sucée :

$$\text{Sensibilité} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (4.20)$$

Ou $VP+FN$ représente le nombre total de lésion.

La spécificité est définit comme étant le taux de structures qui ne sont pas des lésions et qui n'ont pas été détecté par la procédure :

$$\text{Spécificité} = \frac{VN}{VN+FP} \quad (4.21)$$

Ou $VN+FP$ est le nombre total de structures qui ne sont pas des lésions.

Il existe deux types de comparaison, soit '*objets par objets*' dans le cas où le contour des objets ne compte pas et seul le nombre d'objets compte, ou une détection '*pixel par pixel*' dans le cas où le nombre de lésions n'est pas important ou alors non quantifiable, comme dans le cas des exsudats, qui sont des lésions non quantifiable et dont la valeur diagnostique réside dans la surface occupée par ces dernière.

Les exsudats sont des lésions surfaciques qui s'entendent sur un nombre important de pixels, et qui ont des contours irréguliers, il est donc très difficile dans une image ou même dans une sous-image contenant des exsudats marqués par le spécialiste,

de quantifier manuellement le nombre exacte de pixels qui sont des exsudats et ceux qui ne le sont pas. La saisie des pixels marques par le spécialiste doit se faire automatiquement. Il existe une fonction dans l'outil que nous utilisons qui permet la saisie automatique d'une région, cependant il est difficile de faire un traçage précis des contours d'une région avec cette fonction, ce qui va réduire la précision de l'évaluation.

Pour palier a cette difficulté nous avons utilisé un Classifieur (K plus proches voisins KNN) conformément aux articles [92,93]. Le principe de cette méthode consiste à entrainer ce classifieur sur la base de pixels marqués par le spécialiste. Puis nous soumettons des images a ce dernier, ainsi qu'à notre procédure. La comparaison des résultats permet d'évaluer les paramètres VP ,FP ,VN,FN.

Les résultats de cette comparaison sont illustrés dans le paragraphe suivant.

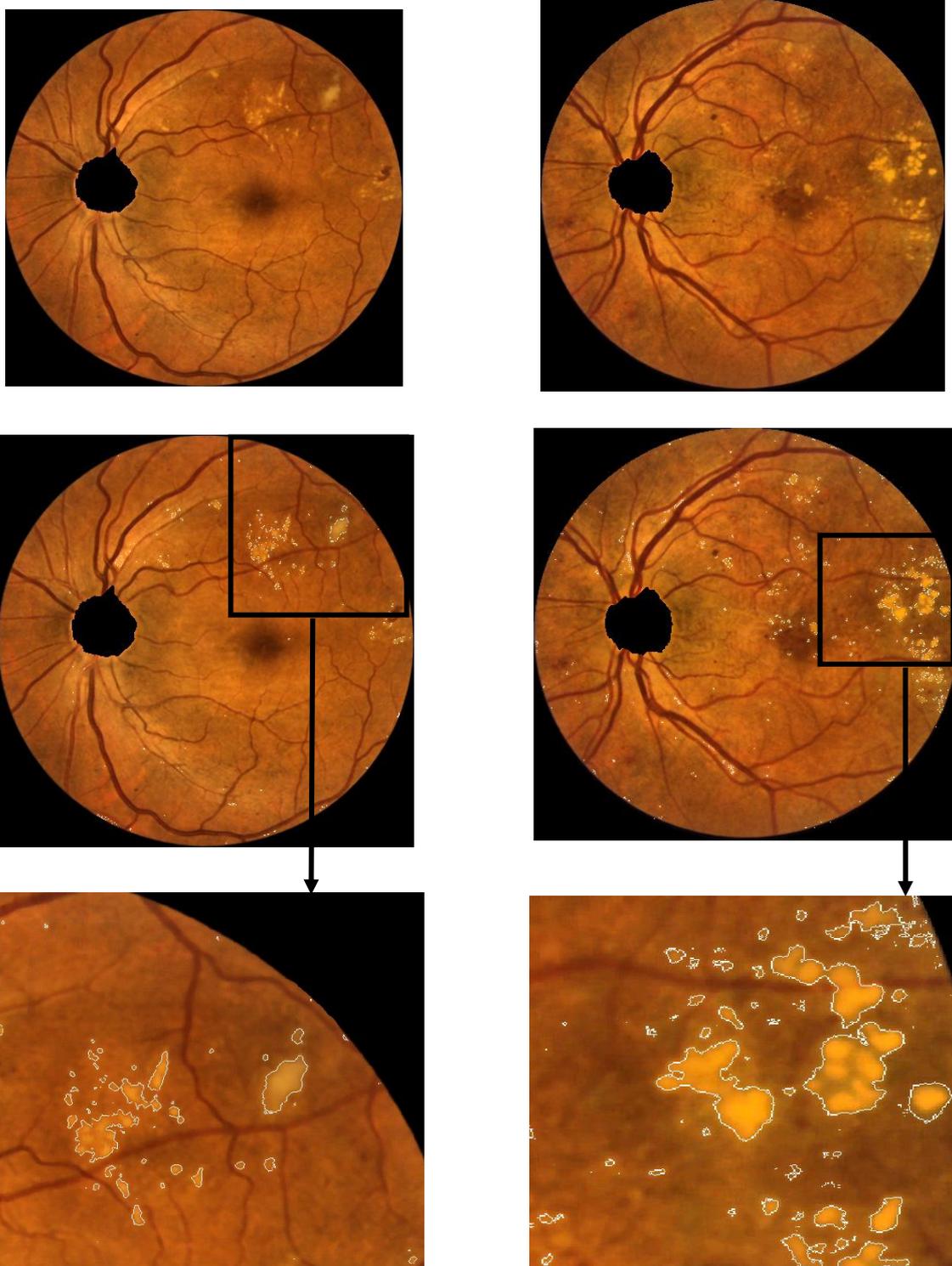
4.3.4. Résultats de l'évaluation:

Nous avons comparé les résultats de notre procédure avec ceux données par le classifieur entrainé avec les cas marqués par le spécialiste et ceci sur un groupe d'images rétinienne, le tableau (4.2) résume les paramètres déduit de cette comparaison :

Tableau 4.2 : Résultats de l'évaluation de la procédure.

Image	VP	FP	VN	FN	sensibilité	spécificité
1	11059	15236	149161	1667	86.90	90.73
2	14581	16211	231561	1709	89.51	93.46
3	14877	15915	231841	1429	91.24	93.58
4	14522	16270	232310	960	93.80	93.45
5	8497	9234	231841	1429	85.60	96.17
6	12353	13942	148802	2026	85.91	91.43
7	12707	13588	148293	2535	83.37	91.61
8	12582	13713	142285	8543	59.56	91.21
9	3716	2099	87023	1380	72.92	97.64
10	4331	3460	151011	1999	68.42	97.76
11	6363	5728	151011	1999	76.09	96.35
12	6409	6723	146846	823	88.62	95.62

La procédure implémentée donne une sensibilité moyenne de 81.83%, 94.08%. Les résultats finaux de cette dernière sur quatre images de patients diabétiques sont illustres dans la figure (4.16).

**(a)****(b)**

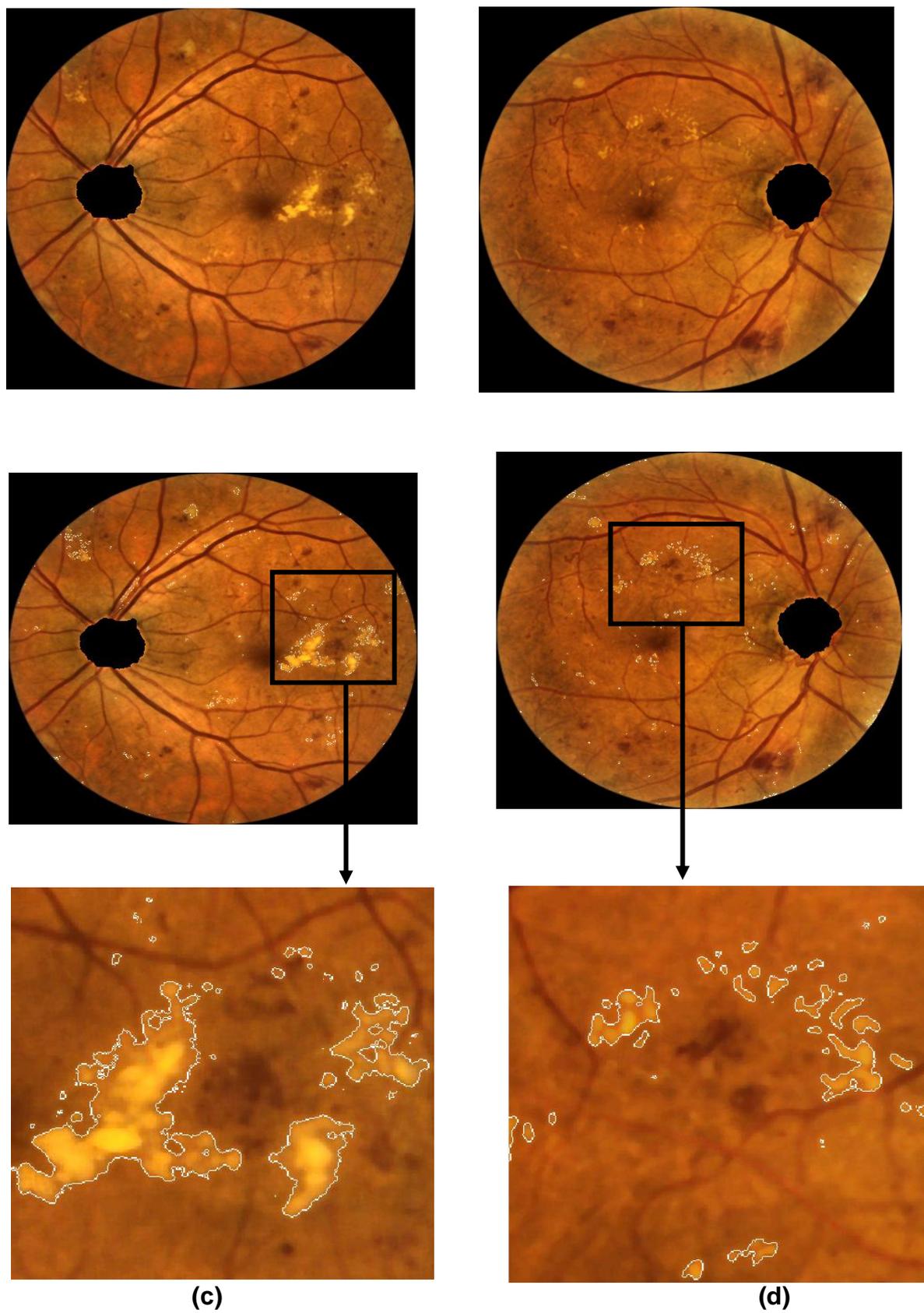


Figure 4.16 : Résultats de la procédure de détection des exsudats sur les images
(a)(b)(c)(d)

L'amélioration de performance de notre procédure peut être faite par l'augmentation des paramètres de sensibilité et de spécificité qui revient à augmenter les VP, et les VN respectivement. Pour augmenter les VP, c'est-à-dire le nombre d'exsudats correctement détectés, une solution est d'augmenter encore plus le contraste des structures dans l'image rétinienne, par des méthodes plus efficaces que celle que nous avons utilisées, comme c'est le cas dans [92]. D'autre part pour augmenter le VN, qui représente le nombre de candidats non exsudats et qui ne sont pas détectés par la procédure, on peut améliorer le choix du seuil que nous avons utilisé dans l'équation (4.14), qui représente la variation minimale aux bords d'un exsudat, en effet si ce paramètre est choisi trop faible on risque d'avoir beaucoup de faux positifs, et si au contraire on le choisit trop élevé on risque de passer à côté de beaucoup d'exsudats, surtout si l'image est mal contrastée. L'idéal serait de rendre ce paramètre dépendant du taux de contraste de l'image.

La procédure que nous avons implémentée, peut être intégrée au sein d'un logiciel de diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique. Ses résultats peuvent aussi servir pour la détection de l'œdème maculaire, qui est défini par la présence d'exsudats dans la région maculaire qui est le centre de la vision. Cette détection a une valeur diagnostique considérable car la présence d'œdème maculaire est une menace directe pour la vue du patient diabétique.

4.5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté une procédure de détection des exsudats dans des images rétiniennes couleurs, basée sur des opérateurs morphologiques, qui sont des outils très efficaces pour la détection d'objets dont les caractéristiques de forme, de contraste et de couleur sont connues. Le disque optique ayant les mêmes caractéristiques que les exsudats, son élimination est une étape obligatoire dans la procédure de détection des exsudats. C'est pour quoi la première partie de ce chapitre a été consacrée à sa détection.

Cette procédure de détection des exsudats présentée dans ce chapitre, peut être utilisée dans un logiciel dédié au diagnostic des lésions rétiniennes dues au diabète, que ce soit pour la détection des exsudats ou des œdèmes maculaires qui surviennent lors de la présence d'exsudats dans la région maculaire, qui entraîne une altération importante de la vue du patient.

L'amélioration des résultats de ce système de détection peut être faite par l'amélioration des étapes de prétraitements, surtout celle qui vise à améliorer le contraste, et ceci pour augmenter le contraste des structures anatomiques et pathologiques, et rendre leur détection plus efficace. Une autre amélioration peut être apportée par un meilleur choix des paramètres de segmentation surtout ceux qui sont liés au degré de contraste de l'image.

CONCLUSION

Dans ce mémoire nous avons présenté une procédure de détection automatique des exsudats sur les images rétinienne, qui sont des lésions rétiniennes qui surviennent en conséquence du diabète. Cette procédure a été développée en vue d'apporter une aide au diagnostic automatique de la rétinopathie diabétique.

Les outils du traitement d'images numériques, rendent la mise en œuvre de ce système de diagnostic possible, et ceci sur plusieurs aspects. Premièrement, les images numériques peuvent être améliorées afin de faciliter la lecture manuelle, aussi les méthodes de détection de lésions peuvent être utilisées pour mettre en place un système de dépistage automatique. Enfin ces outils peuvent améliorer le suivi de la maladie, par exemple pour des études cliniques sur l'efficacité d'un traitement.

Pour atteindre notre objectif nous avons utilisé des opérateurs très utilisés dans le traitement des images numériques, qui sont les opérateurs morphologiques. Ce choix est principalement dû au fait que ces opérateurs sont les mieux adaptés lorsqu'il s'agit de détecter des objets, qui ont une taille et une couleur connus, ce qui est généralement le cas pour les lésions dans les images médicales et pour les exsudats en particulier. L'application des opérateurs morphologiques a été précédée par deux étapes de prétraitements, en vue d'améliorer la qualité de l'image. Le premier prétraitement est la normalisation de couleur des images de la base de données et ceci pour les uniformiser en utilisant une image de très bonne qualité dite image de référence. Le deuxième prétraitement est l'amélioration du contraste, cette opération a été réalisée par deux méthodes la première est une amélioration du contraste local qui n'a malheureusement pas donné le résultat voulu, ce qui nous a mené à une autre méthode qui est le CLAHE 'Contraste Limited Adaptive Histogram Equalization' qui a donné un assez bon résultat pour être utilisé par la suite.

Ensuite nous avons procédé à une étape d'extraction du disque optique, car cet élément anatomique a les mêmes caractéristiques que les exsudats, il risque donc d'être détecté à tort à la place des exsudats. L'élimination du disque optique a été

faite en utilisant les opérateurs morphologiques, à partir des informations sur la forme, la couleur, mais aussi le fait qu'il soit le point de départ des vaisseaux sanguins.

Une fois le disque optique détecté et éliminé, nous sommes passés à la segmentation des exsudats toujours avec les opérateurs morphologiques, l'information principale utilisée pour la détection est la variation des niveaux de gris aux bords des exsudats, qui ont la caractéristique d'être nette. Cette variation est mise en évidence par l'élimination des autres sources de variation telle que le réseau vasculaire.

L'évaluation de la procédure donne une sensibilité moyenne de 81.83% et une spécificité moyenne de 94.08%. Cette performance peut être augmentée, en améliorant les étapes des prétraitements, car l'amélioration de la qualité de l'image a un très grand impact sur l'efficacité de la segmentation. Les résultats de ce système de détection peuvent être utilisés dans des systèmes de détection automatiques de la rétinopathie diabétique, pouvant être embarqués directement sur des caméras mydriatique, pour pouvoir faire l'examen et avoir le diagnostic en temps réel. Les résultats de notre détection peuvent aussi être utilisés pour mesurer la distance entre les exsudats et la macula et pour pouvoir dire s'il y a ou pas d'œdème maculaire dont la valeur diagnostique est considérable dans la détermination de l'état d'avancement de la maladie, et la prévention des dégradations sur la vue du patient.

LISTE DES ABREVIATIONS

OMS : Organisation Mondial de la Sante.

RD :Rétinopathie diabétique.

DMLA :Dégénérescence maculaire liée à l'âge.

MSPRH :Ministre de la sante publique et la réforme hospitalière.

ALFEDIAM : Association de Langue Française pour l'Etude du Diabète et des Maladies Métaboliques.

CNAMTS :Caisse nationale de l'assurance maladie des travailleurs salariés.

ENTRPD :Echantillon National Témoin Représentatif des Personnes Diabétiques.

RGB :Red Green Blue.

MFR :Moyenne Fréquence de Récurrence.

HSL:Hue-Saturation-Lightness.

CDR :Cup-to-Disk vertical Ration.

C-V :Chan and Vese.

GVF :Gradient Vector Flow.

ASM :Active Shape Model.

ROC :Retinopathy Online Challenge database.

BP :Back-Propagation.

SCG: Conjugate Gradient.

SVM : Support Vector Machine.

CLAHE :Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization.

FCM :Fuzzy-C-Means.

DIARETDB1 :Diabetique Rétinopathie Database .

PCA Principal component analysis.

DCUT Discrète Curvelet Transform.

VP :Vrais Positif.

VN :Vrais Negatif .

FP :Faux Positif .

FN :Faux Negatif

REFERENCES

- [1] D. Kuhn et G. Soubrane, *Rétine médicale*, Encycl Méd Chir, Editions scientifiques et médicales Elsevier SAS, Paris, 21-000-B-10, 2000.
- [2]<http://www.vulgaris-medical.com/encyclopedie/corps-ciliaire-7133.html>
- [3] R.F.Schmidt et G.Them et Thews .*Physiologie de menschew*, Volume 1 .Springer-Verlag Berlin.Heidelberg.
- [4] Iatheleen E.Cullen .*Physiology* .Montreal.Quebec.Canada,2000.
- [5] Franck RN. Diabetic retinopathy. *N Eng J Med* 2004, 350, 48-58
- [6] Klein R, Klein BEK, Moss SE. Visual impairment in diabetes . *Ophthalmology*, 1984, 91, 1-9.
- [7] Moss SE, Klein R, Klein BEK. The 14-year incidence of visual loss in a diabetic population.*Ophthalmology*,1998, 105, 998-1003.
- [8] Moss SE, Klein R, Klein BEK. The incidence of visual loss in a diabetic population.*Ophthalmology*, 1988, 95, 1340-1348.
- [9] Sjolie AK, Stephenson J, Aldington S, Kohner E, Janka H, Stevens L, Fuller J, and the EURODIAB Complications Study Group. Retinopathy and vision loss in insulin-dependent diabetes in Europe. *Ophthalmology* 1997; 104, 252-260.
- [10] Delcourt C, Vilatte-Cathelineau B, Vauzelle-Kervroedan F, Cathelineau G, Papoz L. Visual impairment in type 2 diabetic patients. *Acta Ophthalmol Scand* 1995; 73, 293-298.
- [11] Early Treatment Diabetic Retinopathy Study Research Group. Early photocoagulation for diabetic retinopathy. ETDRS report number 9. *Ophthalmology*, 1991, 98, 766-785.

[12] Etude épidémiologique faite en 2009 par A. Barkat – R. Kherroubi - D. Hartani
Clinique ophtalmologie – CHU Mustapha Bacha.

[13] J. Kanski. Diabetic Retinopathy, Clinical Ophthalmology. Butterworth-Heimann,
Oxford.

1997.

[14] P. Shah, A. Jacks and P. Khaw. Eye disease in clinical practice. Manticore
Europe

Limited. 1999.

[15] T. Walter , Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la
rétinopathie diabétique à partir d'images couleur. Thèse de doctorat. l'Ecole
Nationale Supérieure des Mines de Paris. Septembre 2003.

[16] The Royal College of Ophthalmologists. Guidelines for diabetic retinopathy.
1997.

[17] P. Gain et G. Thuret, OEIL ET DIABÈTE. Faculté de médecine [de Saint Etienne](#).
[Université Jean Monnet](#), 2003.

[18] Diabetes Care and Research in Europe: The Saint-Vincent Declaration. Diabet
Metab, 1992,18, 359.

[19] Massin P, Angioi-Duprez K, Bacin F, et al. Recommandations de l'ALFEDIAM
pour le

dépistage et la surveillance de la rétinopathie diabétique. Diabet Metab, 1996, 22,
203-209.

[20] Recommandations de l'ANAES. Suivi du patient diabétique de type 2 à
l'exclusion du suivi des complications. Complications oculaires. Diabet Metab, 1999,
2(suppl), 35-38.

[21] Ricordeau P, Weill A, Bourrel R et al. Programme de santé publique sur la prise
en charge du diabète de type 2. Evolution de la prise en charge des diabétiques non
insulinotraités entre 1998 et 2000. Paris, février 2002, Direction du Service Médical,
CNAMTS, 92 p.

[22]Fagot-Campagna A, Simon D, Varroud-Vial M et al. Caractéristiques des personnes

diabétiques traitées et adéquation du suivi médical du diabète aux recommandations officielles. Entred 2001. BEH 2003, 49-50, 238-239.

[23]. Pugh JA, Jacobson JM, Heuven WAJ, et al. Screening for diabetic retinopathy .
Diabetes

Care, 1993,16,889-895.

[24]. Taylor R, Lovelock L, Turnbridge MG, et al. Comparison of non mydriatic retinal
photography with ophthalmoscopy in 2159 patients : mobile retina camera study.
BMJ,

1990,301 : 1243-1247

[25]. Klein R, Klein BEK, Neider MW, et al. Diabetic retinopathy as detected using
ophthalmoscopy, a nonmydriatic camera and a standard fundus camera.
Ophthalmology, 1985,92, 485-491.

[26]. Moss SE, Klein R, Kessler SD, Richie K. Comparison between ophthalmoscopy
and fundus photography in determining severity of diabetic retinopathy .
Ophthalmology, 1985, 92,2-67.

[27]. Lee VS, Kingsley RM, Lee ET, et al. The diagnosis of diabetic retinopathy .
Ophthalmoscopy

versus fundus photography. Ophthalmology, 1993,100:1504-1512.

[28] Hussain F. Jaafar, Asoke K. Nandi and Waleed Al-Nuaimy, "AUTOMATED
DETECTION OF EXUDATES IN RETINAL IMAGES USING A SPLITAND-MERGE
ALGORITHM" , European Signal Processing Conference, EUSIPCO, 2010.

[29] D. Usher, M. Dumskyj§, M. Himaga*, T. H. Williamson†, S. Nussey‡ and J.
Boyce*, " AUTOMATED DETECTION OF DIABETIC RETINOPATHY IN DIGITAL
RETINAL IMAGES: A TOOL FOR DIABETIC RETINOPATHY SCREENING",

Diabetes UK. Diabetic Medicine ,21, 84–90,2003. DOI: 10.1046/j.1464–5491.2003.01085.x.

[30] Y. Hatanaka, T. Nakagawa, Y. Hayashi, M. Kakogawa, A. Sawada, K. Kawase, T. Hara, and H. Fujita, “Improvement of Automatic Hemorrhages Detection Methods using Brightness Correction on Fundus Images,” in Proc. SPIE Medical Imaging 2008: Computer-aided Diagnosis, 6915, 69153E-1-69153E-10(2008).

[31] Nathan Silberman, Kristy Ahlrich, Rob Fergus and Lakshminarayanan Subramanian, “Case for Automated Detection of Diabetic Retinopathy”, Copyright c 2010, Association for the Advancement of Artificial Intelligence (www.aaai.org). All rights reserved.

[32] Granlund, G. H., and Knutsson, H. 1995. Signal Processing For Computer Vision. Kluwer Academic Publishers. IDF. 2009a. Latest diabetes figures paint grim global picture. http://www.idf.org/press_releases.

[33] Simoncelli, E. 1994. Design of multi-dimensional derivative filters. In In First International Conference on Image Processing, 790–793.

[34] S. Kavitha, K. Duraiswamy, ‘Automatic Detection of Hard and Soft Exudates in Fundus Images Using Color Histogram Thresholding’ European Journal of Scientific Research ISSN 1450-216X Vol.48 No.3 (2011), pp.493-504 © EuroJournals Publishing, Inc. 2011 <http://www.eurojournals.com/ejsr.htm>.

[35] M. Foracchia, E. Grisan, and A. Ruggeri, “Luminosity and contrast normalization in retinal images.” Med Image Anal, vol. 9, no. 3, pp. 179–190, Jun 2005.

[36] S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. IEEE Transactions on Medical Imaging, 8(3):263–269, September 1989.

[37] Michal Sofka, and Charles V. Stewart, “**Retinal Vessel Extraction Using Multiscale Matched Filters, Confidence and Edge Measures**”, IEEE Transactions on Medical Imaging. Vol.25 N.12, DECEMBER 2006.

[39] A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(3):203–210, 2000.

[40] C. Heneghan, J. Flynn, M. O’Keefe, and M. Cahill. Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis. *Medical Image Analysis*, 6(4):407–429, 2002.

[41] F. Zana and J.-C. Klein. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(7):1010–1019, 2001.

[42] Mariño, M. G. Penedo, M. J. Carreira, "Modified Contour Fitting applied to Detection of Retinal Vessels", *SIARP'2000*, 559-569, Lisboa (Portugal), September 2000.

[43] Thomas Walter, Jean-Claude Klein: "Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques ", J. Crespo, V. Maojo, and F. Martin : *Lecture Notes in Computer Science*, LNCS Vol. 2199 p. 282-287, © Springer-Verlag ,Second International Symposium on Medical Data Analysis (ISMDA) ,October 9-11, 2001, Madrid, Spain.

[44] A. Sopharak, B. Uyyanonvara, S. Barman et al. "Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods", *Computer Medical Imaging and Graphics* **32(8)**, pp. 720-727, 2008.

[45]. A. Sopharak & B. Uyyanonvara "Automatic Exudates Detection from Non-dilated Diabetic Retinopathy Retinal Image Using Fuzzy C-Means Clustering". In *Proceedings of the Third WACBE World Congress on Bioengineering*, 2007.

[46]. A. Sopharak & B. Uyyanonvara "Automatic Exudates Detection from Diabetic Retinopathy Retinal Image Using Fuzzy Cmeans and Morphological Methods". In *Proceedings of the 2007 Advances in Computer Science and Technology*, pp. 359–364, 2007.

[47]A. Sopharak, Khine Thet New, Yin Aye Moe et al. "Automatic Exudates Detection with a Naive Bayes Classifier". In Proceedings of the 2008 International Conference on Embedded Systems and Intelligent Technology. pp. 139-142, 2008.

[48]. A. Sopharak, Khine Thet New, Yin Aye Moe et al. "Automatic Exudate Detection with a Support Vector Machine Classifier." IMAGING IN THE EYE IV, Institute of Physics and British Machine Vision Association, AN IOP-BMVA JOINT EVENT, 2008.

[49] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms,"IEEE Trans. on Syst Man and Cybern. SMC-9 (1979) 62–66.

[50] A.Osareh , "Automated Identification of Diabetic Retinal Exudates and the Optic Disc",PHD thesis, January, 2004.

[51] S. Thomas. A simple approach for the estimation of circular arc centre and its radius,
Computer Vision, Graphics and Image Processing, 45:362-370, 1989.

[52] Siddalingaswamy P. C. Gopalakrishna Prabhu .K "Automatic Localization and Boundary Detection of Optic Disc Using Implicit Active Contours" International Journal of Computer Applications 2010 (0975 – 8887) Volume 1 – No. 7

[53].Shijian; and Joo Hwee Lim "AUTOMATIC OPTIC DISC DETECTION THROUGH BACKGROUND ESTIMATION" Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing. September 26-29, 2010, Hong Kong.

[54] N. Otsu, "A threshold selection method from graylevel histogram," IEEE Transactions on System, Man, Cybernetics, vol. 19, no. 1, pp. 62–66, January 1978.

[55] Gopal Datt Joshi, Jayanthi SivaswamyKundan Karan, S. R. Krishnadas, "OPTIC DISK AND CUP BOUNDARY DETECTION USING REGIONAL INFORMATION".

[56] Gopal Datt Joshi , Rohit Gautam, Jayanthi Sivaswamy, S. R. Krishnadas « Robust Optic Disk Segmentation from Colour Retinal Images » ICVGIP '10, December 12-15, 2010, Chennai, India Copyright 2010 ACM 978-1-4503-0060-5/10/12 ...\$10.00.

[57] T. Chan and L. Vese. Active contours without edges. *IEEE Trans. Image Processing*, 10(2):266–277, 2001.

[58] Juan Xu, Opas Chutatape, Eric Sung, Ce Zheng, Paul Chew Tec Kuan « Optic disk feature extraction via modified deformable model technique for glaucoma analysis » *Pattern Recognition* 40 (2007) 2063 – 2076.

[59] H. Narasimha, A. Can, B. Roysam, C. Stewart, H. Tanenbaum, 'Automated Analysis of Longitudinal Changes in Color Retinal Fundus Images for Monitoring Diabetic Retinopathy, Polytechnic Institute, Troy, New York, USA. 2005.

[60] M.Mubbashar, A.Usman. ; M.U.Akram. 'Automated system for macula detection in digital retinal images', *Information and Communication Technologies (ICICT), 2011 International Conference on* , 23-24 July 2011.

[61] L.Shijian ,L.Joo Hwee,"**Automatic macula detection from retinal images by a line operator** ", *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on* , 26-29 Sept. 2010, Hong Kong.

[62] Atsushi Mizutani, Chisako Muramatsu, Yuji Hatanaka,Shinsuke Suemori, Takeshi Hara, Hiroshi Fujita,' **Automated microaneurysm detection method based on double-ring filter in retinal fundus images**', *Medical Imaging 2009: Computer-Aided Diagnosis*, edited by Nico Karssemeijer, Maryellen L. Giger *Proc. of SPIE Vol. 7260, 72601N* · © 2009 SPIE · CCC code: 1605-7422/09/\$18 · doi: 10.1117/12.813468.

[63] B.Antal,A.Hajdu. "An ensemble-based microaneurysm detector for retinal images", *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on* , 11-14 Sept. 2011.

[64] Bhalerao, A. ,Patanaik, A. ; Anand, S. ; Saravanan, P.'**Robust Detection of Microaneurysms for Sight Threatening Retinopathy Screening**', *Computer*

Vision, Graphics & Image Processing, 2008. ICVGIP '08. Sixth Indian Conference on , 16-19 Dec. 2008.

[65] Pallawala, P.M.D. ,Hsu, W. ; Mong Li Lee ; Say Song Goh, '**Automated Microaneurysm Segmentation and Detection using Generalized Eigenvectors** ',Application of Computer Vision, 2005. WACV/MOTIONS '05 Volume 1. Seventh IEEE Workshops on , 5-7 Jan. 2005.

[66] Lazar, I.Hajdu, A. "Microaneurysm detection in retinal images using a rotating cross-section based model" , Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2011 IEEE International Symposium on . March 30 2011-April 2 2011.

[67] Giancardo, L.Meriaudeau, F. ; Karnowski, T.P. ; Li, Y. ; Tobin, K.W. ; Chaum, E. ' Microaneurysm detection with radon transform-based classification on retina images', Engineering in Medicine and Biology Society,EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE, Aug. 30 2011-Sept. 3 2011.

[68] A.Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas and R. Markham. Classification and localisation of diabeticrelated eye disease, In 7th European Conference on Computer Vision (ECCV), A.Heyden, G. Sparr, M. Nielsen, and P. Johansen, editors, pp. 502-516, Springer LNCS 2353, May 2002.

[69] J. Cocquerez et S. Philip. Analyse d'images : filtrage et segmentation. 1995.

[70] Alireza Osareh , Majid Mirmehdi , Barry Thomas and Richard Markham," Comparative Exudate Classification using Support Vector Machines and Neural Networks", Proc 7th European Conf. on Computer Vision (2002) 502-516.

[71] S.L.Phung,A.Bouzerdoun,and D.Chai,"Skin segmentation using color pixel classification:Analysis and comparison,"IEEE Trans.Patter Anal.Mach.Intell.,vol.27,no.1,pp.148-154,2005.

[72] T. Walter, J.C. Klevin, P. Massin, P et al., "A Contribution of Image Processing to the Diagnosis of Diabetic Retinopathy - Detection of Exudates in Color Fundus Images of the Human Retina," IEEE Transactions on Medical Imaging 21, 2002, pp. 1236–1243.

[73] Xiang Chen , Wei Bu , Xiangqian Wu ,Baisheng Dai ,Yan Teng, 'A novel method for automatic Hard Exudates detection in color retinal images ',Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), 2012 International Conference on (Volume:3),15-17 July 2012 .

[74] Vimala, G.S.Annie Grace,Mohideen, S.Kaja,'Automatic detection of Optic Disk and Exudate from retinal images using Clustering algorithm ',Intelligent Systems and Control (ISCO), 2013 7th International Conference on,4-5 Jan. 2013.

[75] A.V.Sagar,S.Balasubramaniam,V.Chandrasekaran.'A Novel Integrated Approach Using Dynamic Thresholding and Edge Detection (IDTED) for Automatic Detection of Exudates in Digital Fundus Retinal Images ',Computing: Theory and Applications, 2007. ICCTA '07. International Conference on ,5-7 March 2007.

[76] M.Esmaeili,H.Rabbani. ; A.Dehnavi ; A.Dehghani.'Automatic detection of exudates and optic disk in retinal images using curvelet transform ',Image Processing, IET (Volume:6 , Issue: 7) ,October 2012.

[77] Kittipol Wisang,Nualsawat Hiransakolwong,Ekkarat Pothiruk,'Automatic Detection of Exudates in Diabetic Retinopathy Images',Journal of Computer Science 8 (8): 1304-1313, 2012 ,ISSN 1549-3636© 2012 Science Publications.

[78] Meindert Niemeijer, Bram van Ginneken, Joes Staal, Maria S. A. Suttorp-Schulten, and Michael D. Abràmoff,' Automatic Detection of Red Lesions in Digital Color Fundus Photographs', IEEE transactions on medical imaging, vol. 24, no. 5, may 2005.

[79] T. Spencer, J. Olson, K. McHardy, P. Sharp, and J. Forrester, "An imageprocessing strategy for the segmentation and quantification in fluorescein angiograms of the ocular fundus," Comput. Biomed. Res., vol. 29, pp. 284–302, 1996.

[80] A. Frame, P. Undrill, M. Cree, J. Olson, K. McHardy, P. Sharp, and J.Forrester, "A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms," Comput. Biol. Med., vol. 28, pp. 225–238, 1998.

[81] García M, Sánchez CI, López MI, Díez A, Hornero R.'Automatic detection of red lesions in retinal images using a multilayer perceptron neural network',Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2008;2008:5425-8. doi: 10.1109/IEMBS.2008.465044.

[82] C.MARINO, E. ARES , M.G.PENEDO, M. ORTEGA, N. BARREIRA, F. GOMEZ-ULLA,' Automated Three Stage Red Lesions Detection In Digital Color Fundus Images',ISSN: 1109-2750, Issue 4, Volume 7, April 2008.

[83] T.kone, p.bunel, g.mimoun, I.konate. « Aide au diagnostic des pathologies rétiniennes par traitement numérique d'images ».

[84] T. Walter, Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d'images couleur. Thèse de doctorat. L'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. Septembre 2003.

[85] S.Belhadi,'Analyse automatique des angiographies rétiniennes pour l'aide au diagnostic de la retinopathie diabetique', memoire de magister, Universite Saad Dahled de Blida, mars 2007.

[86] Akara Sopharak, Bunyarit Uyyanonvara, Sarah Barman and Thomas H Williamson,'Comparative Analysis of Automatic Exudate Detections with Traditional and Machine Learning Methods',IEICE TRANS.INF.&SYST.,VOL.E92-D,NO.11 NOVEMBER 2009.

[87] A.Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas and R. Markham. Classification and localisation of diabeticrelated eye disease, In 7th European Conference on Computer Vision (ECCV), A.Heyden, G. Sparr, M. Nielsen, and P. Johansen, editors, pp. 502-516, Springer LNCS 2353, May 2002.

[88] T. Walter , Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d'images couleur. Thèse de doctorat. l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. Septembre 2003.

[89] R. Gonzalez and R.Woods. Digital Image Processing. Addison Wesley. 1992.

[90] Akara Sopharak, Bunyarit Uyyanonvarab, Sarah Barmanc and Thomas H Williamson, "Comparative Analysis of Automatic Exudate Detections with Traditional and Machine Learning Methods ",IEICE TRANS.INF.& SYST.,VOL.E92-D,NO.11 NOVEMBER 2009

- [91] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, and S.L. Eddins, Digital Image Processing Using Matlab, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA, 2003.
- [92] Alireza Osareh, Majid Mirmehdi, Barry Thomas and Richard Markham, "Automatic Recognition of Exudative Maculopathy using Fuzzy CMeans Clustering and Neural Networks", Proc. Medical Images Understanding and Analysis Conference, pages 49-52, July 2001.
- [93] Carla Agurto, Honggang Yu, Victor Murray, Marios S. Pattichis, Simon Barriga, Peter Soliz, "Detection of Hard Exudates and Red Lesions in the Macula Using a Multiscale Approach". 8-1-4673-1830-3/12/\$31.00 ©2012 IEEE, SSIAI 2012.
- [94] C. Sinthanayothin, J. Boyce, H. Cook and T. Williamson. Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images, British Journal of Ophthalmology, 83:902-910, 1999.