



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

**MASTER en GENIE BIOMEDICAL**

**Spécialité : Imagerie Médical**

Présenté par :

- Talhi Karima
- Mansour Halima

---

**Détection des druses pour l'aide au diagnostic  
de la DMLA**

---

**Soutenu le 27 juin 2019 devant le Jury**

M.	Hadj Slimane	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	Feroui Amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	Lazzouni Sihem	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

**Année universitaire 2018-2019**

# RÉSUMÉ :

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une des principales causes de déficience visuelle menant à une cécité irréversible chez les personnes âgées dans les pays industrialisés ; Un des moyens les plus couramment utilisés pour rapidement examiner la rétine est la photographie de fond d'œil. À partir de ces images, il est déjà possible de détecter et de poser un diagnostic sur l'avancée de la maladie.

Dans notre travail, nous présentons un système de détection des druses dans le but d'aider le médecin à réduire le temps de dépistage et aider les ophtalmologues à établir un bon diagnostic a une forme précoce de la DMLA. L'approche proposée est basée sur le seuillage et les opérateurs de la morphologie mathématique. Il se décompose en trois parties :

La première partie concerne l'amélioration de la qualité visuelle des images rétinienne.

La deuxième partie consiste à l'extraction des régions candidates.

Enfin, une extraction des druses sera établie.

Nous avons choisi la base de données STARE pour tester la méthode utilisée.

Les résultats obtenus sont satisfaisants.

## ***Les mots clés:***

DMLA, MLA, Druses, Macula, morphologie mathématique, segmentation.

# ABSTRACT:

Age-related macular degeneration (AMD) is one of the leading causes of visual impairment leading to irreversible blindness in older adults in industrialized countries; One of the most commonly used ways to quickly examine the retina is fundus photography. From these images, it is already possible to detect and diagnose the progress of the disease.

In our work, we are introducing a Drusen Detection System to help physicians reduce screening time and help ophthalmologists make a good diagnosis of early AMD. The proposed approach is based on operators of mathematical morphology and thresholding and reads into three parts.

The first part concerns the improvement of the visual quality of the retinal images.

The second part consists in the extraction of the candidate regions. Finally, a Drusen extraction will be established.

We chose the STARE database to test the method used. The results obtained are satisfactory.

## ***Keywords:***

AMD, MLA, Drusen, Macula, mathematical morphology, segmentation.

# DÉDICACES

*A ma famille  
A tous mes amis  
Pour vous je dédie ce travail*

# REMERCIEMENTS

*Tout d'abord je dois remercier ALLAH qui m'a donné la santé et la volonté durant la réalisation de ce mémoire. Puis je voudrais remercier mon Encadreur Mme. FEROU AMEL, pour ses conseils, ses corrections et ses orientations.*

*Je tiens aussi à remercier les membres du Jury qui ont accepté d'examiner ce modeste travail. Leur présence nous a honorés.*

*Mes remerciements vont également à mes chers parents et à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à réaliser ce travail.*

# TABLE DES MATIERES

Résumé	
Dédicace	
Remerciement	
Table des matières	
La liste des figures	
La liste des tableaux	
La liste des abréviations	
Introduction générale.....	1
<b>CHAPITRE I : ASPECT MÉDICAL</b>	
1- Introduction .....	3
2- L'anatomie de l'œil.....	3
2.1- segment antérieur.....	4
2.2- segment postérieur.....	7
3- La DMLA.....	14
3.1- Les druses.....	15
3.2- classification clinique de la DMLA.....	19
3.3- classification de la DMLA selon AREDS.....	20
3.4- Symptômes et diagnostic de la DMLA.....	24
Conclusion.....	32
<b>CHAPITRE II : ETAT DE L'ART</b>	
1- Introduction.....	33
2- L'état de l'art.....	33
Conclusion.....	47
<b>CHAPITRE III : TRAITEMENT DES IMAGES COULEUR DE FOND D'ŒIL</b>	
1- Introduction.....	48
2- Description de base de donné.....	48
3- Notion d'image.....	48
3.1- Définition d'image.....	48
3.2- Définition d'image numérique.....	49
3.3- Les espace couleurs.....	49
3.4- Types d'images.....	52
3.5- Les caractéristiques de l'image numérique.....	53
4- Processus d'analyse des images médicales.....	54
4.1- Prétraitement.....	54
4.1.1-amélioration point par point.....	55
4.1.2- amélioration par filtrage.....	56
4.2- Segmentation .....	62
4.2.1- Définition .....	63
4.2.2 Déférentes approche de la segmentation.....	63
Conclusion.....	69

## **CHAPITRE IV : DÉTECTION DES DRUSES :RÉSULTATS ET DISCUSSIONS**

1- Introduction.....	70
2- Matériels.....	70
2.1- l'environnement de travail.....	70
2.2- présentation de l'interface.....	71
2.3- méthodologie.....	77
2.3.1- Prétraitement.....	78
2.3.2- Segmentation des éléments principaux de la rétine.....	81
2.3.3- Sélection des candidats potentiels.....	86
2.3.4- Extraction des druses.....	88
3- Résultats et discussion.....	91
Conclusion.....	97
Conclusion général.....	98
Perspective.....	98
Références Bibliographie.....	99

# LISTE DES FIGURES

Figure I.1: Représentation schématique de l'œil humain.....	4
Figure I.2: Représentation de différentes couches de la rétine .....	9
Figure I.3 : Les différentes zones de la région maculaire.....	12
Figure I.4 : Vascularisation rétinienne dans fond d'œil normal.....	14
Figure I.5 : Aspect en microscopie optique d'une druse miliaire.....	16
Figure I.6 : Aspect en microscopie optique de deux druses séreux.....	17
Figure I.7 : Dépôts basaux et formation de drusen.....	18
Figure I.8 : Aspect des drusen cuticulaires.....	19
Figure I.9 : Progression de l'atrophie géographique.....	22
Figure I.10 : Formation de la néovascularisation.....	23
Figure I.11 : DMLA exsudative avec hémorragie.....	23
Figure I.12 : Le test de la grille d'Amsler.....	26
Figure I.13 : L'échelle ETDRS. ....	27
Figure I.14 : Examen de fond d'œil.....	28
Figure I.15 : Photographie d'un fond d'œil normal.....	28
Figure I.16 : Examen de l'angiographie à la fluorescéine.....	30
Figure II.1 : Deux exemples de marques drusens.....	38
Figure II.2 : image originale.....	40
Figure II.3 : résultat final de détection des druses superposé sur l'image originale.....	40
Figure II.4 : présente trois images traitées par l'AD3RI côte.....	41
Figure II.5 : Résultat de la détection des limites des drusen.....	42
Figure II.6 : schéma fonctionnel de l'algorithme de segmentation de drusen.....	43
Figure II.7 : Exemples de résultats de détection de drusen par taille.....	44
Figure II.8 : The block diagram of CAD system. ....	45
Figure III.1 : image Drusen de la base de données STARE.....	48
Figure III.2 : Structure d'une image numérique.....	49
Figure III.3 : Le cube de Maxwell.....	50

Figure III.4 : Représentation de l'image couleur en espace RVB.....	50
Figure III.5 : Présentation des couleurs dans l'espace HSV.....	51
Figure III.6 : Représentation de l'espace Lab.....	52
Figure III.7 : Différentes approches pour l'amélioration des images.....	55
Figure III.8 : Histogramme d'une image.....	56
Figure III.9 : application du filtre gaussien sur une image bruitée.....	58
Figure III.10: Principe de filtre médian.....	58
Figure III.11 : Éléments structurants plans isotropes élémentaires.....	59
Figure III.12 : Relation de voisinage pour un élément structurant.....	59
Figure III.13 : Érosion de X par un disque B.....	60
Figure III.14 : Dilatation de X par un disque B.....	60
Figure III.15 : Ouverture et fermeture de X par un disque B.....	61
Figure III.16 : Exemple de gradient morphologique.....	62
Figure III.17 : Différentes approches de la segmentation d'images.....	63
Figure III.18 : LPE.....	65
Figure III.19 : Seuillages.....	66
Figure III.20 : Segmentation de l'image CT cérébrale à l'aide de contours actifs.....	68
Figure IV.1: Premier fenêtre de l'interface.....	71
Figure IV.2: Le menu des seuilles.....	72
Figure IV.3: Le menu d'extraction de ROI.....	72
Figure IV.4: Le menu de détection des druses.....	72
Figure IV.5: Interface avant affichée les résultats.....	72
Figure IV.6: La fenêtre finale de l'interface.....	73
Figure IV.7: Le menu de chargement l'image.....	73
Figure IV.8: L'image choisie est affichée.....	74
Figure IV.9: Affichage de l'image traitée.....	74
Figure IV.10: Extraction de la macula.....	75
Figure IV.11: Extraction du disque optique.....	75
Figure IV.12: Affichage des trois cercles.....	75

Figure IV.13: Extraction de la région d'intérêt.....	76
Figure IV.14: Extraction des druses.....	76
Figure IV.15: les druses extraites marqués sur l'image originale.....	77
Figure IV.16: Organigramme proposé de détection des exsudats dans les images couleur du fond d'œil. ....	77
Figure IV.17 : Image de fond d'œil avec présence de la druse.....	78
Figure IV.18 : L'espace couleur HSV.....	79
Figure IV.19 : Egalisation adaptative d'histogramme.....	79
Figure IV.20 : Le filtre de Butterworth passe-haut.....	80
Figure IV.21 : Filtre médian.....	80
Figure IV.22 : Organigramme de segmentation du disque optique.....	82
Figure IV.23 : L'application de fermeture morphologique.....	83
Figure IV.24 : Détection de disque optique.....	83
Figure IV.25 : Organigramme de segmentation de la macula.....	84
Figure IV.26 : Filtre de gauss.....	84
Figure IV.27 : L'ouverture morphologique.....	85
Figure IV.28 : La fermeture morphologique.....	85
Figure IV.29 : Détection des maximums régionaux.....	86
Figure IV.30 : La région maculaire détectée.....	86
Figure IV.31 : Les cercles tracés pour localiser les druses.....	87
Figure IV.32 : La fonction distance sur la macula.....	87
Figure IV.33 : La détection des 3 cercles.....	88
Figure IV.34 : L'application de seuillage sur l'image améliorée.....	89
Figure IV.35 : Résultat de la dilatation morphologique.....	89
Figure IV.36 : Résultat l'opération de reconstruction par dilatation.....	90
Figure IV.37 : Détection des druses dans le canal vert.....	90
Figure IV.38 : Résultat final de détection des druses dans les images couleur de la rétine.....	90
Figure IV.39 : Images de la base de données STARE.....	91
Figure IV.40 : Résultats de détection du disque optique.....	92
Figure IV.41 : Des exemples où la détection est échoué.....	93

Figure IV.42 : Résultat de la détection de la macula.....	94
Figure IV.43 : Images de fond d'œil avec pathologie.....	94
Figure IV.44 : Les résultats finals de la détection des druses.....	95
Figure IV.45 : Les druses ratées.....	96
Figure IV.46 : Détection des druses dans une image saine.....	96

# LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1. Classification simplifiée de l'AREDS.....	20
Tableau II.1: résumé des travaux de recherche précédents liés à la détection des druses.....	47

# LISTE DES ABRÉVIATIONS

DMLA : Dégénérescence maculaire liée à l'âge.  
MLA : Maculopathie Liée à l'Age.  
AMD : Age-related Macular Degeneration.  
EPR : Epithélium Pigmentaire Rétinien.  
AREDS Age-related Eye Disease Study.  
NIH : National Institutes of Health.  
GA : Geographic Atrophy.  
VEGF : Vascular Endothelial Growth Factor ou Facteur de croissance vasculaire.  
ETDRS : Early Treatment Diabetic Retinopathy Study.  
OCT : Optic Coherence Tomography ou Tomographie à cohérence optique.  
SLO : ophtalmoscopie par balayage laser confocal.  
HALT : Histogram Adaptive Local Thresholding.  
ROI : Region Of Interest ou Région d'intérêt.  
RGB : Espace couleur (Red, Green, Blue ou Rouge, Vert, Bleu).  
HSV : Espace couleur (Hue, Saturation, Value ou Teinte, saturation, valeur).  
ARMD : Age-Related Macular Degeneration.  
ARIA : Automated Retinal Image Analysis.  
GLCM : Grey Level Cooccurrence Matrix ou Matrice de cooccurrence en niveau de gris.  
ANN : Artificial Neural Network.  
DSC : Dice's Similarity Coefficient.  
ICC : Intraclass Correlation Coefficient.  
CAD : Computer Assisted Diagnosis.  
FFA : Fundus Fluorescein Angiography.  
GIF : Graphic Interchange Format.  
JPEG : Joint Photographie Experts Group.  
AHE : Adaptive histogram equalization.  
CLAHE : Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization .  
SE : structuring element.  
LPE : Ligne de Partage des Eaux.  
FCM : Fuzzy C-Mean Clustering.  
GUI : Graphical User Interface.  
DO : Disque Optique.  
RD : Rétinopathie Diabétique.  
DD : diamètre du disque optique.

# INTRODUCTION GÉNÉRAL

Avec l'âge, beaucoup d'entre nous sentent leur vue baisser ou ont des problèmes oculaires tels que la cataracte, le glaucome ou autres, l'une de ces pathologies qui touche pourtant un nombre important des adultes est la dégénérescence maculaire liée à l'âge.

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une maladie dégénérative chez les personnes âgées de 50 ans et plus, Cette condition dégénérative dégrade progressivement la macula, une partie de la rétine, qui est responsable de la vision centrale. Le bon fonctionnement de macula nous permet de voir les détails appropriés, de lire, de conduire, ou reconnaître des visages

En 2008, Une étude publiée par le ministère de la santé a recensé 200 000 cas diagnostiqués en Algérie, ce chiffre atteindrait 250 000 en 2020 toujours selon la même source. [01]

La DMLA peut être divisée en deux catégories: sèche et humide. La DMLA sèche est causée par le manque de fonctionnement des cellules visuelles et généralement associée à une lésion appelée druses et à des modifications pigmentaires de la rétine. On l'appelle aussi DMLA précoce et intermédiaire et généralement associée à des symptômes visuels minimes

Les druses représentent la marque de la DMLA non exsudative ou sèche et sont considérés comme l'un des premiers signes cliniques de la DMLA. Ce sont des dépôts jaune pâle de cholestérol et d'autres matériaux situés sous l'épithélium pigmentaire rétinien (EPR). Il n'existe actuellement aucun traitement permettant de guérir la cécité irréversible due à la dégénérescence maculaire liée à l'âge. Par conséquent, la seule option possible est de prévenir l'incidence de la dégénérescence maculaire liée à l'âge et d'éviter cette perte de vision inutile.

Une des méthodes couramment utilisées pour l'examen de la rétine est la photographie de fond d'œil. En effet, cette modalité permet de visualiser de manière rapide et non-invasive les structures importantes de la rétine, comme le disque optique, les vaisseaux sanguins et la macula. À partir de ces images, il est déjà possible de détecter la DMLA et d'en déterminer le stade. En fonction de ce dernier, un traitement spécifique est alors proposé dans ce travail pour détecter et segmenter les druses en utilisant des images couleur de fond d'œil.

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

**Le chapitre 01 :** Aspect médical

Ce chapitre présente les notions de base nécessaire pour explique la pathologie. L'anatomie du fond d'œil et leur principe de fonctionnent sont décrits. La dégénérescence maculaire liée à l'âge est étudiée en détail, à savoir, les formes, les causes et les symptômes, l'incidence, le diagnostic et le traitement. Les différentes techniques d'acquisition des images rétiniennes sont présentées a la fin de ce chapitre.

**Le chapitre 02 :** Etat de l'art

Dans ce chapitre nous avons présentés quelque travaux ont été développés pour la détection des druses par traitement numérique d'images nous avons cité leur méthode et résultat.

**Le chapitre 03 :** Traitement des images couleur du fond d'œil.

Dans ce chapitre une description complète des processus de traitement des images. Nous décrivons les méthodes d'amélioration pour rendre les images plus lisibles et plus faciles à traiter d'une part; d'autre part ; Nous montrons les différentes approches de segmentation, et nous nous intéressons par une méthode basée sur l'approche de morphologie mathématique et le seuillage.

***Le chapitre 04*** : Détection des druses : Résultats et discussions

Ce chapitre et le fruit de notre mémoire, il montre la méthode proposée de détection des druses pour aide au diagnostic de la DMLA.

On fait la segmentation de la macula et le disque optique pour finalement extraire les druses.

Finalement une conclusion générale qui récapitule succinctement les différents travaux entrepris dans ce mémoire.

# CHAPITRE I :

## ASPECT MÉDICAL

## 1- Introduction :

Voir est un acte complexe dont l'œil est la porte d'entrée incontournable. L'image qui se forme sur la rétine est la première étape avant l'intégration de multiples éléments qui aboutiront à la perception. [1]

L'œil est l'organe de la vision, il nous renseigne sur les formes, les couleurs, les reliefs et les distances. Il nous apporte donc un grand nombre d'informations qui nous permet d'évoluer dans notre environnement. Le principe de la formation d'une image est plutôt simple : l'œil reçoit des signaux lumineux, il les focalise sur la rétine puis les transforme en messages nerveux qui seront interprétés par le cerveau ; toutefois la structure et la physiologie de l'œil sont complexes. Les différents éléments qui composent l'œil présentent chacun une fonction bien précise. La rétine en particulier, a un rôle majeur, elle convertit les signaux lumineux en influx nerveux. Sa région centrale, la macula, est particulièrement importante puisqu'elle détermine notre acuité visuelle, c'est-à-dire notre capacité à visualiser les détails. Lorsqu'une pathologie, liée ou non au vieillissement, affecte l'un ou plusieurs des éléments de l'œil, ses répercussions sur la vision sont variables, la plus grave et la plus redoutée étant la cécité. [2]

Une de ces maladies est la dmla, Connaître l'anatomie de l'œil et le fonctionnement de la vision permet de situer la DMLA et d'en comprendre les conséquences. [3]

Dans ce chapitre nous allons tout d'abord, on commencer par l'anatomie de l'œil et plus précisément la rétine puis, dans un second temps, nous avons faire une description de la maladie dmla et leur classification. Pour terminer, nous parlons de les examens clinique pour la diagnostique de la dmla.

## 2- L'anatomie de l'œil :

L'œil est une merveille de la nature, un des organes les plus perfectionnés de notre corps. Miroir de nos émotions et de nos pensées secrètes, [4]

L'œil est un organe pair, sphérique, frontal et symétrique de 23 à 25 millimètres de diamètre [5] l'œil est une caméra réflexe très perfectionnée. [4]

Compte tenu de sa grande complexité et de son importance, la recherche dans le domaine de la vision est donc indispensable. L'œil se compose de plusieurs couches comprenant différents types cellulaires hautement spécialisés capables de capturer et de traiter très rapidement l'information. On peut distinguer deux segments : le segment antérieur et le segment postérieur. [6]

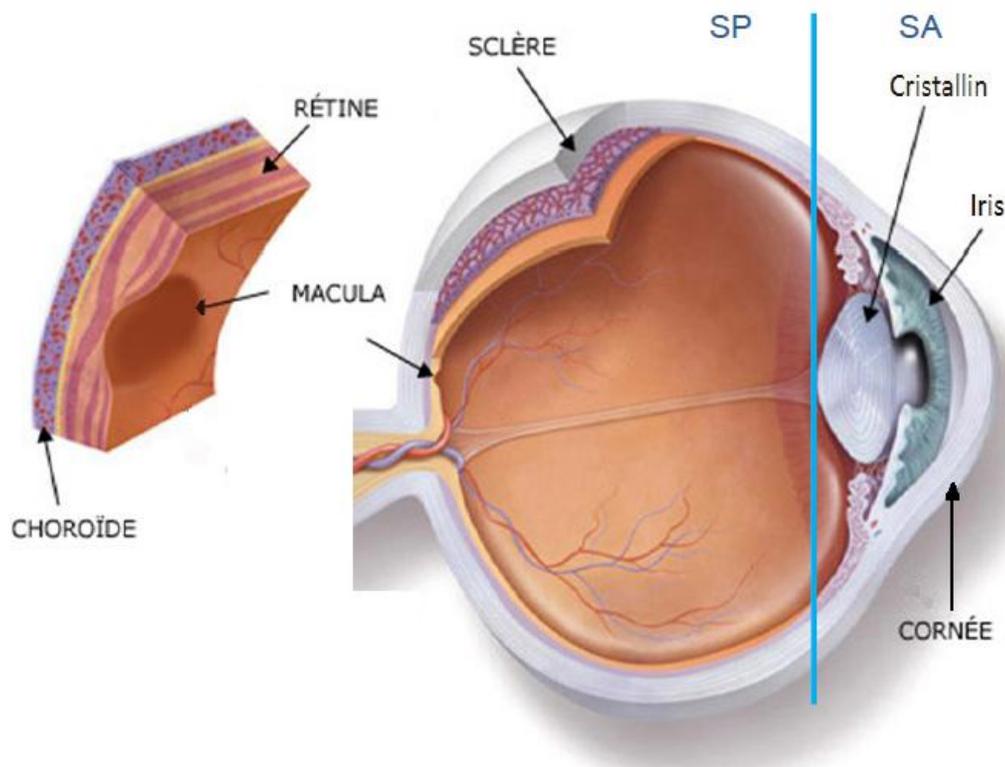


Figure I.1: Représentation schématique de l'œil humain.

## 2.1- Segment antérieur :

### - La cornée :

La cornée qui est une membrane fibreuse sphérique de 11 à 12 mm de diamètre, transparente, incolore et avasculaire. Elle constitue la barrière entre l'environnement extérieur et intérieur, son rôle est de capter et focaliser la lumière. Elle est formée de trois

tissus : L'épithélium antérieur stratifié non kératinisé, le stroma ou parenchyme et l'endothélium postérieur unicellulaire. [6]

### - **L'iris :**

Donne la couleur à l'œil, Règle la dilatation de la pupille. C'est un diaphragme circulaire se réglant automatiquement suivant la quantité de lumière reçue.

Quand le diamètre est petit, la profondeur de champ augmente, et il y a moins d'aberration : les rayons qui sont en trop sont éliminés par le diaphragme et l'image qui se forme sur la rétine est nette.

La nuit, il n'y a pas beaucoup de lumière, la pupille se dilate, l'image qui se forme sur la rétine n'est plus nette : c'est la myopie nocturne.

L'iris est responsable de la couleur de l'œil. La couleur de l'œil dépend de l'épaisseur de l'éventail formé par les lamelles pigmentaires et de sa concentration en mélanine. Plus, l'éventail est épais et contient de mélanine, plus l'œil est foncé.

La nutrition de l'iris est assurée par l'humeur aqueuse dans laquelle elle baigne, et par quelques petites artérioles.

Les muscles qui sont responsables de la variation de diamètre de l'iris sont :

- le dilatateur : contracte l'iris, c'est-à-dire dilate la pupille,

- le sphincter : diminue le diamètre de la pupille. [4]

### - **La pupille :**

La pupille est un orifice de 3 ou 4 mm, situé au centre de l'iris, qui permet suivant sa contraction ou sa dilatation (fermeture ou ouverture de son diamètre), de quantifier la lumière pénétrant dans l'œil.

Le réflexe qui réside à l'ouverture ou à la fermeture de la pupille, s'appelle le **réflexe photomoteur**. Il est directement sous les ordres de la quantité de lumière qui pénètre dans les yeux.

Il existe d'autre part un second réflexe, appelé le **réflexe d'accommodation convergence myosis**, qui est un réflexe permettant d'adapter la vision.

Ces deux réflexes sont possibles grâce à deux muscles : **le sphincter, le dilatateur de l'iris**.

La pupille grandit ou rétrécit en fonction de la luminosité. Avec une lumière intense, la pupille ne mesure que 1 à 2 millimètres de diamètre, alors que dans l'obscurité elle peut atteindre 8 mm de diamètre. Les jeux de la pupille permettent de garder une vision nette quelle que soit la lumière ambiante. La lumière n'est pas seule à agir sur la pupille. Une vive émotion comme la surprise, le bonheur, ou la peur peuvent provoquer une dilatation de la pupille ce qui n'a en revanche aucune influence sur la vision. [5]

### - **Humeur aqueuse :**

C'est entre la cornée et l'iris que se situe un petit compartiment contenant un liquide clair appelé l'humeur aqueuse. Ce liquide protège le cristallin et nourrit la cornée. Il est régénéré toutes les quatre heures mais peut quelquefois contenir de petites impuretés, qui projettent des ombres sur la rétine et entraînent la formation de points noirs qui gênent la vision. En général, l'humeur aqueuse est sécrétée derrière l'iris, circule à travers la pupille et est filtrée entre l'iris et la cornée. Cependant, si le liquide est sécrété plus vite qu'il ne peut être réabsorbé dans les veines, la pression augmente, ce qui provoque un glaucome. [7]

### - **Le cristallin :**

Le cristallin est une lentille biconvexe, élastique, transparente, non innervée, et non vascularisée. Il est enfermé dans une capsule mince et élastique et maintenu à l'arrière de l'iris par le ligament suspenseur du cristallin.

Il intervient dans la réfraction de la lumière. Son élasticité lui confère un pouvoir de convergence variable qui par le jeu de l'accommodation rend possible la mise au point des images sur la rétine et ainsi la possibilité de voir distinctement de près et de loin. [8]

### - **Le corps ciliaire :**

Le corps ciliaire est un anneau qui se situe entre la choroïde (une des couches de la paroi du globe oculaire) et l'iris (partie contractile du globe oculaire). A eux trois, corps ciliaire, choroïde et iris constituent l'uvée. Le corps ciliaire possède une zone musculaire formée de fibres circulaires et longitudinales qui permettent d'adapter la vision et une zone dans laquelle certaines cellules (les procès ciliaires) sécrètent un liquide (l'humeur aqueuse) destiné à réguler la pression à l'intérieur de l'œil. [9]

### *2.2- Segment postérieur :*

### - **La sclère :**

Membrane blanche opaque très résistante, de structure tendineuse d'épaisseur 1 à 2 mm, elle traversée en arrière par le nerf optique et recouverte en avant par la conjonctive qui recouvre aussi la face interne des paupières. La sclère forme le « blanc » de l'œil, Elle représente les 4/5 postérieurs de la coque fibreuse externe, et se prolonge par la cornée. [10]

### - **La choroïde :**

La choroïde fait partie de l'uvée postérieure, riche en vaisseaux et nerfs, elle occupe les 2/3 postérieurs du globe situé entre la sclère et la rétine. Elle se continue en avant avec le stroma du corps ciliaire au niveau de l'ora serrata. En arrière, elle adhère à la papille qu'elle entoure. La **supra choroïde** est un espace virtuel situé entre la choroïde et la sclère. La choroïde adhère à la rétine par l'intermédiaire de la **membrane de Bruch**. Sa vascularisation est assurée par les artères ciliaires. [11]

### - **Le corps vitré :**

Le corps vitré est une substance gélatineuse transparente.

Il remplit le globe oculaire et représente 90 % du volume de l'œil. Son rôle est de maintenir la rigidité du globe oculaire, de garder la rétine en place bien collée contre le fond du globe oculaire. Sa structure le fait intervenir dans le maintien de la pression intraoculaire et lui permet d'absorber les pressions auxquelles il est soumis sans altérer la vision. Il est formé de 95 % d'eau. [12]

### - **La rétine :**

La rétine est une membrane fine (<500 µm d'épaisseur) et transparente qui tapisse le fond de l'œil. Elle correspond à la tunique la plus interne du globe oculaire. [2]

Dans sa totalité, est un disque de tissu neuronal non renouvelable très fin d'environ 42 mm de diamètre l. [13]

C'est un tissu neurosensoriel qui est capable de capter les rayons lumineux et de transmettre les informations visuelles au système nerveux central. Il s'agit d'une structure nerveuse constituée de neurones et de cellules gliales. Elle est caractérisée par la présence de cellules spécialisées, les photorécepteurs, qui réagissent aux signaux lumineux. La densité de ces cellules ainsi que l'aspect de la rétine varient de la zone centrale à la périphérie. Sa double vascularisation est fournie par un système artériel propre, issu de l'artère centrale de la rétine et par un apport de voisinage situé au niveau de la choriocapillaire. [14]

#### ➤ **L'histologie de la rétine :**

D'un point de vue histologique, la rétine s'organise en dix couches. Celles-ci sont représentées sur la figure I.2.

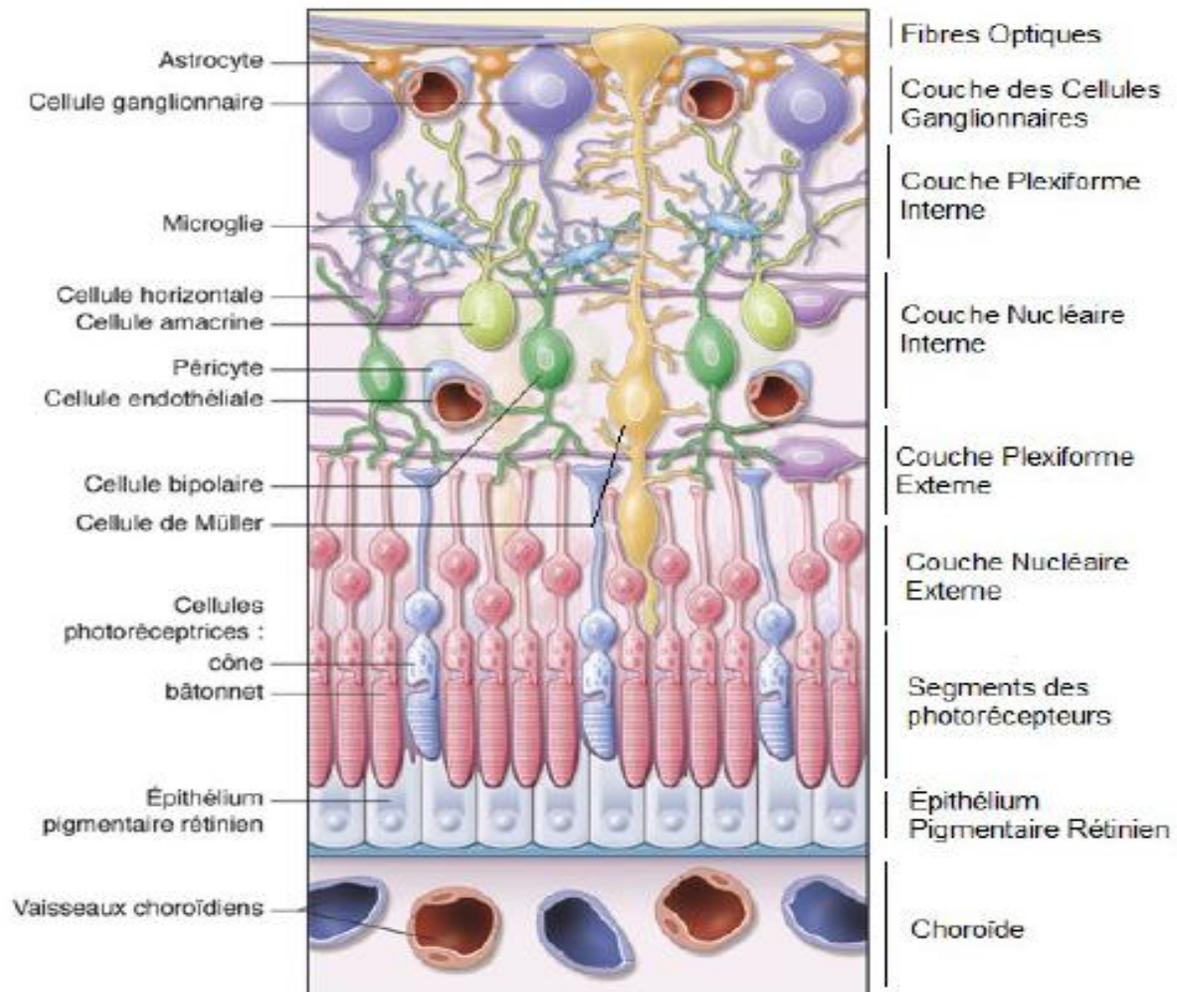


Figure I.2 : Représentation de différentes couches de la rétine.

## 1- L'épithélium pigmentaire :

L'épithélium pigmentaire est formé d'une couche unique de cellules hexagonales dites pigmentaires car elles contiennent un pigment, la mélanine. L'intégrité de cet épithélium est essentielle pour le fonctionnement normal de la rétine, en particulier des photorécepteurs avec lesquels il est en contact. En effet, sans l'épithélium pigmentaire, les photorécepteurs ne pourraient survivre. L'importance de cet épithélium peut s'expliquer par les points suivants :

- Sa situation : l'épithélium pigmentaire est situé entre les photorécepteurs et la choroïde à laquelle il adhère fortement par l'intermédiaire d'une membrane perméable, la membrane de Bruch. La couche des photorécepteurs étant dépourvue de capillaires nourriciers, la nutrition des

cellules photoréceptrices est assurée par la choriocapillaire (partie interne de la choroïde très vascularisée). L'épithélium pigmentaire occupe donc une situation stratégique puisqu'il est au centre des échanges ayant lieu entre photorécepteurs et choriocapillaire. Ces échanges sont optimisés par la présence de nombreuses villosités aux pôles apical et basal des cellules épithéliales. De plus, les cellules épithéliales étant liées entre elles par des jonctions serrées, le passage passif de macromolécules entre choroïde et photorécepteurs est impossible.

- Son rôle de phagocytose : l'épithélium pigmentaire est impliqué dans la phagocytose des segments externes « usagés » des photorécepteurs. Cette phagocytose est indispensable pour la survie des cellules photoréceptrices puisqu'elle permet un renouvellement rapide et permanent de leurs segments externes. En général, une cellule épithéliale est en contact avec 30 à 45 segments externes. Les villosités présentes au pôle apical des cellules épithéliales s'insinuent entre les segments externes et permettent leur phagocytose. Le cytoplasme des cellules de l'épithélium renferme donc des vacuoles d'endocytose, qui fusionnent avec les lysosomes contenant les enzymes nécessaires à la lyse des membranes des segments externes. Après digestion, certains composants sont réutilisés par l'épithélium ou les photorécepteurs, tandis que les déchets sont excrétés vers la choroïde.

- Ses activités métaboliques : l'épithélium pigmentaire synthétise et stocke la mélanine.

Ce pigment absorbe l'excès de photons qui arrive au niveau de la rétine, il limite ainsi la quantité de lumière réfléchiée et diffractée à l'intérieur de l'œil. L'épithélium pigmentaire est également impliqué dans la synthèse et le stockage de nombreux facteurs de croissance, ainsi que dans le métabolisme et le stockage de la vitamine A et de ses composés apparentés (les rétinoïdes). [2]

### 2- *La couche des cônes et des bâtonnets :*

La couche des photorécepteurs, qui est constituée de cônes et de bâtonnets, cellules absorbant la lumière du milieu extérieur.

- Les cônes sont situés dans la région maculaire et permettent une vision centrale fine, détaillée, et la perception des couleurs.
- Les bâtonnets sont situés en rétine périphérique et sont le siège de la vision périphérique, de la perception des contrastes et des mouvements. [14]

### 3- *La membrane limitante externe :*

Il s'agit d'une zone d'interaction entre les cellules gliales de Müller et les segments internes des photorécepteurs par des systèmes de jonctions adhérentes et serrées.

### 4- *La couche granuleuse externe :*

Elle est composée des corps cellulaires des photorécepteurs, où est localisé le noyau.

### 5- *La couche réticulée (ou plexiforme) externe :*

Il s'agit d'une zone de transition entre la rétine sensorielle et la rétine cérébrale. En effet, la couche réticulée externe correspond au lieu de formation des synapses entre les photorécepteurs (cellules sensorielles) et les cellules bipolaires et horizontales (cellules nerveuses).

### 6- *La couche granuleuse moyenne :*

Elle contient les noyaux des cellules bipolaires, horizontales, amacrines ainsi que les noyaux des cellules gliales de Müller.

### 7- *La couche réticulée (ou plexiforme) interne :*

Elle correspond au lieu de formation des synapses entre les cellules bipolaires et amacrines et les cellules ganglionnaires.

### 8- *La couche granuleuse interne:*

Elle contient les noyaux des cellules ganglionnaires. Ces cellules sont des neurones de taille importante qui collectent l'information visuelle pour la transmettre au système nerveux central.

### 9- *La couche des fibres optiques :*

Elle correspond aux axones des cellules ganglionnaires qui convergent vers la papille pour former le nerf optique.

### 10- *La couche limitante interne :*

Il s'agit d'une membrane qui sépare la rétine du corps vitré.

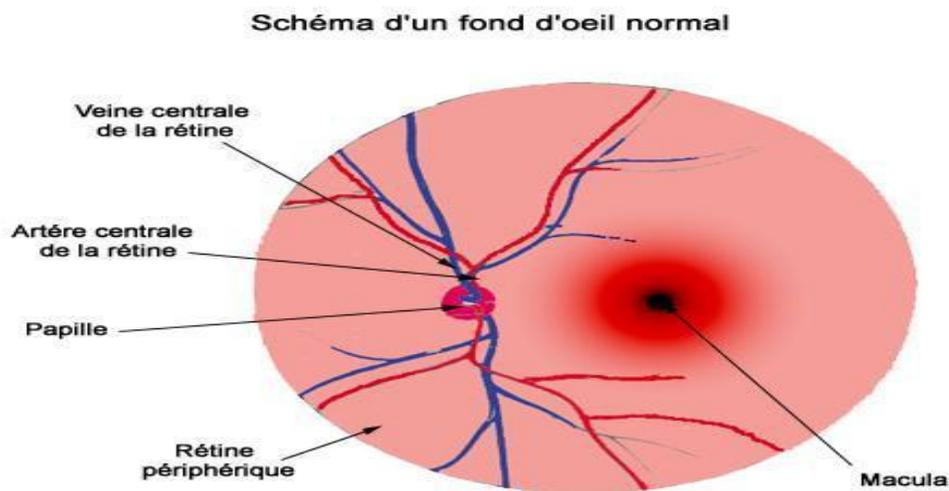
### ➤ **La vascularisation de la rétine**

La rétine est vascularisée par deux réseaux indépendants :

- Le réseau vasculaire rétinien : il vascularisé uniquement les couches rétinienne internes. Il se compose de l'artère centrale et de la veine centrale de la rétine, toutes deux localisées au niveau de la couche des fibres optiques. L'artère centrale de la rétine émerge au niveau de la papille optique puis se divise en deux branches, inférieure et supérieure, qui elles-mêmes se divisent en

deux artérioles : nasale et temporale. Ces artérioles forment ensuite un réseau de capillaires, n'allant pas au-delà de la couche réticulée externe.

- Le réseau vasculaire choroïdien : il apporte les nutriments et l'oxygène nécessaire à la rétine externe qui est dépourvue de capillaires. La vascularisation de la rétine par ce réseau est dite indirecte car elle s'effectue à travers l'épithélium pigmentaire. La nutrition des cellules photoréceptrices est donc, en tout point de la rétine, dépendante de ce réseau choroïdien et de l'intégrité de l'épithélium pigmentaire. [2]



**Figure I.3 : Vascularisation rétinienne dans fond d'œil normal.**

### ➤ La macula, une zone particulière de la rétine

La macula est une zone rétinienne particulière du fait de sa localisation. En effet, la macula se situe au centre de la rétine, exactement dans l'axe de fixation de l'œil : c'est donc sur elle que se forme l'image de l'objet regardé. Elle n'occupe que 2 à 3 % de la surface rétinienne, toutefois elle transmet au cerveau 90 % de l'information visuelle. La macula constitue ainsi une zone très importante de la rétine, spécialisée dans la vision centrale, c'est-à-dire la vision fine des détails et des couleurs. Son intégrité est essentielle pour lire, écrire, ou encore reconnaître un visage sans difficulté.

Au fond d'œil, la macula se repère facilement. Elle se présente sous la forme d'une tache de couleur plus foncée que le reste de la rétine.

Cette coloration, qui lui vaut également le nom de « tache jaune », peut s'expliquer par la présence d'un pigment jaunâtre, le pigment maculaire (ou xanthophylle).

La région maculaire mesure 5,5 mm de diamètre. Elle peut se diviser en plusieurs zones concentriques, parmi lesquelles la fovéa, la zone parafovéolaire et la zone périfovéolaire. La figure 5 ci-dessous met en évidence ces différentes zones par des cercles. La fovéa (1,5 mm de diamètre) correspond à la zone centrale de la macula. Elle forme une dépression dont le centre est appelé fovéola (0,35 mm de diamètre). La fovéola est la région la plus mince de la rétine (environ 130  $\mu\text{m}$ ) puisque les cellules, nerveuses et gliales, sont repoussées vers la périphérie. La fovéola est très riche en cônes, elle constitue ainsi la zone d'acuité maximale de l'œil. Elle est également très riche en pigments maculaire. Par ailleurs, la fovéola et sa périphérie sont dépourvues de capillaires rétiniens, la vascularisation de cette zone est donc entièrement dépendante du réseau vasculaire choroïdien. Autour de la fovéa, on distingue la zone parafovéolaire qui correspond à la région où la rétine est la plus épaisse, puis la zone périfovéolaire. [2]

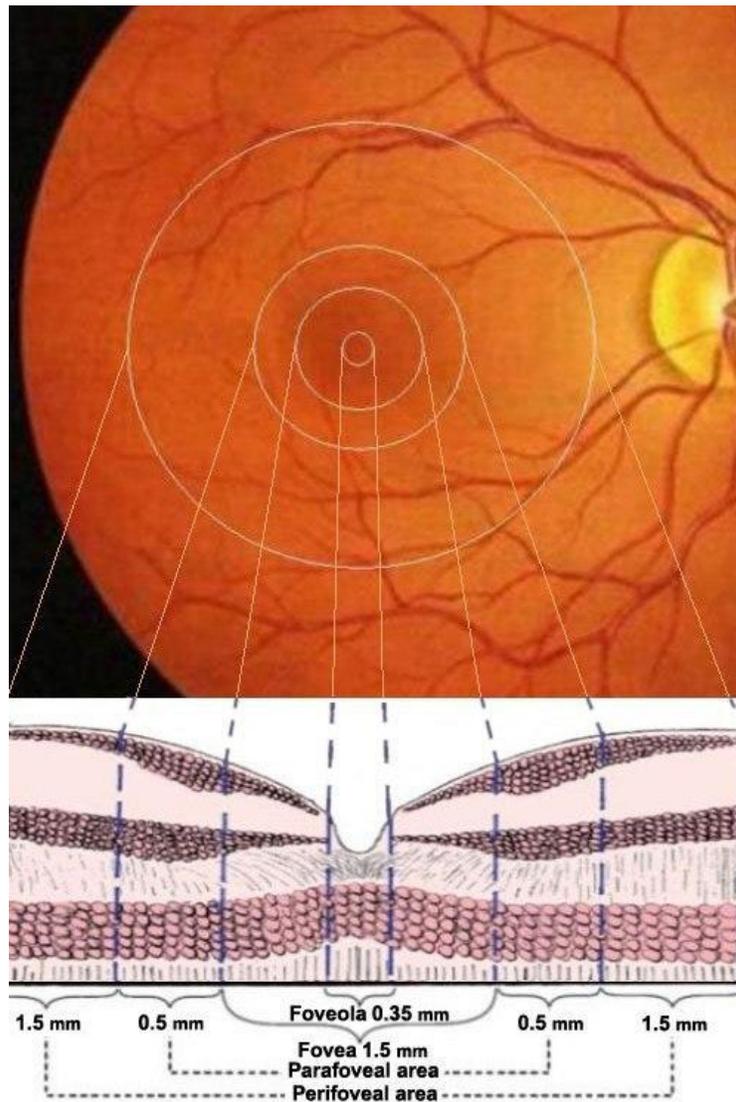


Figure I.4 : Les différentes zones de la région maculaire (fond d'œil et coupe).

### 3- La DMLA:

Depuis quelques années, nous entendons souvent parler de DMLA. Mais que se cache-t-il exactement derrière cette abréviation ?

DMLA signifie précisément Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age. Il s'agit d'une maladie dégénérative d'évolution chronique qui affecte la partie centrale de la rétine appelée macula. Elle se manifeste généralement après l'âge de 50 ans

La DMLA est à l'origine d'une baisse de la vision centrale qui survient plus ou moins rapidement selon la forme clinique incriminée. [2]

La présentation clinique de cette maladie est variée mais elle est traditionnellement accompagnée de druses et d'altérations de l'EPR. Les facteurs de risques de développer une DMLA ne sont pas encore bien connus mais semblent associer des prédispositions génétiques, des facteurs environnementaux et des facteurs systémiques. De plus, l'efficacité du traitement peut varier selon le phénotype de la DMLA. C'est pour ces raisons qu'en pratique clinique, l'identification correcte du type de DMLA est importante, ainsi que la reconnaissance de ses diagnostics différentiels.

De multiples études ont identifié les druses et les altérations de l'EPR comme étant un facteur de risque de développer une DMLA de stade avancé (néovasculaire ou géographique). Ces lésions, selon leur taille et l'aire de la zone qu'ils occupent peuvent être associées à différentes formes de DMLA précoce. Identifier les patients qui ont un risque plus élevé de développer une DMLA avancée est l'un des principaux objectifs des cliniciens.

C'est pour ces raisons qu'une classification des formes précoces de la DMLA est nécessaire afin d'évaluer le risque de progression de la maladie à moyen et à long terme. Plusieurs classifications ont été proposées, mais celles-ci ne sont basées que sur l'examen du fond d'œil. [15]

### **3.1. Les druses**

Les druses sont des dépôts extracellulaires de nature lipido-protéique localisés à l'intérieur de la membrane de Bruch. Leur présence est la manifestation la plus fréquente du vieillissement rétinien, elle s'observe chez au moins 30 % des sujets de plus de 50 ans. En effet, les druses résultent de l'accumulation de résidus de la phagocytose des photorécepteurs, ils correspondent donc à des déchets que la rétine peine à éliminer du fait de son vieillissement. Il en existe plusieurs types dont les principaux sont : les druses miliaires, les druses séreux, et enfin les pseudos druses. Chaque type de druses ne présente pas la même valeur pronostique en termes d'évolution vers une DMLA atrophique ou néovasculaire.

Cependant, leur évolution est généralement lente, elle peut se faire vers l'extension, la confluence, l'atrophie ou encore vers la néovascularisation choroïdienne. Nous allons maintenant étudier, de manière plus précise, les différents types de druses. [2]

### 3.1.1. Druses miliaires (*Hard drusen*) :

Les druses miliaires ou « *Hard drusen* » mesurent moins de 63  $\mu\text{m}$ . Il s'agit de dépôts situés entre la membrane basale de l'EPR et la couche collagène interne de la membrane de Bruch. Ces dépôts sont de petite taille, globuleux, presque sphériques, amorphes, faits de matériel hyalin. Ils se colorent comme la membrane de Bruch, elle-même hyalinisée du fait de son vieillissement. L'augmentation progressive de la taille de ces dépôts conduit à la formation de microdruses, puis de druses. En grossissant, les druses miliaires perdent de leur densité et peuvent confluer menant à la dépigmentation et à la dégénérescence de l'EPR.

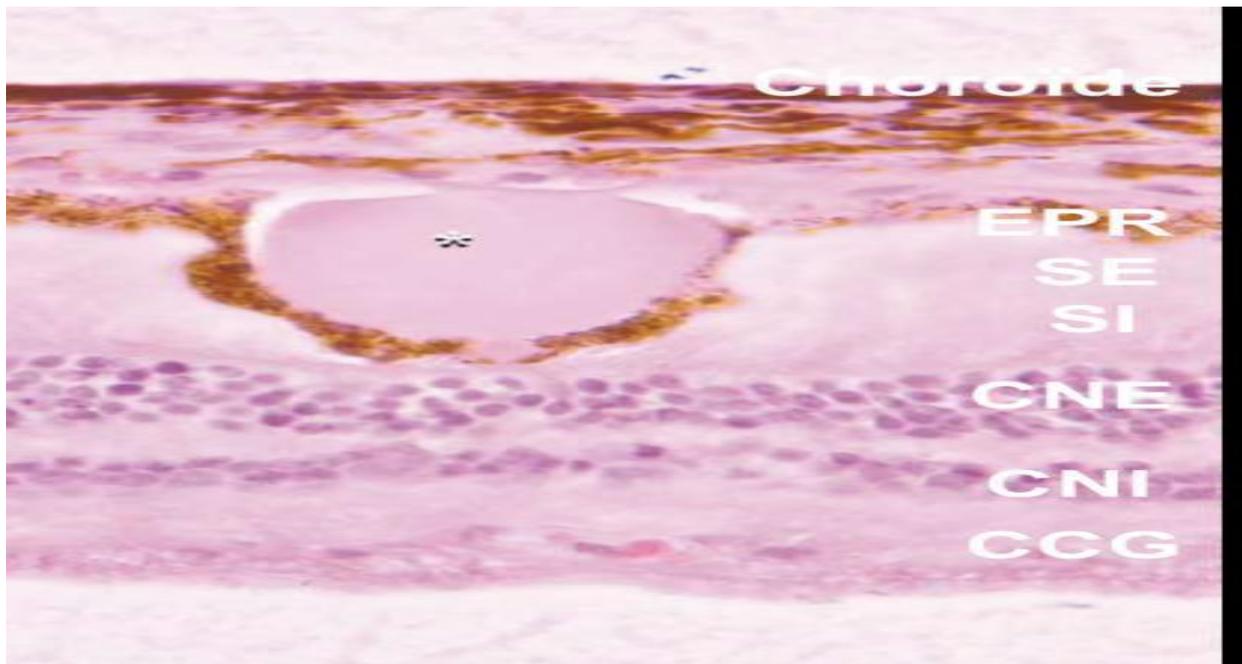
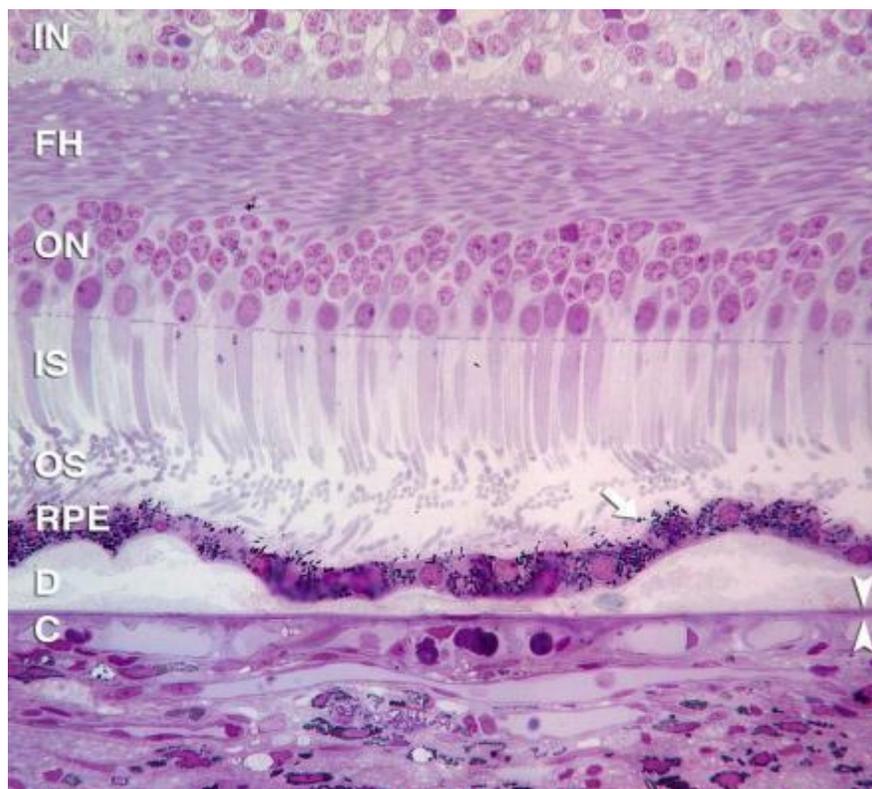


Figure I.5 : Aspect en microscopie optique d'une druse miliaire (asterix).

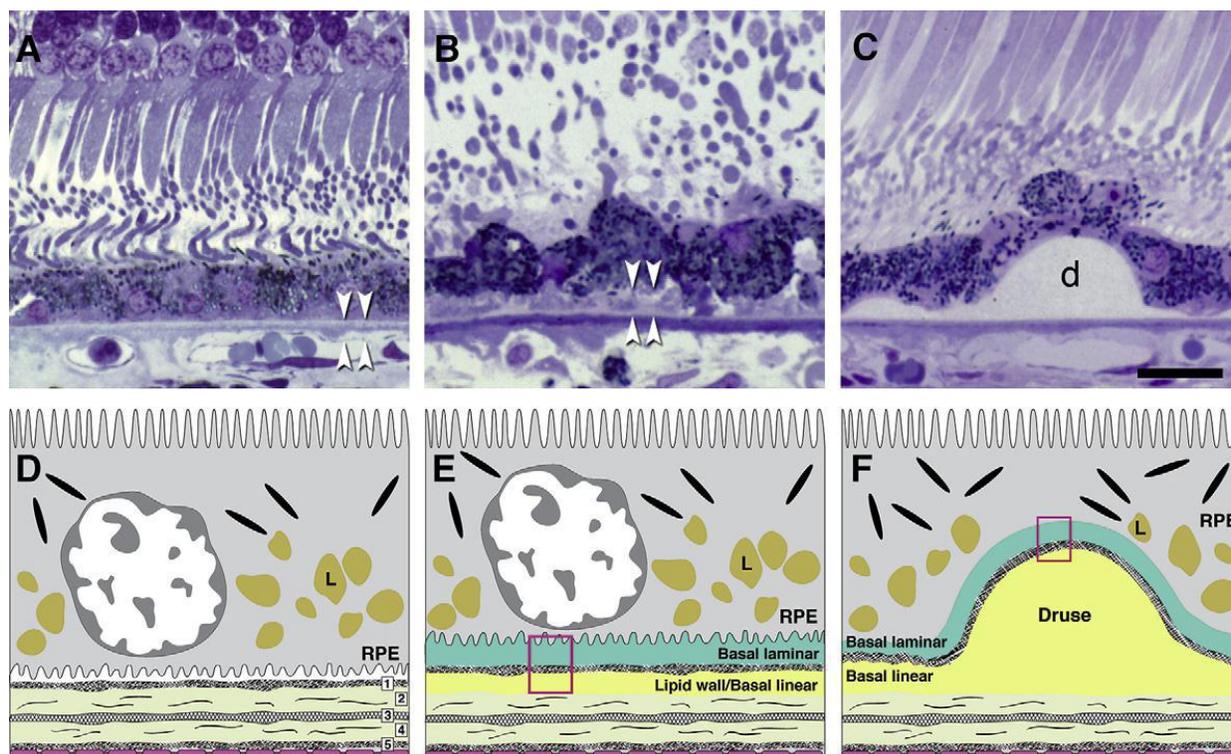
### 3.1.2. Druses séreux (*Soft drusen*) :

Les druses séreuses ou « *Soft drusen* » ont la même localisation que les druses miliaires, entre la membrane basale de l'EPR et la couche collagène interne de la membrane de Bruch. La formation de druses séreuses peut être la conséquence d'un épaissement diffus de la partie interne de la membrane de Bruch avec séparation de la membrane basale de l'EPR de la membrane de Bruch en regard.

Ils ont une structure inhomogène, granulaire et vésiculaire, avec des fragments membranaires, d'autres débris cellulaires, voire des calcifications. Ils mesurent plus de 63  $\mu\text{m}$  et soulèvent l'EPR, formant une excroissance dont les bords sont en pente douce. Ils peuvent être isolés ou s'associer à des druses miliaires. Les druses séreuses peuvent confluer et constituent alors des décollements drusenoïdes de l'EPR. Ils s'accompagnent de modifications de l'EPR sus-jacent sous forme d'hyper- ou d'hypopigmentation. L'évolution ultime se fait vers l'atrophie progressive de l'EPR et la résorption de druses séreuses.



**Figure I.6: Aspect en microscopie optique de deux druses séreuses connectées par des dépôts linéaires basaux (BlinD).**

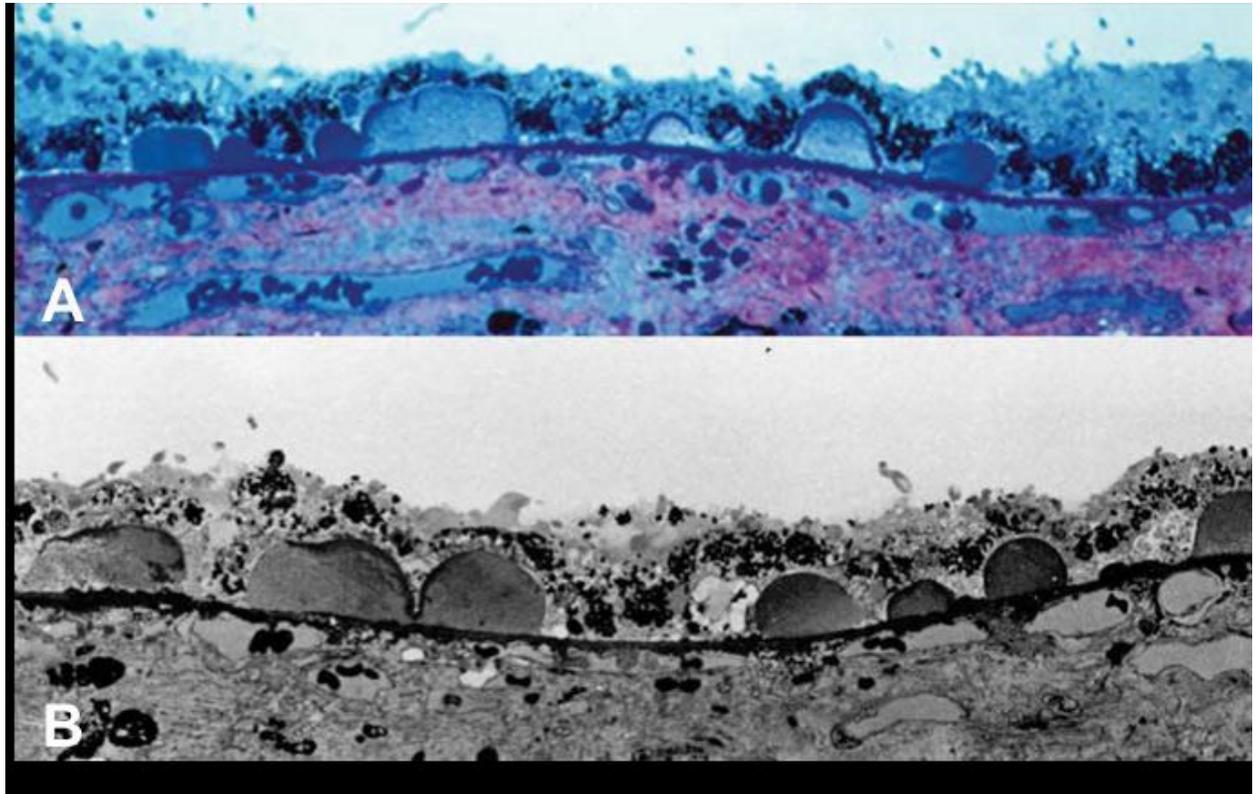


**Figure I.7 : Dépôts basaux et formation de druses. A, B et C : Microscopie optique au bleu de toluidine. D, E et F : Schématisation des lésions extracellulaires et des dépôts basaux. A. Situation normale (têtes de flèches : membrane de Bruch). B. Dépôts basaux (têtes de flèches). C. Druses basal (d). D. Situation normale, la membrane de Bruch a 5 couches (1 : Membrane basale de l'épithélium pigmentaire rétinien, 2 : Couche collagène interne, 3 : Couche élastique, 4 : Couche collagène externe, 5 : Membrane basale de l'endothélium choriocapillaire). E. Localisation des dépôts basaux laminaires (BlamD -Basal laminar Drusen) et linéaires (BlinD - Lipid Wall/Basal linear Drusen). F. Drusen (Druse) et BlinD occupent le même espace. RPE : Rétinal Pigment Epithélium (Epithélium pigmentaire rétinien), L : Lipofuscine.**

### 3.1.3. Druses cuticulaires :

Les druses cuticulaires correspondent à un épaissement assez diffus de la partie interne de la membrane de Bruch, entre la membrane basale de l'EPR et la couche collagène interne de la membrane de Bruch. *Russel et al.* ont montré que ces lésions avaient la même localisation et la même composition que les druses séreuses. Parce qu'ils avaient observé un épaissement de la membrane basale de l'EPR en regard, *Gass et al.* avaient initialement nommé ces druses «

druses laminaires basaux ». Basé sur les données histologiques plus récentes de *Russel et al.* Le terme « druses laminaires basaux » a été remplacé par « druses cuticulaire », du nom de la couche cuticulaire décrite par *Müller* en 1856, comprenant la membrane basale de l'EPR et de la couche collagène interne de la membrane de Bruch. Ces druses cuticulaires font saillie dans l'EPR. Ainsi, l'épaisseur cellulaire à l'apex des druses est plus faible que celle à la base des druses.



**Figure I.8: Aspect des druses cuticulaires. A. Microscopie optique. B. Microscopie électronique. Nombreuses petites accumulations ovoïdes faisant protrusion dans la monocouche de l'épithélium pigmentaire rétinien, amincissant ces cellules à leur apex (à la différence des cellules à la base des lésions).**

### **3.2. Classification clinique de la dmla:**

Récemment, *Ferris et al.* (Pour la *Beckman Initiative for Macular Research Classification Comitee*) ont proposé une classification en 5 groupes, fondée sur le risque de développer une DMLA avancée. Cette classification est basée sur la taille des druses et sur la présence d'altérations de l'EPR dans un rayon de 2 diamètres papillaires de la fovéa.

Ainsi, 3 types de druses sont analysés :

- Les « *Small drusen* » ou « *drupelets* » (petits druses, gouttelettes) : d'une taille de  $< 63 \mu\text{m}$ .
- Les « *medium drusen* » (druses moyens) : d'une taille  $> 63 \mu\text{m}$  et  $< 125 \mu\text{m}$ .
- Les « *large drusen* » (larges druses) : d'une taille  $> 125 \mu\text{m}$ .

Cliniquement, la taille des druses est comparée à la largeur d'une des veines après leurs émergences de la papille (à peu près  $125 \mu\text{m}$ ).

Les altérations de l'EPR correspondent à des hyper- ou hypopigmentations associées à des druses de taille moyenne ou large, et non associées avec une autre pathologie oculaire. [15]

### 3.3. Classification de la DMLA selon AREDS :

Bien qu'il existe de multiples systèmes de classification de la DMLA, on utilise couramment celle proposée par l'étude AREDS (*Age-Related Eye Disease Study*) commanditée par les NIH (*National Institutes of Health*). Cette classification de la maladie est définie dans le tableau I.1:

<b>Tableau I.1 : Classification simplifiée de l'AREDS</b>	
Catégorie 1	Pas de dégénérescence maculaire liée à l'âge : aucun ou quelques petits druses (diamètre inférieur à $63 \mu\text{m}$ ).
Catégorie 2	Un ou plusieurs des éléments suivants : <ul style="list-style-type: none"> <li>● multiples petits druses ;</li> <li>● quelques druses de diamètre entre <math>63</math> et <math>125 \mu\text{m}</math> ;</li> <li>● anomalies de l'épithélium pigmentaire.</li> </ul>
Catégorie 3	Un ou plusieurs des éléments suivants : <ul style="list-style-type: none"> <li>● multiples druses de diamètre entre <math>63</math> et <math>125 \mu\text{m}</math> et au moins une druse de diamètre supérieur à <math>125 \mu\text{m}</math> ;</li> <li>● atrophie géographique excluant la fovéa.</li> </ul>
Catégorie 4	Atrophie géographique touchant la fovéa et / ou présence d'une dégénérescence maculaire liée à l'âge exsudative.

[16]

Actuellement, on différencie un stade précoce appelé maculopathie liée à l'âge et un stade évolué appelé dégénérescence maculaire liée à l'âge, subdivisé en une forme atrophique ou sèche et une forme exsudative ou humide. [8]

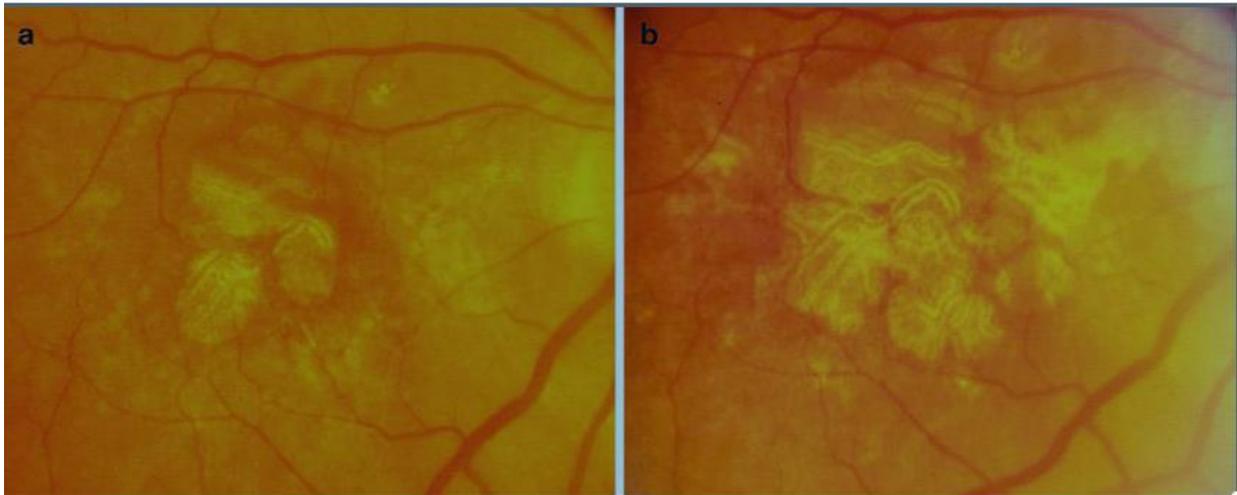
### **3.3.1. La forme précoce :**

La maculopathie liée à l'âge (MLA) constitue une forme précoce de DMLA. Ce stade de la maladie est défini par la présence de druses de taille relativement peu importante, d'anomalies pigmentaires sous la macula et de quelques plages d'atrophie focale. À cette étape de la maladie, la perte d'acuité visuelle est généralement minime et les symptômes se limitent à une gêne visuelle ou à un besoin d'éclairage plus intense. Les examens ophtalmologiques pratiqués chez la majorité des personnes de plus de 50 ans permettent de détecter la présence d'au moins une druse ( $\leq 63 \mu\text{m}$ ) dans un œil ou dans les deux. Toutefois, selon plusieurs études, les formes avancées de DMLA ne pourraient se développer que chez les personnes ayant des druses nombreuses et de grande taille ( $> 63 \mu\text{m}$ ). [17]

### **3.3.2. La DMLA atrophique (forme sèche avancée) :**

La DMLA atrophique ou sèche est la forme avancée d'une DMLA non-exsudative, caractérisée par l'amincissement progressif de l'épithélium pigmentaire, appelé atrophie géographique (GA). Cette atrophie est associée à une forte présence de druses et à des anomalies de l'épithélium. La forte pression due aux néovaisseaux sur l'épithélium pigmentaire affaibli conduit à la mort progressive des photorécepteurs, causant lentement la perte d'acuité visuelle.

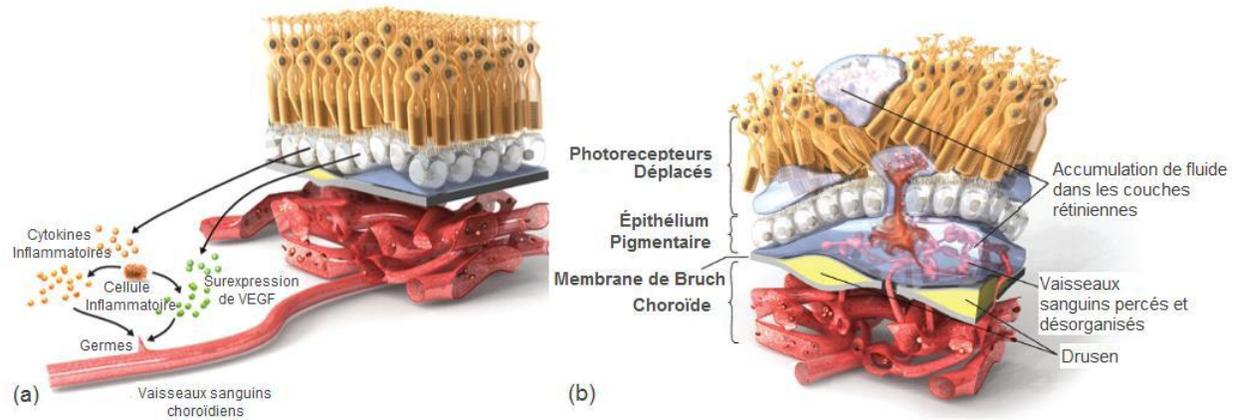
Sur les images de fond d'œil, les GA apparaissent sous des formes très variées. Cela peut être une zone jaune singulière ou plusieurs zones d'atrophie, où les vaisseaux sanguins de la choroïde deviennent anormalement visibles. Ces atrophies sont issues de l'élargissement et l'union de druses séreux venant de lieux d'atrophie distincts. Dans une forme précoce de la maladie, l'atrophie se trouve autour de la fovéa. Parmi les formes diverses, certaines atrophies existantes peuvent fusionner avec de nouvelles zones d'atrophies résultant en des configurations en fer à cheval. Lorsque l'atrophie géographique touche la zone fovéolaire, on se trouve alors dans un cas avancé avec perte de vision.



**Figure I.9: Progression de la GA : (a) Deux régions distinctes de GA, (b) progression de GA qui a changé de forme et s'est élargi, huit ans plus tard (Laud, Mukkamala, Brue, & Slakter, 2011).**

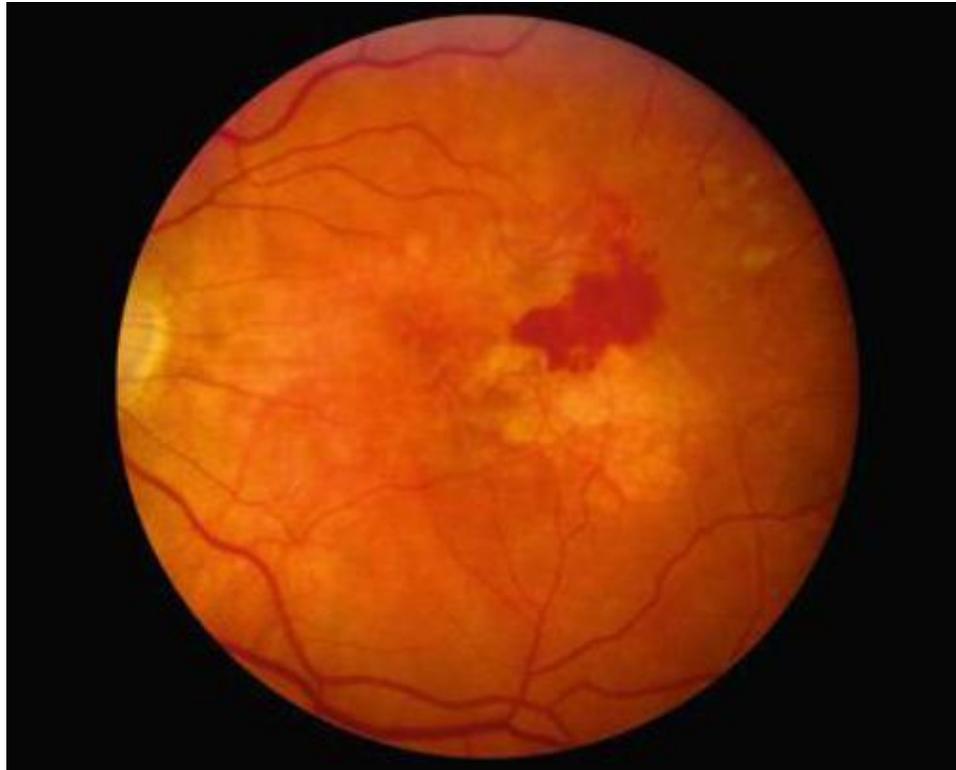
### **3.3.3. La DMLA exsudative :**

La DMLA exsudative ou humide est la forme avancée caractérisée par la prolifération de néovaisseaux anormaux d'origine choroïdienne. Cette néovascularisation est causée par des produits dérivés de réactions inflammatoires, tel que des facteurs de croissance vasculaire (VEGF). La DMLA exsudative se présente suite à une traversée de ces néovaisseaux à travers la membrane de Bruch, qui entraîne alors un décollement maculaire exsudatif, une accumulation de fluide dans l'espace sous-rétinien et des hémorragies à l'intérieur de l'œil. Cette forme est responsable d'une perte rapide de la vision de manière définitive.



**Figure I.10: Formation de la néovascularisation : (a) réaction inflammatoire produisant les VEGF et (b) traversée des néovaisseaux à travers la membrane de Bruch.**

Sur les images de fond d'œil, les hémorragies apparaissent comme des taches rouges sombres. Après un épisode hémorragique, il peut également y avoir des zones nécrosées qui apparaîtront comme des zones jaunes plus claires.



**Figure I.11: DMLA exsudative avec hémorragie.**

### 3.4. *Les symptômes de la DMLA*

#### 3.4.1. Liste des symptômes

Au stade initial, aucun symptôme n'est en général perceptible, le deuxième œil permettant une vision peu invalidante. Cela peut conduire à une découverte tardive de la maladie.

Les symptômes généraux de la DMLA sont :

- La diminution de la sensibilité au contraste
- La diminution de l'acuité visuelle
- La déformation des lignes droites (métamorphopsies)
- L'apparition d'un scotome central
- L'altération de la vision des couleurs
- La sensibilité d'éblouissement augmentée (photophobie)

Les contrastes sont des amplitudes de variation de la lumière. Une baisse de la sensibilité aux bas contrastes est souvent ressentie dans la DMLA et est un facteur prédictif de baisse d'acuité visuelle sévère. Un éclairage d'appoint devient souvent nécessaire pour effectuer des tâches précises en plus de l'éclairage ambiant.

Dans les deux formes de DMLA (sèche et humide), l'atteinte caractéristique est la perte de la vision centrale (scotome), entraînant de graves difficultés à la lecture, la conduite, l'écriture, les déplacements et influençant donc la qualité de vie.

La vision des couleurs, étant une des fonctionnalités des cônes (atteints dans cette pathologie), est, elle aussi, perturbée. Ce déficit affecte la reconnaissance des visages, la lecture, des actions du quotidien (valeur d'une pièce de monnaie, verre vide ou plein sur la table...).

- Dans la DMLA sèche, une baisse d'acuité visuelle est tout d'abord ressentie par le patient. Elle est due à la zone atrophique de la rétine centrale, créant une baisse de la vision dans les milieux avec une faible intensité lumineuse et une diminution de la sensibilité aux contrastes.

Tout d'abord, un scotome relatif apparaît puis il évolue en scotome absolu.

Un scotome est une lacune immobile dans le champ visuel (étendue de l'espace perçue par l'œil quand celui-ci est immobile) due à un dysfonctionnement d'une zone de la rétine ; dans la DMLA, cela correspond à la zone centrale de la rétine, la macula.

Le scotome relatif correspond à une zone où la perception lumineuse est affaiblie.

Le scotome absolu correspond à une zone de non perception lumineuse.

La baisse de vision est lente et progressive. L'atteinte de la vision de près est la principale raison de la consultation au départ. Une fois que l'atrophie atteint le centre de la fovéa, une baisse d'acuité brutale est ressentie. Une difficulté à la lecture ainsi qu'une baisse de capacité d'adaptation à l'obscurité est décrite par les patients.

A ce stade, le fonctionnement des cônes mais aussi des bâtonnets est retardé dans leur rôle d'adaptation à la diminution lumineuse.

➤ Dans la DMLA exsudative, une baisse d'acuité modérée à forte est constatée.

Environ un quart des patients examinés au stade précoce de la maladie gardent une acuité visuelle à plus de 6/10ème et selon le stade de la maladie, la moitié obtiennent une acuité visuelle entre 3/10ème et 6/10ème.

Cette baisse d'acuité visuelle est généralement associée à la présence de métamorphopsies. Il s'agit d'un trouble de la vision caractérisée par la déformation des images. Les patients décrivent des lignes droites ondulées, incurvées ou brisées et les lettres déformées, rendant la lecture difficile. [14]

### 3.4.1.1. Le test d'Amsler

Le test d'Amsler est un procédé d'examen simple permettant une autoévaluation de la fonction maculaire.

Selon le rapport de la Société française d'ophtalmologie du Pr SOUBRANE sur la dégénérescence maculaire liée à l'âge, le test d'Amsler est utile pour quantifier les métamorphopsies qui, si elles sont gênantes, obligent parfois à masquer l'œil le plus touché.

Comment utiliser la grille d'Amsler ?

- Tester chaque œil séparément (en cachant l'autre œil) avec la correction habituellement utilisée de près ;
- Fixer le point central de la grille en la positionnant à distance de lecture (environ 35-40 cm);
- Tout en continuant de regarder le point central, vérifier si toutes les lignes environnantes sont droites et si leur espacement est constant avec des carrés de la même taille ;
- Si une partie de la grille apparaît embrouillée, déformée, altérée, décolorée ou anormale, un examen ophtalmologique s'impose. [18]

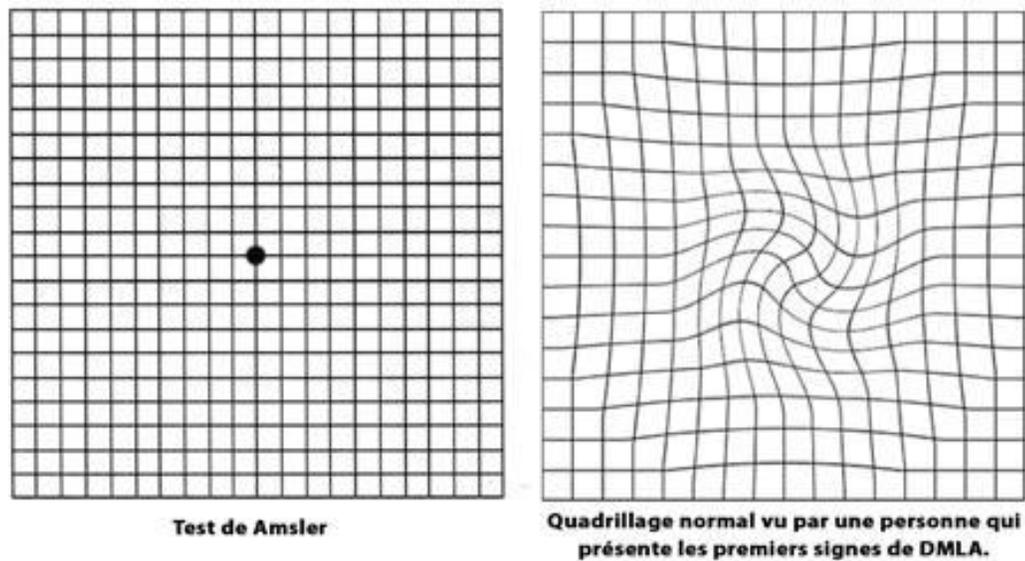


Figure I.12 : Le test de la grille d'Amsler.

### 3.4.2. Le diagnostic de la DMLA :

#### 3.4.2.1. Les examens cliniques :

##### a- Acuité visuelle :

##### - Définition :

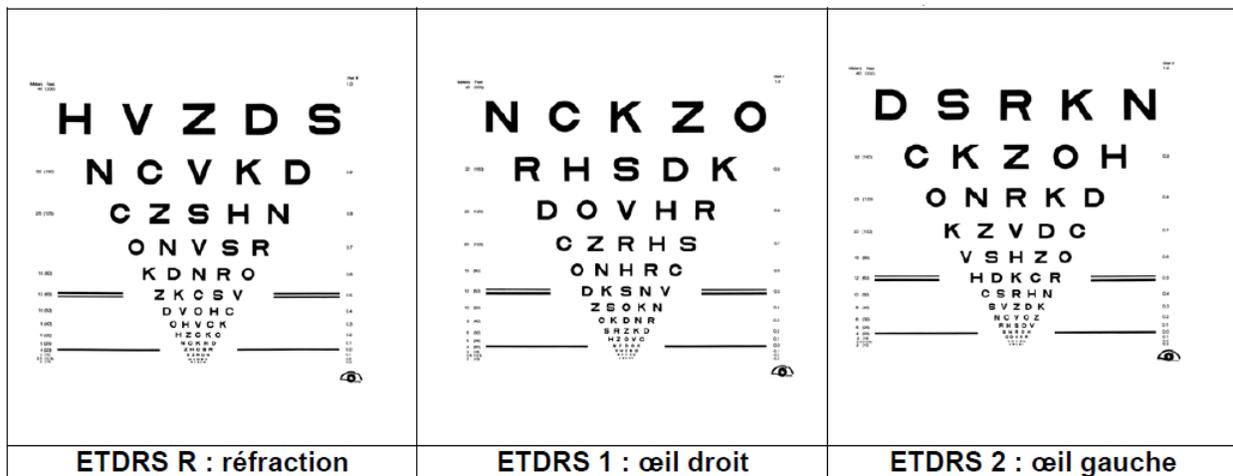
L'acuité visuelle est la capacité de l'œil à discriminer deux points distincts, en fonction de l'éloignement de l'observateur et de la distance qui sépare ces deux points. Il s'agit d'un reflet du pouvoir séparateur de l'œil à contraste maximal. L'acuité visuelle est ainsi un critère de bonne vision.

##### - Mesure :

La mesure de l'acuité visuelle reste le préalable indispensable et essentiel à tout examen clinique.

Elle est réalisée à l'aide d'échelles d'acuité visuelle utilisant des lettres ou des optotypes de taille angulaire variable. La distance du test et les autres paramètres pouvant influencer la mesure restent constants. Elle est réalisée de près ou de loin avec une correction optique si nécessaire.

Plusieurs échelles d'acuité visuelle sont utilisées pour son évaluation. Pour l'appréciation des acuités visuelles basses, l'échelle ETDRS est préférée aux échelles utilisées plus classiquement comme l'échelle de Monoyer ou l'échelle de Snellen. En effet, cette échelle est plus adaptée pour apprécier les acuités visuelles basses et pour apprécier les gains, et fait figure de référence dans les études cliniques internationales au sujet de la DMLA. L'échelle ETDRS se compose de trois planches, une pour déterminer la réfraction optimale de l'œil droit et gauche, une autre pour mesurer le score de l'œil droit et une autre pour l'œil gauche. Cette échelle permet une bonne reproductibilité grâce à la standardisation des échelles.



**Figure I.13 : L'échelle ETDRS.**

### **b- Examen du fond d'œil :**

Dans le cadre de la DMLA, l'ophtalmologiste doit réaliser un examen biomicroscopique du fond d'œil à l'aide d'une lampe à fente et d'une rétinographie (qui permet de réaliser une photographie de fond d'œil). Cet examen permet le diagnostic et la définition du type de DMLA. Cette technique est la plus performante pour examiner dans le détail la région maculaire.

Ces clichés peuvent être réalisés en lumière blanche(en couleurs) ou en lumière monochromatique (verte, rouge et bleue). Les différents types de lumière utilisés permettent chacun d'observer des caractéristiques particulières du fond d'œil.

Cet examen se réalise après dilatation pupillaire grâce à l'installation de collyre atropinique comme le tropicamide (Mydriaticum collyre) la dilatation pupillaire occasionne un gêne à la lecture à la conduite pendant quelques heures après l'examen.

Il présente l'avantage de permettre une bonne vision stéréoscopique grâce à la fente optique orientable avec un grossissement et une mise au point antéro-postérieure que l'on peut faire varier.

Le fond d'œil permet de déceler les druses, mais aussi les altérations de l'épithélium pigmentaire, les hémorragies et les exsudats (dépôts de lipides). Si ces signes évocateurs de DMLA sont retrouvés, des examens complémentaires devront être pratiqués pour affiner le diagnostic.



Figure I14 : Examen de fond d'œil

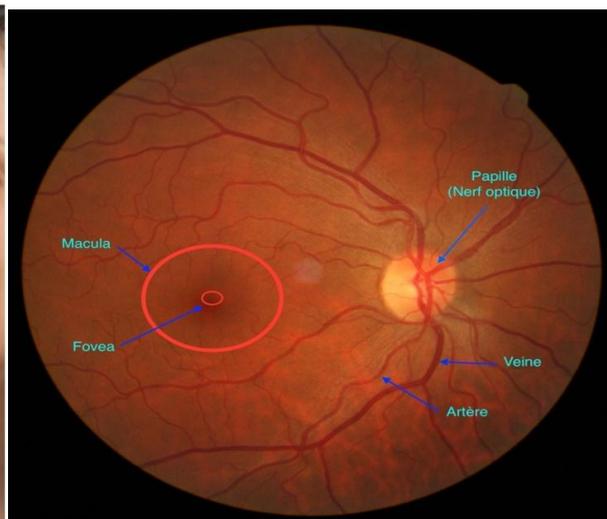


Figure I.15 : Photographie d'un fond d'œil normal.

### 3.4.2.2. Examens complémentaires :

L'ophtalmologiste dispose trois examens complémentaires : l'angiographie à la fluorescéine, l'angiographie au vert d'indocyanine et l'Optical Cohérence Tomographie (OCT). Le développement de ces nouvelles techniques d'imagerie rétinienne a permis d'affiner l'approche sémiologique des affections maculaire. En effet, ces examens permettront de préciser la forme clinique, le degré d'atteinte et le type de néovascularisation pour les formes exsudatives.

### **a- Angiographie :**

L'angiographie est un examen radiologique qui permet de visualiser les vaisseaux de la rétine et de la choroïde après injection d'un produit de contraste dans le sang. Deux types de produits de contraste sont aujourd'hui injectés par voie intraveineuse pour réaliser cet examen : la fluorescéine et le vert d'indocyanine.

Les examens angiographiques permettent de dépister, classer, localiser, et préciser toutes les anomalies du fond d'œil, soit directement, soit par la comparaison d'examens successifs.

La réalisation d'une angiographie n'est justifiée qu'en présence de symptômes évocateurs de prolifération néovasculaire, tels que les métamorphopsies ou une baisse d'acuité visuelle récente, ainsi qu'en présence d'autres signes associés du fond d'œil tels que les exsudats ou les hémorragies.

#### **➤ A la fluorescéine :**

L'angiographie à la fluorescéine demeure un examen incontournable dans le diagnostic de la DMLA. Elle est indispensable pour mettre en évidence les néovaisseaux à membrane visible.

L'examen se réalise à l'aide d'un rétinographe, après dilatation de la pupille et injection intravasculaires du colorant. Après administration de la fluorescéine, l'examineur prend des clichés des vaisseaux réiniens.

La fluorescéine est un produit de contraste qui devient fluorescent après excitation par la lumière. Son pic d'excitation est situé dans la partie bleue du spectre visible et son pic d'émission dans la partie jaune vert du spectre visible. Cette molécule de faible poids moléculaire se fixe à 80 % sur les protéines plasmatiques, principalement l'albumine. La fraction libre diffuse dans les espaces intercellulaires et émet une fois excitée une lumière fluorescente dans les vaisseaux réiniens ou dans les tissus où elle n'a pas (ou pas encore) diffusé. La fluorescéine est un produit très bien toléré, métabolisé par le foie et le rein et éliminé en 24 à 36 heures. Cependant, quelques réactions de type allergique ont été décrites.

L'analyse des clichés montre des zones d'hypo- et d'hyper fluorescence. L'hypo fluorescence est surtout due à un masquage par du matériel additionnel (hémorragie, pigments, exsudats, lipofuscine) ou plus rarement par une anomalie de perfusion vasculaire. L'hyper fluorescence

peut être liée soit à un effet fenêtre par transmission anormale de la fluorescence, soit à une diffusion du colorant à travers une paroi vasculaire anormale (par exemple celles des néovaisseaux choroïdiens), soit encore à une accumulation de colorant dans un espace décollé ou à une coloration de certaines lésions ou de certains tissus (druses séreux, matériel pseudovitelliforme, fibrose). L'écran normal de l'épithélium pigmentaire masque la vascularisation choroïdienne normale et anormale.



**Figure I.16 : Examen de l'angiographie à la fluorescéine.**

➤ **Au vert d'indo- ou d'infracyanine :**

Pour cet examen, la fluorescéine est remplacée par le vert d'indocyanine qui rendu fluorescent par la lumière infrarouge. Il complète l'examen à la fluorescéine et est parfois nécessaire pour déterminer la forme exacte de la DMLA exsudative (néovascularisation occulte, d'écoulement de l'épithélium pigmentaire, hémorragie sous-rétinienne)

L'angiographie au vert d'indo- ou d'infracyanine permet de mieux visualiser des structures situées en arrière de l'épithélium pigmentaire, car celui-ci absorbe très peu la lumière infrarouge, comme le réseau vasculaire choroïdien impliqué dans la DMLA néovasculaire. De plus, ce colorant se lie fortement aux protéines plasmatiques, ce qui favorise la visibilité des vaisseaux choroïdiens et limite l'exsudation à travers la paroi des vaisseaux sanguins.

Pour une DMLA, il est indispensable de compléter l'angiographie à la fluorescéine par l'angiographie au vert d'indocyanine car elle permet d'individualiser l'étendue, la topographie et le type de réseau néovasculaire choroïdien.

### **b- OCT (tomographie en cohérence optique) :**

L'examen par tomographie en cohérence optique est un procédé d'imagerie diagnostique récent. Sa réalisation est rapide, indolore, non invasive et reproductible après dilatation pupillaire sans injection de produit de contraste. L'appareil utilise un faisceau de lumière infrarouge pour construire des images en coupe de la rétine, des couches superficielles aux couches les plus profondes. Ces images peuvent être assimilées à des <<biopsies optiques de la rétine>>. Elles correspondent en réalité à la différence de réflectivité entre les différentes structures de la rétine.

Cet examen complète les angiographies en analysant l'épaisseur de la rétine et toutes les accumulations liquidiennes au sein de la rétine. Il montre l'état des composants de la rétine, notamment des couches externes et en particulier les photorécepteurs. L'examen OCT précise la localisation des néovaisseaux et les réactions exsudatives à leur voisinage.

Son interprétation doit toujours être associée aux données cliniques et angiographiques.

La place de l'OCT dans le diagnostic reste imprécise actuellement. L'OCT donne des signes indirects de néovascularisation en particulier un œdème ou un discret décollement séreux rétinien. Il permet assez souvent de suspecter l'existence d'altérations, d'épaississements et/ou d'irrégularités de la couche des photorécepteurs et de l'épithélium pigmentaire. Mais l'OCT ne permet pas de différencier un néovaisseau visible d'un néovaisseau occulte. Cette distinction est purement angiographique.

Ces dernières années, son intérêt va grandissant car il est devenu un précieux outil d'évaluation de l'effet des différents traitements. En effet, il apporte une aide précieuse dans les indications de retraitement en mettant en évidence la disparition, la diminution ou la persistance des signes exsudatifs. [8]

### **Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons introduit les notions de base concernant anatomie d'œil, précisément la rétine ce que m'intéresse, puis la description de la dégénérescence maculaire liée à l'âge qui le principale cause malvoyance chez les patients de plus de 50 ans dans les pays industrialisés, nous avons cité leur symptômes et leur formes. En finie par une représentation des défèrent techniques pour la diagnostique et le suivi de la dmla.

CHAPITRE II :

ETAT DE L'ART

### 1- Introduction :

Dans un contexte de dépistage précoce de la DMLA, beaucoup de travaux se sont focalisés sur la segmentation de druses.

Dans ce chapitre nous nous intéressons à la présentation des outils de traitement d'image de fond d'œil servant à la détection des druses. Dans Le but de bien détecter et d'obtenir des informations quantitatives, comme leur taille, leur nombre et leur localisation. Pour cela nous avons abordé les algorithmes et les bases de données utilisés et les résultats qui sont trouvés par certaines des œuvres et techniques développées dans le passé.

### 2- L'état de l'art :

Un groupe de recherche multidisciplinaire de l'Université d'Aberdeen, qui comprenait le département d'ophtalmologie et le département de biophysique ont démontré (Phillips, Forrester et al. 1993) qu'une combinaison de seuils mondiaux et locaux appliqués dans les images rétiniennes peuvent être utilisés pour détecter des druses. Avec le canal vert ils appliquent une nuance algorithmique de correction pour corriger les non-uniformités d'éclairage, obtention d'une image aplatie (Jagoe, Blauth et al. 1990). Les grands confluent de druses sont ensuite détectés en établissant un seuil d'image à une intensité de (mode + 50). Pour la détection des exsudats d'intensité inférieure et inférieure, la région d'intérêt est divisée en fenêtres de 32x32 pixels qui sont définies à une valeur de (mode + 20). Les deux images de seuil sont combinées pour représenter les zones touchées par les druses.

Les résultats obtenus ont été comparés aux classements réalisés manuellement à l'aide d'une transparence sur un ensemble de 13 diapositives en couleur. En ce qui concerne les tests de reproductibilité, deux diapositives de quatre jours prises séparément, reflétant une sensibilité moyenne de 87% et une reproductibilité de 17% pour les petites zones et de 5% pour les grandes.

Un des inconvénients on retrouve sur cette approche la discontinuité provoquée par l'utilisation de valeurs seuils, indépendamment pour chaque fenêtre. En outre, une cause de détection de faux positifs est l'influence des navires qui se croisent et se croisent, ce qui abaisse la valeur de référence seuil détecte par conséquent les faux druses. [20]

Plus tard, Morgan et al. (1994) ont proposé une méthode de quantification automatique par druses basé sur l'application de la méthode du seuil d'Otsu (Otsu 1975) aux fenêtres locales de 16x16 pixels. Les images étaient des diapositives numérisées en niveaux de gris, éclairées par une lumière sans rouge pour améliorer le contraste. La procédure suppose que l'histogramme d'une image avec des vaisseaux, un fond et druses contient trois lobes (un pour chacun) séparés par deux immersions. Il a ensuite été divisé en deux étapes: détection des navires et détection des druses. Pour trouver les valeurs de seuil qui séparent ces trois lobes, l'image a été divisée en fenêtres de 16x16 pixels et pour chaque pixel il a été déterminé la valeur de seuil sur la base du seuil Otsu du bloc ainsi que des blocs adjacents, pondérés par l'emplacement du pixel. Avec cette procédure, les auteurs pourraient lisser les discontinuités généralement observées avec le seuil de fenêtres locales.

L'image située en dessous de la carte de seuil obtenue contient théoriquement les navires. Par conséquent, et pour détecter les druses, la détermination du seuil est effectuée à nouveau sur l'image qui se trouve au-dessus de la carte de seuil, qui est l'arrière-plan et druses. Enfin, cette carte de seuil est élevée de 16 niveaux de gris pour parvenir à un compromis entre faux positifs et la détection de faux négatifs et est appliquée pour générer une image binaire où les druses sont détectées.

Les résultats n'ont été comparés qu'aux analyses de spécialistes du dénombrement des druses. Bien que, détecté les mêmes druses que les spécialistes, la procédure informatique avait principalement détecté plus de druses et par conséquent l'accord était faible (Friedman  $2 = 10,54$ ;  $df = 3$ ;  $P = 0,05$ ). Des analyses supplémentaires manquaient pour évaluer la sensibilité et la spécificité. [20]

Kirkpatrick et al. (1995) ont présenté une technique permettant de quantifier les druses sur des images SLO et comparé à la technique présentée précédemment par Philips, Forrester et al. (1993) qui druses quantifié à partir de photographies de fond d'œil. Pour cette comparaison, les auteurs ont pris du fundus photographies et images SLO de six patients le même jour.

Les images SLO indirectes rétinienne montrent un aspect « surface de la lune », avec des druses apparaissant comme des "ombres". Les auteurs ont proposé un algorithme utilisant la détection de bord de gradient pour les frontières druses et une méthode de croissance de la région pour remplir leurs centres.

La méthode est divisée en quatre étapes, chacune pour chaque côté de la druse (en haut, à gauche, en bas, à droite).

Chaque étape commence par une image binaire contenant un seul côté de la druse en tant que graine de méthode.

Il croît ensuite du côté opposé jusqu'à ce que le gradient dépasse un seuil prédéfini.

Les résultats ont montré que la précision était inférieure à la valeur acceptable, car à une spécificité de 90%, la sensibilité n'était que de 35% pour la méthode SLO, contrairement au fundus méthode de photographies qui a atteint 60%. Cependant, ces résultats n'étaient pas statistiquement significatifs puisque seulement six images ont été analysées. Plusieurs raisons de la faible sensibilité ont été soulevées; cependant, la cause principale était la méthode de détection de bord inappropriée appliquée pour trouver contours de druses, nommément druses doux.

Un seuil local adaptatif qui prend en compte l'asymétrie de l'histogramme local pour la détection la présence de pixels appartenant à druses complétée par un algorithme de croissance de région a été présentée par Shin et al. (1999) de la faculté de médecine de l'Université de Pennsylvanie.

L'algorithme utilise un prétraitement d'image basé sur des filtres de réduction du bruit et compensation de l'éclairage d'arrière-plan avant la segmentation druses. Pour la segmentation la région d'intérêt (un cercle de 1500  $\mu\text{m}$  de rayon centré sur la macula) est divisée en zones plus petites, dont la taille varie de 20 x 20 pixels à 100 x 100 pixels, où les zones les asymétries d'histogrammes sont évaluées. Les auteurs ont vérifié que les zones contenant des druses, qui sont plus claires que l'arrière-plan, ont une asymétrie supérieure à 0,5. Dans ces derniers, ils appliquent un seuil local en utilisant une valeur basée sur l'intensité moyenne de la région d'intérêt plus un terme proportionnelle à l'écart type des surfaces.

Pour améliorer la sensibilité de l'algorithme, une région en croissance croissante est appliquée aux zones détectées pour élargir les druses incomplètement identifiés. Les pixels voisins qui tombent dans un seuil similaire (qui peut être défini par le classeur) sont identifiés comme druses.

Au La fin de la niveleuse peut ajuster les résultats en ajoutant ou en supprimant des pixels mal identifiés.

Pour tester l'algorithme, quatre photos, deux pour chaque œil, séparées par un an, ont été prises de cinq patients. De chaque paire, seul l'œil que les auteurs ont considéré comme le meilleur capturé a été sélectionné, soit un total de dix images. Les résultats de la notation manuelle, réalisés par un spécialiste, ont été comparés aux résultats produits par l'algorithme lorsqu'ils sans surveillance et sous la surveillance de deux spécialistes. L'accord a été évalué

par le Coefficient de corrélation intraclasse (Fisher 1970), qui a obtenu 0,67, 0,93 et 0,92 respectivement pour la version non supervisée et supervisée par chaque spécialiste. Ces valeurs traduisent une grande cohérence sous supervision, mais une performance moyenne sans supervision. [20]

Une approche de logique floue au problème de la détection des druses a été présentée par Thdibaoui et al. (2000) de l'Université de Paris. La subjectivité de l'analyse druses motivé les auteurs à appliquer des techniques de logique floue pour classifier les pixels. L'algorithme est divisé en deux étapes: pré-segmentation et segmentation floue. La première étape consiste à trouver un partitionnement optimal de l'histogramme de l'image en trois intervalles, en utilisant une stratégie de minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Le premier intervalle (pixels plus sombres) représente les pixels d'arrière-plan, le dernier intervalle (pixels les plus lumineux) représente les pixels appartenant druses et l'intervalle intermédiaire aux pixels ambigus. Une approche de logique floue être utilisé pour classer ces derniers en conséquence. Le degré final d'appartenance de chaque pixel est calculé en tenant compte du degré d'appartenance moyen dans le voisinage du pixel de  $k$  pixels. Malheureusement, le travail présenté a manqué une évaluation quantitative de l'algorithme et n'a donc pas été scientifiquement validé. [20]

Une reconstruction géodésique pour la segmentation des druses a été proposée par Sbeh et al. D'Université de Paris-Dauphine (2001). L'algorithme, après application d'un prétraitement étape pour le lissage d'image, détecte les maximums régionaux de l'image. Ceux-ci sont ensuite utilisés comme graines pour une procédure de dilatation géodésique, qui comprend  $(x, y)$  l'expansion et l'augmentation du contraste, et s'arrête lorsque l'intensité des pixels dilatés est inférieure à l'intensité de l'image d'origine. De l'image synthétique générée (voisins géodésiques), le fond est extrait et les druses détectée. Leur algorithme se termine par un post-traitement pour éliminer les objets qui ne sont pas lié avec les druses. Leur critère de classification inclut la forme de l'objet, le minimum contraste et surface minimale. Les résultats globaux ont été jugés bons. Néanmoins pas de comparaison quantitative avec des techniques manuelles a été présenté. [20]

Soliz et al. (2002) de l'Université de Pennsylvanie ont présenté une région en pleine croissance algorithme de segmentation pour la quantification druses. Il comprenait une illumination et une acquisition correction des artefacts, en appliquant un filtre passe-bas gaussien sur le canal vert et en analyser le canal bleu, respectivement. La région cultivant des graines ont été trouvées lors de la division l'image en fonction des régions de la grille du système de notation du Wisconsin, et choix d'un seuil valeur basée sur une analyse statistique de l'histogramme local.

La méthode de croissance par région est basée sur l'algorithme de croissance d'objet adaptatif de Savol.

(Savol, Li et al. 1980). Il utilise le pixel d'intensité maximale le plus élevé, précédemment détecté, comme première graine. Au cas où ses pixels adjacents augmenteraient ou maintiendraient le contraste global, alors ces mêmes pixels adjacents auront les caractéristiques requises pour être ajouté au cluster. A la fin de ce processus, un nouveau calcul redémarre sur le prochain cluster.

Leur algorithme a été appliqué à un ensemble de dix-huit images qui ont ensuite été supervisées par un spécialiste en ophtalmologie pour améliorer les résultats de la segmentation. Les résultats avant et après supervision ont été comparés à ceux produits manuellement par un spécialiste ayant suivi le système de classement du Wisconsin, c'est-à-dire, classé druses selon la plus grande druse trouvé sur chacune des régions de la grille. Les

statistiques kappas ont été utilisés pour mesurer l'accord et désaccord entre eux. L'accord global avec la notation manuelle était plus élevé avec supervision des utilisateurs, atteignant un maximum d'accord pondéré de 0,712. Bien que les techniques présentées par les auteurs aient donné de bons résultats, une comparaison plus précise des données détectées il manquait des zones. [20]

Un travail publié en 2003, réalisé à l'Université de Crète par Rapantzikos et al. (2003), utilise des techniques d'amélioration d'image pour compenser l'illumination et démontrer la structures rétinienne ainsi qu'une combinaison de seuils globaux et locaux pour détecter les druses. Après l'étape de pré-traitement de l'image, un seuil en deux étapes commençant par un seuil (Otsu), puis avec un seuil local adaptatif à l'histogramme (HALT). Ce seuil adaptatif inspiré des travaux de Shin et al. (1999) divise l'image en neuf sous-fenêtres et calcule leur histogramme local. En plus l'asymétrie de l'histogramme, déjà utilisé Dans le travail précédent, les auteurs ont également utilisé le kurtosis de l'histogramme pour évaluer la présence druses dans les sous-fenêtres et a choisi la méthode du seuil en conséquence. Entre le global et les seuils HALT une dilatation morphologique est appliquée afin d'élargir les régions qui n'ont pas été supprimés par le seuil global.

L'algorithme a été testé sur vingt-trois images et comparé à deux analyses de spécialistes. Pour l'analyse de spécificité et de sensibilité, l'interception entre les la classification des spécialistes a été utilisée. Cela a diminué la probabilité d'avoir de faux négatifs et par conséquent une sensibilité plus élevée. Ces deux indicateurs ont été évalués et dépassent 96% en tous les cas, ce qui peut être considéré comme d'excellents résultats. Bien que, il convient de noter que le L'interception des spécialistes n'est pas une source fiable, car elle élimine la variabilité et la augmente la probabilité de sensibilités plus élevées sans compromettre la spécificité. [20]

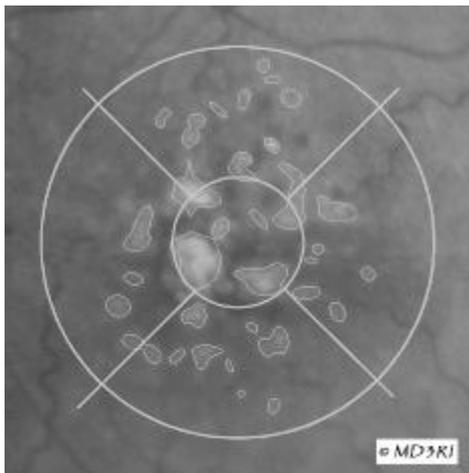
Une analyse à plusieurs niveaux incluant le traitement des ondelettes a été proposée par Brandon et Hoover de l'Université Clemson (STARE 2000; Brandon 2003; Brandon et Hoover 2003). Leur algorithme multi-niveaux effectue une classification qui commence au plusieurs niveaux dans la détection de druses dans des images rétinienne. Leur étude a été composée d'une structure multicouche contenant une couche de pixels, une couche de région, une couche de surface et une couche d'image. Dans classification par couches, régions marquées comme faussement positives ont été éliminés avec filtrage et chaque zone a été séparée dans des sous-régions qui ne contiennent pas de druses, moins de druses, ou beaucoup de druses. Dans la classification en couches d'images utilisée dans le final stade, les régions marquées par la couche surfacique sont comptées et classés en vérifiant leur surface moyenne. L'étude consistait de 38 images saines, 68 images malsaines avec druses, et 19 images druses anormales sans druses. Ils ont rapporté un taux de réussite de 87%. . Malheureusement, ces résultats ne sont pas intéressants pour évaluer les druses méthode de détection et de quantification en raison de son manque de spécificité. [21]

Smith et al. (2005) ont proposé un algorithme itératif pour détecter les druses en nivelant fond et extraction de druses. Leur méthode divise l'image en deux zones: le sous-champ central (zone 1), qui ne contient pas de vaisseaux et l'anneau de l'intérieur et de l'extérieur diamètre de 1000 et 3000 $\mu$ m (zone 2), qui contient des vaisseaux. Sur la zone 1 ils appliquent la méthode Otsu avec deux classes C1 et C2 (une valeur de seuil) pour séparer le fond (C1) de druses (C2). Quant à la zone 2, ils appliquent la même méthode avec trois classes C0, C1 et C2 (deux valeurs de seuil) pour séparer les navires (C0) du fond (C1) et des druses (C2). Ensuite l'image ne contenant que des pixels d'arrière-plan est modélisée par une fonction quadratique 2D à l'aide d'une méthode des moindres carrés. Afin de corriger le fond non

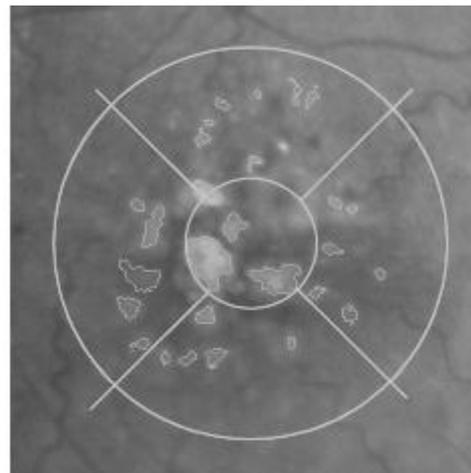
uniforme, le fichier généré le modèle est soustrait de l'image d'origine. Ce processus de seuillage, de modélisation et de la soustraction est répété jusqu'à ce que le modèle d'arrière-plan soit stable entre les itérations. Finalement, les druses sont détectées par le seuil Otsu. Pour certaines images, avec quelques druses, l'Otsu méthode n'est pas en mesure de trouver le seuil drusen-to-Background et ajoute de fond et druses à la même classe (C2). À de tels cas, les auteurs proposent une intervention manuelle spécifiquement sur la classe C2, où la méthode Otsu avec une seule valeur seuil pour séparer druses de fond est réappliquée. La méthode a été testée avec un ensemble de vingt images, également classées manuellement par deux spécialistes conjointement pour parvenir à un consensus. La sensibilité et la spécificité de l'algorithme ont été calculées et ont permis d'obtenir des valeurs médianes de 0,70 et 0,81, respectivement. Le bas la spécificité indique que l'algorithme sur-détecte les druses. La méthode Otsu est mieux adaptée aux images contenant des histogrammes d'intensité avec un nombre fixe de groupes, ce qui n'est pas le cas des images rétiniennes. Avec ces derniers, la méthode peut générer des seuils erronés nécessitant la supervision pour produire des résultats fiables. [20]

En (2010) André Mora, et al appliquent une méthodologie utilisant des techniques de traitement d'images pour La quantification des druses. La méthode utilise des splines combinées avec une normalisation de contraste pour corriger une illumination inégale, suivie d'une druse algorithme de détection et de modélisation. La détection utilise un gradient algorithme de segmentation qui isole les druses. Ils sont ensuite adaptés par Gaussien fonctions, produisant un modèle utilisé pour calculer la surface affectée.

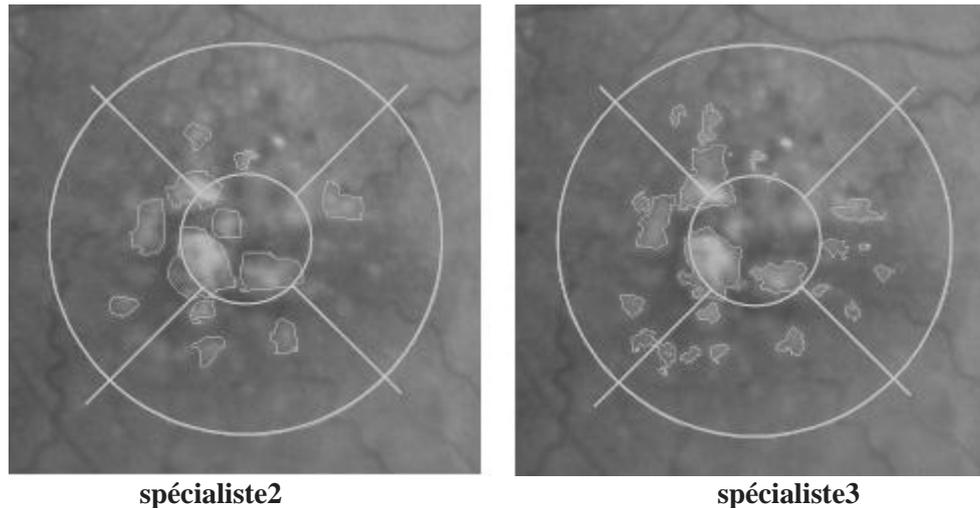
Pour valider la méthodologie, 22 images ont été marquées par trois ophtalmologistes et comparée à la méthode automatisée. La sensibilité et La spécificité du processus automatisé (0,664 et 0,963) était comparable à celle obtenu parmi les spécialistes (0.656 et 0.971). En plus, Le coefficient de corrélation d'Intraclasse a montré un accord de 74,9% entre le traitement images et l'analyse des spécialistes. [22]



Méthode de Mora



spécialiste 1



**Figure II.1 : Deux exemples de marques druses.**

En (2010) Abramoff et al, ont employé deux méthodes pour la détection des druses dans les images couleur de la rétine. Les méthodes exploitent une approche basée sur la texture et une technique de filtrage multicanal pour la segmentation. La première approche n'est pas fiable en considérant de petites et faibles druses. Cependant, la deuxième approche, est très fiable en prenant des druses de toutes tailles et types (lumineux ou faibles) dans une image. Jayanthi et al ont utilisé le réseau de neurone et l'analyse par texture pour extraire les druses. [23]

En (2010) Ranjan Jana et al présentent une technique pour la détection de druses et calcul de zone de druses. Ils convertissent en gris l'image couleur affectée par druses. Après cela, ils estiment la valeur des pixels d'arrière-plan de l'image grise et soustraient la image de fond de l'image grise. Puis on ajuste le contraste de l'image traitée. En utilisant la valeur limite comprise entre 0,7 et 0,8, l'image traitée est convertie en image binaire. La valeur de seuil de 0,7 à 0,8 fonctionne mieux pour la conversion grise en binaire de druses image rétine affectée. Après cela, nous déterminons le nombre d'objets druses dans la région d'intérêt (ROI) de l'image et calculons l'aire des druses dans l'image par rapport à la zone du ROI. Le pourcentage de la zone druses donne l'approximation résultat. Nous calculons également les aires moyenne et maximale de druses dans l'image par rapport à la région d'intérêt. [24]

Et en (2011) Ziyang Liang et al, ont proposé une approche de détection des druses qui consiste dans la première étape de détecter la macula, les druses sont ensuite identifiées dans la région de maximum intensité via les canaux RGB et HSV. Ils ont obtenu une sensibilité et spécificité de 75%. [23]

Köse et Yavuz (2011) utilisent les vaisseaux sanguins de la rétine comme réactifs identifiés les positions des structures significatives, telles que disque optique dans la rétine et la macula en plus du diagnostic de la maladie. À cette fin, dans l'étude susmentionnée, la bande verte de l'image de fond de couleur a été filtrée à travers un filtre de Gabor pour clarifier les vaisseaux. Afin d'amener les navires à la pointe, la conversion haut-de-forme et le pourcentage le plus élevé de seuillage ont été utilisés. L'étude a été testée sur 20 images sélectionnées dans la base de données STARE et rapporté atteindre 86,31% de sensibilité et 92,9% de précision. [25]

Akram et al (2013), ont proposé un algorithme pour segmenter automatiquement les druses en images de fond pour la DMLA diagnostic. L'algorithme proposé comprend trois étapes. Tout d'abord, les régions sombres sont éliminées à l'aide fermeture morphologique, après quoi une amélioration de l'intensité de l'image est effectuée en appliquant un Égalisation d'histogramme. Deuxièmement, ils ont adopté les banques de filtres basées sur le noyau de Gabor afin de trouver tous les lésions lumineuses possibles (sélection du candidat). Le disque optique est éliminé par transformation de Hough. Finalement, certaines caractéristiques ont été calculées, à savoir l'aire, la compacité, l'intensité moyenne des limites, les limites minimales intensité, intensité limite maximale, teinte moyenne, saturation moyenne, valeur d'intensité moyenne, magnitude du gradient. La machine à vecteurs de support par plus petit carré est adoptée pour effectuer la classification. Ils ont utilisé des images du jeu de données STARE, le jeu de données comprend 400 images sur ces 58 images contient des druses. La précision, la sensibilité et la spécificité obtenues sont respectivement de 97%, 95% et 98,4%. Ces paramètres sont calculés en comparant le système proposé avec les données de vérité au sol. Cependant, le système a atteint une précision de 100% dans la recherche de druses au niveau de l'image. [26]

En (2013) Guven utilise la transformation de Hough pour déterminer le disque optique localisation, la méthode de seuillage est utilisée pour obtenir la région de pixel la plus brillante, et la méthode de Canny est utilisée pour détection. Égalisation d'histogramme adaptatif limitée par le contraste est utilisée pour la segmentation et la détection de DMLA. Le Segmentation ARMD créée par la méthode proposée a ensuite été comparés par un ophtalmologiste au cours du processus de segmentation manuelle. La valeur prédictive positive de la méthode proposée a été calculée à 95,68%. L'étude ne contient pas d'informations de sensibilité du système. [27]

En (2014) feroui Amel propose un système d'analyse d'images du fond d'œil intégrant les techniques de traitement d'images pour la détection druses. La détection de la DMLA, se base essentiellement sur l'extraction des structures anatomiques principales de la rétine: le réseau vasculaire, le disque optique et la macula. Les méthodes de détection proposées utilisent la morphologie mathématique et les algorithmes de classification. Les algorithmes développés dans le cadre de ce travail sont testés sur un ensemble d'images des bases des données MESSIDOR, DIARETDB1, DRIVE, et STARE. L'évaluation des méthodes proposées est effectuée par une comparaison des résultats obtenus par rapport à la vérité terrain et par rapport aux travaux de recherche existants dans ce domaine. Elle trouve des résultats avec sensibilité de 93.90 % et spécificité de 95.69%. [23]

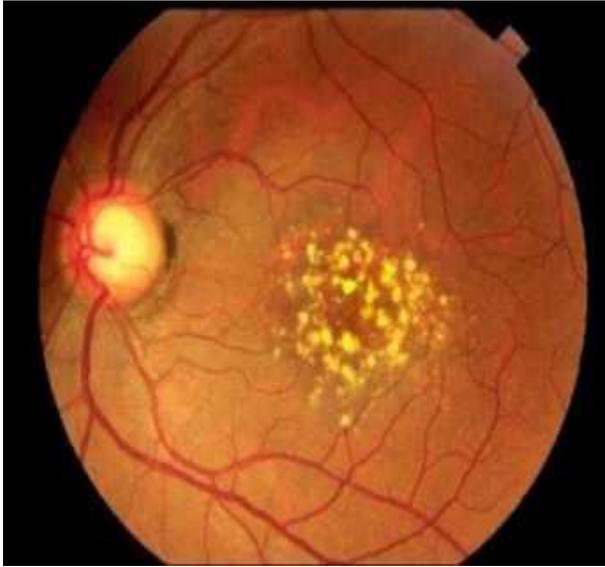


Figure II.2 : image originale

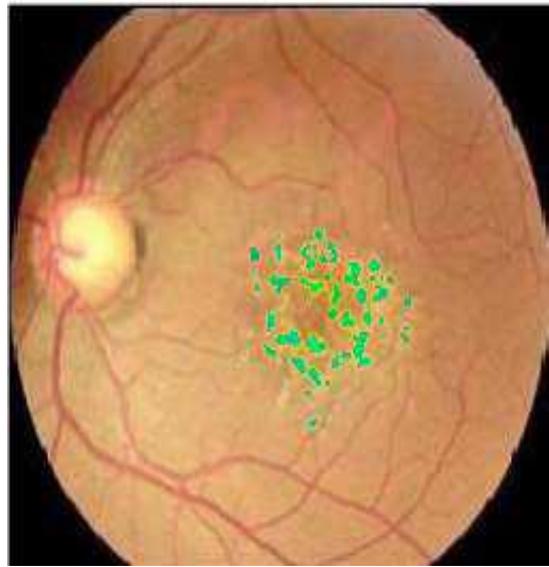
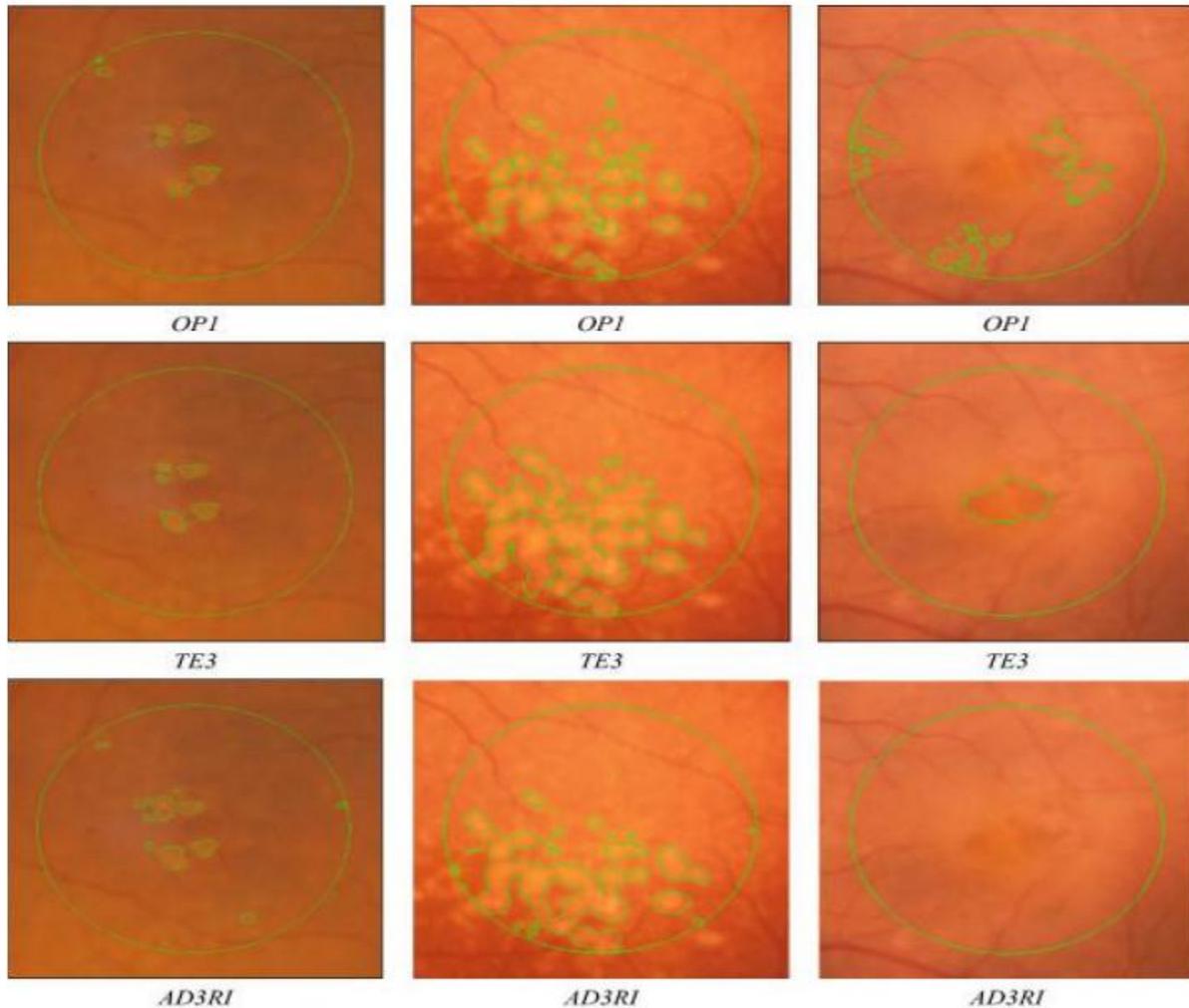


Figure II.3 : résultat final de détection des druses superposé sur l'image originale.

Susheel George Joseph (2015), propose une méthodologie pour la détection et la quantification automatiques des dépôts drusés dans les images rétiniennes (AD3RI) en utilisant techniques de traitement d'images numériques. Il comprend un procédé de prétraitement d'image permettant de corriger l'éclairage inégal et de normaliser le contraste d'intensité avec des splines de lissage. La détection drusés utilise une segmentation basée sur un gradient.

Un algorithme qui isole les drusés et fournit une caractérisation de base des drusés au stade de la modélisation. Les drusés détectés sont ensuite ajustés par les fonctions gaussiennes modifiées, produisant un modèle de l'image utilisée pour évaluer la zone affectée. Le AD3RI a obtenu un accord avec la vérité du terrain similaire aux experts (avec un score plus élevé reproductibilité) et nettement supérieure à la méthode du seuil. Malgré la plus grande sensibilité du seuil.

Cette méthode, expliquée par son biais de segmentation excessive, a une spécificité et un coefficient kappa inférieurs. Par conséquent, il peut être conclu qu'AD3RI quantifie avec précision les drusés, en utilisant une méthode reproductible offrant des avantages pour l'évaluation de la DMLA et Les images rétiniennes qui ont été utilisées pour valider la méthodologie proposée ont été recueillies à partir de deux travaux de recherche en collaboration centres. Vingt-deux images de film ont été sélectionnées, numérisées et enregistrées au format bitmap avec  $1000 \times 1000$  pixels couleur 24 bits. Huit des experts (quatre ophtalmologistes et quatre techniciens formés) ont numérisé les drusés existantes à l'aide de l'application, Manuel Drusen Deposits Détection in Rétinal Images (MD3RI) spécialement développé à cet effet et mis à disposition sur internet. Cette application permet de dessiner des contours de drusés assistée par ordinateur, d'économiser du temps et des efforts pour les utilisateurs et obtention d'une détection manuelle très précise. [28]



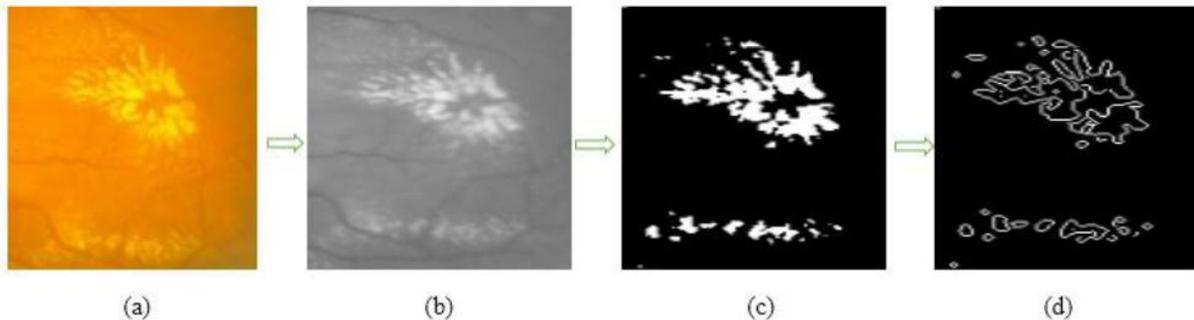
**Figure II.4 :** présente trois images traitées par l'AD3RI côte à côte avec les classements des experts. On peut le voir que, sur l'image de droite, celle qui présentait la plus grande variabilité, il n'y avait presque pas d'accord sur la taille et l'emplacement des druses.

En (2015) Kajal Kumari et Deepti Mittal ont présenté une méthode automatisée pour le diagnostic précoce de la DMLA en quantifiant les druses sur la base de leur taille, de leur nombre et de leur surface dans la région maculaire à partir d'images rétiniennes en couleur standard. Ils utilisent une méthode simple de détection et de quantification des druses permettant de détecter le nombre exact de druses, leur surface et leur taille, ainsi que de classer les druses en petits, intermédiaires et faibles ou grands, ce qui facilitera le dépistage initial des stades précoces liés au vieillissement. La dégénérescence maculaire et sa progression, c'est-à-dire le changement de zone druses. La méthode proposée a obtenu une précision de 93,2% pour la détection des druses et de 91,8% pour les petites druses, de 98,66% pour les druses intermédiaires et de 92,91% pour la quantification des druses doux afin de classer la gravité de la DMLA qui surpasse les autres méthodes.

Deux bases de données nommées STARE (analyse structurée de la rétine) et ARIA (analyse automatisée de l'image rétinienne) sont utilisées pour évaluer la gravité de la DMLA et comparer les résultats avec les méthodes existantes.

Dans cette méthode Pour extraire le contour des druses, les étapes suivantes sont effectuées: premièrement, les images du fond d'œil rétinien sont prétraitées en sélectionnant le canal vert pour un meilleur contraste, la correction de l'éclairage non uniforme est obtenue par soustraction d'une image approchée de l'image originale, puis l'amélioration de l'image

résultante par un contraste automatique technique d'amélioration. Druses est segmenté en utilisant le seuillage d'Otsu et le bruit indésirable est éliminé par une opération morphologique. Le bord des druses est détecté à l'aide d'un détecteur de bord sophistiqué. [29]



**Figure II.5 : Résultat de la détection des limites des druses: (a) image d'origine (b) canal vert de l'image, (c) druses segmenté, (d) limite de druses détectées.**

Ramaya et Prasath(2015), ont proposé une méthode automatisée de détection et de classification par druses de la DMLA basée sur l'extraction de caractéristiques texturales basée sur le GLCM. Cette méthode classe les druses en petits, moyens et grands mais certains des échantillons sont classés à tort en petits druses. [30]

En (2016) Samina Khalid et al, sont développé un algorithme pour la détection et la classification de la maladie rétinienne progressive et des sujets normaux dans leurs classes respectives sur la base de la détection de druses. Cet algorithme utilise des stratégies de seuillage et de courbe de poly-ajustement basées sur l'intensité pour la détection de druses. Le jeu de données d'images OCT du domaine spectral a été utilisé pour la validation croisée. Il consiste en des balayages volumétriques des yeux atteints de DMLA sec et normaux nommés 2014\_BOE\_Srinivasan - Modified2 dataset de Duke University. L'algorithme proposé a été exécuté avec succès sur tous les volumes normaux d'OCT et sur 12 volumes de DMLA sèches sur 15. L'algorithme proposé a permis de classer avec succès 28 volumes sur 30 avec une précision de 92% pour toutes les classes de DMLA sèches et normales. Les résultats indiquent que l'algorithme proposé peut être un outil de soutien pour la détection précoce de la maladie rétinienne sèche liée à la DMLA. [31]

En (2017) Mostafa Langarizadeh et al, propose un système de dépistage automatique basé sur la photographie de fond numérique aide à surmonter ces inconvénients. L'objectif principal de cette étude était de suggérer une nouvelle méthode de classification des images de DMLA et du fundus rétinien normal.

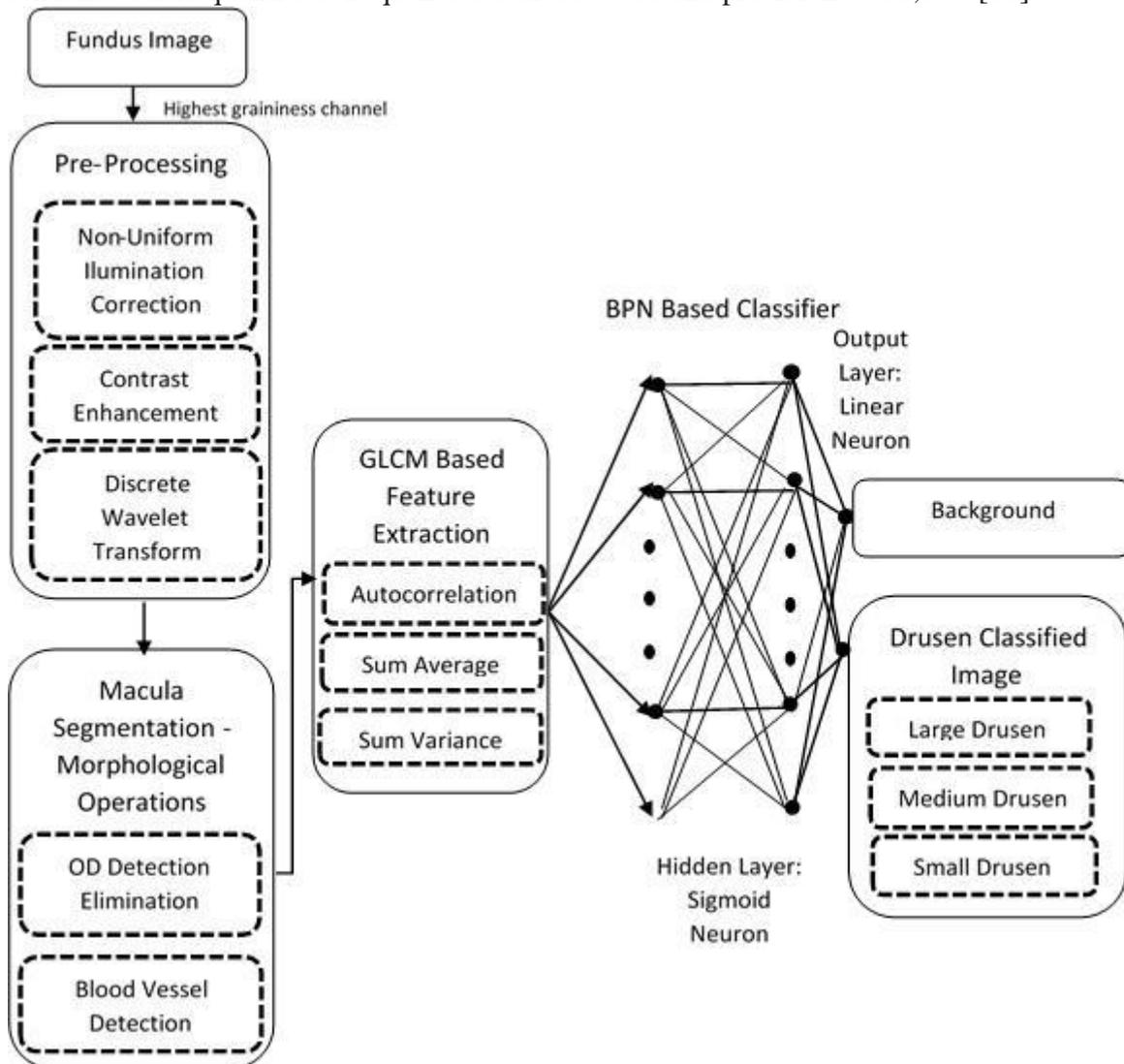
Le système suggéré a été développé en utilisant des réseaux de neurones à convolution. Plusieurs méthodes ont été adoptées pour augmenter les données, telles que la réflexion horizontale, les cultures aléatoires, ainsi que le transfert et la combinaison de ces méthodes. Le système proposé a été évalué à l'aide d'images obtenues de la base de données STARE et d'un jeu de données local.

L'ensemble de données local contenait 3195 images (2070 images de suspects de DMLA et 1125 images de rétine saine) et le jeu de données STARE comprenant 201 images (105 images de suspects de DMLA et 96 images de rétine saine). Selon les résultats, la précision des jeux de donnée locale et standard était respectivement de 0,95 et 0,81.

Le diagnostic et le dépistage de la DMLA prennent beaucoup de temps aux spécialistes. Pour surmonter cette limitation, ils ont tenté de concevoir un système intelligent d'aide à la décision pour le diagnostic du fond d'AMD à l'aide d'images de la rétine. Le système proposé constitue

une étape importante dans la fourniture d'un outil fiable pour la surveillance des patients. Un diagnostic précoce de la DMLA peut conduire à un accès rapide au traitement. [32]

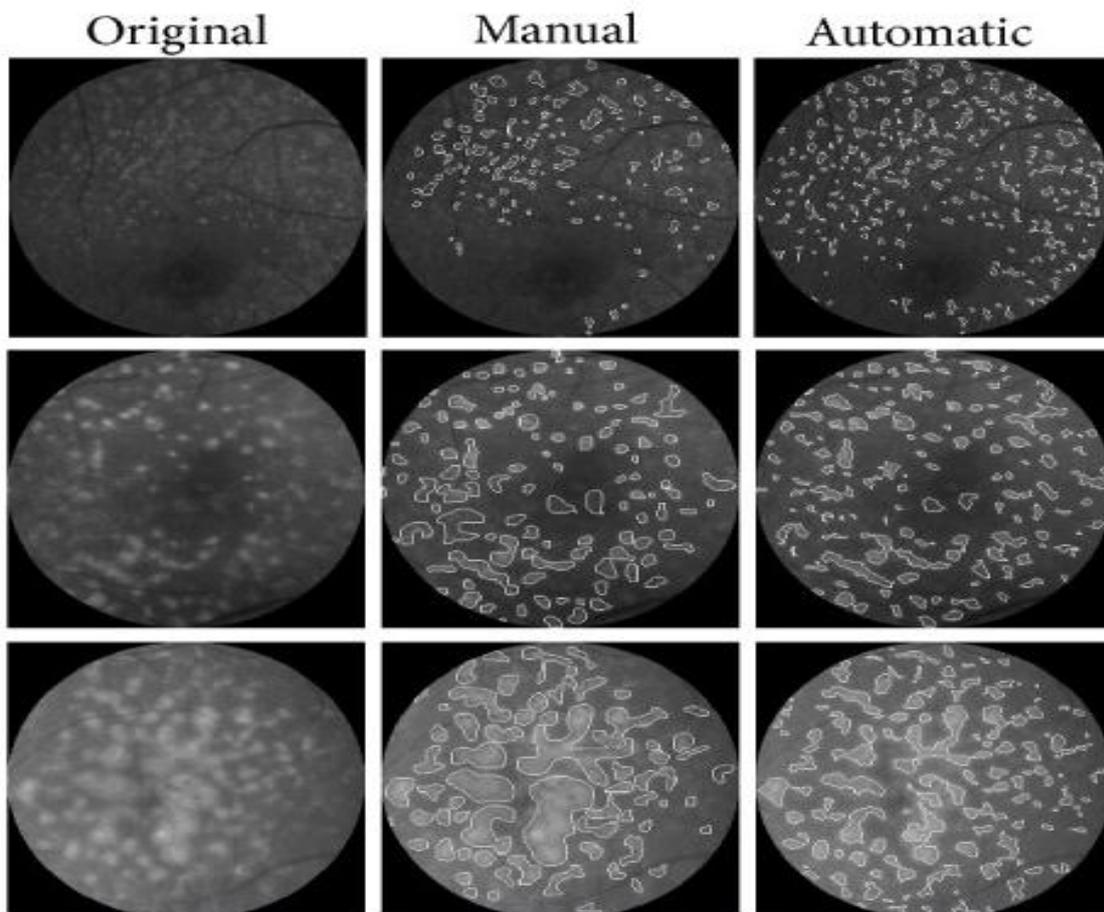
Rama Prasath et al (2017) appliquent une nouvelle méthode de détection des druses présents dans l'image rétinienne à l'aide d'un classifieur basé sur un réseau de neurones artificiels (ANN) est proposée. L'objectif du système proposé est de détecter automatiquement les druses et de les classer sans surveillance humaine à l'aide d'un réseau de neurones artificiels. En raison de perturbations indésirables au cours du processus d'acquisition, ces images souffrent de bruit, de faible contraste et d'uniformité, ce qui empêche toute analyse ultérieure. Par conséquent, initialement, l'image du fond d'œil était pré-traitée pour la correction de l'éclairage, la normalisation du contraste et le débruitage. En outre, les caractéristiques texturales de la rétine sont extraites à l'aide de la matrice de co-occurrence de niveau de gris (GLCM) afin de distinguer l'étendue de la propagation de la maladie dans la rétine. Enfin, les statistiques de texture telles que l'autocorrélation, la somme moyenne et la variance totale obtenue à partir de la matrice GLCM sont introduites dans le réseau multicouche Feed Forward pour une classification ultérieure. La performance a été analysée en comparant le résultat avec une image de vérité au sol étiquetée notée par les experts. La courbe d'exploitation du récepteur du système de décision fournit toutes les informations essentielles sur la quantité et la qualité des druses avec une précision de 98,9%. [33]



**Figure II.6:** schéma fonctionnel de l'algorithme de segmentation de druse.

En (2018) Young Jae Kim and Kwang Gi Kim utilisent 48 images de fond d'œil avec DMLA auprès de l'hôpital universitaire national de Séoul à l'Université Bundang. Les programmes utilisés dans cette expérience étaient Microsoft Visual Studio (Ver. 2010, Microsoft, Redmond, WA, États-Unis), ITK (Toolkit Insight Segmentation and Registration, Kitware Inc., NY, États-Unis) et VTK (Visualization Toolkit, Kitware Inc., NY, USA).

Dans leur algorithme ils ont changé l'image du fond d'œil en canal vert et extrait le retour sur investissement de la zone maculaire à partir du disque optique. Ensuite, détecté le groupe candidat à l'aide de l'image de différence du filtre médian dans la ROI. Ils sont également segmenté les navires et les avons supprimés de l'image. Enfin, ils ont détecté les druses à l'aide de l'algorithme de seuil d'entropie de Renyi. Ils ont effectué des comparaisons et une analyse statistique entre les résultats de détection manuelle et les résultats de détection automatique dans 30 cas afin de vérifier leur validité. En conséquence, la sensibilité moyenne était de 93,37% (80,95% ~ 100%) et la DSC moyenne de 0,73 (0,3 ~ 0,98). De plus, la valeur de l'ICC était de 0,984 (IC: 0,967 ~ 0,993,  $p < 0,01$ ), ce qui montre la grande fiabilité de la méthode automatique proposée. [34]



**Figure 07 : Exemples de résultats de détection de druses par taille (druses de petite, moyenne et grande taille). Comparaison entre la méthode de détection manuelle et la méthode de détection automatique proposée.**

En (2018) Önder DEMİR et al présentent un nouveau système de CAD pour détecter la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) lors d'une angiographie à la fluorescéine (FFA) rétinienne du fundus images, et nous fournissons un calcul de la superficie des régions de druses pathogènes.

Le but de cette étude est de permettre l'identification et le calcul de la superficie des régions touchées par la DMLA avec le système de CAD développé; par conséquent, nous visons à découvrir les l'état de la maladie et facilitent le suivi à long terme du patient.

Les régions marquées prendront moins de temps pour les ophtalmologistes et l'observation de l'évolution du traitement sera un processus plus simple.

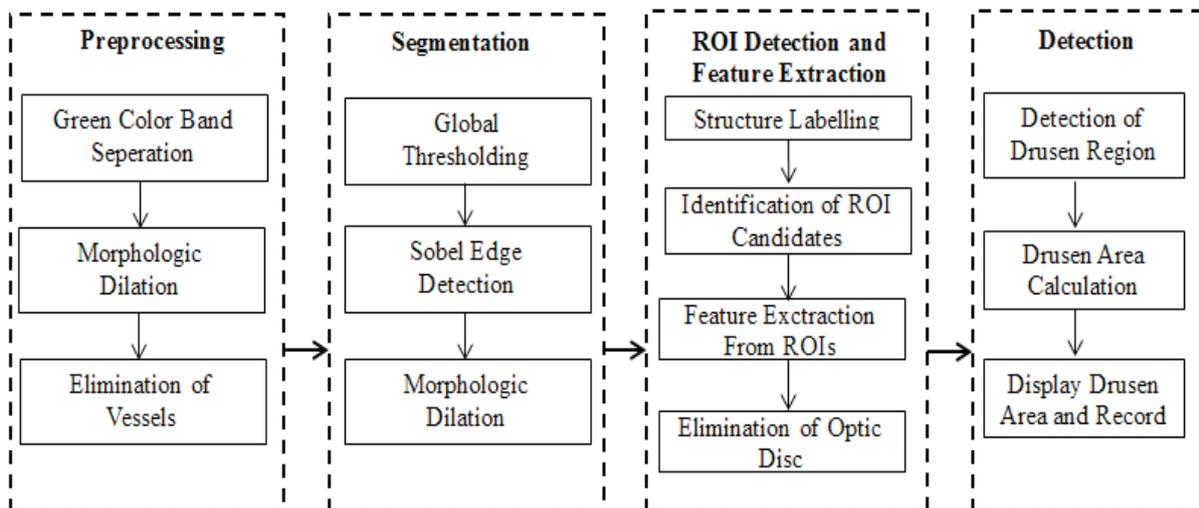
Cette étude, qui a été réalisée avec la permission et approbation du TR Ministère de la Santé et de l'Institut turc des Hôpitaux publics, a utilisé images du jeu de données STARE composé de 75 images.

Le système de CAD comprend quatre étapes,

- a) le prétraitement.
- b) la segmentation.
- c) la détection des régions d'intérêt.
- d) l'extraction des caractéristiques et la détection de zone druses.

La détection par CAD et le calcul des régions de druses. Les résultats obtenus avec le système de CAD développé ont été examinés par un ophtalmologiste spécialiste, et les critères de performance du système de CAD sont rapportés sous forme de conclusions. En conséquence, avec 66 détections correctes et 9 détections incorrectes, le système de CAD développé a atteint un taux de précision de 88%. [35]

Le schéma fonctionnel du système de CAD est présenté à la figure II.8



**Figure II.8: The block diagram of CAD system**

**Tableau II.1: résumé des travaux de recherche précédents liés à la détection des druses**

Reference	Base de donnée	Methode	Spécificité	Sensibilité	Précision
Mora (2010) [22]	22 image	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Splines combinées avec une normalisation de contraste</li> <li>- Un gradient algorithme de segmentation puis adaptées par gaussien fonction</li> </ul>	0.963	0.664	
Abramoff et al (2010) [23]		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Approche basé sur la texture</li> <li>- Filtrage multicanal pour la segmentation</li> </ul>			
Ranjan Jana et al (2010) [24]		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Méthode basée sur le seuillage</li> </ul>			
Ziyang Liang et al (2011) [23]		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Utilise canaux RGB et HSV</li> <li>- Identifiées les régions de maximum intensité</li> </ul>	0.75	0.75	
Köse et Yavuz (2011) [25]	20 (STARE)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Appliqué un filtre de Gabor sur le canal vert de l'image.</li> <li>- Conversation de hot forme et le pourcentage le plus élevé de seuillage.</li> </ul>		0.863	0.929
Akram et al (2013) [26]	400 (STARE)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Morphologie mathématique (fermeture).</li> <li>- Egalisation d'histogramme.</li> <li>- Filtre de Gabor.</li> </ul>	0.984	0.950	0.970
Guven (2013) [27]		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Seuillage, filtre de Canny, égalisation d'histogramme adaptatif.</li> </ul>			0.956
Feroui Amel (2014) [23]	Messidor, diaretdb1, drive et stare	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Méthode basé sur la morphologie mathématique</li> </ul>	0.956	0.939	
Susheel George Joseph (2015) [28]	22 images	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Segmentation basée sur gradient ajusté par la fonction gaussien modifie</li> </ul>			
Kajal Kumari et Deepti Mittal (2015) [29]	STARE et ARIA	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Appliqué la correction d'éclairage non uniforme sur le canal vert d'image, contraste automatique, seuillage d'Otsu</li> </ul>			0.932

## Chapitre II. Etat de l'Art

Samina Khalid et al (2016) [31]	2014_BO E_Srinivasan	- Stratégie de seuillage et de courbe de poly-ajustement basé sur l'intensité.			0.920
Mostafa Langarizadeh et al (2017) [32]	3195 (jeux de donnée local) 201 (STARE)	- Utilisé des réseaux de neurones a convolution			0.95 0.81
Rama Prasath et al (2017) [33]		- Utilise correction d'éclairage, la normalisation de contraste, la matrice de co-occurrence, réseaux de neurone artificiel			0.989
Young Jae Kim et Kwang Gi Kim (2018) [34]	48 images	- Canal vert de l'image, filter median dans ROI, utilise algorithme de seuil d'entropie de Renyi		0.933	
Önder DEMİR et al (2018) [35]	75 (STARE)	- Appliqué morphologie mathématique sur a canal vert, seuillage globale, filtre de sobel.			0.880

### **Conclusion:**

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques travaux qui existent dans la littérature. Sur les systèmes automatiques qui sont spécifiques à l'analyse de la DMLA à partir d'images de fond d'œil.

**CHAPITRE III:**  
**TRAITEMENT DES IMAGES**  
**COULEUR DU FOND D'ŒIL**

### 1. Introduction :

Actuellement l'image joue un rôle importante dans le domaine médical en particulier en ophtalmologie ce qui rend le traitement d'image une obligation pour extraire à partir des images acquises, les informations et des détails utiles au diagnostic, difficiles à percevoir à l'œil nu, tout en évitant la création d'artefacts, faussement informatifs.

Dans ce chapitre, nous nous commencerons avec une description de la base de données utilisée dans notre travail, ensuite nous parlons sur les notions de base sur l'image et quelques techniques pour son traitement. On s'intéressera d'une part à l'amélioration des images et d'autre à la segmentation et leurs différentes approches.

### 2. Description de la base de données :

STARE, Analyse Structurée de RETina, est un jeu de données contenant des images de plusieurs maladies. Il contient 397 photos de fond d'œil digital au total et la vérité au sol est en la forme des degrés de gravité pour la maladie. Les images sont de résolution 700\* 605. Sur toutes les images, 63 étaient étiquetées comme contenant des druses, dont 20 en tant que grand nombre, 13 aussi peu nombreux, 11 aussi nombreux et 19 aussi rares. Figure III.1 : montre un exemple d'image de la base de données. [36]

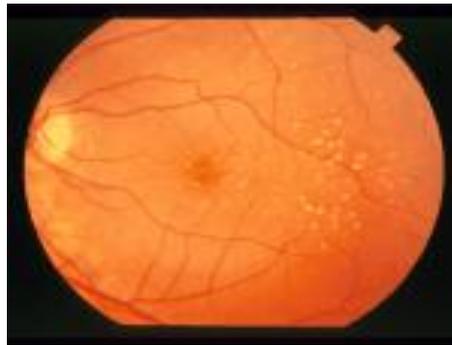


Figure III.1 : image contient des druses de la base de données STARE.

### 3. Notion d'image :

La vue nous permet de réaliser une large diversité de tâches. L'image est un modèle naturel des données d'entrée de notre système visuel dont la structure anatomique de notre appareil visuel est d'une complexité considérable, mais les stades premiers de l'acquisition des stimuli visuels sont schématiquement simples. Suite à une transformation optique réalisée dans la partie antérieure du globe oculaire, le flot lumineux est projeté sur la rétine, où une image rétinienne se forme. La membrane rétinienne est tapissée de millions de cellules, appelées photorécepteurs, qui réagissent aux différentes longueurs d'onde de la lumière. Cette étude pourrait représenter un raccourci pour comprendre les systèmes de vision artificielle qui consiste à reproduire les processus visuels au moyen de machines. [37]

#### 3.1. Définition de l'image :

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, sculpture, le dessin, la photographie, le film...etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après l'affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x, y)$  de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation. [37]

### 3.2. Définition de l'image numérique :

Une image est un signal bidimensionnel (2D) ou tridimensionnel (3D). Or, afin de pouvoir réaliser des traitements informatiques sur une image, celle-ci doit être absolument numérique ou numérisée. La numérisation d'une image consiste à convertir les valeurs continues du signal de cette dernière  $i$  (son état analogique) en des valeurs discontinues  $I$  qui correspondent à une structure de données informatiques. Ainsi, une image numérique est définie par: le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur. La valeur que peut prendre chaque pixel, elle est représentée par un scalaire dans le cas d'images en niveau de gris et par un vecteur à trois composantes Rouge, Vert et Bleu dans le cas d'images couleurs. Ces valeurs sont incluses dans  $\mathbb{N}$ . [37]

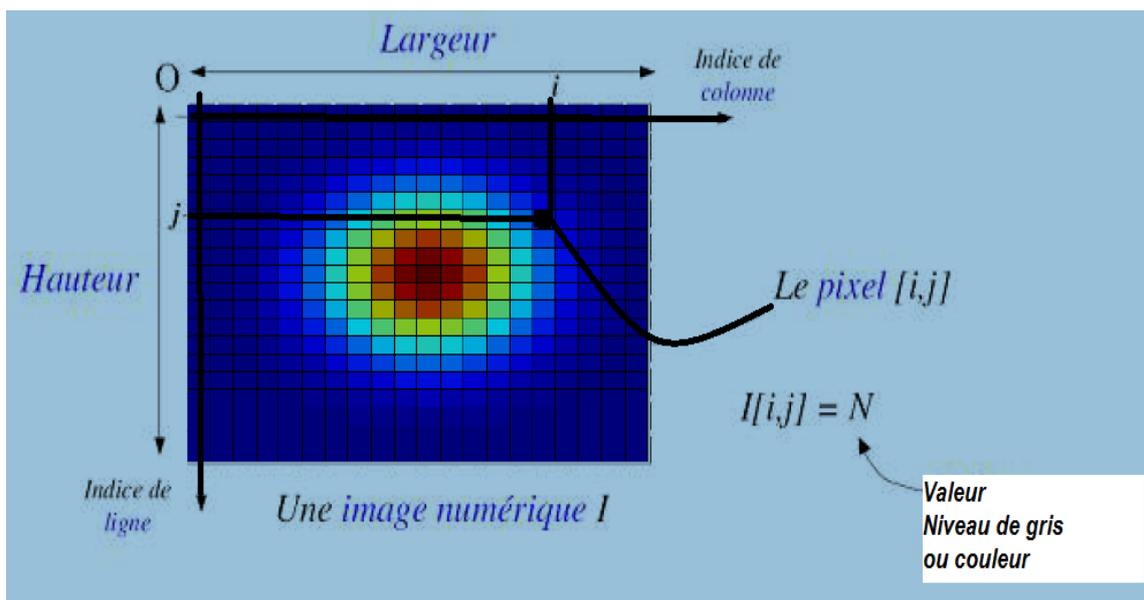


Figure III.2 : Structure d'une image numérique.

### 3.3. Les espaces couleurs :

L'œil humain possède des récepteurs pour les trois couleurs primaires rouge, vert et bleu. Ainsi, tous les espaces couleur ont trois dimensions. Il y a plusieurs espaces de couleurs disponibles, les plus connus étant RVB (Rouge-Vert-Bleu), HSV (Hue-Saturation-Valeur), Lab. et NTSC.

#### 3.3.1. Espace de couleur RGB :

Cet espace de couleur correspond à la façon dont les couleurs sont généralement codées informatiquement, ou plus exactement à la manière dont les tubes cathodiques des écrans d'ordinateurs représentent les couleurs.

Étant donné que le codage RGB repose sur trois composantes proposant la même gamme de valeurs, on le représente généralement graphiquement par un cube dont chacun des axes correspond à une couleur primaire (Figure III.3).

Avec :  $R, G, B \in [0 - 255]$ . [38]

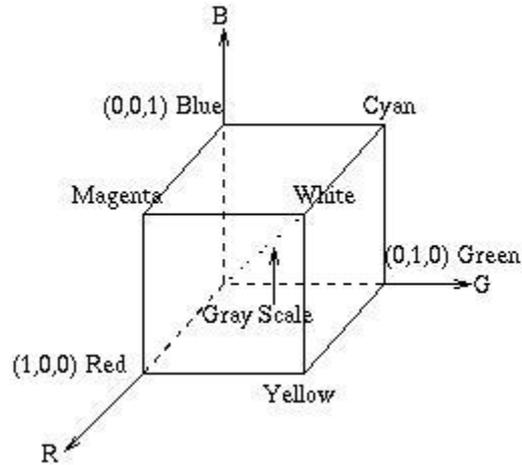


Figure III.3: Le cube de Maxwell.

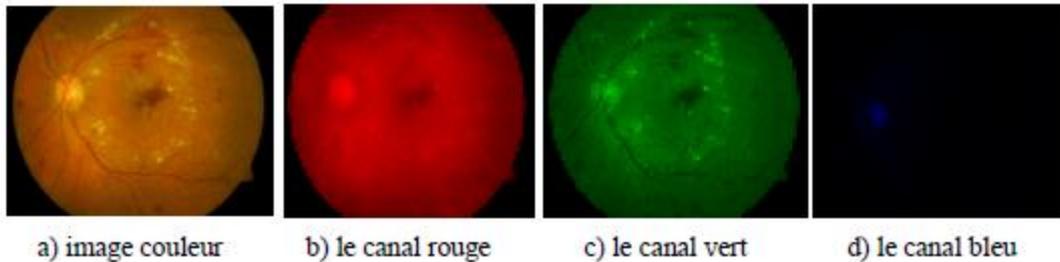


Figure III.4 : Représentation de l'image couleur en espace RVB.

### 3.3.2. Espace de couleur HSV :

HSV est un terme anglais qui signifie (hue, saturation, value) ou encore en français TSV (teinte, saturation, valeur). Il s'agit d'un espace colorimétrique, défini en fonction de ses trois composantes :

On code la teinte suivant l'angle qui lui correspond sur le cercle des couleurs ( $0^\circ$  ou  $360^\circ$  : rouge ;  $60^\circ$  : jaune ;  $120^\circ$  : vert ;  $180^\circ$  : cyan ;  $240^\circ$  : bleu ;  $300^\circ$  ...). La saturation est l'intensité de la couleur et elle varie entre 0 et 100 %. Plus la saturation d'une couleur est faible, plus l'image sera « grisée » et plus elle apparaîtra fade, il est courant de définir la « désaturation » comme l'inverse de la saturation. Enfin la valeur est la « brillance » de la couleur et elle varie entre 0 et 100%. Plus la valeur d'une couleur est faible, plus la couleur est sombre.

Le modèle TSV a été créé en 1978 par Alvy Ray Smith. C'est une transformation non-linéaire de l'espace de couleur RVB, et peut être utilisé en progression calorique. [39]

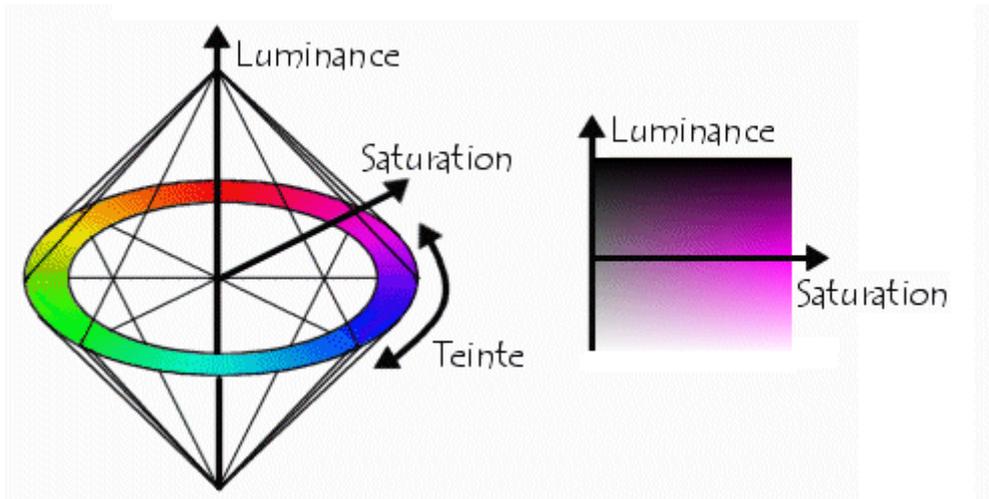


Figure III.5: Présentation des couleurs dans l'espace HSV.

### 3.3.3. Espace de couleur Lab :

Le système Lab est issu du CIE XYZ. Il essaye de prendre en compte la réponse logarithmique de l'œil. Il possède le grand avantage d'être uniforme. Il est très utile dans le cas de mélanges de pigments, par exemple, pour l'industrie graphique ou du textile.

Les couleurs sont définies par trois valeurs : Luminosité (luminance) codée en pourcentages, a et b correspondent à l'information colorée (chrominance) où la couleur est définie à partir d'un mélange de vert à magenta (a) et un mélange de bleu à jaune (b). Les valeurs sont comprises entre -120 et +120 pour a et b.

Les écarts entre les couleurs sont plus proches de la perception humaine. Toutes les couleurs de même luminosité s'inscrivent dans un plan circulaire que traversent les axes  $a^*$  et  $b^*$ . Sur l'axe  $a^*$ , les valeurs positives correspondent aux rouges, les valeurs négatives aux verts. Sur l'axe  $b^*$ , les valeurs positives correspondent aux jaunes et les valeurs négatives aux bleus. La luminosité varie verticalement. Le modèle chromatique CIE  $L^*a^*b^*$  sert à élaborer les normes professionnelles, sous forme des gammes de référence opaque et transparente IT8, par rapport auxquelles les gamuts des périphériques d'entrée et de sortie sont comparés et étalonnés à l'aide des systèmes de gestion des couleurs CMS. Les spectrophotomètres et les colorimètres relèvent des mesures de couleur précises, exprimées selon les deux modèles CIE  $Yxy$  et CIE  $L^*a^*b^*$ . [40]

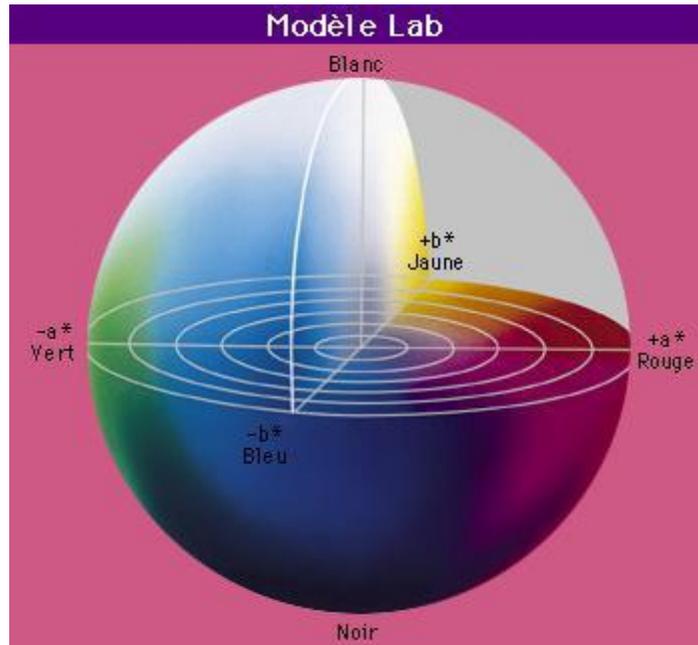


Figure III.6 : Représentation de l'espace Lab.

### 3.3.4. Espace de couleur NTSC :

NTSC est l'espace de couleur utilisé pour la diffusion de la télévision aux États-Unis, et le seul espace entre les ci-dessus ceux qui sont mentionnés qui réalise une séparation complète entre la luminance et la chrominance de l'information. NTSC a cette propriété, car lorsqu'elle a été introduite, il fallait séparer les informations utilisées par les récepteurs de télévision monochrome de celles supplémentaires utilisées par les récepteurs couleur. Les composantes de l'espace colorimétrique NTSC sont Y (la composante de luminance), I (la composante cyan-orange), et Q (la composante verte-mauve). [39]

### 3.3.5. Espace de couleur YCbCr :

Utilisé souvent dans la compression des images, la luminance (appelée aussi Luma) est séparée de la couleur, présentée par la valeur Y et calculée par une somme pondérée des composantes de R, G et B :

$$Y = 0,299 * R + 0,587 * G + 0,114 * B \quad \text{III.1}$$

Les deux autres composantes de cet espace représentent l'information chromatique et elles sont calculées à partir de Luma:

$$Cr = R - Y. \quad \text{III.2}$$

$$Cb = B - Y. \quad \text{III.3}$$

[38]

### 3.3.6. L'image en niveaux de gris :

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur de pixel prend des valeurs allant de noir 0 au blanc 1 en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Les valeurs peuvent être comprises entre 0 et 255; le pixel est alors codé non pas sur un bit mais sur un octet. [41]

### 3.4. Types d'images :

L'image numérique peut être représentée sous différents formats :

#### 3.4.1. Les images (matricielles) ou bitmap :

Les images affichées sur l'écran d'un PC sont des images matricielles, encore appelées bitmap, chaque image est en réalité une matrice de points (pixels). Il existe différents formats d'image bitmap :

- Le format BMP est un des formats les plus simples développé conjointement par Microsoft et IBM, ce qui explique qu'il soit particulièrement répandu sur les plates-formes Windows et OS/2. Un fichier BMP est un fichier bitmap, c'est-à-dire un fichier d'image graphique stockant les pixels sous forme de tableau de points et gérant les couleurs soit en couleur vraie soit grâce à une palette indexé. Le format BMP a été étudié de telle manière à obtenir un bitmap indépendant du périphérique d'affichage (DIB, Device independent bitmap).
- Le format GIF (Graphic Interchange Format) : créé par CompuServe, utilise aussi le codage RVB (rouge vert bleu), mais le format GIF n'utilise pas toutes les 16 millions de couleurs. Il prend les 256 couleurs les plus courantes tel que le cas de RVB pour réaliser l'image au format GIF. Cela permet une bonne compression et un affichage rapide de l'image.
- Le format JPG ou JPEG (Joint Photographique Experts Group) : créé par un consortium industrielle, ce format très utilisé sur Internet, permet d'afficher les images en mode 16 millions de couleurs et donc c'est le mode sans perte. Le codage d'un pixel (point de l'affichage)  $3 \times 1$ , bit (RVB) soit :  $(0 < R < 255)$ ,  $(0 < V < 255)$ ,  $(0 < B < 255)$  le format JPG peut aussi être utilisé pour compacter les images, il utilise un algorithme de compression qui réduit énormément la taille des images.
- Le format PCX (Picture Exchange Image Bitmap Zsoft) : A été créé à l'origine par Zsoft pour un programme de dessin (paint bruch).

Nous citons certains Avantages d'Images bitmap :

- ✓ Format proche du hardware (sauf processeur dédié).
- ✓ Adaptable aux images complexes.

#### 3.4.2. Les images vectorielles :

Elle n'est pas composée de pixels mais définie par des fonctions mathématiques qui décrivent des lignes, des courbes etc. Dans ce cas on manipule des objets et non des pixels.

Par exemple, un cercle est décrit par une fonction du type (cercle, position du centre, rayon). Ces images sont essentiellement utilisées pour réaliser des schémas ou des plans.

Ces images présentent deux avantages : elles occupent peu de place en mémoire et peuvent être redimensionnées sans perte d'information. [42]

### 3.5. *Les Caractéristiques de L'image Numérique :*

#### 3.5.1. **Le pixel :**

Le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleur. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs.

#### 3.5.2. **La dimension :**

C'est la taille de l'image, cette dernière qui est représentée sous forme de matrice. Par conséquent, le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes donne le nombre total de pixels dans l'image.

#### 3.5.3. **La résolution :**

C'est la clarté ou la fitness de détails atteinte par un moniteur dans la production de l'image, sur lequel la résolution est exprimée en nombre de pixel par unité de mesure (pouce ou centimètre). Elle désigne aussi le nombre de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur.

#### 3.5.4. **Le bruit :**

Un bruit dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ces voisins. Il provient de l'éclairage des dispositifs d'acquisitions.

#### 3.5.5. **Le contraste :**

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de l'image. [41]

## 4. **Processus d'analyse des images médicales :**

### 4.1. *Prétraitement :*

Le prétraitement est un terme qui sert à désigner les opérations sur des images au plus bas niveau de traitement, l'entrée et la sortie sont toutes les deux des images en niveau de gris.

Le but du prétraitement est l'amélioration de la visibilité des images en supprimant les déformations non désirées ou en augmentent les aspects de l'image utiles pour les traitements ultérieurs. Pour les raisons évoquées dans la section précédente, il devient difficile, sinon aléatoire de déceler, lors de la visualisation du radiogramme, la présence des petits défauts et déterminer leurs grandeurs avec exactitude. C'est pourquoi, il est souvent nécessaire de commencer par l'étape du prétraitement dans le but de réduire ou éliminer le bruit et améliorer le contraste. Cette marche à suivre nous permet d'obtenir une image qui faciliterait plus tard la segmentation d'image. [43]

Les images acquises sont le plus souvent entachées de parasites ou bruits. Le traitement à leur appliquer dépend de l'information que l'on veut en extraire. En effet, le dispositif et les conditions d'acquisition n'étant pas toujours parfaits, l'image peut présenter des distorsions ou un flou ; pour s'en débarrasser, les techniques de restauration d'images peuvent être employées. Il peut arriver que malgré la suppression du bruit, l'image soit encore de mauvaise qualité, rendant de ce fait l'interprétation difficile ; les techniques d'amélioration d'images vont nous permettre alors de donner une meilleure qualité à l'image en lui rendant un aspect visuel plus agréable. [44]

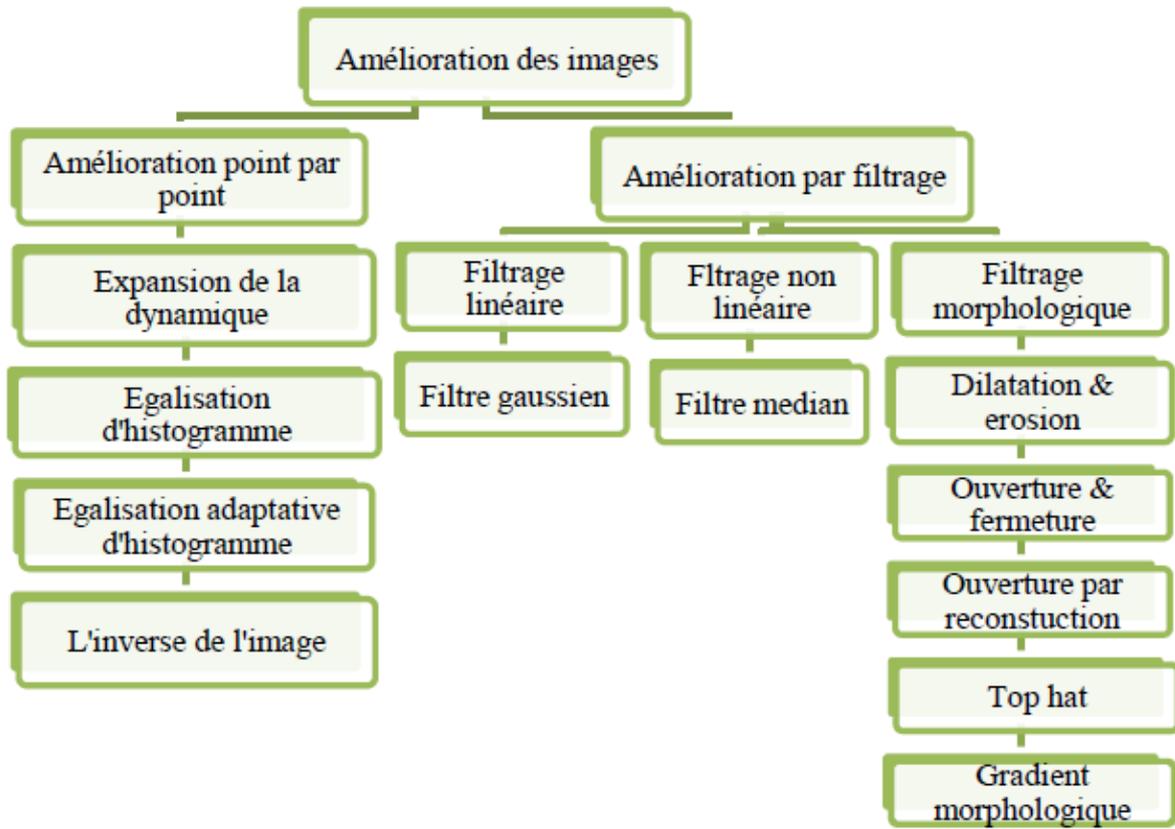


Figure III.7 : Différentes approches pour l'amélioration des images.

### 4.1.1. Amélioration point par point :

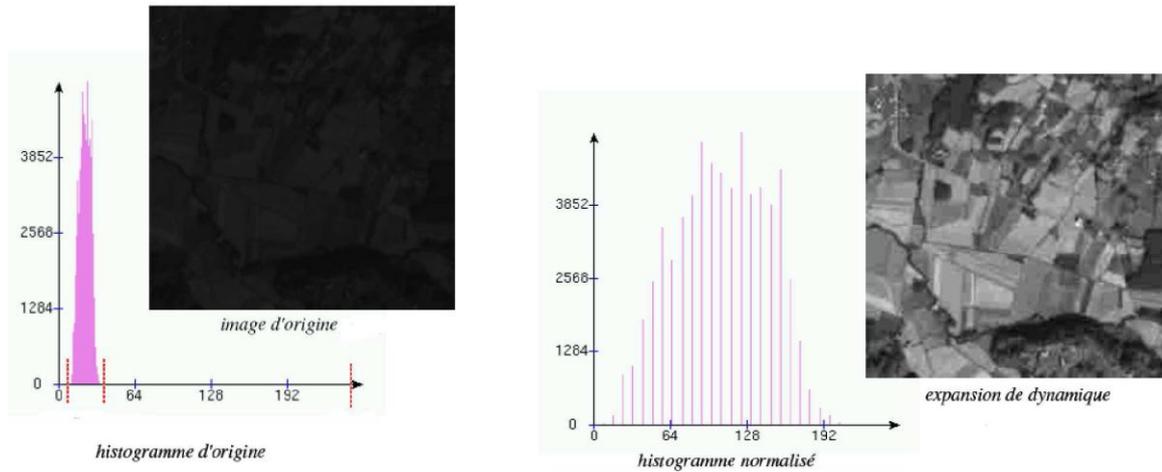
#### a- Définition d'histogramme :

L'histogramme des niveaux de gris ou de couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleur). [41]

#### b- Expansion de la dynamique :

Transformation des niveaux de gris de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique (entre 0 et 255). [45]

$$I_{\text{Exp}}(i, j) = (I(i, j) - \min) \frac{255}{\max - \min} \quad \text{III.4}$$



**Figure III.8 : Histogramme d'une image.**

**c- Egalisation d'histogramme :**

L'égalisation d'histogramme consiste à harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image, de manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux, ceci revient à l'aplatissement de l'histogramme. Cette technique amélioré le contraste et permet d'augmenter artificiellement la clarté d'une image garce à une meilleure répartition des intensités. La nouvelle image est de la manière suivante : [46]

$$I_{\text{new}}(i, j) = 255 \times \sum_{k=0}^{I(i, j)} h_n(k) \quad \text{III.5}$$

**d- Egalisation adaptative d'histogramme:**

L'égalisation adaptative des histogrammes (AHE) est une technique de traitement d'images utilisée pour améliorer le contraste des images. Elle diffère de l'égalisation d'histogramme ordinaire en ce que la méthode adaptative calcule plusieurs histogrammes, chacun correspondant à une section distincte de l'image, et les utilise pour redistribuer les valeurs de luminosité de l'image. Il est donc approprié pour améliorer le contraste local et améliorer les définitions des bords dans chaque région d'une image. Cependant, l'AHE a tendance à sur amplifier le bruit dans des régions relativement homogènes d'une image. Une variante de l'égalisation adaptative de l'histogramme appelée égalisation adaptative limitée de l'histogramme (CLAHE) empêche cela en limitant l'amplification. [47]

**e- L'inverse de l'image :**

L'opération d'inversion consiste a inversé les valeurs des pixels de l'image par rapport à la moyenne de valeur possible. Pour les images en niveaux de gris l'opération s'exprime ainsi [46] :

$$I_{\text{new}}(i, j) = 255 - I(i, j) \quad \text{III.6}$$

**4.1.2. Amélioration par filtrage :**

**- Filtrage :**

Le filtrage des images a la même finalité que celui des signaux 1D. Il s'agit essentiellement de nettoyer l'image lors de la numérisation par des concepts de filtrage.

Notamment de bruit (par exemple lors d'une mauvaise réception de données), de flou (dus à une mauvaise mise au point), ou encore des pertes de qualité (dus à une mauvaise luminosité).

Dans une image, les détails se répètent fréquemment sur un petit nombre de pixels, on dit qu'ils ont une fréquence élevée : c'est le cas pour les textures fines et certains contour de l'image. Au

contraire, les fréquences basses correspondant à des faibles variations étendues sur de grandes parties de l'image, par exemple des variations de fond de ciel.

Différentes méthodes de filtrage ont été développées suivant le type de l'intensité du bruit.

Ces filtres possèdent des caractéristiques spectrales ; on parle ainsi des filtres linéaires et des filtres non linéaires. [48]

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine.

Un filtre est une transformation mathématique (appelée produit de convolution) permettant de modifier la valeur d'un pixel en fonction des valeurs des pixels avoisinants, affectées de coefficients.

Les calculs sont faits pour chacune des trois composantes de couleur. [49]

Le filtre est représenté par un tableau (matrice), caractérisé par ses dimensions et ses coefficients, dont le centre correspondant au pixel concerné. Les coefficients du tableau déterminent les propriétés du filtre. Ainsi le produit de la matrice. Il existe un grand nombre de filtres, on peut les classer en deux grandes catégories : les filtres linéaires et les filtres non linéaires. [41]

### a- Filtrage linéaire :

Le filtrage linéaire est très utile dans le cas où l'on ne dispose à priori d'aucune connaissance sur l'image à traiter. Il utilise des algorithmes de faible complexité dont les résultats sont satisfaisants sur la plupart des types d'images. Il consiste à remplacer chaque valeur de pixel par une combinaison linéaire des intensités de ses voisins. Les coefficients de cette combinaison linéaire, fournis par la réponse impulsionnelle du filtre, sont représentés par une matrice appelée masque de convolution qui donne son nom au filtre. [44]

### + Filtre gaussien :

Le filtre gaussien est un filtre isotrope avec des propriétés mathématiques bien précises. Il est défini par la fonction  $G(x)$ :

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad \text{III.7}$$

Avec :  $\sigma$  est l'écart type.

En traitement d'images, on traite des données à deux dimension (x et y), on introduit donc une fonction gaussienne à deux dimensions (x, y):

$$G(x) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad \text{III.8}$$

Le paramètre ( $\sigma$ ) s'appelle la déviation standard. Il détermine la largeur de la cloche gaussienne. [41]

Bien que ce filtre permette de réduire considérablement le bruit dans l'image, son application provoque une dégradation de l'image, en particulier les contours. Ceci se manifeste par un effet de flou. [46]

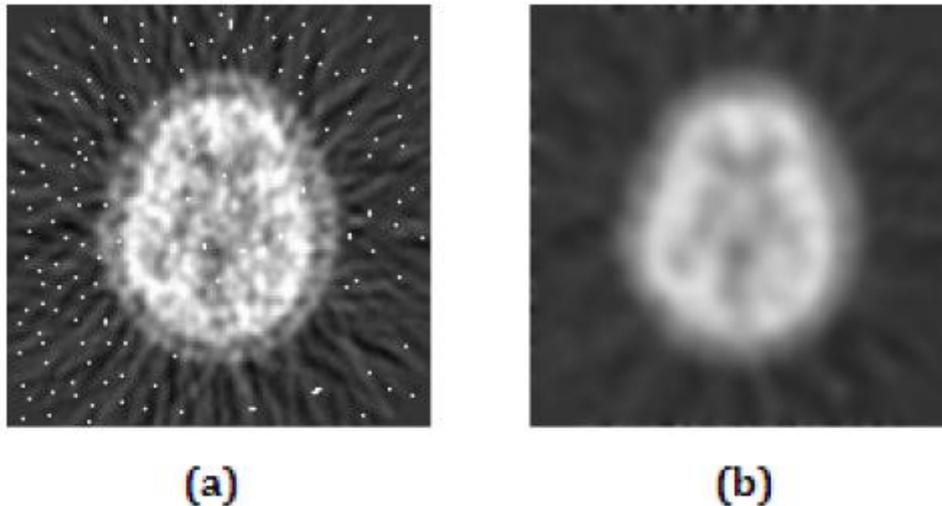


Figure III.9: application du filtre gaussien (b) sur une image bruitée (a).

**b- Filtrage non linéaire :**

Si le filtre ne peut pas être exprimé par une combinaison linéaire, il est appelé "non linéaire". Les filtres non linéaires sont plus complexes à mettre en œuvre que les filtres linéaires

**+ Filtre médian :**

Le filtre médian est utilisé pour atténuer des pixels isolés, d'une valeur très différente de leur entourage.

**Principe:**

le filtrage médian procède tout d'abord par un tri des valeurs de niveau de gris du voisinage suivi d'une sélection de l'élément milieu du tri c'est-à-dire remplacer la valeur du pixel central par la valeur médiane de la répartition (luminances triées dans l'ordre croissant) des niveaux de gris des pixels situés à l'intérieur de cette fenêtre. Le filtrage médian est très robuste à différents types de bruit. [41]

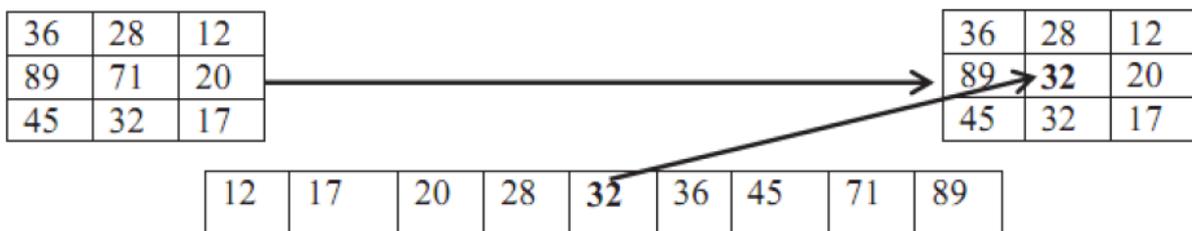


Figure III.10: Principe de filtre médian.

**c- Filtrage morphologique :**

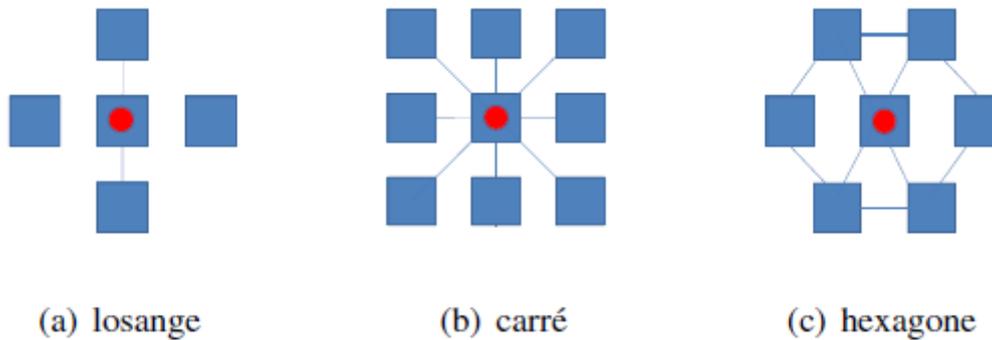
La morphologie mathématique a été inventée en 1964 par Georges Matheron et Jean Serra dans les laboratoires de Mines ParisTech. Son développement a toujours été fortement motivé par des applications industrielles. Dans un premier temps, il s'agissait de répondre à des problèmes dans le domaine de l'exploitation minière, mais très vite ses champs d'applications se sont diversifiés et elle a apporté une contribution importante dans plusieurs domaines, comme : la biologie, l'imagerie médicale, le multimédia, ...etc.

Les méthodes de segmentation morphologiques reposent sur l'étude des caractéristiques des objets inconnus dans l'image (forme, taille...) grâce à un ensemble de formes connues (croix, carré, cercle, segment...) que l'on appelle : élément structurant. Elles se basent sur deux concepts simples : l'opérateur de dilatation et l'opérateur d'érosion. Soit  $S$  l'ensemble de pixels d'une image  $I$ ,  $X$  un sous ensemble de  $S$  et  $B$  un élément structurant. Notons  $B_s$  tel que  $s \in S$ , l'élément  $B$  translaté de  $s$ .  $B_s = \{b+s / b \in B\}$ . [43]

- **Élément structurant :**

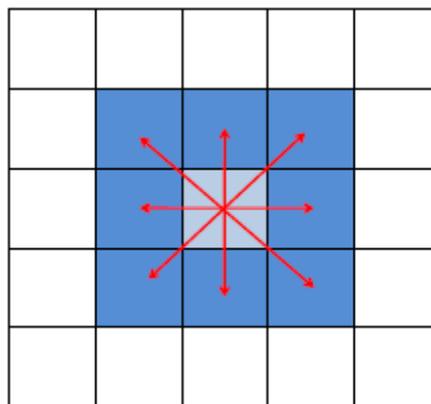
Un élément structurant (SE) est un ensemble appliqué à une image d'étude. Les SE "plans" consistent à un ensemble de point sans aucune valeur contrairement aux SE volumiques où des poids sont considérés. Les SE "plans" sont nommés ainsi car ces derniers ont uniquement deux dimensions dans le cas des images 2D.

Les opérateurs morphologiques fondamentaux requièrent la définition d'une origine pour chaque élément structurant. Cette origine permet le positionnement de l'élément structurant sur un point ou un pixel donné : un SE est à un point  $x$  signifie que son origine coïncide avec  $x$ . Un élément structurant est repéré donc par son origine. Les éléments structurants plan et isotopes élémentaires pour des grilles hexagonale et carrée- sont représentés par la Figure III.11.



**Figure III.11 : Éléments structurants plans isotropes élémentaires. L'origine de chaque élément structurant est son centre.**

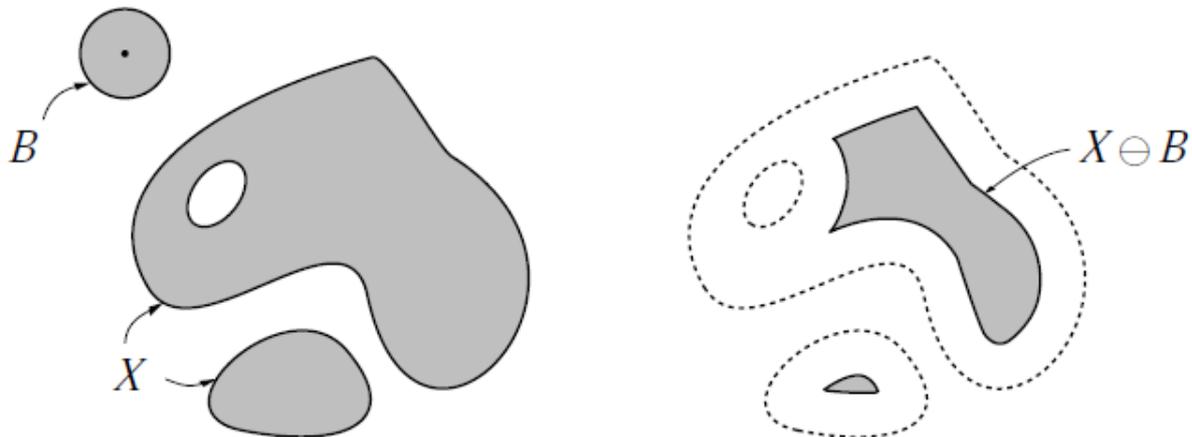
Un élément structurant définit une relation de voisinage et de connexité dans une image. La relation se fait du centre vers les voisins comme le montre la Figure III.12 qui présente la relation de voisinage d'un élément structurant carré à 8-connexités. [50]



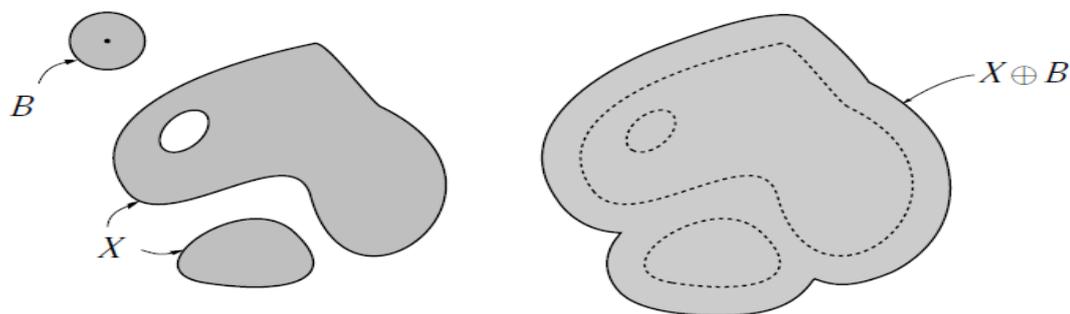
**Figure III.12 : Relation de voisinage pour un élément structurant carré à 8 connexités.**

- **Dilatation & Erosion :**

- La dilatation du sous ensemble X par l'élément structurant B notée  $\delta_B(X)$  est définie par :  $\delta_B(X) = \{s \in S / B_s \cap X \neq \emptyset\}$ . Elle consiste à faire passer l'élément structurant B sur l'ensemble des pixels S et garder tous les pixels  $s \in S$  satisfaisant la condition de l'intersection.
- L'érosion du sous ensemble X par l'élément structurant B notée  $\varepsilon_B(X)$  est définie par :  $\varepsilon_B(X) = \{s \in S / B_s \subset X\}$ . Il s'agit là de satisfaire la condition d'inclusion. [42]



**Figure III.13: Érosion de X par un disque B. L'origine de l'élément structurant est représentée par un point noir.**



**Figure III.14: Dilatation de X par un disque B.**

### ✚ Ouverture & Fermeture :

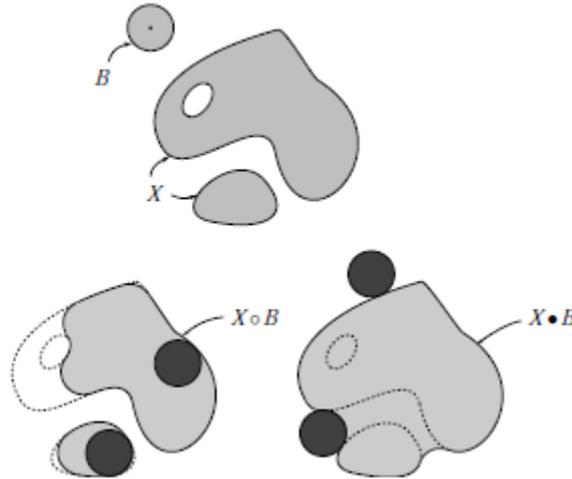
- L'ouverture morphologique est égale à la composition d'une érosion suivie d'une dilatation. C'est un opérateur croissant et idempotent.

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B \quad \text{III.9}$$

- La fermeture morphologique est l'opération duale de l'ouverture: Elle est égale à la composition d'une dilatation suivie d'une érosion.

$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B \quad \text{III.10}$$

[51]



**Figure III.15: Ouverture et fermeture de X par un disque B.**

**✚ Ouverture par reconstruction :**

L'ouverture par reconstruction consiste à appliquer une érosion, puis à reconstruire le résultat ainsi obtenu dans l'image initiale. Ainsi, contrairement à l'ouverture qui ne conserve pas les frontières des objets, l'ouverture par reconstruction permet d'éliminer de l'image les objets de taille inférieure à la taille de l'élément structurant, tout en conservant les frontières des objets non éliminés.

L'ouverture par reconstruction d'un ensemble A par une boule B(r) de rayon r est ainsi donnée par :

$$\gamma_{B(r)}^{rec} = \delta_A^\infty \circ \epsilon_{B(r)}(A). \quad \text{III.11}$$

De même, pour des images en niveaux de gris, l'ouverture par reconstruction d'une image g par une boule B(r) de rayon r est donnée par:

$$\gamma_{B(r)}^{rec} = \delta_A^\infty \circ \epsilon_{B(r)}(A). \quad \text{III.12}$$

[52]

**✚ Top Hat :**

On appelle transformation chapeau haut-de-forme ou top Hat la différence entre l'image originale et l'ouvert de cette image, ou entre le fermé de l'image et l'image originale. Le premier type de chapeau haut-de-forme est appelé chapeau haut-de-forme blanc car il permet de détecter ce que l'ouverture a fait disparaître, c'est-à-dire les pics ou parties claires de l'image originale. Le second type de chapeau haut-de-forme, dual du premier, est appelé chapeau haut-de-forme noir, car il détecte les vallées, ou parties sombres d'une image.

Il existe autant de façons d'obtenir des transformations chapeaux haut-de-forme que de types d'ouvertures ou de fermetures. [53]

**✚ Gradient morphologique :**

Soit le disque fermé de rayon unité. Le gradient morphologique d'une fonction est défini dans le cas continu par la fonction + suivante :

$$g(x) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{D(f, B_\lambda)(x) - E(f, B_\lambda)(x)}{2\lambda}, \quad \text{III.13}$$

Et dans le cas discret par :

$$g(x) = D(f, B)(x) - E(f, B)(x).$$

III.14

Avec

$D(f, B)(x)$ : Dilatation morphologique.

$E(f, B)(x)$ : Erosion morphologique.

Cette transformation trouve ses applications dans la détection de contours.

La Figure III.16 donne un exemple de gradient obtenu par différence de dilatation et érosion de taille 1. [54]



Figure III.16 : Exemple de gradient morphologique.

### 4.2. *Segmentation :*

La segmentation est une étape primordiale dans toute opération d'analyse d'images, elle permet d'identifier les différents objets contenus dans une image, en vue d'une interprétation ou d'un diagnostic.

La segmentation est considérée comme un problème difficile, à cause de la diversité des images existantes de nos jours (photos numériques, images radar, images satellitaires, images médicales ...etc.). Actuellement, il n'y a pas de méthode de segmentation efficace sur tout type d'images.

Les chercheurs ont développé une multitude de méthodes de segmentation, selon le domaine d'application.

Les experts en traitement d'images tentent de créer des méthodes de segmentation automatiques, indépendantes de l'être humain, c'est ce qu'on peut appeler une segmentation non-supervisée, mais dans certains cas, une intervention de la part d'un spécialiste s'avère être indispensable, ce sont les méthodes supervisées et semi-supervisées.

Dans ce qui suit, nous allons introduire la notion de segmentation, et les différentes méthodes existantes. [42]

### 4.2.1. Définition :

La segmentation permet d'isoler dans l'image les objets sur les quels doit porter l'analyse ou de séparer les régions d'intérêt de son fond. Autrement dit, elle permet de partitionner l'image en zones homogènes ayant des caractéristiques (niveau de gris, couleur, texture) identiques où une zone peut correspondre un objet ou une partie d'un objet. [55]

### 4.2.2. Différentes approches de la segmentation d'images :

Il existe une multitude de méthodes de segmentation qu'on peut regrouper en différentes catégories (Figure III.17) :

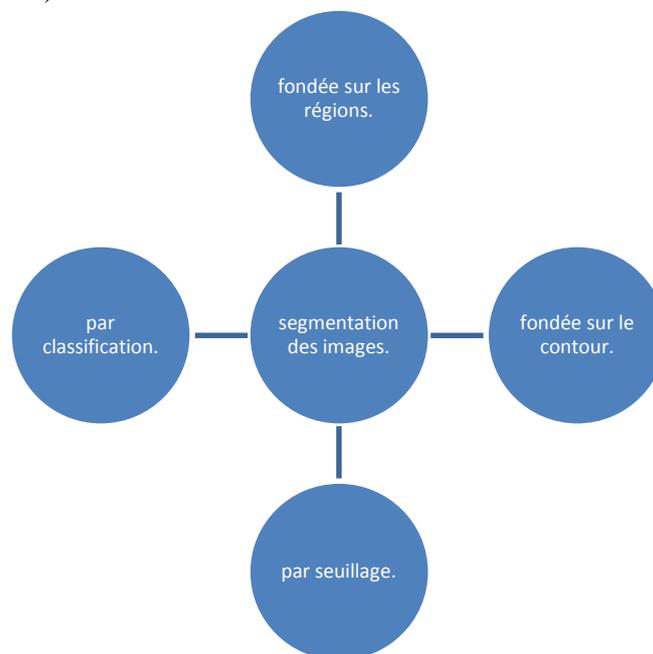


Figure III.17 : Différentes approches de la segmentation d'images.

#### 4.2.2.1. Segmentation fondée sur les régions :

Les approches régions ont pour but de mettre en évidence les régions homogènes de l'image. Il s'agit de rechercher des ensembles de pixels partageant des propriétés communes.

Les régions sont différenciées entre elles par des propriétés élémentaires basées sur des critères locaux tels que le niveau de gris de chaque pixels, ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel tel que la valeur moyenne, la variance ou des paramètres de texture.[37]

#### Segmentation par croissances de régions :

Ce type de segmentation permet de sélectionner un pixel ou un ensemble de pixels de l'image, appelé germe, autour duquel on fait croître une région. Les régions sont construites en ajoutant successivement à chaque germe les pixels qui lui sont connexes et qui vérifient un critère de similarité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

La littérature en traitement d'images est riche en méthodes de segmentation par croissance de régions.

L'avantage des méthodes de croissance de régions est de préserver la forme de chaque région de l'image. Cependant une mauvaise sélection des pixels de départ, un choix de critère de

similarité, aussi qu'un ordre mal adapté selon lequel les pixels voisins sont examinés, peuvent entraîner des phénomènes de sous segmentation ou de sur segmentation. [56]

### **Segmentation par division /fusion :**

Ce type de méthode consiste à diviser l'image, considérée comme une région initiale, en régions de plus en plus petites. Le principe consiste à tester d'abord le critère d'homogénéité retenu sur l'image entière. Si le critère est valide, l'image est considérée comme segmentée, sinon, l'image est découpée en zones plus petites et la méthode est réappliquée sur chacune des zones nouvellement obtenues.

La division peut se faire en quatre parties, en six parties, en polygones, etc. La méthode la plus connue est la méthode de quatre où chaque zone est divisée par 4. L'inconvénient de ces méthodes est que deux parties adjacentes peuvent vérifier le même critère sans avoir été regroupées dans la même région.

Pour éviter ce problème, une procédure de fusion des petites régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement est appliquée.

La fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions qui analyse une image pré-segmentée, constituée d'un ensemble de régions. C'est une structure de données constituée d'un graphe non-orienté dont chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions. Le procédé consiste à fusionner deux nœuds reliés par une arête à condition qu'ils respectent un critère de fusion. [56]

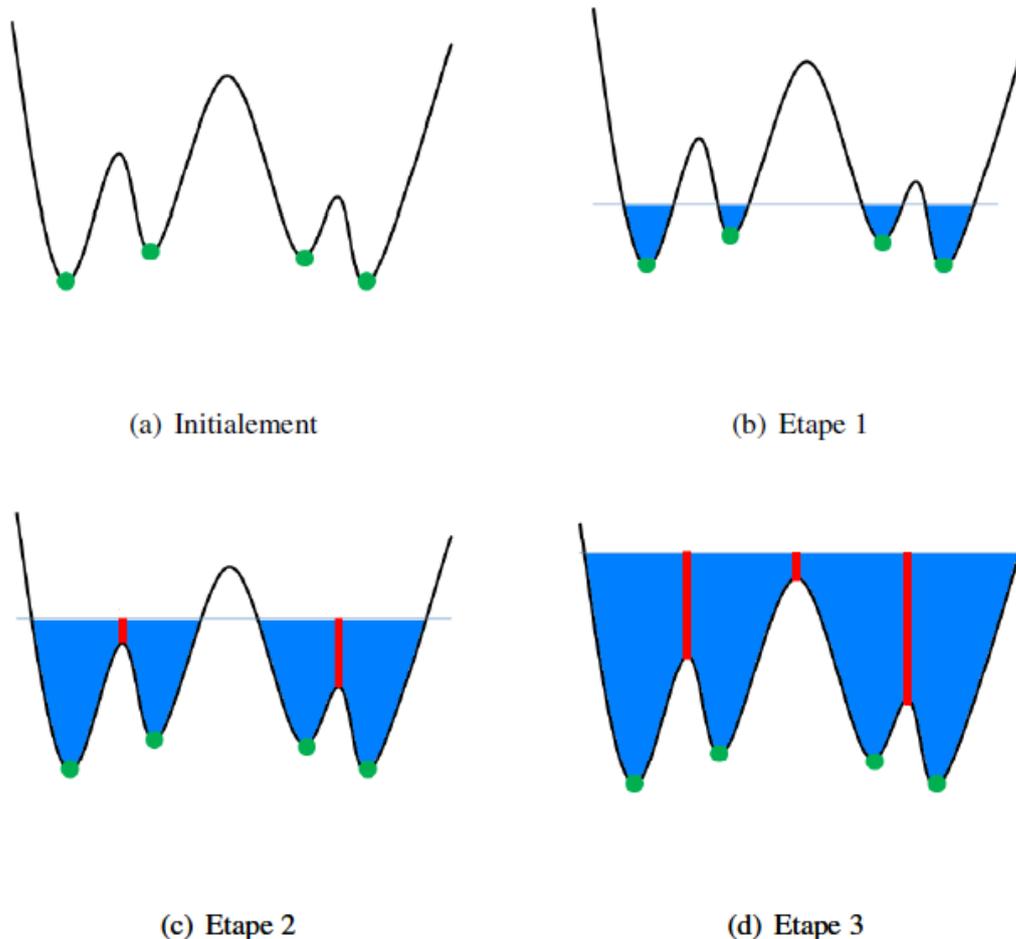
### **Ligne de partage des eaux :**

La segmentation par ligne de partage des eaux (ou watershed anglais) désigne une famille de méthodes de segmentation d'image issues de la morphologie mathématique qui considèrent une image à niveaux de gris comme un relief topographique, dont on simule l'inondation. [39]

#### **Définition en termes de simulation d'inondation :**

Le concept des lignes du partage des eaux exprimé en termes de flux d'eau ne convient pas pour une définition formelle parce qu'il existe des situations où la direction du flux à un point donné ne peut pas être déterminée. (Exp : le cas d'un pixel ayant plus qu'un voisin avec la valeur de gris minimale). Cependant, une définition en termes de simulation d'inondation remédie à tous ces problèmes.

Considérons une image en niveaux de gris comme une surface topographique et suppose que nous avons creusé des trous dans chaque minimum local de la surface. La surface est ensuite immergée progressivement d'eau. L'eau commence à monter à partir de l'altitude la plus faible et inonde ainsi les bassins versants de l'image. Dès que les eaux provenant de deux minima différents se rencontrent, des « digues » sont construites. A la fin de cette procédure d'inondation, chaque minimum est entouré des lignes de partage délimitant le bassin versant associé. Ces lignes définissent la LPE. Le processus de simulation d'inondation et la construction des lignes LPE est explicité par la Figure III.18. Typiquement, nous appliquons la transformation LPE au gradient de l'image que nous cherchons à segmenter, et par conséquent les frontières se placent de façon privilégiée sur les lignes où le gradient est élevé. [50]



**Figure III.18 : LPE : étapes d'inondation d'un relief. Les minima locaux du relief (Points vert) sont les sources d'inondation. La ligne bleue horizontale correspond à la hauteur d'inondation et les lignes verticales rouges sont les « digues » séparant les bassins versants qui se rencontrent.**

### 4.2.2.2. Segmentation par classification :

Pour cette famille de méthodes, la segmentation d'une image est vue comme une subdivision de cette dernière en différentes classes de telle manière que : les éléments d'une même classe soient les plus similaires possibles (minimisation de la variance intra classe), et les éléments de deux classes distinctes soient les plus différents possibles (maximisation de la variance interclasses).

Nous pouvons grouper les méthodes classifications en deux grandes familles, en considérant l'intervention ou non d'un « attribut classe » au fur et à mesure du processus de la classification, ces deux types sont : « supervisée » et « non supervisée ».[37]

#### Méthodes supervisées :

Ce sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues a priori avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles demandent une phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une autre phase pour décider l'appartenance d'un pixel à telle ou telle classe.

Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, réseaux de neurones ...etc. [37]

### ✚ Méthodes non supervisées :

L'intérêt des méthodes non supervisées est qu'elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et par là même aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les images.

Les algorithmes non supervisés les plus répandus tendent à découper l'espace des pixels en zones homogènes selon un critère de ressemblance et à minimiser une fonction coût, dépendant de la distance de chaque pixel aux prototypes (ou noyaux) des classes. Selon la certitude de la classification que nous voulons obtenir, et la relation entre les classes, nous pourrions distinguer plusieurs méthodes de classification : K-Means, la méthode C-Moyennes Flous (FCM). [37]

### 4.2.2.3. Segmentation par seuillage :

Le seuillage d'une image à plusieurs niveaux est le procédé de segmentation le plus simple. L'hypothèse qui sous-tend l'approche consiste à dire que tout objet se différencie de l'arrière-fond.

Elle aboutit à fournir une série d'objets extraits de l'arrière-plan.

La Figure III.20 illustre la difficulté à segmenter par simple seuillage; l'origine du problème est l'éclairage non uniforme de la scène, problème courant en pratique.[58]

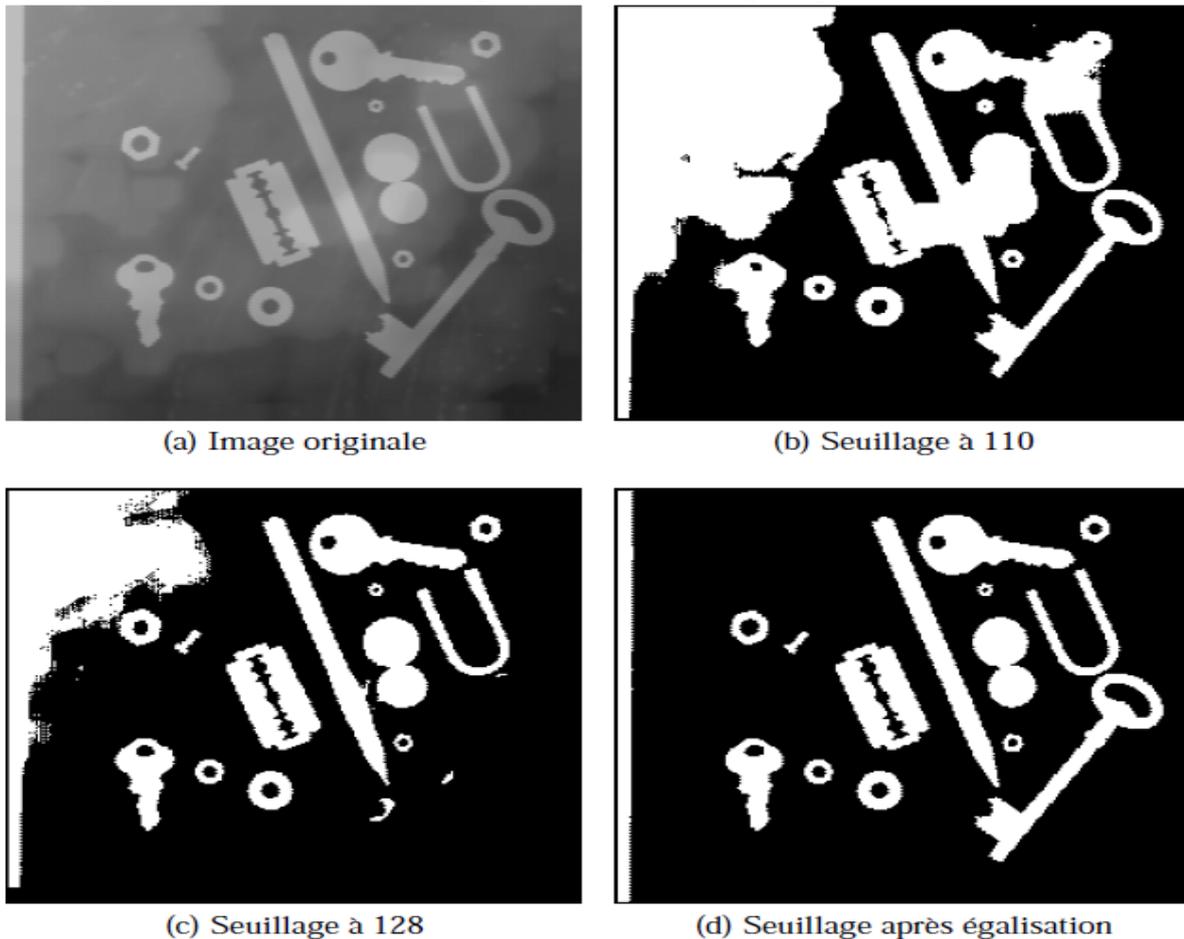


Figure III.20: Seuillages.

Le seuillage est une approche simple de la segmentation. Donc c'est une méthode simple et très populaire pour le traitement des images numériques.

Le seuillage sert de composante de base à des algorithmes plus complexes de segmentation.

Le seuillage peut être :

Global : un seuil pour toute l'image dépend de  $I(i, j)$ .

Local : un seuil pour une portion de l'image dépend de  $N(i, j)$ .

Adaptatif : un seuil s'ajustant selon les parties de l'image. [59]

### ✚ **Seuillage dynamique ou local :**

Ce type est le développement du seuillage global, Le seuillage global peut échouer en raison de l'éclairage de fond, nous devons compenser ou supprimer cette illumination qui peut être traitée dans le seuillage global

$$G(x, y) = 1 \text{ si } f(x, y) \geq T(x, y)$$

$$G(x, y) = 0 \text{ si } f(x, y) < T(x, y)$$

Où

$$T(x, y) = f_0(x, y) + T_0$$

$f_0(x, y)$  Ouverture morphologique de  $f$  et  $T_0$  constante de  $f_0$ . [60]

### ✚ **Seuillage global :**

Dans les méthodes de seuillage global, un seuil unique est calculé pour tous les pixels de l'image. Ces méthodes reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image qui caractérise la distribution des niveaux de gris. En général, une méthode de seuillage consiste à déterminer la valeur optimale du seuil  $S^*$  en se basant sur un certain critère.

Les méthodes de seuillage globales peuvent être réparties en deux grandes catégories :

#### **a. les méthodes non paramétriques :**

Ces méthodes permettent de trouver le seuil optimal de segmentation sans aucune estimation de paramètres. Généralement, ces méthodes sont basées sur l'optimisation de critères statistiques.

#### **b. les méthodes paramétriques :**

Ces méthodes supposent que les niveaux de gris des différentes classes de l'image suivent une certaine fonction de densité de probabilité.

Généralement, ces fonctions de densités de probabilité sont supposées suivre un modèle Gaussien. En partant d'une approximation de l'histogramme de l'image par une combinaison linéaire de Gaussiennes, les seuils optimaux sont localisés à l'intersection de ces dernières. [56]

Le seuil est l'une des nombreuses méthodes et techniques utilisées dans les segmentations d'images médicales, cette technique basée sur le pixel ou le voxel et l'intensité de l'image.

La segmentation médicale de seuil a divisé l'image médicale en images binaires de sa valeur de gris ou de son pixel en tournant toutes les valeurs sous la valeur Seuil à 0 et toutes les valeurs au-dessus de la valeur Seuil à 1.

$$G(x, y) = 1 \text{ si } f(x, y) \geq T \text{ sinon est } 0$$

#### **4.2.2.4. Segmentation fondée sur le contour :**

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un Changement brutal de l'intensité lumineuse.

Dans l'approche " **contour** ", on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Il existe plusieurs méthodes de segmentation par contour qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables. [61]

## Les méthodes d'approche Contour :

### ✚ Méthodes dérivatives :

Les méthodes dérivatives sont très faciles à l'implémentation ainsi que leur temps de calcul relativement court, et leur résultat satisfaisant pour des images non bruitées. Leur inconvénient est qu'elles sont très sensibles au bruit. Il existe plusieurs méthodes tel que le calcul du Gradient et l'Approche de Laplacien.

### ✚ Les modèles déformables :

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés, parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux.

❖ Les contours actifs à forme libre appelés « snakes » :

Proposés par Kass en 1987 dans leur article: "Snakes: Active Contour Models", Le snake est modélisé par une courbe paramétrée tel que:

$$C = \{vs = (ys; s \in [a, b])\} \quad \text{III.15}$$

S : est l'abscisse curviligne.

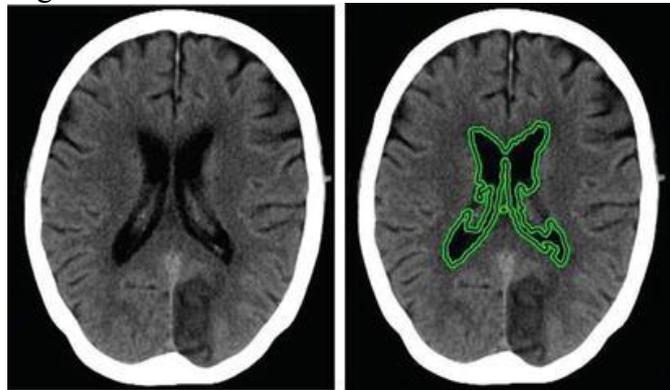


Figure III.21 : Segmentation de l'image CT cérébrale à l'aide de contours actifs.

Le contour initial est initialisé par l'utilisateur près des frontières de l'objet à détecter. La courbe est ensuite déplacée et déformée au cours de processus itératif cherchant à minimiser une fonction d'énergie E (Energie d'un contour actif ( $\Omega$  représente la région).) :

$$E(v(s)) = \underbrace{\int_{\Omega} \alpha v'(s)^2 ds + \int_{\Omega} \beta v''(s)^2 ds}_{E_{int}} - \lambda \underbrace{\int_{\Omega} |\nabla I(v(s))|^2 ds}_{E_{ext}}$$

III.16

**Eint:** L'énergie interne dépend uniquement de la forme du snake. Elle regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points. Elle est constituée de  $V'(s)$  et  $V''(s)$  les dérivées premières et secondaires du contour, Avec les constantes réelles  $\alpha$  et  $\beta$  sont respectivement les coefficients d'élasticité et de rigidité de la courbe.

**Eext :** L'énergie externe est définie par l'utilisateur selon les spécificités du problème et associe le contour aux données de l'image, Elle est constituée de  $\nabla I(v(s))$  un gradient de luminance de l'image, Avec la constante réelle  $\lambda$  permettant de pondérer l'influence extérieure. Il est nécessaire que le contour possède toujours suffisamment de points, C'est la raison pour laquelle il faut rajouter ou de supprimer des points à chaque itération si des contraintes ne sont pas suffisamment respectées. Par exemple, on pourra rajouter un point au snake si ses voisins sont trop éloignés. A l'inverse, on pourra supprimer un point s'il est trop près de ses voisins.

### Méthodes analytiques :

- ❖ approche de Canny.
- ❖ Approche de Deriche. [61]

### **Conclusion :**

Dans ce chapitre, après la description de notre base de données Nous avons passé à la notion de bases des images et la définition des différentes étapes constituant le processus de traitement d'image médicale.

## CHAPITRE IV :

# DÉTECTION DES DRUSES : RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

### 1- Introduction :

L'accumulation de matériaux de cellulose supplémentaires sous la rétine présente les druses, qui caractérisent la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).

Cette maladie indolore dégrade progressivement la macula d'une partie spécifique de l'œil responsable de la vision centrale fine et détaillée.

Comme la dégénérescence maculaire liée à l'âge manque toujours de traitement efficace, la prévention est importante.

La sévérité de la DMLA peut être interdite si elle est détectée à un stade précoce et le traiter le plus tôt possible pour éviter une perte de vision évitable.

Dans ce chapitre, nous présentons une discussion générale portant sur les différentes étapes de la méthode proposée ainsi que sur les résultats. Nous abordons également les avantages et les limites de la méthode proposée pour la détection des druses.

Le chapitre est devisé en 3 sections, la première est consacrée à la description de l'interface graphique réalisée sur le langage de programmation Matlab qui explique les différentes étapes de notre système proposé.

Dans la deuxième section, nous décrivons en détail tous les étapes d'algorithme développé qui détecte avec précision les druses dans des images du fond d'œil à l'aide des techniques de traitement des images.

En raison de perturbations indésirables au cours du processus d'acquisition, ces images souffrent de bruit, de faible contraste et d'uniformité, ce qui empêche toute analyse ultérieure. Par conséquent, initialement, l'image du fond d'œil était prétraitée pour la correction de l'éclairage, la normalisation du contraste et le débruitage. En outre, nous avons extrait le disque optique et la macula qui sont des éléments principaux de la rétine et nous avons utilisé par la suite pour extraire la ROI où localise les druses, et en fin nous avons détecté les druses par une méthode basé sur le seuillage et la morphologie mathématique.

Pour la dernière section, nous présentons les résultats obtenus par cet algorithme et leurs interprétations.

### 2- Matériels :

#### 2.1- Environnement de travail :

Pour réaliser les différentes étapes de notre travail, nous utilisons le logiciel MATLAB Release 2018a. MATLAB est une abréviation de *Matrix LABORatory*, est un logiciel qui a été conçu pour fournir un environnement de calcul numérique de haut niveau. Il offre une très grande capacité de traitement et une souplesse remarquable par rapport à d'autres moyens de simulation, il effectue une présentation claire et concise des techniques.

On a choisi Matlab pour les raisons suivantes :

- Matlab facilite la manipulation des images médicales.
- La syntaxe de Matlab est facile à assimiler.
- Matlab possède de nombreuses fonctions prédéfinies utiles en mathématiques.

### 2.2-Présentation De L'interface :

Afin d'organiser les résultats obtenus et de bien visualiser le déroulement des algorithmes en temps réel, une interface graphique a été mise en œuvre sous langage Matlab à l'aide de l'outil Matlab Interface GUI (Graphical User Interface).

Elle se présente comme suit :

#### 2.2.1- Une fenêtre de page de garde :

Dans cette page on trouve :

- Le titre du projet ;
- Les noms et prénoms des concepteurs du logiciel ;
- Le nom de l'encadreur ;
- Les informations concernant l'institution dont le projet a été concrétisé ;

La page contient aussi un bouton « suivant » pour passer à la page suivante qui contient toutes les étapes de notre système.



Figure IV.1 : Premier fenêtre de l'interface.

#### 2.2.2- Une fenêtre principale :

On trouve ici:

- deux boutons :
  - Le bouton « ouvrir » permet d'ouvrir une image au choix de l'utilisateur.
  - Le bouton « suivant » : pour se déplacer vers la fenêtre finale.
- la barre du menu en haut qui permet d'effectuer plusieurs opérations sur l'image:
  - prétraitement.
  - extraire les éléments principaux : offre deux choix soit DO ou macula pour chaque choix on trouve liste des seuils.

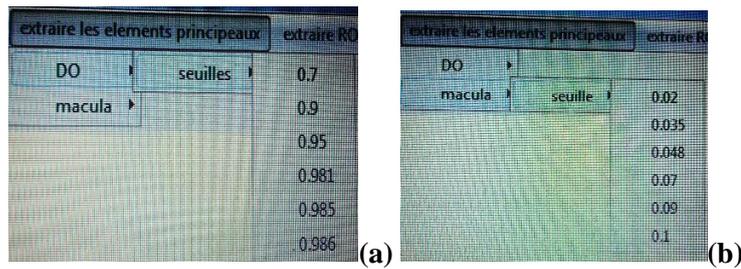


Figure IV.2 : Le menu des seuilles.(a) : Les seuilles de segmentation de DO.  
(b) : Les seuilles de segmentation de la macula.

- extraire la ROI : contient deux espacesun pour dessiner les cercles et l'autre pour extraire la région d'intérêt.

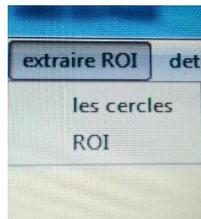


Figure IV.3 : Le menu d'extraction de ROI.

- détection des druses : permettes deux opération la première est l'extraction des druses et la deuxième est la visualisation des druses sur l'image originale.

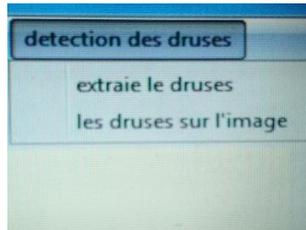


Figure IV.4 : Le menu de détection des druses.

- deux plans :
  - le plant en haut à gauche pour afficher l'image originale.
  - Le deuxième plant pour afficher les images résultantes après déférentes opérations.

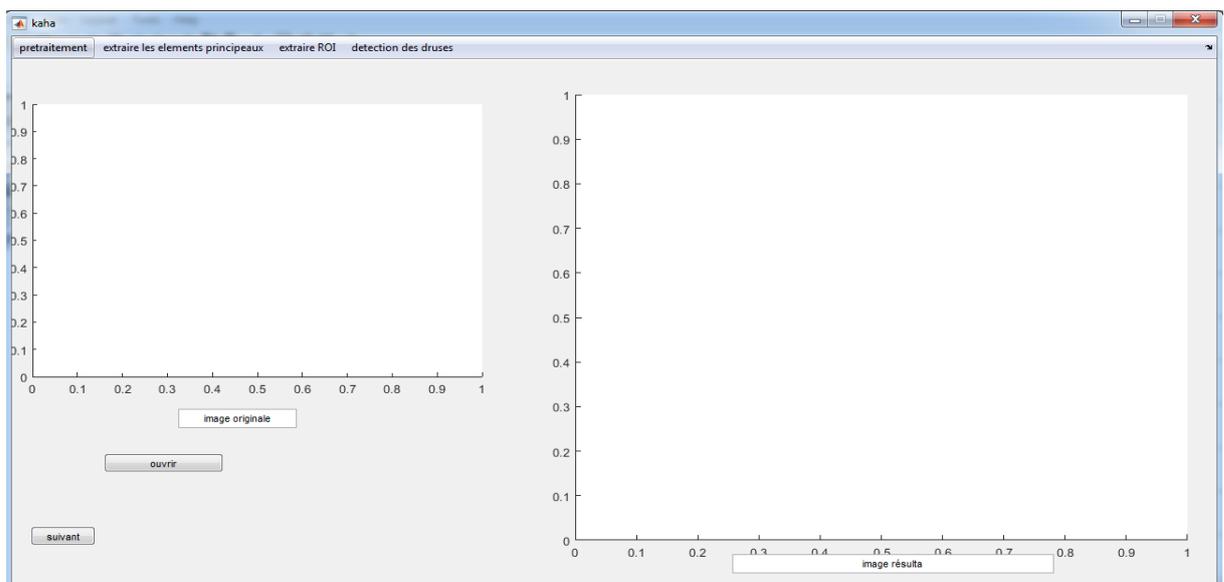


Figure IV.5 : Interface avant affichée les résultats.

### 2.2.3- La fenêtre finale :



Figure IV.6 : La fenêtre finale de l'interface.

### 2.2.4- Exemple d'exécution de l'interface graphique :

- Premièrement on a chargé une image, une fenêtre s'ouvre pour choisir l'image

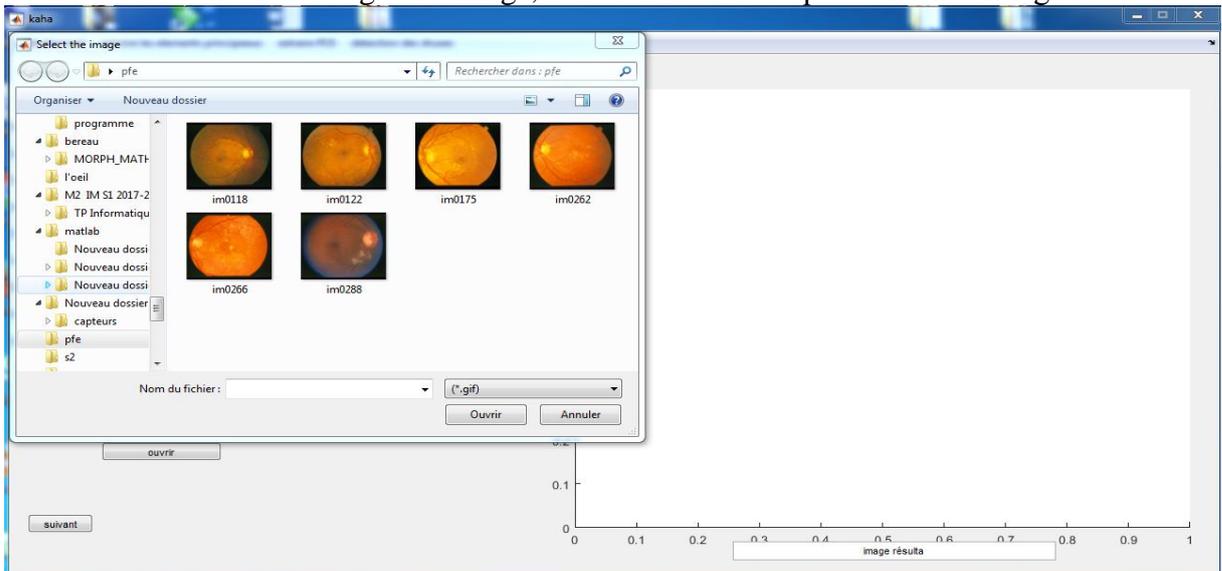
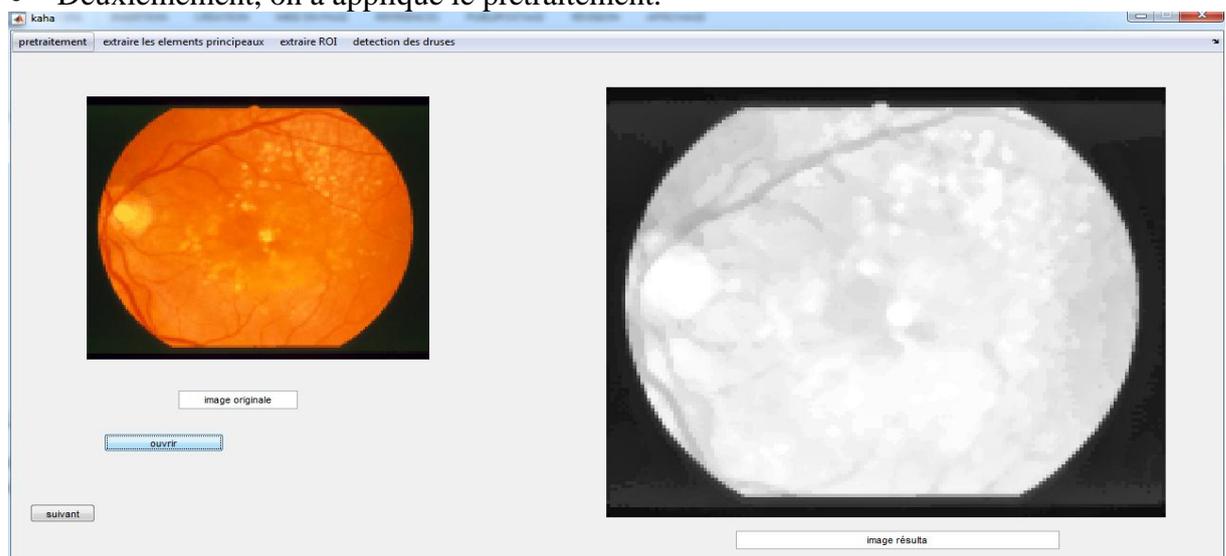


Figure IV.7 : Le menu de chargement l'image.



**Figure IV. 8: L'image choisie est affichée.**

- Deuxièmement, on a appliqué le prétraitement.



**Figure IV.9 : Affichage de l'image traitée.**

- Troisièmement on extraire les éléments principaux.

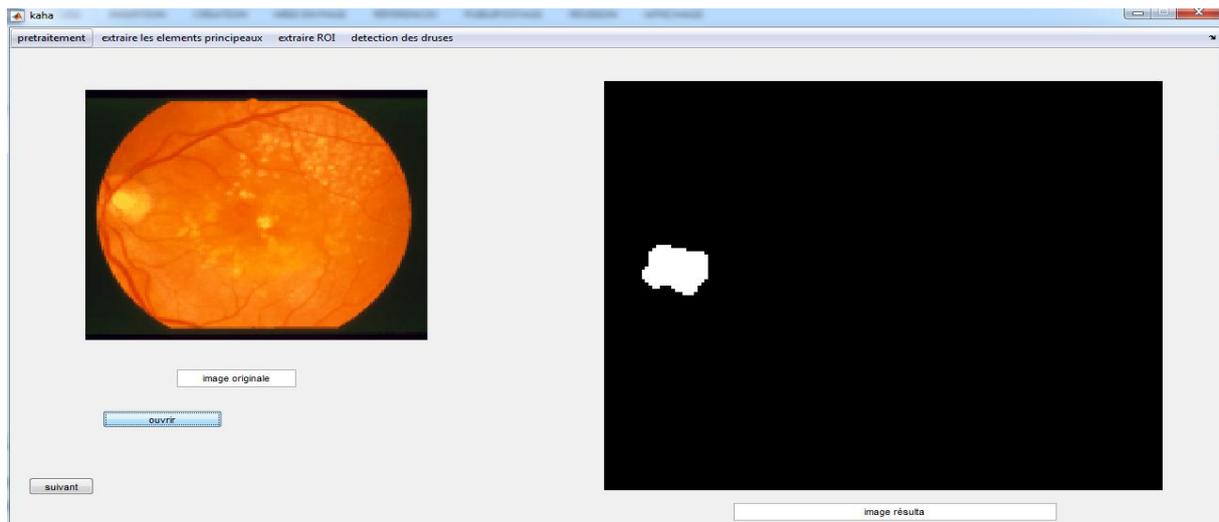


Figure IV. 10: Extraction de la macula.

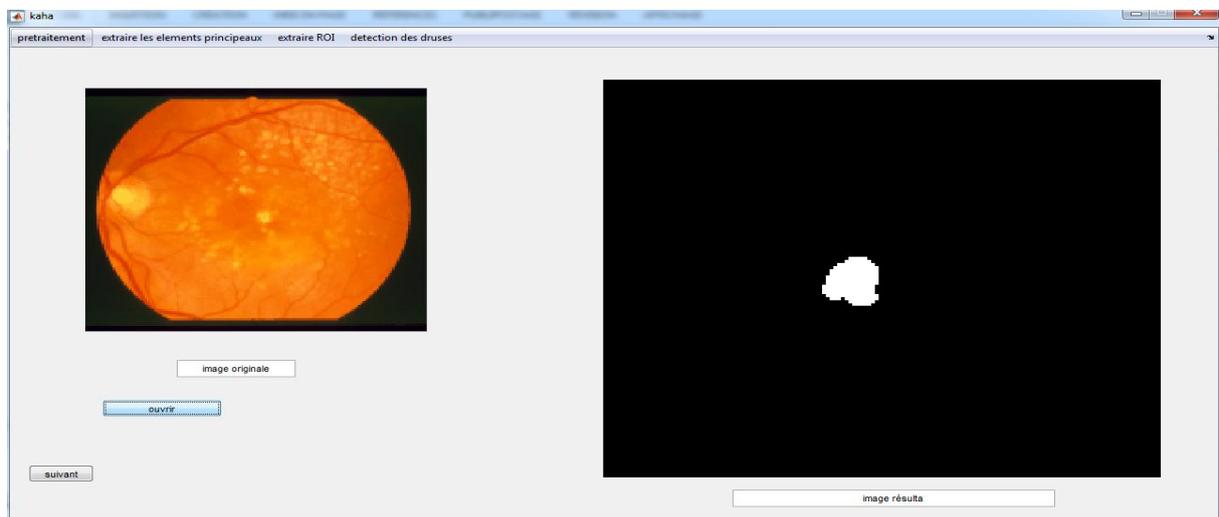


Figure IV. 11: Extraction du disque optique.

- Quatrièmement on dessine les cercles et extraire la région d'intérêt.



Figure IV.12: Affichage des trois cercles.

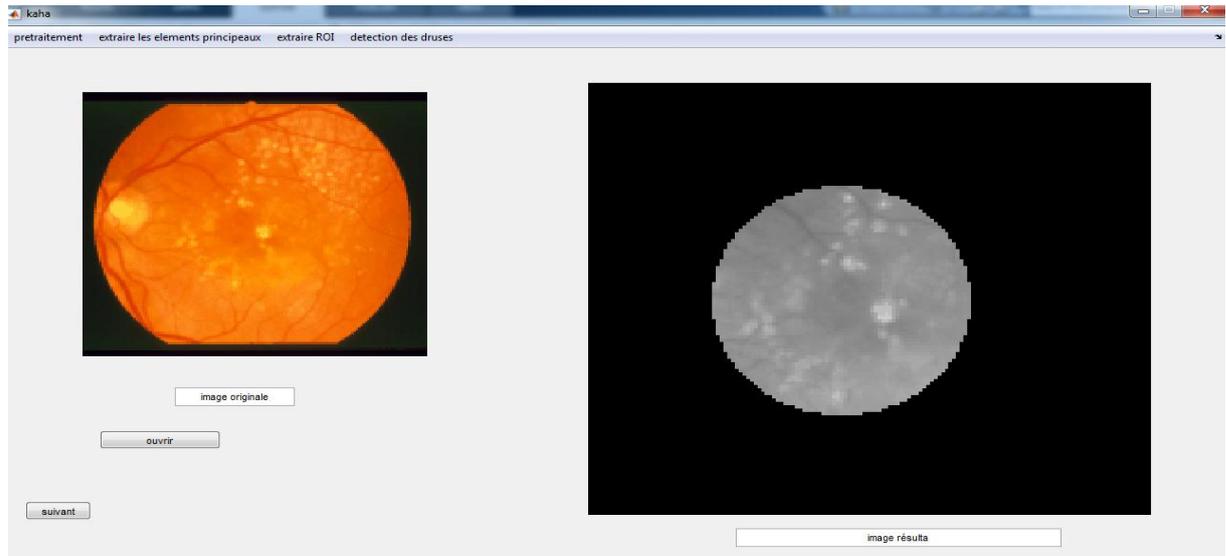


Figure IV. 13: Extraction de la région d'intérêt.

- Finalement on extrait les druses et marquer les druses sur l'image originale.

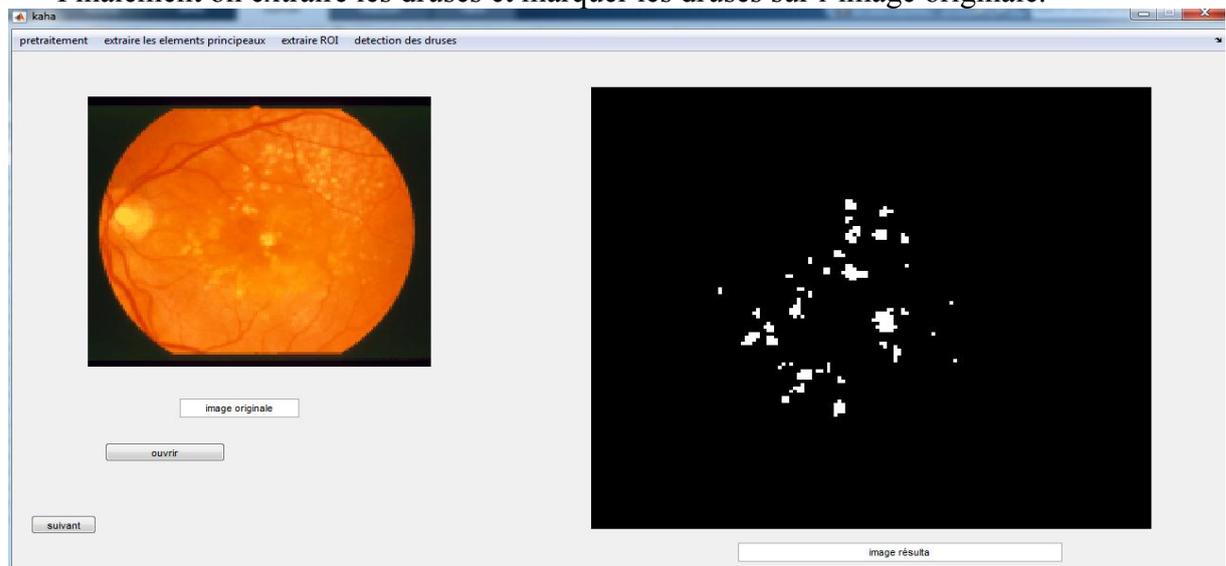


Figure IV. 14: Extraction des druses.



Figure IV. 15: Les druses extraites marqués sur l'image originale.

### 2.3- Méthodologie

Les principales étapes de l'algorithme que nous proposons pour la détection des druses, sont présentées dans l'organigramme suivant (figure IV.16):

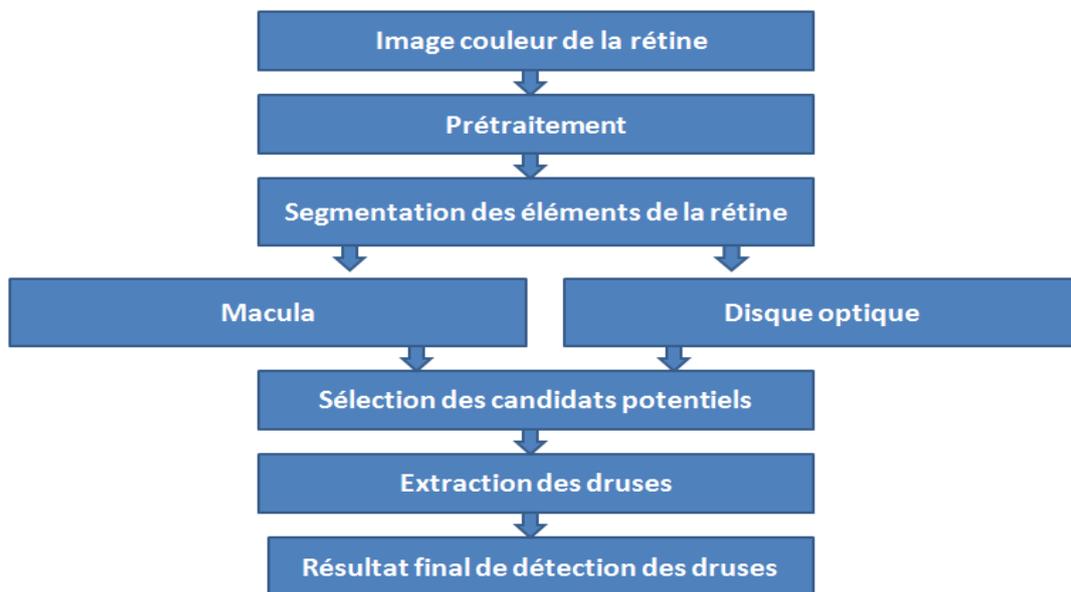


Figure IV.16 : Organigramme proposé de détection des druses dans les images couleur du fond d'œil.

Dans la section suivante, nous détaillons les différentes phases de notre algorithme

### 2.3.1- Prétraitement

Les images couleur prises lors d'un examen du fond d'œil sont souvent faiblement contrastées, corrompues par le bruit et l'illumination n'est pas uniforme (Figure IV.17), ce qui rend la détection des druses pénible en raison de nombreux facteurs: la surface de la rétine est convexe; la réflectance de la macula est inférieure à celle des autres parties de la rétine; l'œil du patient n'est pas stable. Pour remédier ces problèmes, nous proposons des techniques de traitement d'image afin de corriger la non-uniformité d'illumination et de contraste.



Figure IV.17 : Image de fond d'œil avec présence de la druse.

#### 2.3.1.1- L'espace colorimétrique

Les images du fond d'œil sont généralement acquises en mode couleur et en mode échelle de gris sur certains systèmes. L'espace colorimétrique Rouge Vert Bleu (RVB) est le plus commun en raison de sa plus grande disponibilité dans les caméras et les cartes d'acquisition. Cependant, autres espaces colorimétriques, tels que, l'intensité de teinte saturation (HSV) peut être utilisé. Le choix du canal en mode couleur est important car il permet de fournir des images de meilleure qualité. Dans notre travail, nous utilisons l'espace colorimétrique HSV (Figure IV.18), on remarque que le canal d'intensité est similaire à l'image en niveaux de gris, où la non-uniformité de l'illumination et les différents contrastes sont clairement visibles. Deuxièmement, le canal de saturation ne contient aucune information utile à la détection d'une structure rétinienne. Finalement, le canal de luminance (Hue) (Figure IV.18.d) est celui qui offre un meilleur résultat en termes de luminosité.

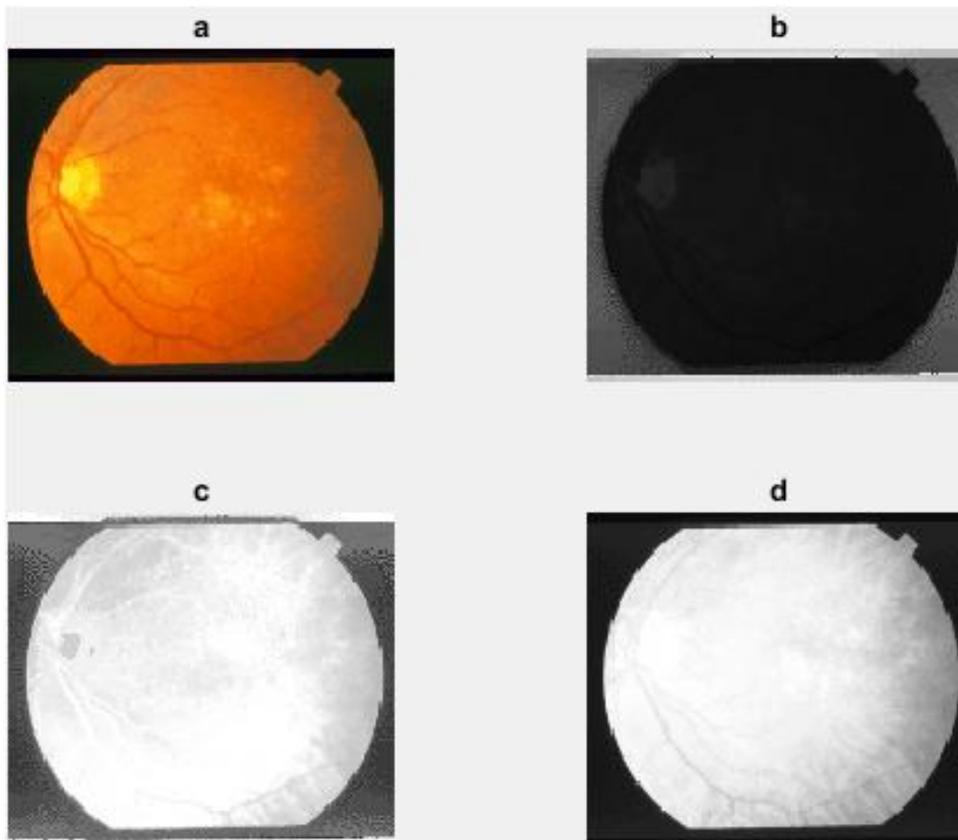


Figure IV.18: L'espace couleur HSV, a : représente l'image indexer, b : canal H, c : canal S, d : canal V.

### 2.3.1.2- Augmentation de contraste

Afin d'augmenter le contraste de l'image, nous travaillons avec deux méthodes :

#### a. Egalisation adaptative d'histogramme

Pour renforcer le contraste. Nous appliquons une égalisation adaptative d'histogramme sur l'image du canal de luminance (Figure. IV.19)

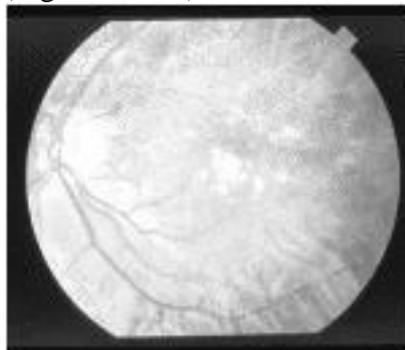


Figure IV.19 : Egalisation adaptative d'histogramme.

D'après la figure IV.19 on constate que le contraste des druses est augmenté

**b. Filtre Butterworth**

Le filtre Butterworth passe-haut coupe graduellement les basses fréquences selon la sélection de  $D_0$  et de l'exposant  $n$ . Il favorise les hautes fréquences spatiales, comme les détails, et de ce fait, il améliore le contraste dans images rétiniennes.

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + \left(\frac{D_0}{\sqrt{u^2 + v^2}}\right)^{2n}} \quad (1)$$

Dans notre algorithme nous avons converti l'image original (Figure IV.17) en image niveau de gris (Figure IV.20.a) puis appliquons un filtre Butterworth passe-haut le résultat représente dans la Figure IV.20.b:

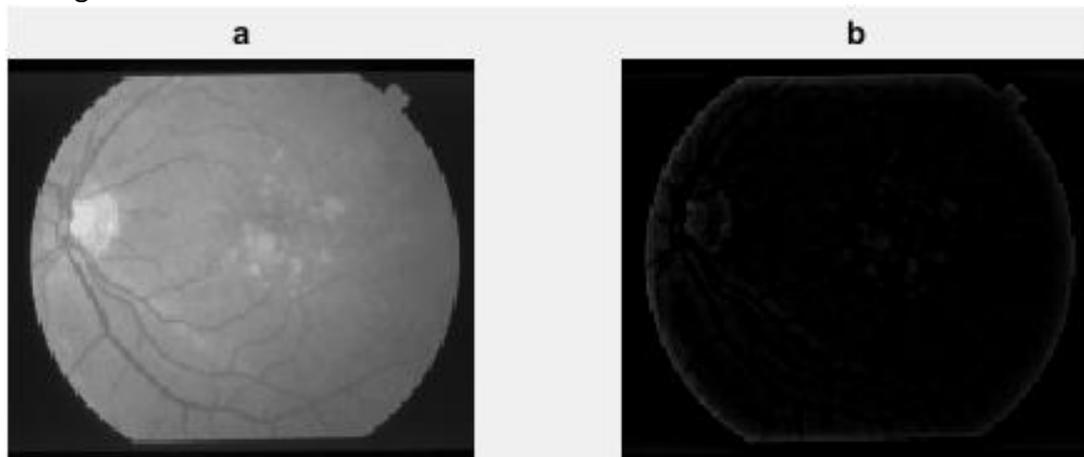


Figure IV.20: Le filtre de Butterworth passe-haut, a : image niveau de gris, b : image résultat

**2.3.1.2- Etape de filtrage**

Le filtrage est une étape essentielle pour éliminer les objets considérés comme un bruit dans l'image. Pour conserver les contours, éliminer la grande variation de niveau de gris dans les régions contenant les druses, et enlever les bruits de petites tailles, nous appliquons le filtre médian sur l'image améliorée (Figure. IV.21).

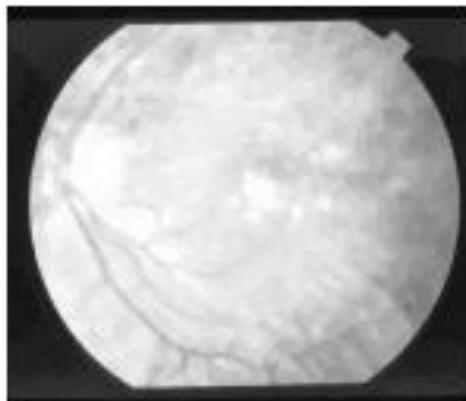


Figure IV.21: Filtre médian.

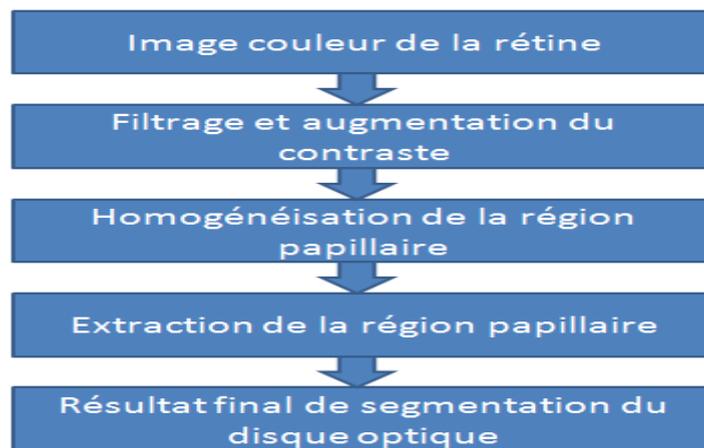
### **2.3.2- Segmentation des éléments principaux de la rétine:**

Il existe de nombreuses maladies de l'œil. Chaque partie anatomique de cet organe peut présenter un désordre et causer un trouble oculaire. Il est important pour le patient de bien comprendre la nature de son trouble oculaire afin de prendre bien soin de sa condition visuelle. Cela permet aussi de mieux prendre en charge une maladie et de dépister les signes indiquant une détérioration. Une de ces maladies est la DMLA qui touche la zone centrale de l'œil le principal symptôme est les druses. La détection de druses conduit nécessairement à la détection d'éléments principaux de la rétine. La segmentation de disque optique fait dans le but de réduire les faux positifs. Comme la DMLA développée dans la région de la macula et la Macula située à peu près au centre de la rétine, temporale au nerf optique. La région Macula est segmentée est on définit la région d'intérêt fonction du diamètre du disque optique.

#### **2.3.2.1-Détection de disque optique(DO)**

Le DO apparaît dans les images rétinienne comme une région jaunâtre brillante de forme circulaire ou elliptique, sa taille est très variable d'un individu à l'autre, il est situé dans le côté nasal de la macula et caractérisé par un fort contraste entre le réseau. Comme il ne contient pas de récepteurs pour la lumière, il est appelé la tache aveugle. Dans notre travail, la détection de disque optique est une étape nécessaire afin de limiter les druses à une région spécifique qui mesure trois fois le diamètre du disque optique. On trouve beaucoup de difficulté dans la segmentation de DO à cause de plusieurs facteurs comme par exemple la qualité des images acquises qui n'est généralement pas bonne, la présence des maladies dans les images pathologiques telles que la RD provoque des fausses détections. En plus, le début du réseau vasculaire ou l'œdème maculaire peuvent cacher la région du disque optique qui rend la détection plus compliquée.

Les différentes phases de segmentation du disque optique sont présentées dans l'organigramme suivant (Figure IV.22):



**Figure IV.22: Organigramme de segmentation du disque optique.**

Dans la section suivante, nous détaillons les différentes étapes de segmentation de disque optique

#### ***2.3.2.1.1-Filtrage et augmentation de contraste***

Il est indispensable dans notre approche d'augmenter le contraste et d'éliminer les bruits dans la région papillaire pour obtenir une bonne détection de DO. C'est pour cette raison nous commençons par convertir les images à l'espace couleur HSV et nous avons utilisé le canal de luminance V qui donne à la papille une appariation avec un meilleur contraste (Figure IV.18.d). D'autre part ; dans le but de renforcer le contraste nous appliquons une égalisation adaptative d'histogramme sur l'image du canal de luminance V (Figure IV.19); Par la suite, nous appliquons un filtre médian afin de conserver les contours de la papille (Figure IV.21).

#### ***2.3.2.1.2- Homogénéisation de la région papillaire***

Le réseau vasculaire interrompt la forme circulaire du disque optique et par conséquent, des détails concernant la papille seront perdus. Il sera préférable de l'éliminer afin d'avoir le maximum d'information. Cette opération se fait par une application d'une fermeture morphologique par un élément structurant circulaire de taille plus grande que la largeur des vaisseaux (Figure. IV.23).

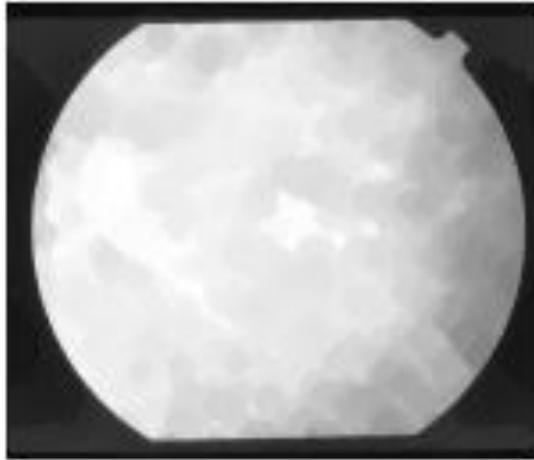


Figure IV.23: L'application de fermeture morphologique.

#### 2.3.2.1.3- Extraction de la région du disque optique

Pour extraire la région du disque optique une opération de seuillage est appliqué sur l'image homogénéisé (Figure IV.23) a la profite que le disque optique appartient aux régions les plus claires de l'image. Pour assurer une bonne extraction de la région papillaire il faut faire un choix correct du seuil fixé manuellement. Le bon choix de la valeur de seuil n'est pas suffisant pour obtenir un meilleur résultat de segmentation parce que des petites structures peuvent être visualisées avec le DO. Afin de remédierce problème on effectue un filtrage selon un critère de surface pour éliminer ces structures (Figure IV.24).

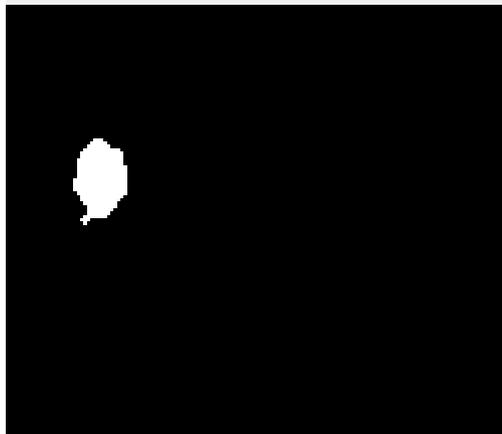
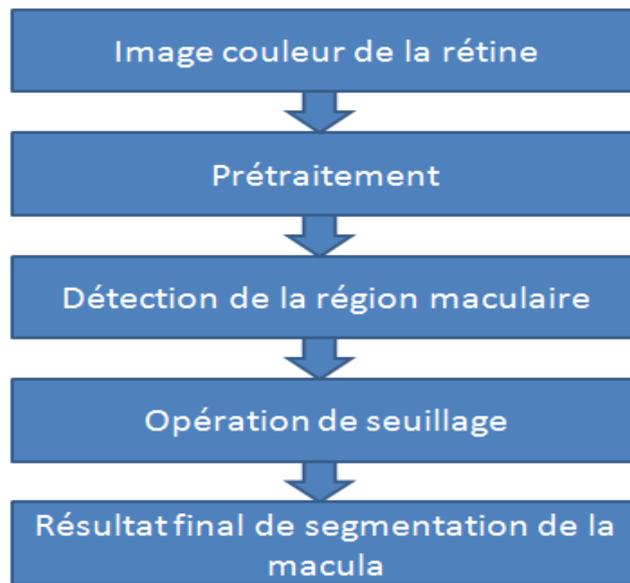


Figure IV.24 : Détection de disque optique.

#### 2.3.2.2-Segmentation de La macula

La macula est une petite zone déprimée située dans la partie temporelle du disque optique où l'acuité visuelle est maximale. Elle ne contient aucun vaisseau. Dans des images couleur de la rétine, la macula apparaît comme une tache sombre caractérisée par une couleur rouge foncé avec une forme elliptique d'environ 3 sur 1,5 mm (Figure IV.17), Le contraste de la macula

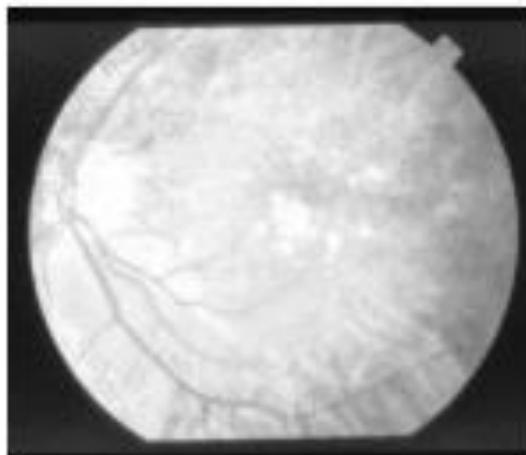
varie d'un patient à un autre. Les pathologies qui se trouvent à proximité de la macula menacent la vision plus directement que celles qui se trouvent en périphérie. Notamment, la présence des druses dans la région maculaire. Ces pathologies présentent un problème dans la segmentation de la macula. L'algorithme développé de segmentation de la macula est présenté dans l'organigramme suivant (figure. IV.25).



**Figure IV.25 : Organigramme de segmentation de la macula.**

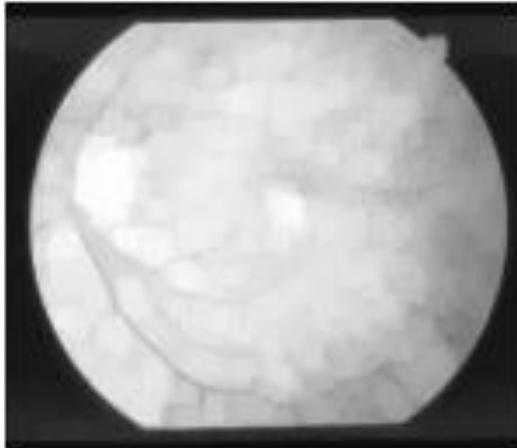
#### **2.3.2.2.1- Prétraitement**

La variation de contraste et la présence des pathologies dans la zone maculaire ces les problèmes les plus dominant dans la détection de la macula. Pour la segmentation de cette dernière il faut passer par une étape de prétraitement. Dans notre algorithme, nous appliquons une opération de l'égalisation adaptative d'histogramme sur le canal de luminance de l'espace HSV (Figure IV.19). Puis le filtre de gauss pour réduire les bruits (Figure IV.26).



**Figure IV. 26 : Filtre de gauss.**

La figure IV.26 montre qu'il trouve plusieurs petites lésions claires dans l'image filtrée. Afin de les supprimer, nous appliquons une ouverture morphologique sur l'image améliorée (Figure IV.26), en utilisant un élément structurant de forme circulaire (Figure IV.27).



**Figure IV.27 : L'ouverture morphologique.**

#### ***2.3.2.2.2- Détection de la région maculaire***

Comme la région de la macula et le réseau vasculaire ont le même niveau de gris, une fermeture morphologique est effectuée. Cette opération permet d'éliminer l'arbre vasculaire sur l'image ouverte (Figure IV.28).



**Figure IV.28 : La fermeture morphologique.**

Afin de garder les maximums régionaux de l'image (la région de macula) un lissage est effectué sur l'image fermée à l'aide de l'application d'un filtre médian de masque [100\*100].

Une opération de soustraction est effectuée ensuite entre l'image filtrée (Figure IV.29.a) et l'image fermée (figure IV.28). Le résultat est illustré dans la Figure IV.29.b

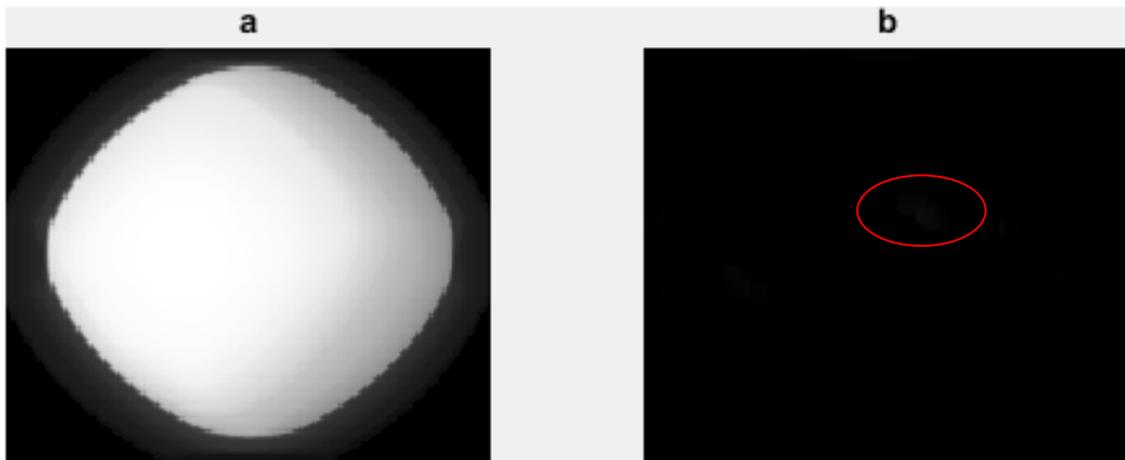


Figure IV.29 : Détection des maximums régionaux. a : l'image lissée, b : la soustraction de les deux images.

Finalement, Pour assurer une bonne extraction de la région maculaire il faut faire un bon choix de la valeur de seuil, l'application de seuillage donne une image binaire qui contient que la macula (Figure IV.30).

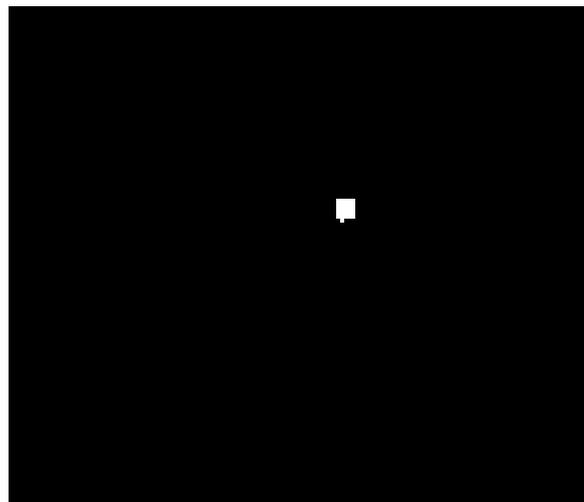
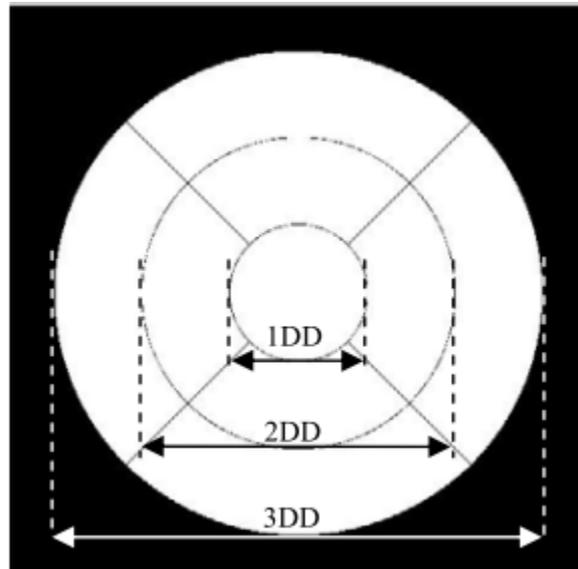


Figure IV.30: La région maculaire détectée.

### 2.3.3- Sélection des candidats potentiels

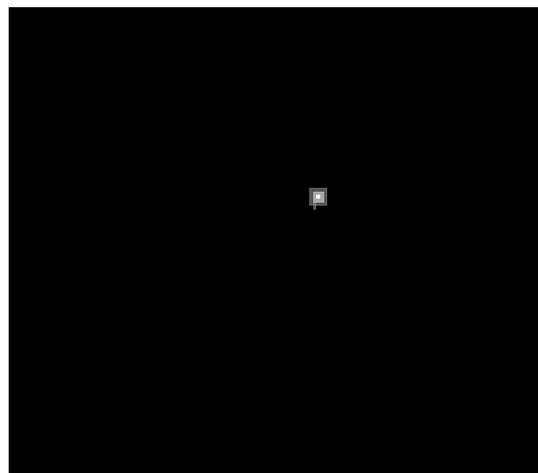
L'emplacement des druses est beaucoup plus important que leur nombre. Les Druses situés trop loin de la macula ne sont pas considérés comme indiquant le risque de la DMLA. Dans une étude clinique récente, les ophtalmologues, ont défini une zone pour limiter les druses à des régions spécifiques basées sur le diamètre du disque optique (DD) ; sachant que la distance entre la macula et la papille peut être considérée comme relativement constante, elle est comprise entre 170 et 240 pixels. Cette zone mesure trois fois le diamètre du disque optique.

Pour cela, nous traçons trois cercles intérieurs, médians et extérieurs de diamètre  $1DD$ ,  $2DD$  et  $3DD$  respectivement pour localiser les régions candidates. [1]



**Figure IV.31: Les cercles tracés pour localiser les druses**

Dans notre travail, on se base sur cette idée pour localiser les régions des druses. Nous appliquons la fonction de distance sur le résultat de segmentation de la macula (Figure IV.30), Cette fonction désigne la distance entre le pixel candidat qui vaut 0 et le pixel qui lui est le plus proche non zéro. Ce sont les maxima locaux. Nous pouvons alors définir le maximum de la fonction distance (la plus grande distance par rapport à la frontière) qui correspond au niveau de gris le plus élevé et qui correspond aussi au centre de la macula qui est le point le plus lumineux de la fonction distance.



**Figure IV.32 : La fonction distance sur la macula.**

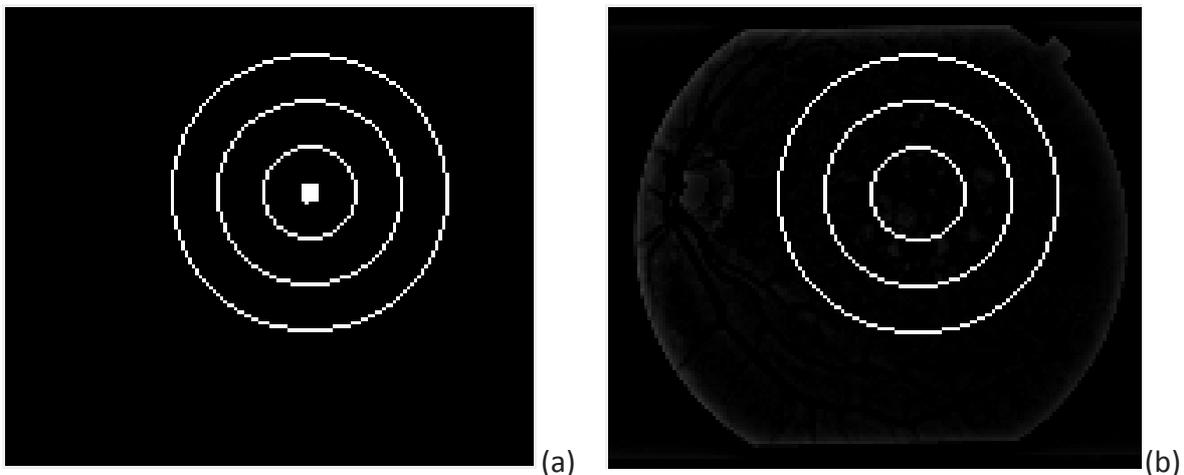
Nous considérons que le centre de la macula comme le centre des 3 cercles et on calcule le diamètre D de disque optique à partir du résultat de segmentation de DO en utilisant l'équation mathématique basé sur la surface S de DO. Elle est définie comme suit :

$$R = \sqrt{S/\pi} \quad D=2*R.$$

Et prend D comme diamètre pour le cercle intérieur, 2D pour le cercle médian et 3D pour le cercle extérieur (Figure IV.33).

La région au sein 3DD de la macula sera utilisée pour la détection des druses.

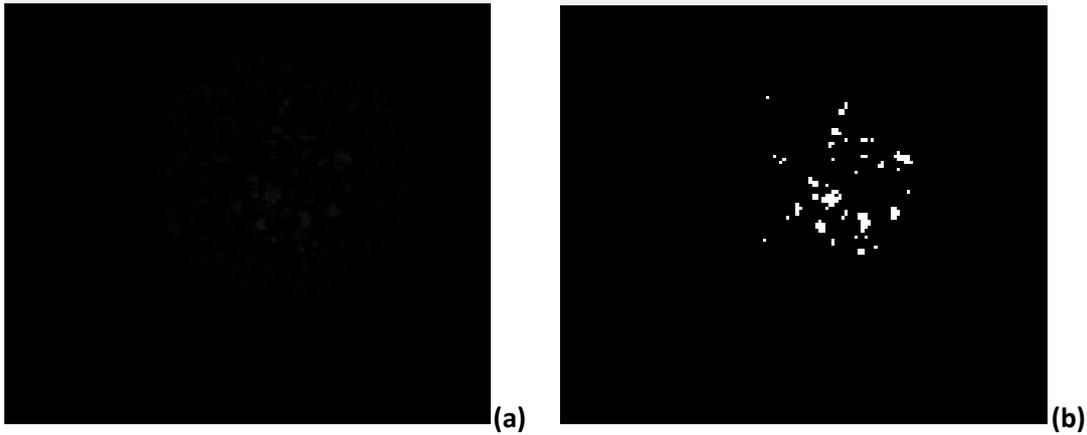
Ensuite, nous remplaçons tous les pixels faisons partie des cercles par l'image améliorée.



**Figure IV.33 : La détection des 3 cercles. a : les 3 cercles sur la région maculaire. b : les 3 cercles superposé sur l'image filtré par Butterworth.**

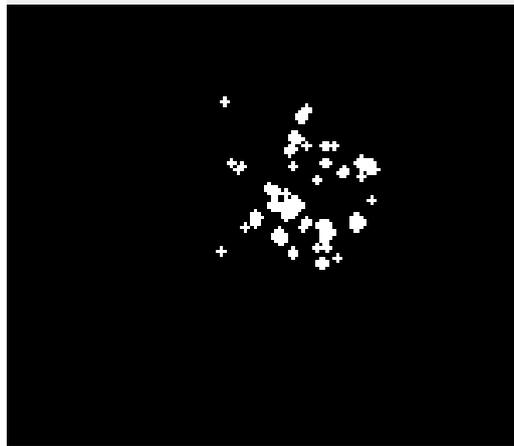
#### **2.3.4- Extraction des druses**

Les druses sont les premiers symptômes de la DMLA. Dans cette section, nous développons une méthode pour l'extraction des druses à partir de résultat obtenu dans l'étape de Sélection des candidats potentiels (Figure IV.33). Cette étape est basée sur la segmentation par seuillage et segmentation par morphologie mathématique. L'utilisation des techniques de seuil d'image a été l'approche la plus courante pour le problème de détection de drusen. Le contraste entre le drusen et le fond est apparemment adéquat pour la technique de seuil. Le bon choix de valeur de seuil donne le meilleur résultat. 0.03 C'est la valeur de seuil que nous avons appliquons sur la Figure IV.34.a pour extraire que les drusen (Figure IV.34.b).



**Figure IV.34 : L'application de seuillage sur l'image améliorée. a: résultat de filtre Butterworth. b: binarisation de l'image de la figure (a).**

Les opérations morphologiques sont des filtres non-linéaires ; parmi ces filtres on a la dilatation binaire sur l'image binarisée qui est le résultat de l'application du seuillage à fin d'élargir les drusen incomplètement identifiés. Les pixels accumulés qui ont un seuil similaire sont identifiés comme drusen (Figure IV.35).



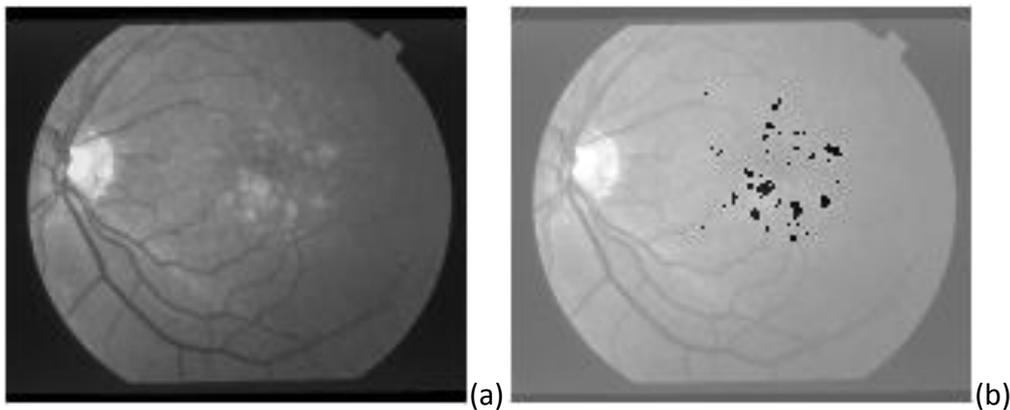
**Figure IV.35 : Résultat de la dilatation morphologique.**

Afin d'extraire les drusen une opération de reconstruction par dilatation sera appliquée sur l'image binaire (Figure IV.34.b). Cette technique est un outil fondamental de la morphologie mathématique. Elle consiste à reconstituer les composantes connexes d'un ensemble, selon leur mesure (volume, surface par exemple). Lorsque leur intersection avec les composantes connexes d'un second ensemble B est non vide. L'ensemble de référence B est généralement appelé marqueur et l'ensemble A masque géodésique. Dans notre cas, l'image binaire est considérée comme le masque et l'image marqueur c'est le résultat de la dilatation (Figure IV.35). La Figure IV.36 .Montre le résultat de l'opération de reconstruction par dilatation.



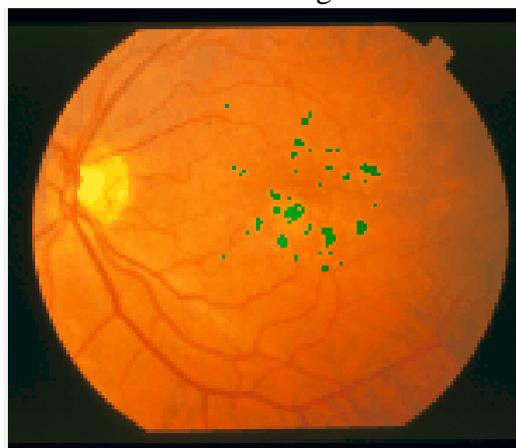
**Figure IV.36 : Résultat l'opération de reconstruction par dilatation.**

Ensuite, Nous avons transformé l'image du fond d'œil (Figure IV.17) en canal vert (Figure IV.37.a) et faite la différence entre l'image de canal vert et l'image de reconstruction par dilatation (Figure IV.36) Le résultat de la soustraction représente dans la Figure IV.37.b.



**Figure IV.37 : Détection des druses dans le canal vert. a:canal vert d'image fond d'œil. b : Le résultat de la soustraction entre Figure IV.36 et Figure IV.37.a.**

Dans la phase finale, les drusen dans la région de la macula sont détecté et marqué. On peut aussi faire la Superposition des drusen sur image du canal vert (Figure IV.38).

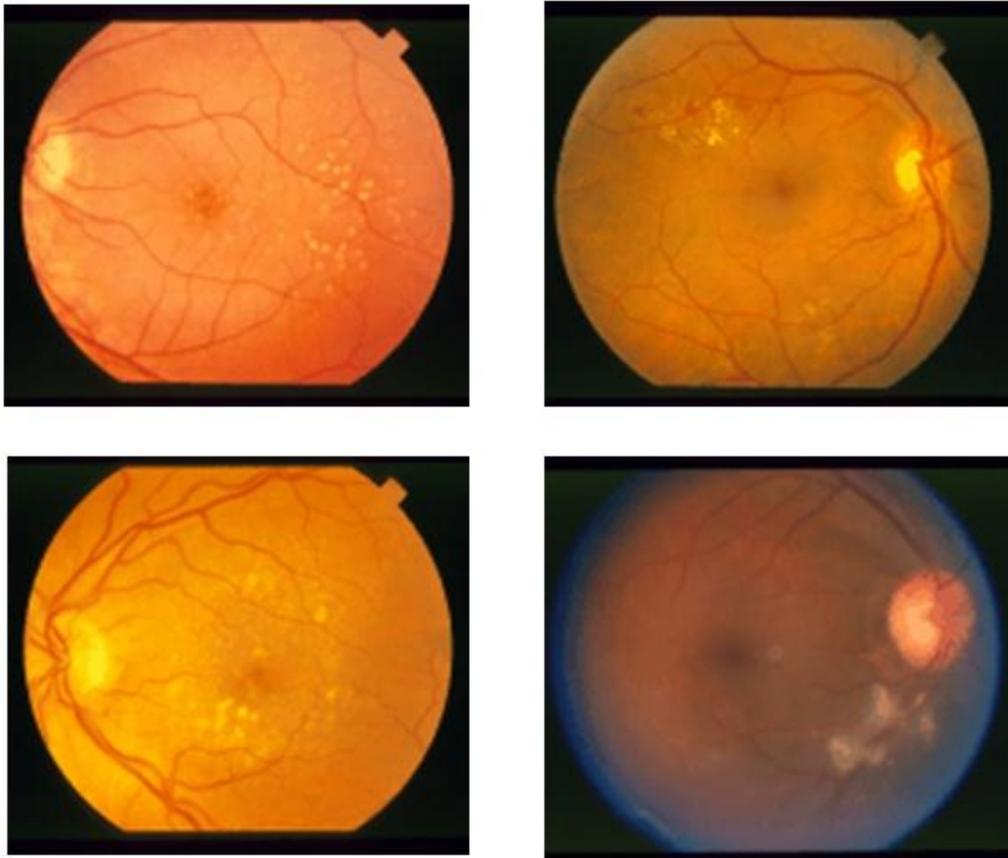


**Figure IV.38 : Résultat final de détection des druses dans les images couleur de la rétine.**

**3- Résultat et discussions :**

Cette partie de chapitre sera consacré à la validation de la méthodologie proposée pour détection des druses Nous avons utilisé des images de la base de données STARE (Figure IV.39).

La validation des résultats de la méthodologie de détection de Drusen est faite en trois phases de segmentation.



**Figure IV.39 : Images de la base de données STARE.**

Dans une première phase, les résultats de segmentation de disque optique.

Dans une deuxième phase, les résultats de détection de la macula

Dans la dernière phase, l'extraction des druses.

Les résultats de ces trois phase sera vérifier et valider sur un série d'images couleur de fond d'œil, c'est images ne contiens aucune pathologie sauf la DMLA exactement le stade précoce de la DMLA c'est la maculopathie liée à l'âge et un stade évolué, subdivisé en une forme atrophique ou sèche et une forme exsudative ou humide. Finalement nous évaluons la méthode proposée au détriment des résultats obtenus.

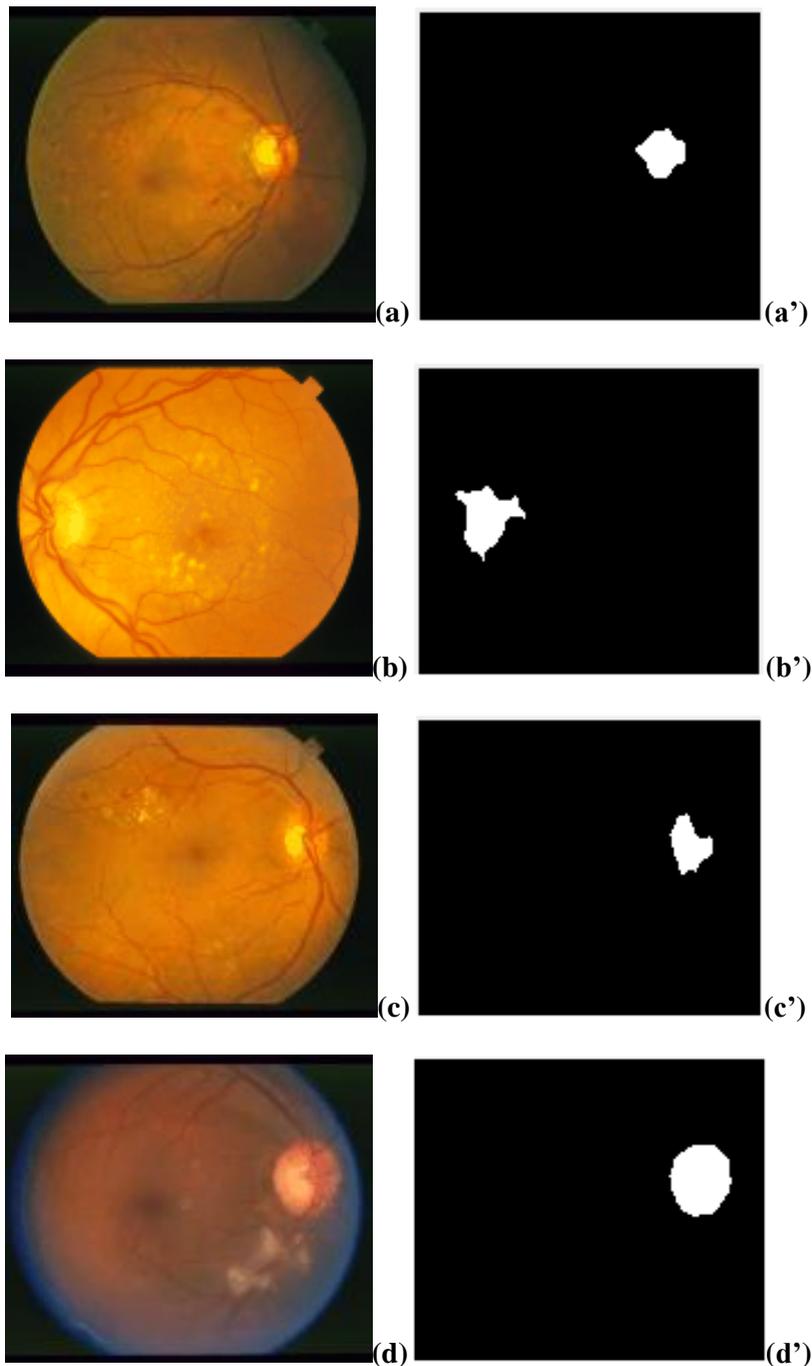
La robustesse et l'efficacité des résultats font les méthodologies appropriées pour aider au diagnostic dela DMLA.

**Phase 01 : détection de disque optique.**

La détection de la région d'intérêt est basée sur deux piliers .un de ces pilier c'est la calcule de rayon de disque optique pour cela on fait la segmentation de disque.

Une bonne détection du disque optique. Donne une surface de ROI la plus possible.

Nous avons utilisée l'organigramme de la Figure IV.22 pour détectée le DO les résultats sont montrés dans la Figure IV.40:

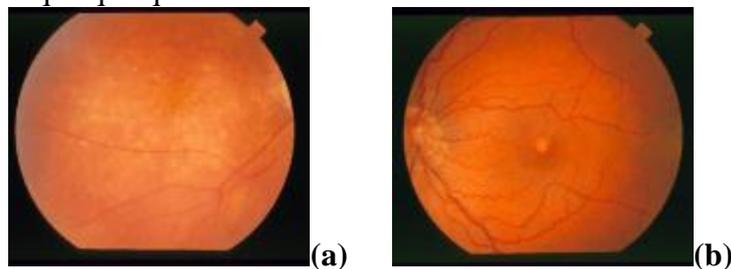


**Figure IV.40: Résultats de détection du disque optique.**

Dans les images où le disque optique est fortement contrastés, les résultats sont très satisfaisants (Figure IV.40.c'.d'), en outre, dans les images très faiblement contrastées ou flou, On obtient des mauvaises résultats.

Toutefois, dans certaines images où le vaisseau sanguin clairement manifesté l'algorithme a échoué, d'une part, en ratant des parties du disque optique. D'autre part, le disque optique apparait en plusieurs masses (Figure IV.40.a', b', c', d'), ce qui exige d'effectuer pour chaque une image il y a leur propre seuil.

Le problème majeur dans la majorité des approches citées dans la littérature, est la mauvaise détection de disque optique en raison de l'illumination non uniforme autour de ce dernier. En outre, quelques méthodes échouent lorsque les vaisseaux sanguins convergent autour des lésions lumineuses, ainsi que la présence des vaisseaux sanguins dans le coté nasal. Ainsi que la plupart des images ne montrent pas de taille totale de disque optique. La Figure IV.41 indique quelque cas ou la détection de DO échoué.



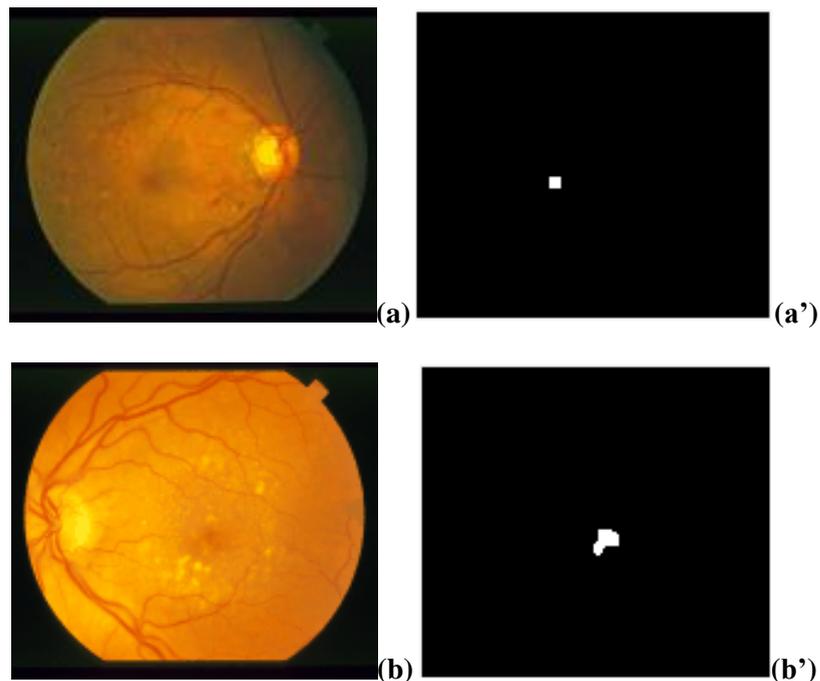
**Figure IV.41 : Des exemples ou la détection est échoué.**

### **Phase 02 : détection de la macula.**

- Quel est le but de la détection de la région maculaire ?

Le but de faire la segmentation pour extraire la région maculaire est localisé le centre de la macula.

Dans cette phase nous avons testé la méthode proposée déjà dans la Figure IV.25 sur les 4 images. Les résultats de la segmentation représentent dans la Figure IV.42.



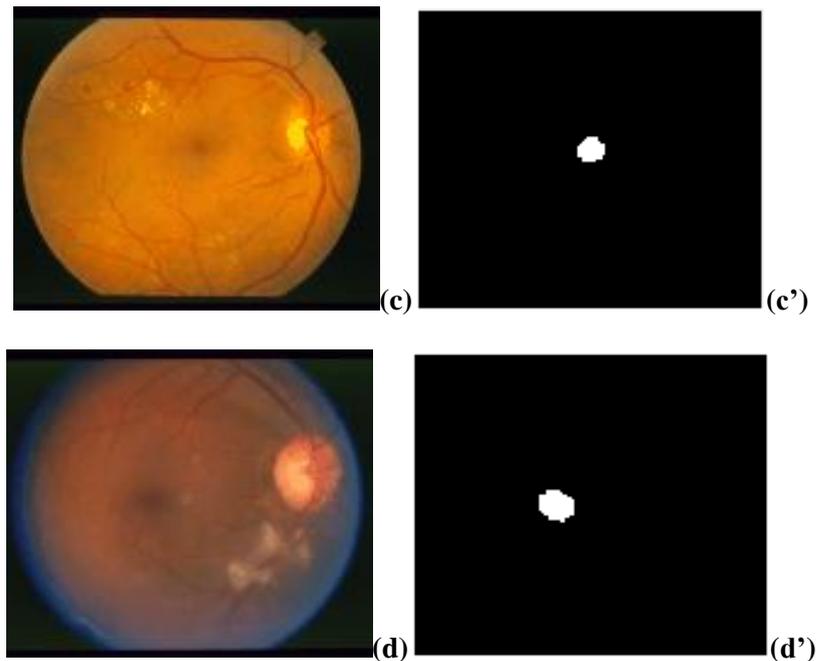


Figure IV.42 : Résultat de la détection de la macula.

Des exemples de segmentation de la macula dans différents types d'images sont montrés dans la Figure IV.42. a', b', c', d' Dans la majorité des images (saines et pathologiques), la macula a été segmentée avec succès.

Bien que dans la figure IV.43 les images où la macula est complètement couverte par des exsudats ou œdèmes, l'algorithme a échoué.

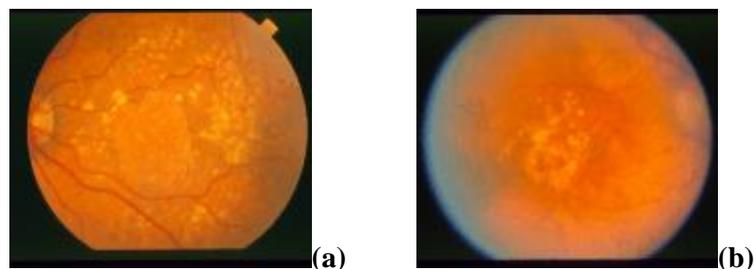


Figure IV.43 : Images de fond d'œil avec pathologie.

Comme l'objectif de notre travail est l'aide au diagnostic de la DMLA avant le passage au stade avancé, il n'est pas important que notre algorithme puisse détecter la macula dans ce type d'images.

### Phase 03 : Extraction des druses.

L'objectif général de notre travail est la détection des druses dans la phase précoce de la DMLA dans le but d'aide au diagnostic l'ophtalmologiste. Alors tous les algorithmes que nous avons proposé précédemment pour reviens a cette étapes.

Organigramme proposé de détection des druses dans les images couleur du fond d'œil dans la Figure IV.16 est testé sur un nombre des images. Les résultats sont illustrés dans la Figure IV.44

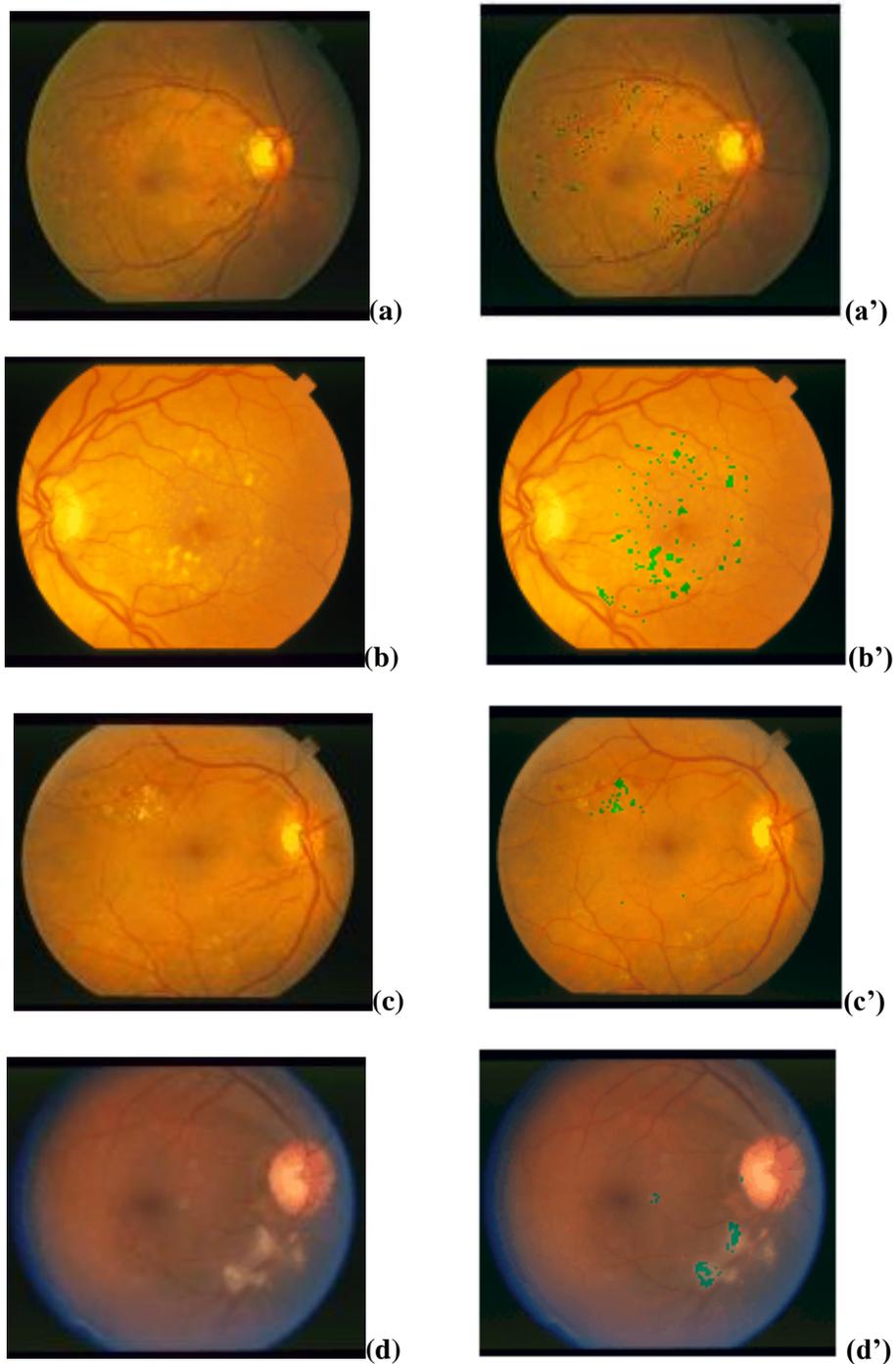


Figure IV.44 : Les résultats finals de la détection des druses.

L'algorithme a donné de bons résultats. Les druses ont été bien segmentés (figure IV.44) pour les quatre images.

Dans la figure IV.44.d' l'algorithme n'a pas détecté quelque pixel de druse (figure IV.45).les cercles de couleur jeune indique les druses ratée.

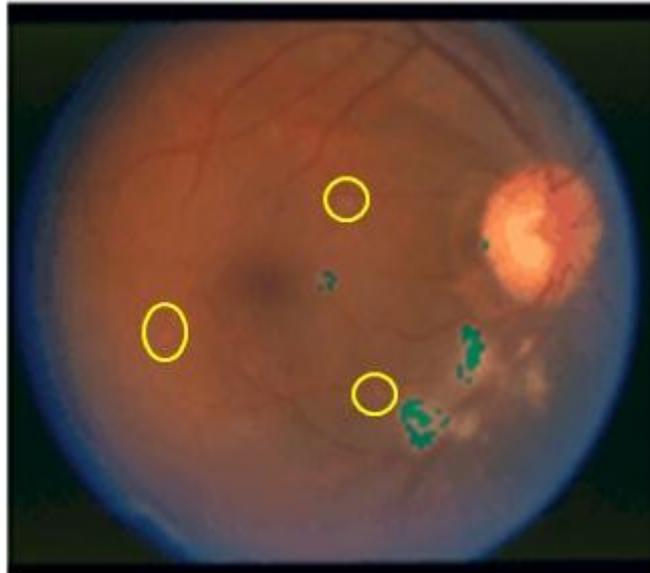


Figure IV.45 : Les druses ratées.

Pour tester la validité et la fiabilité de notre algorithme on va aussi appliquée sur image saine. La figure IV.46.a' montré le résultat de détection des druses dans une image saine

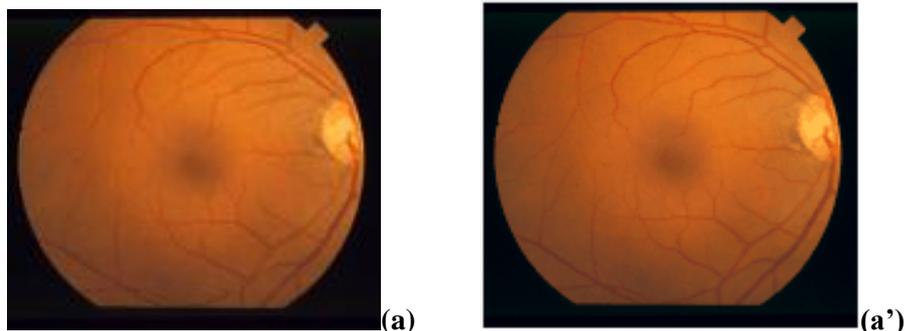


Figure IV.46 : Détection des druses dans une image saine.

Le résultat de détection des druses est satisfaisant, aucun faux positif n'a été détecté.

#### ✚ Problématique :

Dans l'application de notre algorithme nous avons trouvé plusieurs problème pour extraire les druses parmi les problèmes major on a :

- 1- Problème de trouve une image de fond d'œil contient la macula et le disque optique avec bon contraste et ne contient pas l'hémorragie ou une autre pathologie dans leur surface.
- 2- le choix de la valeur de seuil. Pour chaque image il y a un seuil pour déterminer la macula et le disque optique.

#### ✚ Avantage :

Les résultats que nous avons trouvés indiquent deux choses :

- 1- une détection précise dans tous les cas les druses segmentées et extrais de meilleur façon.
- 2- Un seul seuil était appliquée pour extraire les druses dans défèrent images.

### **Conclusion :**

La dégénérescence maculaire liée à l'âge est l'un des pathologies rétiniennes qui peuvent mener à la cécité s'il n'est pas diagnostiqué précocement et traités.

La Détection précoce du la DMLA et de leurs signes cliniques grâce à l'analyse des images couleur du fond d'œil peut limiter la progression de la maladie.

Dans ce chapitre, nous avons développé une méthode de détection des lésions liées à cette maladie dans le but d'aide au diagnostic de la DMLA.

Les premiers signes de la dégénérescence maculaire liée à l'âge sont les druses, ils sont considérés comme des lésions lumineuses à cause de leur fort contraste et luminosité par rapport aux structures du fond d'œil.

Pour notre travail nous avons proposé un algorithme permettant la segmentation des druses, Cet algorithme est basé sur les opérateurs morphologiques et le seuillage.

Les approches de détection des druses développées a été testée sur un ensemble d'images de base de donnée STARE afin d'évaluer leur performance. Les images avaient des qualités variables et avec différents types de lésions.



**CONCLUSION GÉNÉRALE  
ET PERSPECTIVE**

## ***Conclusion générale :***

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une pathologie chronique qui atteint la partie la plus sensible et la plus importante de la rétine qui est la macula.

Avec l'allongement de la durée de la vie, la DMLA devient de plus en plus fréquente.

Du fait de la nécessité d'une prise en charge précoce des patients atteints de DMLA et de l'absence de traitement de la forme atrophique, le diagnostic précoce de la DMLA est aujourd'hui primordial, pour cela la détection des druses qui sont les signes principaux de cette maladie est une obligation.

L'objectif de ce mémoire était la conception et le développement d'algorithmes de traitement d'images rétinienne afin d'aider les ophtalmologistes à détecter la dégénérescence maculaire liée à l'âge à un stade précoce et à arrêter sa progression.

Pour réaliser notre objectif, nous nous sommes focalisés sur la notion de la morphologie mathématique et le principe de seuillage. Tout d'abord, nous avons utilisé les méthodes d'amélioration pour optimiser la qualité des images ce qui facilite la phase de segmentation. Ensuite, nous avons appliqué des algorithmes de segmentation pour détecter les composantes rétinienne (le disque optique et la macula) Ces deux régions segmentées sont ensuite utilisées pour extraire la ROI ou localiser les druses et on termine par la segmentation des druses.

Pour valider la performance des méthodes proposées, nous les avons testés sur un ensemble d'images de la fameuse base de données STARE.

Bien que l'algorithme fonctionne bien où la segmentation est difficile, dans les images de fond d'œil, il y a parfois des images qui sont floues et très peu contrastées, et surtout quand les images comportent de types de pathologies lumineuses qui font de la segmentation une tâche difficile ou échouée.

En fin, on peut conclure que notre choix des critères donne des résultats précis. Ces résultats aident au diagnostic de la DMLA et sauver la vue d'un patient car s'il n'est pas diagnostiqué et traité, il peut évoluer vers une perte de la vision centrale et la cécité.

## ***Perspective :***

Pour les développements des futurs pourront en proposant des outils de traitement d'images rétinienne dont la complexité d'utilisation ou le degré d'automatisation est fonction du marché ciblé.

L'étape suivante consistera premièrement à réaliser des algorithmes automatiques pour la détection des druses et par la suite une étape de classification plus précise peut être envisagée pour identifier une image en type DMLA ou non DMLA.

# RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[01] :<https://www.algerie360.com/degenerescence-maculaire-liee-a-lage-dmla-toucherait-250-000-algeriens-2017/>

[02] : Jean-François Le Gargasson, (2012), «II- L'ŒIL ET LA VISION», Œil et physiologie de la vision [En ligne] :

[http://odel.irevues.inist.fr/oeiletpysiologiedelavision/docannexe/file/210/ii\\_plan.pdf](http://odel.irevues.inist.fr/oeiletpysiologiedelavision/docannexe/file/210/ii_plan.pdf)

[03] : Cindy BINOT. « La dégénérescence maculaire liée à l'âge et sa prévention : l'essor de la micronutrition». Thèse doctorant, FACULTE DE PHARMACIE, UNIVERSITE DE LORRAINE, 2013.

[04] : Ne laissez pas la DMLA vous empêcher de le voir. Journées nationales de la macula Du 26 au 30 juin 2017

[05] : Ressources scientifiques. *Anatomie de L'œil (1)*:

[https://thebrain.mcgill.ca/flash/capsules/pdf\\_articles/anatomie\\_oeil.pdf](https://thebrain.mcgill.ca/flash/capsules/pdf_articles/anatomie_oeil.pdf)

[06]:<http://aurore.unilim.fr/theses/nxbigfle/default/6de843d1-1356-44d7-bc45-e4067ae1b39d/blobholder:0/P20163350.pdf>

[07] : Houda Tahiri. «Les effets anti-angiogéniques des microparticules dérivées des lymphocytes T sur la néovascularisation choroïdienne». Thèse doctorant. Université de Montréal, Faculté de Médecine. 2016.

[08] :<http://www.doctissimo.fr/sante/dictionnaire-medical/humeur-aqueuse>

[09]:<https://aurora.unilim.fr/theses/nxfile/default/7a6a5673-491d-4c3b-bd65-6ff47fea4e61/blobholder:0/P20123317.pdf>

[10] :<https://sante-medecine.journaldesfemmes.fr/faq/42823-corps-ciliaire-definition>

[11] : Dr Audrey Navarro. «Anatomie et physiologie de l'œil». 2012 :[https://pldo.hugge.ch/sites/pldo/files/documents/2012\\_anatomie\\_physiologie\\_oeil\\_sion\\_navarro.pdf](https://pldo.hugge.ch/sites/pldo/files/documents/2012_anatomie_physiologie_oeil_sion_navarro.pdf)

[12] : ANATOMIE ET PHYSIOLOGIE DE L'ŒIL. Cours Anatomie & Physiologie CNFSOC/ISOs .

[13] : <http://www.inflamoeil.org/l-oeil/anatomie/l-oeil-sain/article/le-corps-vitre>

[14] : Aurelie Calabrese. Désorganisation fonctionnelle des systèmes oculomoteur et visuo-attentionnel chez les patients basse vision. Approche psychophysique. Neurosciences [q-bio.NC]. Université de la Méditerranée - Aix-Marseille II, 2011. Français. fftel-00566981f

[15] : Fanny Santarelli. Dégénérescence maculaire liée à l'âge : étude de la qualité de vie et du ressenti des patients traités par injections intra-vitréennes. Médecine humaine et pathologie. 2015. ffdumas01243054f.

[16] : Thibaud MATHIS. «ALTERATIONS DE L'EPITHELIUM PIGMENTAIRE RETINIEN ET FORMATION DES LESIONS DRUSENOIDES». Thèse doctorant. UNIVERSITE CLAUDE BERNARD – LYON 1 FACULTE DE MEDECINE LYON EST. 2016.

[17] : Connie Marshall et al «Rehausser votre rôle pour la prévention et la gestion de la DMLA : l'importance des vitamines oculaires» :

[http://www.rxbriefcase.com/Content/Programs/CaseStudy/AMD\\_Prevention\\_5773/assets/pdf/PDF\\_AMDPrevention\\_rx\\_FR.pdf](http://www.rxbriefcase.com/Content/Programs/CaseStudy/AMD_Prevention_5773/assets/pdf/PDF_AMDPrevention_rx_FR.pdf)

[18] : Kathy Larouche et Sophie Rochon. «Évaluation de la thérapie photodynamique pour le traitement de la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) de type exsudatif avec néovascularisation sous-fovéale». 2004 :

[https://www.inesss.qc.ca/fileadmin/doc/AETMIS/Rapports/Ophtalmologie/2004\\_05\\_fr.pdf](https://www.inesss.qc.ca/fileadmin/doc/AETMIS/Rapports/Ophtalmologie/2004_05_fr.pdf)

[19] : Dégénérescence maculaire liée à l'âge : prise en charge diagnostique et thérapeutique Méthode « Recommandations pour la pratique clinique ». 2012 :

[https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/application/pdf/2012-09/09r09\\_reco\\_dmla.pdf](https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/application/pdf/2012-09/09r09_reco_dmla.pdf)

[20]: ANDRÉ TEIXEIRA BENTO DAMAS MORA. « ADVANCED IMAGE PROCESSING TECHNIQUES FOR DETECTION AND QUANTIFICATION OF DRUSEN». These doctora. UNIVERSITE Nova de Lisboa, Faculty of Sciences and Technology. 2010.

[21]: Brandon, L., & Hoover, A. (2003). «Drusen detection in a retinal image using multi-level analysis Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI ». 2003 (pp.618-625): Springer.

[22] : André Mora, Pedro Vieira, José Fonseca. «Advances in Image Processing Techniques for Drusens Detection and Quantification in Fundus Images ». First IFIP WG 5.5/SOCOLNET Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems (DoCEIS), Feb 2010, Costa de Caparica, Portugal.

[23]: FEROU AMEL. «ANALYSE DES IMAGES COULEUR DU FOND D'OEIL POUR L'AIDE AU DIAGNOSTIC EN OPHTALMOLOGIE: APPLICATION A LA DETECTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES». Thèse doctorat. UNIVERSITE ABOU—BAKR BELKAID TLEMCEN, FACULTE DE TECHNOLOGIE .2014.

[24]: Ranjan Jana et al «Automatic Drusen Detection and Area Calculation from Color Retinal Images». International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) Vol. 1 Issue 6, August - 2012 ISSN: 2278-0181

[25] : Yavuz, Z., & Köse, C. (2011). «Retinal blood vessel segmentation Using Gabor filter and top-hat transform. Paper presented at the Signal Processing and Communications Applications (SIU) ». 2011 IEEE 19th Conference on.).

[26]:<https://arxiv.org/abs/1603.04327>

[27]: Güven, A. (2013). «Automatic detection of age-related macular degeneration pathologies in retinal fundus images. Computer methods in biomechanics and biomedical engineering».

16(4), 425-434.

[28]: Mr. Susheel George Joseph. «Automated Drusen Detection and Quantification for Early Identification of Age Related Macular Degeneration in Retinal Images Using Analytical Modelling Algorithms». Associate Professor, Department of M.C.A, Kristu Jyoti College of Management and Technology, Changanassery, Kerala. 2015.

[29]: Kajal kumari and deepthi mittal. «Drusen Quantification for Early Identification of Age Related Macular Degeneration». Electrical and Instrumentation Engineering Department, Thapar University, Patiala (Punjab), India. 2015.

[30]: Prasath and Ramaya. « Detection of macular drusen based on texture descriptors. Research journal of information technology». 2015.

- [31]: Samina Khalid et al «Automated Detection of Drusens to Diagnose Age Related Macular Degeneration Using OCT Images».2016.
- [32]: mostafa langarizadeh et al «DECISION SUPPORT SYSTEM FOR AGE-RELATED MACULAR DEGENERATION USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS».2017:
- [33]: Rama Prasath et al.<< GLCM based FNN for Automated Drusen Detection in Fundus Images>>. International Journal of Applied Engineering Research ISSN 0973-4562 Volume 12, Number 22 (2017).
- [34]: Young Jae Kim and Kwang Gi Kim. << Automated Segmentation Methods of Drusen to Diagnose Age-Related Macular Degeneration Screening in Retinal Images>>. Article. 2018:
- [35]: Önder DEMİR et al. << Automatic Detection and Calculation of Drusen Areas in Retinal Fundus Fluorescein Angiography Images>>. Computer Engineering Department, Technology Faculty, Marmara University 34722, Kadıköy / İSTANBUL.2018.
- [36]: Huiying Liu et al. << ACHIKO-D350: A dataset for early AMD detection and drusen segmentation>>. 2014.
- [37] : Melle ACHAT Thinhinane et Melle BENHAMAOUCHE Fatima. .<<Segmentation d'image par classifieurs flous: Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)>>. Université Abderrahmane MIRA – Bejaia Faculté de Technologie Département de Génie électrique.2015.
- [38] : Bencheriet Chemesse-Enahar et al. . <<segmentation de la couleur de peau par seuillage selon déférents espaces couleur>>. 2007.
- [39] : [https://idpoisson.fr/louchet/teaching/ben\\_hamadi/rapport\\_benhamadi.pdf](https://idpoisson.fr/louchet/teaching/ben_hamadi/rapport_benhamadi.pdf)
- [40] : [http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/correl\\_couleur/lab.html](http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/correl_couleur/lab.html)
- [41] : Chatti Imane et Koul Ahlam. << La Classification Des Feuilles de Vigne à Base de Descripteur Histogramme de Gradient Orienté>>. Mémoire MASTER ACADEMIQUE. UNIVERSITÉ KASDIMERBAH OUARGLA Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication Département d'Informatique et Technologie de l'information. 2016.
- [42] :<http://dspace.univkm.dz/xmlui/bitstream/handle/123456789/601/rapport%20finale.docx?sequence=1&isAllowed=y>
- [43] : NACEREDDINE Nafaâ. <<Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures>>.

THESE DE DOCTORAT. Ecole Nationale Polytechnique. DEPARTEMENT  
D'ELECTRONIQUE.2011.

[44]: Paul S. SAWADOGO. <<DATA PRE-PROCESSING>>. 1998.

[45]: Elise Arnaud - Edmond Boyer. <<Analyse d'image – introduction>>. Cour. University  
Joseph Fourier / INRIA Rh<sup>one</sup>-Alpes:

[http://morpheo.inrialpes.fr/people/Boyer/Teaching/L3/L3\\_analyse.pdf](http://morpheo.inrialpes.fr/people/Boyer/Teaching/L3/L3_analyse.pdf)

[46]:<https://theses.univ-oran1.dz/document/TH3659.pdf>

[47] :[https://en.wikipedia.org/wiki/Adaptive\\_histogram\\_equalization](https://en.wikipedia.org/wiki/Adaptive_histogram_equalization) le 11/5/2019

[48] : Bellal Salah Eddine. <<reconnaissance d'objet dans une image application au tri /  
contrôle de qualité>> .mémoire de magister. Université hadj lakhdar batna, faculté de  
technologie. 2012.

[49] : <https://www.apprendre-en-ligne.net/info/images/images.pdf>

[50] : Sofiane MOUINE. << Traitement morphologique des images de feuilles>>. Mémoire  
master. UNIVERSITE DE TUNIS EL MANAR. INSTITUT SUPERIEUR  
D'INFORMATIQUE. 2009.

[51] :<http://perso.ensta-paristech.fr/~manzoner/Cours/IAD/AM-Segmentation.pdf>

[52] : Julie Escoda. << Modélisation morphologique et micromécanique 3D de matériaux  
cimentaires>>. Mathématiques générales [math.GM]. Ecole Nationale Supérieure des Mines  
de Paris, 2012.

[53] : Hugues TALBOT. <<Introduction à la Morphologie Mathématique, Théorie et  
applications>>. 2010.

[54] : Isabelle BLOCH. Chapitre 6 Morphologie mathématique :

<https://perso.telecom-paristech.fr/bloch/ANIM/morpho.pdf>

[55] : ABDELLI OUARDIA. << Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes  
bidimensionnels>>. MEMOIRE DE MAGISTER. Université Mouloud Mammeri de Tizi-  
Ouzou, FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE DEPARTEMENT  
AUTOMATIQUE. 2011.

[56] : LARBI Kahina. <<Segmentation d'images basée sur la modélisation statistique  
d'histogrammes>>. MEMOIRE DE MAGISTER. Université Mouloud Mammeri de Tizi-  
Ouzou, Faculté de Génie Electrique et Informatique Département Automatique. 2012.

[57] : Mélanie Mahot. << Détection et analyse des structures morphologiques linéaires pour  
l'étude des phénomènes d'érosion>>. MEMOIRE DE MAGISTER. Université de Nouvelle-  
Calédonie. 2007.

[58] : <https://orbi.oliege.be/bitstream/2268/1766/1/totali.pdf>

[59] : Khenfi Moussab et Daikh Aissa. <<Utilisation des outils Matlab pour la segmentation d'image : Application sur des pièces d'immatriculation>>. Mémoire licence. Centre Universitaire de Mila, Institut des sciences et de la technologie, Département de Mathématiques et Informatique.2013.

[60] : Mussa Kipende. << Segmentation des images IRM d'accidents vasculaires cérébraux sous MATLAB>>. Mémoire master. UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA DE BOUMERDES FACULTE DES SCIENCES.2017.

[61] :<http://bib.univ-ueb.dz:8080/jspui/bitstream/123456789/6896/1/mémoire-segementation-dimage.pdf>