

Table des matières

Liste des figures	
Liste des tableaux	
Liste des abréviations	
Introduction générale	1

Chapitre I : Aspect médical

I.1. Introduction	5
I.2. Anatomie de l'œil	5
I.2.1. La coque oculaire	5
I.2.1.1. Membrane de protection	6
I.2.1.1.1. La sclérotique ou sclère	6
I.2.1.1.2. La cornée	6
I.2.1.1.3. Le limbe sclérocornéen	6
I.2.1.2. L'uvéa	6
I.2.1.2.1. La choroïde	7
I.2.1.2.2. L'iris	7
I.2.1.2.3. Le corps ciliaire	7
I.2.1.2.4. La pupille	7
I.2.1.3. Membrane sensorielle	7
I.2.1.3.1. La rétine	8
I.2.1.3.2. Le nerf optique	9
I.2.1.3.3. La macula	9
I.2.1.3.4. La fovéa	9
I.2.1.3.5. La papille optique ou tache aveugle	9
I.2.2. Le contenu de l'œil	9
I.2.2.1. L'humeur aqueuse	9
I.2.2.2. Le cristallin	10
I.2.2.3. Le corps vitré	10
I.3. Le glaucome	10
I.3.1. Définition	10
I.3.2. Les formes cliniques du glaucome	11

I.3.2.1. Le glaucome à angle ouvert ou glaucome primitif à angle large « GAO »	11
I.3.2.2. Le glaucome aigu à angle fermé ou glaucome primitif à angle étroit « GFA »	11
I.3.2.3. Le glaucome à Pression normale « GPN »	12
I.3.2.4. Les glaucomes secondaires	12
I.3.2.5. Glaucome Congénital	13
I.3.3. Epidémiologie	13
I.3.4. Facteurs de risque	14
I.3.5. Diagnostic du glaucome	14
I.3.5.1. La gonioscopie	15
I.3.5.2. Tonométrie/Pachymétrie	15
I.3.5.2.1. La tonométrie	15
I.3.5.2.2. La pachymétrie	16
I.3.5.3. L’ophtalmoscopie ou fundoscopie	18
I.3.5.4. La périmétrie ou Champ Visuel	18
I.3.5.4.1. Définition de la périmétrie	18
I.3.5.4.2. Détection du glaucome par la périmétrie	19
I.3.5.5. La Tomographie par Cohérence Optique du nerf optique	20
I.3.5.5.1. Définition d’OCT	20
I.3.5.5.2. OCT nerf optique	20
I.3.5.6. La technologie de doublement de fréquence FDT	21
I.3.6. Les traitements du glaucome	21
I.4. Conclusion	22

Chapitre II : Traitement des images champ visuel et OCT

II.1. Introduction	24
II.2. L’état de l’art	24
II.2.1. Détection du glaucome à partir des images OCT	24
II.2.2. Détection du glaucome à partir des images champ visuel	26
II.2.3. Détection du glaucome à partir des images fond d’œil	26
II.3. Définition d’image numérique	28
II.4. Filtrage des images	28
II.4.1. Filtrage linéaire	29
II.4.1.1. Filtre gaussien	29
II.4.2. Filtrage non linéaire	29
II.4.2.1. Filtre médian	30

II.4.3. Filtrage morphologique	30
II.4.3.1. Élément structurant	30
II.4.3.2. Erosion	31
II.4.3.3. Dilatation	31
II.4.3.4. Ouverture et fermeture	32
II.5. La segmentation	32
II.5.1. Définition	32
II.5.2. Les différentes approches de segmentation	33
II.5.2.1. Segmentation par seuillage	33
II.5.2.1.1. Seuillage manuel	34
II.5.2.1.2. Seuillage automatique	34
II.5.2.2. Segmentation par régions	35
II.5.2.2.1. Segmentation par croissance de régions	35
II.5.2.2.2. Segmentation par division/fusion	37
II.5.2.3. Segmentation par détection de contour	37
II.5.2.3.1. Méthodes dérivatives	38
II.5.2.3.2. Méthodes analytiques	38
II.5.2.3.3. Méthodes basée sur les contours actifs	38
II.5.2.4. Segmentation par classification	39
II.5.2.4.1. K-means	39
II.5.2.4.2. Fuzzy C-Means	40
II.6. Conclusion	41

Chapitre III : Détection du glaucome : Résultats et discussions

III.1. Introduction	43
III.2. Description de la base de données utilisée	43
III.2.1. Base de données des images OCT	43
III.2.2. Base de données des images champ visuel	45
III.3. Détection du glaucome	46
III.3.1. Détection des cellules glaucomateuses à partir des images OCT des GCC	47
III.3.1.1. Prétraitement	47
III.3.1.1.1. Extraction de la région d'intérêt	47
III.3.1.1.2. Elimination de la tache aveugle	48
III.3.1.1.3. Filtrage	49
III.3.1.2. Segmentation des différentes régions	49

III.3.1.2.1. Extraction de la région des cellules saines	50
III.3.1.2.2. Extraction de la région des cellules mortes	50
III.3.1.2.3. Extraction de la région des cellules malades	50
III.3.1.3. Calcul surfacique	51
III.3.1.4. Classification	52
III.3.2. Détection des cellules glaucomateuses à partir des images champ visuel CV	55
III.3.2.1. Prétraitement	56
III.3.2.1.1. Extraction de la région d'intérêt	56
III.3.2.1.2. Elimination de la tache aveugle	56
III.3.2.1.3. Filtrage	57
III.3.2.2. Segmentation des différentes régions	57
III.3.2.2.1. Extraction de la région des cellules mortes	58
III.3.2.2.2. Extraction de la région des cellules gravement malades	58
III.3.2.2.3. Extraction de la région des cellules moyennement malades	59
III.3.2.2.4. Extraction de la région des cellules légèrement malades	59
III.3.2.2.5. Extraction de la région des cellules saines	59
III.3.2.3. Calcul surfacique	60
III.3.2.4. Classification	60
III.4. Résultats et discussions	65
III.5. Interface développée	70
III.6. Conclusion	72
Conclusion générale	73
Références Bibliographiques	75

Liste des figures

Chapitre I : Aspect médical

Figure I.1 : Schéma en coupe de l'œil humain	5
Figure I.2 : Schéma de la rétine	8
Figure I.3 : Différents stades du glaucome	10
Figure I.4 : Les différentes formes du glaucome	11
Figure I.5 : La différence entre GAO et GFA	12
Figure I.6 : Examens de diagnostic du glaucome	14
Figure I.7 : Examen de gonioscopie	15
Figure I.8 : Appareil de mesure de tonométrie	16
Figure I.9 : Examen de pachymétrie	16
Figure I.10 : Examen d'ophtalmoscopie	18
Figure I.11 : Examen de périmétrie	19
Figure I.12 : Examen de Tomographie par Cohérence Optique	20
Figure I.13 : Examen FDT	21

Chapitre II : Traitement des images champ visuel et OCT

Figure II.1 : Les différentes méthodes du filtrage	29
Figure II.2 : Les différentes approches de segmentation	33
Figure II.3 : Le processus d'un algorithme de croissance de région.....	36
Figure II.4 : Principe des contours actifs	38
Figure II.5 : Les trois formes du snake	39

Chapitre III : Détection du glaucome : Résultats et discussions

Figure III.1 : Appareil OCT RTVue-100	44
Figure III.2 : Histogramme de description de la BDD OCT des GCC	44
Figure III.3 : Exemples des images OCT des cellules ganglionnaires	45
Figure III.4 : Appareil Champ Visuel OPTOPOL PTS 1000	45
Figure III.5 : Histogramme de description de la BDD Champ Visuel	46
Figure III.6 : Exemples des images champ visuel	46
Figure III.7 : Organigramme de détection du glaucome à partir des images OCT-GCC	47
Figure III.8 : La région d'intérêt initiale	48

Figure III.9 : Extraction de la tache aveugle	48
Figure III.10 : La région d'intérêt finale	49
Figure III.11 : Image filtrée par filtre médian	49
Figure III.12 : La région des cellules saines	50
Figure III.13 : La région des cellules mortes	50
Figure III.14 : La région des cellules malades	51
Figure III.15 : Le résultat de segmentation	51
Figure III.16 : Division de l'image en 4 quadrants	52
Figure III.17 : Quadrant supérieur gauche	52
Figure III.18 : Quadrant supérieur droit	53
Figure III.19 : Quadrant inférieur gauche	53
Figure III.20 : Quadrant inférieur droit	54
Figure III.21 : Organigramme de détection du glaucome à partir des images champ visuel	55
Figure III.22 : Rédaction de la taille d'image	56
Figure III.23 : La région d'intérêt initiale	56
Figure III.24 : La région d'intérêt finale	57
Figure III.25 : Image filtrée	57
Figure III.26 : La région des cellules mortes	58
Figure III.27 : La région des cellules gravement malades	58
Figure III.28 : La région des cellules moyennement malades	59
Figure III.29 : La région des cellules légèrement malades	59
Figure III.30 : La région des cellules saines	60
Figure III.31 : Les résultats de segmentation	60
Figure III.32 : Division de l'image en 4 quadrants	61
Figure III.33 : Quadrant supérieur gauche	61
Figure III.34 : Quadrant supérieur droit	62
Figure III.35 : Quadrant inférieur gauche	63
Figure III.36 : Quadrant inférieur droit	64
Figure.III.37 : Segmentation des différentes régions d'images des cellules ganglionnaires	66
Figure.III.38 : Segmentation des différentes régions d'images de champ visuel	68
Figure III.39 : Exemples de l'interface développée	71

Liste des tableaux

Tableau I.1 : La relation entre la pachymétrie et le tonus oculaire	17
Tableau.III.1 : Le pourcentage calculé pour des images OCT-GCC de la base de données de la clinique LAZOUNI	69
Tableau.III.2 : Le pourcentage calculé pour des images CV de la base de données de la clinique LAZOUNI	69

Liste des abréviations

PIO : Pression Intra Oculaire.

GAO : Glaucome à Angle Ouvert.

GFA : Glaucome aigu à fermeture d'angle.

GPN : Glaucome à Pression Normale.

GS : Glaucomes Secondaires.

GC : Glaucome Congénital.

OMS : L'Organisation Mondiale de la Santé.

OCT : Tomographie par Cohérence Optique.

LAF : Lampe à Fente.

TO : Tonus Oculaire.

NRR : jante Neurorétinienne.

RCD : Rapport Cup/Disc.

PAS : Périmétrie Automatisée Standard.

CV : Champ Visuel.

FDT : Technologie de Doublement de Fréquence.

GCC : Couche des Cellules Ganglionnaires.

SLT : Trabéculoplastie.

BDD : Base De Données.

RNFL : Couche des Fibres Nerveuses Rétiniennes.

SVM : Support Vector Machine (machine à vecteurs de support)

SD-OCT : Tomographie par Cohérence Optique du Domaine Spectral.

AIC : Critère d'Information d'Akaike.

AUC : Surface Sous la Courbe.

ROC : Caractéristiques Opératoires du Récepteur.

AS-OCT : Tomographie par Cohérence Optique du Segment Antérieur du stratus.

DCFMN : Fuzzy Min-Max basé sur Data-Core.

ANFIS : Système d'Inférence Neuro-Floue Adaptatif.

GEM : Gaussian mixture-model with Expectation Maximization.

VIM : Variational Bayesian Independent component analysis Mixture-models.

ISNT : quadrants Inferieur, Supérieur, Nasal et Temporal.

RVB : Rouge, Vert et Bleu.

HSV : Hue (Teinte), Saturation et Value (Luminance).

NG : Niveau de Gris.

YUV : Y est la luminance et u et v donnent la chrominance de la couleur.

GCR : Graphe de Contiguïté des Régions.

OCT-GCC : Tomographie par Cohérence Optique de la Couche des Cellules Ganglionnaires.

ROI : Région d'Intérêt.

Introduction générale

1. Contexte général :

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques tels que l'absorption de rayons X, la résonance magnétique nucléaire, la réflexion d'ondes ultrasonores, la radioactivité ou plus simplement l'imagerie optique.

Elle a révolutionné la médecine en permettant, à des fins diagnostics, de visualiser d'une manière non invasive et dynamique l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Cette visualisation indirecte nécessite l'emploi de techniques de traitement d'image qui est devenu de plus en plus important dans les soins de santé puisqu'il contribue à améliorer la qualité de l'image numérisée et enlever tous les artefacts indésirables qui peuvent influencer sur les résultats de reconnaissance des pathologies, et par conséquent, un diagnostic fiable et précis de la part du médecin.

La médecine est un domaine très vaste qui englobe plusieurs spécialités cherchant à restaurer la santé humaine par la prévention des pathologies. Parmi ces spécialités nous adressons à l'ophtalmologie, qui présente la branche de la médecine qui traite tous les problèmes oculaires grâce aux nouvelles technologies embarqués dans les machines optiques qui profitent à son tour des progrès réalisés en traitement et analyse d'images.

2. Problématiques :

Dans la pratique d'ophtalmologie, on trouve beaucoup de maladies oculaires graves telles que le glaucome, qui est une pathologie entraîne une perte visuelle irréversible, le plus souvent liée à une pression intraoculaire très élevées due à l'atteinte du nerf optique. Les premiers stades du glaucome sont généralement asymptomatiques et le patient ne se rend pas compte qu'il a un problème et n'oubliez pas que beaucoup de patients ne remarquent une perte de vision périphérique que lorsque leur glaucome a atteint un stade très avancé et est donc difficile à traiter, alors un dépistage précoce de cette maladie est très important.

3. Méthodologie :

En conséquence, nous proposons dans ce travail de master un système robuste capable d'aider les ophtalmologues pour établir un diagnostic précoce et précis du glaucome. Notre système est appliqué sur des images de champ visuel CV et de tomographie par cohérence

optique de la couche des cellules ganglionnaires OCT-GCC, dont il sert à réaliser un calcul de pourcentage pour chaque région d'images où les régions correspondent aux cellules saines, malades, ou bien mortes du nerf optique et des cellules ganglionnaires, plus un suivi d'évolution de la maladie pendant une période limitée. Le pourcentage calculé est considéré comme un paramètre très important pour décider l'état du patient et détecter le glaucome au moment idéal.

Afin de calculer ce pourcentage, il faut tout d'abord extraire les régions d'intérêt, de ce fait nous avons choisi une méthode basée sur un filtrage non linéaire et morphologique qui consiste à éliminer tous les bruits d'images, et la segmentation par seuillage qui est associée au bon choix du seuil.

Enfin, le pourcentage sera comparé avec un pourcentage fixe et bien précis confirmé par des experts en ophtalmologie dans le but de décider si un patient est glaucomateux ou normal.

Alors, l'objectif principal de notre travail est de développer un système d'analyse d'images numériques du champ visuel et d'OCT-GCC, qui sera capable de détecter le glaucome dans ces premiers stades et d'aider les médecins à établir un diagnostic fiable et choisir par la suite le bon traitement.

4. Plan de mémoire :

Le manuscrit de ce mémoire est divisé en trois chapitres :

Chapitre I : Aspect médical

Ce chapitre présente les éléments de compréhension du sujet de ce mémoire pour bien clarifier la problématique étudiée. Tout d'abord, l'anatomie de l'œil est bien décrite. Ensuite, nous présentons une explication détaillée sur le glaucome plus les différentes techniques qui sont utilisées pour le diagnostic de cette maladie. À la fin de ce chapitre, les traitements du glaucome sont présentés.

Chapitre II : Traitement des images champ visuel et OCT

Dans ce chapitre, un état de l'art sur les différents travaux existants dans la littérature pour la détection du glaucome est présenté, ainsi que nous détaillons quelques méthodes de filtrage des images qui sont essentiels pour éliminer les bruits et donc rendre les images plus lisibles et plus faciles à traiter. En outre, nous expliquons en détail les différentes approches de segmentation des images qui jouent un rôle très important dans le traitement des images

médicales et la détection des lésions, dont nous nous intéressons par une méthode basée sur la segmentation par seuillage.

Chapitre III : Détection du glaucome : Résultats et discussions

Nous présentons essentiellement dans ce chapitre notre méthode proposée pour la détection du glaucome, en détaillant les différentes étapes que nous avons parcourues. Aussi que nous donnons une brève présentation de la base de données utilisée pour réaliser notre travail. À la fin, nous discutons les résultats obtenus sur les images de champ visuel et d'OCT-GCC après l'application de notre méthode.

Nous finalisant notre mémoire par une conclusion générale et quelques perspectives s'inscrivant dans la continuité de ce travail de recherche.

Chapitre I :

Aspect médical

I.1. Introduction :

Le glaucome est une neuropathie oculaire grave caractérisée par la destruction de la tête du nerf optique le plus souvent causée par l'augmentation de la pression intraoculaire. Cette pathologie constitue la seconde cause de cécité dans le monde.

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'anatomie de l'œil en s'appuyant sur les différentes composantes les plus touchées par le glaucome telle que la cornée et le nerf optique. Par la suite nous définissons le glaucome, ses formes cliniques, ses facteurs de risques, les différents examens disponibles pour la détection du glaucome et nous allons terminer par les différents traitements permettant de ralentir la progression de cette maladie.

I.2. Anatomie de l'œil :

L'œil est l'organe principal du système visuel, ultra performant, complexe et fragile. Il permet de capter les images et les transforme en signal électrique vers le nerf optique. Ce signal est ensuite traduit par le cerveau, au niveau du cortex visuel, qui nous renvoie l'image traitée et permet ainsi l'interprétation de notre environnement [1].

L'œil est une sphère remplie de liquide et formé d'une coque résistante entourant le contenu proprement dit. La figure I.1 présente les différents composants de l'œil.

SCHÉMA EN COUPE DE L'OEIL HUMAIN

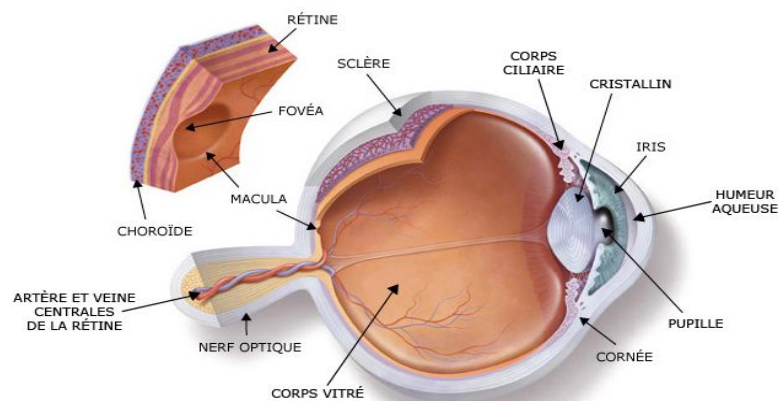


Figure I.1 : Schéma en coupe de l'œil humain.

I.2.1. La coque oculaire :

Elle représente l'enveloppe externe de l'œil. La coque oculaire se compose de trois tuniques ou enveloppes, qui sont : la membrane de protection, l'uvée et la membrane sensorielle.

Dans la partie qui suit nous allons définir chaque partie des tuniques de la coque oculaire.

I.2.1.1. Membrane de protection :

C'est la tunique périphérique, elle est constituée de la sclérotique, la cornée et le limbe sclérocornéen.

I.2.1.1.1. La sclérotique ou sclère :

C'est une couche de tissu conjonctif, la sclère est une membrane de fibreuse blanchâtre très résistante traversée en arrière par le nerf optique et se prolongeant en avant par la cornée, entourant les 4/5 postérieurs du globe oculaire. Acellulaire, elle a pour rôle de maintenir le volume, les formes et le tonus oculaire. Elle est constituée essentiellement par des fibres de collagène et quelques cellules insuffisantes pour lui assurer une cicatrisation en cas de plaie (figure I.1) [3].

I.2.1.1.2. La cornée :

La cornée est une membrane fibreuse, mince et transparente enchâssée dans la sclérotique et formant la partie antérieure du globe oculaire. Elle est le premier et le plus puissant dioptré du système optique de l'œil [2]. Elle a une forme asphérique.

La cornée agit comme une fenêtre par laquelle la lumière pénètre dans l'œil. Elle joue un rôle prépondérant dans la focalisation de la lumière sur la rétine (figure I.1) [1].

L'épaisseur de la cornée permet de voir si la pression intraoculaire est élevée, normale ou basse. Donc leur exploration joue un rôle important dans le diagnostic du glaucome qui fait l'objet de notre étude.

I.2.1.1.3. Le limbe sclérocornéen :

C'est la zone de transition entre la cornée qui est transparente et la sclérotique qui est opaque. La richesse de sa vascularisation sanguine le permet de bien nourrir la cornée. Il assure aussi la régulation de la pression intraoculaire puisqu'il contient les voies de drainage de l'humeur aqueuse [2].

I.2.1.2. L'uvée :

Ou tunique intermédiaire, c'est la membrane vasculaire nourricière de l'œil. Elle est formée en arrière par la choroïde et en avant par l'iris et le corps ciliaire, celui-ci étant percé au centre par la pupille [3].

I.2.1.2.1. La choroïde :

C'est une membrane mince comprise entre la rétine et la sclérotique. Cette fine enveloppe est très vascularisée et opaque, elle permet l'obscurité totale à l'intérieur de l'œil. Elle est riche en cellules pigmentées, en éléments vasculaires et nerveux. La choroïde tapisse les 2/3 postérieurs de la sclère, allant du nerf optique en arrière, jusqu'au corps ciliaire en avant. Elle est décollable de la sclère et recouverte par la rétine [3]. La choroïde forme la partie postérieure de l'uvée. Elle est formée d'un réseau de vaisseaux sanguins qui nourrissent la rétine (figure I.1) [2].

I.2.1.2.2. L'iris :

C'est la partie la plus antérieure de l'uvée faisant suite au corps ciliaire. C'est une membrane en forme de disque bombant légèrement en avant, perforée en son centre d'un orifice circulaire. L'iris constitue une sorte de diaphragme qui, par sa possibilité de dilatation ou de contraction, contrôle la quantité de lumière pénétrant à l'intérieur de l'œil [2]. Selon sa pigmentation et sa vascularisation, la couleur de l'iris varie et détermine la couleur des yeux (figure I.1).

I.2.1.2.3. Le corps ciliaire :

Il se situe entre l'iris et la choroïde. Il s'agit d'un épaississement de l'uvée sous la forme d'un anneau saillant à l'intérieur du globe oculaire, en arrière de l'iris. Il est composé de deux éléments : les procès ciliaires, structures vasculaires responsables de la sécrétion de l'humeur aqueuse, et le muscle ciliaire, relié au cristallin, qui en modifie la courbure, permettant ainsi l'accommodation (figure I.1) [2].

I.2.1.2.4. La pupille :

C'est un orifice circulaire situé au centre de l'iris. Il permet par sa contraction ou sa dilatation de doser la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil. La pupille est entourée de muscle sphincter irien qui provoque sa dilatation (mydriase) dans le cas de forte lumière et sa contraction (miosis) si la lumière est faible (figure I.1) [2].

I.2.1.3. Membrane sensorielle :

C'est la tunique la plus profonde. Récepteur visuel proprement dit : récepteur sensoriel, composée uniquement de la rétine [2].

I.2.1.3.1. La rétine :

C'est une membrane photosensible, fine et translucide, placée au fond de l'œil, sur sa paroi interne. Elle permet de distinguer une lumière très faible à une distance de 10 kilomètres, même dans l'obscurité totale. C'est un tissu neurosensoriel. Elle est capable de capter les rayons lumineux et les transforment en signaux électriques, ces signaux sont par la suite transmis au cerveau via les fibres nerveuses du nerf optique [1].

Elle se caractérise par une partie centrale avec la macula, la fovéa et la fovéola qui permettent la précision de vision, et une partie périphérique qui permet la vision latérale (figure I.1).

La rétine est constituée de plusieurs types de cellules, les cellules de la vision étant disposées en 3 couches superposées, qui sont, de l'arrière vers l'avant de l'œil, les cellules photoréceptrices (cônes et bâtonnets), les cellules bipolaires et les cellules ganglionnaires (figure I.2) [2].

- **Les cônes** : responsables de l'acuité visuelle et de la vision des couleurs, sont majoritaires sur la macula et seuls présents dans la fovéa.
- **Les bâtonnets** : sensibles à la quantité de la lumière et à son intensité, et responsables de la vision dans des conditions de faible éclairage, se distribuent sur l'ensemble de la rétine et permettent l'élargissement du champ visuel, ou vision périphérique.
- **Les cellules bipolaires** : mettent en relation les cellules photoréceptrices et les cellules ganglionnaires.
- **Les cellules ganglionnaires** : se prolongent par les fibres optiques, qui se réunissent dans la papille pour former le nerf optique.

La figure I.2 suivante présente les différentes couches et cellules de la rétine.

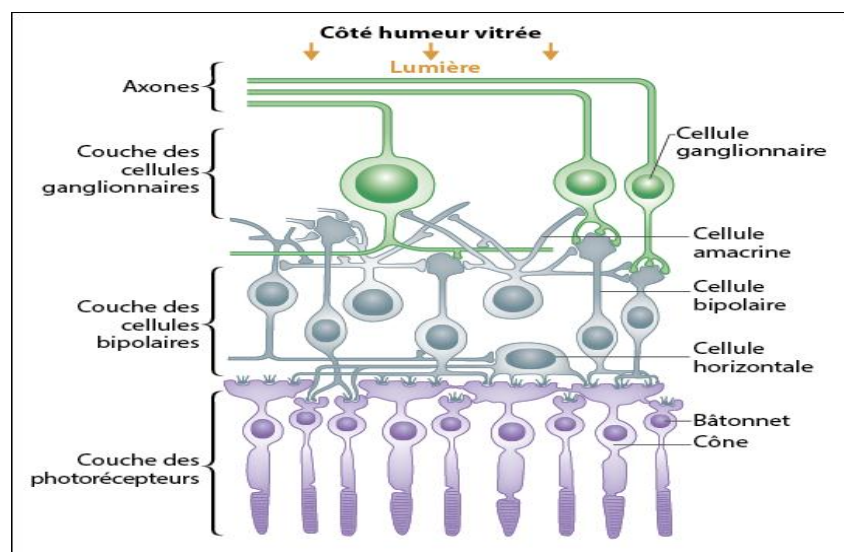


Figure I.2 : Schéma de la rétine.

I.2.1.3.2. Le nerf optique :

Il relie la papille optique au système nerveux central et se termine au niveau de l'angle antérieur du chiasma. Il transmet les informations reçues par les yeux vers le cerveau, au niveau du cortex visuel. Il mesure 4 mm de diamètre pour 5 cm de long. C'est lui qui permet au cerveau d'enregistrer, d'interpréter et de traduire les images (figure I.1) [1].

Puisque le nerf optique est le responsable de transmission des informations visuels, s'il est endommagé le cerveau ne reçoit pas l'information totale ce qui conduit à la diminution de champ de vision ce qui définit la présence du glaucome. Donc pour détecter le glaucome il faut faire un examen de la tête du nerf optique.

I.2.1.3.3. La macula :

C'est une petite zone déprimée située au centre de la rétine et où l'acuité visuelle est maximale. La macula est plus jaune que le reste de la rétine et ne comporte aucun vaisseau. Elle est irriguée par les vaisseaux de la rétine en périphérie et, en profondeur, par ceux de la choroïde. La macula apparaît sous la forme d'une dépression car elle est moins épaisse que le reste de la rétine. Dans son centre se trouve la fovéola (figure I.1) [2].

I.2.1.3.4. La fovéa :

C'est une région de la rétine située au centre de la macula, près de l'axe optique. Cette région est de la plus haute importance pour la vision (figure I.1).

I.2.1.3.5. La papille optique ou tache aveugle :

C'est la zone circulaire de l'œil, elle est l'origine du nerf optique située sur la rétine, au fond de l'œil, où se réunissent les fibres optiques issues des cellules ganglionnaires de la rétine.

I.2.2. Le contenu de l'œil :

Est constitué d'avant en arrière par : l'humeur aqueuse, le cristallin et le corps vitré.

Dans la partie qui suit nous allons définir chacune des trois parties.

I.2.2.1. L'humeur aqueuse :

Est un liquide physiologique transparent, contenu dans la chambre antérieure de l'œil (entre la cornée et le cristallin). Et est continuellement filtré et renouvelé qui, avec le corps vitré, maintient la pression et la forme du globe oculaire (figure I.1) [1].

I.2.2.2. Le cristallin :

Est une lentille biconvexe transparente, situé en arrière de l'iris, avec lequel il délimite la chambre postérieure, et relié au muscle ciliaire par un ligament annulaire, appelé zonule, lequel est responsable de l'accommodation. Il permet les ajustements nécessaires à la focalisation des objets à toutes les distances (figure I.1) [2].

I.2.2.3. Le corps vitré :

C'est un gel visqueux transparent qui remplit le globe oculaire entre le cristallin et la rétine, et qui assure le maintien du volume de l'œil (figure I.1) [2].

I.3. Le glaucome :

I.3.1. Définition :

Le glaucome est une neuropathie optique grave dans la plupart des cas due à une augmentation de la pression intraoculaire à cause de l'écoulement de l'humeur aqueuse. Cette augmentation de pression provoque une destruction de la tête du nerf optique et une altération du champ visuel périphérique puis s'étend progressivement vers le centre. Si le glaucome n'est pas diagnostiqué et traité, il cause la perte de la vision centrale et la cécité. Cette maladie se développe généralement chez les personnes âgées de plus de 40 ans.

La présence de cette pathologie perturbe le bon fonctionnement du nerf optique. Le rôle de ce dernier est de transmettre au cerveau les signaux visuels qui permettent d'avoir une vision. Lorsque le nerf optique est abîmé, le champ visuel du patient est réduit, la vision est altérée et cela peut conduire à la cécité. Il se développe progressivement et est le plus souvent lié à l'hypertension intraoculaire. Dans une minorité de cas, il se développe alors que cette pression est normale. Cette forme de glaucome est censée être causée par une mauvaise régulation du flux sanguin vers le nerf optique [4]. La figure I.3 qui suit montre les différents stades du glaucome.



Vision normale



Glaucome légère



Glaucome avancé



Glaucome extrême

Figure I.3 : Différents stades du glaucome.

I.3.2. Les formes cliniques du glaucome :

Les glaucomes affectent généralement les deux yeux, mais la maladie peut progresser plus rapidement dans un œil par rapport à l'autre. L'implication d'un seul œil ne se produit que lorsque le glaucome est provoqué par des facteurs tels qu'une lésion antérieure, une inflammation, ou l'utilisation de stéroïdes que dans cet œil [4].

Il existe différents types du glaucome varient selon plusieurs mécanismes telles que la Pression Intra Oculaire (PIO) (normale ou élevée), la progression (lente ou rapide)...etc.

L'organigramme (figure I.4) suivant présente les différents types du glaucome.

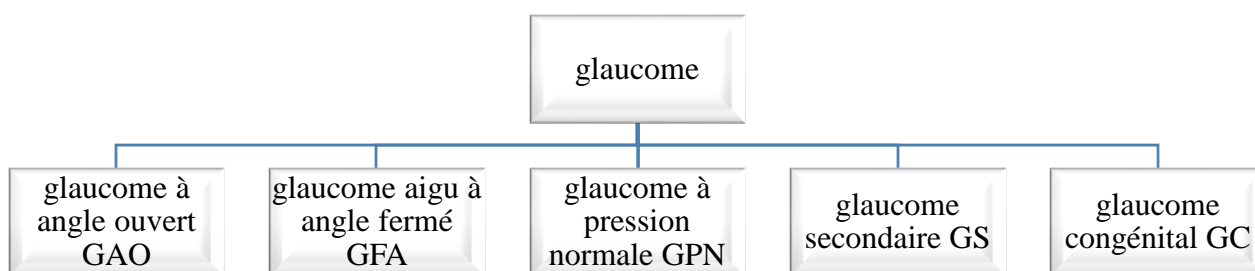


Figure I.4 : Les différentes formes du glaucome.

I.3.2.1. Le glaucome à angle ouvert ou glaucome primitif à angle large « GAO » :

Encore appelé glaucome chronique, c'est la forme la plus grave et la plus fréquente de la maladie (90 % des cas). Il est provoqué par la fermeture progressive du filtre d'évacuation de l'humeur aqueuse appelé trabéculum, entraînant une accumulation de liquide dans la cornée. Cette accumulation provoque une hausse de pression dans le globe oculaire. L'altération de la vision est lente, indolore, sans gêne perceptible au début. Ainsi, le glaucome est difficile à dépister, car il évolue longtemps sans symptômes apparents [4], [5].

Le traitement du glaucome à angle ouvert peut être selon la gravité de l'affection et son degré d'évolutivité, médical, chirurgical ou au laser [6].

I.3.2.2. Le glaucome aigu à angle fermé ou glaucome primitif à angle étroit « GFA » :

Beaucoup plus rare et brutal. Il est dû à une anomalie de l'anatomie de l'œil empêchant l'évacuation de l'humeur aqueuse à travers le trabéculum. Celle-ci reste totalement bloquée derrière l'iris : arrêt brutal. La pression à l'intérieur de l'œil augmente fortement. La personne ressent des symptômes caractéristiques : douleurs brutales, sensation d'œil qui va exploser, baisse soudaine de la vision. Il faut alors agir en urgence, pour éviter que le nerf optique ne soit

endommagé et que la personne ne devienne rapidement aveugle [4], [5]. Ce type de glaucome est plus fréquent chez les patients atteints d'une hypermétropie.

Le traitement de la crise de GFA est une urgence [6] :

- médicale, afin de faire baisser la pression intraoculaire le plus rapidement possible ;
- chirurgicale : iridotomie périphérique au laser ou chirurgicale, pour shunter l'iris qui fait obstacle.

La figure I.5 suivante présente la différence entre le GAO et GFA.

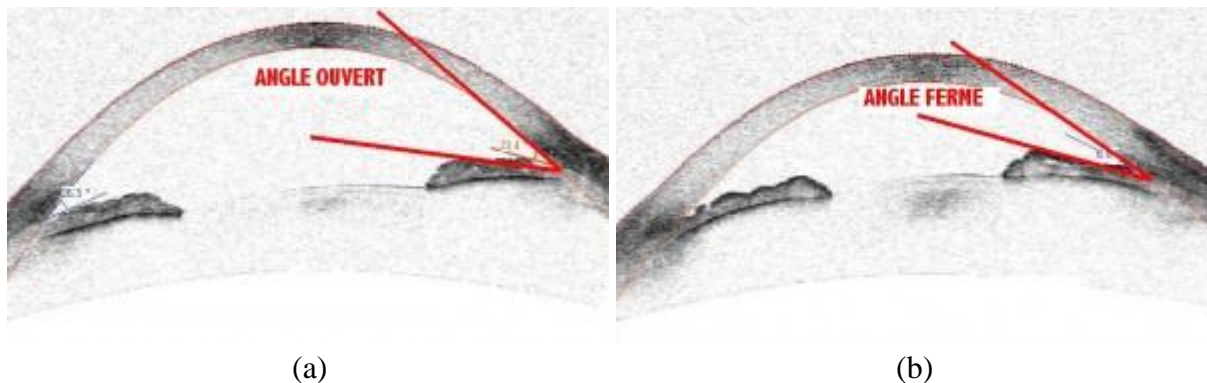


Figure I.5 : La différence entre GAO et GFA. (a) Glaucome à angle ouvert ; (b) Glaucome aigu à angle fermé.

Dans le cas du GFA l'angle irido-cornéen (angle entre l'iris et la cornée) est plus étroit que dans le cas de GAO, ce qui présente un arrêt brutal de passage de l'humeur aqueuse par contre au GAO où l'humeur aqueuse circule trop lentement. Ce qui provoque dans les deux cas une augmentation de la pression intraoculaire.

I.3.2.3. Le glaucome à Pression normale « GPN » :

Encore appelé glaucome à basse pression, il se caractérise par une atteinte progressive du nerf optique et une altération du champ visuel alors que la pression intraoculaire demeure normale. Dans ce cas les troubles de la perfusion sanguine du nerf optique et sa régulation jouent un rôle déterminant dans l'apparition du glaucome. Cette forme de glaucome nécessite la prise en charge de tous les facteurs de risque vasculaires (tension artérielle, diabète) [6].

I.3.2.4. Les glaucomes secondaires :

Certains glaucomes sont dits secondaires car sont associés à des circonstances de survenue favorisantes, il peut s'agir à des maladies oculaires (inflammations, traumatismes postopératoires, lésions du cristallin) ou générales (augmentation de la pression dans les veines orbitaires) ou à la prise de certains médicaments (corticostéroïdes, surtout en instillation oculaire) [5], [6].

Une forme de glaucome particulière, le glaucome néovasculaire qui est caractérisé par la survenue de vaisseaux anormaux à la surface de l'iris et dans l'angle irido cornéen, il est généralement en rapport avec une pathologie rétinienne telle que le diabète, une occlusion vasculaire [6].

Les symptômes, le diagnostic et le traitement d'un glaucome secondaire s'apparentent à ceux du glaucome primitif à angle large.

I.3.2.5. Glaucome Congénital :

Le glaucome congénital est une forme rare du glaucome qui se caractérise par une pression intraoculaire importante due à une anomalie qui survient pendant le développement embryonnaire de l'angle iridocornéen, laquelle empêche l'évacuation de l'humeur aqueuse. Elle touche généralement les deux yeux et se manifeste souvent dès la naissance ou pendant les premières semaines de vie : l'enfant larmoie et craint la lumière car l'humeur aqueuse contenue dans les yeux s'évacue mal. La cornée est de grande taille (mégalo cornée), parfois trouble (œdème cornéen) et le volume du globe oculaire peut se trouver augmenté (buphtalmie). L'atteinte est dans la plupart des cas bilatérale et les garçons sont plus touchés que les filles. Il résulte souvent d'une anomalie génétique, bien que certains enfants atteints ne présentent aucune anomalie. Les collyres hypotenseurs (gouttes) peuvent s'avérer suffisants [7]. Une prise en charge chirurgicale rapide est recommandée afin de lever l'obstacle à l'évacuation des fluides intraoculaires. Si la prise en charge adaptée est effective et rapide le pronostic visuel peut être préservé [6].

I.3.3. Epidémiologie :

Le glaucome est l'une des maladies graves de l'œil les plus fréquentes car il touche 1 à 2 % de la population de plus de 40 ans et environ 10 % après 70 ans [8]. L'Organisation mondiale de la Santé (OMS) a déclaré en 1994 que le glaucome était la deuxième cause de cécité dans le monde et il englobe 15% des cas de cécité c'est-à-dire 5,2 millions de la population [9]. Une prévision a été faite par l'OMS en 1994 : « Il y aura 60,5 millions de personnes en 2010 et le nombre est prévu d'augmenter jusqu'à 80 millions d'ici 2020 » [10].

En Algérie, selon la société algérienne de glaucome en 2016, le glaucome présente la première cause de cécité et le taux de prévalence de cette maladie est près de 4,6% environ 500 000 malades [11].

En France, environ 1 million de personnes sont atteintes de glaucome, dont la moitié ignorent leur maladie, 2 % à 40 ans et plus de 10 % après 75 ans [8], [12], [13].

I.3.4. Facteurs de risque :

La plupart des patients atteints de glaucome ne savent même pas au début qu'ils sont touchés par cette maladie. Ils commencent à perdre la vision progressivement ce qui leurs empêche d'effectuer une consultation chez un médecin spécialiste en ophtalmologie.

Plusieurs facteurs semblent néanmoins à favoriser cette maladie qui sont [4], [6] :

- L'augmentation de la pression intraoculaire au-delà de 21 mm Hg : c'est le principal facteur. Cependant, toutes les hypertonies oculaires n'entraînent pas un glaucome et inversement il existe des glaucomes avec une PIO normale ;
- L'âge : le glaucome survient généralement à partir de 40 ans et sa fréquence augmente avec l'âge ;
- L'hérédité : le risque de glaucome est augmenté si un parent est atteint ;
- D'autres facteurs comme : une myopie, une hypertension artérielle, un diabète, une apnée du sommeil, le stress, un début de cataracte ou encore la prise prolongée de corticoïdes peuvent accroître le risque de glaucome.

I.3.5. Diagnostic du glaucome :

Le glaucome est une pathologie sournoise que l'on ne ressent en général pas. En revanche, la perte de vision est définitive et irréversible. Ainsi, seul un dépistage systématique passé la quarantaine permet le diagnostic et, donc, une réponse thérapeutique précoce et adaptée.

Il existe différentes techniques d'acquisition qui utilisées pour le diagnostic du glaucome. Dans notre travail nous se basons sur deux principaux examens qui sont : la périmétrie qui reste l'examen typique, le plus fiable de dépistage de glaucome et l'examen de la Tomographie par Cohérence Optique (OCT) du nerf optique. L'organigramme (figure I.6) qui suit présente les différentes techniques pour la détection du glaucome.

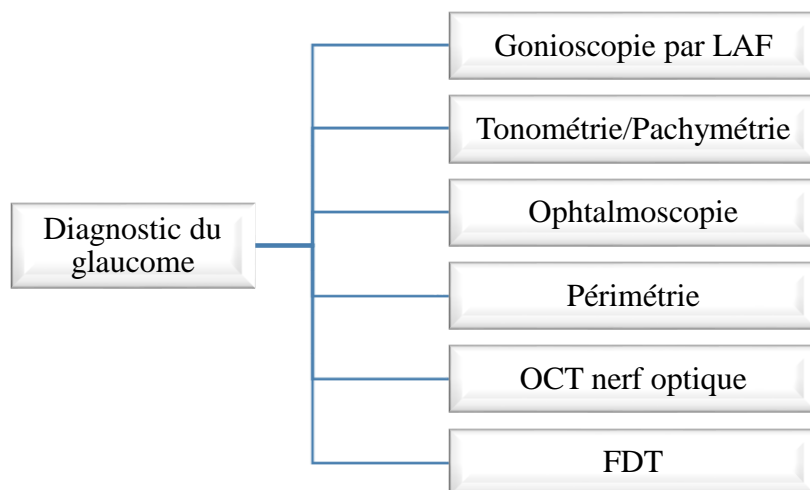


Figure I.6 : Examens de diagnostic du glaucome.

Dans la partie qui suit nous allons définir chaque examen pour le diagnostic du glaucome.

I.3.5.1. La gonioscopie :

Cet examen sert à déterminer si l'angle entre l'iris et la cornée est fermée et/ou bloquée (signe possible de GFA) ou large et ouvert (signe possible de GAO). Ce test utilise des verres spéciaux avec un biomicroscope ou lampe à fente LAF, placés doucement sur la surface de l'œil pour permettre de voir la structure interne de l'œil (l'angle irido-cornéen) qui contrôle l'écoulement de l'humeur aqueuse et affecte ainsi la pression intraoculaire [14].

L'examen à LAF d'un patient glaucomateux ou suspect de glaucome est systématique. Il permet de diagnostiquer la forme clinique de glaucome et de rechercher d'éventuelles pathologies associées [15]. La figure I.7 suivante montre l'appareil de gonioscopie, ainsi que l'image acquise par cet examen.

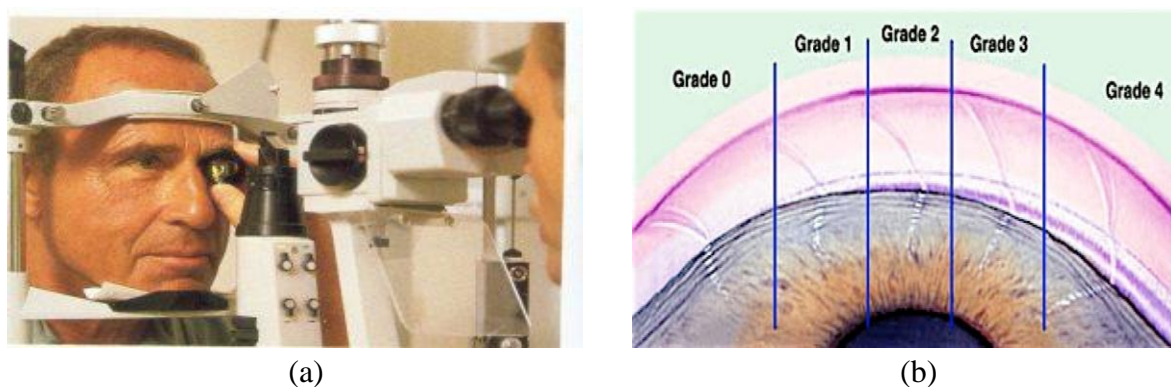


Figure I.7 : Examen de gonioscopie. (a) Examen par la lampe à fente ; (b) Image acquise par cet examen.

Les images obtenues montrent les différents grades du glaucome selon l'angle iridocornéen avec : grade 0 (0°) : aucune structure n'est visible, l'angle est fermé, grade 1 (10°) : seul l'anneau de Schwalbe est visible : la fermeture est probable, grade 2 (20°) : le trabéculum est visible : la fermeture est possible, grade 3 (25-35°) : l'éperon est visible : la fermeture est improbable, grade 4 (35-40°) : la bande ciliaire est visible : la fermeture est impossible (angle ouvert).

I.3.5.2. Tonométrie/Pachymétrie :

I.3.5.2.1. La tonométrie :

Est un test très commun pour mesurer la pression intraoculaire. Pendant l'examen le médecin utilise un dispositif appelé un tonomètre pour mesurer la pression interne de l'œil par l'application d'une petite quantité de pression soit par une petite sonde reposée doucement sur

la surface de l'œil avec l'utilisation des gouttes oculaires pour engourdir l'œil (tonomètre à aplanation) ou par une bouffée d'air chaud sans utilisation des gouttes (tonomètre à jet d'air ou air pulsé). Une lecture anormalement élevée de la PIO indique un problème avec la quantité de l'humeur aqueuse dans l'œil. Soit l'œil produit trop fluide, ou il n'est pas vidanger correctement ce qui augmente le risque de perte de vision due au glaucome [14]. La figure I.8 ci-dessous présente l'appareil de mesure de la tonométrie.

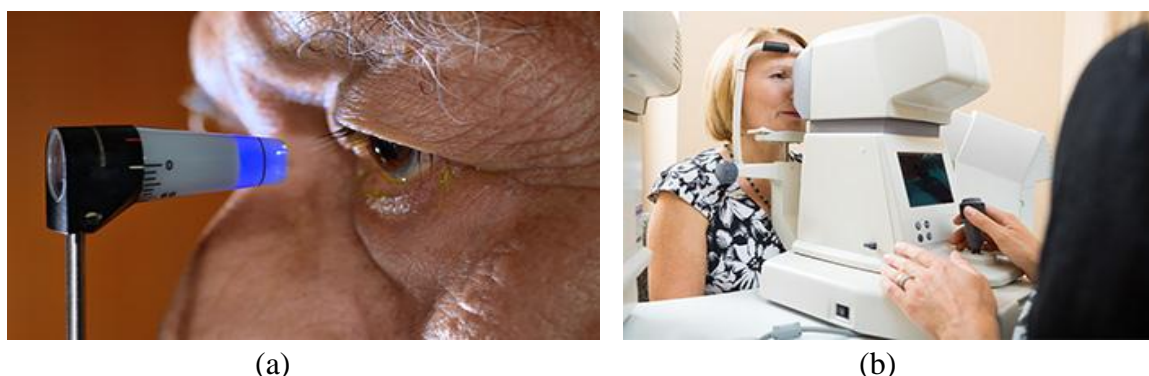


Figure I.8 : Appareil de mesure de tonométrie. (a) Tonomètre de Goldmann à aplanation ; (b) Tonomètre à jet d'air.

I.3.5.2.2. La pachymétrie :

Est un examen simple et indolore qui mesure l'épaisseur de la cornée et un des tests utilisés dans le diagnostic et le traitement du glaucome car il a le potentiel d'influencer le résultat de la PIO obtenu par la tonométrie [16]. Cette épaisseur correspond à la représentation de la distance entre les faces antérieure et postérieure de la cornée. La pachymétrie est variable d'une personne à l'autre varie entre 500 et 570 microns et elle diminue de la périphérique vers le centre. La pachymétrie centrale moyenne est environ 540 μ m et est la plus importante pour la détection et le suivi de glaucome [17].

La mesure de l'épaisseur cornéenne peut s'effectuer soit d'une manière invasive dans le cadre d'utilisation d'un pachymètre à ultrasons, soit d'une manière non invasive en utilisant un OCT ou un topographe cornéen. La figure I.9 suivante illustre un pachymètre et une image de pachymétrie par un topographe coréen.



Figure I.9 : Examen de pachymétrie. (a) Un pachymètre ; (b) Image de pachymétrie.

Le tableau I.1 suivant indique la relation entre les mesures de la pression intraoculaire par tonométrie et l'épaisseur cornéenne par pachymétrie.

Pachymétrie	Correction de tonus oculaire (PIO)	Pachymétrie	Correction de tonus oculaire (PIO)
445	7	555	-1
455	6	565	-1
465	6	575	-2
475	5	585	-3
485	4	595	-4
495	4	605	-4
505	3	615	-5
515	2	625	-6
525	1	635	-6
535	1	645	-7
545	0		

Tableau I.1 : La relation entre la pachymétrie et le tonus oculaire.

L'épaisseur de la cornée est un facteur important dans l'évaluation et l'appréciation de la pression intraoculaire car le fait d'avoir une pression plus élevée que la normale ne signifie pas un diagnostic définitif du glaucome. Cependant, certaines personnes peuvent avoir le glaucome à des pressions normales entre 12 et 21 mm Hg. Généralement, la PIO doit être inférieure à 21 mm Hg. Si la PIO est supérieure à 30 mm Hg, le risque de perte de vision due au glaucome est 40 fois plus élevé que quelqu'un avec la pression intraoculaire de 15 mm Hg ou moins. Une cornée épaisse (épaisseur élevé) correspond à une valeur plus élevée de la pression intraoculaire, alors qu'une cornée fine (épaisseur faible) correspond à une valeur moins élevée de la pression intraoculaire. Donc la pachymétrie constitue une méthode qui peut dépister et suivi un glaucome. Mais il n'existe pas de formule permettant une réévaluation précise de la pression intraoculaire à partir de l'épaisseur de la cornée et du chiffre de pression mesurée. Donc pour obtenir une valeur de Tonus Oculaire TO réel plus précise qui indique la présence ou non d'un glaucome il faut ajouter au chiffre du TO mesuré par le tonomètre la valeur de correction correspond à la mesure du pachymétrie selon le tableau ci-dessus (tableau I.1).

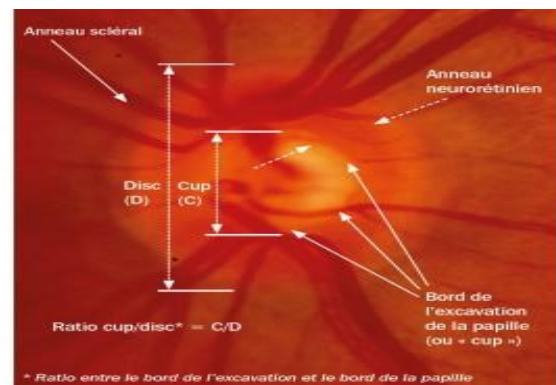
I.3.5.3. L'ophtalmoscopie ou fundoscopie :

Cette procédure de diagnostic peut être effectuée sur un œil dilaté ou non dilaté afin d'observer la forme, la couleur et la santé globale de la tête du nerf optique pour les dommages du glaucome [16].

L'ophtalmoscopie permet d'examiner le disque optique, qui apparaît comme un corps circulaire jaunâtre, centré par un cup optique qui est légèrement plus brillant que la surface du disque optique. La surface circulaire de la jante entre le cup et le disque est appelée jante Neurorétinienne (NRR). Le rapport de la zone de cup à la zone de disque appelé Rapport Cup/Disc (RCD) est l'un des changements structurels perceptibles qui survient si le glaucome progresse. La valeur $RCD \leq 0,5$ indique un œil normal [18]. La taille du cup augmente dans les yeux glaucomateux, ce qui entraîne une augmentation du RCD et une diminution de la NRR. Ainsi, le RCD et la NRR sont deux changements structurels clés pour détecter le glaucome en utilisant la fundoscopie [19]. La figure I.10 qui suit présente un ophtalmoscope et une image de fond d'œil obtenue par un rétinographe.



(a)



(b)

Figure I.10 : Examen d'ophtalmoscopie. (a) Un ophtalmoscope ; (b) Image de papille optique.

I.3.5.4. La périmétrie ou Champ Visuel :

I.3.5.4.1. Définition de la périmétrie :

La périmétrie est la technique permettant l'étude de l'ensemble du champ visuel qui est la zone de l'espace perçue par le regard, alors que les yeux restent immobiles. Chez l'être humain, il couvre environ 220° en horizontal et 140° en vertical [1]. Cet examen permet non seulement la détermination des limites périphériques de la vision mais aussi l'étude de la sensibilité rétinienne à l'intérieur de ce champ [20].

La Perimétrie Automatisée Standard PAS est une méthode d'examen plus précise, qui explore de façon fine le champ visuel central, elle est ainsi particulièrement indiquée dans une pathologie du nerf optique ou au cours du glaucome chronique. Elle permet de déterminer le seuil, c'est-à-dire la profondeur du déficit en des points rétinien répartis sur une grille.

Des programmes informatiques permettent de faire apparaître des stimuli lumineux en tous points du champ visuel et selon différentes stratégies : en général on présente un test lumineux fixe dont on augmente l'intensité jusqu'à ce qu'il soit perçu par le patient qui sonne quand il les voit apparaître. Le tracé du champ visuel est imprimé par la machine [14], [20].

L'examen du champ visuel doit généralement être répété plusieurs fois avant que le médecin peut faire une évaluation valable [16].

I.3.5.4.2. Détection du glaucome par la périmétrie :

Dans le cas du glaucome certaines régions du champ de vision sont moins bien vues ou même ignorées du patient, ce qui définit les scotomes. Le plus souvent, l'atteinte du champ visuel débute par une petite anomalie dans la région du nez. Puis ce déficit augmente et s'élargit vers les zones supérieures et inférieures du champ visuel, et enfin vers le centre. Le champ visuel le plus souvent demandé est en noir et blanc. Parfois, un examen plus approfondi en couleur (test « bleu-jaune ») peut être demandé, surtout dans les formes peu évoluées. L'examen dure entre 10 et 15 minutes pour chaque œil, mais peut être plus long à recueillir lorsque le glaucome est plus évolué (donc le champ visuel est plus détérioré) [21]. La figure I.11 ci-dessous présente un périmètre et des images de champ visuel chez un sujet sain et un sujet glaucomateux.

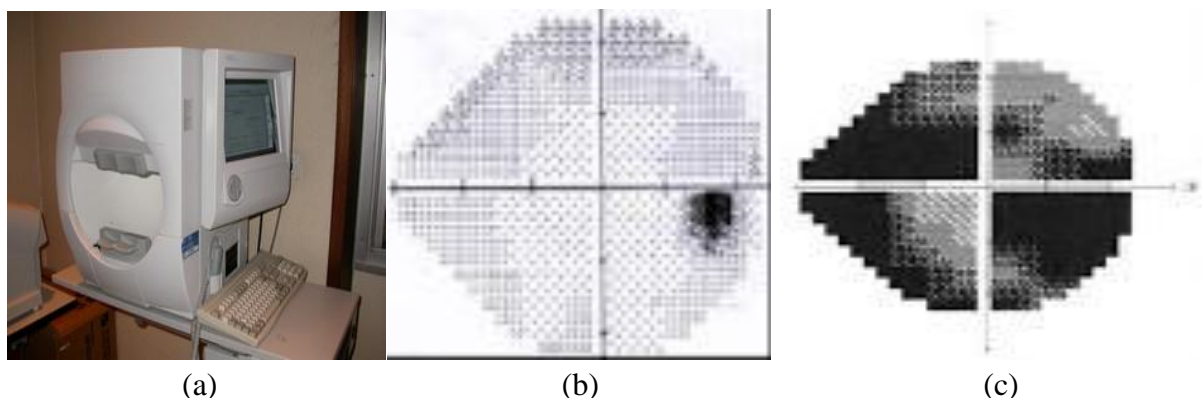


Figure I.11 : Examen de périmétrie. (a) Périmètre ; (b) Sujet sain ; (c) Sujet glaucomateux.

Les images obtenues sont des images chiffrées ou images niveau de gris de telle sorte que les différents niveaux de gris montrent si la cellule est saine (blanc), malade (dégradation de gris) ou morte (noir).

I.3.5.5. La Tomographie par Cohérence Optique du nerf optique :

I.3.5.5.1. Définition d'OCT :

La tomographie par cohérence optique (OCT) est une technique d'imagerie non invasive et indolore car sans contact avec l'œil, permettant d'obtenir des coupes anatomiques fines et très précises des différentes structures de l'œil, de la cornée, la rétine et nerf optique [22].

Elle est analogue à l'imagerie ultrasonore (échographie) qui repose sur l'utilisation d'ondes ultrasonores. L'OCT est fondée sur le principe de l'interférométrie où une lumière laser spéciale et totalement inoffensive est utilisée. Cette lumière est constituée d'ondes de lumière cohérente de très faible énergie pour produire des images en coupe (tomographie) par corrélation entre l'onde de référence et l'onde retournée du milieu étudié [23]. La technologie OCT est très utile dans le diagnostic et le suivi des glaucomes. Cet examen est désormais réalisé de manière systématique chez les patients présentant (ou suspects) d'une atteinte glaucomateuse.

I.3.5.5.2. OCT nerf optique :

Dans le cas du glaucome, l'OCT effectue une mesure de l'épaisseur des fibres ganglionnaires maculaires et des fibres optiques péripapillaires afin de déterminer si le nerf optique présente une perte des fibres qui le constituent, ceci dans ses différents quadrants. Une perte en fibres est caractéristique d'une atteinte du nerf optique que l'on rencontre dans les glaucomes [24].

L'OCT du nerf optique fournit des mesures quantitatives de la couche de fibres nerveuses de la rétine. Ces mesures contribuent à distinguer les yeux sains des yeux atteints de glaucome. En outre, grâce à la comparaison de résultats entre différentes explorations, cette pratique permet de suivre l'évolution du glaucome, et autorise ainsi un meilleur contrôle de la pathologie notamment au niveau de la déduction thérapeutique [25]. La figure I.12 ci-dessous présente un appareil OCT et des images des cellules ganglionnaires chez un sujet sain et un sujet glaucomateux.

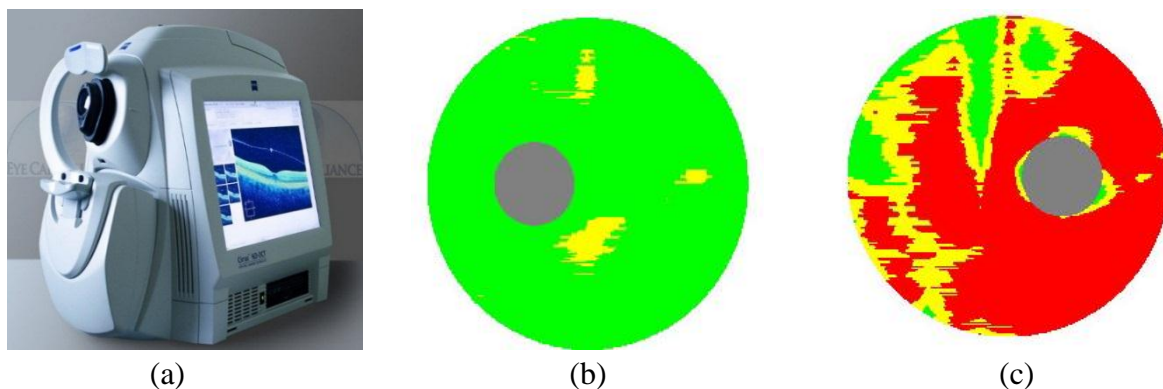


Figure I.12 : Examen de Tomographie par Cohérence Optique. (a) Appareil OCT ; (b) Sujet sain ; (c) Sujet glaucomateux.

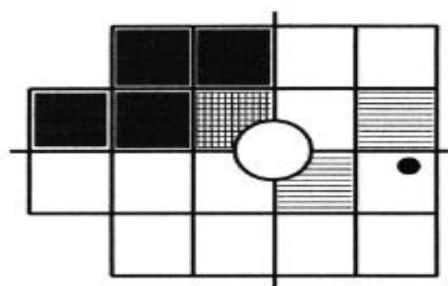
Les images obtenues sont des images couleurs de telle sorte que les différentes couleurs montrent si la cellule est saine (vert), malade (jaune) ou morte (rouge).

I.3.5.6. La technologie de doublement de fréquence FDT :

La périmétrie FDT ou Frequency Doubling Technology (technologie de doublement de fréquence) est une nouvelle technique automatisée destinée à l'étude des champs visuels et principalement utilisée pour le dépistage des glaucomes. L'appareil de mesure du champ visuel utilise un phénomène d'illusion optique créé par l'alternance répétée des bandes blanches et noires d'une grille de profil sinusoïdal de basse fréquence spatiale (0,25 cycle par degré) et de haute fréquence temporelle ou Flicker (25 Hz). L'illusion créée est un doublement de fréquence car les barres verticales apparaissent deux fois plus nombreuses. Cette illusion est engendrée par un sous-ensemble de cellules ganglionnaires de la voie magnocellulaire (cellules M). Celles-ci possèdent des fibres axonales de grand diamètre qui seraient atteintes électivement et précocement lors de la maladie glaucomateuse [26]. Le FDT présente différentes qualités, une réalisation rapide, une bonne sensibilité et une bonne spécificité. La figure I.13 ci-dessous présente l'appareil de FDT et l'image acquise par cet examen.



(a)



(b)

Figure I.13 : Examen FDT. (a) Périmètre FDT ; (b) Image acquise par FDT.

I.3.6. Les traitements du glaucome :

Les traitements du glaucome ont pour but de ralentir la progression de la maladie et non pas de restaurer la vision perdue. Il existe 3 grands types de traitement qui permettent d'abaisser la pression intraoculaire [27].

- Un traitement à base de collyres : Permet de faire baisser la tension oculaire. Selon le médicament qu'il contient le collyre augmentera la quantité de liquide drainée hors de l'œil ou diminuera la quantité de liquide produite par l'œil. Il doit être poursuivi à vie.

- Le laser : Il existe différents types de lasers adaptés à différentes formes de glaucome (Laser SLT ou Trabéculoplastie).
- La chirurgie traditionnelle : s'avère généralement nécessaire pour faire baisser la pression intraoculaire si la maladie continue à progresser.

I.4. Conclusion :

A travers ce chapitre nous avons présenté l'aspect médical concernant l'anatomie de l'œil ainsi qu'une explication globale et approfondie de la pathologie de glaucome qui est considéré comme la seconde cause de cécité dans le monde.

Dans le chapitre qui suit nous allons présenter quelques travaux existants dans la littérature pour le dépistage du glaucome. Ainsi que nous allons définir d'une manière générale les principales méthodes de traitement d'images originales utilisées dans notre travail pour aider les médecins ophtalmologues à faire la détection et le suivi de la maladie du glaucome.

Chapitre II :

Traitement des images champ visuel et OCT

II.1. Introduction :

Dans le domaine médical, les images sont le plus souvent imparfaites (bruitées), ce qui infus sur le résultat de diagnostic ou de suivi thérapeutique, donc l'application d'un système de traitement d'image est nécessaire. Le traitement d'images numériques est un ensemble d'approches, de techniques et d'outils permettant de modifier une image numérique dans le but de l'améliorer ou d'en extraire d'une façon automatique les informations pertinentes. Ce système passe par trois principales étapes : le prétraitement par l'application d'un filtrage, le traitement basé sur la segmentation et le post traitement pour la caractérisation et la classification.

Ce chapitre est divisé en deux grandes parties : la première est consacrée à la présentation d'un état de l'art sur les différentes méthodes existantes dans la littérature pour la détection du glaucome. Sachant que dans la deuxième partie, nous présentons les différentes approches et méthodes d'amélioration et d'analyse des images qui existent dans la littérature, tels que : le filtrage en appliquant soit des filtres linéaires, non linéaires, ou morphologiques, ainsi que la segmentation avec ses différentes approches.

II.2. L'état de l'art :

Dans la littérature, plusieurs travaux de recherche ont été proposés pour la détection du glaucome. Nous pouvons diviser ces travaux en trois groupes selon le type d'images utilisé : images OCT, images CV ou des images du fond d'œil obtenues par la rétinographie.

II.2.1. Détection du glaucome à partir des images OCT :

Dans ce cas, la détection du glaucome se fait par la détermination de l'épaisseur de la couche des fibres nerveuses rétiniennes ou par la détection des zones anormales à partir des images des cellules ganglionnaires.

Robert Koprowski et al. [28], ont proposé une méthode automatique pour l'analyse des images OCT. Cette BDD contient les données de 55 patients pour déterminer la couche des fibres nerveuses rétiniennes RNFL. L'algorithme proposé est basé sur l'utilisation d'un filtre médian et la segmentation morphologique afin d'évaluer le degré la gravité du glaucome et de la perte du champ visuel. Les résultats obtenus ont été comparés avec ceux obtenus à partir d'un périmètre statique : la corrélation avec la périmétrie statique était de 0,78 pour les méthodes d'analyse d'image existantes (segmentation avec la méthode de Canny, SVM, la morphologie mathématique, le contour actif ...) et de 0,86 pour la méthode proposée.

Arulmozhivarman Pachiyappan et al. [29] ont décrit un système de diagnostic automatisé de la rétinopathie diabétique et le glaucome en utilisant deux bases de données des images de fond

d'œil et des images OCT. La première BDD est composée de 89 images rétinienne dont 85 présentant une rétinopathie et 04 saines. La deuxième BDD contient des images OCT de 31 patients (13 glaucomateux et 18 sains).

La rétinopathie diabétique peut être détectée en appliquant l'égalisation d'histogramme adaptative, des opérations morphologiques, des filtres (passe bas...) et des seuils sur l'image du fond d'œil du patient. La détection précoce du glaucome est effectuée en estimant l'épaisseur de la couche rétinienne du nerf optique à partir des images OCT du patient par l'utilisation de filtre Médian, filtre de lissage gaussien et l'algorithme de contours actifs déformable (snake) pour la segmentation des limites antérieure et postérieure de la couche RNFL.

La précision de détection de disque optique pour la rétinopathie diabétique est jugée 97,75% et l'épaisseur RNFL mesuré par la méthode proposé concorde avec l'avis de l'expert donc le système proposé est précis, fiable et robuste et peut être réalisée.

Dans le cadre de la détection du glaucome, Ulfah Rimayanti et al. [30], ont réalisé une étude qui sert à examiner les relations entre les paramètres d'OCT, en particulier la largeur des zones anormales du GCC et sa capacité à détecter les différents stades du glaucome. Ils ont étudiés 118 yeux glaucomateux et 45 yeux témoins normaux pour leur travail. La référence de l'appareil utilisé est RTVue SD-OCT. Le but de ce travail est la détection et la quantification des zones anormales du GCC (jaune, rouge) d'un côté en utilisant le logiciel image J et la détection et le calcul de la largeur de chaque zone d'un autre côté. Ils ont appliqué aussi des analyses de régression linéaire et non linéaire afin d'évaluer les relations entre la zone anormale du GCC et d'autres paramètres (épaisseur, volume de perte focale et volume de perte global) et l'épaisseur de la couche RNFL peripapillaire.

Le critère d'information d'Akaike (AIC) a été utilisé pour vérifier si le modèle non linéaire alternatif correspond mieux aux données qu'un modèle linéaire. La capacité des paramètres GCC et des épaisseurs RNFL à prédire les différents stades du glaucome est déterminé en utilisant la surface sous la courbe (AUC) des caractéristiques opératoires du récepteur (ROC) avec un intervalle de confiance à 95%. Les valeurs de l'AUC ont été comparées pour trouver des différences significatives en utilisant le test non paramétrique unidirectionnel. Cette étude confirme que les modèles non linéaires décrivent mieux les relations entre les zones anormales du GCC et d'autres paramètres. En fin, les tailles de la zone de GCC anormale étaient les paramètres les plus sensibles pour la détection du glaucome à un stade précoce que l'épaisseur RNFL.

Le système proposé par Mei-Ling Huang et al. [31], traite des images obtenues à partir de la tomographie par cohérence optique du segment antérieur du stratus (AS-OCT) afin de mesurer

les variables du glaucome (épaisseur de la couche de fibre nerveuse rétinienne et topographie de la tête du nerf optique). Pour distinguer les images anormales des images normales, un réseau de neurones Fuzzy min-max basé sur Data-Core (DCFMN) a été utilisé. La prise de décision a été réalisée en deux étapes : l'extraction des caractéristiques à l'aide du réseau orthogonal et les variables sélectionnées ont été traitées comme étant l'alimentateur du système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), qui a été formé avec la méthode de descente gradient de rétropropagation en combinaison avec la méthode des moindres Carrés. Avec les paramètres Stratus OCT utilisés comme entrée, les courbes de caractéristiques opératoires du récepteur (ROC) ont été générées par ANFIS pour classer les yeux soit glaucomateux soit normal. Cette étude contient les données de 341 patients (135 patients atteints de glaucome et 206 patients sains). La performance de cette méthode est excellente car le taux de classification obtenu est de 97% avec un écart type moyen de $-0,67 \pm 0,62$ dB pour les patients sains et de $-5,87 \pm 6,48$ dB pour les patients glaucomateux.

II.2.2. Détection du glaucome à partir des images champ visuel :

Dans ce cas, la majorité des méthodes ont été développées pour la détection de la progression du glaucome. Parmi ces méthodes nous citons :

Siamak Yousefi et al. [32] ont développé un modèle de mélange gaussien non supervisé avec optimisation des attentes pour détecter la progression glaucomateuse dans les champs visuels standard de périmétrie automatisée, il est basé sur le modèle de mélange gaussien avec la maximisation des attentes (GEM : Gaussian mixture-model with Expectation Maximization) et les modèles variationnels d'analyse de composantes indépendantes bayésiennes (VIM : Variational Bayesian Independent component analysis Mixture-models). Les modèles GEM et VIM ont séparé des CV anormaux transversaux de 859 yeux et des CV normaux de 1117 yeux en groupes anormales et normales. Les résultats trouvés sont : la sensibilité et la spécificité pour la détection des CV glaucomateuses étaient respectivement de 89,9% et 93,8% pour le GEM et de 93,0% et 97,0% pour le VIM.

II.2.3. Détection de glaucome à partir des images fond d'œil :

Dans cette partie, les méthodes proposées ont été basées sur la segmentation de disque et cup optique et le calcul du rapport cup/disc (RCD). Parmi ces méthodes nous citons :

Un algorithme de détection autonome du glaucome a été proposé par Dutta et al. [33], L'approche est basée sur la segmentation du disque optique et de cup optique et le calcul du rapport cup/disc. Pour la segmentation de cup et du disque optique, ils ont utilisé une méthode

à double seuil, une pour enlever les vaisseaux sanguins et un second seuil pour segmenter les pixels super-intenses contenus dans le disque et le cup optique. De plus, la transformation de Hough est utilisée pour calculer le rayon du disque optique et de cup optique. Le RCD vertical est utilisé comme paramètre pour l'identification des symptômes du glaucome dans l'image du fond de l'œil. Les résultats de la méthode proposée indiquent que l'approche est efficace dans la détection du glaucome avec une meilleure précision par rapport aux méthodes existantes.

Un système de détection du glaucome assistée par ordinateur a été proposé par Ahmad et al. [34], qui analyse une image rétinienne en utilisant RCD et la règle d'ISNT (quadrants Inferieur, Supérieur, Nasal et Temporal), dans le but de classer les patients glaucomateux ou non. L'algorithme prétraite les images du fond d'œil en recadrant l'image suivie de l'extraction du plan Vert du domaine RVB pour détecter le cup et le plan de valeur du domaine HSV pour détecter le disque optique. L'image binaire est obtenue après le seuillage suivi d'une élimination du brouillage et de l'interférence des vaisseaux par des opérations morphologiques. La décision du glaucome ou de l'œil sain a été prise sur la base de la règle RCD et ISNT. Dans ce travail une BDD de 80 images rétinienne a été utilisée. Le taux de classification obtenu est de 97,5% avec un temps de calcul de 0,8141 seconde.

Anum A. Salam et al. [19], ont proposé une méthode qui sert à combiner le calcul de RCD avec les caractéristiques d'intensité et de la texture pour faire la classification des images présentant un glaucome, des images saines ou suspects. Pour faire l'extraction du cup optique, ils ont appliqués une approche morphologique basée sur l'ouverture du niveau de gris dans le but d'éliminer les vaisseaux sanguins, suivie d'une segmentation par croissance de région. Afin d'extraire le disque optique, une segmentation par seuillage est appliquée. Ils ont aussi proposé le détecteur de Canny afin de détecter les contours du cup et disque optique. Une méthode d'ajustement de l'ellipse est effectuée pour lisser les contours détectés en utilisant une approche à distance carrée. La méthodologie proposée est évaluée sur deux ensembles de données locales. Une Base de données composée de 50 images du fond de l'œil avec 15 glaucomes et 35 images en bonne santé, tandis que l'autre comprend 100 images contenant 26 glaucomes et 74 images saines. Cette méthode atteinte une précision de 91 %, avec la sensibilité et la spécificité moyennes sont de 100 et 87% respectivement.

En ce qui nous concerne, nous avons proposé une nouvelle méthode capable de faire la détection et le suivi du glaucome en utilisant une base de données de 58 OCT des cellules ganglionnaires GCC et 19 images champ visuel. Cette méthode est basée sur un filtre médian, une fermeture morphologique et une segmentation par seuillage.

II.3. Définition d'image numérique :

L'image est une représentation d'un objet ou d'une personne par les arts graphiques ou plastiques, la peinture, la sculpture, la photographie, le film, etc. Egalement, c'est un ensemble structuré d'informations qui après affichage sur un écran ont une signification pour l'œil humain.

Afin de pouvoir analyser une image par un système informatique, elle doit être représentée par un ensemble discret de valeurs (image numérique).

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous forme codée représentable par des nombres (valeurs numériques). Une image numérique est une matrice à 2D où ses éléments sont les pixels. On distingue trois types : Image binaire dont chaque pixel est représenté par un bit (0/1) (0 : noir, 1 : blanc). Soit image couleur, où chaque pixel est codé par trois couleurs fondamentales RVB (Rouge, Vert et Bleu) et chaque couleur est codée sous forme d'un octet (8bits : intensité de 0 à 255). Ou bien une image en niveaux de gris NG, dans ce cas on dispose d'une échelle de niveaux de gris, un pixel est codé par une seule composante comprise entre 0 et 255 (0 : noir, 255 : blanc et les valeurs intermédiaires indiquent les différentes teintes de gris) [35].

II.4. Filtrage des images :

Les images acquises sont le plus souvent entachées de parasites ou bruits. Pour les débarrasser, les techniques de restauration d'images (filtrage...) peuvent être employées.

Le filtrage est l'une des étapes primordiales de traitement d'images, il sert à retenir, supprimer, rediriger ou modifier les éléments indésirables de l'image en fonction des valeurs des pixels avoisinants, tout en préservant le maximum d'informations utiles [36]. Différentes méthodes de filtrage ont été développées selon le type et l'intensité du bruit, ou les applications auxquelles on destine l'image. Les premières et les plus simples sont basées sur le filtrage linéaire, mais les limitations de ces techniques a conduit au développement des filtres non-linéaire et morphologiques. Dans la plupart des cas, le filtrage consiste à balayer l'image par une fenêtre d'analyse de taille finie : le calcul du nouveau niveau de gris du pixel considéré ne prend en compte que les plus proches voisins de celui-ci.

L'organigramme ci-dessous (Figure II.1) résume ces méthodes.

Par la suite nous allons définir chacune des méthodes séparément.

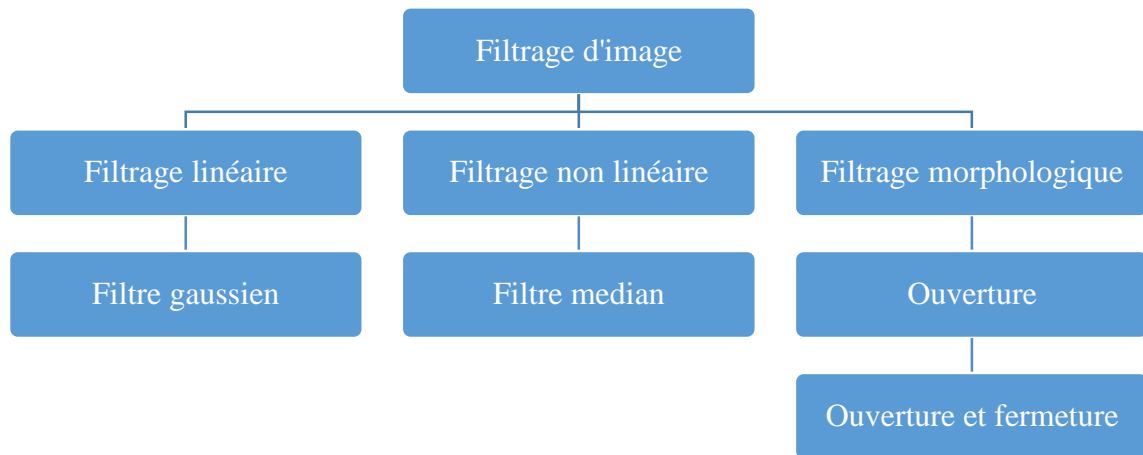


Figure II.1 : les différentes méthodes du filtrage.

II.4.1. 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. Un filtre linéaire est réalisé grâce à la convolution entre l'image bruitée et une matrice appelée masque de convolution [37]. Parmi les filtres linéaires nous intéressons au filtre gaussien.

II.4.1.1. Filtre gaussien :

C'est un filtre passe bas qui utilise une distribution gaussienne [38] :

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

Où σ est la variance de la distribution de moyenne nulle.

Ce type de filtre est utilisé pour diminuer le bruit (σ plus petit) ou appliquer un flou sur une image (σ grand).

Image filtrée B : convolution entre l'image originale A et la distribution de Gauss G :

$$I_f(x, y) = G(x, y) * A(x, y) \quad (\text{II.2})$$

II.4.2. Filtrage non linéaire :

Ces opérateurs ont été développés pour pallier aux insuffisances des filtres linéaires : principalement la mauvaise conservation des contours. Ils ont le défaut d'infliger des déformations irréversibles à l'image. Parmi les filtres non linéaires nous intéressons au filtre médian.

II.4.2.1. Filtre médian :

Ce filtre étant un des plus simples et des plus efficaces filtre non linéaires, le filtrage médian élimine les pics isolés c'est-à-dire correspondant au bruit impulsionnel de type « sel et Poivre » dans les images niveau de gris. Son principe consiste à remplacer la valeur du pixel par la valeur médiane de l'ensemble de voisinage de ce pixel [37].

Algorithme,

- 1) Choisir une fenêtre de voisinage de $n \times n$ pixels avec n impair,
- 2) Classer les pixels par ordre croissant d'intensité,
- 3) Affecter au pixel central la valeur médiane,
- 4) Appliquer cette méthode à toute l'image.

II.4.3. Filtrage morphologique :

La morphologie mathématique est une théorie non linéaire, utilisée en particulier en analyse d'images, dont le but est l'étude des objets en fonction de leur forme, de leur taille, des relations avec leur voisinage, de leur texture, et de leurs niveaux de gris ou de leur couleur. Par les transformations qu'elle propose, elle se situe à différents niveaux du traitement d'images (filtrage, segmentation, mesures, analyse de texture) et fournit ainsi des outils pour la reconnaissance des formes. Elle s'appuie sur la théorie des ensembles et des treillis. Elle s'applique aussi bien sur les images binaires qu'aux images niveaux de gris [39].

Le filtre morphologique consiste à simplifier l'image originale en supprimant certaines structures géométriques selon un élément structurant. Il est défini par des propriétés algébriques : un filtre est un opérateur croissant et idempotent, on peut construire plusieurs familles de filtre à partir des filtres de bases l'ouverture et la fermeture algébriques [40].

Deux opérateurs sont à la base de la morphologie mathématique : érosion et dilatation, les autres sont seulement des combinaisons plus ou moins complexes de ces deux opérateurs.

Dans cette partie, nous introduisons les quatre opérations de base de la morphologie mathématique : érosion, dilatation, ouverture et fermeture.

II.4.3.1. Élément structurant :

L'idée de base de la morphologie mathématique est de comparer les valeurs des pixels de l'image avec un ensemble de géométrie connue appelé élément structurant, ce dernier est un objet de référence caractérisé par sa forme (géométrie connue : disque, carré,...) et sa taille.

Cet élément est un masque binaire comprenant la valeur « 1 » pour les pixels appartenant à l'élément structurant et la valeur « 0 » pour les autres, il est repéré par son origine qui prend généralement la valeur « 1 » [41].

II.4.3.2. Erosion :

L'érosion d'un ensemble X par un élément structurant B notée ε_B est définie par [40], [42] :

$$\varepsilon_B(X) = X \ominus \check{B} = \bigcap_{b \in \check{B}} X_b \quad (\text{II.3})$$

$$= \{p \in E, Bp \subseteq X\} \quad (\text{II.4})$$

Elle est le lieu géométrique des points p tels que translaté de B par p « Bp » est inclus dans X .

L'érosion peut être considérée comme un rétrécissement de l'image originale : l'ensemble érodé est contenu dans l'ensemble d'origine, donc est un opérateur anti-extensif.

$$\varepsilon_B(X) \subset X \quad (\text{II.5})$$

Le résultat de l'érosion est [41] :

- Eliminer les petits éléments.
- Réduire l'ensemble X .
- Amplifier les trous.

II.4.3.3. Dilatation :

La dilatation d'un ensemble X par un élément structurant B notée δ_B est définie par [40], [42] :

$$\delta_B(X) = X \oplus B = \bigcup_{b \in B} X_b \quad (\text{II.5})$$

$$= \{x + b, x \in X, b \in B\} \quad (\text{II.6})$$

$$= \{z/B_z \cap X \neq \emptyset\} \quad (\text{II.7})$$

La dilatation est le lieu géométrique des points z tels que Bz intersecte X . Par conséquent, la dilatation peut être considérée comme un agrandissement de l'image originale : l'ensemble dilaté est plus grand que l'ensemble d'origine, donc est un opérateur extensif.

$$X \subset \delta_B(X) \quad (\text{II.8})$$

La dilatation a pour résultat de [41] :

- Amplifier les petits éléments.
- Grossir l'ensemble X .
- Eliminer les trous.
- Dilater les contours.

II.4.3.4. Ouverture et fermeture :

L'ouverture est un filtre morphologique, c'est la composition d'une érosion suivie d'une dilatation avec le même élément structurant. L'ouverture d'un ensemble X par un élément structurant B notée γ_B est définie par [40], [42] :

$$\gamma_B(X) = X \circ B = \delta_{\check{B}}(\varepsilon_B(X)) = (X \ominus \check{B}) \oplus B \quad (\text{II.9})$$

Elle a pour effet de [34] :

- Ouvrir les petits isthmes.
- Lisser les formes
- Eliminer les composantes connexes plus petites que l'élément structurant

La fermeture est un filtre morphologique, c'est la composition d'une dilatation suivie d'une érosion avec le même élément structurant. La fermeture d'un ensemble X par un élément structurant B notée φ_B est définie par [40], [42] :

$$\varphi_B(X) = X \cdot B = \varepsilon_{\check{B}}(\delta_B(X)) = (X \oplus \check{B}) \ominus B \quad (\text{II.10})$$

Elle a pour effet de [41] :

- Boucher les trous étroits.
- Connecter les objets proches.

II.5. La segmentation :

II.5.1. Définition :

La segmentation est l'un des étapes fondamentales et importantes du traitement d'images. Leur but est d'extraire les entités d'une image pour y appliquer un traitement spécifique et interpréter le contenu de l'image. Elle consiste à partitionner l'image en sous-ensembles connexes, appelés régions, selon certains critères d'homogénéité. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines, l'intérêt de ces régions est de pouvoir être manipulées ensuite via des traitements de haut niveau pour extraire des caractéristiques de forme, de position, de taille, etc. [43].

Classiquement, on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image I en un nombre N de sous-ensembles R_i appelés régions, homogènes dans le sens d'un ou plusieurs critères, comme le niveau de gris, tels que [44] :

- La segmentation doit être complète (c'est-à-dire, chaque pixel doit être affecté à une classe).
- Les pixels appartenant à la même région doivent être connectés.
- Les régions doivent être disjointes.

En termes mathématiques [43] :

$$\left\{ \begin{array}{ll} \bigcup_{i=1}^n R_i = I & \text{(II. 11)} \\ \forall i \in \{1, \dots, n\} R_i \text{ est connexe} & \text{(II. 12)} \\ R_i \cap R_j = \emptyset \text{ avec } i \neq j & \text{(II. 13)} \\ \forall i \in \{1, \dots, n\} P(R_i) = \text{vrai} \quad P: \text{prédicat logique} & \text{(II. 14)} \\ \forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2, i \neq j \quad P(R_i \cup R_j) = \text{faux} & \text{(II. 15)} \end{array} \right.$$

Où R_i est l'ensemble des régions fermant l'image I .

II.5.2. Les différentes approches de segmentation :

La segmentation d'images ainsi définie est un domaine très vaste où l'on retrouve de nombreuses approches que l'on peut regrouper en quatre principales catégories. Le diagramme ci-dessous (figure II.2) résume les méthodes les plus utilisés dans le domaine médical. Dans la partie qui suit, nous allons expliquer d'une manière plus détaillée chacune de ces méthodes.

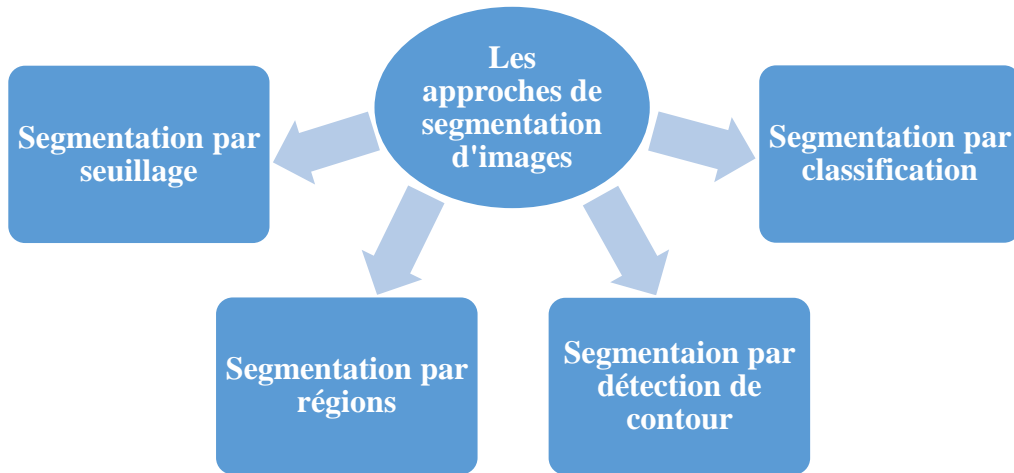


Figure II.2 : Les différentes approches de segmentation.

II.5.2.1. Segmentation par seuillage :

Le seuillage est la technique de segmentation la plus simple et la plus répandue où les pixels de l'image sont partagés par un seul seuil s en deux classes : ceux qui appartiennent au fond et ceux qui appartiennent à l'objet. L'image est alors séparée en deux classes de façon à ce que l'information comprise entre 0 et s est retenue et l'autre non, ou vice-versa. Soit l'image originale $I (M \times N)$, supposons que $f(x, y)$ représente le niveau de gris du pixel aux coordonnées (x, y) , $0 \leq x \leq M$, $0 \leq y \leq N$ et s est le seuil choisi, les pixels de l'objet sont ceux ayant le niveau de gris supérieur à s et les autres ayant le niveau de gris inférieur à s sont des pixels du fond. Alors, l'image binarisée $g(x, y)$ est donnée par l'équation suivante [45] :

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x,y) > s \\ 0 & \text{si } f(x,y) \leq s \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Il existe deux manières pour la segmentation par seuillage, soit en utilisant le seuillage manuel : le seuillage local et le seuillage global, soit par le seuillage automatique : méthodes d'Otsu.

II.5.2.1.1. Seuillage manuel :

Le seuil est choisi manuellement à partir de l'histogramme de l'image initiale.

- **Seuillage local :**

Pour la binarisation locale, la classification d'un pixel dépend non seulement de son niveau de gris mais aussi de ses informations locales. C'est la moyenne des pixels du voisinage qui est prise en compte lorsqu'on construit l'histogramme de deux dimensions [45]. Alors, on détermine en chaque point un seuil selon la répartition des luminances de son voisinage.

Une méthode de segmentation par seuillage local consiste à subdiviser l'image en blocs de tailles égales. Puis un seuil optimal est calculé pour chacun des blocs en utilisant une des méthodes de seuillage globale [46].

- **Seuillage global :**

Le seuillage global consiste à partitionner l'image en deux classes ou plus grâce à un seuil optimal ou plus qui sont calculés à partir d'une mesure globale sur toute l'image. Il permet de décider l'appartenance d'un pixel à l'objet ou au fond. L'histogramme est une mesure utilisée le plus souvent dans les méthodes de seuillage. Dans ce cas, le seuil attendu est celui qui correspond à la vallée de l'histogramme, celui qui distingue le plus possible les classes : fond et objet [45]. La méthode d'Otsu peut être tenue comme un représentant automatique de cette approche.

II.5.2.1.2. Seuillage automatique :

Dans ce cas, le seuil est choisi automatiquement à partir de l'image initiale.

- **Méthode d'Otsu :**

La binarisation par la méthode d'Otsu est appliquée dans le cas où l'image ne contient que deux classes de pixels (1 fond et 1 objet). Le principe de cette méthode est de trouver un seuil optimal qui maximise la différence entre ces deux classes. Il est effectué en se basant sur la

minimisation de la variance intra-classe. Le seuil optimal S est celui qui maximise une des fonctions suivantes [45] :

$$\lambda(t) = \frac{\delta_B^2(t)}{\delta_w^2(t)} \quad (\text{II.17}) ; \quad \eta(t) = \frac{\delta_B^2(t)}{\delta_T^2(t)} \quad (\text{II.18}) ; \quad \kappa(t) = \frac{\delta_T^2(t)}{\delta_w^2(t)} \quad (\text{II.19})$$

Si l'on choisit $\eta(t)$ alors : $S_{\text{optimal}} = \arg \max \eta(t)$ avec : $t \in [\min, \max]$

$$\delta_B^2(t) = \delta_T^2(t) - \delta_w^2(t) \quad (\text{II.20})$$

$$\delta_T^2(t) = \sum_{i=\min}^{\max} (i - m_T)^2 \quad (\text{II.21}) ; \quad m_T = \sum_{i=\min}^{\max} i * P_i \quad (\text{II.22})$$

$$\delta_B^2(t) = P_{\text{fond}}(t) * \delta_{\text{fond}}^2(t) - P_{\text{objet}}(t) * \delta_{\text{objet}}^2(t) \quad (\text{II.23})$$

Avec,

$\delta_B^2(t)$: La variance inter-classe.

$\delta_T^2(t)$: La variance totale.

m_T : La moyenne totale de tous les pixels dans l'image.

P_i : la probabilité d'occurrence du niveau de gris i dans l'image.

$P_{\text{fond}}(t)$ et $P_{\text{objet}}(t)$: la somme des probabilités d'occurrence des niveaux de gris des pixels du fond et celle de l'objet respectivement, en prenant le seuil t .

$\delta_{\text{fond}}^2(t)$ et $\delta_{\text{objet}}^2(t)$: La variance de la classe fond et de la classe objet respectivement.

Cette méthode est simple à implanter et donne de bons résultats en général. Cependant, dans les cas des images de documents, les résultats ne sont pas nets, deux différents objets peuvent être confondus.

II.5.2.2. Segmentation par régions :

Elle consiste à rechercher des ensembles des pixels connexes représentant des caractéristiques de luminosité communes (similarité intra-classe). Le but de la segmentation en régions va être de regrouper les pixels connexes en régions homogènes de même niveau de gris, ou de même « couleur » pour une segmentation couleur dans l'espace colorimétrique RVB, YUV, etc. [47].

Parmi les méthodes basées sur la segmentation en région les plus connues nous présentons celles de croissance de régions et de division/fusion.

II.5.2.2.1. Segmentation par croissance de régions :

La croissance de régions est une méthode contextuelle, elle prend en considération les attributs locaux des pixels. C'est une technique essentiellement ascendante.

La définition d'une région, consiste à définir un germe dans la région d'intérêt. L'algorithme utilisera ce germe comme point de départ pour l'agrégation (Figure II.3). Cette étape a pour

objectif de faire grossir une région en agglomérant des pixels voisins. Ces pixels sont choisis afin de maintenir l'homogénéité de la région. Les pixels voisins sont ajoutés à la région si le critère d'homogénéité choisi reste vrai. Elle s'arrête lorsqu'on ne peut plus ajouter de pixels sans briser l'homogénéité. La croissance peut être guidée par différents critères [48] :

- L'homogénéité, un pixel dans le niveau de gris est proche de celui de la région courante, est sélectionné.
- Le centre de gravité, cela consiste à favoriser le pixel le plus proche du centre de gravité de la région, cette technique présente un effet de bord intéressant puisque le centre de gravité se déplace avec la croissance.
- La compacité peut guider, il s'agit de privilégier le pixel qui est le plus entouré par des points qui appartiennent déjà à la région.

Algorithme :

- Initialiser la liste de germes [R] (pixels de départ), où chaque germe forme une région,
- Initialiser la liste de pixels adjacents [N],
- Fixer un critère d'homogénéité,
- Pour chaque pixel P dans la liste [N] :
- Si $P \in [N]$, n'est pas associé à une région,
- Si P vérifie le critère d'homogénéité alors,
- Ajouter ce pixel à la région [R],
- Ajouter les pixels voisins de P dans la liste [N],
- Répéter cette itération pour tous les pixels.
- Croissance de la région jusqu'au critère d'arrêt (plus aucun pixel ne satisfait le critère).

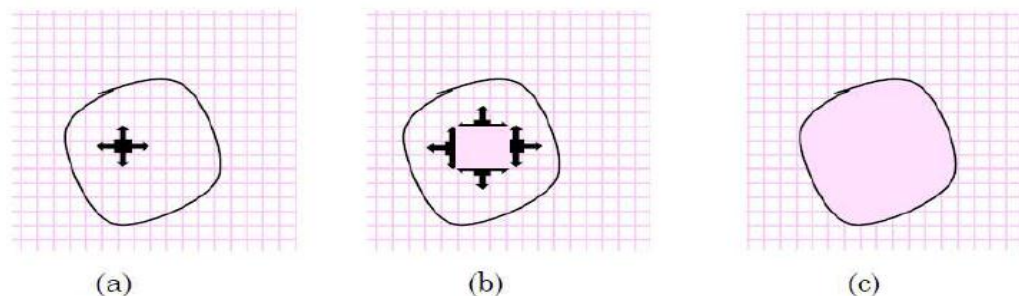


Figure II.3 : Le processus d'un algorithme de croissance de région. **(a)** début de processus, le point noir présente le germe et les flèches la direction de croissance. **(b)** la croissance de pixels après quelques itérations. **(c)** le résultat de la segmentation.

II.5.2.2.2. Segmentation par division/fusion :

L'algorithme *Split_and_merge* est décomposé en deux étapes : une phase de division de toutes les régions non homogènes et une phase de fusion de toutes les régions adjacentes de sorte que la région résultante respecte toujours le critère d'homogénéité [49].

- **La division :**

Cette étape basée sur l'analyse de chaque région R_i . Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement. On peut considérer que la première région est composée de toute l'image [50].

- **La fusion :**

La segmentation par division est incomplète (il est encore possible de diminuer le nombre de région en réunissant les régions adjacentes). L'opération de division est suivie par une opération de fusion. Cette procédure de fusion qui peut être représentée à l'aide d'un graphe de contiguïté des régions (GCR) permet de réunir les blocs adjacents de l'image si le critère d'homogénéité est vérifié [50].

Algorithme :

Soit R_i ($i = 1, \dots, n$) un ensemble de régions effectuant la partition d'une image, et soit P un prédicat mesurant l'homogénéité de ces régions.

Si $P(R_i) = \text{faux}$ alors, subdivision des régions ou split.

Si $P(R_i \cup R_j) = \text{vrai}$ avec $i \neq j$ alors, $R_i \cup R_j$ = fusion des régions ou merge.

II.5.2.3. Segmentation par détection de contour :

Cette approche s'intéresse essentiellement aux contours (frontière) des régions, ces contours sont les lieux de variation significative du niveau de gris par rapport aux pixels adjacents. On peut procéder pour cela de différente manière [51] :

- On construit directement l'image résultat contenant la frontière entre le fond et l'objet en appliquant des opérateurs de segmentation directement sur l'image (filtres de seuillage, lissage, opérateurs de dérivée, ...).

- En utilisant des méthodes qui manipulent une forme englobant l'objet à extraire et qui la font évoluer d'une position initiale vers une position finale correspondant à l'objet ciblé. Cette approche est celle des contours actifs.

II.5.2.3.1. Méthodes dérivatives :

La segmentation d'image par les méthodes dérivatives présente comme avantages de ne pas faire d'hypothèse sur la topologie de l'objet et ainsi isoler plusieurs zones de l'image sans augmenter la complexité. Les contours sont assimilés aux points forts de gradient ou bien de dérivée seconde nulle [51]. Parmi les méthodes dérivatives les plus connus, on trouve le gradient opérateurs de Roberts, de Prewitt, de Sobel et de Krish.

II.5.2.3.2. Méthodes analytiques :

Ces méthodes utilisent le filtre de Canny .C'est un filtre optimal calculé analytiquement à partir de 3 critères [52] :

- Une bonne détection : détecter un maximum de contours.
- Une bonne localisation : les points détectés doivent être les plus proches possibles du vrai contour.
- Réponse unique : minimiser le nombre de contours détectés plusieurs fois.

Pour implémenter le filtre de Canny, on suit 4 étapes :

- Filtre linéaire.
- Calculer le gradient de l'image.
- Suppression de non maximas.
- Seuillage de contours.

II.5.2.3.3. Méthodes basée sur les contours actifs :

Un contour actif est une courbe définie dans l'image et qui est capable de se mouvoir sous l'influence de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme. Un snake consiste à placer aux alentours de l'objet à détecter une ligne initiale de contour, l'évolution se fait à travers un processus itératif qui déforme la courbe à chaque itération jusqu'à sa position finale [53] (figure II.4).

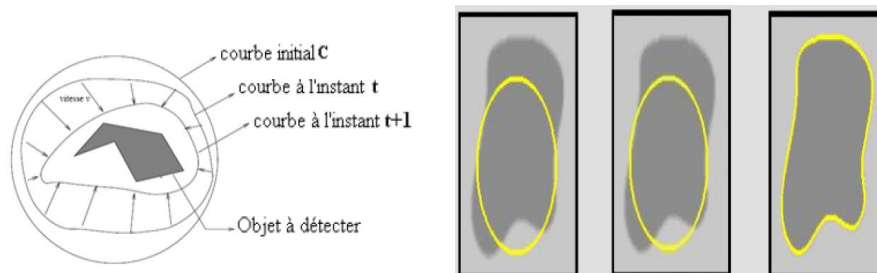


Figure II.4 : Principe des contours actifs.

Les forces impliquées vont dériver trois énergies associées au snake :

- Une énergie propre, due uniquement à la forme du contour, dite énergie interne : $E_{interne}$.
- Une énergie potentielle imposée par l'image dite énergie externe : $E_{externe}$. C'est elle qui va attirer la ligne du snake vers les contours réels présents sur l'image.
- Une énergie de contexte : $E_{contexte}$ qui exprime certaines contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur vu le snake qu'il veut obtenir.

Mathématiquement, un contour actif est une courbe paramétrée C représenté par la notion suivante [53] :

$$C: [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (II.24)$$

$$s \rightarrow v(s) = \begin{bmatrix} x(s) \\ y(s) \end{bmatrix} \quad (II.25)$$

$$C = \{v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) / s \in [a, b] \text{ et } t \in [0, T]\} \quad (II.26)$$

Où, s : désigne l'abscisse curviligne le long du contour, a et b sont les extrémités du contour et $v(s)$ le point courant de coordonnées $x(s)$, $y(s)$.

Un snake peut prendre l'une des trois formes (figure II.5) [44] :

- Les contours actifs fermés ; le point de départ est celui d'arrivée (a).
- Les contours actifs à extrémités libre ; tous les points sont susceptibles de bouger (b).
- Les contours actifs à extrémités fixes ; les points de départ et d'arrivée restent fixes (c).

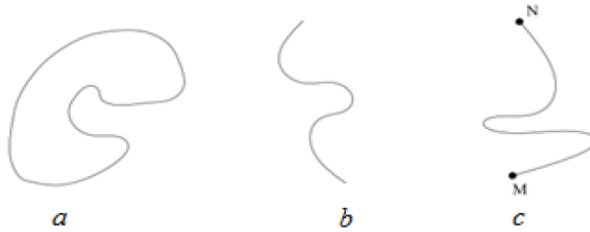


Figure II.5 : Les trois formes du snake.

II.5.2.4. Segmentation par classification :

Elle vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes.

II.5.2.4.1. K-means :

K-means clustering est un type de classification non supervisé, qui est utilisé lorsque les données sont non marquées (c'est-à-dire des données sans catégories ou groupes définis). Le but de cet algorithme est de trouver des groupes dans les données, avec le nombre de groupes représentés par la variable K . L'algorithme travaille itérativement pour assigner chaque point de données à un des groupes K en fonction des caractéristiques fournies. Les points de données

sont regroupés en fonction de la similitude des fonctionnalités. Les résultats de l'algorithme de clustering K-means sont [54] :

- Les centroïdes des grappes K, qui peuvent être utilisés pour étiqueter de nouvelles données.
- Étiquettes pour les données de formation (chaque point de données est attribué à un seul cluster).

Algorithme :

L'algorithme de clustering K-means utilise un raffinement itératif pour produire un résultat final. Les entrées d'algorithme sont le nombre de clusters K et l'ensemble de données. Les algorithmes commencent par des estimations initiales pour les centroïdes K, qui sont générées de façon aléatoire, L'algorithme effectue alors une itération entre deux étapes [54] :

1. Etape d'affectation des données : Chaque centroïde définit l'un des grappes. Dans cette étape, chaque point de données est affecté à son centroïde le plus proche, basé sur la distance Euclidienne au carré. Plus formellement, si c_i est la collection de centroïdes dans l'ensemble C, alors chaque point de données x est affecté à un cluster basé sur :

$$\operatorname{argmin}_{c_i \in C} \operatorname{dist}(c_i, x)^2 \quad (\text{II.27})$$

2. Etape de mise à jour Centroïdes : Dans cette étape, les centroïdes sont recalculés. Cela se fait en prenant la moyenne de tous les points de données assignés à la grappe de ce centroïde.

$$c_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x_i \in S_i} x_i \quad (\text{II.28})$$

L'algorithme effectue une itération entre les étapes un et deux jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint (c'est-à-dire qu'aucun point de données ne modifie les clusters).

II.5.2.4.2. Fuzzy C-Means :

Est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-Means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré

d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont [55] :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

II.6. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents travaux existants dans la littérature pour la détection et le dépistage du glaucome. Les principales méthodes de traitement et d'analyse d'images ont été définies par la suite, tels que le filtrage avec ses différents types et la segmentation avec ses différentes approches, dont le but de construire des images de haute qualité et qui aident le médecin dans leur diagnostic ou leur suivi thérapeutique.

Dans la partie suivante nous intéressons à notre propre travail de détection du glaucome à partir des images champ visuel et OCT, ainsi que les résultats obtenus.

Chapitre III :

Détection du glaucome : résultats et discussions

III.1. Introduction :

Le glaucome est une pathologie oculaire grave car il provoque une atteinte irréversible de champ visuel. Actuellement, il est considéré comme la deuxième cause de cécité dans le monde [9] ; par conséquent, la recherche d'un système d'analyse d'images pour l'aide au diagnostic et de suivi d'évolution de cette pathologie attire l'attention de beaucoup de chercheurs. En effet, l'intérêt de la détection du glaucome a augmenté avec le développement de l'imagerie et la puissance de calcul. Dans ce chapitre nous nous focalisons sur la détection du glaucome à partir de deux techniques d'imagerie en ophtalmologie qui sont les images Tomographiques par Cohérence Optique (OCT) et les images du Champs Visuel (CV). Ce chapitre est divisé en trois principales sections : la première est consacrée à la description de la base de données utilisée dans notre travail. La deuxième section, se focalise sur la présentation de notre méthode proposée pour la détection et le suivi d'évolution du glaucome. Dans la troisième section nous exposons les résultats obtenus ainsi que leurs interprétations.

III.2. Description de la base de données utilisée :

Les bases d'images sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images, ils aident considérablement les chercheurs d'évaluer et de comparer les méthodes développées par rapport aux travaux reportés dans l'état de l'art. Dans le cadre de notre travail, nous avons utilisé deux différentes bases de données des images ophtalmologiques chacune regroupe un ensemble images acquises par un examen différent : une base pour les images OCT-GCC et une base pour les images champ visuel. Ces deux bases ont été collectées par Mr. LAZOUNI Mohammed El Amine dans le cadre de la réalisation d'un travail scientifique avec un ensemble de médecins ophtalmologues au niveau de la clinique d'ophtalmologie LAZOUNI Tlemcen.

Le but de cette recherche scientifique est de faire une étude sur la maladie du glaucome au niveau national, pour cela, une collecte des données au niveau de plusieurs établissements est nécessaire. Comme première étape, un test de notre algorithme proposé dans ce mémoire de Master va être effectué sur les BDDs collectées par la clinique LAZOUNI afin d'être validées par l'ensemble des médecins.

III.2.1. Base de données des images OCT :

La base d'image utilisée dans notre travail a été collectée par Mr. LAZOUNI Mohammed El Amine [56], dans le cadre d'un projet de recherche pour la détection précoce du glaucome en Algérie. Ce travail est réalisé en collaboration avec plusieurs médecins ophtalmologues et

plusieurs structures hospitalières et privées. Cette base d'images contient 58 images OCT des cellules ganglionnaires (GCC) couleurs provenant de 28 patients (12 hommes et 16 femmes) avec une moyenne d'âge de 56 ans (entre 36 ans et 76 ans) dont 28 images normales et 30 glaucomateuses. Elles sont acquises à partir du dernier appareil de la société américaine Optovue. Ce nouveau OCT type RTVue-XR Avanti permet une analyse en face de la rétine c'est-à-dire une analyse grand champ grâce aux 70 000 A-Scan par seconde. Il établit alors un diagnostic multicouche des pathologies de la périphérie rétinienne sur toutes ses couches, de la limitante interne à la choroïde. L'Avanti bénéficie des dernières innovations en terme d'Eye-Tracking c'est-à-dire le suivi des mouvements de l'œil et ne se limite pas au seul segment postérieur, puisqu'il offre un module de segment antérieur performant pour faire face à toutes les indications en chirurgie réfractive et chirurgie de la cataracte. Cet OCT peut bénéficier du système d'angiographie-oct sans injection ANGIOVUE.



Figure III.1 : Appareil OCT RTVue-100.

Les images utilisés dans notre travail sont des images capturées et enregistrées sous le format JPG, avec une taille de 1030 * 1596 pixels et une résolution de 3.0 μm . La figure III.2 qui suit nous montre une description de la BDD OCT collectée.

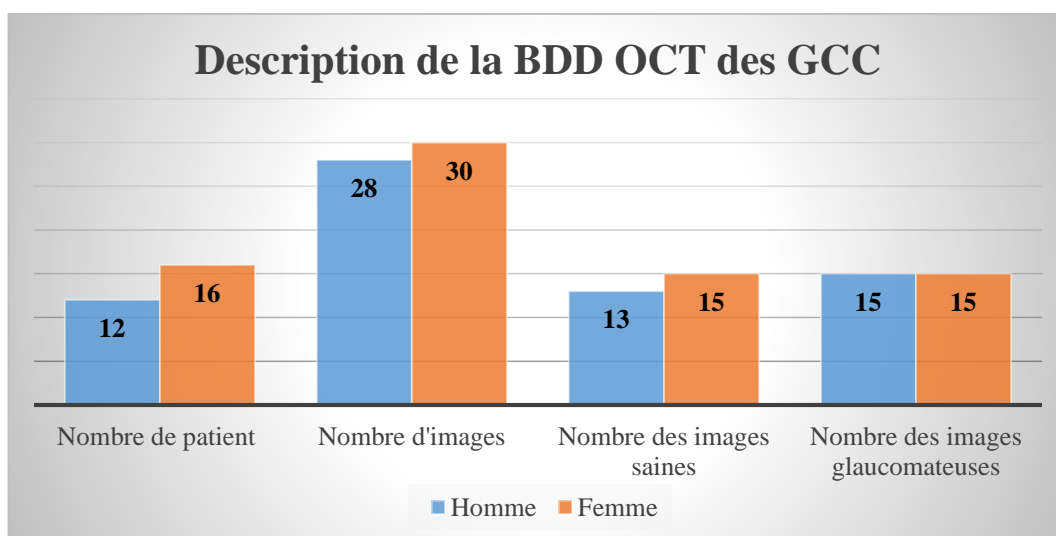


Figure III.2 : Histogramme de description de la BDD OCT des GCC.

La figure III.3 qui suit nous montre deux images OCT des cellules ganglionnaires utilisées dans notre travail.

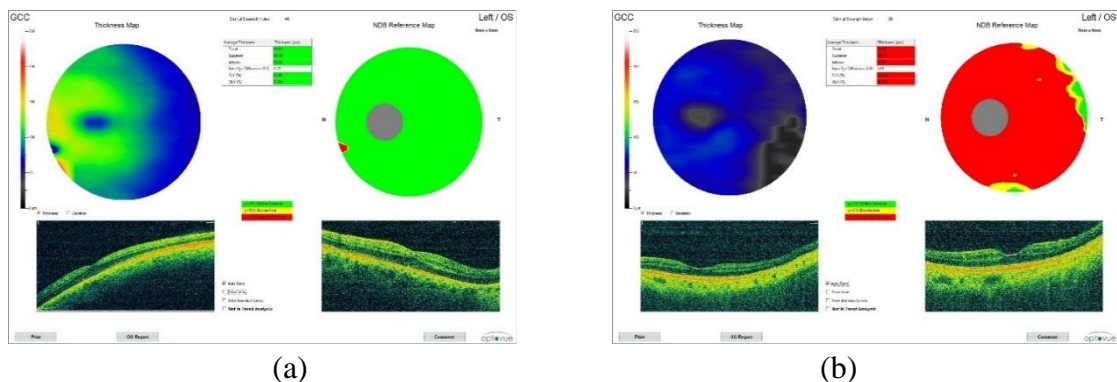


Figure III.3 : Exemples des images OCT des cellules ganglionnaires. (a) Sujet sain ; (b) Sujet pathologique.

Les trois couleurs montrent l'état du patient tel que les cellules saines apparaissent en vert, les cellules mortes en rouge et les cellules malades en jaune.

III.2.2. Base de données des images champ visuel :

Cette base d'images regroupe 19 images champ visuel couleurs provenant de 8 malades (3 hommes et 5 femmes) dont 15 cas atteints de glaucome et 4 images saines avec un moyen d'âge de 42 ans (entre 19 ans et 66 ans). Elles sont des images capturées et enregistrées sous le format jpg, avec une taille de 964 * 1375 pixels. Ces images sont acquises à partir d'un appareil champ visuel de marque OPTOPOL type PTS 1000 avec un temps d'exposition de 0,1 à 9,9 seconde et un nombre de champs prédéfinis plus 10 défini par l'utilisateur.

L'OPTOPOL PTS 1000 est un instrument de diagnostic moderne pour des tests précis et rapides pour le champ de vision. Il fournit une solution unique pour la périmétrie cinétique et statique de Goldmann. Le PTS 1000 offre une large gamme de stratégies et d'outils d'analyse combinés à une interface intuitive et facile à utiliser.



Figure III.4 : Appareil Champ Visuel OPTOPOL PTS 1000.

La figure III.5 qui suit nous montre une description de la BDD CV collectée par Mr LAZOUNI.

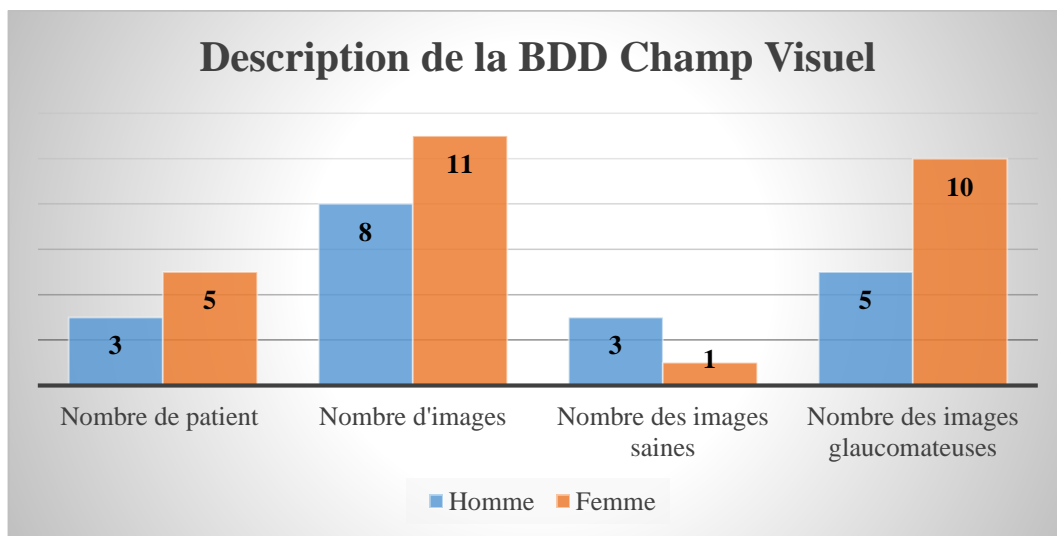


Figure III.5 : Histogramme de description de la BDD Champ Visuel.

La figure III.6 qui suit nous montre deux images obtenues par le champ visuel automatique PTS 1000.

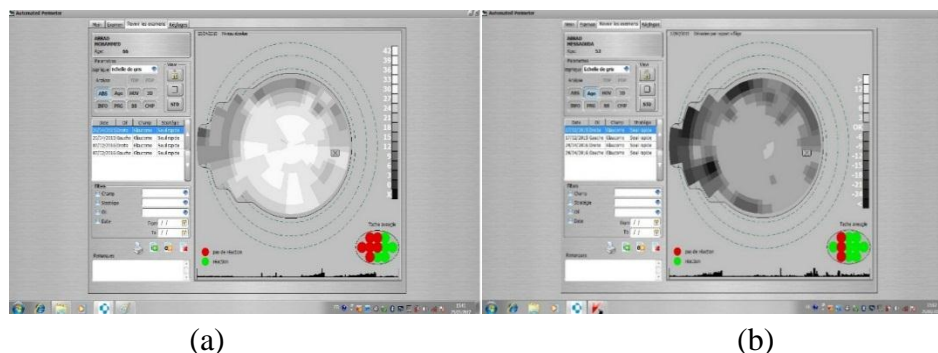


Figure III.6 : Exemples des images champ visuel. (a) Sujet sain ; (b) Sujet pathologique.

Les différents niveaux de gris montrent l'état du patient tel que les cellules saines apparaissent en blanc, les cellules mortes en noir et les cellules malades en gris.

III.3. Détection du glaucome :

Le glaucome est une pathologie grave, il est souvent associé à l'augmentation de la pression intraoculaire dans l'œil. Il provoque des altérations irréversibles du champ visuel qui peuvent conduire à la cécité totale s'il n'est pas détecté et traité au bon moment. C'est pour ça, le dépistage précoce est la meilleure façon pour enrayer cette maladie des yeux. Dans cette partie nous intéressons à la description de notre propre travail concernant la détection et le suivi du glaucome en utilisant les images OCT et les images champ visuel.

III.3.1. Détection des cellules glaucomateuses à partir des images OCT des GCC :

A ce niveau nous allons présenter en détails les différentes étapes parcourus dans notre algorithme afin de détecter la pathologie de glaucome, ainsi que le suivi de leur évolution en utilisant les images OCT qui sont des images capturées car nous n'avons pas un accès direct à la base de données réelle. L'organigramme ci-dessous (figure III.7) montre le processus de détection du glaucome en utilisant les images OCT des cellules ganglionnaires couleurs.

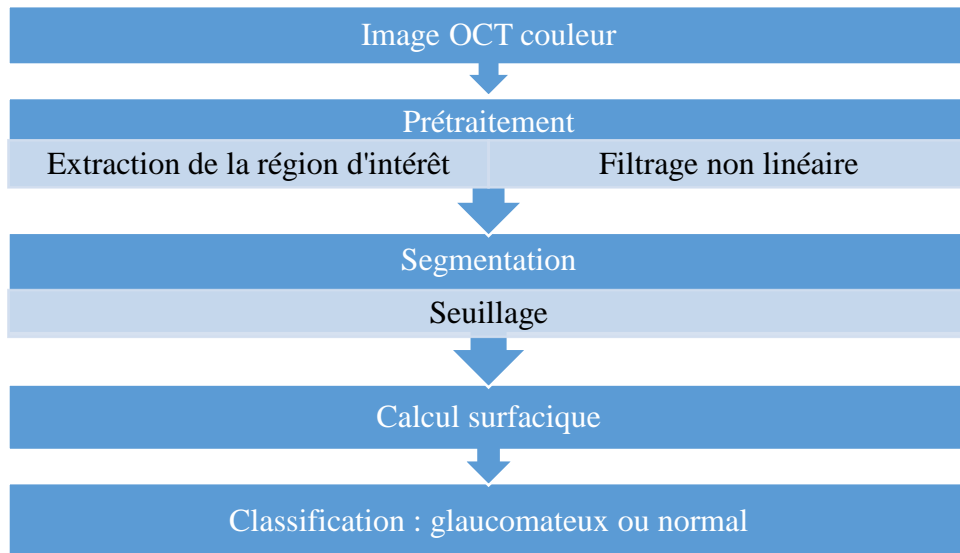


Figure III.7 : Organigramme de détection du glaucome à partir des images OCT-GCC.

III.3.1.1. Prétraitement :

Notre étude repose sur un calcul surfacique (calcul des pourcentages) dans une région donnée, cela nécessite tout d'abord une définition de la région d'intérêt, puis élimination de la tâche aveugle (cercle gris) et enfin un filtrage afin d'atténuer le bruit. Donc cette partie est divisée en trois sous-parties : la première consiste à extraire la région d'intérêt, la deuxième est sacrée à l'élimination de la tâche aveugle et la troisième est consacrée au filtrage.

III.3.1.1.1. Extraction de la région d'intérêt :

Les images OCT acquises sont des images de très grande taille et contiennent plusieurs types images, comme montre la figure III.8 (a). Donc une étape de délimitation de l'image originale est obligatoire pour que nous puissions travailler seulement sur la région des cellules ganglionnaires et par la suite implémenter notre algorithme de segmentation. Dans cette partie, nous avons réduit de la taille de l'image manuellement en minimisant le nombre des lignes et des colonnes en utilisant la commande Matlab (*imcrop*), comme indique la figure III.8 (b), afin d'obtenir la région d'intérêt (ROI) qui est la partie de cellules ganglionnaires GCC (figure III.8).

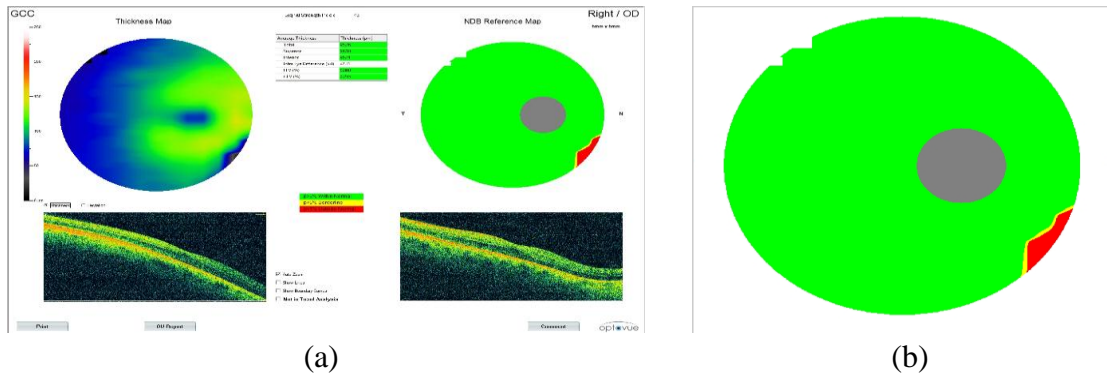


Figure III.8 : La région d'intérêt initiale. (a) Image originale en couleur ; (b) Image réduite.

III.3.1.1.2. Elimination de la tache aveugle :

Puisque la région de la tache aveugle qui est représentée par la couleur grise dans l'image est bien limitée, nous avons appliqué une binarisation sur l'image niveau de gris afin de l'extraire et puis l'éliminer car elle est une région inutile. Les seuils sont choisis manuellement à partir de l'histogramme, après plusieurs essais nous avons choisis deux seuils optimaux : seuil 1 égal à 100 et seuil 2 égal à 145. Le résultat est présenté dans la figure III.9.

Soit $I1(n,m)$ l'image niveau de gris et $I2(n,m)$ l'image de la tache aveugle, avec $(n*m)$ la taille de l'image.

Où :

$$I2(n, m) = \begin{cases} 1, & \text{si } I1(n, m) > \text{seuil 1 et } I1(n, m) < \text{seuil 2} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

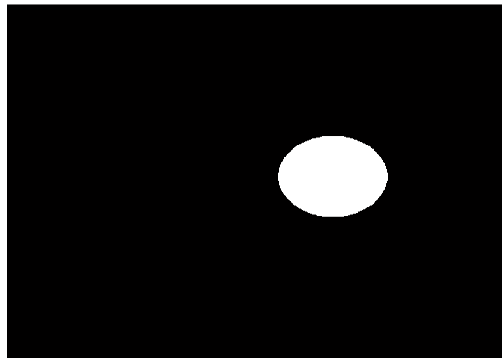


Figure III.9 : Extraction de la tache aveugle.

Par la suite nous avons éliminé la région de la tache aveugle (figure III.9) en soustrayant cette région de l'image initiale I (figure III.8.b) par l'application de l'équation ci-dessous (III.2), afin d'obtenir de la région d'intérêt finale (figure III.10) qui va être utilisée dans les étapes suivantes.

$$I(n, m) = \{255, \text{si } I2(n, m) = 1\} \quad (\text{III.2})$$

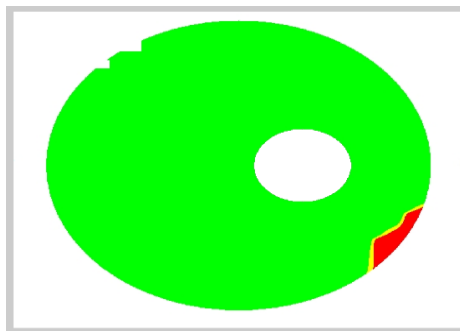


Figure III.10 : La région d'intérêt finale.

III.3.1.1.3. Filtrage :

Dans le domaine médicale toutes les images acquises sont le plus souvent menées d'un bruit ce qui influe sur la décision finale soit pour le diagnostic ou pour le suivi thérapeutique. Pour cela une étape de filtrage est primordiale pour restaurée l'image en gardant les informations utiles et éliminant les parasites.

Dans cette partie nous avons appliqué un filtre non linéaire qui est le filtre médian 2D de taille 3*3 (figure III.11) afin d'éliminer les bruits et les petits artéfacts d'acquisition tout en conservant le contour de la région d'intérêt par contre aux filtres traditionnels comme le filtre moyenneur et filtre gaussien qui ont un effet de floue et lissent le contour.

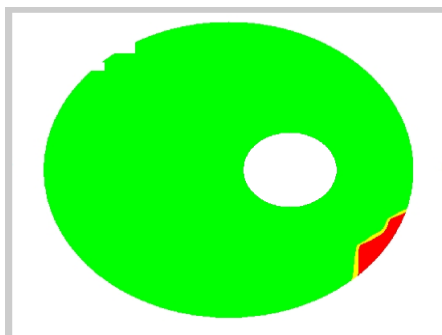


Figure III.11 : Image filtrée par filtre médian.

III.3.1.2. Segmentation des différentes régions :

Dans cette partie, nous avons appliqué une segmentation par seuillage dans le but d'extraire les trois régions représentées par les trois couleurs rouge, jaune et verte. Chaque couleur ressemble un état des cellules du nerf optique c'est-à-dire, les cellules saines qui apparaissent en vert, malades en jaune ou mortes en rouge. A ce niveau, les seuils sont choisis manuellement, ce choix influe sur le résultat de segmentation. Donc, pour garantir une bonne segmentation il faut bien choisir les bons seuils, afin d'assurer par la suite un calcul parfait de pourcentage de chaque région et qui est un paramètre très important pour le jugement de présence ou d'absence de la maladie du glaucome chez un patient.

Chaque région binarisée est convertie par la suite en couleur pour mieux valider le résultat de segmentation par les médecins ophtalmologues.

III.3.1.2.1. Extraction de la région des cellules saines :

Pour l'extraction de la région verte qui représente les cellules saines nous avons utilisé l'image du premier plan de l'image filtrée en couleur avec un seuil optimal s égal à 188 qui est choisi manuellement à partir de son histogramme (figure III.12).

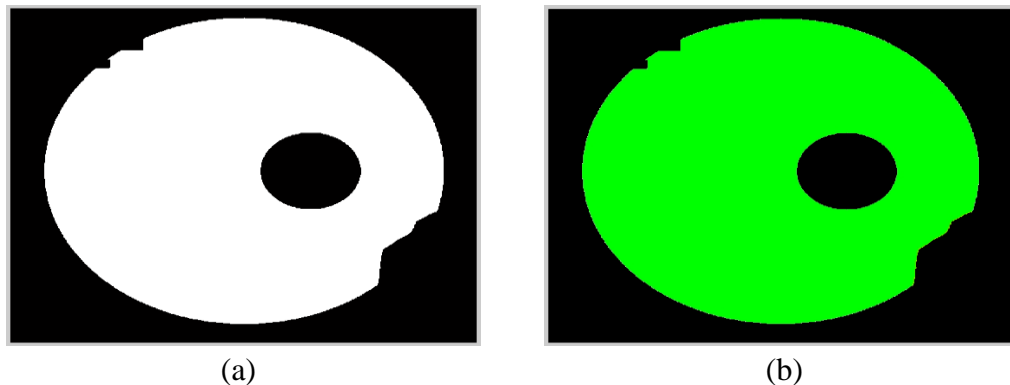


Figure III.12 : La région des cellules saines. (a) Région verte bina ; (b) Région verte en couleur.

III.3.1.2.2. Extraction de la région des cellules mortes :

Pour l'extraction de la région rouge qui représente les cellules mortes nous avons utilisé l'image du deuxième plan de l'image filtrée couleur avec un seuil optimal s égal à 100 qui est choisi manuellement à partir de son histogramme (figure III.13).

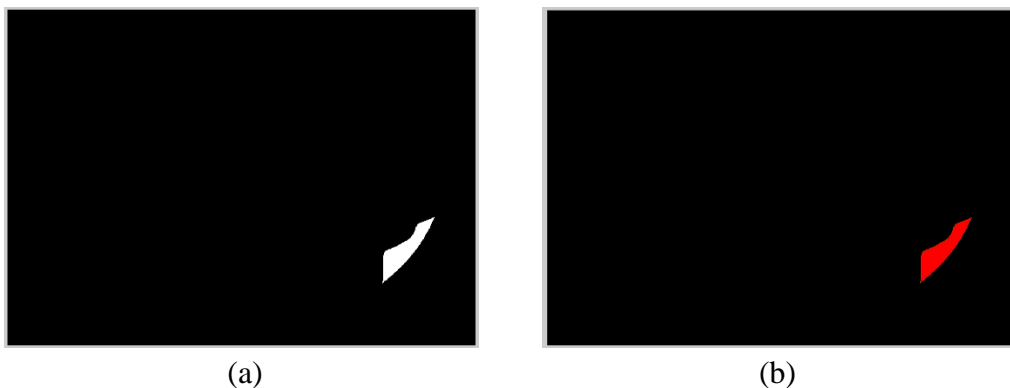


Figure III.13 : La région des cellules mortes. (a) Région rouge binarisée ; (b) Région rouge en couleur.

III.3.1.2.3. Extraction de la région des cellules malades :

Pour l'extraction de la région jaune qui représente les cellules malades nous avons soustrait les deux régions (verte et rouge) de l'image filtrée couleur complète (figure III.14).

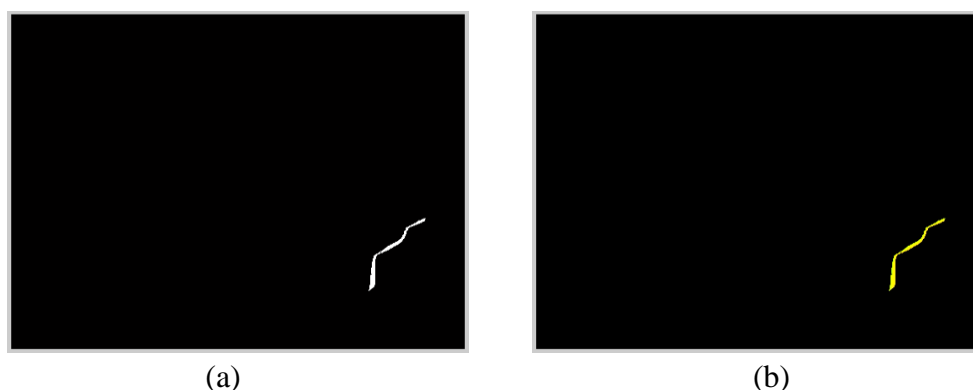


Figure III.14 : La région des cellules malades. (a) Région jaune binarisée ; (b) Région jaune en couleur.

III.3.1.3. Calcul surfacique :

Notre travail est basé principalement sur le calcul des pourcentages de chaque surface extraite à partir de l'étape de segmentation précédente par rapport à la surface totale de la région d'intérêt. Le calcul des pourcentages joue un rôle important pour un diagnostic précoce du glaucome et même pour suivre l'évolution de cette maladie pendant une durée donnée. Un calcul parfait des pourcentages augmente le degré de précision de l'état du patient et de décider qu'il est atteint du glaucome ou non.

Ce calcul est mesuré à partir de l'équation suivante :

$$Pr = (Sr / St) * 100 \quad (III.3)$$

Avec,

Sr : la surface de la région.

St : la surface totale.

Pr : le pourcentage de cette région.

Pour le calcul de la surface de chaque région **Sr** nous avons calculé la somme des pixels blancs à partir des images binarisées précédemment (les figures III.12.a, III.13.a et III.14.a).

Pour le calcul de la surface totale **St** nous avons appliqué un seuillage sur l'image filtrée (figure III.11) avec un seuil optimal égal à 226 (figure III.15), puis nous avons calculé la somme des pixels blancs.

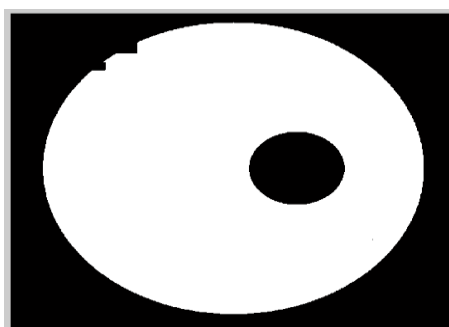


Figure III.15 : Le résultat de segmentation.

III.3.1.4. Classification :

Dans cette dernière partie, nous avons comparé les valeurs des pourcentages obtenus avec un pourcentage bien fixé et validé par des experts en ophtalmologie. Ces valeurs sont choisies sur la base des pourcentages des images intermédiaires c'est-à-dire cas à surveiller, ces dernières sont précisées par les médecins du domaine.

Pour mieux préciser l'état du patient soit dans l'étape de diagnostic ou bien dans l'étape de suivi thérapeutique, nous avons divisé l'image filtrée (figure III.11) en quatre (4) quadrants identiques, puis nous avons appliqué les étapes précédentes (segmentation et calcul surfacique) pour chaque quadrant. Comme montre les figures (III.16, III.17, III.18, III.19 et III.20).

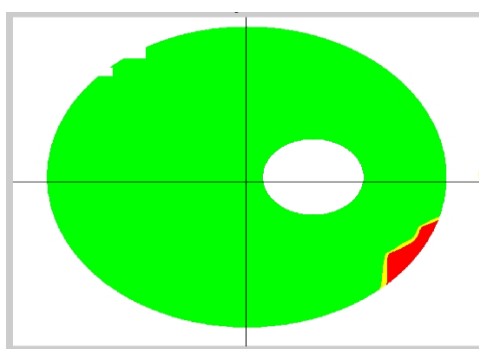


Figure III.16 : Division de l'image en 4 quadrants.

- **Le quadrant supérieur gauche SG :**

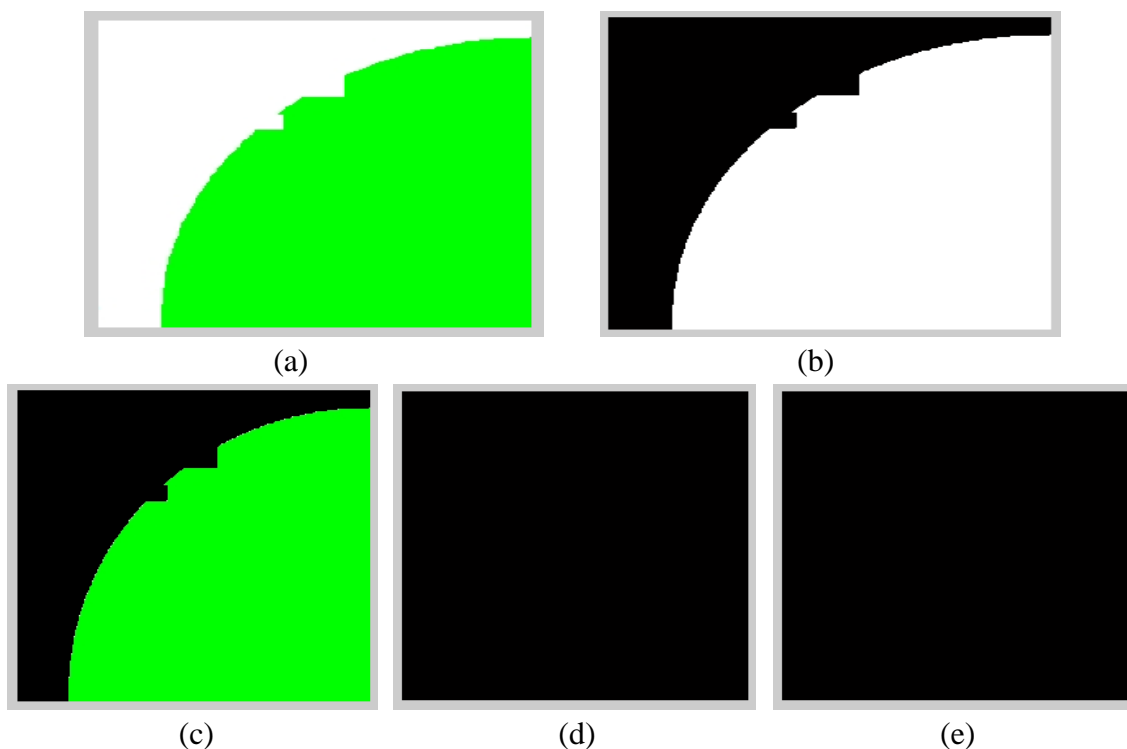


Figure III.17 : Quadrant supérieur gauche. (a) Quadrant SG ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région verte ; (d) Région rouge ; (e) Région jaune.

- **Le quadrant supérieur droit SD :**

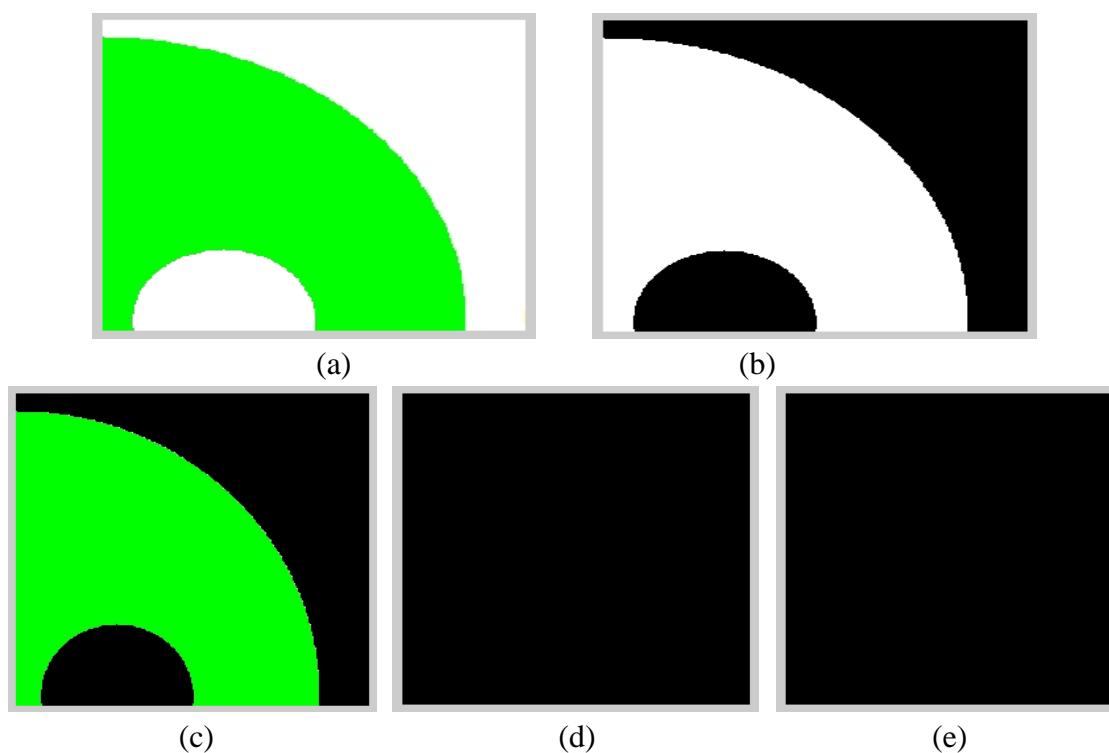


Figure III.18 : Quadrant supérieur droit. (a) Quadrant SD ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région verte ; (d) Région rouge ; (e) Région jaune.

- **Le quadrant inférieur gauche IG :**

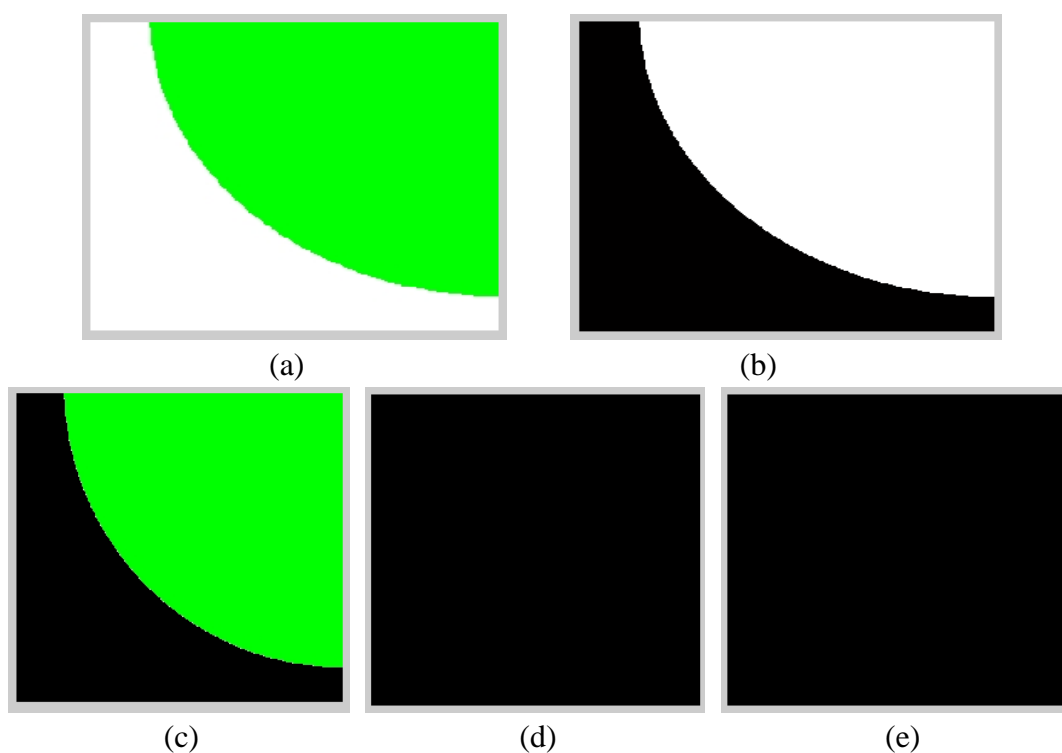


Figure III.19 : Quadrant inférieur gauche. (a) Quadrant IG ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région verte ; (d) Région rouge ; (e) Région jaune.

- **Le quadrant inférieur droit ID :**

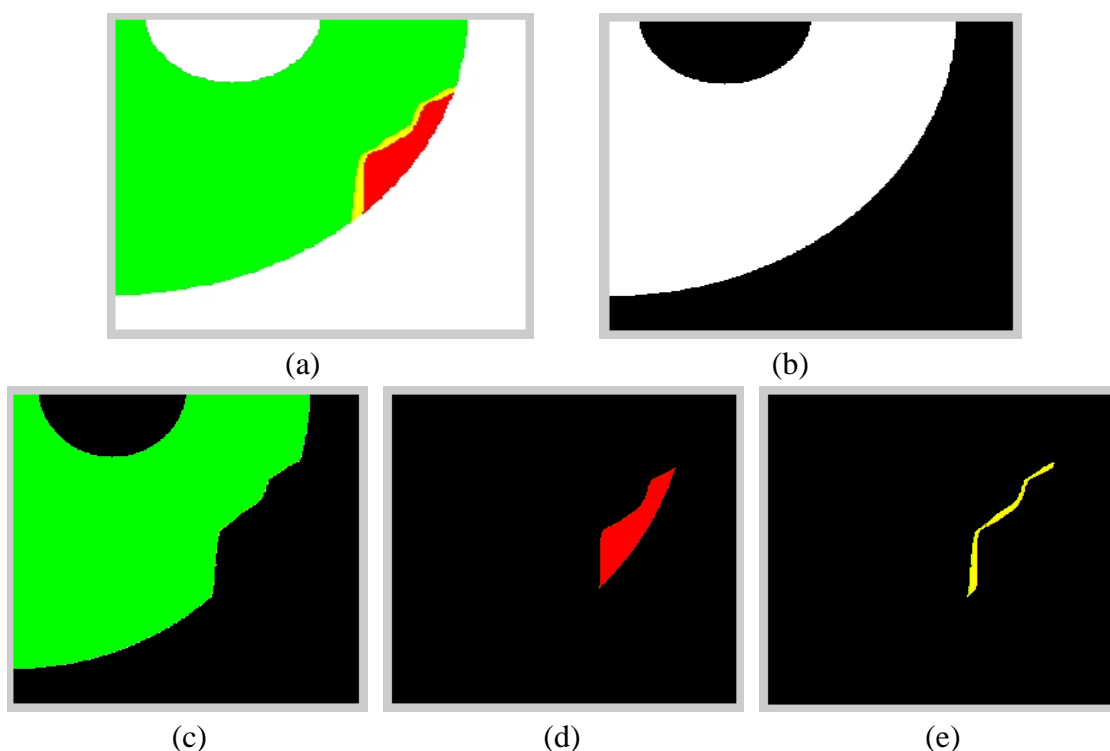


Figure III.20 : Quadrant inférieur droit. (a) Quadrant ID ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région verte ; (d) Région rouge ; (e) Région jaune.

Quadrant supérieur gauche : Temporal supérieure.

Quadrant supérieur droit : Nasale supérieure.

Quadrant inférieur gauche : Temporal inférieure.

Quadrant inférieur droit : Nasale inférieure.

Après le calcul de tous les pourcentages pour l'image complète et les quatre quadrants nous avons comparée premièrement le pourcentage des cellules mortes (la région rouge), s'il est supérieur au seuil rouge total égal à 5% donc le patient est glaucomateux.

S'il est entre 3,90 % et 5 % donc le patient est suspecté d'avoir un glaucome et dans ce cas il faut surveiller leur maladie avant la confirmer. S'il est inférieur à 3,90 % donc le patient est sain mais il faut vérifier le pourcentage des cellules malades pour mieux garantir le diagnostic.

Si le pourcentage des cellules malades (la région jaune) est supérieur au seuil jaune total égal à 9 % donc le patient est glaucomateux.

S'il est entre 4 % et 9 % donc le patient est suspecté d'avoir un glaucome et dans ce cas il faut surveiller le patient afin de confirmer la présence ou l'absence de la maladie. S'il est inférieur à 4 % donc le patient est certainement sain.

Dans le cas où le patient est glaucomateux nous avons comparé les pourcentages pour l'image complète puis pour chaque quadrant dans le but de localiser la ou les zones touchées et cela afin de faciliter le traitement thérapeutique.

Après une durée limitée de traitement, il faut refaire les examens pour voir l'état d'évolution de la maladie, dans ce cas nous avons fait une comparaison entre les pourcentages de l'image du nouveau examen et l'image d'ancien examen. Si le pourcentage des cellules mortes est supérieur à 3 % ou des cellules malades est aussi supérieur à 5 %, donc il y a une évolution.

Ces chiffres ont été validés et confirmés avec plusieurs experts lors de la réalisation de cette étude de glaucome. Ces pourcentages peuvent être modifiés dans le futur après l'étude sur plusieurs centaines de patients afin d'augmenter la précision de la décision.

III.3.2. Détection des cellules glaucomateuses à partir des images champ visuel CV :

Le traitement des images champ visuel est considéré comme un outil important pour la détection précoce du glaucome, qui est une cause majeure de la cécité. La divergence remarquable et anormale entre les niveaux de gris dans les images champ visuel dû aux altérations oculaires dont les régions les plus sombres sont classées parmi les cellules glaucomateuses. En effet, le calcul des pourcentages des différentes régions correspond aux différents niveaux de gris est un paramètre important pour une bonne détection du glaucome, en considérant les différentes catégories de sujets c'est à dire les sujets normaux, les sujets suspect d'avoir un glaucome et les sujets glaucomateux.

L'organigramme suivant (figure III.21) présente le mécanisme proposé pour la détection du glaucome à partir des images champ visuel. Par la suite nous allons expliquer ces étapes d'une façon plus détaillée.

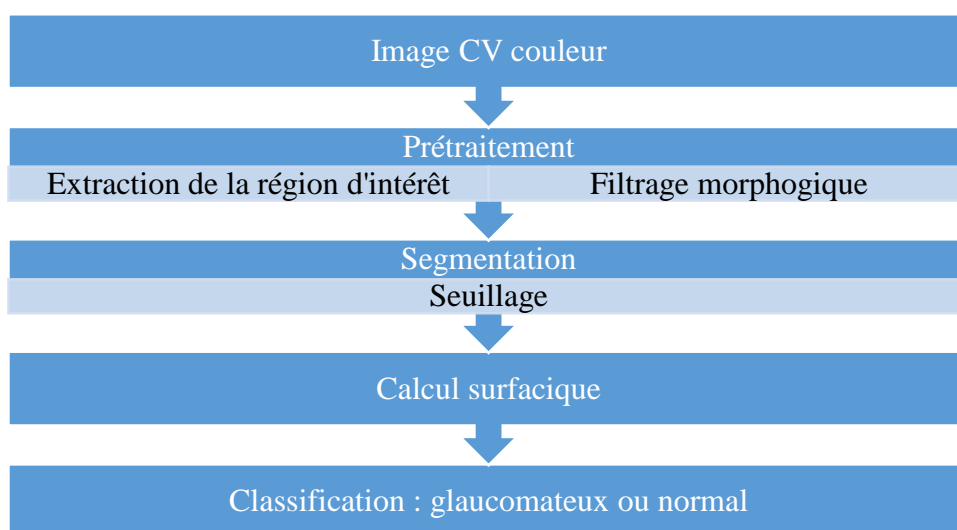


Figure III.21 : Organigramme de détection du glaucome à partir des images champ visuel.

III.3.2.1. Prétraitement :

Notre approche est basée sur le calcul de pourcentages des différentes régions présentées par des niveaux de gris. Pour faire ce calcul, tout d'abord il est obligatoire d'extraire la zone d'intérêt, d'éliminer la région de la tâche aveugle et d'appliquer un filtrage approprié afin d'éliminer certaines régions qui sont considérées comme bruit.

III.3.2.1.1. Extraction de la région d'intérêt :

Les images champ visuel utilisées dans notre travail ont été initialement acquises avec une grande taille et contiennent des informations concernant le patient et l'examen, comme montre la figure III.22 (a). Or, dans le cadre de notre approche nous nous intéressons que d'une portion de l'image et plus exactement la partie de l'œil. Par conséquent, la réduction de leurs tailles et la sélection de la ROI est très importante pour gagner le temps de calcul d'une part et garantir un calcul exact d'autre part. La taille d'image est réduite manuellement, en diminuant le nombre des lignes et des colonnes comme il est indiqué dans la figure III.22 (b).

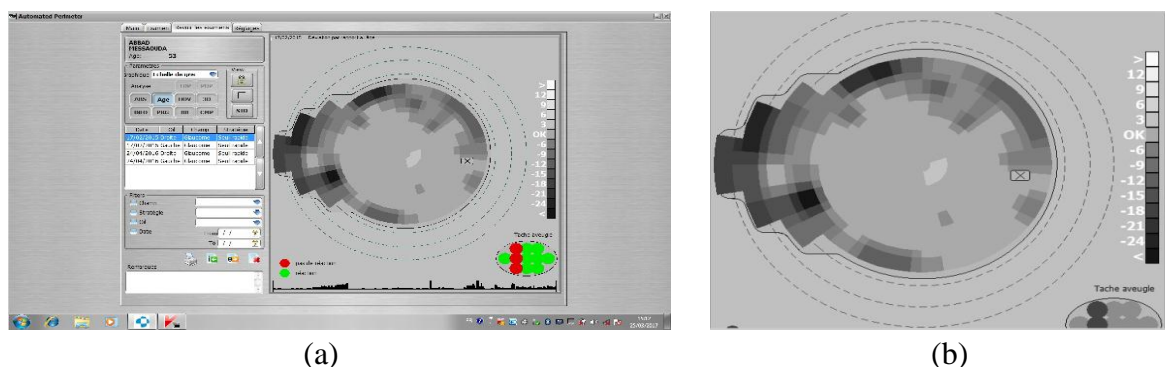


Figure III.22 : Réduction de la taille d'image. (a) Image Champ Visuel acquise en couleur ; (b) Image réduite.

III.3.2.1.2. Elimination de la tâche aveugle :

Après l'opération précédente, nous avons appliqué sur l'image réduite une binarisation sert à garder juste notre région d'intérêt et d'éliminer les autres objets en choisissant un seuil optimal égal à 174, comme montre la figure III.23.

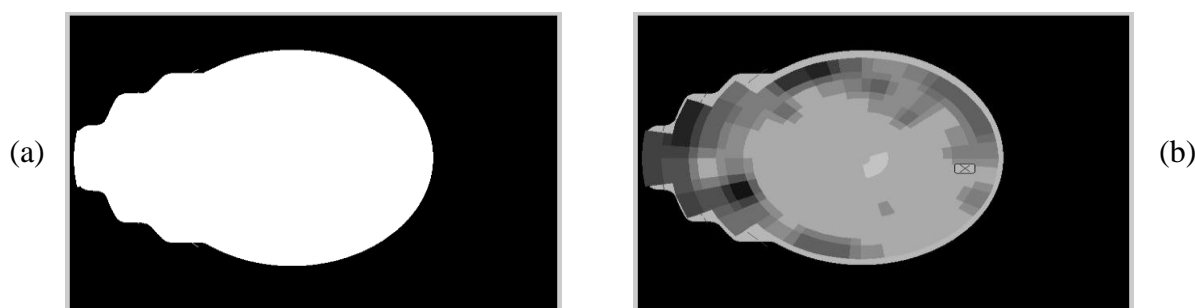


Figure III.23 : La région d'intérêt initiale. (a) Image binarisée ; (b) Image binarisée*Image réduite.

Ensuite, nous avons appliqué une deuxième binarisation qui consiste à extraire la tache aveugle (petit carré) et le contour (figure III.24.a) pour pouvoir les éliminer de l'image précédente afin d'obtenir la ROI finale (figure III.24.b) qui va être utilisée dans étapes ultérieures. Pour cela nous avons choisis deux seuils optimaux : seuil 1 égal à 173 et seuil 2 égal à 187.

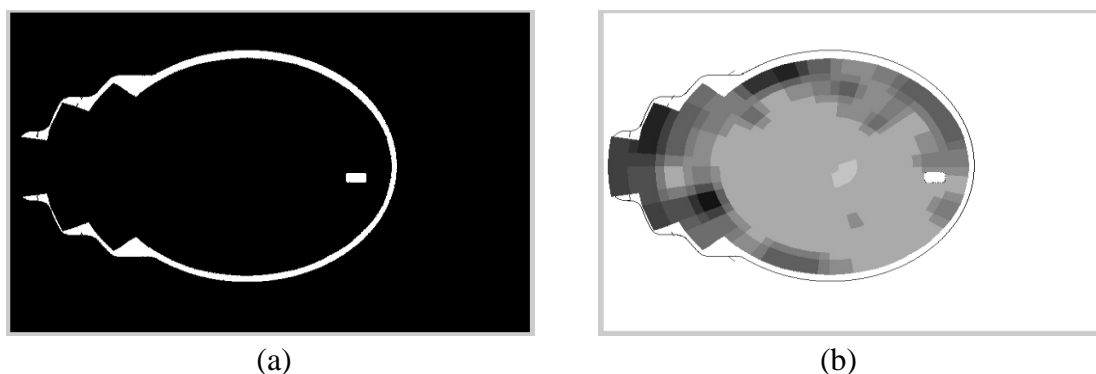


Figure III.24 : La région d'intérêt finale. (a) Image segmentée ; (b) La région d'intérêt.

III.3.2.1.3. Filtrage :

Le résultat obtenu après la réalisation de l'étape de binarisation n'est pas satisfaisant. Vu qu'il reste certains objets considérés comme des artéfacts et qui peut influencer sur nos résultats. Donc, nous allons appliquer un filtrage morphologique qui est la fermeture morphologique sur la zone d'intérêt finale, avec utilisation d'un disque de taille 3 comme un élément structurant. Ce filtre fait disparaître complètement tous les bruits pour obtenir une zone d'intérêt filtrée comme montre la figure III.25, et qui sera utilisée par la suite dans les autres traitements.

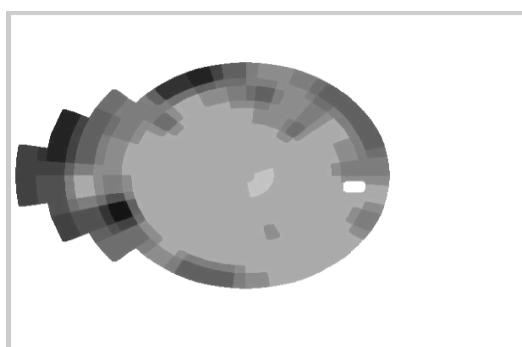


Figure III.25 : Image filtrée.

III.3.2.2. Segmentation des différentes régions :

Dans cette partie, nous avons appliqué une segmentation par seuillage globale dans le but de segmenter et d'extraire les différentes régions représentées par une échelle de gris. Chaque intervalle de NG correspond à l'état des cellules du nerf optique c'est-à-dire, saines qui apparaissent en blanc, malades apparaissent en gris ou mortes apparaissent en noir. Donc, pour

assurer que chaque région appartient à son propre intervalle il faut bien choisir les bons seuils pour avoir une bonne segmentation. Le bon choix des seuils assure par la suite un calcul parfait de pourcentage de chaque région et qui est un paramètre important pour une fiable décision concernant l'état du patient (glaucomeux, suspect ou sain).

Dans cette étude, nous avons utilisé cinq (05) intervalles, qui sont les cellules mortes, gravement malades, moyennement malades, légèrement malades et saines. Ces intervalles ont été choisis en collaboration avec les experts.

III.3.2.2.1. Extraction de la région des cellules mortes :

Pour l'extraction de la région noire qui représente les cellules mortes nous avons appliqué une binarisation sur l'image filtrée avec un seuil optimal égal à 50 (figure III.26).



Figure III.26 : La région des cellules mortes. (a) Image binarisée ; (b) Image en niveau de gris.

III.3.2.2.2. Extraction de la région des cellules gravement malades :

Pour l'extraction de la région grise foncée qui représente les cellules gravement malades nous avons appliqué une binarisation sur l'image filtrée en utilisant deux seuils optimaux qui sont : seuil 1 égal à 50 et seuil 2 égal à 80 (figure III.27).

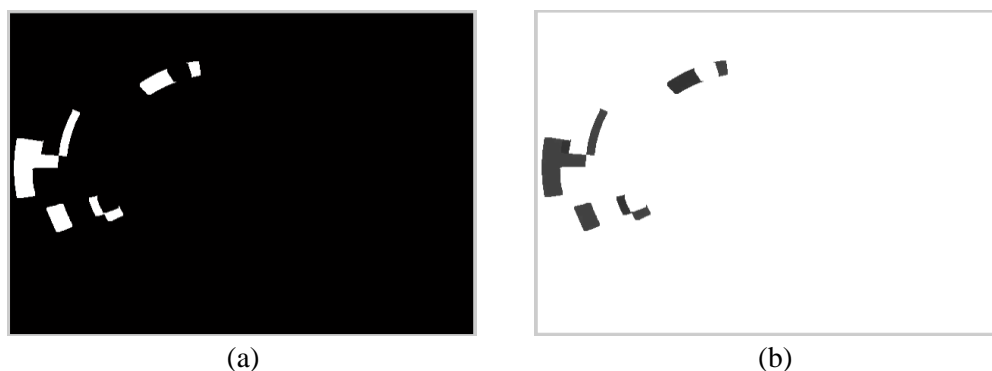


Figure III.27 : La région des cellules gravement malades. (a) Image binarisée ; (b) Image en niveau de gris.

III.3.2.2.3. Extraction de la région des cellules moyennement malades :

Pour l'extraction de la région grise moyenne qui représente les cellules moyennement malades nous avons appliqué une binarisation sur l'image filtrée en utilisant deux seuils optimaux qui sont : seuil 1 égal à 80 et seuil 2 égal à 120 (figure III.28).



Figure III.28 : La région des cellules moyennement malades. (a) Image binarisée ; (b) Image en niveau de gris.

III.3.2.2.4. Extraction de la région des cellules légèrement malades :

Pour l'extraction de la région grise claire qui représente les cellules légèrement malades nous avons appliqué une binarisation sur l'image filtrée en utilisant deux seuils optimaux qui sont : seuil 1 égal à 120 et seuil 2 égal à 165 (figure III.29).

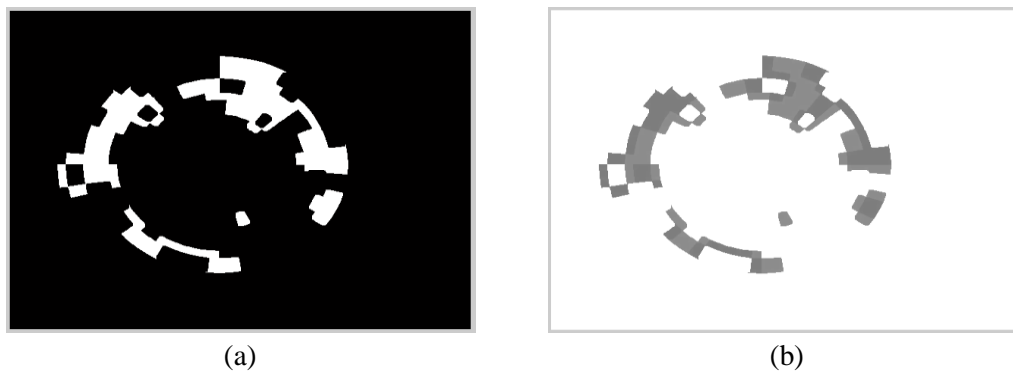


Figure III.29 : La région des cellules légèrement malades. (a) Image binarisée ; (b) Image en niveau de gris.

III.3.2.2.5. Extraction de la région des cellules saines :

Pour l'extraction de la région blanche qui représente les cellules saines nous avons appliqué une binarisation sur l'image filtrée en utilisant deux seuils optimaux qui sont : seuil 1 égal à 165 et seuil 2 égal à 255 (figure III.30).

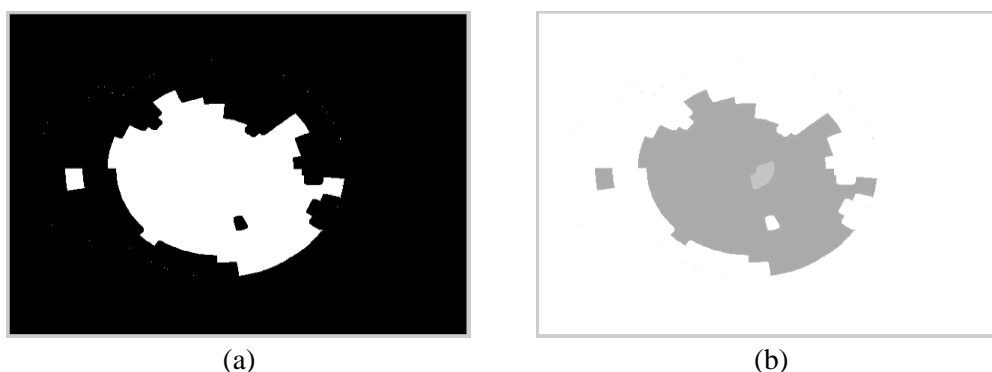


Figure III.30 : La région des cellules saines. (a) Image binarisée ; (b) Image en niveau de gris.

III.3.2.3. Calcul surfacique :

Le travail de notre mémoire cherche à mieux calculer le pourcentage de chaque région extraite à partir de l'étape précédente par rapport à la surface totale de la région d'intérêt. A ce niveau nous avons appliqué la même équation (III.3) et les mêmes procédés utilisés dans le cas des images OCT.

Pour le calcul de la surface totale nous avons appliqué un premier seuillage sur l'image filtrée avec un seuil optimal égal à 255 ce qui donne la région d'intérêt ROI (figure III.31.a) et une autre binarisation en utilisant un seuil égal à 50 seulement pour obtenir la région de la tâche aveugle (figure III.31.b), puis nous avons fait la soustraction entre les deux segmentations afin d'obtenir la surface exacte (figure III.31.c).

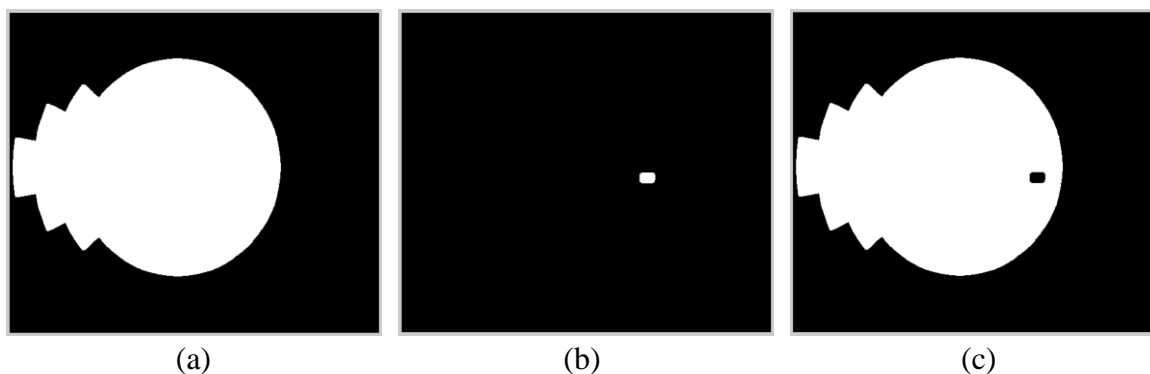


Figure III.31 : Les résultats de segmentation. Première segmentation ; (b) Deuxième segmentation ; (c) la soustraction entre les deux.

III.3.2.4. Classification :

Dans cette dernière partie, nous avons suivi les mêmes étapes que celles des images OCT, c'est-à-dire la division de l'image en quatre quadrants puis l'application de la segmentation et le calcul surfacique pour chaque partie. Comme indique les figures (III.32, III.33, III.34, III.35 et III.36) suivantes :

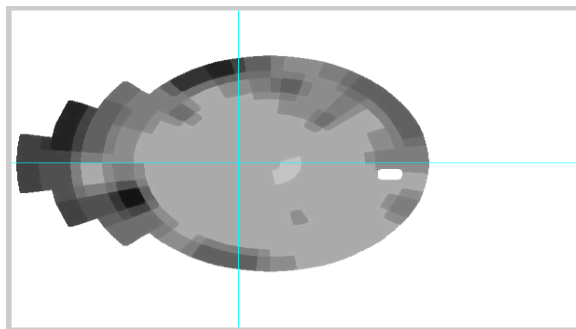


Figure III.32 : Division de l'image en 4 quadrants.

- **Le quadrant supérieur gauche SG :**

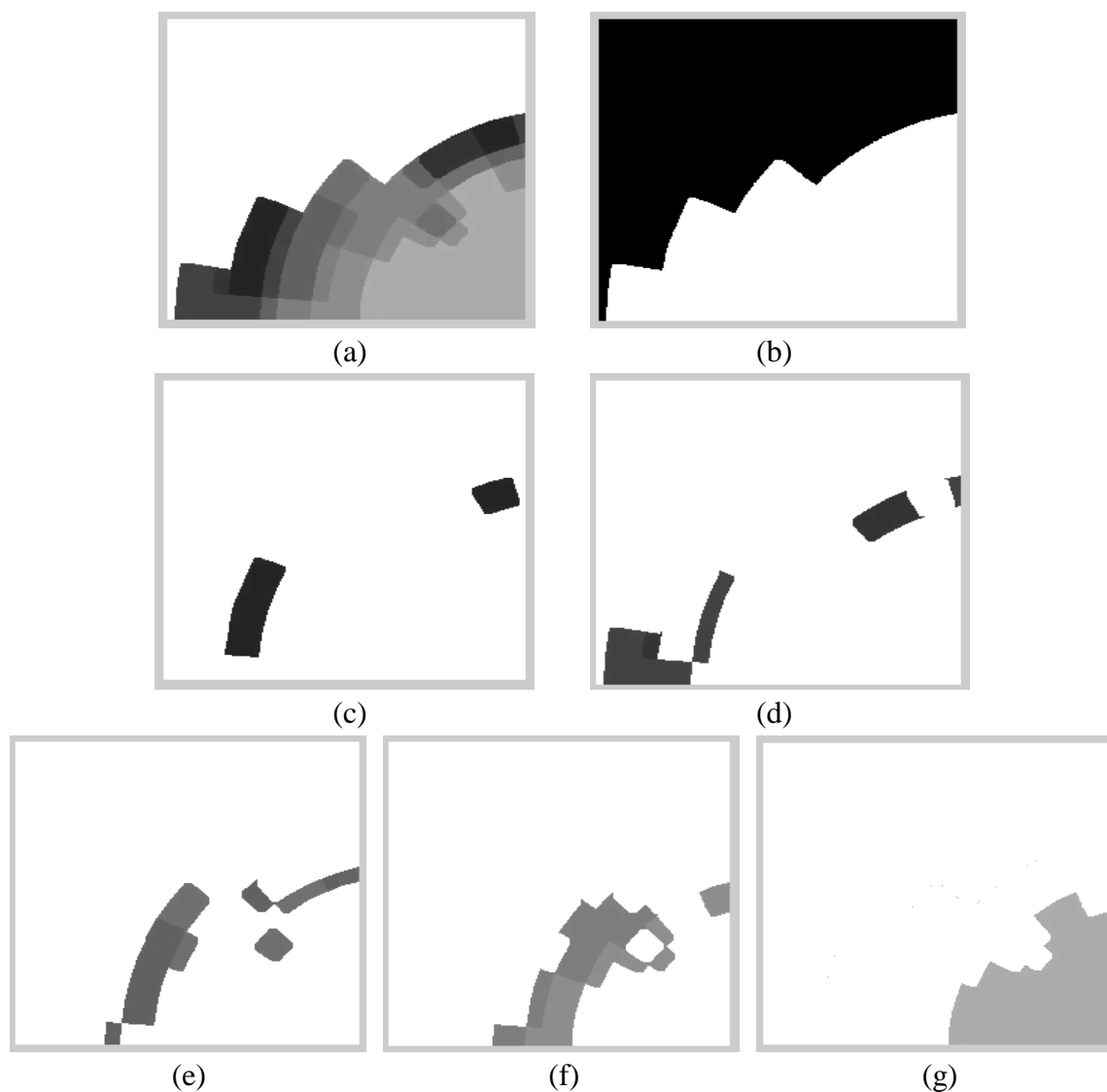


Figure III.33 : Quadrant supérieur gauche. (a) Quadrant SG ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région morte ; (d) Région gravement malade ; (e) Région moyennement malade ; (f) Région légèrement malade ; (g) Région saine.

- **Le quadrant supérieur droit SD :**

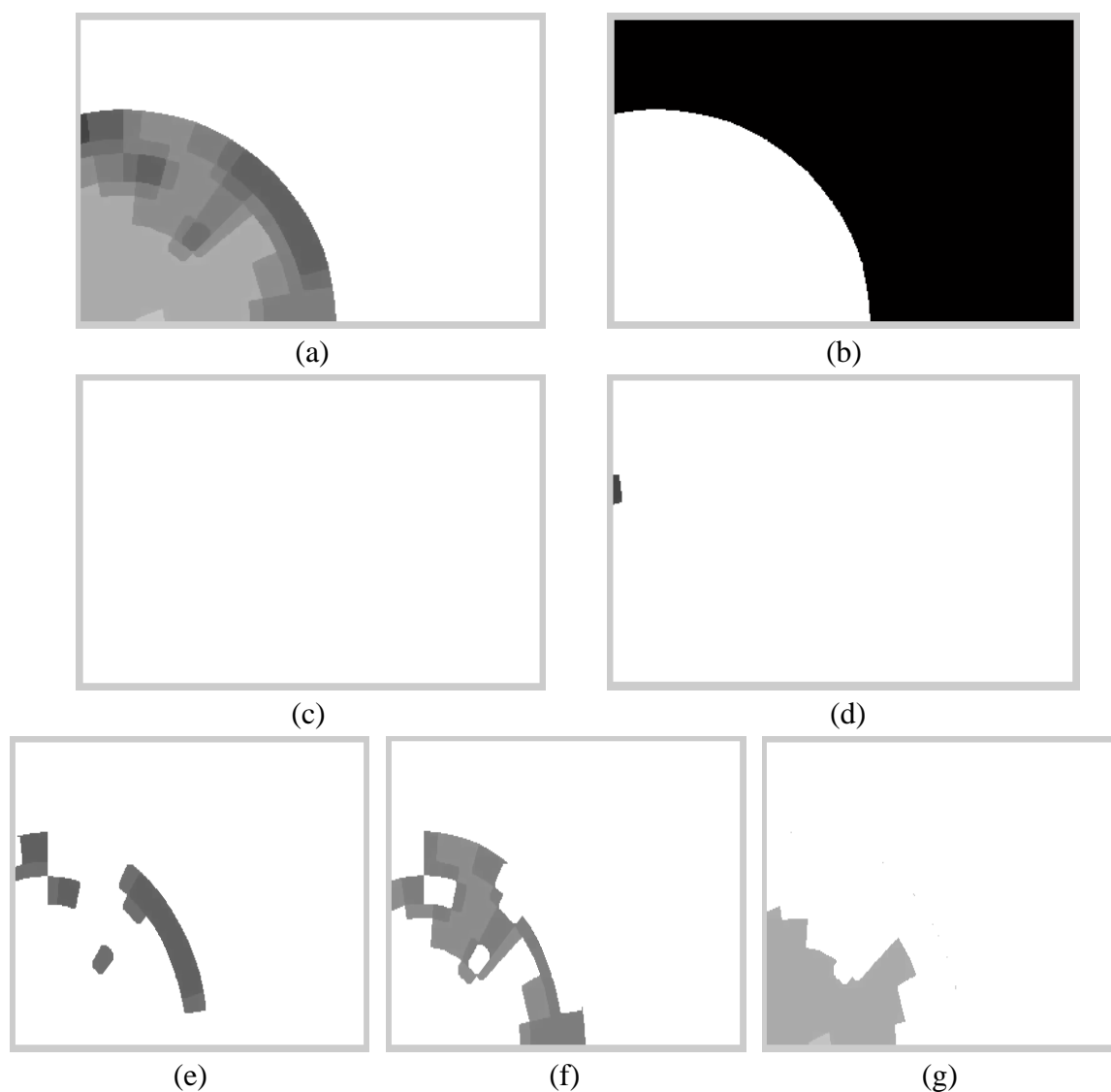
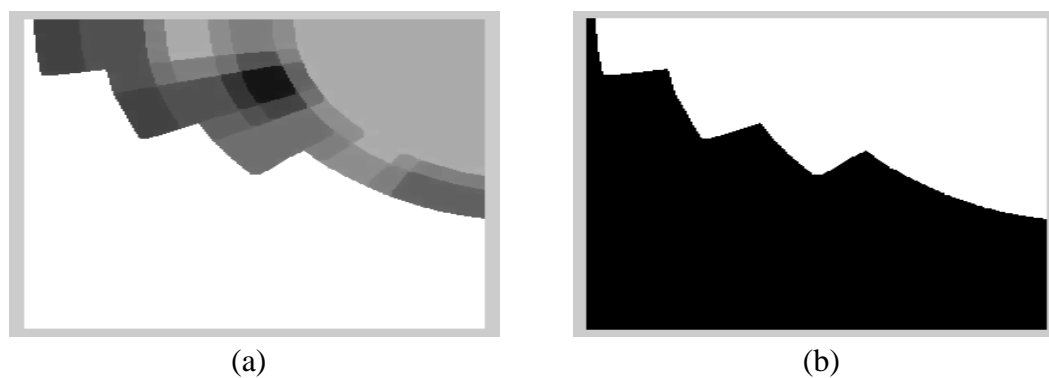


Figure III.34 : Quadrant supérieur droit. (a) Quadrant SD ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région morte ; (d) Région gravement malade ; (e) Région moyennement malade ; (f) Région légèrement malade ; (g) Région saine.

- **Le quadrant inférieur gauche IG :**



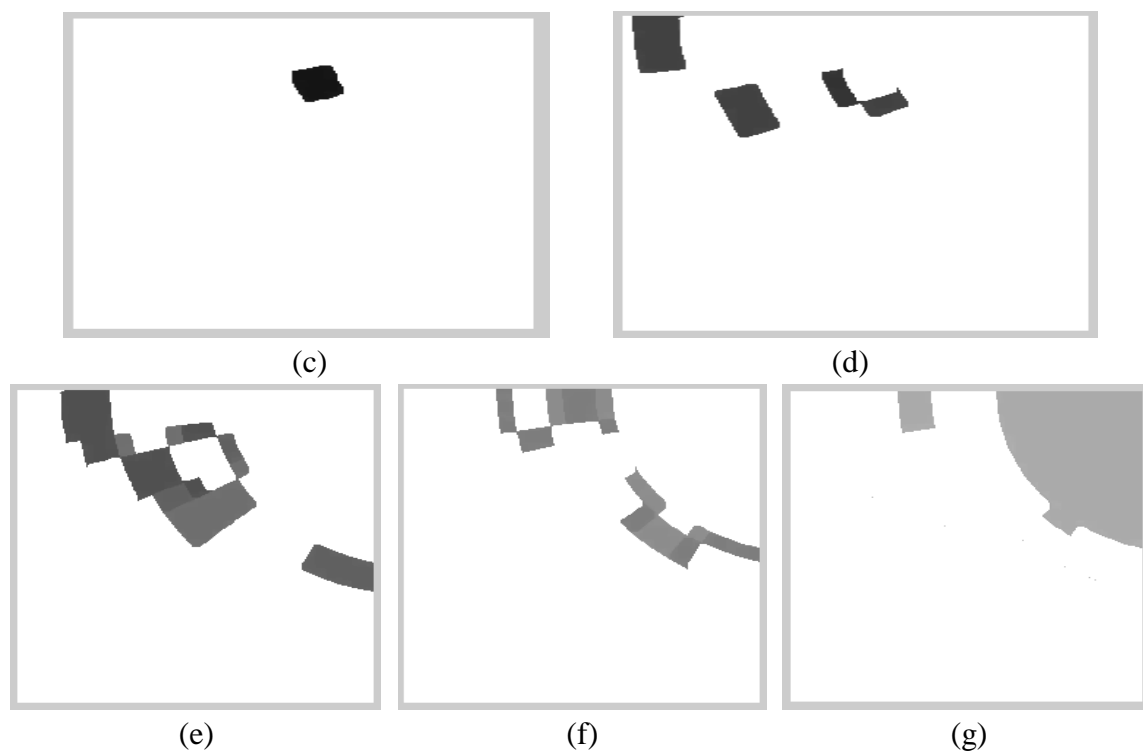
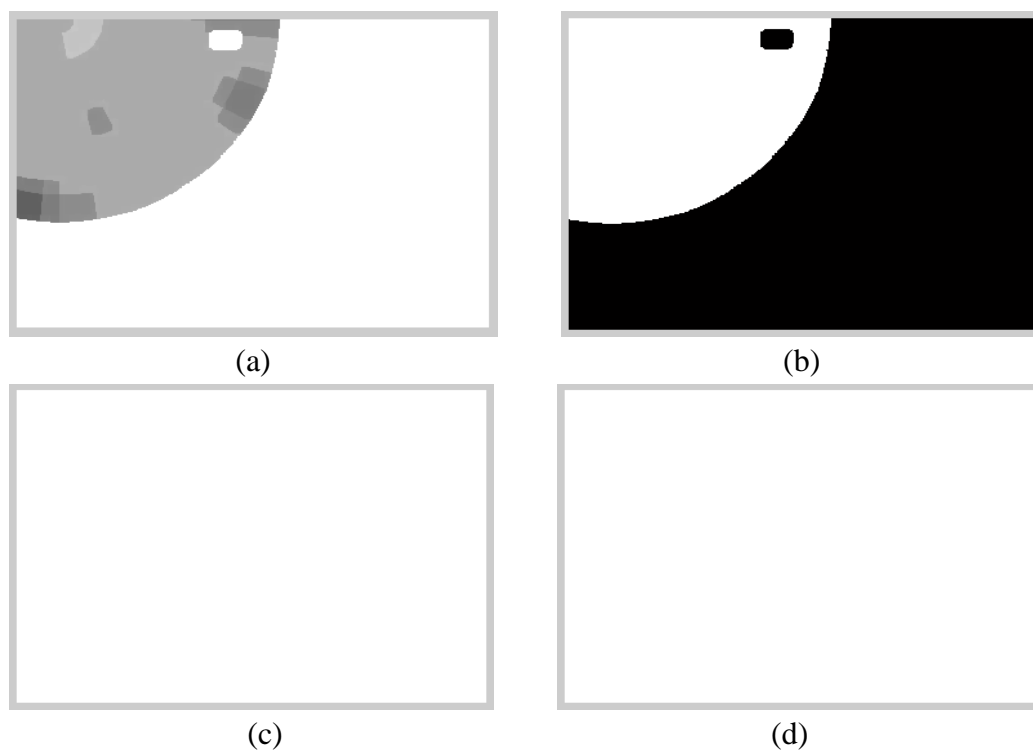


Figure III.35 : Quadrant inférieur gauche. (a) Quadrant IG ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région morte ; (d) Région gravement malade ; (e) Région moyennement malade ; (f) Région légèrement malade ; (g) Région saine.

- **Le quadrant inférieur droit ID :**



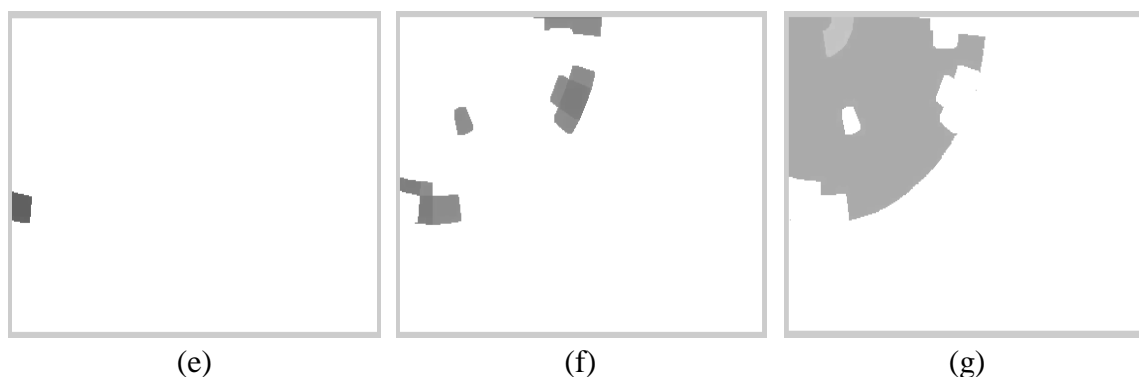


Figure III.36 : Quadrant inférieur droit. (a) Quadrant ID ; (b) Résultat de segmentation ; (c) Région morte ; (d) Région gravement malade ; (e) Région moyennement malade ; (f) Région légèrement malade ; (g) Région saine.

Après le calcul de tous les pourcentages pour l'image complète et les quatre quadrants nous avons comparée premièrement le pourcentage des cellules mortes (la région noire), s'il est supérieur au seuil noir total égal à 2,5 % donc le patient est glaucomateux. S'il est entre 0,4 % et 2,5 % donc le patient est suspecté d'avoir un glaucome et dans ce cas il faut surveiller le patient afin de confirmer la présence ou l'absence de la maladie. S'il est inférieur à 0,4 % donc le patient est sain mais il faut vérifier le pourcentage des cellules gravement malades et moyennement malades pour mieux garantir le diagnostic.

Si le pourcentage des cellules gravement malades (la région grise foncée) est supérieur au seuil gris foncé total égal à 4,4 % donc le patient est glaucomateux. S'il est entre 2 % et 4,4 % donc le patient est suspecté d'avoir un glaucome et dans ce dans il faut surveiller leur maladie avant la confirmer. S'il est inférieur à 2 % donc le patient peut-être sain.

Si le pourcentage des cellules moyennement malades (la région grise moyenne) est supérieur au seuil gris moyen total égal à 24 % donc le patient est glaucomateux.

S'il est entre 9 % et 24 % donc le patient est suspecté d'avoir un glaucome et dans ce dans il faut surveiller le patient afin de confirmer la présence ou l'absence de la maladie. S'il est inférieur à 9 % donc le patient est certainement sain.

Dans le cas où le patient est glaucomateux nous avons comparé les pourcentages pour l'image complète puis pour chaque quadrant afin de délimiter la ou les zones affectées et cela pour faciliter le traitement thérapeutique.

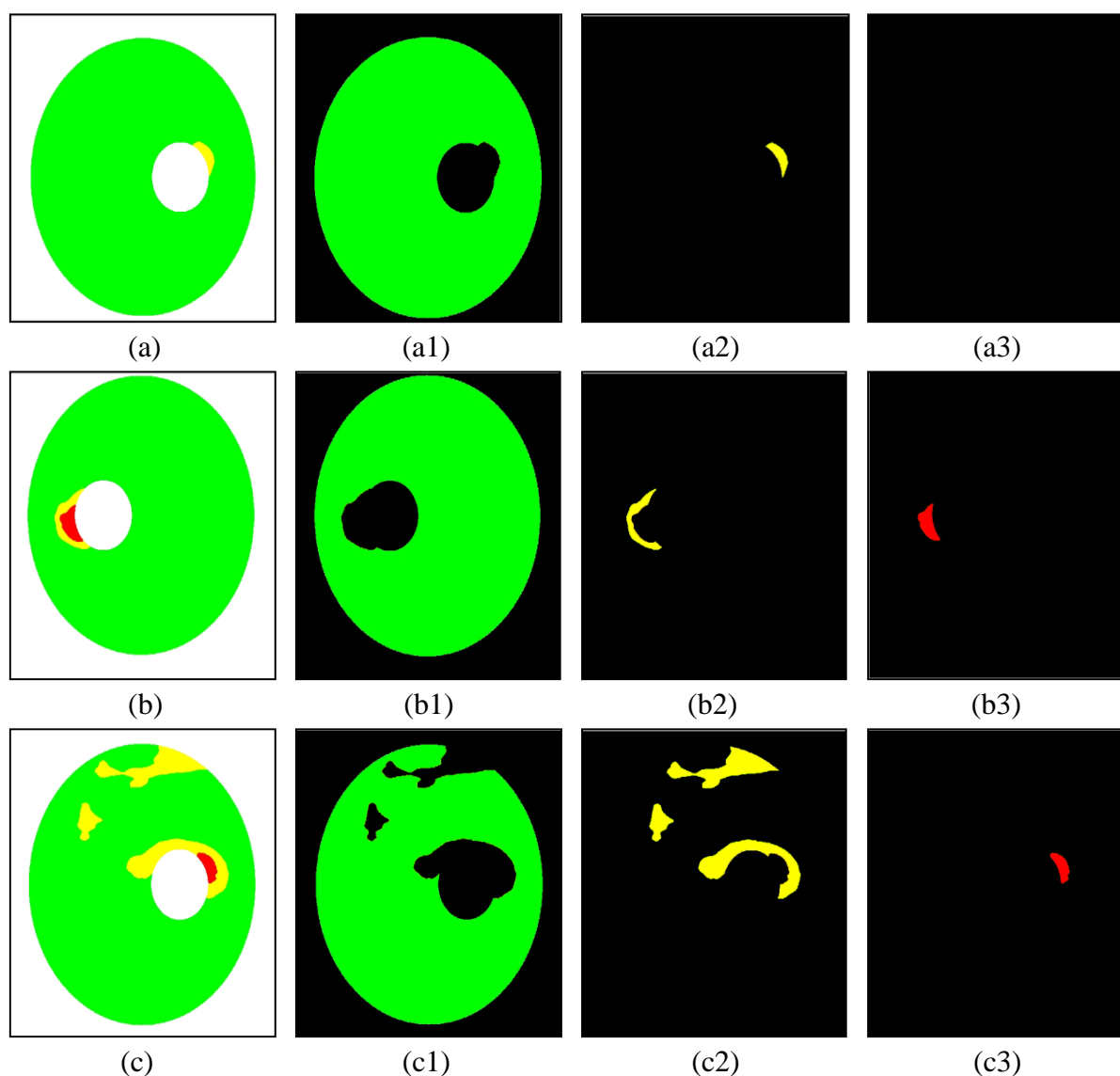
Après une durée limitée de traitement, il faut refaire les examens pour voir l'état d'évolution de la maladie, dans ce cas nous avons fait une comparaison entre les pourcentages de l'image du nouveau examen et l'image d'ancien examen. Donc il y a une évolution, si le pourcentage des cellules mortes est supérieur à 2 % sinon ce des cellules gravement malades est supérieur à 4 % ou bien des cellules moyennement malades est supérieur à 6 %.

Ces chiffres peuvent être changés dans le futur après l'étude sur plusieurs centaines de patients.

III.4. Résultats et discussions :

Afin d'évaluer la robustesse de notre méthode proposée, nous avons testé nos algorithmes sur une série d'images saines et pathologiques, ces dernières sont issues de notre base décrite précédemment. En outre, nous allons discuter les différents résultats obtenus.

La figure III.37 qui suit présente les résultats de segmentation par seuillage des différentes régions des images OCT des cellules ganglionnaires. L'approche proposée est appliquée sur une partie de l'image originale qui est considérée comme une région d'intérêt (Figure.III.37.a, b, c, d, e, f, g) afin de minimiser le temps de calcul et d'augmenter la précision de segmentation.



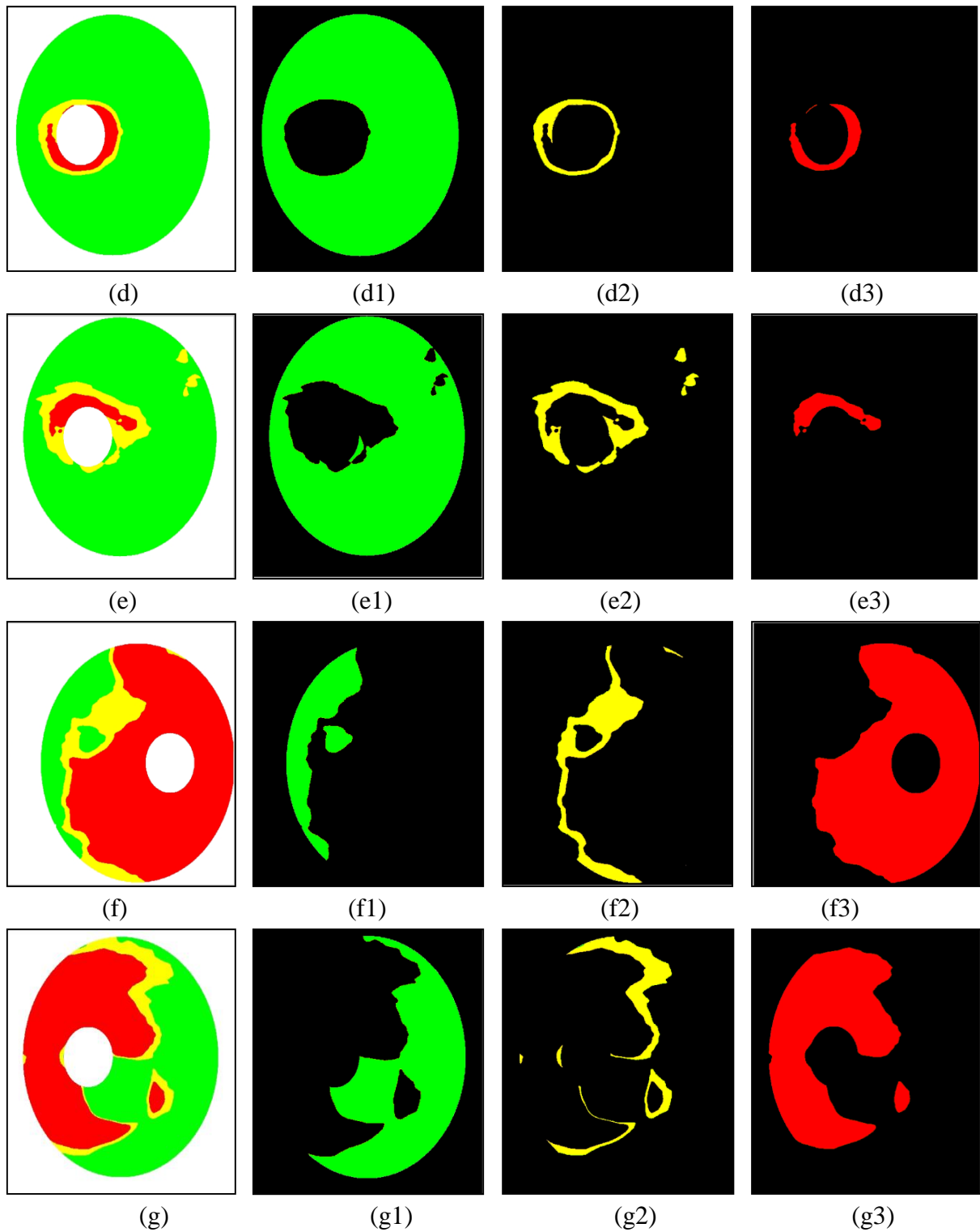
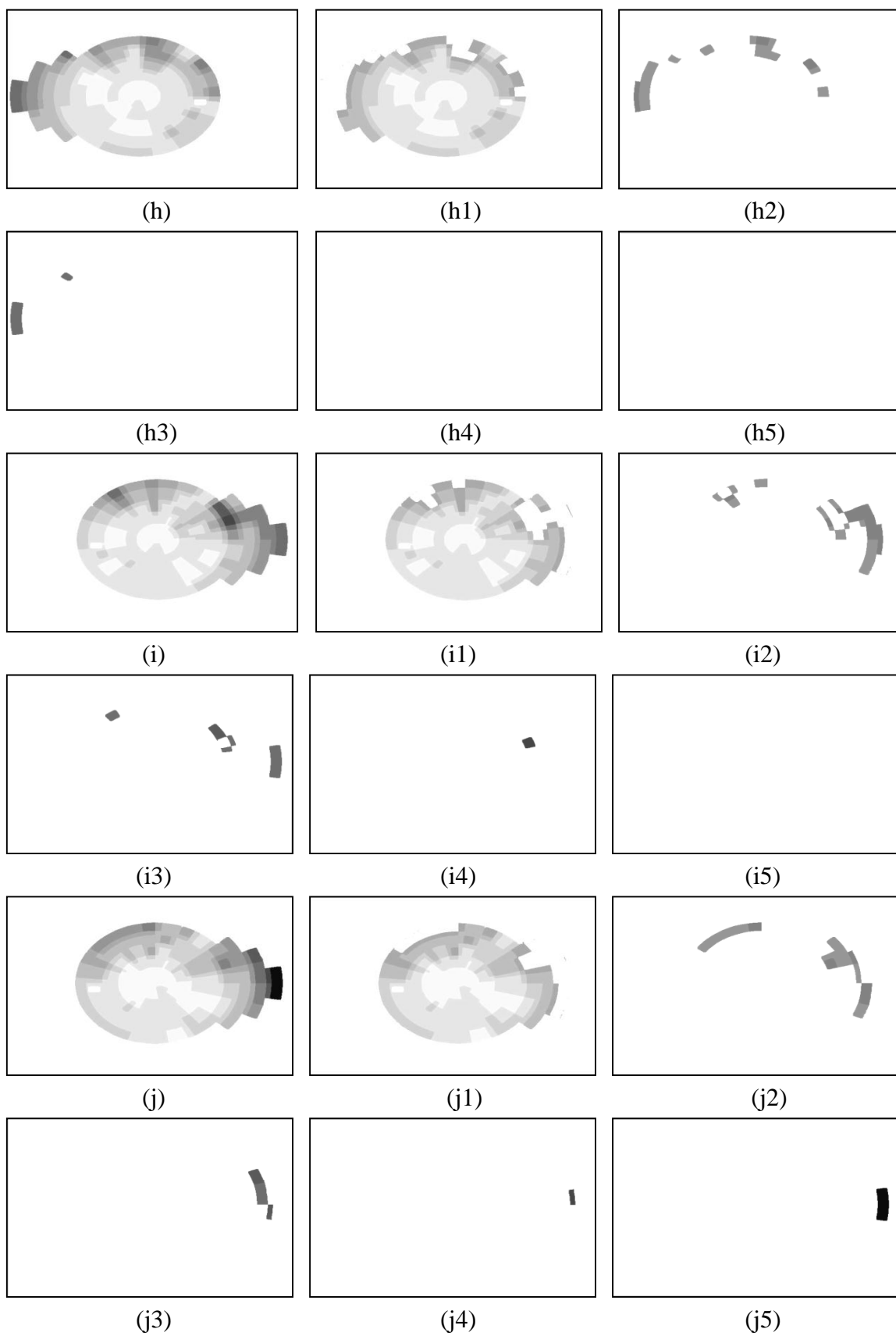


Figure.III.37 : Segmentation des différentes régions d'images des cellules ganglionnaires ; (a, b, c, d, e, f, g) : la région d'intérêt ; (a1, b1, c1, d1, e1, f1, g1) : résultat de segmentation des cellules saines ; (a2, b2, c2, d2, e2, f2, g2) : résultat de segmentation des cellules malades ; (a3, b3, c3, d3, e3, f3, g3) : résultat de segmentation des cellules mortes .

En outre, nous présentons dans la partie qui suit les résultats de segmentation par seuillage des différentes régions d'images CV, qui sont présentées par une échelle de niveau de gris. Pareille aux images OCT-GCC, nous ne prenons qu'une partie de l'image originale.

La figure III.38 suivante illustre les différents résultats.



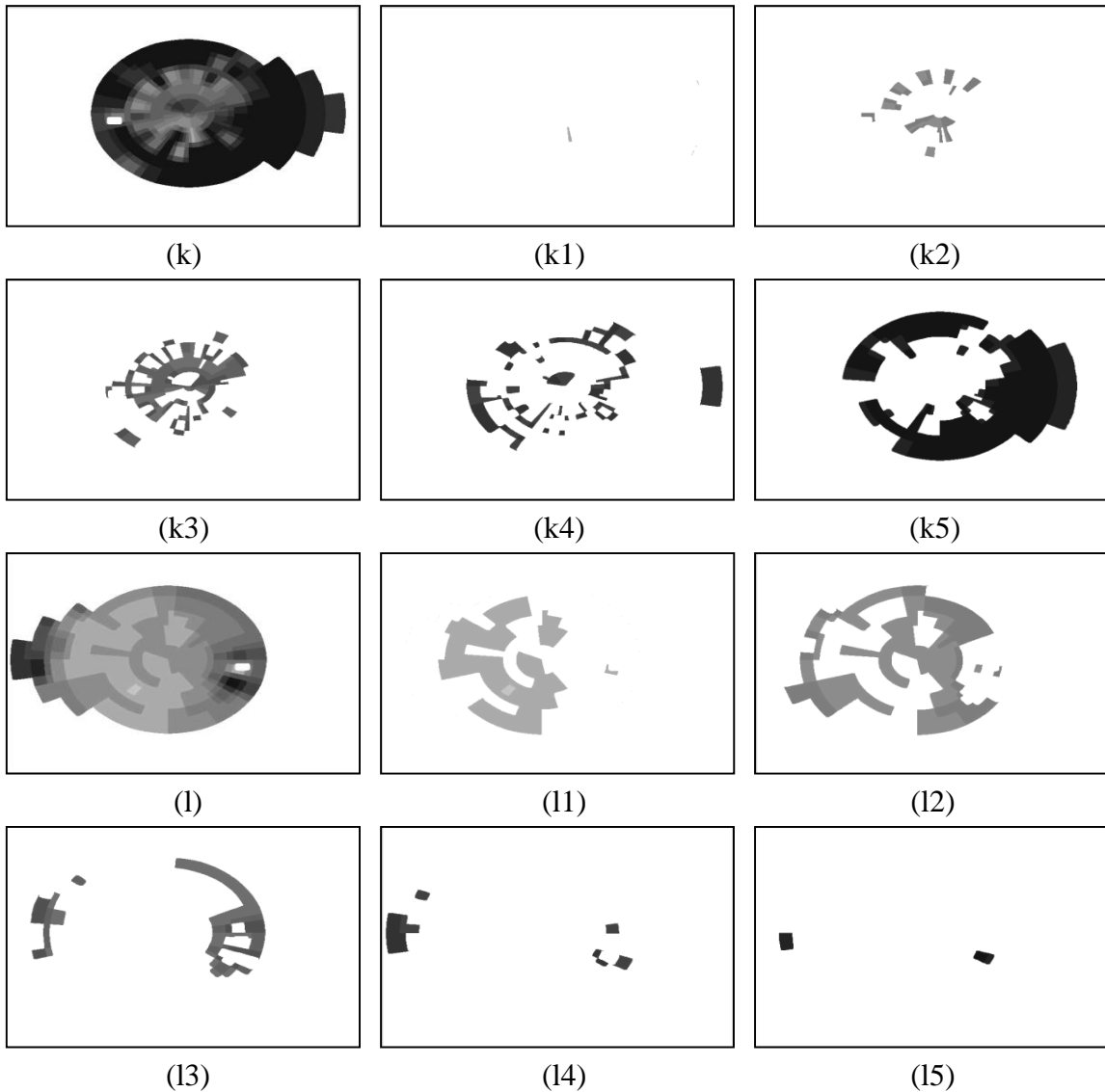


Figure.III.38 : Segmentation des différentes régions d'images de champ visuel ;(h, i, j, k,l) : la région d'intérêt ;(h1, i1, j1, k1, l1) : résultat de segmentation des cellules saines ;(h2, i2, j2, k2, l2) : résultat de segmentation des cellules légèrement malades ;(h3, i3, j3, k3,l3) : résultat de segmentation des cellules moyennement malades ;(h4, i4, j4, k4,l4) : résultat de segmentation des cellules gravement malades ;(h5, i5, j5, k5,l5) : résultat de segmentation des cellules mortes.

Les résultats précédents présentés par les deux figures (Figure.III.37) et (Figure.III.38) confirment que notre approche de segmentation utilisée a réussi à extraire les différentes cellules (saines, malades et mortes) correspondant à des images OCT-GCC et CV et donc permettre un calcul parfait de pourcentage des cellules qui représente un paramètre très important pour une détection précoce du glaucome.

Le pourcentage de chaque région des cellules (saines, malades et mortes) est défini par le calcul du rapport entre la surface de la région extraite et la surface totale de la région d'intérêt. Finalement, le pourcentage calculé est comparé par un pourcentage fixe bien précis par des

experts en ophtalmologie dans le but de prendre une décision finale et fiable concernant la présence du glaucome. Les deux tableaux (Tableau.III.1), (Tableau.III.2) qui sont affichés par la suite montrent les valeurs des pourcentages des différentes régions correspondant aux différentes images OCT-GCC et CV.

Pourcentage des cellules saines, malades et mortes correspondant à des images GCC de la base de données de la clinique LAZOUNI			
Image	Cellules saines	Cellules malades	Cellules mortes
a	99.39	0.61	0.00
b	97.89	1.18	0.93
c	90.94	8.39	0.68
d	91.91	4.16	3.93
e	86.81	9.12	4.07
f	16.34	12.21	71.44
g	45.52	10.19	44.29

Tableau.III.1 : Le pourcentage calculé pour des images OCT-GCC de la base de données de la clinique LAZOUNI.

Pourcentage des cellules saines, malades et mortes correspondant à des images CV de la base de données de la clinique LAZOUNI					
Image	h	I	J	k	l
Cellules saines	88.7694	85.1697	85.5248	0.1677	30.4227
Cellules légèrement malades	8.8684	10.2281	9.4772	5.5701	46.1709
Cellules moyennement malades	2.3622	4.0258	2.5522	18.0532	16.6705
Cellules gravement malades	0.0000	0.5764	0.4373	17.4170	5.2304
Cellules mortes	0.0000	0.0000	2.0086	58.7919	1.5054

Tableau.III.2 : Le pourcentage calculé pour des images CV de la base de données de la clinique LAZOUNI.

D'après les résultats mentionnés dans les deux tableaux ci-dessus, on peut classer l'état du patient selon les valeurs du pourcentage tel que :

Tableau III.1 : concernant les cellules mortes, d'une part, toutes les valeurs qui sont supérieur strictement à 5 % indique la présence du glaucome et d'autre part, les valeurs qui sont entre 3.90 % et 5 % montrent que le patient peut atteindre la maladie du glaucome donc il faut le surveiller le plus possible en réalisant des contrôles régulier ainsi que des explorations avec le CV et l'OCT.

Or il ne faut pas oublier de vérifier les pourcentages des cellules malades pour un diagnostic très précis tel que, la présence du glaucome correspond à toutes les valeurs qui sont supérieur à 9 %, en plus les valeurs entre 4 % et 9 % présentent un état à surveiller, si non, nous pouvons dire que le patient est sain.

Tableau III.2 : concernant les cellules mortes, pour un patient glaucomateux les valeurs doivent être strictement supérieures à 2.5 %, pour un état à surveiller les valeurs sont entre 0.4% et 2.5 %. Si non, le patient est sain. Mais pour un diagnostic fiable il faut vérifier de plus le pourcentage des cellules gravement malades et moyennement malades.

À propos des cellules gravement malades, pour un patient glaucomateux les valeurs doivent être strictement supérieures à 4.4 %, pour un état à surveiller les valeurs sont entre 2 % et 4.4%. Si non, le patient est sain. Et finalement, pour les cellules moyennement malades, pour un patient glaucomateux les valeurs doivent être strictement supérieures à 24 %, pour un état à surveiller les valeurs sont entre 9 % et 24 %. Si non, le patient est sain.

En outre, la méthode de segmentation par seuillage que nous avons utilisé dans ce travail est très robuste pour l'extraction des différentes régions d'images OCT-GCC et CV, dont nous avons choisi des bons seuils et en donnant des résultats satisfaisants et par conséquent, nous avons réussi à réaliser un calcul parfait de pourcentages de ces régions. Donc, notre système a bien classé l'état de chaque patient ce qui aide l'ophtalmologue à faire un diagnostic fiable et précoce.

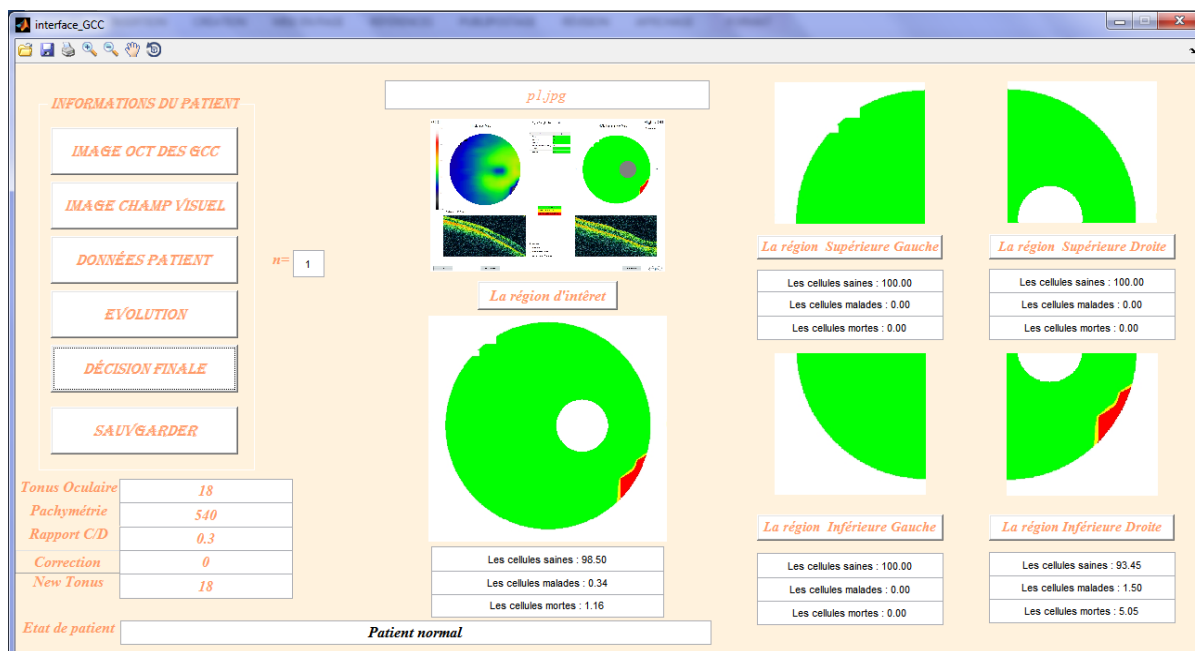
III.5. Interface développée :

Notre algorithme développé dans ce mémoire de master doit être utilisé par des experts qui sont les médecins ophtalmologue. Pour cette raison il nous semble évident de développer une interface graphique simple dans le but de visualiser et analyser les résultats obtenus.

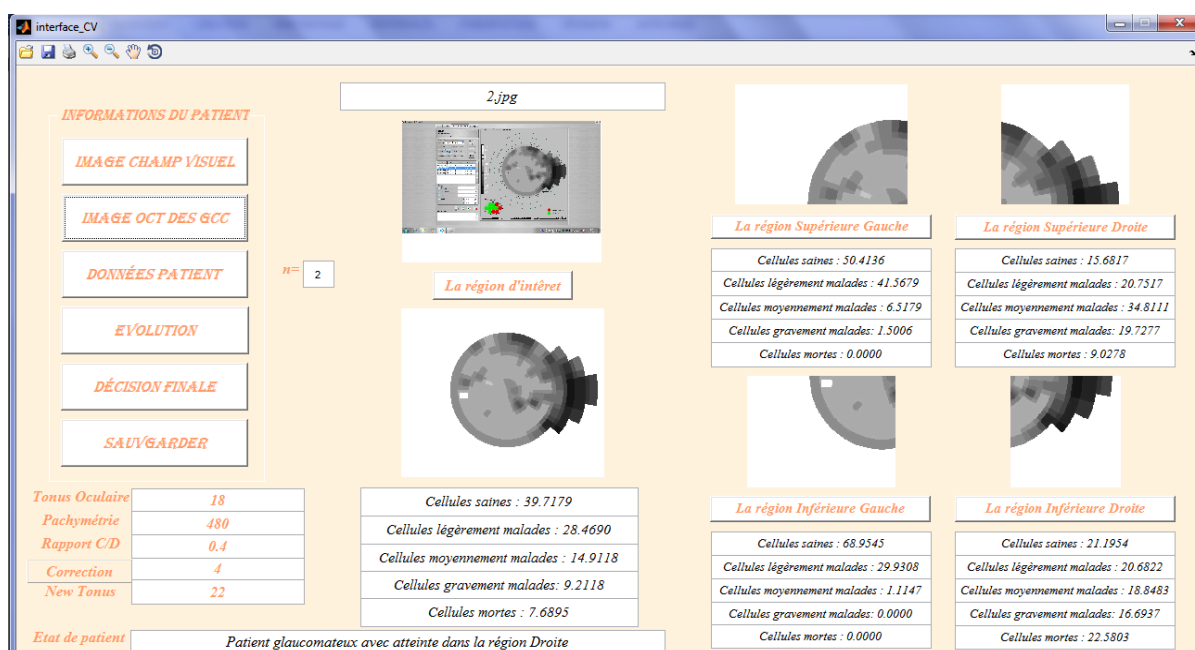
Les pourcentages calculés à partir des images du champ visuel et images GCC de l'OCT ont été validés par les ophtalmologues. L'interface développée propose aussi une comparaison entre deux examens différents (examen ancien et un nouvel examen du même patient) afin de suivre l'évolution de la maladie.

Plusieurs suggestions ont été proposées comme le test sur un nombre très importants de patients afin d'avoir les meilleurs résultats possible.

Le médecin ophtalmologue peut aussi introduire des valeurs numériques comme le rapport cup/disc, la valeur de la tension oculaire ainsi que la pachymétrie. Ces valeurs vont être ajoutées avec les pourcentages obtenus (CV, et GCC) dans une seule base de données afin de proposer dans le futur un système intelligent capable de donner une aide précise aux médecins ophtalmologues. La figure III.39 qui suit présente notre interface développée.



(a)



(b)

Figure III.39 : Exemples de l'interface développée. (a) Cas des images GCC ; (b) Cas des images CV.

III.6. Conclusion :

Le glaucome est une pathologie oculaire irréversible, l'un des moyens les plus efficaces de limiter sa progression est la détection précoce de cette maladie grâce à l'analyse des images de la Tomographie par Cohérence Optique des cellules ganglionnaires (OCT-GCC) et des images Champ Visuel (CV). L'objectif primordial de ce travail est de développer des méthodes de détection et suivi thérapeutique de glaucome en utilisant ces deux types d'images.

Dans ce chapitre, nous avons présenté un système de détection du glaucome. Ce système est divisé en deux parties :

La première partie pour les images OCT-GCC. L'algorithme est basé sur le filtrage non linéaire et la segmentation par seuillage, dont le but d'extraire et de calculer les surfaces des trois régions (saine, malade et morte), et par la suite classer le patient comme normal ou non.

Et la deuxième partie pour les images CV, l'algorithme est basé sur la morphologie mathématique et la segmentation par seuillage, afin d'extraire et de calculer les surfaces des cinq régions (saine, gravement malade, moyennement malade, légèrement malade et morte), pour puisse classer le patient comme glaucomateux ou sain.

Nous avons testé ces deux algorithmes sur deux bases d'images (OCT-GCC et CV) présent de la clinique Lazouni, ce travail est validé par les médecins ophtalmologues de la même clinique. Ainsi, les résultats étaient satisfaisants et encourageant. Ils pourraient aider l'ophtalmologue pour détecter d'une manière précoce la maladie du glaucome.

Conclusion générale

La pratique d'ophtalmologie est, aujourd'hui, un outil puissant permettant l'étude de la structure et de fonctionnement des yeux et de ses annexes grâce aux multiples techniques d'acquisition d'images, parmi ces techniques, nous avons basé sur l'OCT-GCC qui est un examen objectif et le CV qui est un examen subjectif, ces deux techniques fournissent aux médecins des informations riches et adaptées au diagnostic du glaucome.

L'objectif de ce mémoire de master vise à proposer un algorithme permettant de traiter des données fournies par des images OCT-GCC et CV ; en utilisant des outils de traitement des images dans le cadre de l'aide à la détection précoce du glaucome.

L'extraction des différentes régions (saines, malades et mortes) d'images des GCC et CV permettent de trouver le pourcentage de chaque région, qui est un paramètre clinique très important pour la détection et le suivi du glaucome. Ce point nous a dirigé à proposer une méthode de segmentation pour extraire ces différentes régions.

Concernant la méthode de segmentation choisit pour notre travail, nous avons utilisé la segmentation par seuillage avec un bon choix des seuils ce qui nous a donné des résultats favorables.

Notre méthode a été testée sur un ensemble d'images de la base de données collectée par monsieur LAZOUNI dans le but d'un travail de recherche sur le glaucome. Les résultats obtenus étaient satisfaisant puisqu'ils étaient confirmés par les ophtalmologues. Donc, nous pouvons conclure que notre méthode a réussi de céder des résultats fiables dans le cadre d'aide au diagnostic, étant donné que le pourcentage de chaque région (saine, malade et morte) est une propriété importante pour l'exploration de la maladie du glaucome.

Perspectives :

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le prolongement de ce travail. Nous pouvons citer certaines perspectives dans ces quelques lignes :

- En premier lieu, nous proposons l'utilisation d'autres méthodes de segmentation pour une extraction automatique des régions (saines, malades et mortes) de n'importe qu'elle image.

- En deuxième lieu, en plus du pourcentage que nous avons calculé dans ce mémoire, nous pouvons ajouter d'autres paramètres cliniques tels que : le tonus oculaire, la pachymétrie, l'épaisseur de la couche RNFL et le rapport Cup/Disc qui pourraient fournir de plus en plus un diagnostic fiable et complet du glaucome et sans aucune probabilité d'erreur, car cette maladie est très grave.
- Finalement, le test de notre méthode sur un grand nombre d'images pour des patients de différentes catégories afin d'avoir une base de données de grande taille et riche d'information qui nous aide à réaliser un système de classification qui permet aux ophtalmologues à établir un diagnostic précis.

Références Bibliographiques

- [1] : Dr Laurent Leininger, *Anatomie de l'œil*, 03/10/2016.
- [2] : Larousse médicale, *Œil ou globe oculaire* :
<http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/œil/14895>.
- [3] : Martine Santallier, *Anatomie de l'œil : le globe oculaire*, octobre 2013.
- [4] : Andrew A. Dahl and William C. Shiel Jr, *Glaucoma*, MedcineNet, 20/10/2016.
- [5] : Kimberly Holland, *Glaucoma*, healthline, 2015.
- [6] : Pr Baudouin, Pr Laroche, Pr Nordmann Et Pr Sahe, *Maladies de l'œil*, CHNO des Quinze-vingts, 09/02/2009.
- [7] : *Glaucome - Symptômes et traitement*, Février 2017 : <http://sante-medecine.journaldesfemmes.com/faq/268-glaucome-symptomes-et-traitement>.
- [8] : Pr Christophe Baudouin, chef du service III au Centre Hospitalier National d'Ophtalmologie des Quinze-Vingts de Paris et du service d'ophtalmologie de l'Hôpital Ambroise Paré (92). Directeur de recherche à l'Institut de la vision, Inserm-UPMC U 968. UMR CNRS 7210, Janvier 2013 : <http://www.inserm.fr/thematiques/neurosciences-sciences-cognitives-neurologie-psychiatrie/dossiers-d-information/glaucome>
- [9] : Thylefors B, Negrel AD, *The global impact of glaucoma*. Bull World Health Organization, 72(3):323–326, 1994.
- [10] : Quigley HA, Broman AT, *The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020*. Br J Ophthalmol 90:262–267, 2006.
- [11] : Pr Malika Tiar, La présidente de la Société algérienne de glaucome (SAG), HuffPost Algérie/ Agence, 10/04/2016 : http://www.huffpostmaghreb.com/2016/04/10/glaucome-46-de-taux-de-prevalence-en-algerie_n_9654050.html
- [12] : R. Garout, F.Karaouat, *Glaucome et chirurgie réfractive*, HCA Alger, 5^{ème} congrès Société Algérienne du Glaucome, 9 novembre 2013.
- [13] : Semaine mondiale du glaucome, première cause de cécité en France, RFI, 08-03-2016: <http://www.rfi.fr/science/20160308-semaine-mondiale-glaucome-premiere-cause-cecite-france>
- [14] : John Berdahl, Gary Heiting, *Glaucome : Types, symptômes, diagnostic et traitement*, ALL ABOUT VISION, Septembre 2016.
- [15] : Y. Lachkar, *L'examen à la lampe à fente*, Journal Français d'Ophtalmologie, Vol 30, pp. 39-42, mai 2007.

- [16] : Troy Bedinghaus, *What is the Pachymetry Test for Eyes?*, Eye Haulth, July 13 2016.
- [17] : Dr Damien Gatinel, *Qu'est-ce que l'épaisseur de la cornée ? (pachymétrie cornéenne)*, 25 Mar 2014.
- [18] : Murthi A, Madheswaran M, *Enhancement of optic cup to disc ratio detection in glaucoma diagnosis*, International conference on computer communication and informatics (ICCCI), IEEE, pp 1–5, 2012.
- [19] : Anum A. Salam, Tehmina Khalil, M. Usman Akram, Amina Jameel, Imran Basit, *Automated detection of glaucoma using structural and non structural features*, SpringerPlus, December 2016.
- [20] : Dr Florian Tchaplyguine, Pr Philippe Gain, *Chapitre 23 anomalie du champ visuel*, 17 février 2003.
- [21] : Jérôme Madar, *Le Champ Visuel*, Centre d'Ophtalmologie La Ciotat, 2013.
- [22] : Mamisoa Andriantafika, *L'examen par OCT*, 15 avril 2013.
- [23] : Hélène Esvant, *Tomographie par cohérence optique*, la revue du praticien, 14-02-11.
- [24] : Dr Daniel Pereira, Dr Godefroy Kaswin, Dr André Guiral, *OCT (Optical Coherence Tomographie)*, Centre Anonty Vision, 4 juin 2014.
- [25] : Dr Jordi Monés, *Tomographie par cohérence optique*, 25/03/2013.
- [26] : Françoise Jauzein, Anne Woehrlé, *Exploration du champ visuel*, 06/06/2011.
- [27] : groupe hospitalier paris SAINT-JOSEPH, *Le glaucome Guide destiné aux patients*, institut du glaucome, août 2013.
- [28]: Robert Koprowski, Marek Rzendlkowski and Zygmunt Wrobel, *Automatic method of analysis of OCT images in assessing the severity degree of glaucoma and the visual field loss*, Biomed Eng en_ligne, v.13, février 2014.
- [29]: Arulmozhivarman Pachiyappan, Undurti N Das, Tatavarti VSP Murthy, and Rao Tatavarti, *Automated diagnosis of diabetic retinopathy and glaucoma using fundus and OCT images*, Dis Lipids santé, v.10, 13 juin 2012 .
- [30] : Ulfah Rimayanti, Miftahul Akhyar Latief, Paramastri Arintawati, Tomoyuki Akita, Junko Tanaka, Yoshiaki Kiuc, *Width of abnormal ganglion cell complex area determined using optical coherence tomography to predict glaucoma*, Japanese Ophthalmological Society, pp 47–55, 23 October 2013.
- [31] : Mei-Ling Huang, Hsin-Yi Chen, Jian-Jun Huang, *Glaucoma detection using adaptive neuro-fuzzy inference system*, Expert Systems with Applications 32, 458–468, July 2007.
- [32]: Siamak Yousefi, Madhusudhanan Balasubramanian, Michael H. Goldbaum, Felipe A. Medeiros, Linda M. Zangwill, Robert N. Weinreb, Jeffrey M. Liebmann, Christopher A. Girkin,

and Christopher Bowd, *Unsupervised Gaussian Mixture-Model With Expectation Maximization for Detecting Glaucomatous Progression in Standard Automated Perimetry Visual Fields*, Transl Vis Sci Technol, 2016 May 3.

[33] : Dutta MK, Mourya AK, Singh A, Parthasarathi M, Burget R, Riha K, *Glaucoma detection by segmenting the super pixels from fundus colour retinal images*, international conference on medical imaging, m-health and emerging communication systems (MedCom). IEEE, pp 86–90, 2014

[34] : Ahmad H, Yamin A, Shakeel A, Gillani SO, Ansari U, *Detection of glaucoma using retinal fundus images*, international conference on robotics and emerging allied technologies in engineering (iCREATE). IEEE, pp 321–324, 2014.

[35] : F. Malgouyres, *Méthodes variationnelles en traitement d'images*, Université Toulouse, dec 2006.

[36] : Jean-François PILLOU, *Les filtres graphiques*, CommentCaMarche.net, Septembre 2015.

[37] : Paul S. SAWADOGO, *Data pre-processing*, Contractual Date of Delivery : 14 November 1998.

[38] : Nicolas Thome, *Bases du traitement des images « Filtrage d'images »*, 11 octobre 2016.

[39] : Isabelle BLOCH, *Morphologie mathématique et traitement d'images*, techniques de l'ingénieur, 10 oct. 2012.

[40] : Antoine MANZANERA, *Cours de morphologie mathématique*, UPMC/Master IAD, 2005.

[41] : Séverine Dubuisson, *Morphologie mathématique*, Fondements du Traitement d'Images, novembre 2006.

[42] : Laurent NAJMAN et Hugues TALBOT, *Introduction à la Morphologie Mathématique, Théorie et applications*, 20 octobre 2010.

[43] : H.S.RAHLI, N.BENAMRANE, *Segmentation des images médicales par des algorithmes génétiques*, Volume 52, Number 1, 2011.

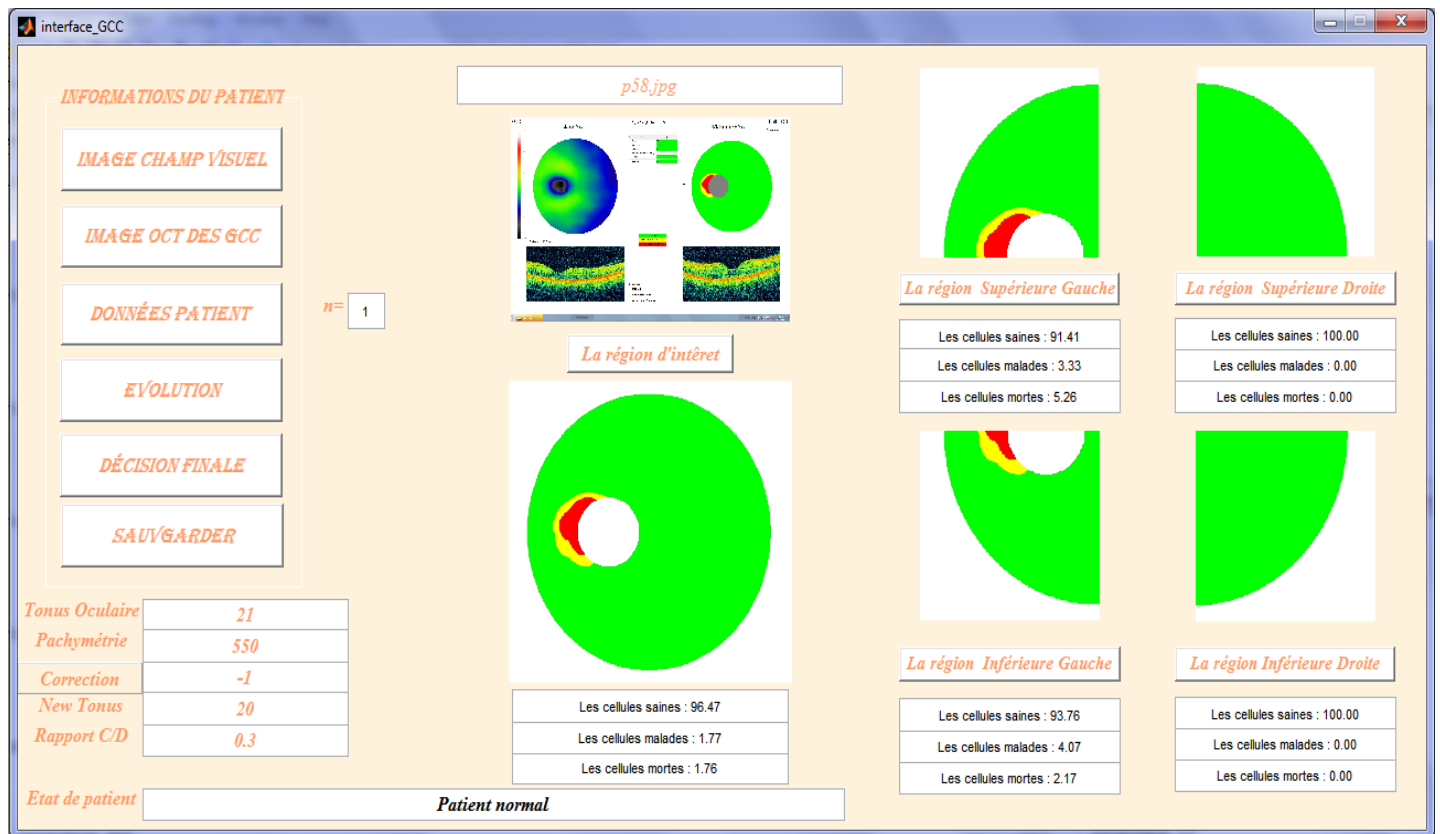
[44] : Lydia Lamia, *segmentation des images médicales 3D*, 14/07/2010.

[45] : NGUYEN Thi Oanh, *Binarisation d'images de documents graphiques*, rapport de stage de fin d'études, Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications, Nancy, juin - novembre 2004.

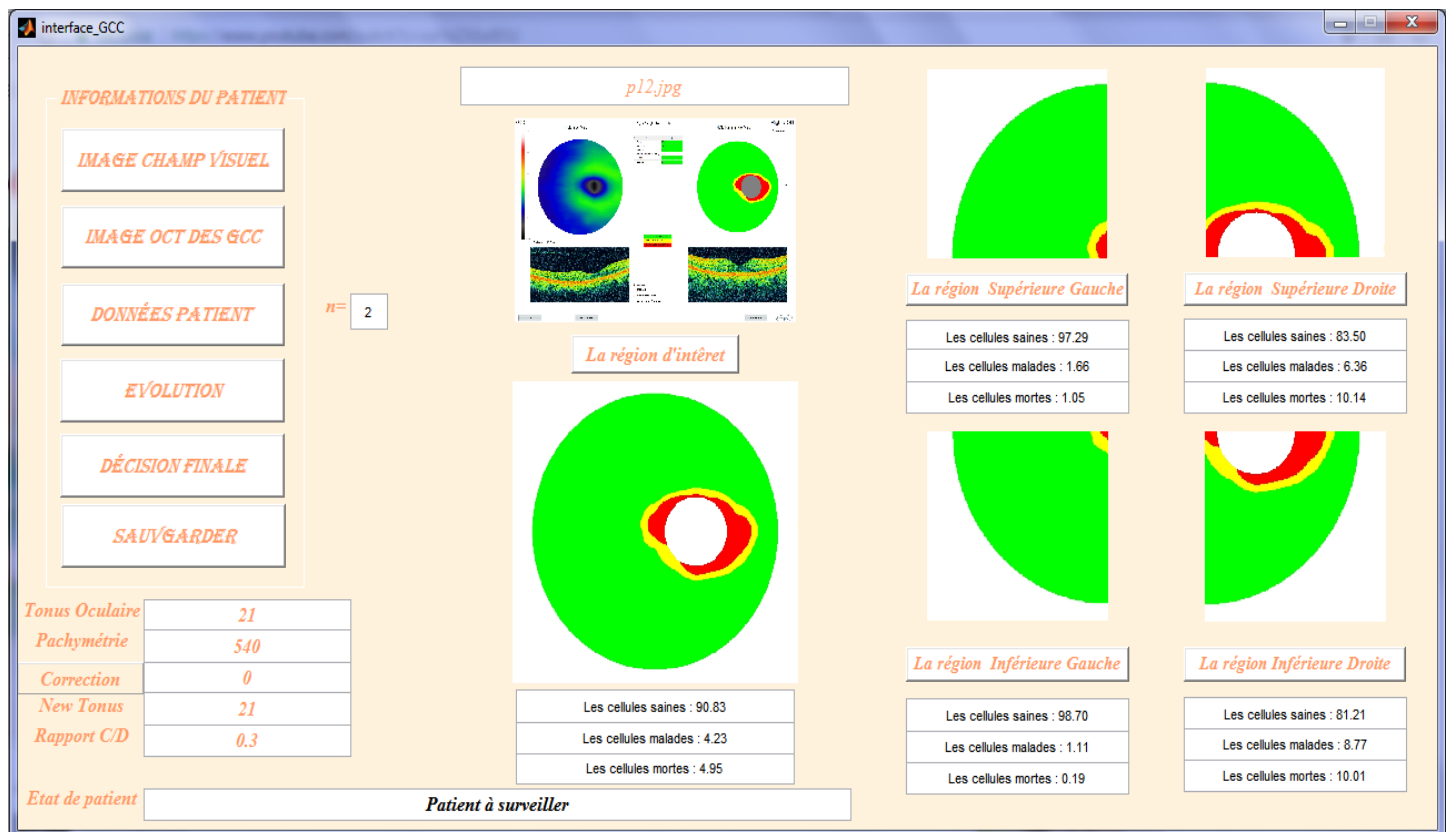
[46] : J.R. BEVERIDGE, J. GRIFFITH, R.R. KOHLER, A.R. HANSON and E.M. RISEMAN, *Segmenting images using localized histograms and region merging*. IJCV, V. 2, pp. 311-347, Janvier 1989.

- [47] : Patrick Bonnin, *Les Bases du Traitement d'Image*, 27 mars 2016.
- [48] : Jean –Jacques Rousselle, *Les contours actifs, une methode de segmentation*, thèse pour obtenir le cadre de docteur de l'universite de tours, soutenue le 9 juillet 2003.
- [49] : S.AMEUR, ZAMEUR, *Revue Des Approches De Segmentation D'images Texturees : Exemple Des Images Meteorologique*, 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, TUNISIA, March 27-31, 2005.
- [50] : Chafik Kermad. *Segmentation d'image : recherche d'une mise en œuvre automatique par coopération de méthodes*. Traitement du signal et de l'image. Université Rennes 1, 1997.
- [51] : Mlle MEDDEBER Hayat, *Segmentation d'images Par Les Contours Actifs*, Mémoire Pour l'obtention du diplôme de Magister en Informatique, soutenue en 2012.
- [52] : Pistol_Pete, *Détection optimale des contours : canny, dériche, shencastan*, 01/08/2008.
- [53] : Tarik ZOUAGUI, *Approche fonctionnelle générique des méthodes de segmentation d'images*, Thèse pour obtenir le grade de Docteur, L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Soutenue le 08/10/04.
- [54] : Andrea Trevino , *Introduction to K-means Clustering* , DATASCIENCE, 12.06.16.
- [55] : D'Hondt Frédéric, El Khayati Brahim, *Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs*, Faculté Polytechnique de Mons, 5ème Electricité, Certificat Applicatifs Multimédia : 2005.
- [56] : MR LAZOUNI Mohammed El Amine, l'appareil OCT type RTVue-XR Avanti, 2017.

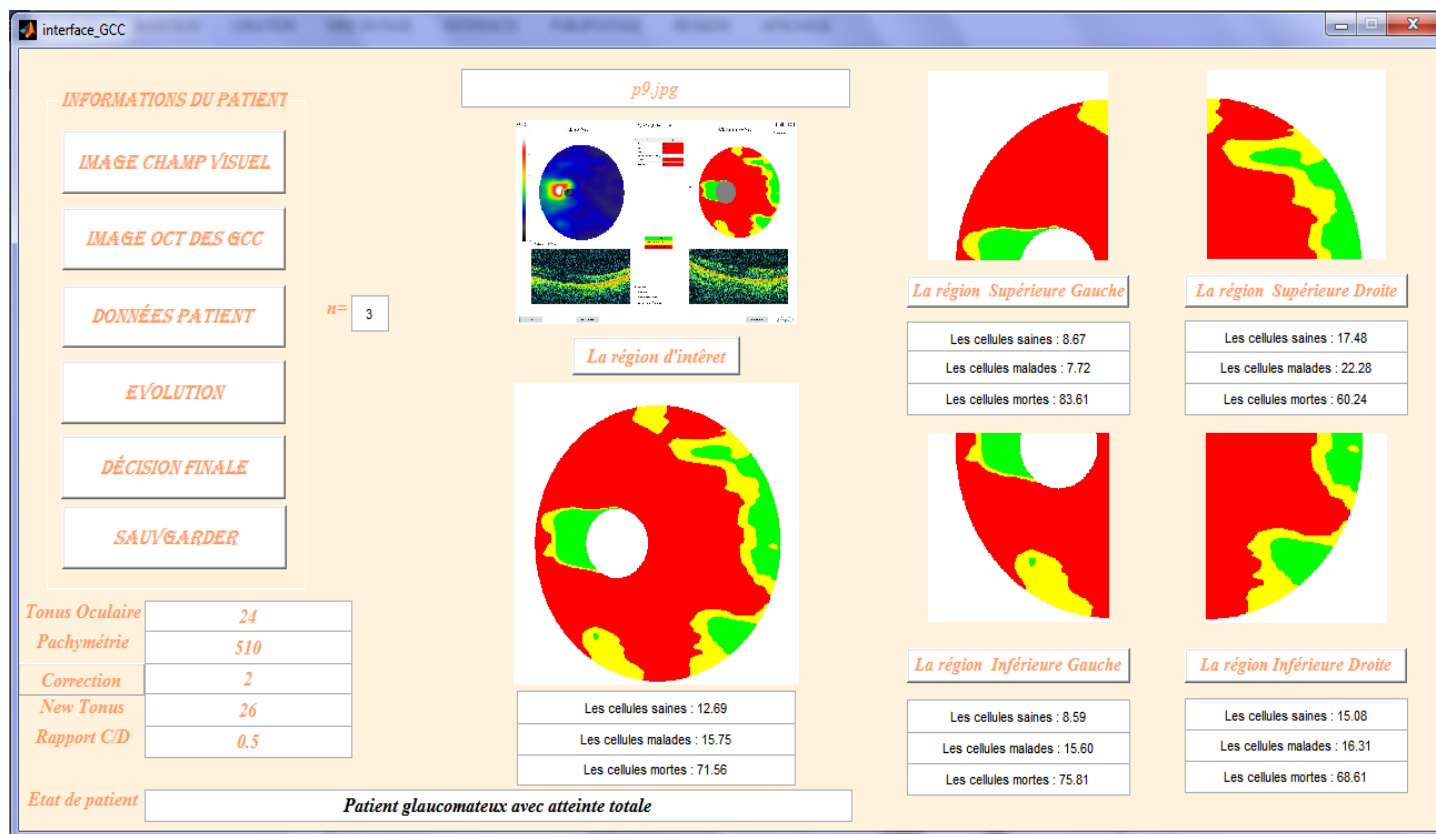
Annexe



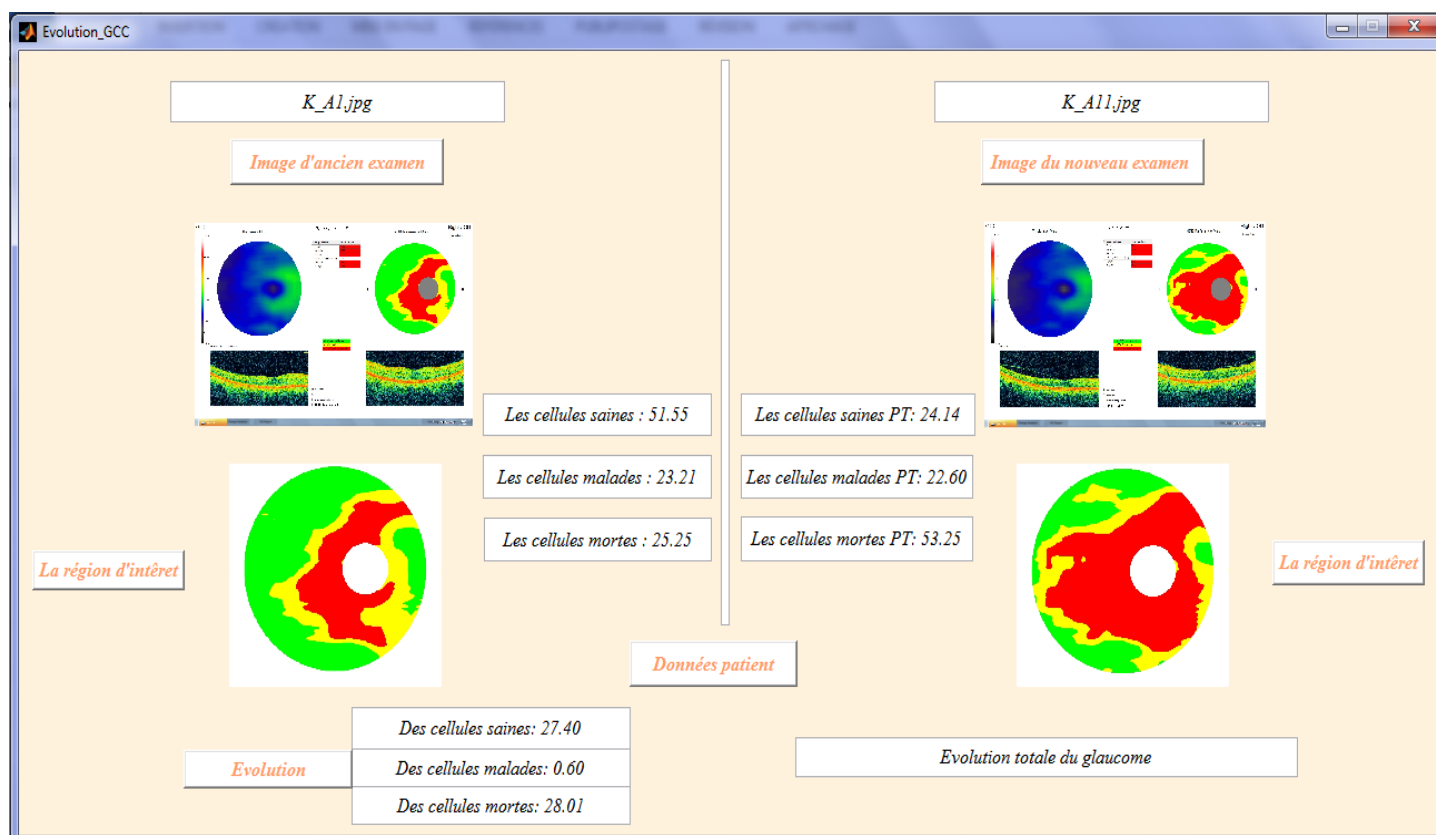
Exemple de détection du glaucome à partir des images OCT-GCC (sujet sain).



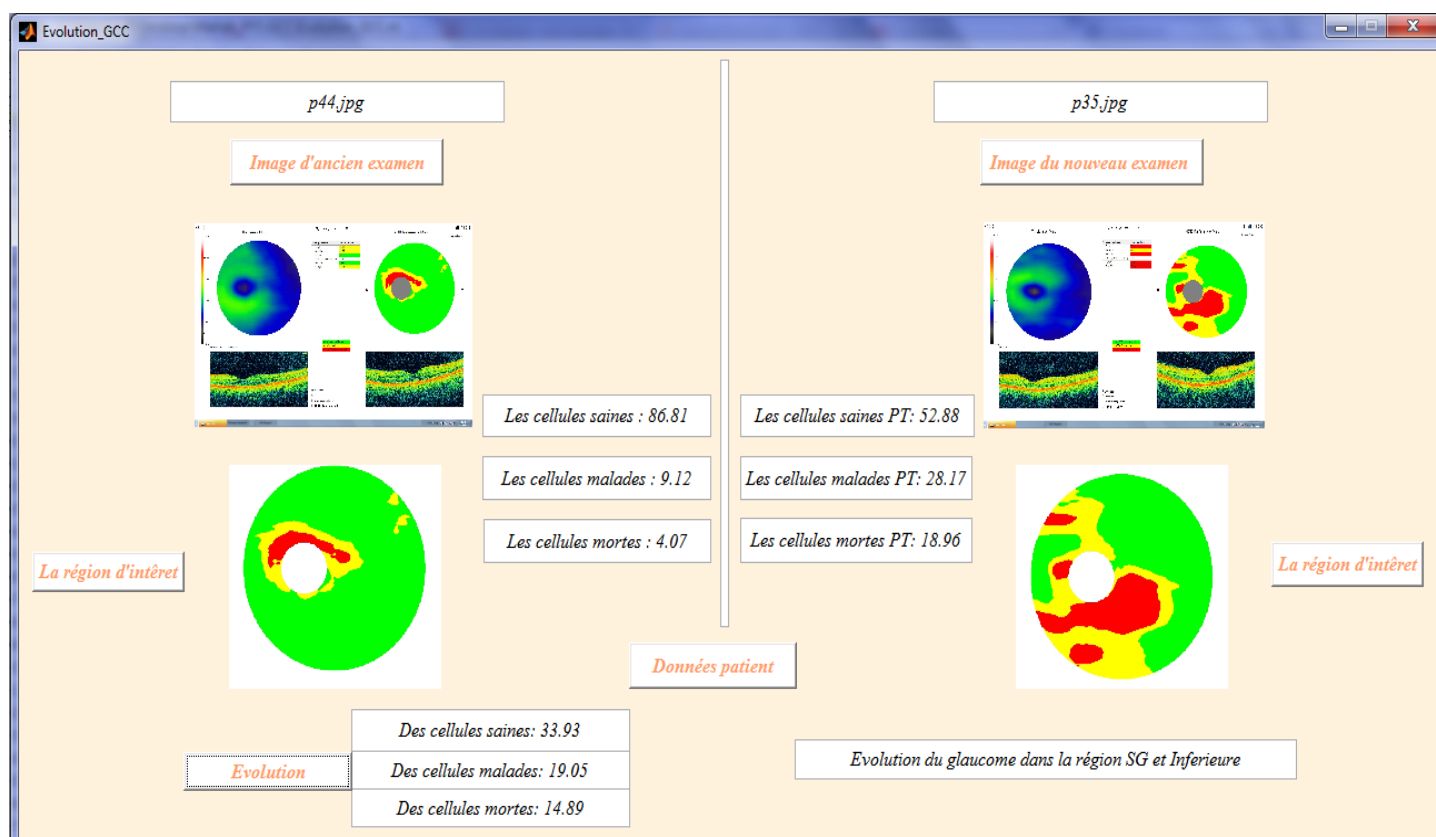
Exemple de détection du glaucome à partir des images OCT-GCC (sujet à surveiller).



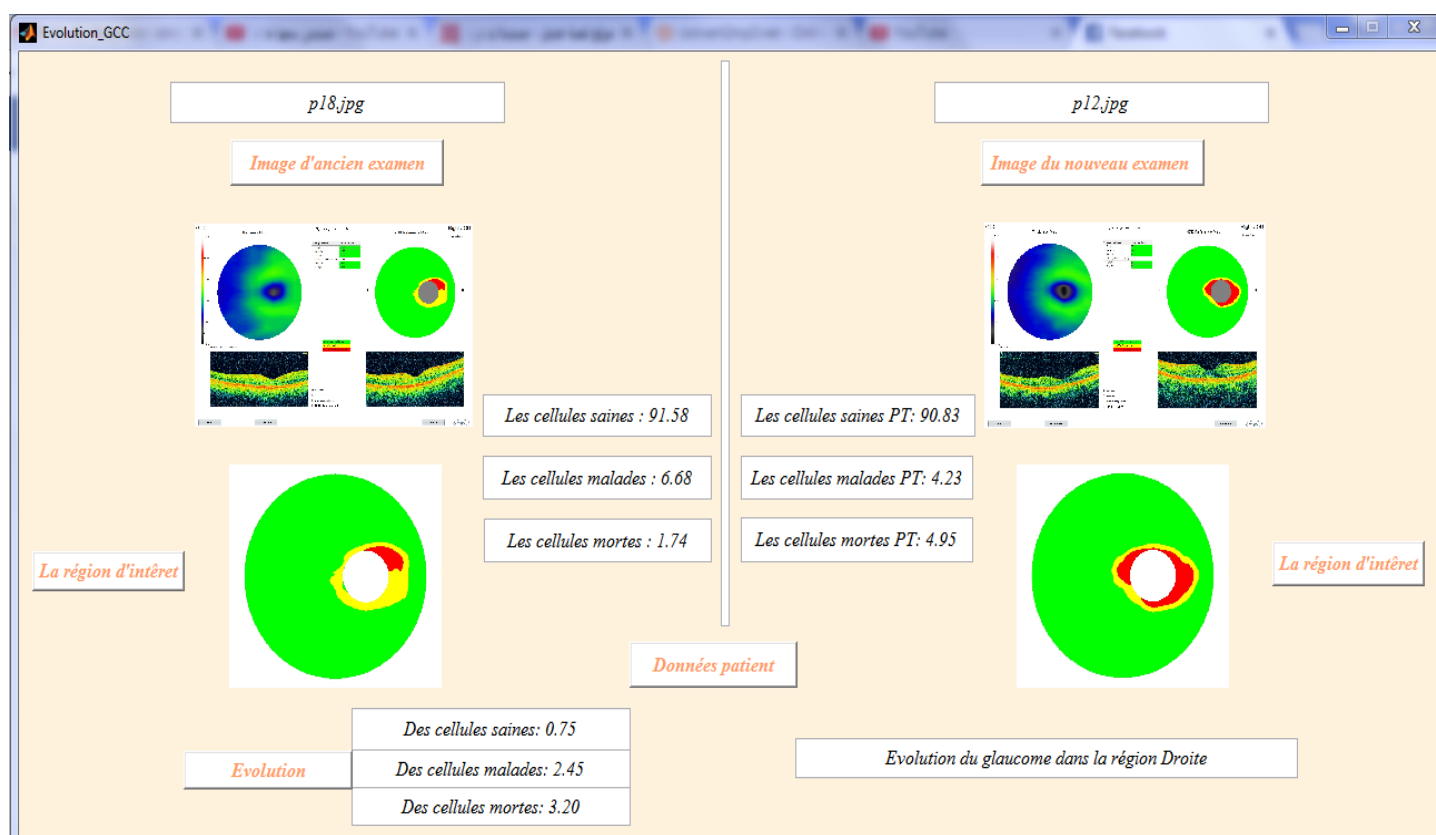
Exemple de détection du glaucome à partir des images OCT-GCC (sujet glaucomateux).



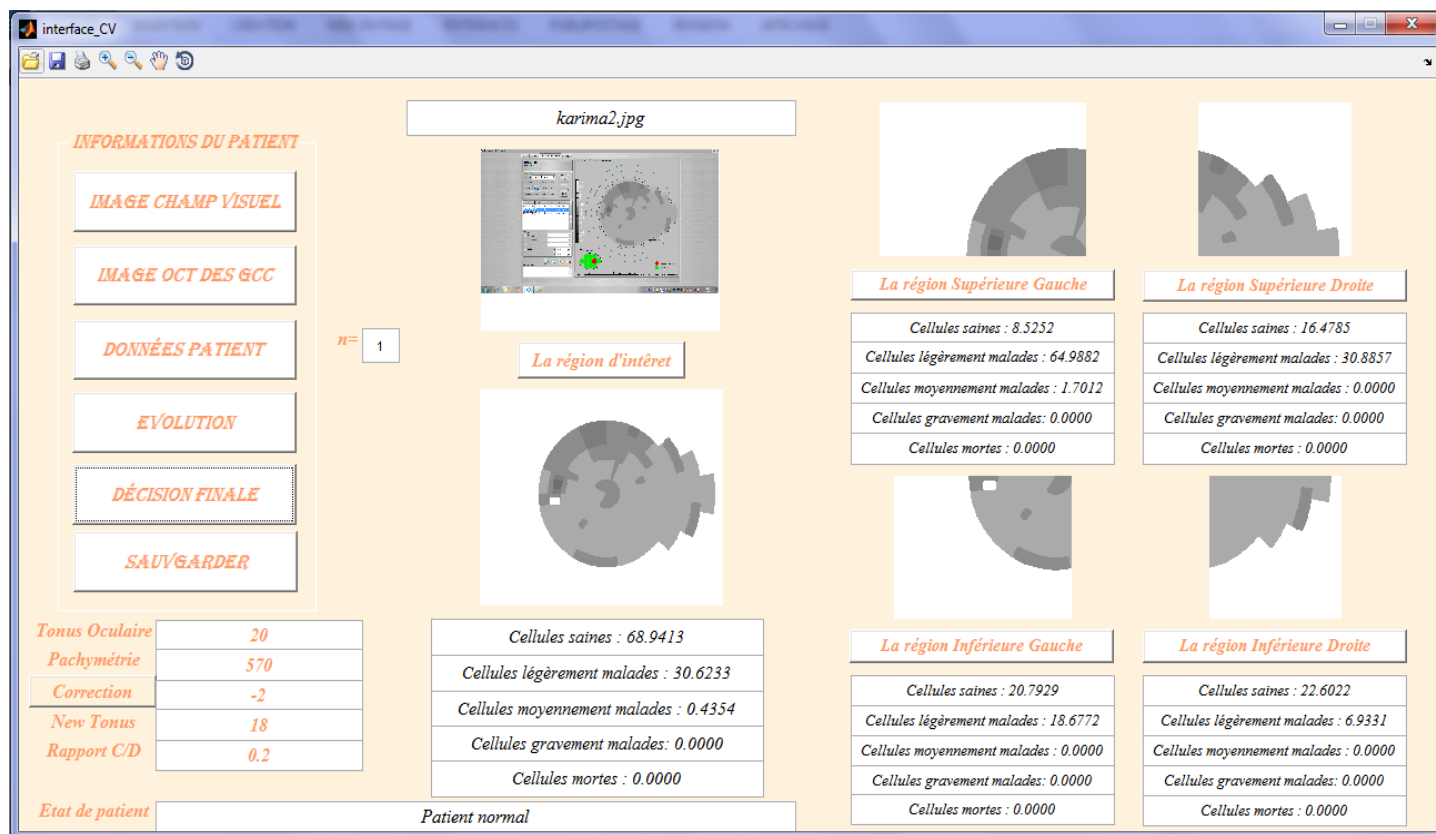
Exemple du suivi d'évolution du glaucome à partir des images OCT-GCC.



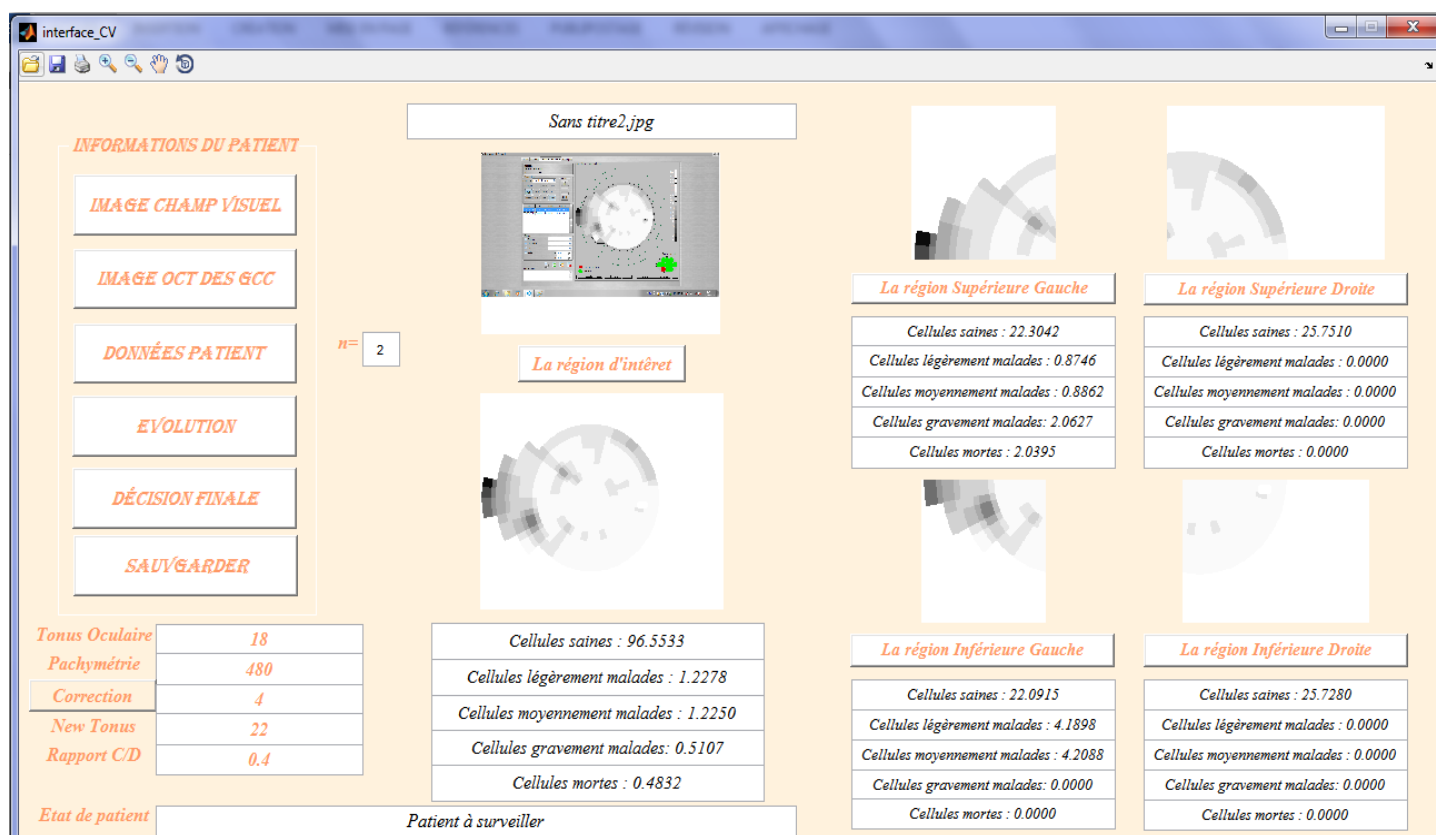
Exemple du suivi d'évolution du glaucome à partir des images OCT-GCC.



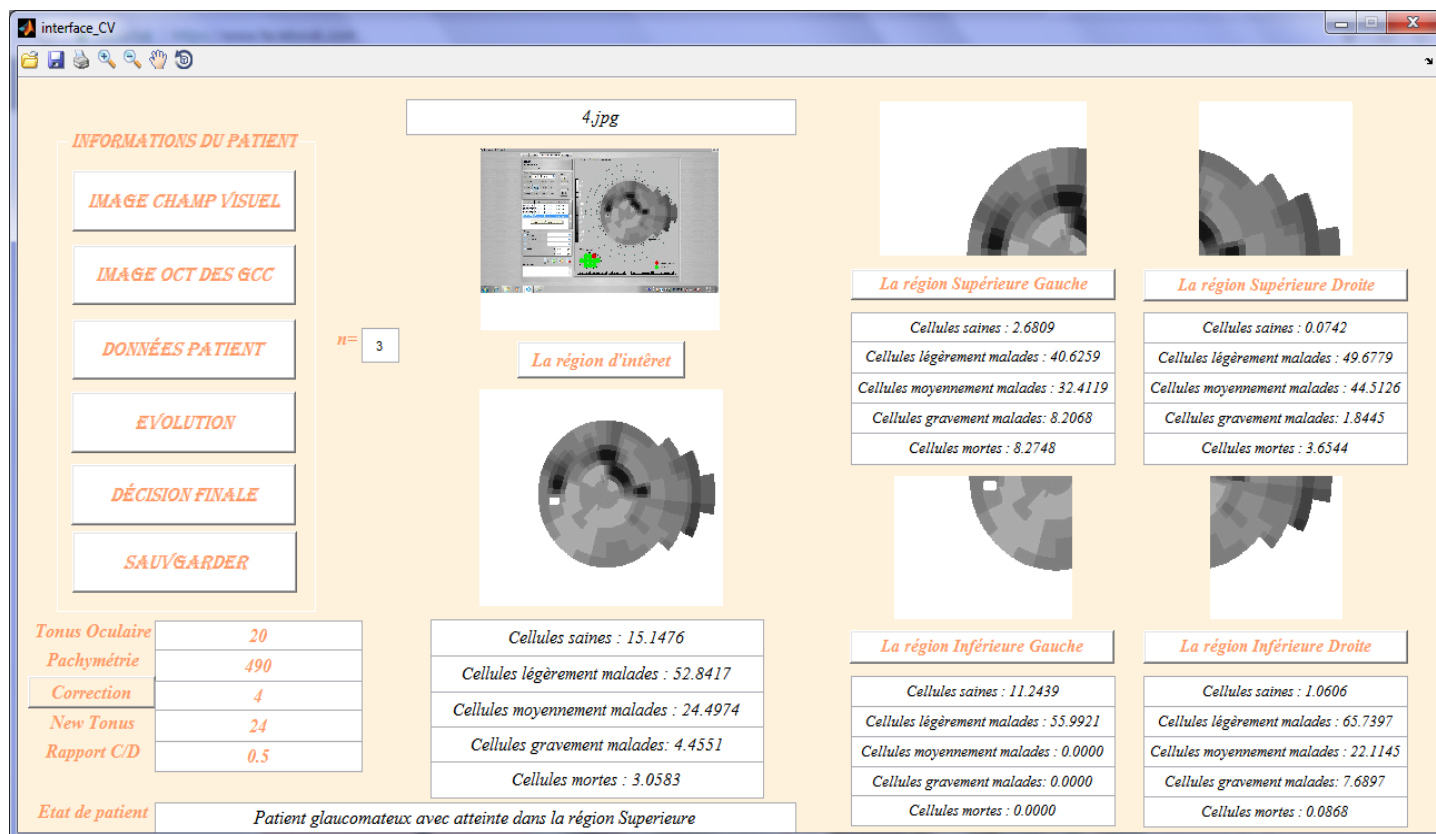
Exemple du suivi d'évolution du glaucome à partir des images OCT-GCC.



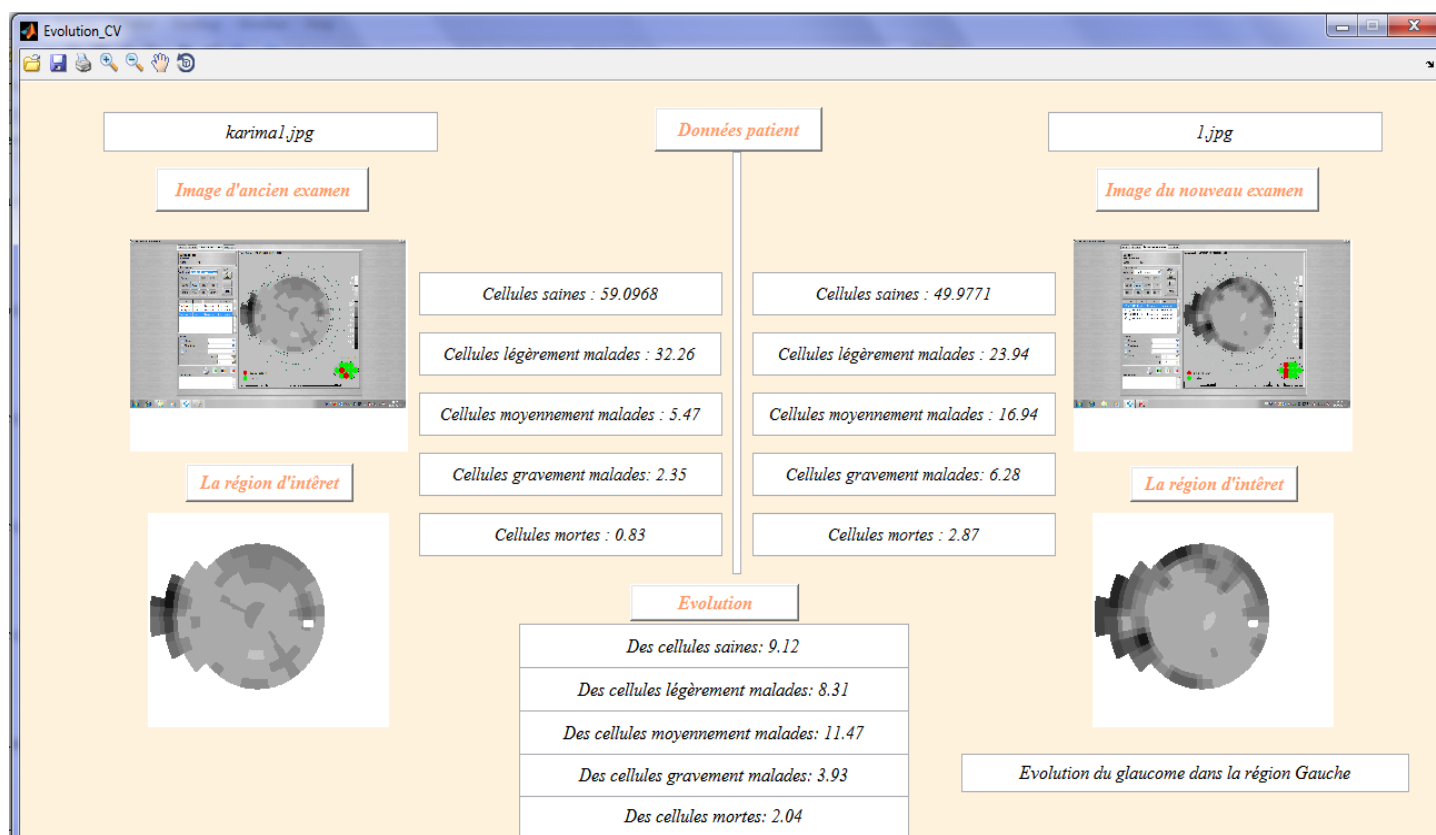
Exemple de détection du glaucome à partie des images CV (sujet sain).



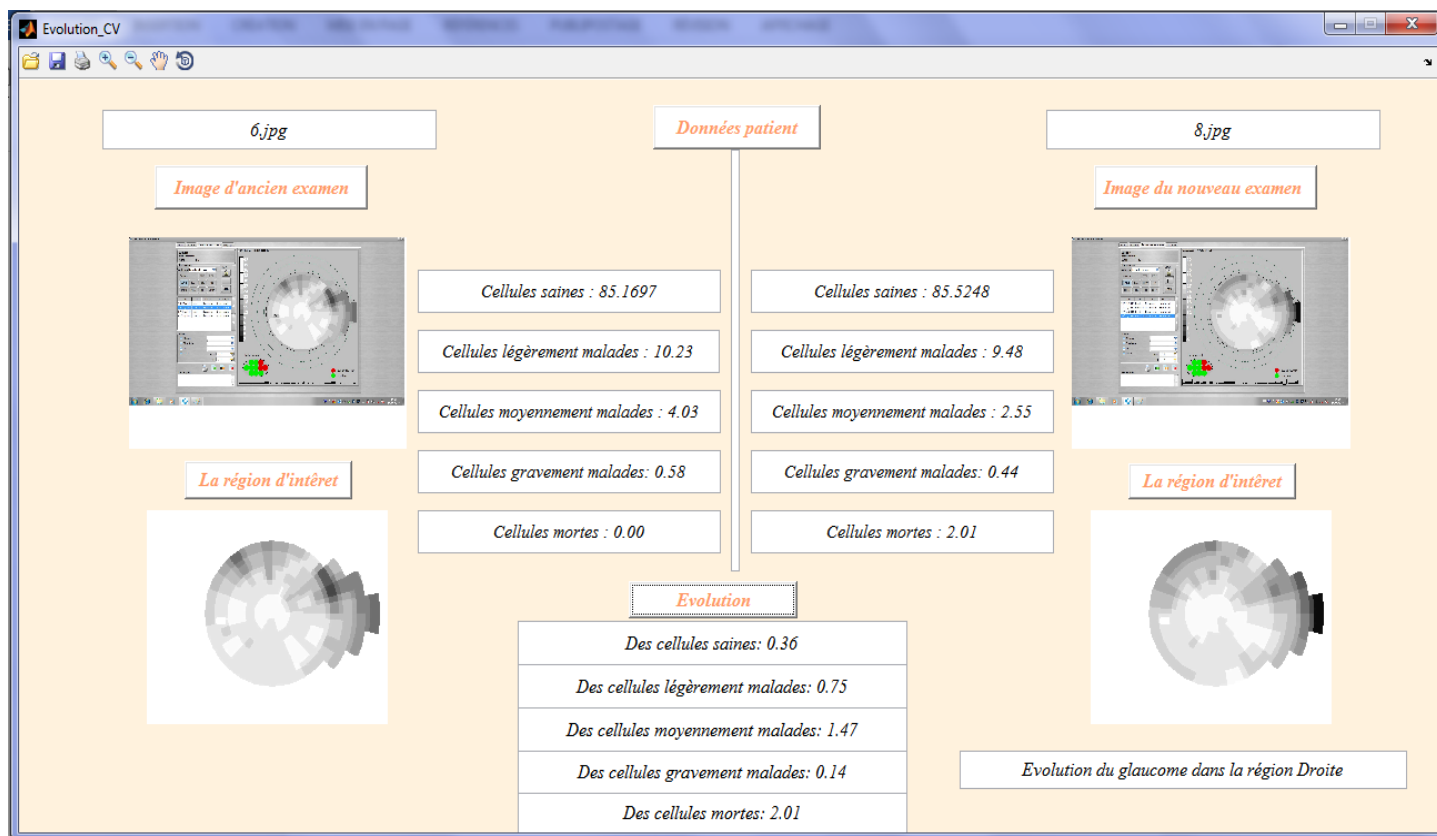
Exemple de détection du glaucome à partie des images CV (sujet à surveiller).



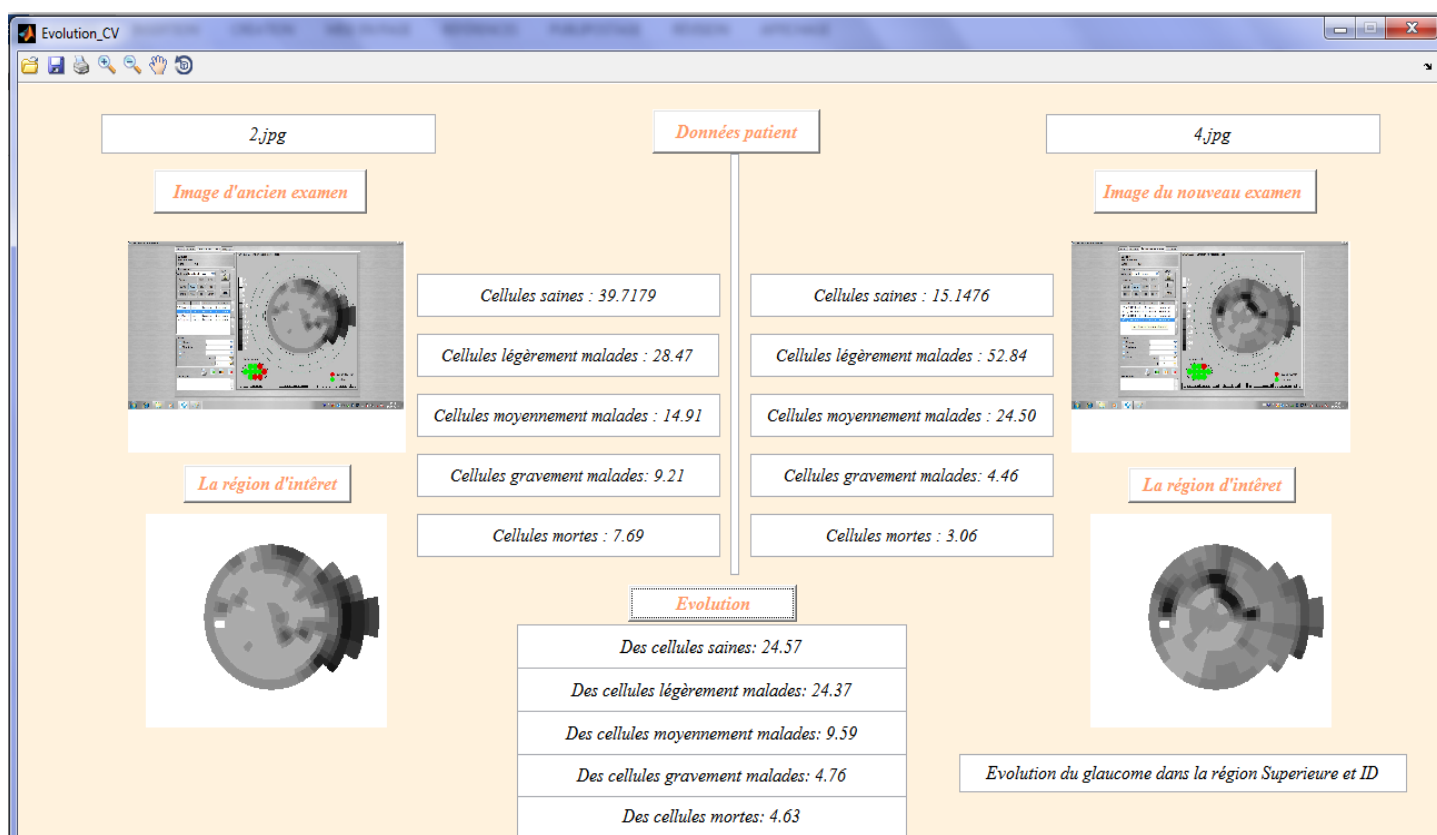
Exemple de détection du glaucome à partir des images CV (sujet glaucomateux).



Exemple du suivi d'évolution du glaucome à partir des images CV.



Exemple du suivi d'évolution du glaucome à partir des images CV.



Exemple du suivi d'évolution du glaucome à partir des images CV.

Numéro de patient	Vert Total	Jaune Total	Rouge Total	Vert du QSG	Jaune du QSG	Rouge du QSG	Vert du QSD	Jaune du QSD	Rouge du QSD	Vert du QIG	Jaune du QIG	Rouge du QIG	Vert du QID	Jaune du QID	Rouge du QID
1	98.50	0.34	1.16	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	93.45	1.50	5.05
2	99.59	0.10	0.31	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	98.31	0.42	1.28	100.00	0.00	0.00
3	98.49	1.51	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	94.31	5.69	0.00	100.00	0.00	0.00
4	99.09	0.75	0.16	100.00	0.00	0.00	96.20	3.12	0.68	100.00	0.00	0.00	99.95	0.05	0.00
5	97.89	1.18	0.93	95.28	2.66	2.06	100.00	0.00	0.00	95.79	2.30	1.91	100.00	0.00	0.00
6	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
7	99.20	0.13	0.67	97.80	0.30	1.90	100.00	0.00	0.00	99.41	0.15	0.43	100.00	0.00	0.00
8	99.39	0.61	0.00	100.00	0.00	0.00	97.44	2.56	0.00	100.00	0.00	0.00	99.79	0.21	0.00
9	12.69	15.75	71.56	8.67	7.72	83.61	17.48	22.28	60.24	8.59	15.60	75.81	15.08	16.31	68.61
10	16.34	12.21	71.44	60.49	32.26	7.25	0.00	7.18	92.82	21.16	16.13	62.72	0.00	1.69	98.31
11	2.18	4.14	93.68	0.00	0.00	100.00	6.17	8.55	85.28	0.80	4.93	94.26	0.97	2.40	96.63
12	90.83	4.23	4.95	97.29	1.66	1.05	83.50	6.36	10.14	98.70	1.11	0.19	81.21	8.77	10.01
13	91.91	4.16	3.93	84.54	9.47	5.99	99.91	0.10	0.00	84.77	6.20	9.04	100.00	0.00	0.00
14	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
15	45.52	10.19	44.29	0.82	6.48	92.70	57.01	19.93	23.06	32.76	5.32	61.92	87.72	7.25	5.04
16	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
17	99.27	0.73	0.00	98.42	1.58	0.00	100.00	0.00	0.00	99.02	0.98	0.00	100.00	0.00	0.00
18	91.58	6.68	1.74	99.85	0.15	0.00	82.69	9.84	7.47	99.23	0.77	0.00	81.92	18.08	0.00
19	96.11	3.89	0.00	91.06	8.94	0.00	100.00	0.00	0.00	93.92	6.08	0.00	100.00	0.00	0.00
20	63.34	23.38	13.28	60.40	28.81	10.79	73.84	14.86	11.30	54.22	23.74	22.04	66.71	24.91	8.39
21	99.40	0.60	0.00	98.96	1.04	0.00	100.00	0.00	0.00	98.50	1.50	0.00	100.00	0.00	0.00
22	90.94	8.39	0.68	89.81	10.19	0.00	74.29	22.80	2.92	100.00	0.00	0.00	98.15	1.85	0.00
23	55.65	19.82	24.53	77.11	8.59	14.31	94.02	4.40	1.58	5.23	33.40	61.36	52.21	31.42	16.37
24	80.30	15.23	4.47	97.93	2.00	0.07	81.82	16.86	1.32	75.03	19.66	5.31	66.16	22.65	11.19
25	95.44	4.50	0.06	98.45	1.55	0.00	98.80	1.20	0.00	85.59	14.15	0.27	98.29	1.71	0.00
26	99.68	0.32	0.00	100.00	0.00	0.00	99.38	0.62	0.00	100.00	0.00	0.00	99.26	0.75	0.00
27	99.45	0.55	0.00	98.44	1.56	0.00	100.00	0.00	0.00	99.21	0.80	0.00	100.00	0.00	0.00
28	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
29	96.59	0.40	3.02	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	85.41	1.72	12.94
30	98.96	0.24	0.80	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	96.37	0.83	2.81	100.00	0.00	0.00
31	95.71	4.29	0.00	99.04	0.96	0.00	93.79	6.21	0.00	97.80	2.20	0.00	90.89	9.11	0.00
32	82.59	13.85	3.56	72.01	22.38	5.61	81.15	10.54	8.30	92.75	6.61	0.63	83.43	16.24	0.33
33	85.34	6.05	8.67	90.41	4.59	5.00	72.05	8.86	19.15	93.36	6.17	0.47	86.25	4.57	9.33
34	53.36	16.71	29.93	100.00	0.00	0.00	70.64	26.65	2.71	30.46	32.09	37.45	14.22	7.03	78.76
35	52.88	28.17	18.96	53.47	37.89	8.64	95.61	3.58	0.81	7.66	49.39	42.94	49.60	25.20	25.20
36	51.55	23.21	25.25	82.14	8.17	9.70	35.54	29.47	35.00	55.45	21.50	23.05	23.90	38.02	38.09
37	95.57	4.43	0.00	96.93	3.07	0.00	87.93	12.07	0.00	99.44	0.56	0.00	100.00	0.00	0.00
38	24.05	22.70	53.25	38.08	27.21	34.71	19.66	22.68	57.66	27.29	19.81	52.90	7.16	20.20	72.64
39	89.70	10.22	0.08	92.51	7.49	0.00	73.74	25.98	0.28	97.04	2.96	0.00	100.00	0.00	0.00
40	82.79	14.70	2.50	90.92	7.95	1.13	54.44	36.43	9.14	85.39	14.61	0.00	100.00	0.00	0.00
41	91.82	8.18	0.00	92.75	7.25	0.00	82.52	17.48	0.00	97.16	2.84	0.00	96.50	3.50	0.00
42	87.15	10.02	2.83	89.96	7.36	2.68	56.99	33.96	9.05	99.82	0.18	0.00	100.00	0.00	0.00

43	94.26	5.74	0.00	92.34	7.66	0.00	93.46	6.54	0.00	99.51	0.49	0.00	92.13	7.88	0.00
44	86.81	9.12	4.07	66.62	19.57	13.81	88.22	9.85	1.93	94.05	5.95	0.00	99.92	0.08	0.00
45	90.42	5.88	3.70	99.09	0.91	0.00	80.22	10.89	8.90	99.65	0.35	0.00	79.67	13.21	7.12
46	26.00	19.29	54.71	7.62	10.61	81.77	63.62	16.43	19.95	0.53	5.78	93.69	25.30	41.70	33.00
47	78.56	7.38	14.06	91.54	4.06	4.40	65.47	10.85	23.68	91.36	4.13	4.51	61.34	11.58	27.08
48	88.94	5.11	5.95	76.00	9.30	14.70	100.00	0.00	0.00	81.92	10.22	7.86	100.00	0.00	0.00
49	99.89	0.11	0.00	100.00	0.00	0.00	99.53	0.47	0.00	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
50	97.80	1.57	0.63	93.62	4.03	2.35	100.00	0.00	0.00	97.45	2.34	0.21	100.00	0.00	0.00
51	98.73	1.27	0.00	100.00	0.00	0.00	97.49	2.51	0.00	100.00	0.00	0.00	97.02	2.98	0.00
52	97.61	1.06	1.33	97.10	1.50	1.40	100.00	0.00	0.00	94.38	2.24	3.38	100.00	0.00	0.00
53	12.03	12.68	75.29	11.32	20.41	68.26	0.00	0.00	100.00	29.52	21.81	48.67	4.86	6.42	88.72
54	13.71	12.39	73.90	0.65	3.40	95.95	49.67	22.98	27.34	0.78	3.08	96.15	12.27	27.03	60.70
55	0.82	5.82	93.36	0.89	12.74	86.37	0.00	0.00	100.00	2.08	7.97	89.95	0.00	0.00	100.00
56	3.83	6.99	89.19	0.00	1.78	98.22	10.72	11.02	78.26	0.00	0.36	99.94	3.25	13.52	83.24
57	98.11	1.89	0.00	100.00	0.00	0.00	95.08	4.92	0.00	100.00	0.00	0.00	96.78	3.22	0.00
58	96.47	1.77	1.76	91.41	3.33	5.26	100.00	0.00	0.00	93.76	4.07	2.17	100.00	0.00	0.00

Les pourcentages des cellules saines (vert), malades (jaune) et morte (rouge) calculés à partir des images OCT des cellules ganglionnaires GCC. Avec, QSG : Quadrant Supérieur Gauche, QSD : Quadrant Supérieur Droit, QIG : Quadrant Inférieur Gauche et QID : Quadrant Inférieur Droit.

Numéro du patient	Blanc Total	Gris Claire Total	Gris Moyen Total	Gris Foncé Total	Noir Total	Blanc du QSG	Gris Claire du QSG	Gris Moyen du QSG	Gris Foncé du QSG	Noir du QSG
1	49.9771	23.9439	16.9368	6.2764	2.8659	33.1657	23.8241	18.3622	14.9930	9.6550
2	39.7179	28.4690	14.9118	9.2118	7.6895	50.4136	41.5679	6.5179	1.5006	0.0000
3	45.5096	28.2749	17.4071	4.7357	4.0728	28.4454	33.2225	29.8689	6.1153	2.3479
4	15.1476	52.8417	24.4974	4.4551	3.0583	10.4805	40.6259	32.4119	8.2068	8.2748
5	87.2091	12.3078	0.4831	0.0000	0.0000	72.6998	25.2612	2.0390	0.0000	0.0000
6	85.1697	10.2281	4.0258	0.5764	0.0000	90.4226	7.3479	2.2295	0.0000	0.0000
7	88.7694	8.8684	2.3622	0.0000	0.0000	79.9171	14.4871	5.5958	0.0000	0.0000
8	85.5248	9.4772	2.5522	0.4373	2.0086	87.2632	12.7368	0.0000	0.0000	0.0000
9	52.7217	37.9126	8.4538	0.4683	0.4435	28.5934	64.7588	6.6478	0.0000	0.0000
10	30.4227	46.1709	16.6705	5.2304	1.5054	39.9683	37.0479	13.6000	9.3838	0.0000
11	24.7693	53.0691	19.6316	2.0864	0.4435	13.1696	55.9224	29.2072	1.7008	0.0000
12	44.2735	48.9818	5.6256	0.6705	0.4485	46.4853	53.5147	0.0000	0.0000	0.0000
13	43.3648	47.4986	7.1283	2.0082	0.0000	42.6044	50.7557	6.6399	0.0000	0.0000
14	0.1677	5.5701	18.0532	17.4170	58.7919	0.0000	9.6447	28.3432	13.9424	48.0696
15	59.0968	32.2566	5.4685	2.3492	0.8289	53.9783	28.2740	7.8638	6.3854	3.4985
16	68.9413	30.6233	0.4354	0.0000	0.0000	33.3107	64.9882	1.7012	0.0000	0.0000
17	45.4649	39.6250	13.2147	1.2122	0.4832	22.8251	53.1966	16.9156	5.0232	2.0395
18	76.7094	8.9093	7.1118	1.4647	5.8048	94.3342	3.3450	0.0000	2.3208	0.0000
19	96.5533	1.2278	1.2250	0.5107	0.4832	94.1370	0.8746	0.8862	2.0627	2.0395

Les pourcentages des cellules saines (blanc), légèrement malades (gris claire), moyennement malades (gris moyen), gravement malades (gris foncé) et morte (noir) calculés à partir des images champ visuel. Avec, QSG : Quadrant Supérieur Gauche, QSD : Quadrant Supérieur Droit, QIG : Quadrant Inférieur Gauche et QID : Quadrant Inférieur Droit.

Blanc du QSD	Gris Claire du QSD	Gris Moyen du QSD	Gris Foncé du QSD	Noir du QSD	Blanc du QIG	Gris Claire du QIG	Gris Moyen du QIG	Gris Foncé du QIG	Noir du QIG	Blanc du QID	Gris Claire du QID	Gris Moyen du QID	Gris Foncé du QID	Noir du QID
39.0439	40.4499	20.0007	0.5054	0.0000	41.3144	16.9112	28.9418	10.4379	2.3947	84.2015	14.2047	1.5938	0.0000	0.0000
15.6817	20.7517	34.8111	19.7277	9.0278	68.9545	29.9308	1.1147	0.0000	0.0000	21.1954	20.6822	18.8483	16.6937	22.5803
55.5342	36.1939	7.0607	1.2112	0.0000	25.3394	31.5715	25.4078	11.0004	6.6809	69.3234	13.2576	8.9322	1.1686	7.3182
0.3106	49.6779	44.5126	1.8445	3.6544	44.0079	55.9921	0.0000	0.0000	0.0000	4.3693	65.7397	22.1145	7.6897	0.0868
88.7018	11.2982	0.0000	0.0000	0.0000	86.1525	13.8475	0.0000	0.0000	0.0000	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
63.5431	23.9026	10.1386	2.4156	0.0000	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	85.1423	10.6801	4.1777	0.0000	0.0000
84.0560	15.9440	0.0000	0.0000	0.0000	90.5714	5.2199	4.2086	0.0000	0.0000	99.9145	0.0855	0.0000	0.0000	0.0000
68.3028	17.1296	8.7398	1.7503	4.0776	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	85.1725	8.7568	1.8473	0.0416	4.1819
64.8669	27.4567	7.6764	0.0000	0.0000	43.8801	37.3607	15.1930	1.8315	1.7347	75.0132	20.8072	4.1796	0.0000	0.0000
2.1716	56.9242	29.3200	1.5842	0.0000	42.7512	43.6680	4.1427	6.0106	3.4275	27.9607	46.4729	46.4729	4.1791	2.6400
29.3331	36.4820	30.0668	4.1180	0.0000	23.2749	60.7270	11.8185	2.4447	1.7350	33.5962	58.5632	7.7501	0.0906	0.0000
34.6864	51.8567	9.4298	2.4483	1.5788	66.0898	33.9102	0.0000	0.0000	0.0000	31.1642	56.4164	12.2590	0.0784	0.0820
62.1252	18.7836	15.0161	4.0750	0.0000	19.1181	78.2864	2.5954	0.0000	0.0000	50.9133	40.1570	4.7517	4.1780	0.0000
0.0577	1.9260	15.1238	21.1979	61.6946	0.5449	10.3352	24.9866	22.5381	41.5953	0.0604	0.0000	2.2268	11.9112	85.8016
32.8728	65.5498	1.5774	0.0000	0.0000	73.0705	10.6342	12.9154	3.3800	0.0000	77.0484	22.8697	0.0820	0.0000	0.0000
69.1143	30.8857	0.0000	0.0000	0.0000	81.3228	18.6772	0.0000	0.0000	0.0000	93.0669	6.9331	0.0000	0.0000	0.0000
4.9922	65.1332	29.8747	0.0000	0.0000	64.3297	29.6479	6.0224	0.0000	0.0000	88.9091	11.0909	0.0000	0.0000	0.0000
55.0169	20.4752	12.5096	2.9140	9.0843	99.5698	0.4302	0.0000	0.0000	0.0000	55.2498	12.3000	16.9611	0.7246	14.7645
100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	91.6014	4.1898	4.2088	0.0000	0.0000	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000