

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Présenté par :

- Benzaid Meriem

- Kafi Khadidja

Diagnostic Automatique du Glaucome sur des Images Rétiniennes à l'Aide des Fonctions Empiriques de la Transformée d'Ondelettes

Proposé par : Dr. Chentir Amina

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier le bon dieu qui a fait qu'on en soit là aujourd'hui.

Nous voudrions ainsi adresser toute notre reconnaissance à la directrice de ce mémoire, Docteur Amina Chentir, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter notre travail.

Nous remercions également :

Pr. Y. Cherfa et Dr. N. Belkhamza qui nous ont honorés en acceptant de faire partie du jury, aussi pour le soutien et l'attention qu'ils nous ont prêtés pendant toute la durée de nos études.

Nous désirons aussi remercier tous les enseignants de l'université Saâd Dahlab Blida1 qui ont œuvré à nous transmettre tout leur savoir tout au long de notre cursus universitaire et qui nous ont fournis les outils nécessaires pour la réussite de nos études universitaires.

Dédicaces

Tous d'abord, nous remercions le bon dieu qui nous a donné le courage pour arriver à ce stade de fin d'étude. Paix et salut sur le prophète Mohamed

Nous dédions ce projet à :

Tous ceux qui souffrent du glaucome.

Tous ceux qui œuvrent pour trouver un meilleur traitement pour cette maladie.

A ma chère mère Nacera, A mon cher père Rabah,

A mes frères : Abderrezak et Abderrahmane, A mes chères sœurs : Chaimaa et Meriem

A ma chère binôme Meriem

A mon cher doctorant Bouacheria et mon collègue Zouaoui I.

A mon cher oncle Mohamed, A toute ma famille,

A tous mes autres ami(e)s.

KHADIDJA



A ma chère mère Fatima Zohra, A mon cher père Mohamed,

A mes frères : Raouf, Zakaria et Adlen,

A mes chères sœurs : Alia et Hadjer et ses filles Tasnim et Rihem,

A ma chère binôme Khadidja,

A mon collègue Hamza

A mes chers Doctorants : Bouacheria et Charaf Eddine

A mes chères amies : Amina, Fatima Zohra et Angham,

A toute ma famille, A tous mes autres ami(e)s.

MERIEM



ملخص:

الجلوكوما هو مرض يشمل مجموعة من الأمراض العصبية التنكسية التي تتميز بالاعتلال العصبي البصري التدريجي. الاكتشاف المبكر ضروري. من ناحية أخرى، فإن الفحوصات السريرية باهظة الثمن، لذلك من الضروري تشخيص الجلوكوما بدقة وبتكلفة منخفضة. لذلك، في عملنا، سوف نقدم منهجية لإجراء التشخيص الآلي للجلوكوما، باستخدام صور قاع رقمية تعتمد على التحويل المويجي التجريبي (EWT) والميزات المترابطة. تُستخدم هذه الميزات لتصنيف الصور العادية وصور الجلوكوما باستخدام مصنف LS-SVM.

الكلمات المفتاحية:

الجلوكوما، صور شبكية العين، تحويل الموجة التجريبية، مصنف LS-SVM، التأزر.

Résumé :

Le glaucome est une maladie qui regroupe un ensemble des maladies neuro-dégénératives, caractérisées par une neuropathie optique progressive. Une détection précoce est indispensable. Par contre, les examens cliniques sont coûteux, il est donc nécessaire de diagnostiquer le glaucome avec précision et à faible coût. Par conséquent, dans notre travail, on va présenter une méthodologie pour réaliser un diagnostic automatisé du glaucome, en utilisant des images de fond d'œil numériques basées sur une transformée empirique en ondelettes (EWT) et les caractéristiques correntropiques. Ces fonctionnalités sont utilisées pour la classification des images normales et glaucomes à l'aide du classificateur LS-SVM.

Mots clé : Glaucome, Images Réiniennes, Transformée Empirique en Ondelettes, Classificateur LS-SVM, Correntropie.

Abstract:

Glaucoma is a disease, which includes a set of neurodegenerative diseases, characterized by progressive optic neuropathy. Early detection is essential. On the other hand, clinical examinations are expensive, so it is necessary to diagnose glaucoma accurately and at low cost. Therefore, in our work, we will present a methodology to perform an automated diagnosis of glaucoma, using digital fundus images based on Empirical Wavelet Transform (EWT) and correntropic characteristics. These features are used for the classification of normal and glaucoma images using the LS-SVM classifier.

Keywords: Glaucoma, Retinal images, Empirical Wavelet Transform, LS-SVM classifier, Correntropy.

Table des matières

Remerciements

Dédicaces

Résumé

Table des matières.....I

Liste des Figures.....IV

Liste des Tableaux..... VII

Liste des Abréviations..... VIII

Introduction Générale 1

Chapitre 1 : La Glaucome..... 3

1.1 Introduction 3

1.2 Description de l'œil..... 3

1.2.1 La tunique externe et fibreuse 3

1.2.2 La tunique uvéale, (ou uvée) 4

1.2.3 La tunique nerveuse..... 5

1.3 Le glaucome 7

1.3.1 Définition..... 7

1.3.2 Excavation glaucomateuse 8

1.3.3 Différentes formes cliniques du glaucome 9

1.3.4 Examens cliniques 11

1.3.5 Facteurs de risques 15

1.4 Diagnostic 15

1.5 Les traitements du glaucome..... 16

1.6 Conclusion..... 16

Chapitre 2 : Etat de L'Art..... 18

2.1 Introduction 18

2.2 Principaux travaux effectués 18

2.3 Conclusion..... 28

Chapitre 3 : Transformée en Ondelettes	30
3.1 Introduction	30
3.2 Transformée en Ondelettes	30
3.2.1 Définition.....	30
3.2.2 Ondelette Mère	31
3.2.3 Transformée en Ondelette Continue (TOC).....	33
3.2.4 Transformée en Ondelette Discrète (TOD).....	34
3.2.5 Notions de Décimation et interpolation et banc de filtres	34
3.2.6 Les familles de la transformée en ondelettes.....	38
3.2.7 Transformée en ondelettes empirique	39
3.2.8 Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes	40
3.2.9 Intérêt de la TO dans l'analyse d'images	40
3.3 Conclusion.....	41
Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée	42
4.1 Introduction	42
4.2 Méthode choisie	42
4.2.1 Lecture d'Image.....	43
4.2.2 Prétraitement.....	44
4.2.3 Transformée en ondelette empirique	45
4.2.4 Extraction des fonctionnalités	52
4.2.5 Normalisation des fonctionnalités	56
4.2.6 Classification	59
4.3 Conclusion.....	66
Chapitre 5 : Test et Résultats.....	42
5.1 Introduction	67
5.2 Bases de données utilisées	67
5.2.1 Base de données RIM-ONE	67
5.2.2 Base de données DRIONS.....	68
5.2.3 Base de données High-Resolution Fundus (HRF).....	69
5.3 Résultats et interprétation.....	70
5.3.1 Résultats pour un cross = 3.....	70

5.3.2 Résultats pour un cross = 10.....	76
5.4 Interface Graphique développée	80
5.5 Tests avec d'autres Bases de Données	86
5.5.1 Cas de la BDD DRIONS	86
5.5.2 Cas de la BDD HRF	88
5.6 Conclusion.....	91
Conclusion Générale	92
Bibliographie	94
Annexe A	A.1
Annexe B	B.1

Liste des Figures

Figure 1.1 : Anatomie de l'œil	4
Figure 1.2 : Schéma de la rétine	6
Figure 1.3 : Schéma en coupe de l'œil	7
Figure 1.4 : Champs de vision causé par le glaucome : A : vision normale, B : perte légère à modérée, C : perte visuelle sévère.....	8
Figure 1.5 : Excavation subtotale avec un large vaisseau	9
Figure 1.6 : Diagramme de différentes formes du glaucome.....	10
Figure 1.7 : Les types de glaucome selon l'angle	11
Figure 1.8 : Diagramme des différents examens cliniques	12
Figure 1.9 : Appareil de périmètre et le résultat de l'examen	12
Figure 1.10 : Appareil d'OCT et résultat de l'examen	13
Figure 1.11 : L'examen du fond d'œil	13
Figure 1.12 : Les appareils de La tonométrie : A. à aplanation, B. Tonomètre à air pulsé C. le Tono Pen.	14
Figure 1.13 : Examen de la Gonioscopie	14
Figure 3.1 : Différence entre l'analyse de Fourier et l'analyse d'ondelettes	31
Figure 3.2 : A : Les propriétés temporelles et B : les Propriétés fréquentielles de l'ondelette mère	32
Figure 3.3 : Plans Temps-Fréquence de la transformée en ondelettes	32
Figure 3.4 : Opération de décimation	35
Figure 3.5 : Opération d'interpolation	36
Figure 3.6 : Etape d'analyse à deux niveaux de décomposition	37
Figure 3.7 : Etape de synthèse à deux niveaux de décomposition.....	38
Figure 3.8 : Quelques familles d'ondelettes	39
Figure 4.1 : Diagramme de la méthode utilisée (Cas du plan Gris).....	43
Figure 4.2 : Image couleur	44
Figure 4.3 : Extraction des plans (R, G, B),et gris de l'image couleur.....	45
Figure 4.4 : La pseudo-représentation des couleurs des 4 plans	45
Figure 4.5 : Ondelette de Littlewood Paley	46
Figure 4.6 : Diagramme de calcul de la EWT (Cas du plan Gris)	47
Figure 4.7 : Grilles cartésienne et polaire	48
Figure 4.8 : Composantes EWT pour une image normale.....	50

Figure 4.9 : Composantes EWT d'une image glaucome.....	51
Figure 4.10 : Diagramme de calcul du correntropie (Cas du plan Gris).....	54
Figure 4.11 : Image normale de BDD (RIM-ONE).....	55
Figure 4.12 : Image glaucome de BDD (RIM-ONE).....	55
Figure 4.13 : La distribution normale standard	57
Figure 4.14 : Diagramme de calcul Z score (Cas du plan Gris).....	57
Figure 4.15 : Diagramme de classification (Cas du plan Gris).....	60
Figure 4.16 : Méthode de validation croisée	64
Figure 5.1 : Images de fond d'œil BDD RIM-ONE : A : Image normale, B :Image Glaucome.....	68
Figure 5.2 : Exemple d'images de la BDD DRIONS : A : Image normale, B :Image Glaucome.	69
Figure 5.3 : Exemple d'images de la BDD HRF : A : Image normale, B :Image Glaucome.	69
Figure 5.4 : Évolution de la précision des fonctions RBF, RBF4 (cross = 3)....	74
Figure 5.5 : Évolution de la précision des fonctions Lin, Poly (cross = 3).....	75
Figure 5.6 : Évolution de la précision des fonctions RBF, RBF4 (cross = 10)..	78
Figure 5.7 : Évolution de la précision des fonction Lin, Poly (cross =10)	79
Figure 5.8 : Fenêtre principale de l'interface.....	81
Figure 5.9 : Boite de traitement	81
Figure 5.10 : Bouton d'acquisition.....	82
Figure 5.11 : Emplacement des images fond d'œil	82
Figure 5.12 : Affichage de l'image acquise.....	83
Figure 5.13 : Bouton de décomposition des plans d'image et EWT	83
Figure 5.14 : Les résultats de décomposition des plans et EWT	84
Figure 5.15 : bouton de Classification	85
Figure 5.16 : Messages de Classification.....	85
Figure 5.17 : Bouton d'aide.....	86
Figure 5.18 : Image DRIONS et extraction de ROI.....	87
Figure 5.19 : Classification d'image de la (BDD DRIONS) normale	88
Figure 5.20 : Image HRF et extraction ROI.....	89
Figure 5.21 : Classification d'1 image normale de la (BDD HRF)	90
Figure 5.22 : Classification d'1 image glaucome de la (BDD HRF)	90
Figure A.1 : Main interface window	A.1

Figure A.2 : Processing box	A.2
Figure A.3 : Acquisition button	A.2
Figure A.4 : Fundus image location	A.3
Figure A.5 : Display of the acquired image	A.3
Figure A.6 : Image plane and EWT decomposition button	A.4
Figure A.7 : The results of decomposition of plans and EWT.....	A.5
Figure A.8 : Classification button	A.5
Figure A.9 : Classification Messages.....	A.6
Figure A.10 : Back button.....	A.6
Figure A.11 : The "Clear" reset button	A.7
Figure A.12 : Resetting image acquisition.....	A.7
Figure A.13 : Classification reset button.....	A.8
Figure A.14 : reset classification messages.....	A.8
Figure A.15 : Exit button	A.8
Figure A.16 : Help button	A.9
Figure B.1 : Fenêtre principale de l' interface	B.1
Figure B.2 : Boite de traitement	B.2
Figure B.3 : Bouton d'acquisition	B.2
Figure B.4 : Emplacement des images de fonds d'œil	B.3
Figure B.5 : Affichage de l'image acquise	B.3
Figure B.6 : Bouton de décomposition des plans d'image et EWT	B.4
Figure B.7 : Les résultats de décomposition des plans et EWT.....	B.5
Figure B.8 : bouton de Classification.....	B.5
Figure B.9 : Messages de Classification	B.6
Figure B.10 : Bouton de retour	B.6
Figure B.11 : Bouton de réinitialisation « Clear »	B.7
Figure B.12 : la réinitialisation d'acquisition d'image.....	B.7
Figure B.13 : Bouton de réinitialisation de la classification	B.8
Figure B.14 : la réinitialisation des messages de la classification	B.8
Figure B.15 : Bouton de sortie.....	B.9
Figure B.16 : Bouton d'aide	B.9

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : Description de la gradation Gonioscopique	15
Tableau 2.1 : Tableau comparatif	26
Tableau 4.1 : Les matrices de correntropie du plan gris	53
Tableau 4.2 : Correntropie des 4 plans d'une image normale	55
Tableau 4.3 : Correntropie des 4 plans d'une image glaucome	56
Tableau 4.4 : Z score d'une image normale.....	58
Tableau 4.5 : Z score d'une image glaucome	58
Tableau 4.6 : Matrice de confusion	65
Tableau 5.1 : Résultats de classification du plan rouge (cross = 3).....	70
Tableau 5.2 : Résultats de classification de plan vert (cross = 3).....	70
Tableau 5.3 : Résultats de classification de plan bleu (cross = 3)	71
Tableau 5.4 : Résultats de classification de plan gris (cross = 3)	71
Tableau 5.5 : Bons résultats des techniques de classification (cross = 3)	72
Tableau 5.6 : Les meilleurs résultats de classification (cross=3).....	73
Tableau 5.7 : Résultats de classification du plan rouge (cross = 10).....	76
Tableau 5.8 : Résultats de classification du plan vert (cross = 10).....	76
Tableau 5.9 : Résultats de classification du plan bleu (cross = 10)	77
Tableau 5.10 : Résultats de classification du plan gris (cross = 10).....	77
Tableau 5.11 : Les meilleurs résultats de classification pour cross=10.....	78

Liste des Abréviations

1D	: 1 Dimension
2D	: 2 Dimensions
BDD	: Base De Données
BWV	: Bach Werke Verzeichnis
CAO	: Conception Assisté par Ordinateur
CDR	: Rapport Cup-Disque
DMLA	: Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age
DRIONS-DB	: Digital Rétinal Images pour la Base de Données de Segmentation du Nerf Optique
DOST	: Stockwell Orthogonale Discret Transform
DWT	: Discret Wavelet Transform
EBPTA	: Error Back Propagation Training Algoritun
EEG	: Electro Encéphalo Gramme
EWT	: Empirical Wavelet Transform
EWTLP1	: Empirical Wavelet Transform Litellwood-Paley1
FFT	: Fast Fourier Transform
FN	: False Negatives
FP	: False Positives
GLCM	: Gray Level Co-occurrence Matrix
GUI	: Graphical User Interface
HOS	: Higher Order Spectra
HRF	: High-Resolution Fundus
IMF	: Intrinsic Mode Function
ISNT	: Inférieur, Supérieur, Nasal, Temporal

KNN	: K-Nearest Neighbor
LBP	: Local Binary Pattern
LS SVM	: Least Squar Support Vector Machine
MIAG	: Medical Image Analysis Group MIAG
NRR	: la jante Neuro-Rétinienne Rim
OCT	: La Tomographie par Cohérence Optique
PIO	: Pression Intra Oculaire
PNN	: probabilistic neural network
PPFFT	: Pseudo Polar Fast Fourier Transform
QB-VMD	: Quasi-Bivariate Variational Mode Decomposition
RBF	: Radial Basis Function
RDR	: Rim to Disc Ratio ou rapport rim sur disque
RF	: Random Forest
ROI	: Region Of Interest
RT	: Transformée de Radon
SBI	: Sample-Based Identification
SND	: Standard Normal Distrubtion
SVD	: Singular Value Decomposition
SVM	: Support Vectors Machines
TF	: Transformée de Fourier
TN	: Traue Negatives
TO	: Transformée en Ondelette
TOC	: Transformée en Ondelette Continue
TOD	: Transformée en Ondelette Discrète
TP	: True Positives
WT	: Wavelet Transform

Introduction Générale

Introduction Générale

Les yeux, avec lesquels nous voyons le monde, sont des organes sensoriels complexes, délicats et sensibles de notre corps. Ils reçoivent 80 % des informations extérieures. Leur rôle principal est de voir, puis transmettre ces informations au cerveau via le nerf optique. L'œil est susceptible à plusieurs maladies. Ce qui nous intéresse dans notre travail est la détection d'une maladie oculaire très grave, soit le glaucome.

Le mot "glaucome" est le nom donné à un groupe de maladies de l'œil, qui endommagent progressivement le nerf optique. Cette pathologie est considérée comme le voleur silencieux de la vision et la cause de perte de vue donc de cécité. Il existe trois types de cette maladie qui sont : classés selon l'angle : « à angle ouvert et à angle fermé », et selon l'âge : « glaucome congénital ».

La détection prématurée de la maladie revêt donc toute son importance, étant donné que les interventions efficaces pour traiter et prévenir sa progression existent. Le diagnostic précoce du glaucome reste cependant, un problème majeur en recherche en ophtalmologie, il est principalement basé sur le système Pression intra-oculaire (PIO), les antécédents médicaux de la famille du patient, et le changement de la structure du disque optique.

De nos jours, pratiquement tous les aspects de la vision sont rattachés à un produit ou à une intervention. Dans ce travail, on s'intéresse à développer une méthodologie pour réaliser un diagnostic automatisé du glaucome, en utilisant des images de fond d'œil numériques, basées sur une transformée empirique en ondelettes (EWT).

Pour une meilleure explication, ce mémoire est divisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre, consiste à la présentation de l'aspect médical de cette maladie. On présentera tout d'abord l'anatomie de l'œil et la maladie du glaucome avec ses types et les différents examens cliniques pratiqués par les médecins ophtalmologues pour la détection de cette maladie. On terminera par exposer le diagnostic et les traitements utilisés pour soigner cette pathologie.

Le deuxième chapitre, va être consacré à état de l'art complet des travaux faits dans la détection automatique et précoce de cette maladie.

Introduction Générale

Dans le chapitre trois, on présentera la transformée en ondelette avec ces types continus et discrets (TOD et TOC, ensuite la transformée en ondelettes empirique, ainsi que les avantages et les inconvénients de cette méthode. On terminera par présenter son intérêt dans le domaine du traitement image.

Le quatrième chapitre est consacré à présenter notre travail. On y présentera essentiellement notre méthode développée pour la détection automatique du glaucome, en détaillant les différentes étapes qu'on a suivies : prétraitement, détection des caractéristiques et classification.

La dernière partie présentera les résultats obtenus après l'application de notre méthode.

On terminera notre mémoire par une conclusion générale.

Chapitre 1

Le Glaucome

1.1 Introduction

Le glaucome est le nom d'une maladie oculaire, dans laquelle, le nerf optique à l'arrière de l'œil qui assure la liaison entre le cerveau et l'œil est lentement détruit. Dans la plupart des cas, cette maladie est due à une augmentation de la pression intraoculaire, c'est-à-dire la pression à l'intérieur de l'œil. C'est l'une des principales causes de cécité dans le monde.

Ce premier chapitre consiste à la présentation de l'aspect médical de cette maladie. En premier lieu, on présentera l'anatomie de l'œil et le glaucome, qui fait l'objet de notre étude. Par la suite, on parlera de l'excavation glaucomateuse, aussi de ses types et les différents examens cliniques pratiqués par les médecins ophtalmologues pour la détection de cette maladie, ainsi que ses facteurs de risque. On terminera par le diagnostic et les traitements utilisés pour soigner cette pathologie.

1.2 Description de l'œil

L'œil est l'organe sensoriel le plus complexe, délicat et fragile du notre corps humain. Ce globe oculaire a une structure creuse de forme globalement sphérique, rempli de liquide et protégé dans de profondes cavités du crâne osseux. Il est de faible volume, il pèse 7 grammes et de forme sphérique d'environ 24 mm de diamètre avec à l'avant de l'œil une demi-sphère la cornée de 8 mm de rayon. Chaque œil est constitué de trois tuniques : sclérotique, choroïde et rétine [1].

Dans la composition de l'œil, on discerne :

1.2.1 La tunique externe et fibreuse

La plus externe de l'œil composée de :

a) La cornée

Qui est une membrane transparente de 11 mm de diamètre et privée des vaisseaux sanguins [1]. Elle permet la réfraction des rayons lumineux vers l'intérieur de l'œil.

b) La sclérotique, (ou sclère, blanc de l'œil)

De 1 à 2 mm d'épaisseur, cette dernière est une membrane blanche très résistante et opaque qui contient de nombreux vaisseaux sanguins [1].

Chapitre 1 : Le Glaucome

1.2.2 La tunique uvéale, (ou uvée)

Elle constituée de l'iris, la choroïde et le corps ciliaire.

a) L'iris

Est une membrane circulaire qui donne à l'œil sa couleur. Il est situé dans l'humeur aqueuse entre la cornée et le cristallin [1].

b) Le trabéculum

Tissu translucide formé de fibres enchevêtrées qui filtrent le liquide intraoculaire, protégeant et nourrissant le cristallin et la cornée (l'humeur aqueuse) lorsqu'il s'écoule hors de l'œil. Si ce filtre est altéré et que le liquide ne peut s'écouler correctement, la pression intraoculaire augmente, provoquant un glaucome [2].

a) La pupille

Qui forme une tâche noire au centre de l'iris, à travers laquelle la lumière gagne le fond de l'œil. A une forte lumière, elle se rétrécit, réduisant ainsi la quantité de lumière qui entre dans l'œil. Tandis qu'en faible lumière, elle s'agrandit pour admettre le plus de lumière possible [2].

La Figure 1.1, ci-dessous représente une coupe des différents composants de l'œil.

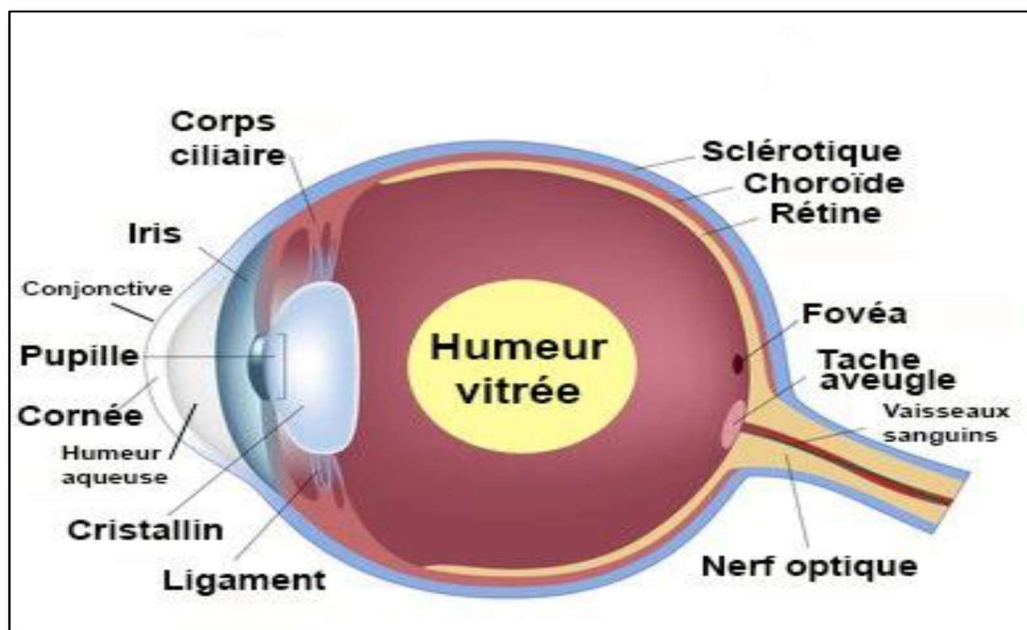


Figure 1.1 : Anatomie de l'œil [3]

b) La choroïde

Située entre la sclérotique et la rétine, est une couche vasculaire qui assure la nutrition de l'iris et des cellules de la vision de la rétine. De plus, elle absorbe les rayons lumineux inutiles à la vision [4].

c) Le corps ciliaire

Est un anneau de tissu musculaire derrière l'iris qui produit l'humeur aqueuse [1].

1.2.3 La tunique nerveuse

La tunique la plus interne de l'œil, elle se compose de :

a) La rétine

C'est la couche sensible à la lumière grâce aux bâtonnes et les cônes, et qui traduit les rayons lumineux en influx nerveux (Figure 1.2).

Elle possède deux types de photorécepteurs :

- **La macula** : région centrale de la rétine, située proche de l'axe optique.
- **La Fovéa** : région centrale de la macula où se concentrent les cônes. Cette région forme une petite dépression au centre de la rétine, où l'acuité visuelle est à son maximum. Les champs récepteurs des cônes se trouvent au centre du champ visuel [4].

Chapitre 1 : Le Glaucome

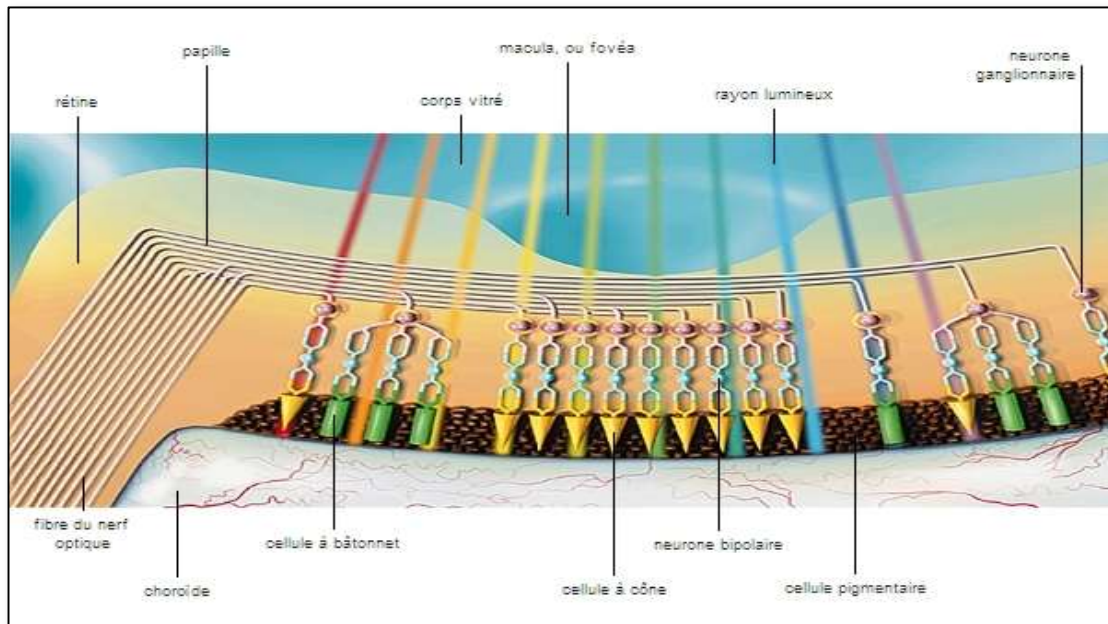


Figure 1.2 : Schéma de la rétine [5]

b) Le nerf optique

Est le nerf reliant chaque globe oculaire, plus précisément au niveau de la rétine, au niveau des cellules ganglionnaires jusqu'au cerveau. Le nerf optique se charge de transférer les informations rétinienne obtenues par l'œil au cerveau, qui les traitera par la suite, car la vision est un ensemble constitué de deux yeux reliés à une partie du cerveau qui enregistre, interprète et traduit en images. Il mesure 4 mm de diamètre et 5 cm de long. Cette partie de l'œil est la zone d'intérêt, car elle est la plus touchée par la neuropathie du glaucome [4].

Ces trois tuniques cernent aussi trois milieux transparents : l'humeur aqueuse, le cristallin et l'humeur vitrée.

- **L'humeur aqueuse** : située entre la cornée et le cristallin, est un liquide transparent qui contrôle la pression de l'œil. Ce liquide se renouvelle en 3h et permet de protéger le cristallin et de nourrir la cornée et est composé de 99,6 % d'eau [2].
- **Le cristallin** : est une lentille transparente biconvexe située en arrière de l'iris qui rassemble les rayons lumineux sur la rétine [2].

Chapitre 1 : Le Glaucome

- **L'humeur vitrée** : ou corps vitré est une gelée transparente qui assure la rigidité du globe oculaire et maintient la rétine contre la paroi de l'œil. Elle représente 90 % du volume oculaire et est formée de 95 % d'eau [2].

La Figure 1.3 présente une coupe de l'œil où les différents éléments cités ci-dessus sont représentés.

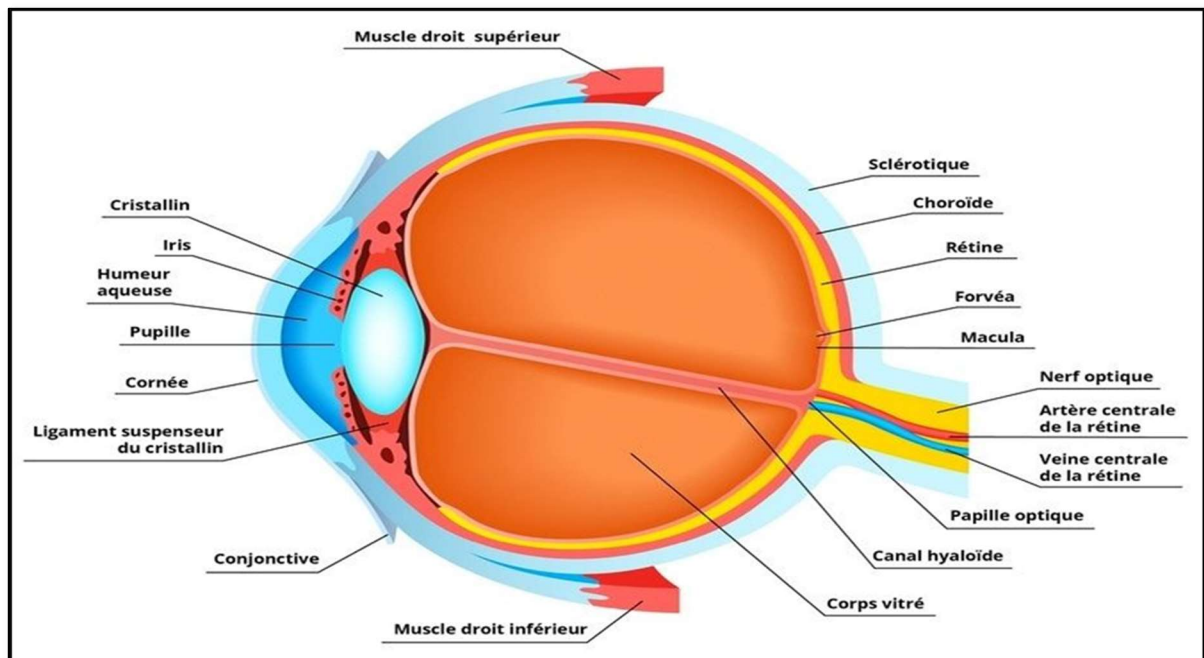


Figure 1.3 : Schéma en coupe de l'œil [4]

1.3 Le glaucome

Il existe plusieurs anomalies associées à l'œil telle que la cataracte, la Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA), la rétinopathie diabétique, le glaucome...etc. Ces maladies provoquent une perturbation visuelle, une réduction de la vue et aussi peuvent mener à la cécité.

1.3.1 Définition

Le glaucome est une maladie oculaire, caractérisée par une dégénérescence, et une excavation progressive du nerf optique, qui sera lentement détruit. Il est attribuable à un mauvais écoulement du liquide intraoculaire. L'accumulation de ce liquide fait augmenter la Pression Intra Oculaire (PIO), ce qui peut avoir des effets néfastes sur la vue.

Chapitre 1 : Le Glaucome

Cette neuropathie s'associe à une perte graduelle et irréversible des champs visuels périphériques reliée à la sévérité de l'atteinte des tissus. Selon Eduard Jaeger, le glaucome est un voleur silencieux car le patient perd sa vision sans la sentir au début et non récupérable après. Le glaucome est l'une des principales causes de cécité dans le monde [6].

La Figure 1.4 représente les différentes étapes de la diminution du champ de vision causé par le glaucome.

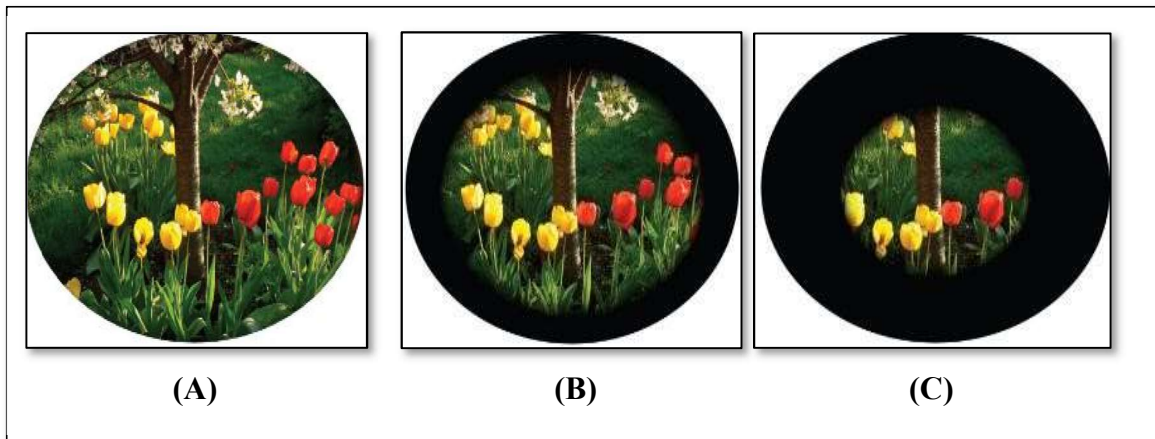


Figure 1.4 : Champs de vision causé par le glaucome : A : vision normale, B : perte légère à modérée, C : perte visuelle sévère. [2]

1.3.2 Excavation glaucomateuse

L'excavation papillaire glaucomateuse est la manifestation clinique la plus évidente de la perte des fibres ganglionnaires de la neuropathie optique du glaucome.

La papille, ou disque optique « disc », ou tête du nerf optique, est le lieu de rassemblement des fibres optiques à l'entrée du nerf optique. C'est aussi la structure anatomique oculaire qui est détruite progressivement par le glaucome. Cette altération s'exprime par l'apparition d'une excavation « cup », ou par l'élargissement d'une excavation constitutionnelle physiologique. Plus précisément, l'excavation glaucomateuse évolue suivant un schéma assez stéréotypé :

- Au début, la largeur de l'anneau neuro-rétinien diminue dans la portion temporale de la papille. Si la papille n'est pas excavée physiologiquement, l'examen révèle l'apparition d'un rejet nasal des vaisseaux, qui accompagne la constitution de l'excavation.

S'il existe une excavation physiologique, celle-ci présente progressivement une ovalisation à grand axe vertical ou oblique. Parallèlement, les vaisseaux suivent la progression de l'excavation, et affectent rapidement une disposition dite « en baïonnette » : un premier segment apparaît au fond

Chapitre 1 : Le Glaucome

de l'excavation, le second est observé plus ou moins en enfilade, ou disparaît sous l'auvent de l'excavation, le troisième est superficiel sur la margelle papillaire.

- Puis l'excavation atteint la bordure papillaire pour rompre l'anneau neuro-rétinien, en temporal supérieur ou inférieur, ou les deux. L'excavation évolue aussi en profondeur (mais cette progression est classiquement moins rapide que la progression de surface) et la lame criblée devient nettement visible.

- A un stade avancé, l'excavation glaucomateuse est totale. L'anneau scléral de la papille devient nettement visible, grisâtre ou jaunâtre (Figure 1.5), mais un peu plus sombre que le fond de l'excavation qu'il surplombe. Du côté nasal, le paquet vasculaire central rétinien peut être totalement plaqué contre l'extrême bord papillaire, ou être dépassé par l'excavation, les vaisseaux passant alors en pont au-dessus d'elle pour rejoindre la rétine nasale. S'il existe un vaisseau circumlinéaire, il est dépassé par l'excavation, et est progressivement plaqué dans le fond de celle-ci avec son maigre tissu de soutien. De la même façon, les petits vaisseaux cilio-rétiniens secondaires, qui émergent de l'anneau neuro-rétinien, se retrouvent plaqués contre le bord de l'excavation [7].



Figure 1.5 : Excavation subtotale avec un large vaisseau [7]

1.3.3 Différentes formes cliniques du glaucome

Le glaucome est une neuropathie optique progressive dont à plusieurs formes ou types.

Chapitre 1 : Le Glaucome

La Figure 1.6 présente différentes formes du glaucome.

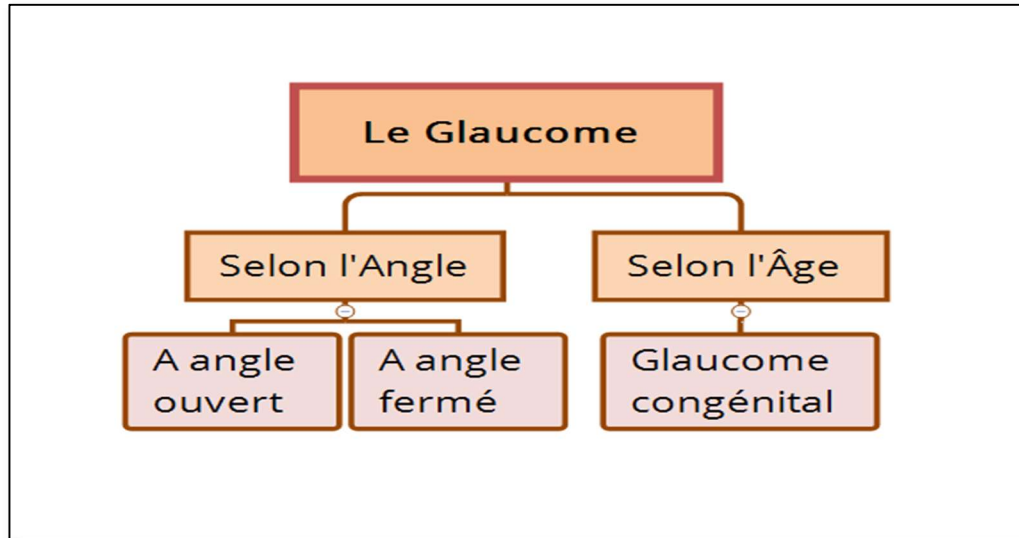


Figure 1.6 : Diagramme de différentes formes du glaucome

a) Le Glaucome Congénital

Lorsque cette maladie touche les nouveaux nés, on parle d'un glaucome congénital. Ce type de glaucome est dû à un défaut de développement dans l'angle de l'œil, ou qui présente un manque de maturité dans le développement de l'angle de l'œil.

Lorsque cette maladie touche les adultes, deux différents types de glaucome sont possibles : le glaucome à angle ouvert ou le glaucome à angle fermé.

b) Le Glaucome à Angle Ouvert

Dans ce type, le trabéculum devient de moins en moins perméable et le liquide intraoculaire s'écoule trop lentement. Par conséquent, l'humeur aqueuse s'accumule dans l'œil et la pression augmente graduellement, ce qui détériore le nerf optique.

c) Le Glaucome à Angle Fermé

Dans ce type, le trabéculum va s'obstruer complètement parce que l'iris bombe en avant, et alors l'élévation de la PIO est brusque et parfois douloureuse et peut détériorer le nerf optique rapidement. La Figure 1.7 représente l'angle irido-cornéen d'une manière fermée à droite de la figure et ouverte à gauche de la figure [8].

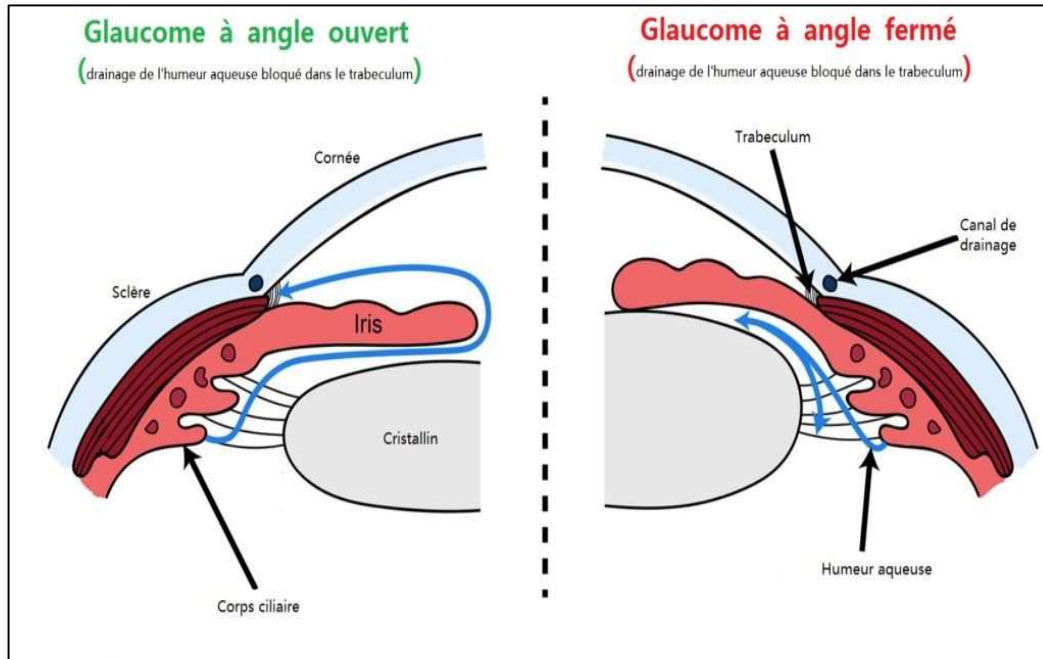


Figure 1.7 : Les types de glaucome selon l'angle [9]

1.3.4 Examens cliniques

Le glaucome est une maladie sournoise et le sujet qui en est atteint ne sent rien, pouvant perdre progressivement la vue. Seuls l'examen clinique fait par l'ophtalmologiste permet de suspecter et parfois d'affirmer le diagnostic de glaucome.

Il existe une panoplie de techniques d'acquisition des différents types d'images couleur du fond d'œil, notamment pour le diagnostic du glaucome dont les plus utilisées sont présentées dans la section qui suit.

La Figure 1.8 présente les examens cliniques pour dépister le glaucome :

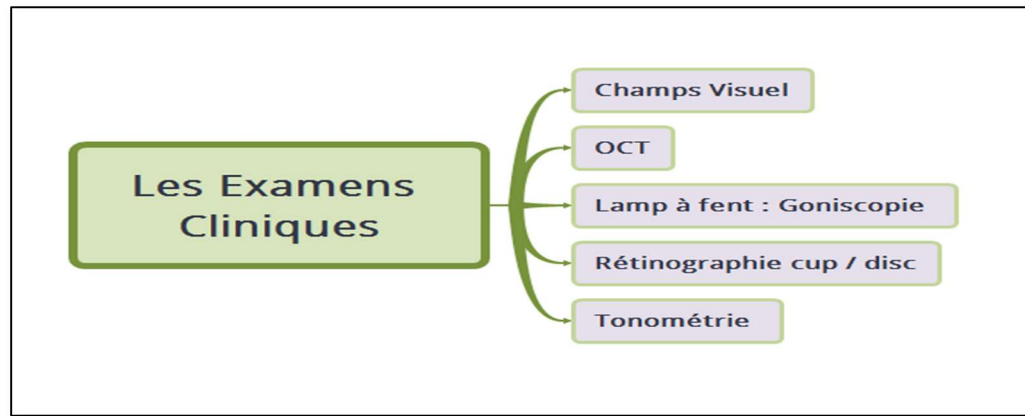


Figure 1.8 : Diagramme des différents examens cliniques

a) Examen du champ visuel

Le champ visuel est la partie de l'espace qu'un œil peut percevoir autour du point qu'il fixe sans le bouger. Cet examen se mesure pour chaque œil individuellement au moyen d'un appareil appelé « périmètre » (Figure 1.9).

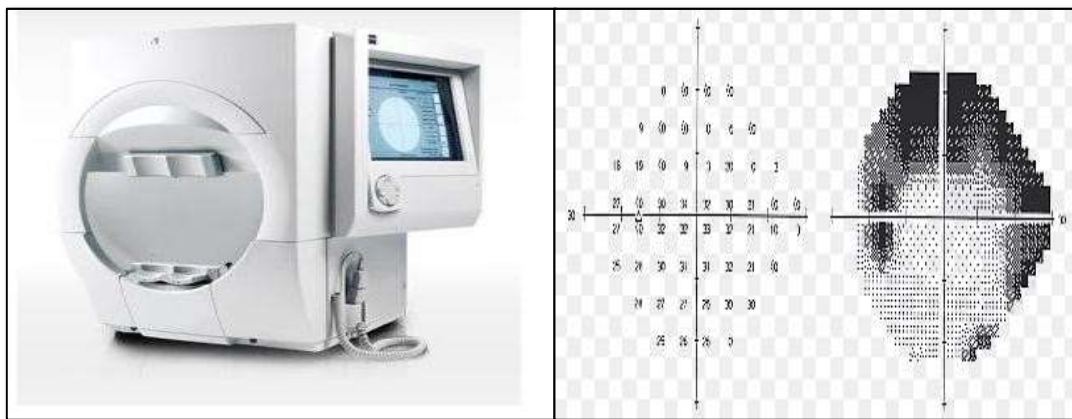


Figure 1.9 : Appareil de périmètre et le résultat de l'examen [2]

b) Examen de la tomographie de cohérence optique (OCT)

La Tomographie par Cohérence Optique (OCT) est un examen permettant d'obtenir des coupes anatomiques fines par l'application d'un balayage d'une lumière laser sur la structure à examiner (Figure 1.10).

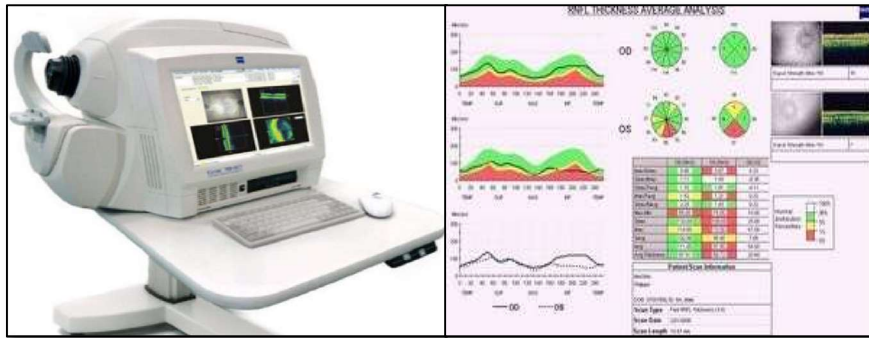


Figure 1.10 : Appareil d'OCT et résultat de l'examen [2]

c) Examen de rétinographie

Le fond d'œil est un examen ophtalmologique destiné à étudier les structures de l'œil à l'arrière du cristallin et plus particulièrement la rétine (Figure 1.11).

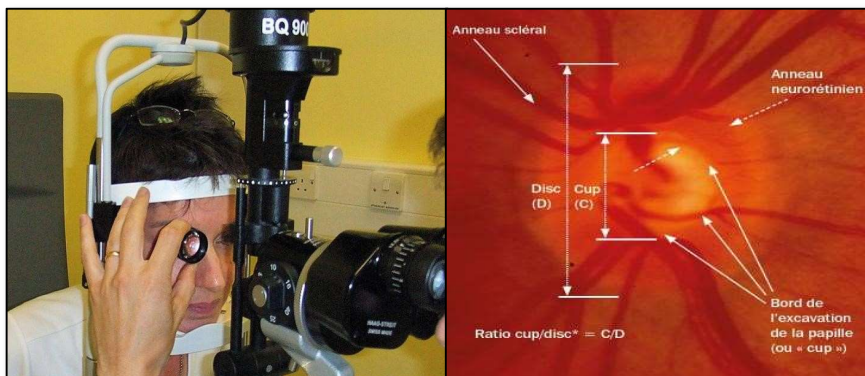


Figure 1.11 : L'examen du fond d'œil [2]

d) Examen de la tonométrie

C'est un examen oculaire permettant de détecter les changements de pression intervenant dans l'œil longtemps avant que des symptômes se manifestent (Figure 1.12).

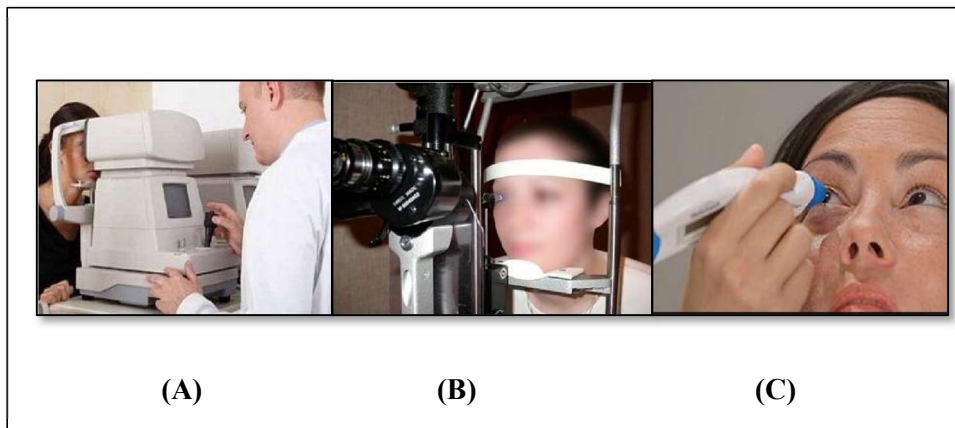


Figure 1.12 : Les appareils de La tonométrie : A. à aplanation, B. Tonomètre à air pulsé
C. le Tono Pen. [2]

e) Examen de la Gonioscopie

Cet examen permet de mesurer l'angle irido-cornéen. La figure et le tableau qui suivent montrent l'interprétation du médecin ophtalmologue d'examen de gonioscopie.

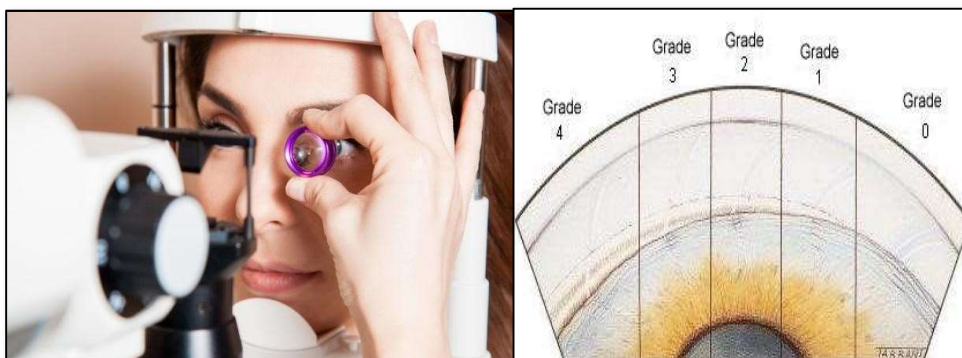


Figure 1.13 : Examen de la Gonioscopie [2]

Chapitre 1 : Le Glaucome

Tableau 1.1 : Description de la gradation Gonioscopique [2]

Grade	Angle	Description
0	0°	Fermé
1	< 10°	Très étroit
2	10 - 20°	Etroit
3	20 - 35°	Ouvert
4	35 - 45°	Grand ouvert

1.3.5 Facteurs de risques

Le glaucome est une maladie de l'œil qui perturbe le bon fonctionnement du nerf optique qui peut toucher des gens de toutes races et de tous sexes. Cette maladie peut se déclarer chez quiconque, mais certaines personnes sont plus à risques que d'autres [2].

- ✓ Pression intraoculaire anormalement élevée plus de 21 mmHg.
- ✓ Âgé de plus de 40 ans.
- ✓ Antécédents familiaux de glaucome.
- ✓ Descendance africaine, asiatique ou hispanique.
- ✓ Diabétique.
- ✓ Blessure oculaire antérieure.

1.4 Diagnostic

Le diagnostic du glaucome repose sur plusieurs signes : un ou plusieurs facteurs de risque, une tension des yeux élevée, des anomalies évocatrices de la papille optique et du champ visuel.

On commence tout d'abord par prendre la tension des yeux ou tension oculaire. Cette dernière doit être appréciée en fonction de l'épaisseur de la cornée mesurée par une pachymétrie. Plus la cornée est fine plus est significatif un chiffre élevé de tension oculaire. Et inversement, une simple hypertonie oculaire n'est pas synonyme de glaucome, et son traitement ne s'impose que si un glaucome est reconnu ou suspecté par l'étude du nerf optique et du champ visuel.

Chapitre 1 : Le Glaucome

Il faut souligner que la prise de la tension des yeux est insuffisante, car dans certains cas le glaucome ne s'accompagne pas de tension de l'œil élevée vasculaire. Il faut donc obligatoirement compléter la prise de la tension oculaire par un examen avec un verre spécial, qui permet d'examiner le nerf optique avec une grande précision. On distingue alors une excavation pathologique de la papille du nerf optique et la raréfaction des fibres optiques. On vérifie que l'angle entre l'iris et la cornée est large : on parle de glaucome à angle ouvert.

Si le patient présente un glaucome qui évolue très lentement, le diagnostic ne sera fait qu'après très longtemps. Ce qui n'est pas grave car le risque visuel est faible. Si le patient présente un glaucome d'évolution rapide, la surveillance devra permettre de faire le diagnostic à temps.

Le diagnostic du type de glaucome et de son caractère primitif ou secondaire est également essentiel, parce qu'il guide le suivi et le traitement, et oriente sur la dangerosité [10].

1.5 Les traitements du glaucome

Le glaucome est une maladie sournoise de l'œil qui affecte le nerf optique. Cette neuropathie peut se traiter mais n'est pas guérissable mais seulement de ralentir au maximum la disparition des fibres optiques car ils sont irréversibles. Il existe trois possibilités pour traiter le glaucome soit :

- Par des médicaments (gouttes oculaires, comprimés).
- Par la chirurgie au laser.
- Par une opération oculaire traditionnelle.

Le but principal à atteindre dans le traitement du glaucome est de faire baisser la pression intraoculaire [11].

1.6 Conclusion

Le glaucome constitue un problème de santé publique à l'échelle mondiale, les pertes liées à cette maladie sont irréversibles, mais la vision peut être sauvée si celui-ci est détecté suffisamment précocement, pour éviter la cécité grâce aux différents examens cliniques, qui permettent d'étudier l'évolution des maladies.

Cette première partie a été consacrée donc à la présentation de l'aspect médical : l'anatomie de l'œil, la pathologie du glaucome avec ses différents types, les différents examens cliniques, les facteurs de risque, ainsi que le diagnostic et les traitements.

Chapitre 1 : Le Glaucome

La partie suivante va présenter l'état d'art sur la pathologie du glaucome et qu'est que les gens font pour diagnostiquer cette maladie.

Chapitre 2

État de l'Art

2.1 Introduction

De nombreuses études ont été menées ces dernières années, pour améliorer les algorithmes de prise de décision, assistées par ordinateur (la détection et la classification), pour le diagnostic précoce du glaucome.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art, des différentes approches utilisées dans les systèmes d'aide au diagnostic médical, et plus spécifiquement celles qui concernent l'aide à la détection précoce de cette maladie.

2.2 Principaux travaux effectués

Nous allons donc aborder dans cette partie, les principales études faites pour trouver des méthodes automatisées pour la détection du glaucome.

- 1- Liu et al (2009) :** Ont proposé le système ARGALI, qui mesurait automatiquement le CDR (Rapport Cup-Disque) pour l'évaluation automatisée du risque de glaucome. Ils ont utilisé l'algorithme de level-set pour extraire et segmenter le disque optique. Par la suite, ils ont segmenté le cup optique en plus d'une approche multimodale dans laquelle, ils ont d'abord effectué une analyse d'histogrammes de couleur. Ensuite la limite du cup a été segmentée en appliquant les algorithmes de level-set, et finalement la coupe segmentée a été lissée en utilisant l'ajustement d'ellipse. A la dernière étape d'ARGALI, un réseau neuronal multicouche a été proposé afin de fusionner les résultats obtenus via les différents modes [12].
- 2- Nayak et al (2009) :** Ont extrait 3 caractéristiques intra papillaires pour le diagnostic automatisé du glaucome qui étaient le CDR (Rapport Cup-Disque), la taille du disque optique et la règle ISNT (du plus épais au moins épais : Inférieur, Supérieur, Nasal, Temporal). Le disque optique et le cup optique ont été segmentés par les plans rouge et vert, respectivement, après avoir peint les vaisseaux sanguins en utilisant des opérations morphologiques. Ces trois caractéristiques ont été utilisées pour classer les images normales et glaucomateuses en utilisant un classificateur de réseau neuronal, atteignant une sensibilité et une spécificité de 100% et 80%, respectivement [13].

- 3- **Babu et al (2011)** : Ont mis en œuvre un algorithme d'escalade pour l'extraction du disque optique, alors que pour l'extraction du cup optique a été réalisée en appliquant la méthode du Fuzzy C-Mean Clustering. L'algorithme a été capable de détecter le glaucome avec une précision de 90% [14].

- 4- **Chih-Yin Ho et al (2011)** : Ont utilisé un système de détection automatique, qui comprend 2 phases majeures : la première phase effectue une série de modules d'analyse de l'image rétinienne du fond de l'œil numérique, comprenant la détection des vaisseaux et RIM (aire de l'anneau neuro-rétinien) pour le rapport RIM sur disque ; La deuxième phase détermine le statut anormal des vaisseaux sanguins rétiniens sous différents aspects de la vue. Cependant, l'idée originale d'intégrer des techniques de modelage de contour actif d'image a permis d'identifier correctement les régions de la cupule optique et du disque [15].

- 5- **K. Narasimhan et al (2011)** : Ont proposé une nouvelle méthode pour la détection du glaucome sur la base de 2 caractéristiques : CDR (Rapport Cup-Disque) et le rapport ISNT (du plus épais au moins épais : Inférieur, Supérieur, Nasal, Temporal). Le regroupement des K-means est appliqué de façon récursive au ROI (Region of Interest), pour localiser le disque optique et le cup. Une technique d'adaptation elliptique est utilisée pour calculer les valeurs CDR. Les vaisseaux sanguins optiques sont extraits par entropie locale. 4 masques différents sont utilisés pour déterminer le rapport ISNT. Les CDR et ISNT sont calculés. Ensuite, ils ont présenté une performance de l'algorithme proposé sur trois classificateurs. Les expériences suggèrent que le maximum taux de classification de 95% pour le glaucome peut être atteint lorsque vous utilisez le classificateur SVM (Support Vectors Machines) [16].

- 6- **M. Mishra et al (2011)** : Ont proposé une méthode de contour actif, qui est utilisée pour trouver le CDR (Rapport Cup-Disque), le cup et le disque déterminés par la binarisation et la méthode du contour actif. Cette méthode a échoué pour quelques images en raison de la présence d'autres pathologies [17].

- 7- **M. Rama et al (2012)** : Ont proposé un système d'identification automatique des classes normales et du glaucome à l'aide du concept du Higher Order Spectra (HOS) et de la Transformée d'ondelettes Discrètes (DWT : Discret Wavelet Transform). Les fonctionnalités extraites sont transmises au support classificateur de machine vectorielle (SVM : Support Vectors Machines) avec une fonction linéaire et une fonction radiale (RBF : Radial Basis Function). Le classificateur SVM avec noyau fonction de l'ordre polynomial 2 était capable d'identifier le glaucome et les images normales automatiquement avec une précision de 95%, une sensibilité et une spécificité de 93,33% et 96,67% respectivement [18].

- 8- **F. Khan et al (2013)** : Ont utilisé des techniques morphologiques pour extraire 2 surfaces de NRR (la jante Neuro-Rétinienne Rim) épaisseur de l'anneau neuro-rétinien. La méthode proposée atteint une précision moyenne de 94%, avec un coût de calcul moyen de 1,42 seconde [19].

- 9- **R. Madhusudhan et al (2013)** : Ont présenté et testé 3 techniques différentes pour la détection du glaucome. Les méthodes proposées étaient le multi-seuillage, le modèle de contour actif et la segmentation par région. Les images du fond d'œil ont été prétraitées par correction d'illumination, élimination des vaisseaux sanguins et normalisation des disques optiques. Ensuite, le disque et le cup ont été segmentés et ainsi le rapport CDR (Rapport Cup-Disque) a été mesuré en utilisant chacune des 3 techniques mentionnées. Leur analyse comparative a montré que la technique de croissance de région a obtenu les meilleurs résultats avec une sensibilité et une spécificité de 94.73% et 100% respectivement [20].

- 10- **S. Chandrika et al (2013)** : Ont proposé une approche qui fait segmenter la couleur de fond de l'image d'appareil de photo et calculer les caractéristiques pour segmenter le disque optique et le cup séparément, en utilisant le pixel de K-means ainsi que la technique de Clustering et la transformée d'ondelettes de Gabor [21].

- 11- N. Annu et al (2013) :** Ont mis un travail qui propose une classification des images glaucomateuses en utilisant des caractéristiques de texture dans les images et une classification efficace du glaucome basée sur le réseau de neurones probabiliste (PNN : probabilistic neural network). La distribution d'énergie sur les sous-bandes d'ondelettes est appliquée pour calculer ces caractéristiques de texture obtenues à partir des filtres à ondelettes de type Daubechies (db3), symlets (sym3) et bi orthogonaux (bio3.3, bio3.5 et bio3.7). Ils ont utilisé une technique pour extraire les signatures d'énergie obtenues à l'aide de la transformation en ondelettes discrète 2D [22].
- 12- S. Nazi et al (2014) :** Ont proposé un système dans la principale technique consiste à identifier le rapport cup-disque (CDR : Rapport Cup-Disque). La segmentation du disque optique est faite en utilisant 3 méthodes : la première pour la détection du bord, le deuxième pour un seuillage optimal et la troisième pour une analyse de seuil manuel. La performance des différentes méthodes a été évaluée en comparant le CDR. Il a été constaté que le seuillage manuel et la méthode de détection des arêtes permettent une meilleure estimation du CDR. La méthode a été appliquée de près à quarante images et le CDR a été correctement identifié [23].
- 13- H. Ahmad et al (2014) :** Ont proposé un système pour le dépistage précoce du glaucome au moyen du CDR (Rapport Cup-Disque) et du rapport de NRR (la jante Neuro-Rétinienne Rim) dans les quadrants ISNT (du plus épais au moins épais : Inférieur, Supérieur, Nasal, Temporal). La stratégie est exécutée sur 80 images et une précision de 97.5% en 0.8141 secondes est obtenue [24].
- 14- R.P. Rajaiah et al (2014) :** Ont proposé une méthode pour détecter le glaucome. Elle est composée de deux processus : la détection de limite de disque et la segmentation de cup, fondée sur les opérations comme l'égalisation d'histogramme adaptable et les opérations morphologiques. Le processus robuste fournit des résultats automatisés avec succès en trouvant les échantillons malades dans 48 cas de 50 images avec un taux de succès de 96% [25].

- 15- H. Kaur et al (2014) :** Ont proposé une méthode fondée surtout sur la morphologie mathématique. Leur but est de développer les régions claires ou sombres respectivement, selon la grandeur et la forme des éléments de structuration [26].
- 16- M. Chitnis et al (2014) :** Ont proposé une méthode utilisant les filtres en ondelettes. Ici l'image de contribution d'une personne est capturée par l'appareil de photo de fond de l'oeil. L'image est décomposée en utilisant des filtres d'ondelettes. Les caractéristiques extraites sont classées à l'aide d'un classificateur SVM (Support Vectors Machines). Selon le data set, l'efficacité du classificateur conçu de 96 % [27].
- 17- M. Partha et al (2015) :** Ont proposé un travail servi de base à l'apprentissage des algorithmes pour le diagnostic du glaucome. La segmentation du disque optique et de la cup est basée sur le seuil adaptatif des intensités de pixels situées dans la région de la tête du nerf optique. Le travail proposé atteint une précision de 94,11% avec une sensibilité de 100% [28].
- 18- J. Liua et al (2015) :** Ont proposé une méthode de détermination de la limite de la cupule en utilisant des images rétiniennes non stéréographiques, appelée kinks. Les kinks pour détecter les défauts, les patchs localisés sont d'abord générés à partir d'une limite préliminaire de cupule obtenue via le level set. Les caractéristiques sont obtenues à l'aide de la détection de bord et de la transformation en ondelettes [29].
- 19- N. Kamthane et al (2015) :** Ont présenté un travail basé essentiellement à la détection du glaucome à l'aide des caractéristiques des ondelettes et des moments géométriques de la texture de l'image. 3 filtres à ondelettes Daubechies, Symlets et Bi orthogonal sont utilisés pour la décomposition des images et les moments d'ordre supérieur sont utilisés pour le calcul des caractéristiques. En utilisant le classificateur SVM (Support Vectors Machines), KNN (K-Nearest Neighbor) par rapport à la méthodologie existante de l'énergie et des caractéristiques moyennes à base d'ondelettes [30].

- 20- S. Samanta et al (2015) :** Ont fait un travail fondé sur le glaucome automatisé, basé sur les caractéristiques de Haralick Classification à l'aide du réseau de neurones à propagation arrière. Dans ce travail, les fonctionnalités de Haralick ont été utilisées pour distinguer entre rétine normale et atteinte de glaucome. Des caractéristiques extraites ont été utilisées pour former le réseau de neurones à propagation arrière. La classification des yeux atteints de glaucome est réalisée avec une précision de 96% [31].
- 21- D. Patil et al (2016) :** Ont adopté une technique d'identification automatique du disque optique des images rétinienne par le calcul du rapport CDR (Rapport Cup-Disque) et RDR (Rim to Disc Ratio ou rapport rim sur disque). En premier lieu, un seuillage est appliqué puis la segmentation est effectuée en utilisant un filtre médian. En second lieu, le lissage du contour du disque et du cup optique est effectué en utilisant différentes caractéristiques morphologiques [32].
- 22- S. Dubey et al (2016) :** Ont proposé une approche utilisée pour détecter le glaucome avec précision, afin de réduire la perte et la déficience visuelle. Le système proposé utilise 2 caractéristiques de texture importantes : la matrice de co-occurrence de niveau de gris (GLCM : Gray Level Co-occurrence Matrix) et le modèle binaire local (LBP : Local Binary Pattern) de manière efficace. Le classificateur SVM (Support Vectors Machines) est conçu pour la classification d'une image de fond d'œil donnée en image normale ou glaucomateuse [33].
- 23- G. Kannan et al (2017) :** Ont présenté un système de CAO (Conception Assisté par Ordinateur) pour le diagnostic du glaucome utilisant la transformée de Stockwell Orthogonale Discrète (DOST) et le classificateur Random Forest (RF) [34].
- 24- T. Nadu et al (2017) :** Ont proposé les segmentations du disque optique et du cup optique, qui sont effectuées par une classification améliorée de super pixels, basée sur une morphologie mathématique adaptative. La précision de détection de la densité optique était de 98.88% et une sensibilité de 100% [35].

25- U. Raghavendra et al (2017) : Ont proposé un nouveau système expert d'identification du glaucome, utilisant un spectre d'énergie d'enveloppe spatiale non paramétrique avec images de fond d'œil. Ce système propose une nouvelle segmentation du disque optique par zone suivie de la transformation du radon (RT : Transformée de Radon). Les fonctionnalités classées sont utilisées pour construire un classificateur efficace pour détecter le glaucome. Ce système a donné une précision maximale (97 %), une sensibilité (97,80 %) et une spécificité (95,80 %) à l'aide d'une machine à vecteurs de support [36].

26- A. Soltani et al (2018) :: Ont présenté un nouveau système expert de type Fuzzy, dans laquelle les images sont d'abord prétraitées à l'aide de filtres. L'algorithme du détecteur Canny est ensuite utilisé pour détecter les contours. Enfin un algorithme de classification, basé sur des approches de logique floue est utilisé. Le pourcentage de bonnes prévisions est supérieur à 96 % [37].

27- F. Bokkari et al (2018) : Ont proposé une technique, qui comprend 3 phases principales. L'image est prétraitée et le disque optique est segmenté en utilisant une transformation de Fourier, un contour actif et une transformation de Hough circulaire, suivies d'une étape de segmentation de cup oculaire [38].

28- A. Issac et al (2018) : Ont proposé une méthode qui segmente le disque optique en utilisant un cadre stratégique basé sur des caractéristiques géométriques qui améliore la précision de la détection et rend l'algorithme invariant à l'éclairage et au bruit. La méthode proposée a obtenu une précision de 97,01 % pour la classification correcte des images de fond d'œil [39].

29- N.E. Benzebouchi et al (2019) : Ont proposé une approche de classification multimodale basée sur des classificateurs SVM (Support Vectors Machines). La combinaison de classificateurs utilisant l'approche de fusion hybride et la technique de BWV (Bach Werke Verzeichnis) est préférable à l'apprentissage

séparé de classificateurs. La méthode proposée fournit un système informatisé avec des résultats impressionnants [40].

30- D.K. Agrawal et al (2019) : Ont adoptés une méthode nouvelle et plus précise pour la détection automatisée du glaucome, utilisant la décomposition QB-VMD (Quasi-Bivariate Variational Mode Decomposition) à partir d'images de fond. La QB-VMD décompose les images pour lisser les SBI (Sample-Based Identification) sans problème de mixage de mode où 70 caractéristiques pertinentes ont été extraites des SBI QB-VMD pour la classification et 45 caractéristiques ont été sélectionnées à l'aide de la méthode relief et transmises à la SVD (Singular Value Decomposition) pour la réduction de la dimensionnalité. Enfin, 17 fonctionnalités robustes ont été fournies à LS-SVM (Least Squar Support Vector Machine) [41].

31- S.Jain et al (2019) : Ont proposé une méthode de classification assistée par ordinateur, basée sur la transformée empirique en transformée en ondelettes basée sur le tenseur (EWT : Empirical Wavelet Transform, basée sur le tenseur). Les composantes EWT et leurs spectres de fréquence ont été évalués pour tous les canaux 2D. Dix approches de validation croisée ont été appliquées sur les meilleures caractéristiques à l'aide du classificateur SVM (Support Vector Machine) pour la classification des images normales ou anormales [42].

Le tableau suivant (Tableau 2.1), résume les principales caractéristiques des différents articles consultés :

Où :

Sp : Spécificité.

Sn : Sensibilité.

Pr : Précision.

Chapitre 2 : Etat de l'Art

Tableau 2.1 : Tableau comparatif

Réf	Application	Méthode	Résultats
1- Liu et al (2009)	Segmentation du cup et du disque.	les algorithmes de level-set.	/
2- Nayak et al (2009)	Segmentation du cup et du disque	Opérations morphologiques et réseau neurone.	Sn = 100% Sp = 80 %,
3-Babu et al (2011)	Extraction du disque optique.	Algorithme d'escalade	Pr = 90 %
4- Chih-Yin Ho et al (2011)	Détection précoce du glaucome en pratique clinique.	Intégration des techniques de segmentation de contour actif d'image a permis d'identifier correctement les régions de la cupule et du disque.	/
5- K. Narasimhan et al (2011)	Détection automatique	Regroupement des K-means et classificateur SVM.	Pr = 95 %
6- M.Mishra et al (2011)	Segmentation du CDR	Binarisation et méthode de contour active.	Méthode a échoué en raison de la présence d'autre pathologies.
7- M.Rama et al (2012)	Identification automatique des classes normales et du glaucome.	Algorithme du Higher Order Spectra (HOS) et Discrete Wavelet Transform (DWT).	Pr = 95 %, Sn = 93,33 % Sp = 96,67%
8- F.Khan et al (2013)	Extraction des deux surfaces de NRR	Techniques morphologiques.	Pr = 94 %, Coût calcul = 1,42 s
9- R. Madhusudhan et al (2013)	Détection de glaucome	3 techniques différentes : le multi-seuillage, le contour actif et la segmentation par région.	Sn = 94,73 % Sp = 100 %
10- S. Chandrika et al (2013)	Segmentation du disque optique et du cup séparément.	Pixel de K-means, Technique de Clustering et la transformée des ondelettes de Gabor.	/

Chapitre 2 : Etat de l'Art

11- N. Annu et al (2013)	Classification des images glaucomateuses	Réseau de neurones probabiliste (PNN) et la transformation en ondelettes discrète 2D.	/
12- S. Nazi et al (2014)	Segmentation de disque optique.	Détection du bord, seuillage optimal et analyse de seuil manuel	/
13- H. Ahmad et al (2014)	Détection de glaucome.	Système pour le dépistage précoce du glaucome au moyen du CDR et du rapport de NRR	Pr = 97.5% en 0.8141 s.
14- R.P. Rajaiiah et al (2014)	Détection de glaucome	Egalisation d'histogramme adaptable et opérations morphologiques	Succès = 96 %.
15- H. Kaur et al (2014)	Développement des régions claires ou sombres.	Morphologie mathématique.	/
16- M. Chitnis et al (2014)	Détection de glaucome	Filtres d'ondelettes et classificateur SVM .	Efficacité = 96 %.
17- M. Partha et al (2015)	Segmentation du disque optique et de la cup	Seuillage adaptatif des intensités de pixels	Pr = 94,11 % Sn = 100 %.
18- J. Liua et al (2015)	Détermination de la limite de la cupule.	Kinks et level set et la transformation en ondelettes.	/
19-N. Kamthane et al (2015)	Détection du glaucome	Caractéristiques des ondelettes et classificateur SVM	Pr = 86,57 %
20- S. Samanta et al (2015)	Détection automatique du glaucome.	Caractéristiques de Haralick et classification à l'aide du réseau de neurones.	Pr = 96 %.
21- D. Patil et al (2016)	Identification automatique du disque optique.	Seuillage puis segmentation en utilisant le filtre médian.	/
22- S.Dubey et al (2016)	Détection glaucome.	Matrice de co-occurrence de (GLCM) et (LBP) et classificateur SVM.	Sn = 100 % Sp = 99 %.
23- G.Kannan et al (2017)	Segmentation de disque optique et cup optique.	Classification améliorée de super pixels et morphologie mathématique adaptative.	Pr = 88 % Sn = 100 %.
24- T. Nadu et al (2017)	Détection du glaucome	Transformée de Stockwell orthogonale discrète (DOST)	Sn = 96 %

Chapitre 2 : Etat de l'Art

		et classificateur Random Forest (RF).	Sp = 92 % Pr = 94 %
25- U. Raghavendra et al (2017)	Système expert d'identification du glaucome.	Transformation du radon (RT)	Pr = 97,00 % Sn = 97,80 % Sp = 95,80 %
26- A. Soltani et al (2018)	Détection de glaucome.	Algorithme du détecteur Canny et classification par logique floue.	Prévisions > 96 %.
27- F. Bokhari et al (2018)	Segmentation de cup oculaire.	Transformation de Fourier, contour actif et transformation de Hough circulaire.	/
28- A. Issac et al (2018)	Segmentation de disque optique.	Utilisation des caractéristiques géométriques afin d'améliorer la précision de la détection	Pr = 97,01 %
29- N.E. Ben zebouchi et al (2019)	Classification de glaucome.	Classification SVM, approche de fusion hybride et technique de BWWV.	Système informatisé avec résultats impressionnants.
30- D.K. Agrawal et al (2019)	Détection automatisée du glaucome.	Méthode de QB-VMD et classificateur LS-SVM.	Pr = 86,13 % Sn = 87,43 %
31- S. Jain et al (2019)	Classification assistée par ordinateur	Transformée empirique en transformée en ondelettes basée sur le tenseur (EWT) et classificateur SVM.	Pr = 98,7 %

2.3 Conclusion

Le problème majeur dans la plupart des approches citées auparavant, est la mauvaise détection du contour de disque optique. En outre, quelques méthodes échouent lorsque les vaisseaux sanguins convergent autour des lésions lumineuses, ainsi que la détermination du cup n'est pas toujours couronnée de succès, en particulier pour les yeux normaux.

Chapitre 2 : Etat de l'Art

Par conséquent, des erreurs dans l'estimation du rapport cup/disque et du rapport RDR sont obtenus ce qui est due à l'imprécision de la méthode.

D'après nos recherches et ce qu'est cité dans la littérature, nous allons utiliser une approche, essentiellement basée sur la transformée en ondelettes empirique bidimensionnelle que nous détaillerons théoriquement dans le prochain chapitre.

Chapitre 3

Transformée en

Ondelettes

3.1 Introduction

La Transformée en Ondelette (TO) est une méthode récente de traitement des signaux. Cette technique a une bonne propriété de localisation en temps et en fréquence.

Dans ce chapitre, on parlera de la transformée en ondelette avec ces types : TOD et TOC, ensuite la transformée en ondelettes empirique, ainsi que les avantages et les inconvénients de cette méthode. Pour conclure, on terminera par présenter son intérêt dans le domaine du traitement image.

3.2 Transformée en Ondelettes

La Transformée en Ondelettes (TO) est similaire à la transformée de Fourier (et encore plus à la transformée de Fourier locale), avec une fonction de mérite complètement différente.

La différence principale est la suivante :

- ❖ la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier ;
- ❖ contrairement à la transformée en ondelettes, qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier [43].

3.2.1 Définition

Une ondelette est une forme d'onde, dont la valeur moyenne est nulle et de durée limitée. La TO (en anglais, WT pour Wavelet Transform) est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences, en conservant une localisation spatiale. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base, qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé [44].

La Figure 3.1 montre la différence entre l'analyse de Fourier et l'analyse d'ondelette d'un signal quelconque. Concernant l'analyse de Fourier, la fenêtre est de taille constante, par contre dans le cas de l'analyse par ondelette, la fenêtre a une surface constante, mais la taille varie en fonction de la fréquence à analyser [45]. La largeur de la fenêtre pour l'analyse en ondelette change, afin qu'on puisse traiter chaque composante spectrale individuellement. Ce dernier point représente la caractéristique la plus significative de la TO.

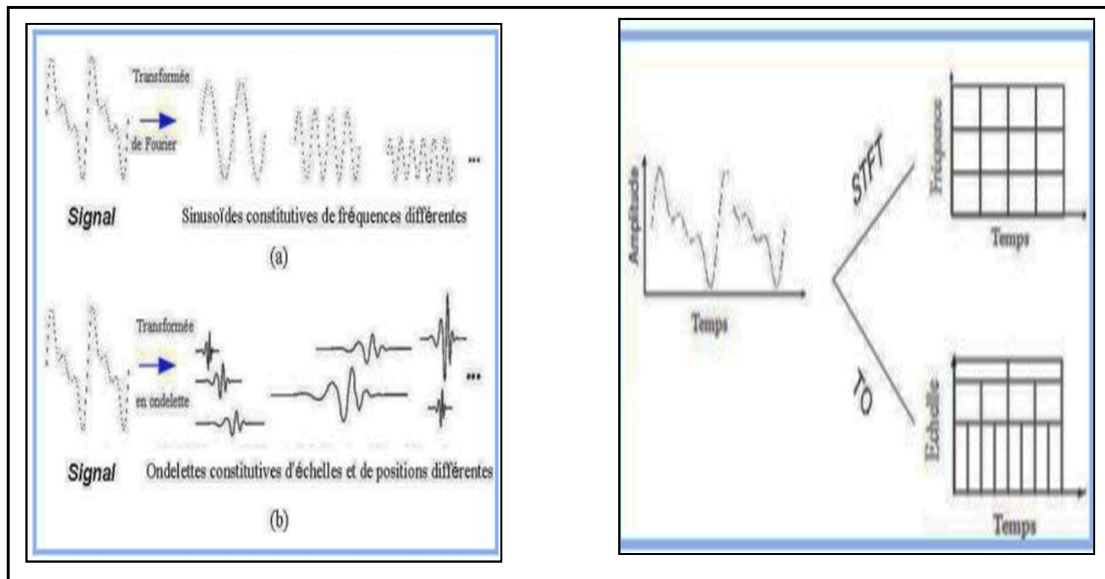


Figure 3.1 : Différence entre l'analyse de Fourier et l'analyse d'ondelettes [45]

3.2.2 Ondelette Mère

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes connue sous le nom d'ondelette mère, donnée dans l'équation (3.1). Cette ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom d'ondelettes enfants par des translations et des dilatations récursives [45].

La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante [46] :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.1)$$

Où : a : facteur d'échelle, qui joue le rôle de l'inverse de la fréquence ;

b : facteur de translation ;

ψ : ondelette mère ;

$\frac{1}{\sqrt{a}}$: facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

Chapitre 3 : Transformée en Ondelettes

La Figure 3.2 représente les propriétés temporelles de l'ondelette mère (A) et les propriétés fréquentielles de l'ondelette mère (B) [45], pour différentes valeurs du facteur d'échelle a .

- $a = 0.5$: ondelette contractée.
- $a = 1$: ondelette mère.
- $a = 2$: ondelette dilatée.

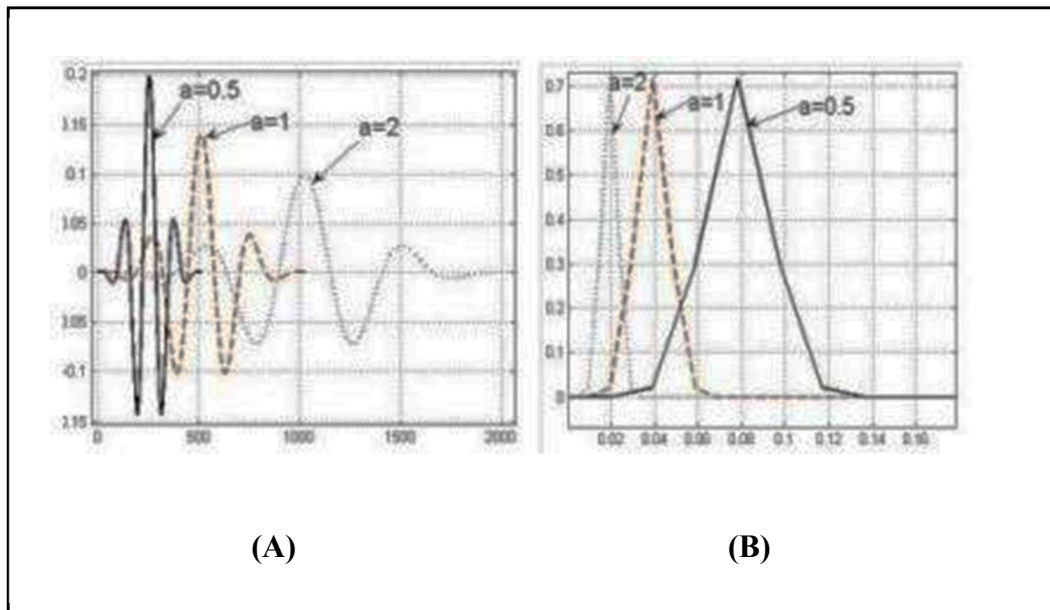


Figure 3.2 : A : Les propriétés temporelles et B : les Propriétés fréquentielles de l'ondelette mère [45]

Nous constatons que si l'ondelette est dilatée dans le temps, elle présente alors un spectre plus concentré autour de sa fréquence centrale (Figure 3.3). Le contraire est constaté lorsque l'ondelette est contractée dans le domaine fréquentiel [45].

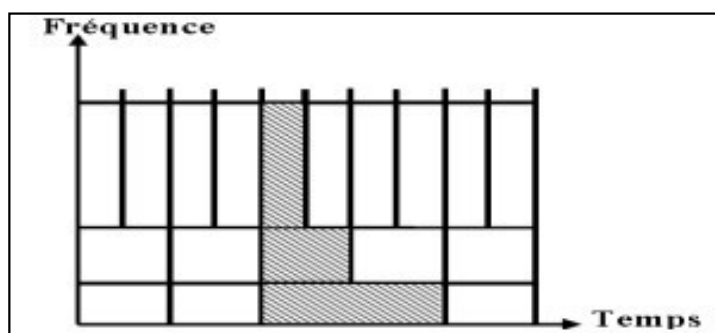


Figure 3.3 : Plans Temps-Fréquence de la transformée en ondelettes [45]

3.2.3 Transformée en Ondelette Continue (TOC)

La transformée en ondelette continue (TOC) utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère $\psi(t)$, durant tout l'intervalle temporel de manière continue. Cette dernière est dilatée ou contractée par la variation d'un facteur d'échelle a , et translatée par un paramètre b , suivant l'équation (3.2) [44].

La TOC d'un signal $x(t)$ est défini comme la corrélation de $x(t)$ avec l'ondelette correspondante [46] :

$$W_{\psi}^x(a, b) = C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3.2)$$

$W_{\psi}^x(a, b)$: coefficients de la transformée en ondelette,

$\psi(t)$: ondelette mère,

$(.)^*$: opérateur conjugué,

a : largeur de l'ondelette ou de la fenêtre, facteur d'échelle pour la Dilatation.

b : localisation de l'ondelette dans le temps, coefficient de translation,

La transformée inverse continue en ondelettes (TICO), est définie par les coefficients de la TO. Elle est donnée par l'équation (3.3) [46] :

$$x(t) = \iint_{-\infty}^{+\infty} W_{\psi}^x(a, b) \psi_{a,b}(t) db da \quad (3.3)$$

Où :

$x(t)$: signal à construire,

$W_{\psi}^x(a, b)$: coefficients de la transformée en ondelettes,

$\psi(t)$: ondelette mère,

$\psi_{a,b}(t)$: dilatation et translation de l'ondelette mère.

3.2.4 Transformée en Ondelette Discrète (TOD)

La transformée en ondelette discrète (TOD) est produite pour surmonter le problème de la TOC. En effet, il est évident que la TOC ne peut être manuellement calculé en utilisant les équations analytiques et le calcul d'intégral. C'est donc aux ordinateurs de calculer cette transformée. Il devient donc nécessaire de discrétiser ces transformées.

La TOD, contrairement à la TOC, fournit suffisamment d'informations, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original, en un temps de calcul notablement réduit.

La TOD translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes des facteurs d'échelle (**a**) et de translation (**b**), telles que [46]:

$$\mathbf{a} = a_0$$

$$\mathbf{b} = kd_0 a_0^j$$

Où : $a_0 > 1$; $b_0 > 0$; $k, j \in \mathbb{Z}$

Les coefficients de la TOD sont définis par [46]:

$$D_x(a_0, b_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi_b^a(t) dt \quad (3.4)$$

Avec :

$$\psi_{b_0}^{a_0}(t) = |a_0^j|^{\frac{1}{2}} \cdot \psi\left(\frac{t - kd_0 a_0^j}{a_0^j}\right) \quad (3.5)$$

3.2.5 Notions de Décimation et interpolation et banc de filtres

La décimation et l'interpolation sont deux opérations qui affectent l'échelle de temps d'un signal. Pour des signaux discrets, la mise à l'échelle du temps correspond à augmenter ou réduire la longueur du signal.

a) Décimation

Dans la transformation en ondelette, il existe deux types de coefficients : les approximations et les détails :

Chapitre 3 : Transformée en Ondelettes

- ❖ L'approximation correspond à la haute échelle, c'est-à-dire aux composantes de basse fréquence du signal.
- ❖ Les détails sont à basses échelles, c'est les composantes de hautes fréquences. Notons qu'approximation et détail émergent comme deux signaux [44].

Les approximations et les détails naissent comme deux signaux lorsque le signal original traverse deux filtres complémentaires [45].

La décimation d'un signal $x(n)$ par un facteur k , est le prélèvement d'un échantillon sur k [52] :

$$x_d(m) = x(n) \quad \text{pour } n = m/k \text{ et } m \text{ entier}$$

On peut schématiser la décimation comme représentée dans la Figure 3.4:

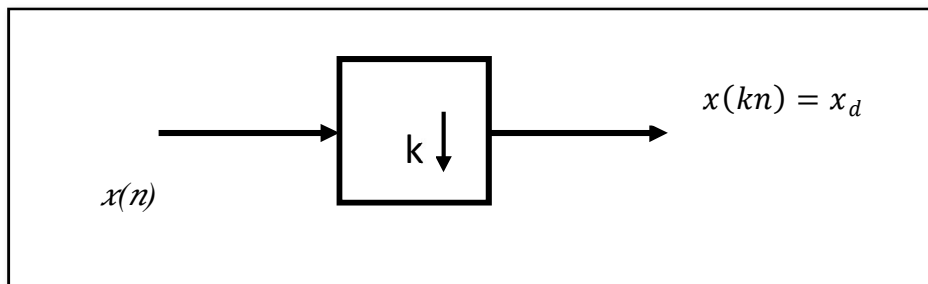


Figure 3.4 : Opération de décimation [45]

b) Interpolation

L'interpolation d'un signal $x(n)$ par un facteur k , est l'insertion de zéros par un facteur de k [45], en suivant la formule suivante :

$$x_u(m) = \begin{cases} x(n) & n = km \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.6)$$

Elle peut être schématisée comme représentée dans la Figure 3.5 :

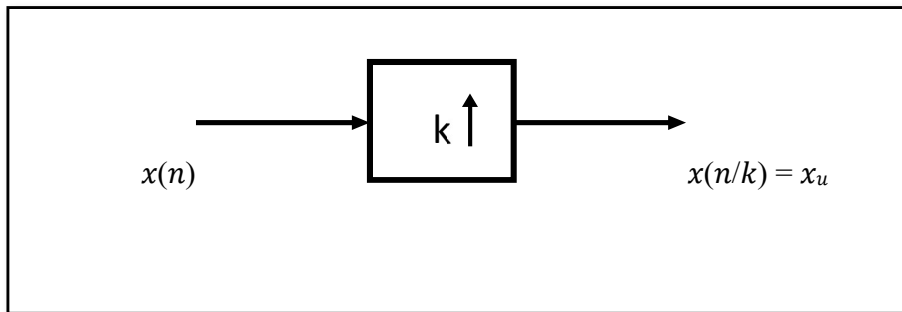


Figure 3.5 : Opération d'interpolation [45]

□ Banc de filtres

La DWT (Discrete Wavelet Transform) utilise des filtres numériques passe-bas et passe-haut en cascade. À chaque niveau le signal en sortie du filtre passe-bas est à nouveau filtré et décomposé en deux bandes de fréquence, qui sont sous-échantillonnées, ne conservant qu'un échantillon sur deux [45].

✚ Etape d'analyse (décomposition)

La phase d'analyse est le passage de la séquence $x(n)$ par un filtre passe-bas et un filtre passe-haut suivi par une décimation d'un facteur de 2.

La fonction $h\psi(n)$ et la fonction $h\varphi(n)$ de la (Figure 3.6) représentent le filtre passe-haut et le filtre passe-bas, respectivement.

La convolution du signal d'entrée avec $h\varphi(n)$ suivie par une décimation d'un facteur 2, donne le signal d'approximation [45] dans l'équation 3.7 :

$$s_1(n) = [x(n) * h\varphi(n)] \downarrow 2 \quad (3.7)$$

« * » : est la convolution du signal d'entrée $x(n)$ avec le signal $h(n)$ est donne le signal de détail.

Chapitre 3 : Transformée en Ondelettes

Alors que la convolution du signal d'entrée avec $h\psi(n)$ suivie par une décimation d'un facteur 2, donne le signal d'approximation [45] dans l'équation 3.8 :

$$T_1(n) = [x(n) * h\psi(n)] \downarrow 2 \quad (3.8)$$

La Figure 3.6 représente les différentes taches de l'étape d'analyse à deux niveaux de décomposition.

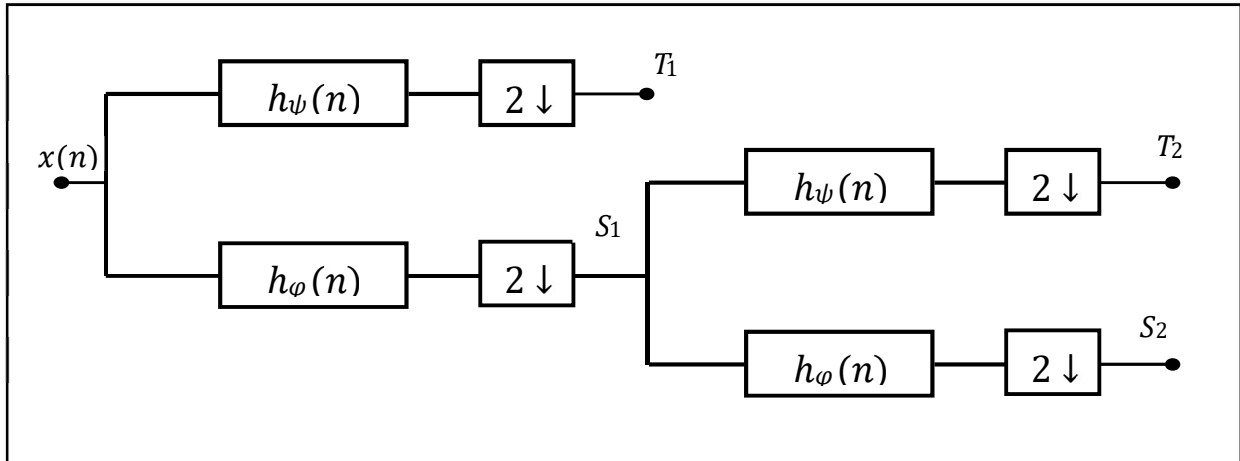


Figure 3.6 : Etape d'analyse à deux niveaux de décomposition [45]

Avec :

$x(n)$: le vecteur d'entrée.

S_j : les vecteurs d'approximation.

T_j : les vecteurs de détails.

✚ Etape de synthèse (reconstruction)

Dans la Figure 3.7 une interpolation est appliquée sur chacun des vecteurs obtenus lors de la phase d'analyse suivis par une convolution avec le filtre correspondant. Les vecteurs d'approximation et de détails obtenus à un niveau j seront sommés pour former le vecteur d'approximation de niveau $j-1$, et à son tour ce vecteur sera sommé avec le vecteur de détail de niveau $j-1$ pour donner le vecteur d'approximation de niveau $j-2$, et ainsi de suite jusqu'à l'obtention du vecteur de niveau 0 , soit le vecteur $y(n)$ [45].

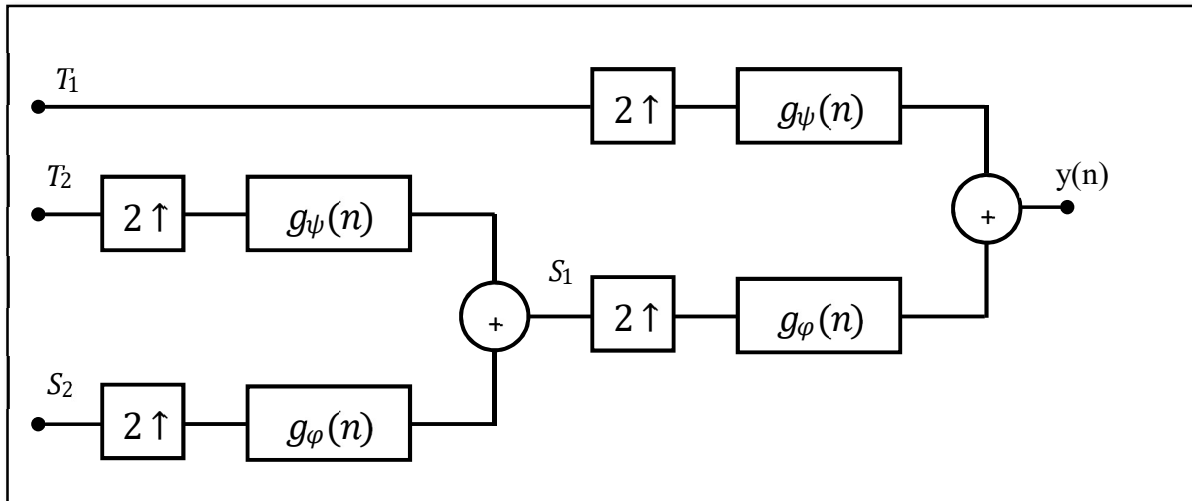


Figure 3.7 : Etape de synthèse à deux niveaux de décomposition [45]

La sortie du signal $y(n)$ peut être formulée dans l'équation 3.9 :

$$y(n) = [[s1(n) \uparrow 2] * gQ(n)] + [[t1(n) \uparrow 2] * g\psi(n)] \quad (3.9)$$

Les bancs de filtres sont dits à reconstruction parfaite :

- ❖ si le signal de sortie est égal au signal d'entrée.
- ❖ Si en plus, les filtres d'analyse sont égaux aux filtres de synthèse deux à deux, $h_1(n) = g_1(n)$, $h_2(n) = g_2(n)$, le banc de filtres est dit : banc de filtres miroirs conjugués [45].

3.2.6 Les familles de la transformée en ondelettes

Il existe une infinité de fonctions d'ondelettes. Toutefois, elles ne possèdent pas toutes des propriétés intéressantes. Aussi, de nombreux spécialistes des ondelettes ont construit des familles d'ondelettes, possédant certaines propriétés remarquables.

Parmi ces familles d'ondelettes, on peut citer les **ondelettes de Haar** qui sont les plus simples, mais qui ne sont pas bien localisées. Cependant, Ingrid Daubechies a construit des **ondelettes (Daubechies)** à support compact, qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie. On rencontre aussi une autre famille d'ondelettes qui est la famille des **ondelettes Splines**, dont la réponse fréquentielle est bien localisée [44].

Chapitre 3 : Transformée en Ondelettes

Ces différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre [44].

La Figure suivante présente quelques familles d'ondelettes :

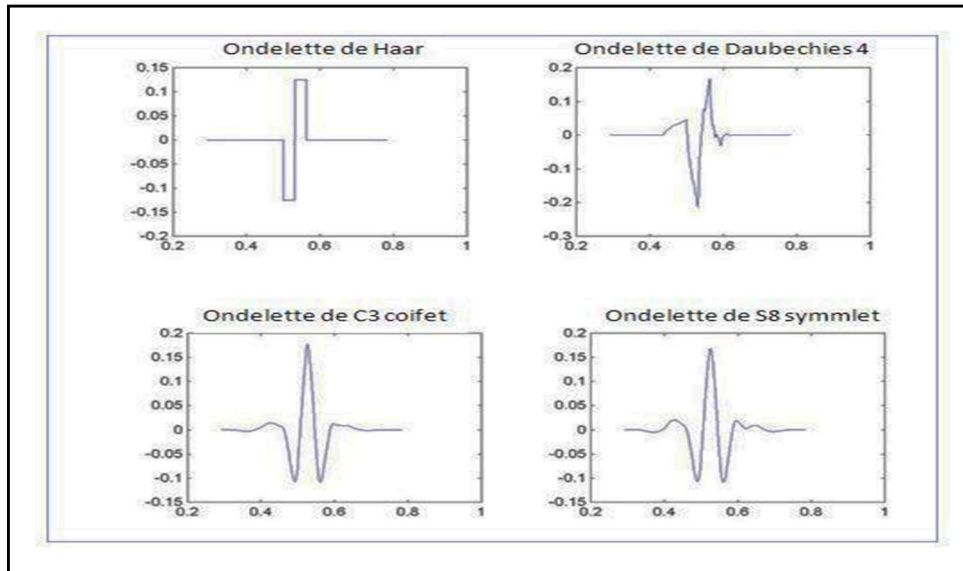


Figure 3.8 : Quelques familles d'ondelettes [44]

3.2.7 Transformée en ondelettes empirique

La transformée en ondelettes empirique (EWT) est une méthode algorithmique de décomposition adaptative du signal sur des cadres serrés en ondelettes : au lieu d'analyser le signal dans une base fixe comme avec « Fourier » [48], on construit au fur et à mesure les fonctions de base, appelées « Fonction Mode Intrinsèque », en anglais « Intrinsic Mode Function » (IMF)[47].

Une IMF (pour Intrinsic Mode Function) est une fonction oscillante de moyenne nulle, c'est-à-dire une fonction [48] :

- Dont le nombre d'extrema et le nombre de passages par zéro diffèrent d'au plus un.
 - Et dont la moyenne locale, au sens de la définition précédente, est nulle en tout point.
- ❖ En 1D : la procédure consiste à détecter les supports de certains « mode » du spectre de Fourier, puis à utiliser ces supports pour construire des ondelettes de type empirique.
 - ❖ En 2D : sur la base du même principe, nous proposons des versions empiriques de la transformée en ondelettes.

Cette approche empirique a été introduite pour traiter de manière relativement souple des données quelconques, pouvant être non-stationnaires et non-linéaires [47]. En outre, cette méthode relativement jeune, a fait depuis son introduction l'objet de nombreux travaux, la plupart essayant de la formaliser et de la justifier mathématiquement. En effet, le gros défaut de cette méthode a longtemps été l'absence de théorie [45].

3.2.8 Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes

❖ Parmi les avantages qu'offrent la transformée en ondelettes (TO) dans l'analyse temps-échelle, on peut citer [45] :

- Travail en sous bandes, avec la possibilité de séparer les composantes du bruit du reste du signal.
- La transformée en ondelettes offre une grande aptitude, à prendre en charge plusieurs traitements numériques du signal de façon quasi simultanée (fenêtrage, débruitage, détection, filtrage et reconstitution du signal).

❖ Pour les inconvénients de la transformée en ondelettes, on peut signaler [45]:

- L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes discrète (TOD) est qu'elle produit un nombre élevé de coefficients pour représenter un signal exigeant un temps de calcul élevé pour reconstituer le signal d'origine [43].
- Elle nécessite un bon choix d'ondelette mère analysante pour les différentes applications. En effet, le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-échelle est le point le plus important et donc très difficile [45].

3.2.9 Intérêt de la TO dans l'analyse d'images

L'emploi de la TO dans l'analyse d'image fournit un certain nombre d'avantages selon l'application envisagée [44] :

a) La compression

Le taux de compression de l'image pourra facilement être adapté. En effet, en éliminant les détails contenus dans certains niveaux de résolution, jugés peu importants, on pourra fortement augmenter le taux de compression, en conservant uniquement l'information nécessaire [44].

b) La détection de contours

La détection de contours est une tâche ardue, lorsque les images traitées présentent des variations brusques dans des zones inintéressantes : en pratique, on voudrait pouvoir ignorer certains contours et ne conserver que les plus représentatifs (les contours principaux, l'aspect de texture) [44].

c) Détection /Reconnaissance de texture

La transformée en ondelettes ne se limite pas aux applications, on peut également citer la reconnaissance de visage, la détection de mouvements, et d'une manière générale la plupart des applications reposant sur l'analyse d'images [44].

d) La réduction de bruit

Le bruit est l'accompagnant de tout signal électrique, son élimination est une étape indispensable, pour laquelle les recherches se font actuellement par différents moyens.

La transformée en ondelettes en fait partie, et a montré que c'est un outil très efficace pour la réduction du bruit dans l'image numérique [44].

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la théorie de la transformée des ondelettes. Cette dernière est un outil puissant de transformation du signal, grâce à ses caractéristiques de dilatation et de contraction, lors de traitement des signaux numérique. La suite de ce travail sera consacrée à la présentation d'une mise en œuvre de quelques algorithmes pour la détection du glaucome, basés sur l'implémentation de EWT et les résultats obtenus.

Chapitre 4

Présentation de la

Méthode

Développée

4.1 Introduction

Le glaucome est une pathologie oculaire grave. Actuellement, il est considéré comme la deuxième cause de cécité dans le monde. Il ne peut pas être guéri, mais sa progression peut être ralentie par le dépistage et le traitement opportun au stade précoce pour sauver la vision du patient.

Dans ce chapitre, on va présenter essentiellement la méthode que nous avons choisie pour la détection automatique du glaucome, en détaillant les différentes étapes suivies, telles que : le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et la classification.

4.2 Méthode choisie

Pour atteindre les objectifs de notre travail, nous avons développé un système de détection et de classification du glaucome d'images de fond d'œil rétiniennes selon le diagramme présenté sur la Figure 4.1 pour le cas du plan gris, et de même principe pour les autres plans (R, G, B).

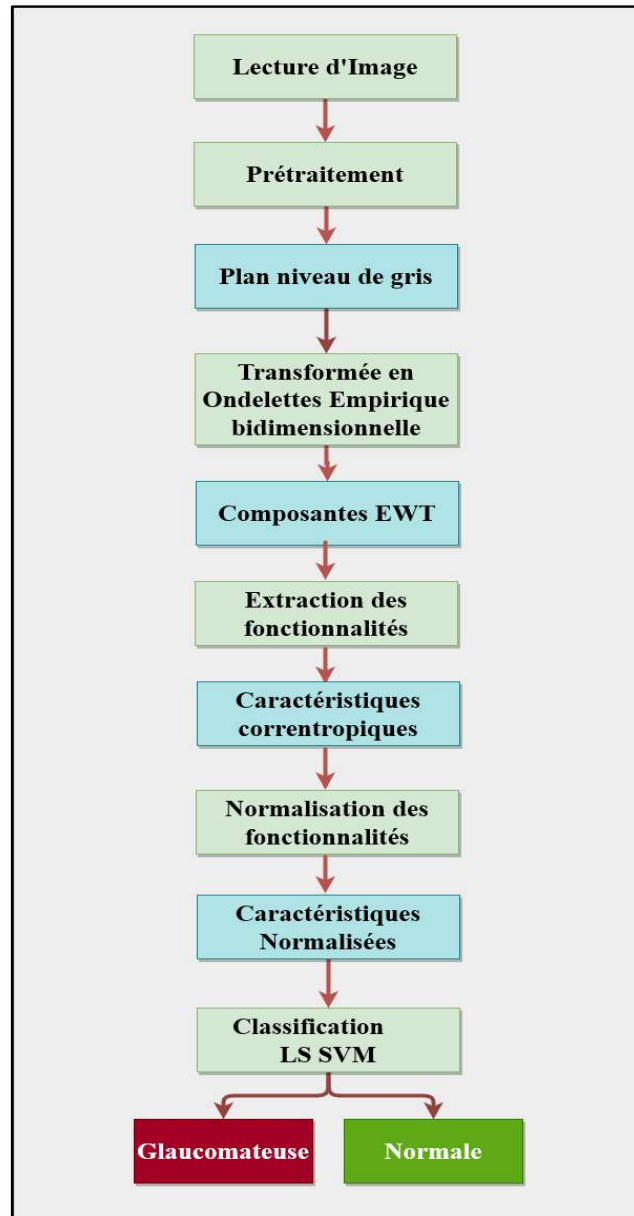


Figure 4.1 : Diagramme de la méthode utilisée (Cas du plan Gris)

4.2.1 Lecture d'Image

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de l'analyse d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système.

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. La Figure 4.2 représente l'acquisition d'une image de fond d'œil couleur qui va traiter [49].

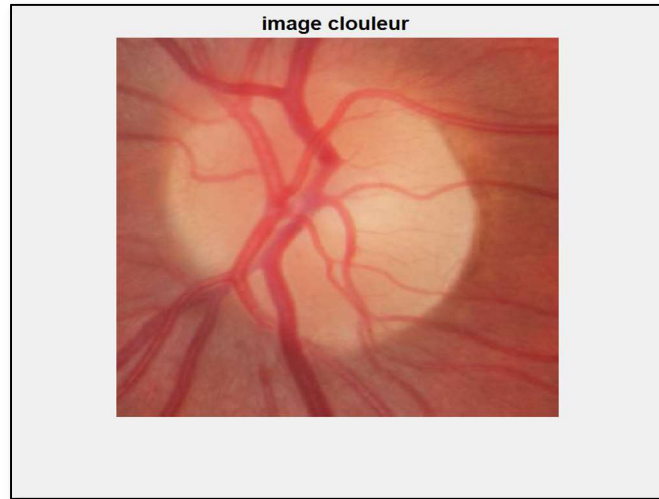


Figure 4.2 : Image couleur

4.2.2 Prétraitement

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation [49]. Elle est consacrée à l'extraction des trois plans ainsi que la conversion en niveau de gris des images de notre BDD.

Les composantes R, G, B (Red, Green, Blue), et la composante en niveau de gris des images du fond d'œil, apportent des détails importants sous forme d'une variation des intensités. Les informations présentes, seront utilisées pour extraire des fonctionnalités pour le diagnostic automatisé du glaucome. La Figure 4.3 montre un exemple de résultat d'extraction des composantes d'une image.

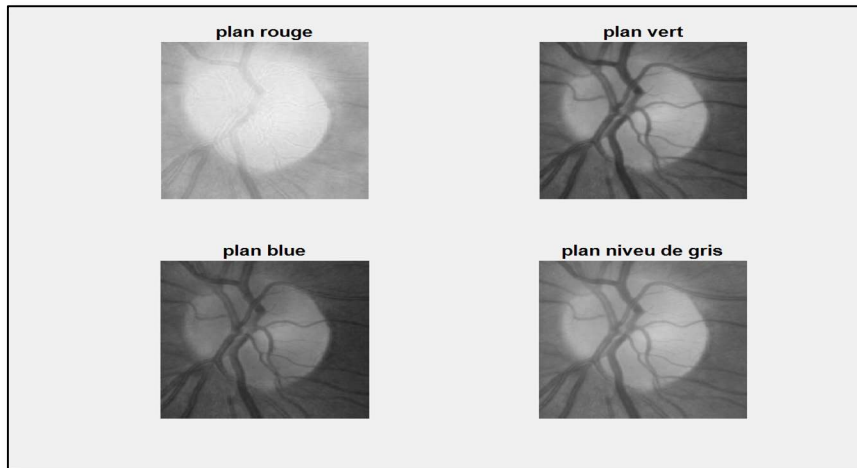


Figure 4.3 : Extraction des plans (R, G, B), et gris de l'image couleur

➤ La pseudo-représentation des couleurs

La pseudo-représentation des couleurs, est utilisée pour améliorer la différence des variations d'intensités des pixels gris, entre les plans R, G, B et gris, comme le montre la Figure 4.4.

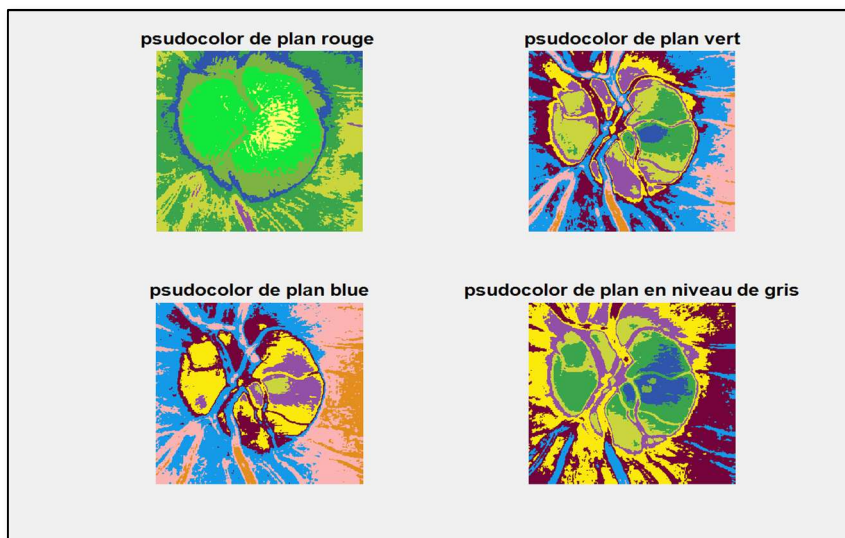


Figure 4.4 : La pseudo-représentation des couleurs des 4 plans

4.2.3 Transformée en ondelette empirique

Dans notre travail, on a utilisé la Transformée en Ondelette Empirique bidimensionnel (EWT 2D), précisément la Littlewood-Paley comme ondelette empirique. La EWT décompose le signal en composantes à différentes bandes de fréquences.

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

C'est une méthode dépendante du signal, et n'utilise pas des fonctions de base prédéfinies comme dans la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes, ainsi, elle désigne une approche adaptative de décomposition du signal, basée sur le contenu informationnel du signal représentée dans la Figure 4.5 [50].

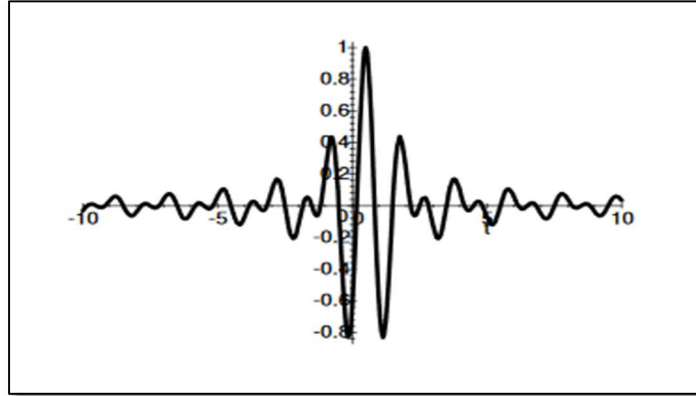


Figure 4.5 : Ondelette de Littlewood Paley [51]

Dans cette approche EWT :

- Le spectre de Fourier compris entre 0 et π est segmenté en M nombre de pièces.
- Chaque limite de segment est notée par ω_m , avec comme limite de départ $\omega_0=0$ et comme limite de fin $\omega_M = \pi$.
- La phase de transition T_m est centrée autour de ω_m à une largeur de $2\epsilon_m$ avec : $\epsilon_m = \lambda \omega_m$ et $0 < \lambda < 1$.
- Les ondelettes de Littlewood-Paley sont utilisées comme filtres passe-bande avec la fonction de mise à l'échelle empirique $\epsilon_m(W)$ et les ondelettes empiriques $\sigma_m(W)$ [50] :

$$\epsilon_m(W) = \begin{cases} 1 & \text{Si } |W| \leq (1 - \lambda) \omega_m \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} F(\lambda, \omega_m) \right] & \text{Si } (1 - \lambda) \omega_m \leq |W| \leq (1 + \lambda) \omega_m \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\sigma_m(W) = \begin{cases} 1 & \text{Si } (1 + \lambda)\omega_m \leq |W| \leq (1 - \lambda)\omega_{m+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} F(\lambda, \omega_{m+1}) \right] & \text{Si } (1 - \lambda)\omega_{m+1} \leq |W| \leq (1 + \lambda)\omega_{m+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} F(\lambda, \omega_m) \right] & \text{Si } (1 - \lambda)\omega_m \leq |W| \leq (1 + \lambda)\omega_m \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.2)$$

Où $F(\lambda, \omega_m)$ et $F(\lambda, \omega_{m+1})$ sont exprimées par :

$$F(\lambda, \omega_m) = F\left(\frac{1}{2\lambda\omega_m} (|W| - ((1 - \lambda)\omega_m))\right) \quad (4.3)$$

$$F(\lambda, \omega_{m+1}) = F\left(\frac{1}{2\lambda\omega_{m+1}} (|W| - ((1 - \lambda)\omega_{m+1}))\right) \quad (4.4)$$

Cette méthode est donc basée sur l'extraction des plans (R, G, B) et gris, puis sur la décomposition de l'image en composantes EWT pour chaque plan.

La Figure 4.6 représente un organigramme de différentes étapes pour calculer EWT.

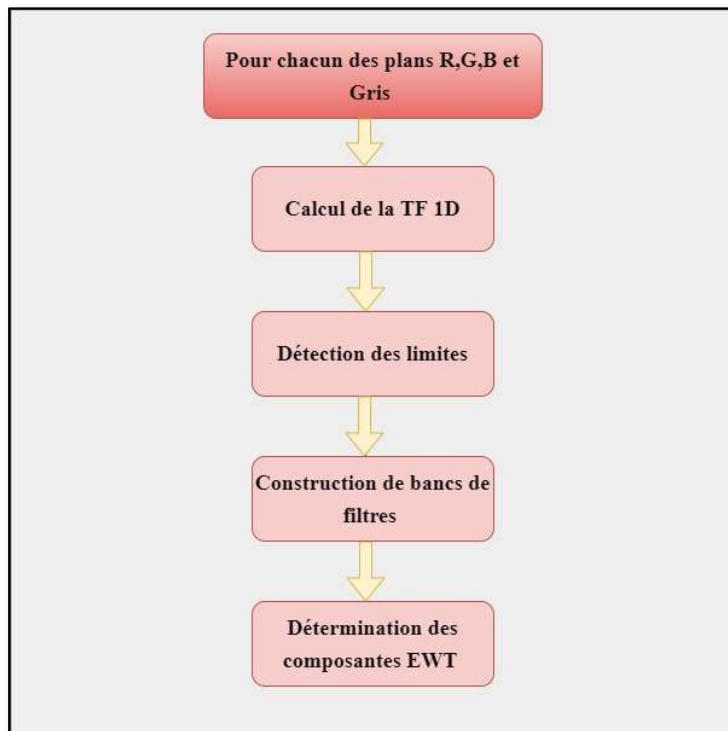


Figure 4.6 : Diagramme de calcul de la EWT (Cas du plan Gris)

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

a) Calcul de la TF (Transformée de Fourier) à une dimension

Dans cette partie, on a calculé la TF 1D (une dimension) pour chaque ligne 'r' de $X(r, \Omega)$, et colonne 'c' de $X(\Omega, c)$ (où x représente une image).

Pour calculer cette transformée, on a fait appel à la PFFFT « Pseudo-Polar Fast Fourier Transform » qui est basée sur une définition d'une grille 2D de type polaire, qui permet un calcul de Fourier plus rapide.

La grille pseudo-polaire donne un échantillonnage plus dense près de l'origine, permettant de meilleures performances d'interpolation. Cependant, la grille cartésienne permet d'obtenir une densité (et donc une précision) près de l'origine, ce qui nécessite un sur échantillonnage sur tout le domaine fréquentiel.

- Si x est de taille $N * N$, la sortie aura $2N$ valeurs.
- Si l'entrée n'est pas carrée, elle est mise au carré avant la transformation. De plus, la taille est augmentée de manière à obtenir un nombre pair de lignes et de colonnes [52].

Les grilles cartésiennes et pseudo polaire de la PFFFT sont représentées sur la Figure 4.7.

(A) : grille cartésienne.

(B) : grille polaire.

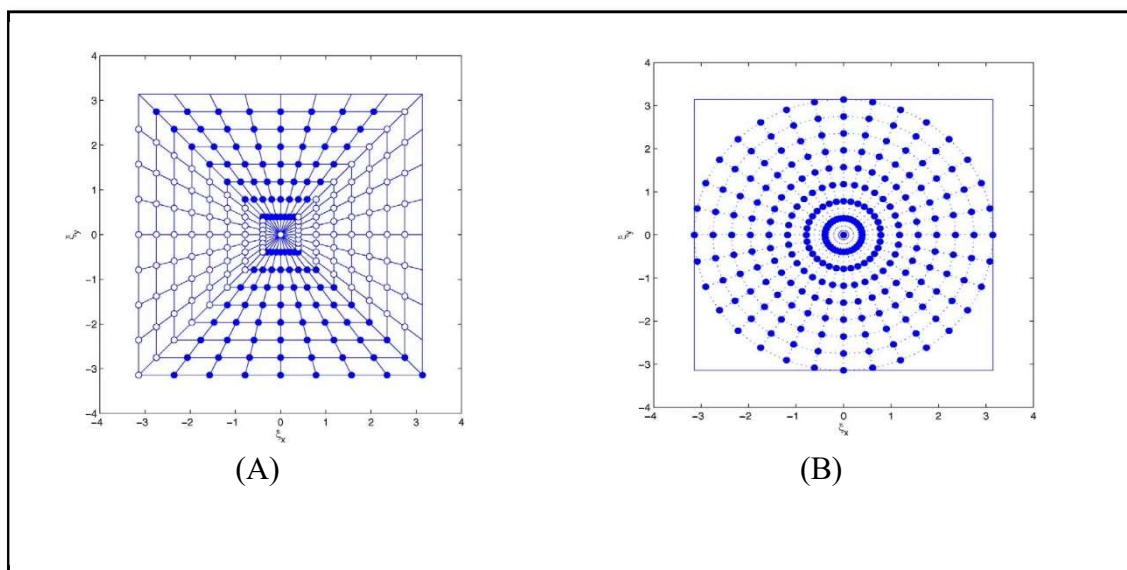


Figure 4.7 : Grilles cartésienne et polaire [52]

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Une fois le calcul de la TF 1D pour les lignes et les colonnes terminé, on calcule le spectre d'amplitude des moyennes des lignes X_R et des colonnes X_C nécessaires pour la détection des limites de la TF :

$$X_R = \frac{1}{N_R} \sum_{r=0}^{N_R} X(r, \Omega) \quad (4.5)$$

$$X_C = \frac{1}{N_C} \sum_{c=0}^{N_C} X(\Omega, c) \quad (4.6)$$

Avec N_R le nombre des lignes et N_C le nombre des colonnes de x .

b) Détection des limites de la TF

Cette étape permet de détecter les limites sur N_R et N_C . Ses résultats vont être déposés dans un vecteur qui contient les valeurs des limites, à l'aide de la méthode de détection des maxima et minima locaux (locmaxmin).

Ainsi après la détection des limites sur X_R et X_C , on doit construire les bancs de filtres correspondants $\{\xi_1^R, \{\zeta_m^R\}_{m=1}^{N_R}\}$ et $\{\xi_1^C, \{\zeta_m^C\}_{m=1}^{N_C}\}$ respectivement, comme suit :

- Filtrer x sur le long des lignes grâce aux bancs de filtres $\{\xi_1^R, \{\zeta_m^R\}_{m=1}^{N_R}\}$ ce qui fournit $(N_R + 1)$ images en sortie.
- Filtrer les images de sortie des $(N_R + 1)$ bancs de filtres, ce qui va produire des images sur le long des colonnes avec $\{\xi_1^C, \{\zeta_m^C\}_{m=1}^{N_C}\}$, donnant ainsi $(N_R + 1) \times (N_C + 1)$ images sous-bande.
- Le nombre des composantes EWT correspond au nombre de banc de filtres. On a utilisé quatre filtres passe bande pour fournir des images sous bande [50].

La Figure 4.8 représente les composantes EWT pour une image normale

(a), (b), (c) et (d) : désigne les plans (R, G, B) et gris respectivement.

(e), (i), (m) et (q) : sont les composantes EWT du plan rouge.

(f), (j), (n) et (r) : sont les composantes EWT du plan vert.

(g), (k), (o) et (s) : sont les composantes EWT du plan bleu.

(h), (l), (p) et (t) : sont les composantes EWT du plan gris.

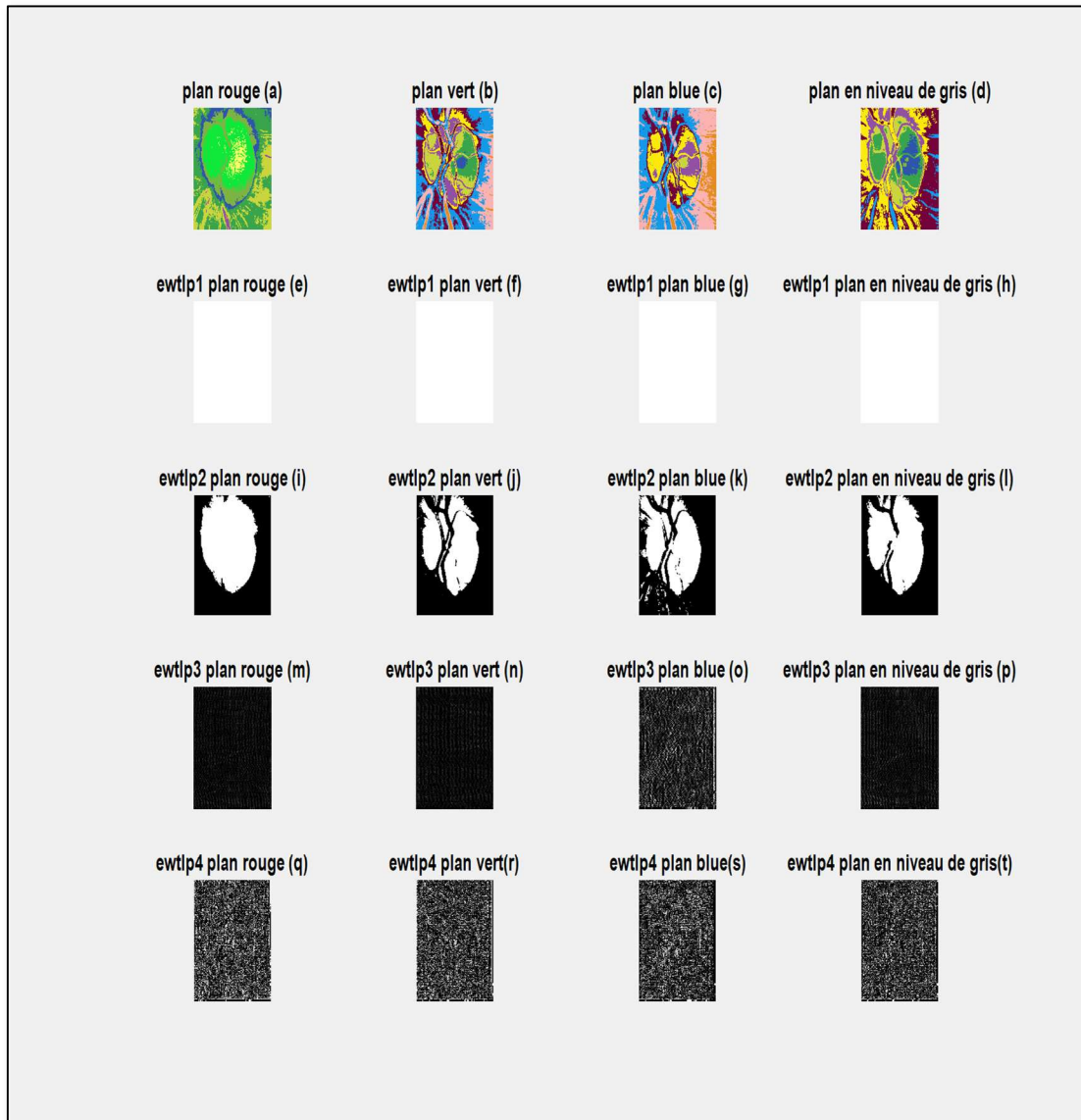


Figure 4.8 : Composantes EWT pour une image normale

La Figure 4.9 représente les composantes EWT d'une image glaucome

(a), (b), (c) et (d) : désigne les plans (R , G , B) et gris respectivement.

(e), (i) , (m) et (q) : sont les composantes EWT du plan rouge.

(f), (j) , (n) et (r) : sont les composantes EWT du plan vert.

(g), (k) , (o) et (s) : sont les composantes EWT du plan bleu.

(h), (l) , (p) et (t) : sont les composantes EWT du plan gris.

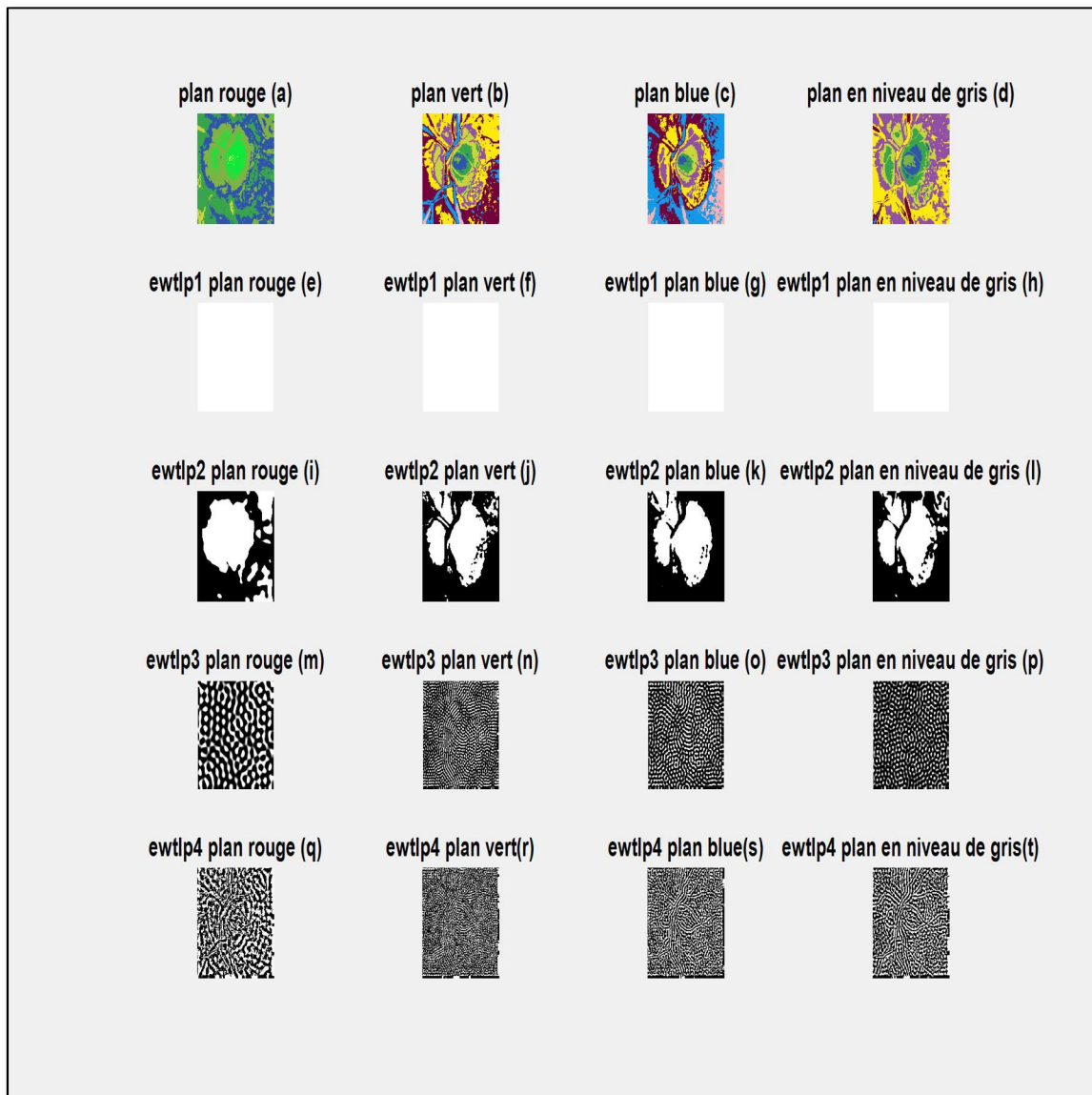


Figure 4.9 : Composantes EWT d'une image glaucome

A partir des résultats obtenus à ce niveau, pour la décomposition de l'image couleur en composantes (R, G, B) et gris, on remarque que chaque plan apporte des détails et des informations significatives sur les variations des pixels. A rappeler que notre méthode est basée essentiellement sur le traitement de chaque décomposition à part.

En utilisant la TF 1D au lieu de la TF 2D, car donnant de meilleurs résultats pour la détection des limites, l'extraction des quatre composantes EWT se fait séparément pour chaque plan. Celles-ci sont disposées selon l'ordre suivant : des basses fréquences (ewtlp1) vers les hautes fréquences (ewtlp4).

La deuxième composante (ewtlp2) représente bien l'excavation du nerf optique comme une variation brusque d'intensités des pixels par rapport aux autres composantes pour les quatre plans, comme c'est montré sur les (Figures 4.8 et 4.9).

4.2.4 Extraction des fonctionnalités

Les tests de non-linéarité jouent un rôle important dans l'analyse et la modélisation des systèmes, en raison de la complexité impliquée dans telles opérations.

La correntropie a été utilisée comme caractéristique de la méthodologie suivie. On a extrait cette caractéristique des composantes décomposées du 2D EWT [50].

a) Définition de la Correntropie

La correntropie est une mesure de similarité non linéaire, basée sur le noyau qui préserve à la fois les informations statistiques et temporelles. Elle mesure la corrélation dans le domaine non linéaire de plusieurs échantillons retardés du signal. Les caractéristiques non linéaires basées sur cette mesure de similarité, peuvent être utilisées pour mesurer la distribution de la texture dans les composantes d'image décomposées [50].

b) Formule théorique de la Correntropie

La correntropie est exprimée comme l'équation 4.7:

$$CE(G) = \left(\frac{1}{X - G + 1} \right)^2 \sum_{x_1, x_2 = G}^X \gamma(t[x_1, x_2] - t[x_1 - G, x_2 - G]) \quad (4.7)$$

Où :

$t[x_1, x_2]$: est le signal 2D.

X : est le nombre de lignes et de colonnes.

Et où la fonction du noyau gaussien « **The Gaussian kernel function** » : $\gamma(t[x_1, x_2] - t[x_1 - G, x_2 - G])$ peut s'exprimer comme l'équation 4.8 :

$$\gamma(t[x_1, x_2] - t[x_1 - G, x_2 - G]) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\varepsilon}} e^{\left[-\frac{(t[x_1, x_2] - t[x_1 - G, x_2 - G])^2}{2\varepsilon^2} \right]} \quad (4.8)$$

Où :

- ❖ la largeur des paramètres du noyau gaussien est contrôlée par ε .
- ❖ et où le nombre des caractéristiques de la correntropie dépend de la valeur de G .

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Remarque : Dans notre étude, après plusieurs essais on a considéré $G = 3$, donc on a extrait trois caractéristiques de correntropie pour chaque composante EWT décomposée. Ce nombre étant acceptable pour donner de bons résultats.

La matrice ci-dessous représente un **exemple** des valeurs de correntropie d'une composante du plan gris :

$$\text{corr1_PlanGray} = \begin{matrix} & 0.5385 & 0.5292 & 0.5027 \\ 0.5292 & & 0.5385 & 0.5292 \\ 0.5027 & 0.5292 & & 0.5385 \end{matrix}$$

➤ Interprétation

Des études récentes ont montré que les caractéristiques de texture sont très efficaces pour la détection d'images de glaucome.

Le résultat de ce processus de mesure de correntropie, est une matrice de $[3 \times 3]$, représentant trois valeurs répétées $[0.5385 \ 0.5292 \ 0.5027]$, chacune représentant à son tour une texture différente, et où chaque plan va être représenté par quatre matrices (Tableau 4.1), une pour chaque composante EWT et donc seize pour les quatre plans.

- Après le calcul des matrices, on va choisir la première colonne de chaque matrice, car elle contient les trois valeurs, ensuite on va les stocker dans un vecteur.

$$\text{corr1_PlanGray} = \begin{matrix} 0.5385 & 0.5292 & 0.5027 \\ 0.5292 & 0.5385 & 0.5292 \\ 0.5027 & 0.5292 & 0.5385 \end{matrix}$$

Tableau 4.1 : Les matrices de correntropie du plan gris

corr1_PlanGray $= \begin{matrix} 0.5385 & 0.5292 & 0.5027 \\ 0.5292 & 0.5385 & 0.5292 \\ 0.5027 & 0.5292 & 0.5385 \end{matrix}$	corr2_PlanGray $= \begin{matrix} 0.5556 & 0.3761 & 0.2500 \\ 0.3761 & 0.5556 & 0.3761 \\ 0.2500 & 0.3761 & 0.5556 \end{matrix}$
corr3_PlanGray $= \begin{matrix} 0.2770 & 0.2730 & 0.2615 \\ 0.2730 & 0.2770 & 0.2730 \\ 0.2615 & 0.2730 & 0.2770 \end{matrix}$	corr4_PlanGray $= \begin{matrix} 0.4226 & 0.2575 & 0.1832 \\ 0.2575 & 0.4226 & 0.2575 \\ 0.1832 & 0.2575 & 0.4226 \end{matrix}$

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Le résultat de ce développement va être résumé dans un vecteur, qui va contenir :

V_{Gray}

= [0.5385 0.5292 0.5027 0.5556 0.3761 0.2500 0.2770 0.2730 0.2615 0.4226 0.2575 0.1832]

- La Figure 4.10 montre le diagramme de processus de calcul de correntropie effectué pour chaque plan R, G, B et gris.

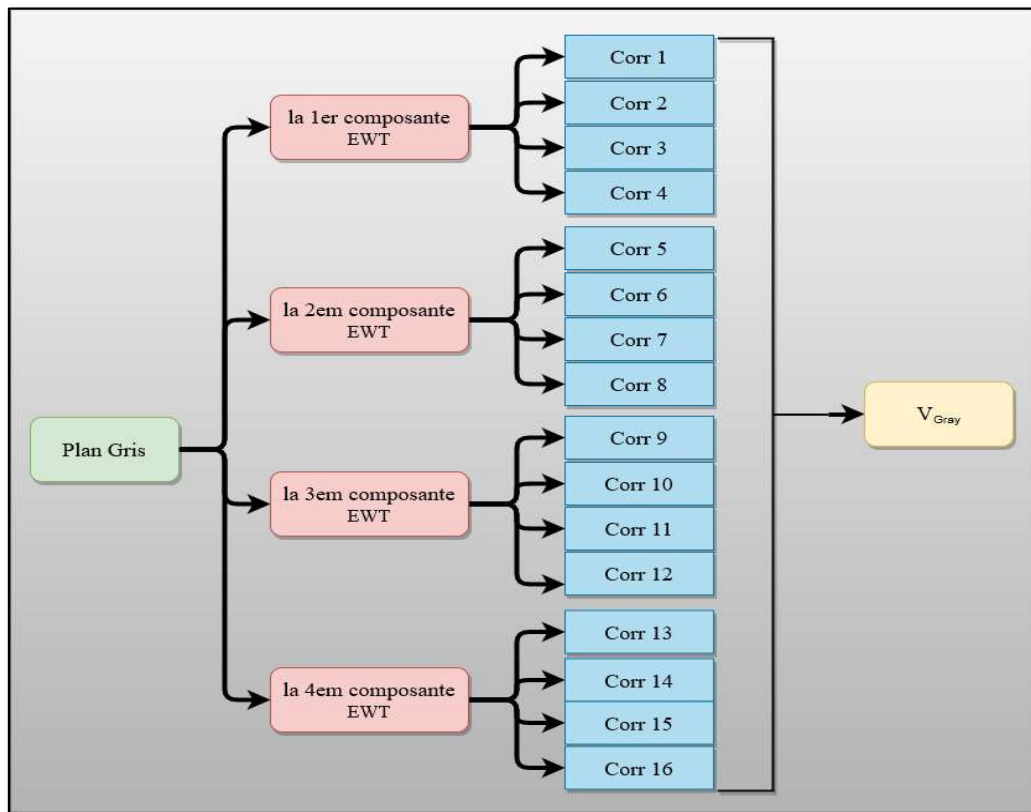


Figure 4.10 : Diagramme de calcul du correntropie (Cas du plan Gris)

- A la fin, on va obtenir quatre vecteurs. Les Tableaux 4.2 et 4.3 représentent les vecteurs de correntropie des plans d'une image normale (Im002) et d'une image glaucome (Im324) pris comme exemple à partir de la BDD RIM-ONE présentée dans les Figures 4.11 et 4.12 respectivement :

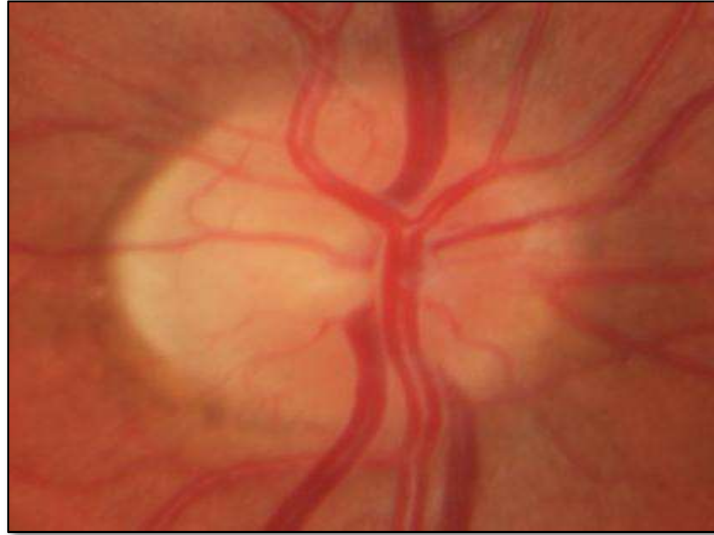


Figure 4.11 : Image normale de BDD (RIM-ONE)

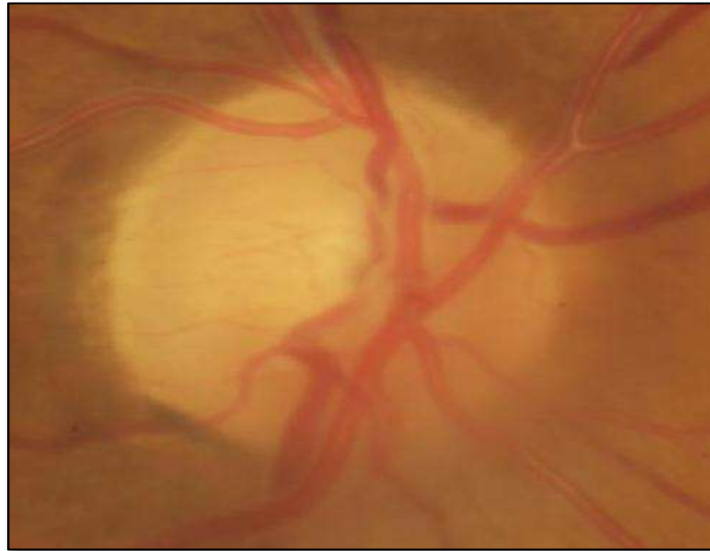


Figure 4.12 : Image glaucome de BDD (RIM-ONE)

Tableau 4.2 : Correntropie des 4 plans d'une image normale

$V_{Gray} = [0.5385 \ 0.5292 \ 0.5027 \ 0.5556 \ 0.3761 \ 0.2500 \ 0.2770 \ 0.2730 \ 0.2615 \ 0.4226 \ 0.2575 \ 0.1832]$
$V_{Red} = [0.5404 \ 0.5293 \ 0.4978 \ 0.5573 \ 0.4029 \ 0.2688 \ 0.2952 \ 0.2878 \ 0.2692 \ 0.4519 \ 0.2380 \ 0.1619]$
$V_{Green} = [0.5462 \ 0.5346 \ 0.5128 \ 0.5560 \ 0.3325 \ 0.2110 \ 0.3445 \ 0.28716 \ 0.2173 \ 0.3710 \ 0.2038 \ 0.1717]$
$V_{Blue} = [0.5286 \ 0.5244 \ 0.5121 \ 0.5521 \ 0.3536 \ 0.2294 \ 0.2522 \ 0.2486 \ 0.2422 \ 0.3785 \ 0.2032 \ 0.1693]$

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Tableau 4.3 : Correntropie des 4 plans d'une image glaucome

$V_{Gray} = [0.5457 \ 0.5356 \ 0.5095 \ 0.5555 \ 0.4376 \ 0.3304 \ 0.3075 \ 0.3015 \ 0.2855 \ 0.4513 \ 0.2849 \ 0.2019]$
$V_{Red} = [0.5477 \ 0.5367 \ 0.5080 \ 0.5562 \ 0.4794 \ 0.3904 \ 0.3870 \ 0.3797 \ 0.3610 \ 0.4936 \ 0.2932 \ 0.2020]$
$V_{Green} = [0.5462 \ 0.5346 \ 0.5046 \ 0.5560 \ 0.4097 \ 0.2980 \ 0.3992 \ 0.3655 \ 0.3044 \ 0.4454 \ 0.2650 \ 0.1865]$
$V_{Blue} = [0.5264 \ 0.5229 \ 0.5150 \ 0.5464 \ 0.5186 \ 0.4664 \ 0.4573 \ 0.4188 \ 0.3445 \ 0.4677 \ 0.2686 \ 0.1826]$

4.2.5 Normalisation des fonctionnalités

Cette simple opération arithmétique aura pour effet de centrer la moyenne de la distribution sur 0, et de réduire l'écart-type sur 1, quelle que soit la forme de la distribution originale des valeurs.

a) Définition

Un Z score décrit la position d'un score brut en terme de distance par rapport à la moyenne, lorsqu'il est mesuré en unité d'écart type. Le Z score est positif si la valeur se situe au-dessus de la moyenne, et négatif si elle est inférieure.

Il est également appelé score standard, car il permet de comparer les scores sur différents types de variables en standardisant la distribution [53].

b) Formule théorique

La formule de calcul d'un score z est :

$$Z = \frac{(x - \mu)}{\sigma} \quad (4.9)$$

Avec x : le score brut.

μ : la moyenne de la distribution.

σ : l'écart-type de la distribution.

Une distribution normale standard (SND) est une distribution de forme normale avec une moyenne de 0 et un écart type de 1, montré dans la Figure 4.13.

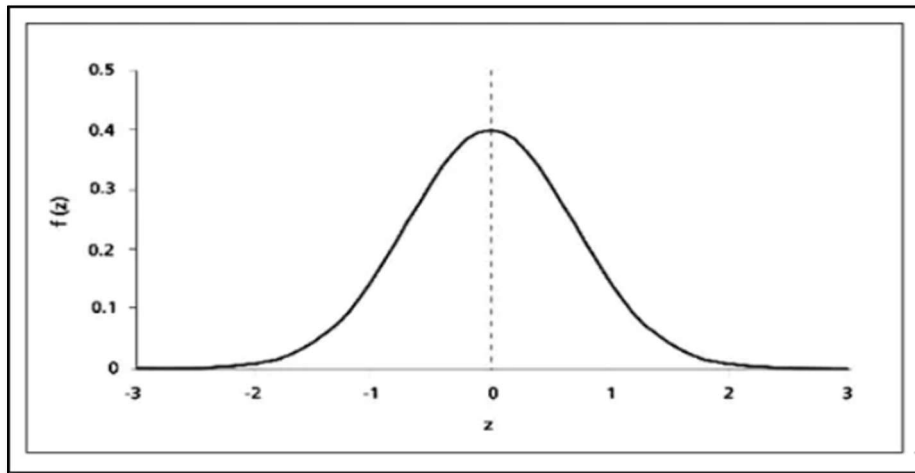


Figure 4.13 : La distribution normale standard [53]

c) Normalisation des fonctionnalités correntropiques

Après l'extraction des caractéristiques correntropiques à partir des composantes EWT, on applique le Z score sur chaque vecteur de correntropie. La Figure 4.14 montre le processus de son calcul.

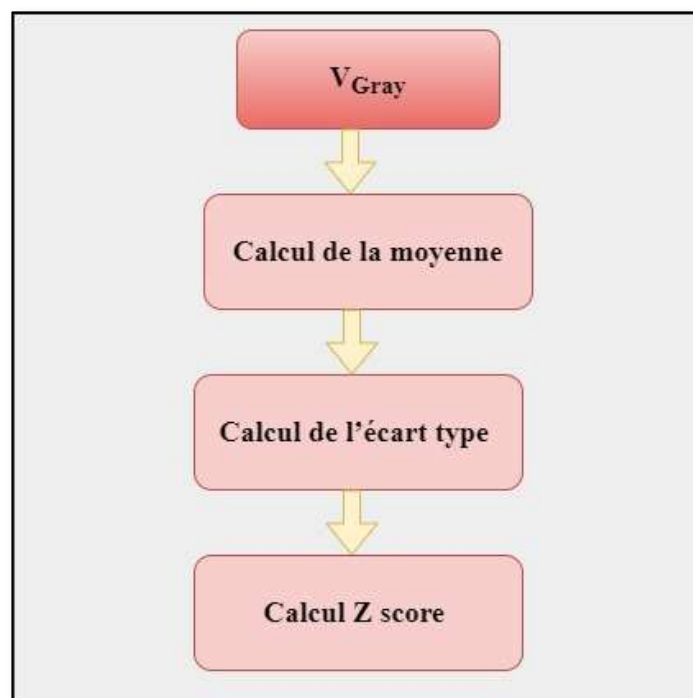


Figure 4.14 : Diagramme de calcul Z score (Cas du plan Gris)

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Donc, en suivant le diagramme de calcul présenté dans la Figure 4.14 et en appliquant la formule (4.9) pour les plans (R, G, B) et gris, sur les résultats obtenus précédemment pour une image normale (Im002 de BDD RIM-ONE) et une image glaucome (Im324 de BDD RIM-ONE), nous avons obtenu les Tableaux 4.4 et 4.5 pour la BDD RIM-ONE.

Tableau 4.4 : Z score d'une image normale

$Z_{Gray} = [1.2567 \quad 1.1878 \quad 0.9912 \quad 1.3831 \quad 0.0530 \quad -0.8816 \quad -0.6770 \quad -0.7110$ $\quad -0.7968 \quad 0.3973 \quad -0.8263 \quad -1.3765]$
$Z_{red} = [1.2060 \quad 1.1249 \quad 0.8955 \quad 1.3293 \quad 0.2035 \quad -0.7746 \quad -0.5822 \quad -0.6367$ $\quad -0.7721 \quad 0.5603 \quad -0.9993 \quad -1.5546]$
$Z_{green} = [1.3002 \quad 1.2349 \quad 1.0490 \quad 1.3420 \quad -0.1740 \quad -0.9981 \quad -0.0923$ $\quad -0.4820 \quad -0.9556 \quad 0.0873 \quad -1.0469 \quad -1.2645]$
$Z_{Blue} = [1.2370 \quad 1.2081 \quad 1.1234 \quad 1.3996 \quad 0.0281 \quad -0.8297 \quad -0.6725 \quad -0.6974$ $\quad -0.7410 \quad 0.2003 \quad -1.0108 \quad -1.2452]$

Tableau 4.5 : Z score d'une image glaucome

$Z_{Gray} = [1.2134 \quad 1.1321 \quad 0.9212 \quad 1.2934 \quad 0.3395 \quad -0.5271 \quad -0.7117 \quad -0.7609$ $\quad -0.8895 \quad 0.4503 \quad -0.8951 \quad -1.5655]$
$Z_{red} = [1.0808 \quad 0.9815 \quad 0.7231 \quad 1.1576 \quad 0.4649 \quad -0.3380 \quad -0.3695 \quad -0.4351$ $\quad -0.6039 \quad 0.5926 \quad -1.2152 \quad -2.0388]$
$Z_{green} = [1.1966 \quad 1.1002 \quad 0.8533 \quad 1.2773 \quad 0.0699 \quad -0.8523 \quad -0.0166 \quad -0.2951$ $\quad -0.7996 \quad 0.3639 \quad -1.1248 \quad -1.7727]$
$Z_{Blue} = [0.7867 \quad 0.7569 \quad 0.6874 \quad 0.9617 \quad 0.7190 \quad 0.2629 \quad 0.1839 \quad -0.1522$ $\quad -0.8011 \quad 0.2742 \quad -1.4641 \quad -2.2152]$

4.2.6 Classification

La classification est une des tâches centrales de l'étape de fouille de données dans le processus d'extraction de connaissances dans les bases de données.

Pour mettre en œuvre une classification sur un ensemble de données ; il faut définir :

- Les objets sur lesquels repose l'analyse.
- Les attributs (features) : les traits caractéristiques ou les variables décrivant l'objet.
- La mesure de proximité ou de similarité entre les objets [54].

Différents types de la classification sont utilisées dans les systèmes d'aide au diagnostic médicales. Ces techniques de classification permettent de classer diverse pathologies en fonction de l'existence ou l'absence des classes. Si ce dernier existe, on parle d'une classification supervisée, sinon d'une classification non supervisée [2].

Le classificateur qui réalisera le classement des formes doit passer par deux phases : une phase d'apprentissage et une phase de test (Figure 4.15) [54].

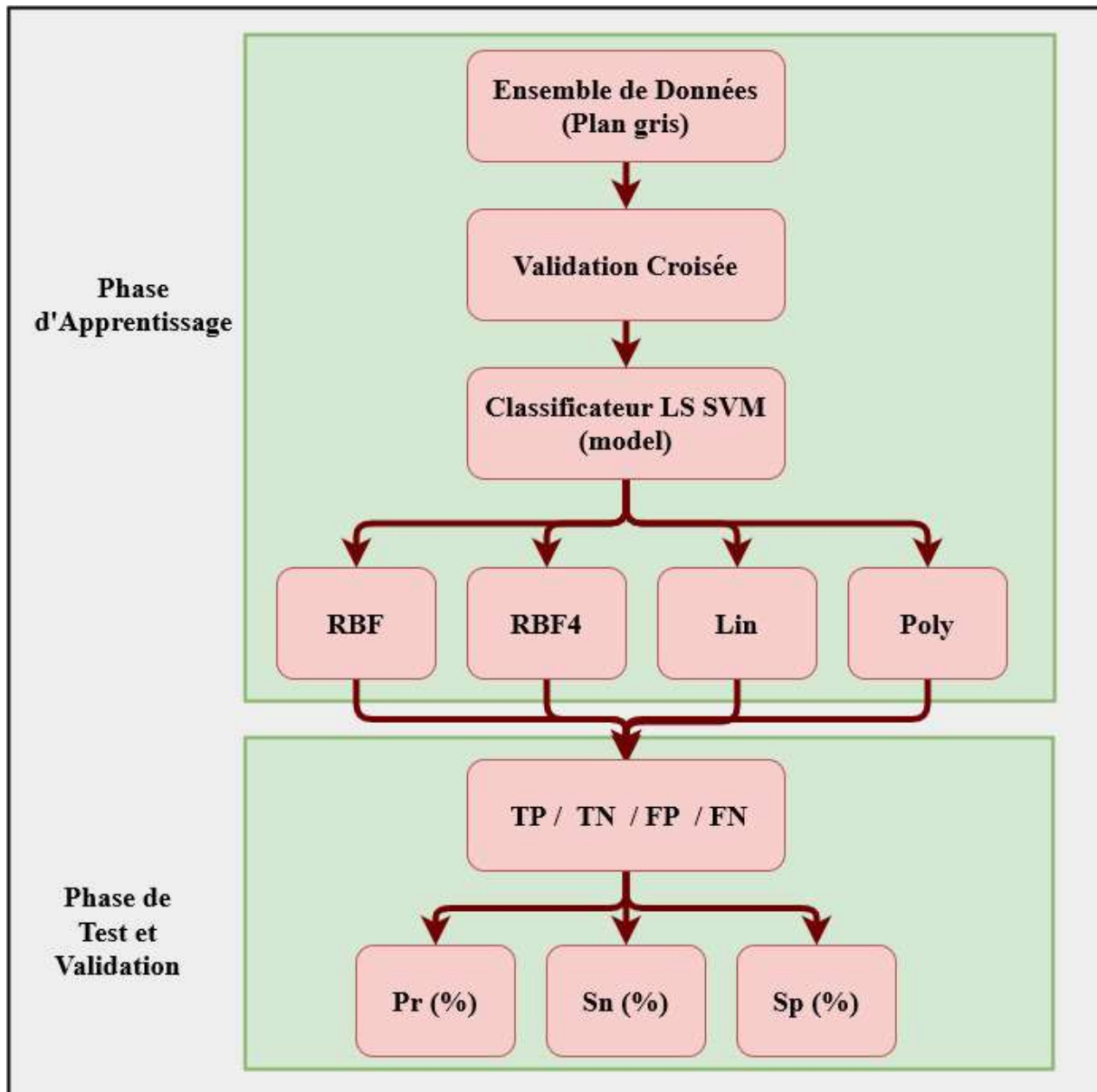


Figure 4.15 : Diagramme de classification (Cas du plan Gris)

a) Phase d'apprentissage

L'apprentissage est un processus calculatoire, qui doit être capable d'amener à une certaine prédiction et à une certaine généralisation. Il existe trois types d'apprentissages principaux. Ce sont l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non-supervisé et l'apprentissage semi-supervisé. Dans le premier cas, on doit apprendre des associations (individus, classes) dans le deuxième cas on ne fournit pas d'indications sur les classes [54].

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Remarque : Dans cette première phase, on a travaillé avec un ensemble de données de 140 images (BDD RIM-ONE). Pour chaque plan d'image (R, G, B et gris), où il existe 70 images glaucomes et 70 images normales.

Dans notre travail, les entités extraites sont classifiées à l'aide de la machine à vecteur de support des moindres carrés LS-SVM (Least Square Support Vector Machine).

❖ Classificateur LS SVM

Le LS-SVM est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé, utilisé pour discriminer deux classes ou plus, à l'aide d'hyperplans linéaires ou non linéaires. Il a été utilisé dans différentes applications biomédicales telles que : le diagnostic du diabète à l'aide de signaux de la fréquence cardiaque, les maladies cardiaques à l'aide de signaux sonores cardiaques, la détection de crises à l'aide de l'électroencéphalogramme (EEG) et diagnostic du glaucome à l'aide d'images de fond d'œil [50].

La fonction de décision du classificateur LS-SVM peut être calculée comme suit :

$$\mathcal{K}(x) = \text{sign} \left[\sum_{n=1}^N a_n q_n K(p, p_n) + b \right] \quad (4.10)$$

Où :

$K(p, p_n)$: est la fonction du noyau.

a_n : est le multiplicateur de Lagrange.

q_n : est la valeur de classe.

p_n : représente les caractéristiques d'apprentissage.

b : est une partie prise comme biais.

N : est un ensemble de données.

En effet, il est possible d'utiliser d'autres types de fonctions pour la classification, comme par exemple une fonction polynomiale, une fonction RBF (Radial Basis Function). Le passage du cas linéaire au cas non-linéaire se fait par l'utilisation d'une fonction noyau [55].

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Les fonctions noyaux transforment les données d'apprentissage de sorte qu'une surface de décision non linéaire soit transformée en une équation linéaire dans un plus grand nombre de dimensions [56].

Dans notre application, on a utilisé les fonctions suivantes :

➤ Le noyau Gaussien Radial « RBF »

Le noyau gaussien est également connu sous le nom de : fonction du noyau RBF. Le noyau de fonction de base radiale est souvent utilisé en vision par ordinateur [56], il peut s'exprimer comme suit [50] :

$$K_{RBF}(p, p_n) = \exp \left[\frac{-\|p - p_n\|^2}{2\sigma_1^2} \right] \quad (4.11)$$

Le paramètre sigma « σ_1 » agit comme un paramètre de lissage, qui détermine l'influence de chacun des points.

➤ Le noyau Gaussien Radial « RBF4 »

RBF4 est également un noyau de fonction de base radiale amélioré, tout comme les noyaux gaussiens, il se base essentiellement sur un noyau gaussien radial, calculé par [55] :

$$K_{RBF4}(p, p_n) = \frac{1}{2} \left[\frac{3 - \|p - p_n\|^2}{\sigma} \right] \exp \left[\frac{-\|p - p_n\|^2}{2\sigma_1^2} \right] \quad (4.12)$$

σ : Paramètre noyau.

Le paramètre sigma « σ_1 » agit comme un paramètre de lissage, qui détermine l'influence de chacun des points.

➤ Le noyau linéaire

Le noyau linéaire (Lin) est la fonction de noyau la plus simple. Il peut fournir des classificateurs à 2 classes très efficaces, à condition que les caractéristiques de classe puissent être séparées par une surface de décision linéaire. Sa formulation est la suivante [56] :

$$K_{Linear}(x, y) = x^T y + c \quad (4.13)$$

Où :

(x, y) : sont les données à classifier.

c : est une constante pour contrôler la marge et les erreurs.

➤ Le noyau Polynomial

Les noyaux polynomiaux (Poly) sont des noyaux non stationnaires. Ils sont bien adaptés aux problèmes où toutes les données d'apprentissage sont normalisées. Ils peuvent s'exprimer par [55]:

$$K_{Poly}(x, y) = (\alpha x^T y + c)^d \quad (4.14)$$

Où :

α : est un paramètre ajustable.

d : est le degré polynomial.

c : est une constante pour contrôler la marge et les erreurs.

Afin de proposer un system intelligent, un apprentissage doit être réalisé. Dans notre processus, on a utilisé la technique de validation croisée ou K-cross validation.

❖ La validation croisée

La validation croisée (cross) constitue une méthode standard d'apprentissage et de test. Elle permet d'estimer la fiabilité d'un modèle fondé sur une technique d'échantillonnage, pour mesurer les performances d'un modèle.

La méthode K- cross validation, est très utile lorsque le nombre de données à traiter n'est pas vraiment important. Son principe de fonctionnement est résumé comme suit :

- C'est une approche largement utilisée pour estimer l'erreur de test.
- Les estimations peuvent être utilisées pour sélectionner le meilleur modèle et pour donner une idée d'erreur de test du modèle final choisi.

La Figure 4.16 montre l'enchaînement de la méthode de la validation croisée.

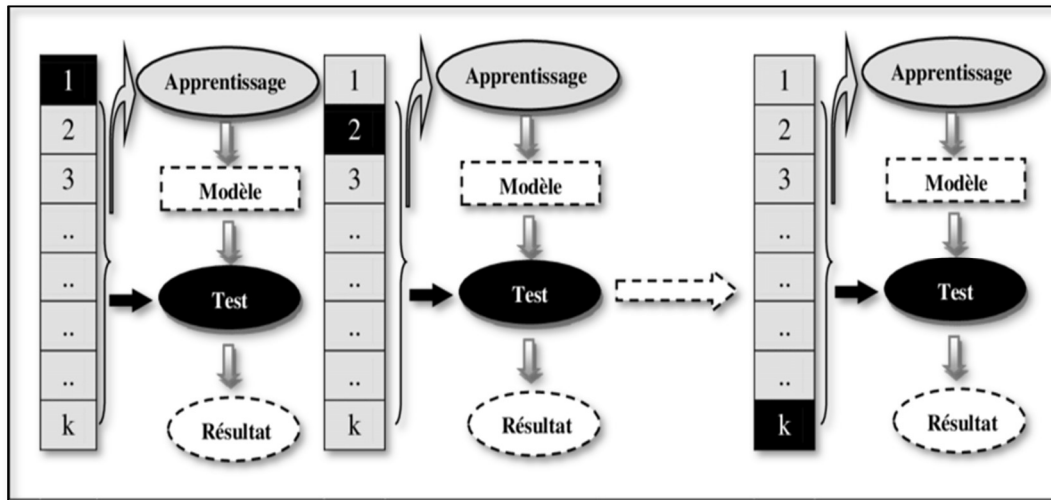


Figure 4.16 : Méthode de validation croisée [57]

b) Phase de Test et validation

Cette phase doit permettre l'affectation d'un nouvel objet à l'une des classes, au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage. L'objectif est d'obtenir une estimation la plus fidèle possible du comportement du classificateur dans des conditions réelles d'utilisation. Pour cela, des critères classiques comme les paramètres d'évaluation, la spécificité et la sensibilité sont systématiquement utilisés [58].

Dans notre travail, nous avons testé la méthode choisie avec 51 images pour chaque plan d'image.

❖ Les paramètres d'évaluation

Dans cette partie, nous avons présenté les différents paramètres qui permettent d'évaluer et d'analyser les performances des systèmes de classification de notre travail, parmi celles-ci, nous avons :

➤ La matrice de confusion

Une matrice de confusion sert à évaluer la qualité d'une classification. Elle est obtenue en comparant les données classées avec des données de référence de notre BDD (RIM-ONE).

Cette matrice permet de faire la différenciation des erreurs selon chaque classe en vue d'évaluer une classification.

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Le Tableau qui suit montre un modèle d'une matrice de confusion [2].

Tableau 4.6 : Matrice de confusion [2]

	Décision Positive	Décision Négative
Étiquette Positive	Vrai Positif (TP)	Faux Négatif (FN)
Étiquette Négative	Faux Positif (FP)	Vrai Négatif (TN)

Où [58] :

Décision (Positive, Négative) : la classe à prédire par le modèle de classification.

Étiquette (Positive, Négative) : la classe de vérité terrain (classe réelle).

TP : Vrai positives (en anglais « **True Positives** »), les cas où la prédiction est positive, et où la valeur réelle est effectivement positive.

TN : Vrai négatives (en anglais « **True Negatives** »), les cas où la prédiction est négative, et où la valeur réelle est effectivement négative.

FP : faux positives (en anglais « **False Positives** »), les cas où la prédiction est positive, mais où la valeur réelle est négative.

FN : faux négatives (en anglais « **False Negatives** »), les cas où la prédiction est négative, mais où la valeur réelle est positive.

➤ Sensibilité, Spécificité et Précision

L'évaluation des performances d'un classificateur peut être réalisée par l'appréciation de deux lois Statistiques, qui sont la sensibilité et la spécificité.

La sensibilité S_n : désigne la probabilité d'obtenir un test positif sur un individu porteur de la maladie [2].

La spécificité S_p : désigne la probabilité d'obtenir un test négatif sur un individu non porteur de la maladie [2].

La précision Pr : désigne la probabilité d'obtenir un test négatif et positif sur un ensemble de tous les individus porteurs et non porteurs de la maladie.

Chapitre 4 : Présentation de la Méthode Développée

Pour rappel, ces quantités sont exprimées à l'aide des paramètres (TP, TN, FP, FN) par :

$$Sn = (TP/(TP + FN)) * 100 \quad (4.15)$$

$$Sp = (TN/(TN + FP)) * 100 \quad (4.16)$$

$$Pr = ((TP + TN)/(FP + TP + FN + TN)) * 100 \quad (4.17)$$

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté l'aspect théorique de notre méthode choisie, ainsi des différentes techniques de classification utilisées dans notre travail. Le choix de ces techniques se justifie par leurs résultats obtenus par les différents chercheurs dans la littérature scientifique et plus précisément dans la détection du glaucome.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter l'application de ces techniques sur notre base de données et nous discuterons et analyserons les différents résultats obtenus.

Chapitre 5

Tests et Résultats

5.1 Introduction

Le glaucome est une maladie de l'œil qui provoque une diminution irrémédiable du champ de vision, responsable de lésions du nerf optique.

Dans ce dernier chapitre, nous commencerons par donner un bref aperçu de la base de données utilisée pour réaliser notre travail. Par la suite, nous allons présenter et discuter les résultats expérimentaux obtenus par les tests effectués à la classification et nous analysons aussi les différents paramètres d'évaluations utilisés dans ce travail qui sont la sensibilité, la spécificité, ainsi que la matrice de confusion après avoir appliqué la technique de validation croisée comme technique d'apprentissage.

A noter que notre système va être programmé à l'aide du logiciel MATLAB 2018a, où on a pu développer une interface graphique grâce à son outil GUI.

5.2 Bases de données utilisées

Les bases de données sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images. Elles aident considérablement les chercheurs à évaluer leurs travaux et de comparer les méthodes développées par rapport à d'autres travaux.

Dans le cadre de notre projet de fin d'études, on a travaillé sur des images rétiniennes, provenant de différentes bases de données, chacune regroupe un ensemble des images acquises par un examen de fonds d'œil.

5.2.1 Base de données RIM-ONE

RIM-ONE est une Base De Données (BDD) publique : elle comprend 255 images normales et 250 images de glaucome. Trois hôpitaux en Espagne, ont contribué au développement de cette BDD : l'hôpital universitaire de Canarias, l'hôpital clinique San Carlos et l'hôpital universitaire Miguel Serve. Cette base est obtenue par « Medical Image Analysis Group (MIAG) », et est disponible en ligne [59]. Ces images sont prétraitées et stockées au format de fichier JPG 24 bits, de taille variant de 300 à 1100 pixels, à différentes résolutions.

La Figure 5.1 (A et B) montrent respectivement un exemple d'image numérique d'un fond d'œil normal et glaucome de la BDD RIM-ONE.

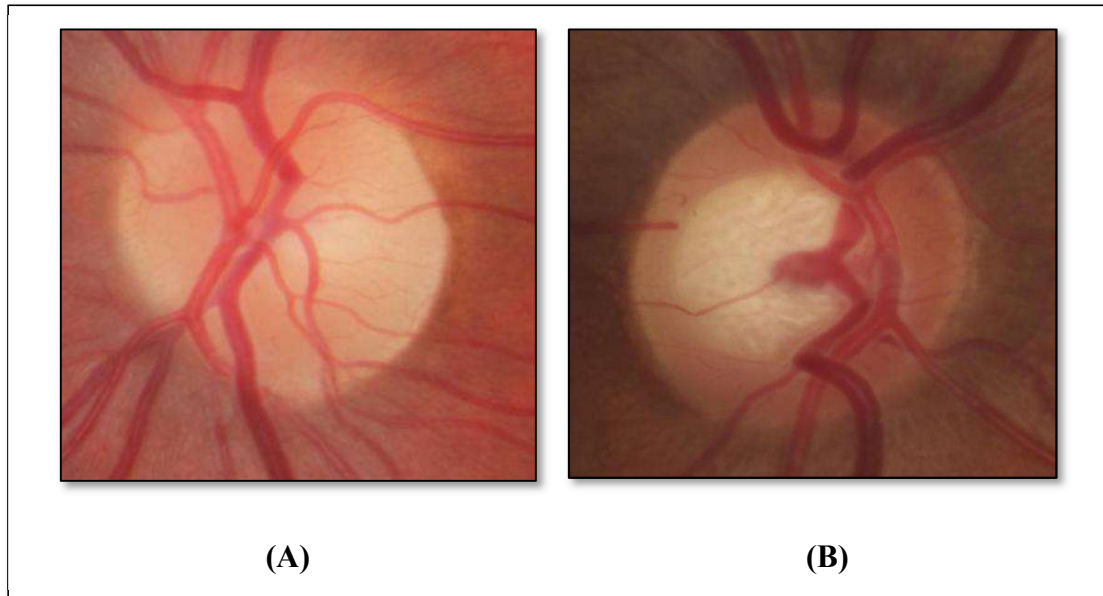


Figure 5.1 : Images de fond d'œil BDD RIM-ONE : A : Image normale, B : Image Glaucome.

5.2.2 Base de données DRIONS

La base d'images DRIONS-DB [60] (Digital Rétinal Images pour la Base de Données de Segmentation du Nerf Optique) a été créée pour l'analyse comparative de la segmentation du nerf optique dans les images de fond, où 23.1 % des patients avaient un glaucome chronique simple et 76.9 % de l'hypertension oculaire.

Les images ont été acquises à l'aide d'une caméra couleur analogique et ont été numérisées à l'aide d'un scanner haute résolution. La base de données était composée de 110 images de taille de 600×400 pixels. Pour chaque image, deux experts ont segmenté manuellement le contour du disque optique.

La Figure 5.2 (A et B) représente respectivement un exemple d'image numérique rétinienne normal et glaucome appartenant à la BDD DRIONS.



Figure 5.2 : Exemple d'images de la BDD DRIONS : A : Image normale, B : Image Glaucome.

5.2.3 Base de données High-Resolution Fundus (HRF)

HRF est une base de données publique, elle contient actuellement 15 images de patients sains, 15 images de patients atteints de rétinopathie diabétique et 15 images de patients glaucomateux. Des images binaires de segmentation des vaisseaux standards sont disponibles pour chaque image. Les données de référence sont générées par un groupe d'experts travaillant dans le domaine de l'analyse d'images rétiniennes et des cliniciens des cliniques d'ophtalmologie coopérants [61].

La Figure 5.3 (A et B) représente respectivement un exemple d'image numérique rétinienne normal et glaucome appartenant de la BDD HRF.

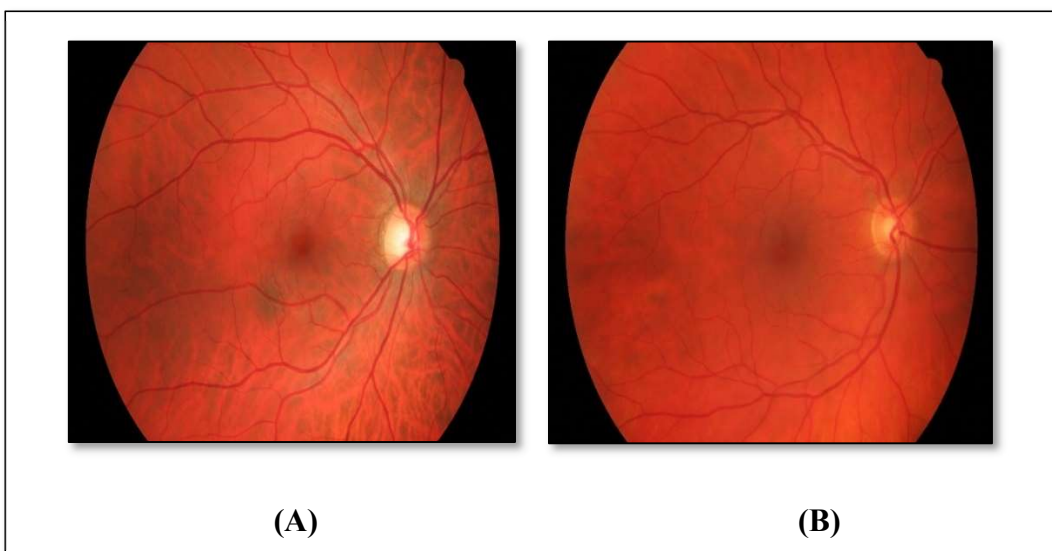


Figure 5.3 : Exemple d'images de la BDD HRF : A : Image normale, B : Image Glaucome.

5.3 Résultats et interprétation

En utilisant des images de la BDD (RIM-ONE), nous allons présenter les différentes expériences que nous avons réalisées.

5.3.1 Résultats pour un cross = 3

Les Tableaux ci-dessous représentent les résultats de classification des plans (R, G, B) et gris respectivement, avec différentes méthodes réalisées, en utilisant une validation croisée (cross) égale à trois. Les résultats colorés en rouge, représentent les meilleurs résultats pour chaque expérimentation.

Tableau 5.1 : Résultats de classification du plan rouge (cross = 3)

Nombre des Caractéristiques	Fonction de noyau		Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
12	RBF	Sigma=0.1	57	80	74
		Sigma=0.3	92	94	93
		Sigma=0.9	67	93	81
12	RBF4	Sigma=0.1	58	80	70
		Sigma=0.3	67	80	74
		Sigma=1	75	100	89
12	Lin	Gamma=0.5	17	87	56
		Gamma=0.8	25	93	63
12	Poly	Gamma=0.1	67	100	85
		Gamma=0.3	75	100	89

Tableau 5.2 : Résultats de classification de plan vert (cross = 3)

Nombre des Caractéristiques	Fonction de noyau		Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
12	RBF	Sigma=0.2	33	67	52
		Sigma=0.6	58	80	70
		Sigma=0.9	42	60	52
	RBF4	Sigma=0.1	17	80	52

Chapitre 5 : Tests et Résultats

12		Sigma=0.6	33	73	56
		Sigma=1	50	80	67
12	Lin	Gamma=0.9	25	100	67
		Gamma=1.2	33	100	70
12	Poly	Gamma=0.01	50	73	63
		Gamma=0.05	50	87	70

Tableau 5.3 : Résultats de classification de plan bleu (cross = 3)

Nombre des Caractéristiques	Fonction de noyau		Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
12	RBF	Sigma=0.1	25	80	56
		Sigma=0.4	67	80	74
		Sigma=0.9	50	80	67
12	RBF4	Sigma=0.1	25	87	59
		Sigma=0.6	67	73	70
		Sigma=1	50	67	59
12	Lin	Gamma=0.1	58	100	82
		Gamma=1.2	67	100	85
12	Poly	Gamma=1.6	50	87	70
		Gamma=1.8	42	87	67

Tableau 5.4 : Résultats de classification de plan gris (cross = 3)

Nombre des Caractéristiques	Fonction de noyau		Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
12	RBF	Sigma=0.1	75	73	74
		Sigma=0.3	58	67	63
		Sigma=0.9	67	67	67
12	RBF4	Sigma=0.1	58	67	63
		Sigma=0.3	87	67	74

Chapitre 5 : Tests et Résultats

		Sigma=0.9	67	67	67
12	Lin	Gamma=0.2	65	100	80
		Gamma=0.8	58	100	82
12	Poly	Gamma=0.02	83	73	78
		Gamma=0.3	83	67	74

Ces Tableaux résumant tous les résultats expérimentaux obtenus : la sensibilité, la spécificité et la précision pour les différentes méthodes utilisées, à l'aide d'une validation croisée égale trois.

Pour obtenir les meilleurs résultats, on a fait varier la valeur de sigma de 0.1 à 1 pour chaque plan d'image. D'après les résultats présentés dans ces tableaux, on voit bien que **sigma** désigne un paramètre clé influençant les fonctions RBF et RBF4.

Alors que, le paramètre **gamma** n'influence que sur les résultats des fonctions Lin et Poly. Dans ce cas, on a fait plusieurs essais afin de choisir l'intervalle qui contient les meilleures valeurs, on a constaté que c'est l'intervalle [0 , 3].

Le Tableau 5.5 résume les paramètres réglés pour l'obtention des meilleurs résultats des quatre différentes techniques utilisées dans ce travail pour chaque plan (R, G, B) et gris respectivement.

Tableau 5.5 : Bons résultats des techniques de classification (cross = 3)

Plan d'image	Fonction de noyau	Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
R	RBF , Sigma=0.3	92	94	93
	RBF4 , Sigma=1	75	100	89
	Lin , Gamma=0.8	25	93	63
	Poly , Gamma=0.3	75	100	89
G	RBF , Sigma=0.6	58	80	70
	RBF4 , Sigma=1	50	80	67
	Lin , Gamma=1.2	33	100	70
	Poly , Gamma=0.05	50	87	70

Chapitre 5 : Tests et Résultats

B	RBF , Sigma=0.4	67	80	74
	RBF4 , Sigma=0.6	67	73	70
	Lin , Gamma=1.2	67	100	85
	Poly , Gamma=1.8	50	87	70
gris	RBF , Sigma=0.1	75	73	74
	RBF4 , Sigma=0.3	87	67	74
	Lin , Gamma=0.8	58	100	82
	Poly , Gamma=0.02	83	73	78

A partir du Tableau précédent, on peut négliger la fonction Lin, parce qu'elle donne la plus faible sensibilité de classification (ne dépassant pas les 30%) pour le plan rouge, et aussi pour le plan vert ($S_n = 33\%$).

Pour le plan bleu, les fonctions Poly et RBF4 donnent la plus faible valeur de S_n et S_p (50% et 67%) respectivement.

Concernant le plan gris, les quatre différentes méthodes donnent des résultats acceptables pour les paramètres de performance.

Enfin, le Tableau 5.6 résume les bonnes fonctions des noyaux, qui donnent les meilleurs résultats pour chaque plan après la réalisation de plusieurs expérimentations.

Tableau 5.6 : Les meilleurs résultats de classification (cross=3)

Plan d'image	Fonction De noyau	S_n (%)	S_p (%)	Pr (%)
R	RBF , Sigma=0.3	92	94	93
G	RBF , Sigma=0.6	58	80	70
B	Lin , Gamma=1.2	67	100	85
Gris	Lin , Gamma=0.8	58	100	82

Chapitre 5 : Tests et Résultats

- Les différents tracés représentés sur la Figure 5.4 représentent des graphes de la précision (Pr %) en fonction du paramètre clé (**sigma**) de chaque fonction de noyau : RBF et RBF4, et le paramètre **gamma** pour les fonctions Lin et Poly avec $\text{cross} = 3$.

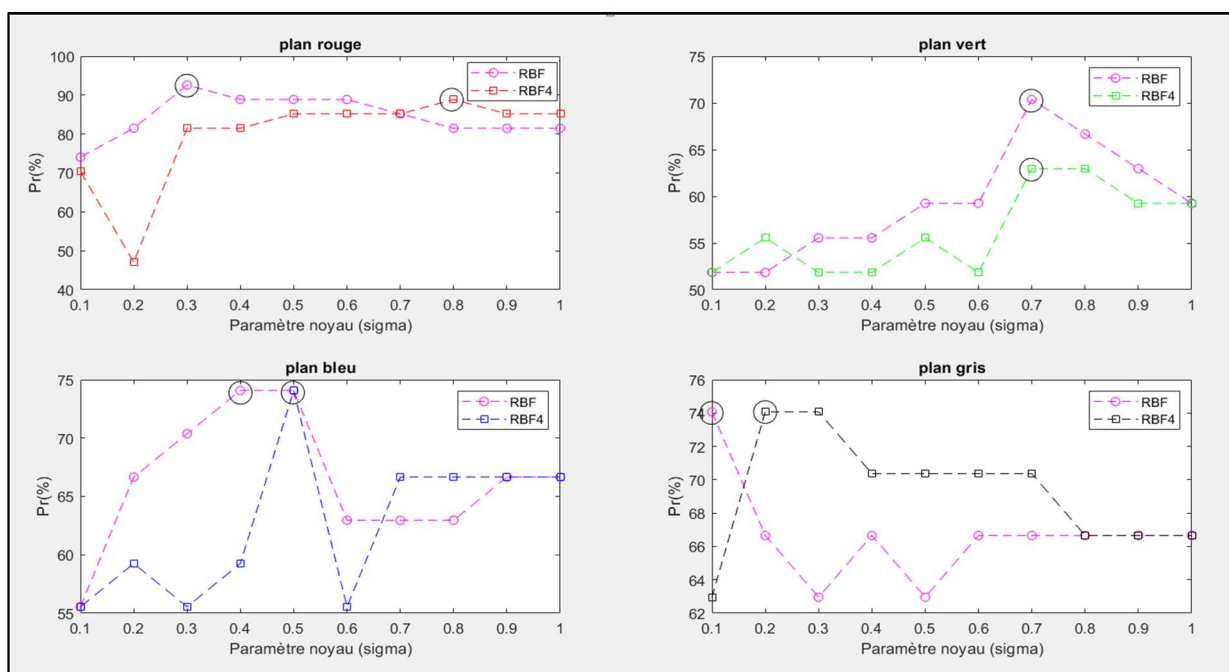


Figure 5.4 : Évolution de la précision des fonctions RBF, RBF4 (cross = 3)

- On note que dans le plan rouge, la fonction RBF montre une valeur maximale de $\text{Pr} = 93\%$ pour un **sigma** = 0.3, présentée par un cercle, les autres valeurs varient autour d'un Pr de 74 % à 93 %. Par contre, la fonction RBF4 donne un max de $\text{Pr} = 85\%$ au niveau de **sigma** = 0.8. Pour cela, on conclue que la fonction RBF donne un bon Pr pour le plan rouge.
- Pour le plan vert, la fonction RBF donne un Pr de 74 % à **sigma**=0.7, alors que pour la fonction RBF4, elle donne un pic à 64 % au niveau de **sigma** =0.7. Donc, la fonction de noyau RBF est aussi meilleure pour ce plan.
- Par la suite, pour le plan bleu, les graphes des fonctions RBF et RBF4 donnent le même pic de $\text{Pr} = 74\%$ pour un **sigma** = 0.5.
- Et enfin, les graphes du plan gris présentent la même valeur maximale de Pr égale à 74 % au niveau de **sigma** = 0.1 et **sigma** = 0.2 pour les fonctions de noyaux RBF et RBF4 respectivement.

Chapitre 5 : Tests et Résultats

- La Figure 5.5 représente l'évolution des courbes pour les deux fonctions Lin et Poly avec une validation croisée égale à 3, pour les quatre plans d'image.

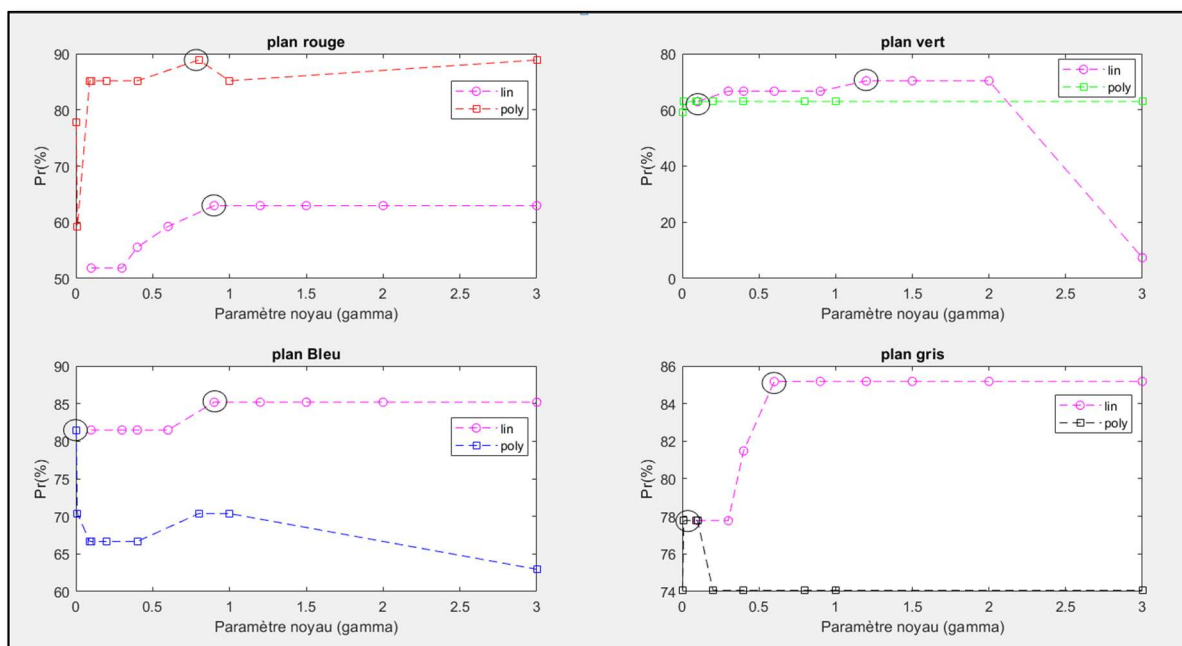


Figure 5.5 : Évolution de la précision des fonctions Lin, Poly (cross = 3)

- Pour le plan rouge, on note que la courbe de la fonction lin, débute par des valeurs très faibles de Pr autour de 52 % dans l'intervalle 0.001 à 0.3, puis elle présente un pic de Pr égale 64 % pour **gamma** égale 0.9. Pour la fonction Poly, un pic correspondant égal à Pr = 93 % est noté pour **gamma** = 0.6.
- Concernant le plan vert, la courbe présente une valeur max de Pr = 64 % à une valeur de **gamma**= 0.6 pour à la fonction Lim. Pour la fonction Poly, la courbe est uniforme et prend une seule valeur de Pr égale 63 %.
- Dans le plan bleu, la fonction Lin commence par des valeurs fixes de Pr, puis donne un pic égale 84 % pour **gamma** = 0.6, ensuite reste uniforme autour de cette valeur. En outre, la fonction Poly prend au départ un pic de Pr égal 83 %, puis la courbe commence à diminuer dans l'intervalle 0.6 à 3.
- Enfin, dans le plan gris, la courbe de Lin présente un pic égale 85 % à partir de **gamma** = 0.5 puis reste uniforme jusqu'à la fin. La fonction Poly, donne un pic égale à 87 % à un **gamma** = 0.001.

Chapitre 5 : Tests et Résultats

5.3.2 Résultats pour un cross = 10

Cette deuxième partie, a été consacrée aux essais d'une validation croisée égale à dix. Les Tableaux ci-dessous représentent les résultats de classification de plan (R, G, B) et gris respectivement, avec les différentes méthodes réalisées.

Tableau 5.7 : Résultats de classification du plan rouge (cross = 10)

Nombre des Caractéristiques	Fonction de noyau		Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
12	RBF	Sigma=0.1	67	80	74
		Sigma=0.3	92	94	93
		Sigma=0.8	67	93	81
12	RBF4	Sigma=0.1	58	80	70
		Sigma=0.3	67	80	74
		Sigma=1	75	100	89
12	Lin	Gamma=0.5	17	87	56
		Gamma=0.8	25	93	63
12	Poly	Gamma=0.2	67	100	85
		Gamma=0.5	75	100	89

Tableau 5.8 : Résultats de classification du plan vert (cross = 10)

Nombre des Caractéristiques	Fonction de noyau		Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
12	RBF	Sigma=0.2	33	67	52
		Sigma=0.6	58	80	70
		Sigma=0.9	33	80	59
12	RBF4	Sigma=0.2	25	80	52
		Sigma=0.6	33	73	56
		Sigma=1	50	80	67
12	Lin	Gamma=0.9	25	100	67
		Gamma=1.2	45	100	70

Chapitre 5 : Tests et Résultats

12	Poly	Gamma=0.01	50	73	63
		Gamma=0.05	50	87	70

Tableau 5.9 : Résultats de classification du plan bleu (cross = 10)

Nombre des Caractéristiques	Fonction De noyau	Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)	
12	RBF	Sigma=0.2	25	80	56
		Sigma=0.4	67	80	74
		Sigma=0.9	50	80	67
12	RBF4	Sigma=0.1	25	87	59
		Sigma=0.6	67	73	70
		Sigma=0.9	50	67	59
12	Lin	Gamma=0.1	58	100	82
		Gamma=1.2	67	100	85
12	Poly	Gamma=1.6	50	87	70
		Gamma=1.8	17	63	59

Tableau 5.10 : Résultats de classification du plan gris (cross = 10)

Nombre des Caractéristiques	Fonction De noyau	Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)	
12	RBF	Sigma=0.1	75	73	74
		Sigma=0.5	67	60	63
		Sigma=0.9	67	67	67
12	RBF4	Sigma=0.1	58	67	63
		Sigma=0.3	83	67	74
		Sigma=1	68	68	65
12	Lin	Gamma=0.4	58	100	82
		Gamma=0.8	67	100	85
12	Poly	Gamma=0.02	75	80	78

Chapitre 5 : Tests et Résultats

12		Gamma=0.5	83	73	78
----	--	-----------	----	----	----

Le Tableau 5.11 résume les meilleurs résultats obtenus avec la bonne méthode de classification pour un cross égal à dix.

Tableau 5.11 : Les meilleurs résultats de classification pour cross=10

Plan d'image	Fonction De noyau	Sn (%)	Sp (%)	Pr (%)
R	RBF , Sigma=0.3	92	94	93
G	RBF , Sigma=0.6	58	80	70
B	Lin , Gamma=1.2	67	100	85
gris	Lin , Gamma=0.8	67	100	85

- Pour un cross = 10, les différents tracés montrés sur la Figure 4.20, indiquent l'évolution de la précision (Pr %) en fonction du paramètre clé (**sigma**) de chaque fonction de noyau : RBF et RBF4, et le paramètre gamma pour les fonctions Lin et Poly.

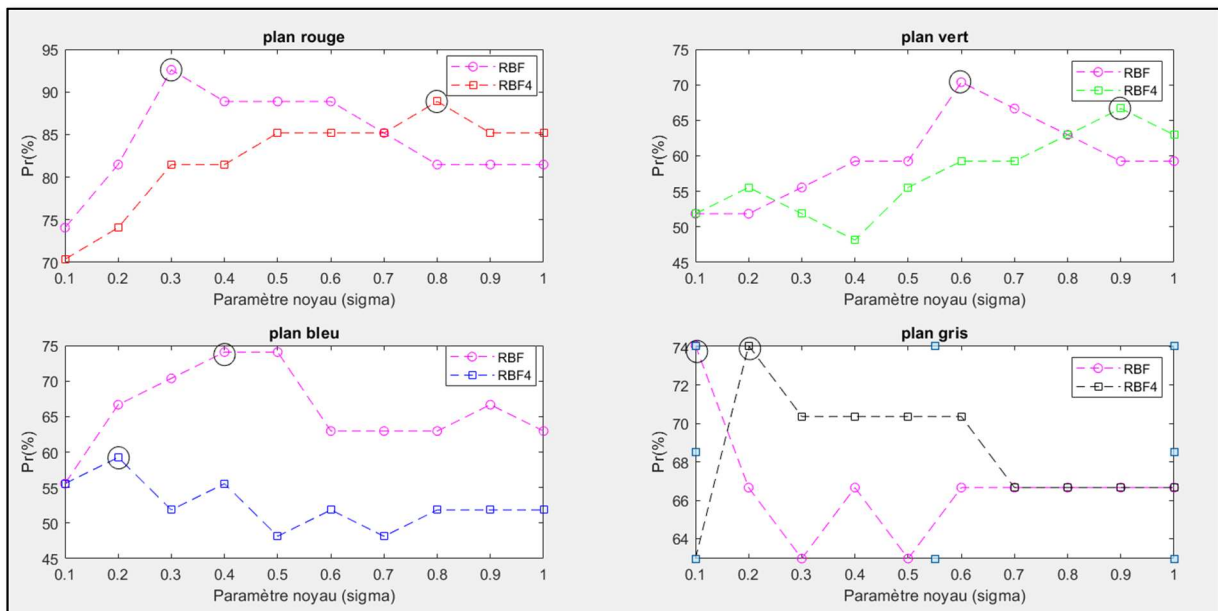


Figure 5.6 : Évolution de la précision des fonctions RBF, RBF4 (cross = 10)

Chapitre 5 : Tests et Résultats

- On note pour le plan rouge, des valeurs maximales de Pr égales à 93 % et 84 %, au niveau de $\sigma = 0.3$ et $\sigma = 0.8$ des fonctions de noyaux RBF et RBF4 respectivement.
- Pour le plan vert, on observe des Pr = 70 % et 68 % lorsque $\sigma = 0.6$, $\sigma = 0.9$ des fonctions RBF et RBF4 respectivement.
- Et pour le plan bleu, on note un pic de Pr = 74 % et 58 % pour des valeurs de $\sigma = 0.4$, $\sigma = 0.2$ des fonctions RBF et RBF4 respectivement.
- Alors que pour le plan gris, on observe le même Pr de 74% pour $\sigma = 0.1$ et $\sigma = 0.2$ des fonctions RBF et RBF4 respectivement.

➤ La Figure 5.7 représente l'évolution des courbes pour les deux fonctions Lin et Poly avec une validation croisée égale à 10, pour les quatre plans d'image.

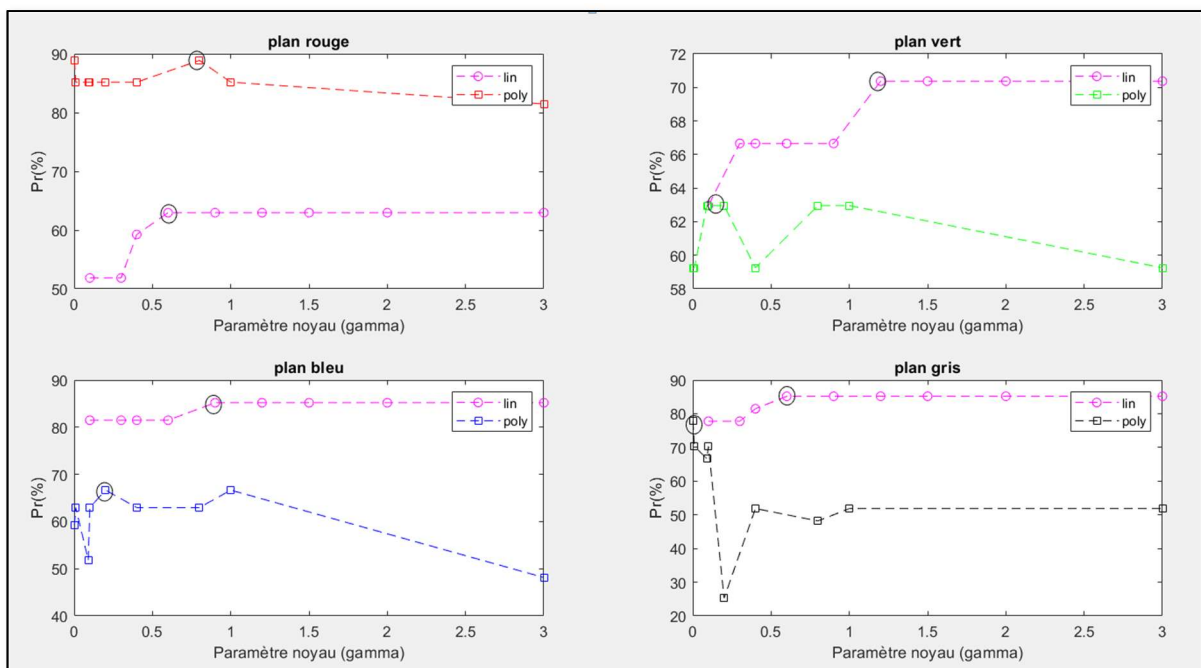


Figure 5.7 : Évolution de la précision des fonctions Lin, Poly (cross =10)

- Plan rouge on note des Pr = 64 % et 93 % lorsque $\gamma = 0.6$, $\gamma = 0.9$ des fonctions Lin et Poly respectivement.
- Pour le plan vert, on observe des Pr = 70 % et 63 % lorsque $\gamma = 1.2$, $\gamma = 0.3$ des fonctions Lin et Poly respectivement.

- Et pour le plan bleu, on remarque un pic de $Pr = 84\%$ et 68% pour des valeurs de $\gamma = 0.9$, $\gamma = 0.4$ des fonctions Lin et Poly respectivement
 - Plan gris : Pour la fonction Lin, on a un pic égal à 85% pour $\gamma = 0.6$ ensuite la courbe devient presque uniforme jusqu'à la fin. La fonction Poly, commence par un pic égal 74% puis devient uniforme autour de 54% .

5.4 Interface Graphique développée

L'objectif d'une application est la production potentielle d'un ensemble de résultats à partir d'un ensemble de données. Toute application comporte donc sous une forme de traitement chargée du calcul de résultats pertinents à partir des données disponibles, et une partie interface utilisateur dédiée à la récupération des informations à traiter par l'application et à la présentation des résultats attendus.

Nous présentons dans cette partie notre outil logiciel permettant de diagnostiquer automatiquement la maladie du Glaucome.

Notre application a été réalisée sur un PC de processeur i3, 4 Go de RAM sous Windows 10. Le logiciel utilisé est : MATLAB version 2018a.

En choisissant le meilleur algorithme qui donne de bons résultats pour chaque plan à part pour effectuer une bonne classification, nous avons alors écrit notre programme principal qui fait appel à plusieurs fonctions :

- La fonction RBF pour le plan rouge et vert, avec un $\sigma = 0.3$ et 0.6 respectivement.
- La fonction Lin pour le plan bleu et gris, avec un $\gamma = 1.2$ et 0.8 respectivement.

Et afin de pouvoir l'utiliser d'une façon plus commode, nous avons alors développé une interface graphique grâce à l'outil GUI disponible sur Matlab. Cette interface graphique est composée d'une fenêtre principale contenant des boutons permettant d'accéder aux différentes fonctionnalités et à d'autres fenêtres secondaires.

Chapitre 5 : Tests et Résultats

- Une fois l'interface est ouverte, une fenêtre va être présentée en face (Figure 5.8)

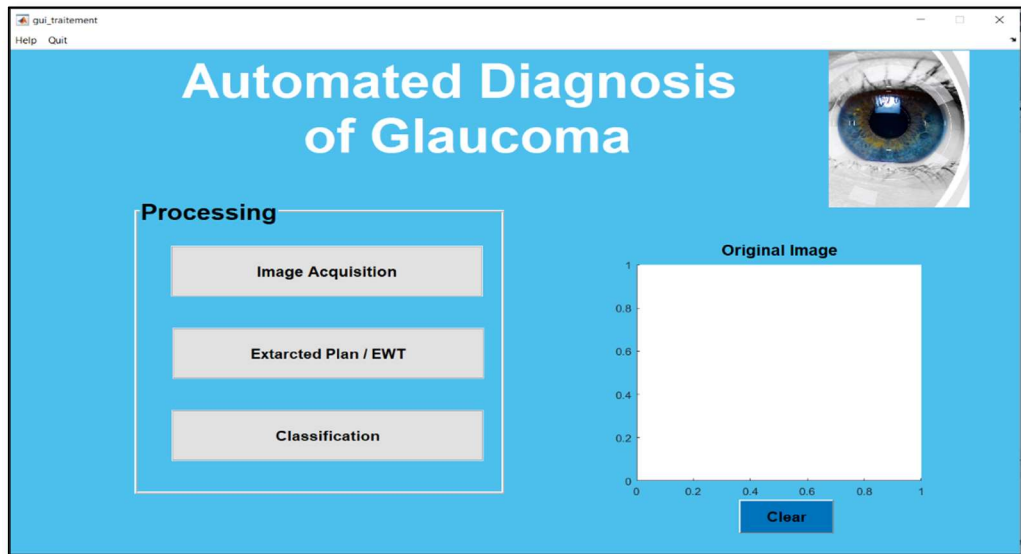


Figure 5.8 : Fenêtre principale de l'interface

On y trouve une partie dédiée aux calculs où trois boutons sont visibles pour réaliser un travail bien précis (Figure 5.9).

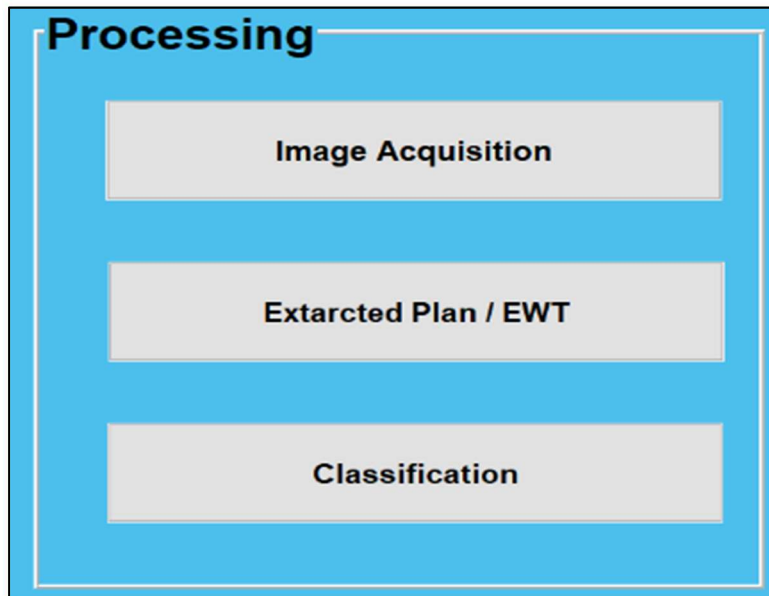


Figure 5.9 : Boite de traitement

- Pour lancer le processus, il suffit de cliquer sur «Image Acquisition» dans la boîte du traitement, pour télécharger et lire une image de fond d'œil (Figure 5.10).

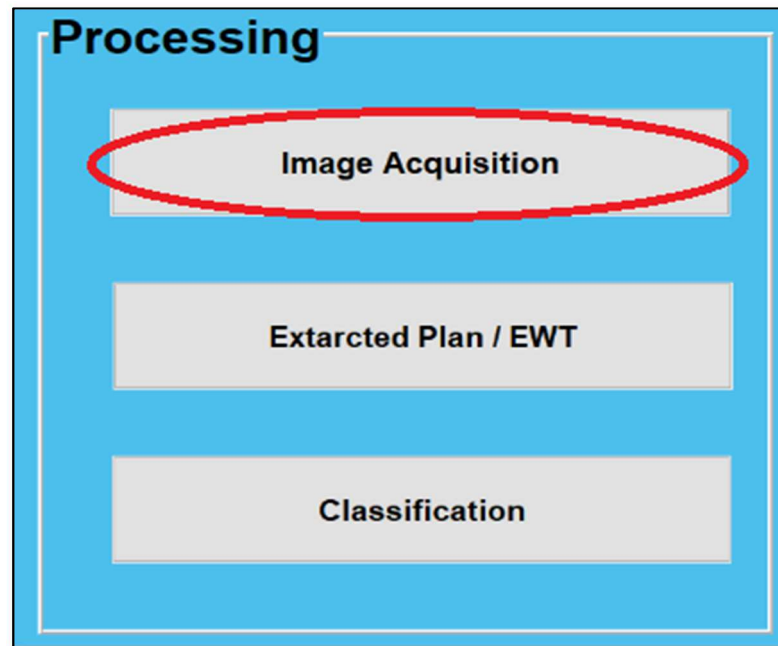


Figure 5.10 : Bouton d'acquisition

Un nouveau onglet apparaîtra, où on va choisir l'image qu'on veut traiter (Figure 5.11).

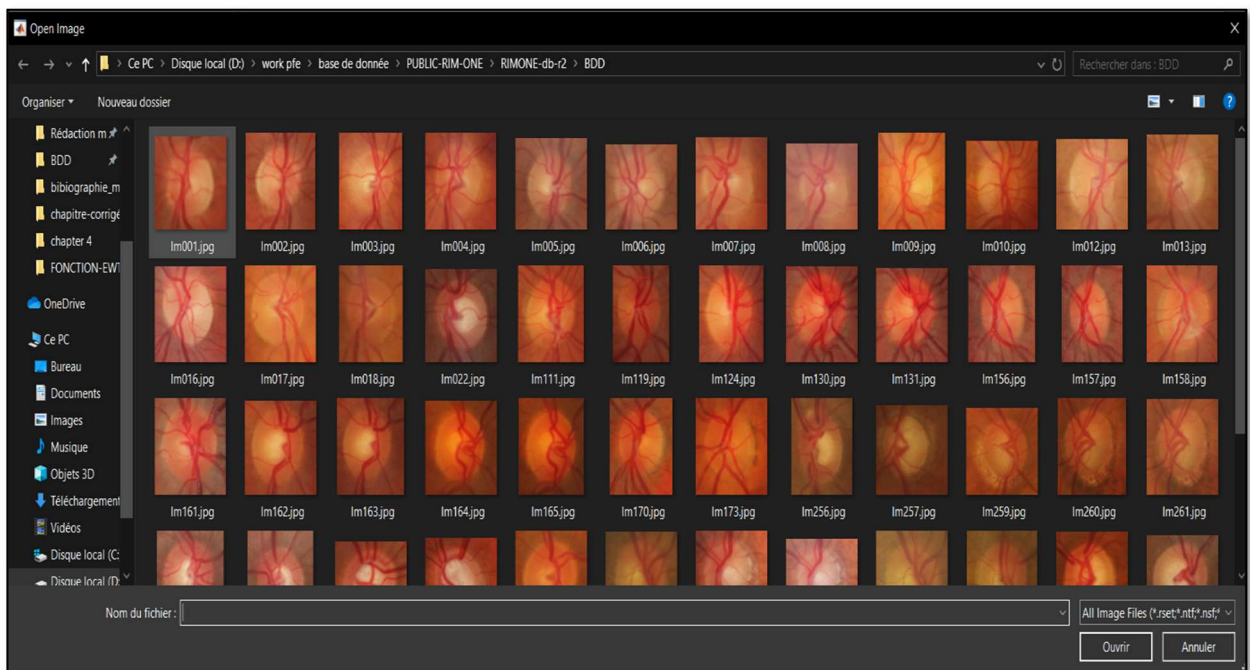


Figure 5.11 : Emplacement des images fond d'œil

Chapitre 5 : Tests et Résultats

- Une fois l'image est acquise, elle va être affichée sur fenêtre initiale (Figure 5.12)

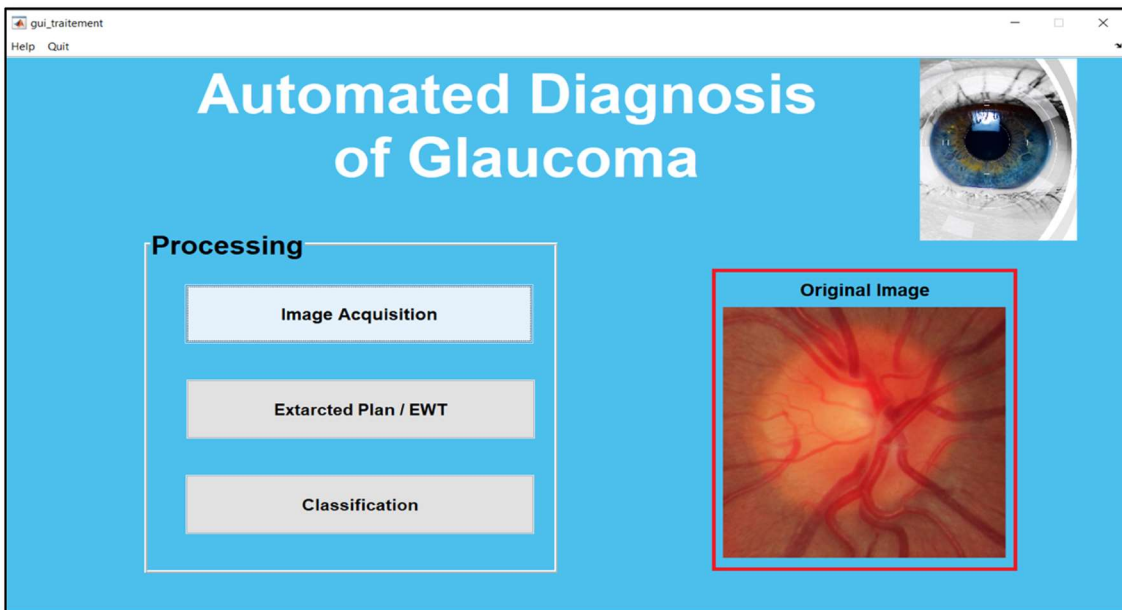


Figure 5.12: Affichage de l'image acquise

- Par la suite, il faudra cliquer sur le bouton «Extarcted Plan / EWT», afin de montrer les plans d'image et leurs composantes EWT (Figure 5.13).

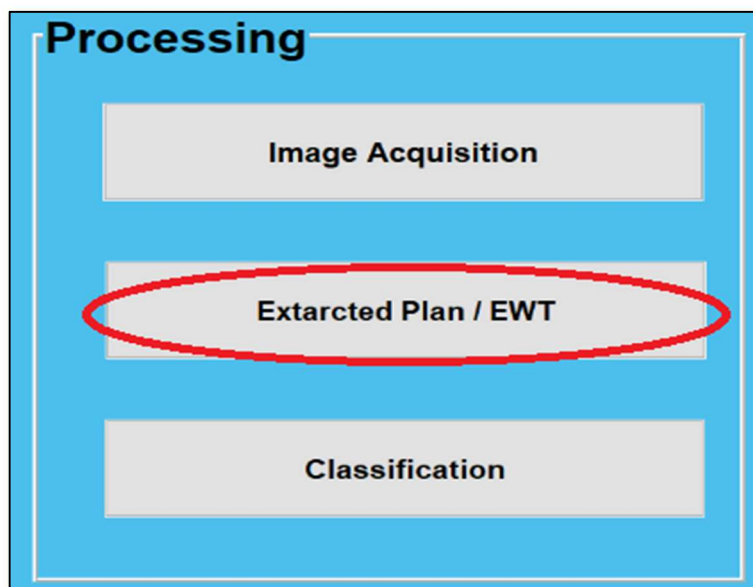


Figure 5.13 : Bouton de décomposition des plans d'image et EWT

Chapitre 5 : Tests et Résultats

- Une nouvelle fenêtre va alors apparaître pour afficher les résultats de décomposition des plans et leurs EWT (Figure 5.14).

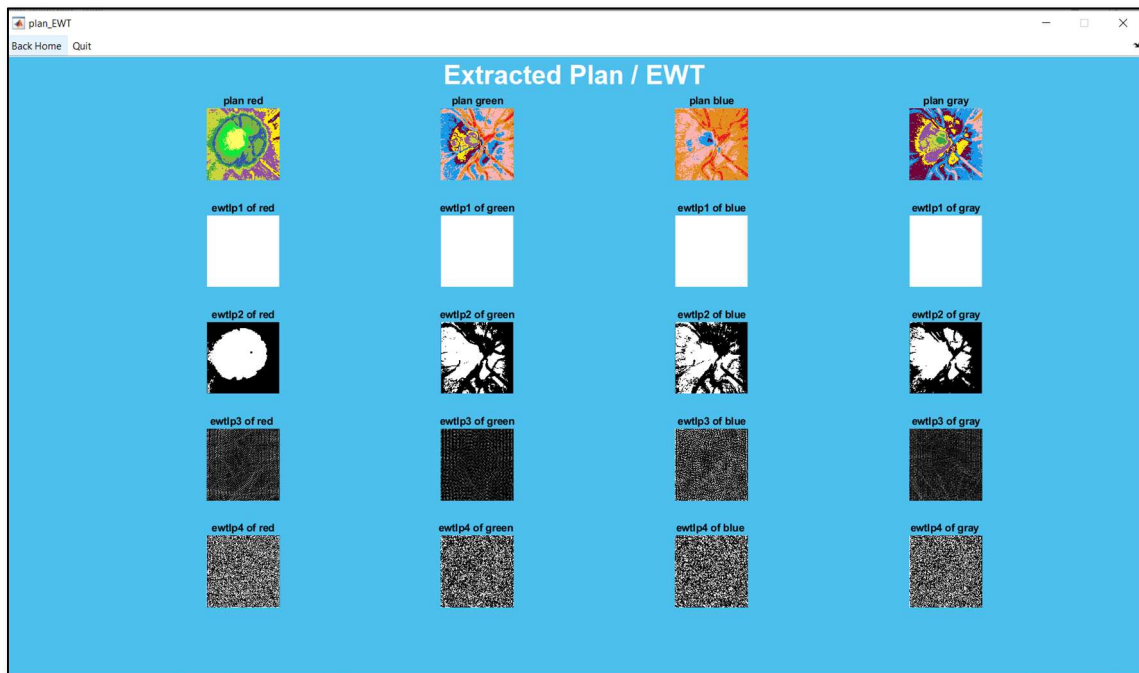


Figure 5.14 : Les résultats de décomposition des plans et EWT

- La dernière étape consiste à cliquer sur le troisième bouton, qui est consacré à la classification des fonctionnalités extraites (Figure 5.15).

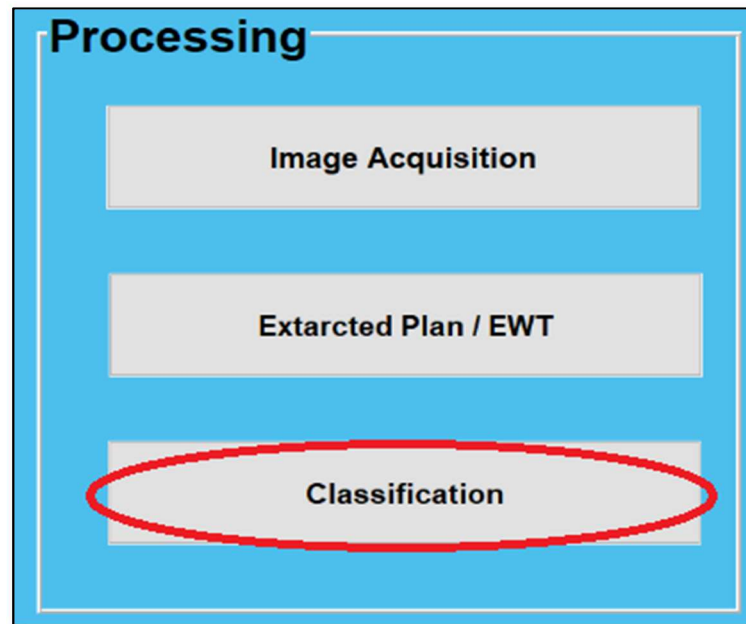


Figure 5.15 : bouton de Classification

- Dès que le processus de calculs et de classification est terminé, une fenêtre de classification affiche des messages selon chaque plan dépeint de la classe de l'image traitée (Figure 5.16).

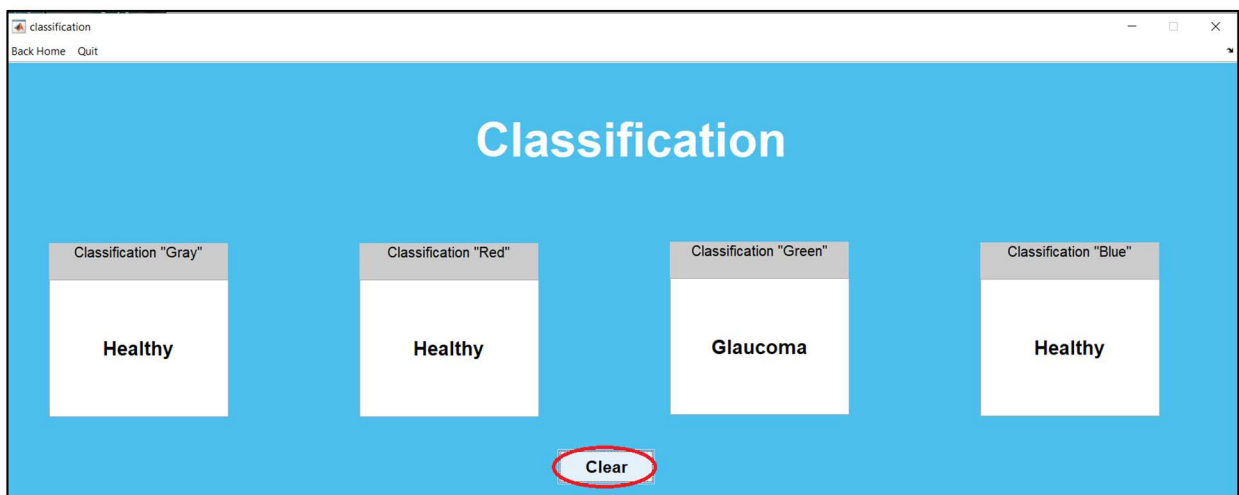


Figure 5.16 : Messages de Classification

- A noter, que notre interface est munie d'un onglet d'aide « help » où on y trouve un guide utilisateur en Français ou en Anglais (voir annexes A et B) pour aider

le praticien clinique à apprendre et comprendre le fonctionnement de notre application (Figure 5.17).



Figure 5.17 : Bouton d'aide.

5.5 Tests avec d'autres Bases de Données

On a choisi comme base de données, la RIM ONE pour tester notre programme développé et on a obtenu des résultats acceptables.

Cependant, afin d'évaluer la performance de cette technique, on a aussi testé d'autres BDD, telles que DRIONS et une BDD de vérité terrain HRF.

5.5.1 Cas de la BDD DRIONS

L'image de DRIONS est une image de fond d'œil qui contient toutes les structures de la couche visuelle. Donc, il faut tout d'abord extraire la région d'intérêt « ROI », qui représente l'excavation de nerf optique.

La Figure 5.18 représente une image DRIONS et son extraction de ROI.

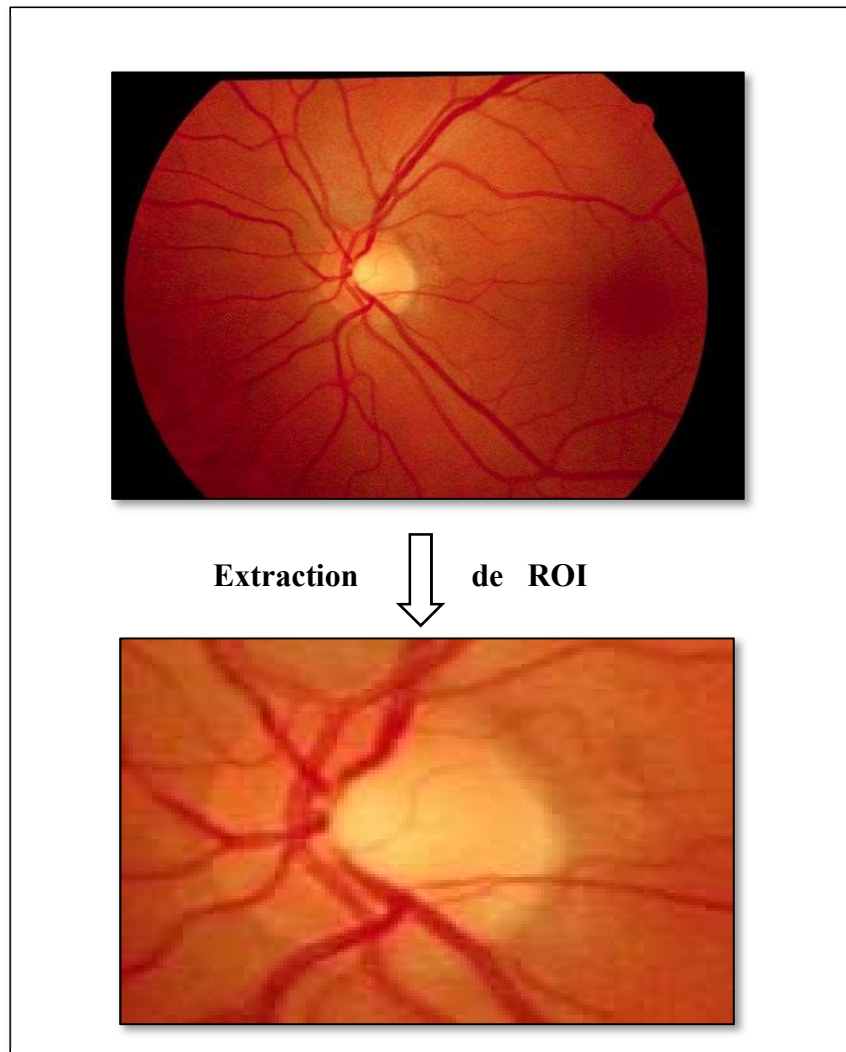


Figure 5.18 : Image DRIONS et extraction de ROI

Après l'extraction et la normalisation des fonctionnalités correspondantes, on a appliqué notre classificateur LS-SVM pour classifier l'image, et nous avons obtenu les résultats représentés sur la Figure 5.19.

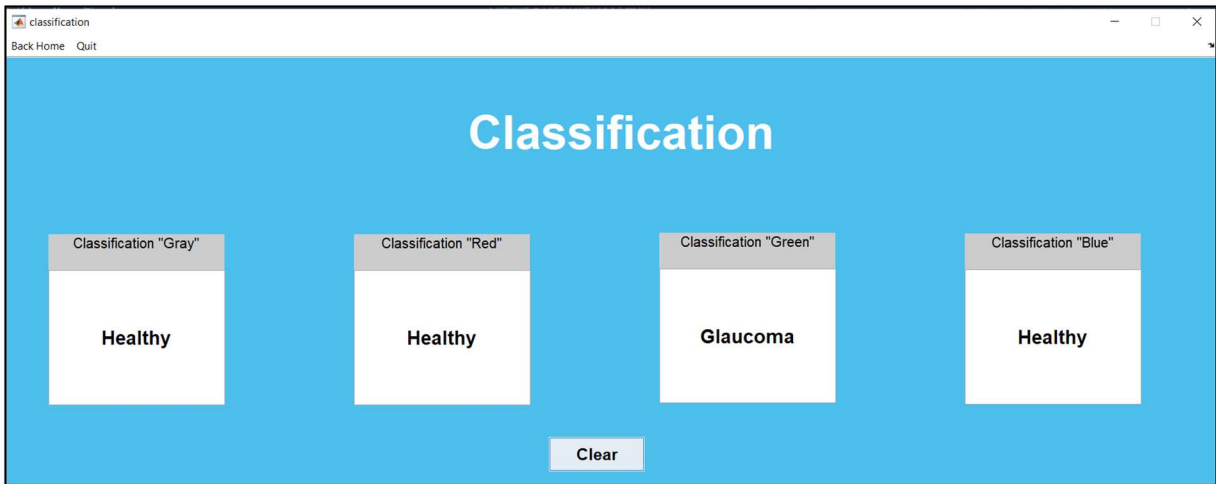


Figure 5.19 : Classification d'image de la (BDD DRIONS) normale

- D'après la classification des quatre plans (R, G, B) et gris d'une image normale de (BDD DRIONS), on a obtenu des résultats corrects dans les plans : gris, rouge et bleu, par contre le plan vert donne des résultats fausses. Donc ce plan ne peut pas détecter la vraie classe de cette image, parce que chaque plan a sa propre fonction de noyau.

5.5.2 Cas de la BDD HRF

De la même façon que pour (DRIONS), on a extrait le ROI de l'image HRF comme le montre la Figure 5.20.

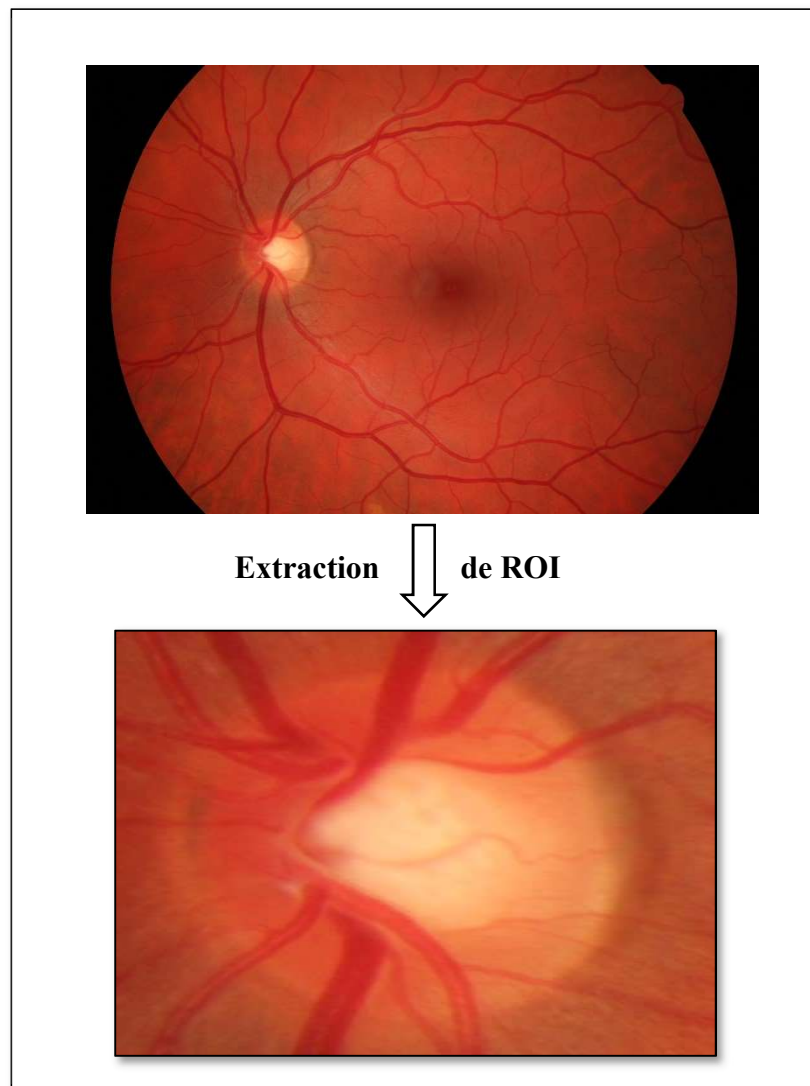


Figure 5.20 : Image HRF et extraction ROI

La classification LS-SVM pour cette image, a donné les résultats représentés sur la Figure 5.21.

Chapitre 5 : Tests et Résultats

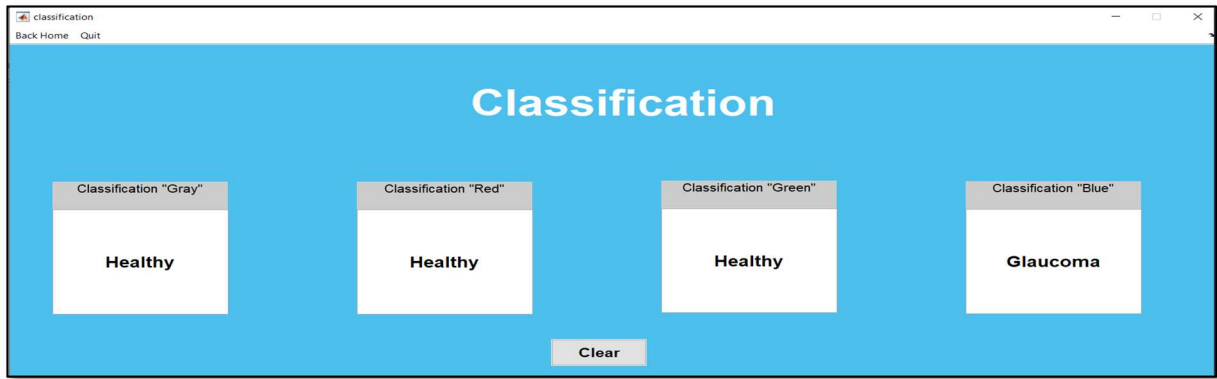


Figure 5.21 : Classification d'une image normale de la (BDD HRF)

- D'après la classification des quatre plans (R, G, B) et gris de l'image normale de la BDD « HRF », on a obtenu de bons résultats pour les plans gris et rouge et vert, par contre le plan bleu a donné un faux résultat.
- Par la suite, on a appliqué le classificateur LS-SVM sur une image glaucome de cette BDD « HRF » est on a obtenu les résultats montrés sur la Figure 5.22.

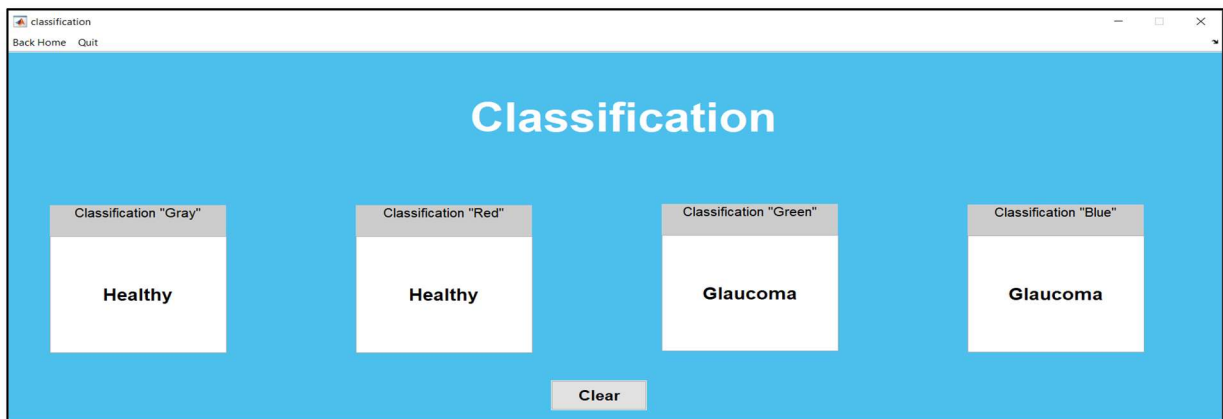


Figure 5.22 : Classification d'une image glaucome de la (BDD HRF)

D'après le classificateur des quatre plans (R, G, B) et gris d'une image glaucome de (BDD HRF), on a obtenu des résultats corrects pour les plans vert et bleu. Par contre les plans gris et rouge donnent des résultats faux.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, plusieurs critères d'évaluation ont été utilisés : la matrice de confusion, la sensibilité, la spécificité et la précision. Des résultats ont été obtenus par l'utilisation des différentes fonctions de noyaux : RBF, RBF4, Poly et Lin et celles-ci ont été validées en variant la validation croisée (3 et 10).

Pour l'ensemble des expérimentations, les résultats obtenus sont très satisfaisants pour l'ensemble des fonctions de noyaux de classifications sauf pour la fonction poly.

Ce travail vise à contribuer au développement d'un algorithme de détection et de classification du glaucome, il présente une précision raisonnable.

Conclusion

Générale

Conclusion Générale

Le glaucome constitue un problème de santé publique à l'échelle mondiale. Les pertes liées à cette maladie sont irréversibles, mais la vision peut être sauvée si celui-ci est détecté suffisamment précocement, pour éviter la cécité grâce aux différents examens cliniques qui permettent d'étudier l'évolution des maladies.

Dans le cadre de ce mémoire, on a proposé d'étudier une nouvelle façon de détecter le glaucome par les composantes EWT et les mesures de similarité non linéaire, car traditionnellement les ophtalmologistes s'appuient sur les mesures de la pression intraoculaire, pour les guider dans l'évaluation des patients pour le diagnostic de neuropathie glaucomateuse. Notre technique étudiée fournit un algorithme récent, qui aide à détecter cette pathologie à un stade précoce pour pouvoir arrêter sa progression si possible, à partir des images de fond d'œil numériques prétraitées.

Dans la première partie de cette étude, on a présenté les termes médicaux qui ont une relation avec la maladie du glaucome afin de se familiariser avec le domaine d'ophtalmologie. L'anatomie de l'œil, la pathologie du glaucome ainsi que les différents examens cliniques et les traitements ont été donc développés.

La deuxième partie a été consacrée à la présentation d'un état de l'art, en présentant une comparaison des différentes approches utilisées dans le même objectif de notre recherche.

Le but de la troisième partie est de présenter l'aspect théorique des techniques dont on aura besoin, telles que : la TO et ses types, ainsi EWT et son intérêt.

La quatrième partie, représente l'essentiel de notre projet où a été exposée la méthode choisie pour notre implémentation. Tout d'abord, nous avons détaillé le principe du processus développé, en décomposant une image prise comme exemple, en quatre plans, où chacun est à son tour décomposé en quatre composantes EWT. Ensuite, on a sélectionné les fonctionnalités pour mesurer la distribution de la texture dans les composantes d'image décomposées, puis on les a standardisées. Un algorithme de classification supervisée LS SVM composé d'une phase d'apprentissage est ensuite lancé. Ce dernier est basé essentiellement sur une fonction de noyau choisie parmi les RBF, RBF4, Lin et Poly. Il s'en suit alors une deuxième phase de test, où une image de classe inconnue est comparée à toutes les données stockées afin de déterminer sa nature.

Conclusion Général

Dans la dernière partie de notre travail, on a commencé par une brève présentation des BDDs utilisées. Puis nous avons présenté les résultats obtenus effectués par le classificateur, où nous avons obtenu une bonne performance de détection du glaucome avec une précision de 93 %, 70 %, 85 % et 82 % des plans R, G, B et gris respectivement.

En fin, on peut conclure que notre choix des critères donne des résultats précis, qu'ils aident au diagnostic du glaucome et sauver la vue d'un patient.

Comme perspectives futures de ce travail, on peut citer :

- ❖ Améliorer la détection de cette pathologie selon ces types et ses stades.
- ❖ Augmentation de la taille de la base de données en apprentissage afin d'améliorer les performances du système.
- ❖ Essayer de réduire le nombre des paramètres utilisés lors de la classification afin de réduire le temps de calcul qui est assez long lors de l'extraction des features.
- ❖ Tester la classification avec d'autres méthodes qui pourront donner de meilleurs résultats.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] "Encyclopédie Larousse en ligne - œil ou globe oculaire", <https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/œil/14895> (consulté le 09/10/2019).
- [2] I. Belhouari, F. Benabdelkrim, "Un Système D'aide a la Decision Médicale pour la Dtection Précoce du Glaucome", Mémoire de master en Génie Biomedicale, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, Algérie, 2017.
- [3] M. Khtib, N. Hadj abdelkader, "Aide Au Diagnostic En Ophtalmologie: Detection Du Glaucome Dans Les Images Rétiniennes", Mémoire de master en Génie Biomedicale, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, Algérie, 2015.
- [4] A. Feroui, "Analyse des Images Couleur du Fond d'œil pour L'Aide au Diagnostic en Ophtalmologie : Application à la Détection des Pathologies Rétiniennes", These de Doctorat en Electronique Biomédicale, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, Algérie, 2014.
- [5] M. Saemann , F. Poulain, "Encyclopédie Larousse en ligne - Structure de la rétine", https://www.larousse.fr/encyclopedie/images/Structure_de_la_r%C3%A9tine/1002130, (consulté le 07/01/2020).
- [6] X. Zanlonghi, G. Peigné et al, "Glaucome: Des Cas Clinique pour y Voir plus Clair", Ed. abcmedecine, Paris, France, 2004.
- [7] Y. Lachkar, E. Sellem, "La Papille Glaucomateuse En Pratique", Ed. Laboratoire Chauvin Bausch & Lomb, France, Fevrier 2015.
- [8] J. Laloum, "Glaucome | Site complet d'information sur le glaucome". <https://www.glaucomes.fr/>, (consulté le 10/01/2020).
- [9] MS. Hamdaoui, "A. Glaucomes: Cours Pathologie médicale Chirurgie dentaire", EHU Oran, Algérie, Avril 2020.
- [10] F. Grossenbacher, D. Zumbühl, "santeweb.ch", <https://www.santeweb.ch/Maladies/Glaucome.html>, (consulté le 07/01/2020).
- [11] "Glaucome voleur de vision", <https://www.suisseglaucome.ch/CMS/fr-FR/Glaucome/Traitement.aspx?Sel=357&lg=3>, (consulté le 02/01/2020).
- [12] J. Liu, J.H. Lim et al, "ARGALI- an Automatic cup-to-disc Ratio measurement system for Glaucoma detection and Analysis framework", Ed. SPIE, Vol. 7260, Université de

Bibliographie

- Singapore, Fevrier 2009.
- [13] R. Priyanka, A.B. Therese et al, "Segmentation of Optic Disc in Fundus Images using Convolutional Neural Networks for Detection of Glaucoma", International Journal of Advanced Engineering Research and Science (IJAERS), Vol.4, Inde, Janvier 2017.
- [14] K. Narasimhan, K. Vijayarekha, "An Efficient Automated System For Glaucoma Detection Using Fundus Image", Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol. 33, pp. 104–110, Inde, Novembre 2011.
- [15] C. Yin.Ho, H.Yi. Chen, "An Automatic Fundus Image Analysis System for Clinical Diagnosis of Glaucoma", International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems, Chine , Juin 2011.
- [16] N. Kumaravelu, K. Vijayarekha, " An efficient automated system for glaucoma detection using fundus image", Journal of Theoretical and Applied Information Technology, November, Inde, 2011.
- [17] C. Couprie, L. Najman et al, "Seeded Segmentation Methods for Medical Image Analysis", Université Paris-Est, Ed. G. Dougherty, pp.27-57, Paris, France, 2012.
- [18] O. Faust, "Automated glaucoma detection using hybrid feature extraction in retinal fundus images, Journal of Mechanics in Medicine and Biology, Singapore, Fevrier 2013.
- [19] R. Rupal, P. Kirti, et al, "Glaucoma Detection using Image Processing Techniques" , International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), Vol. 6, Inde, Avril 2018.
- [20] A. Allam, "Automatic Detection of Landmarks and Abnormalities in Eye Fundus Images", these de Doctorat en Philosophie in Computer Science, Université de Helwan, Cairo, Egypt, 2017.
- [21] S. Chandrika, K. Nirmala, "Analysis Of Cdr Detection For Glaucoma Diagnosis", International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA), pp. 23–27, Inde, Mars 2013.
- [22] N. Annu, J. Justin, "Automated Classification of Glaucoma Images by Wavelet Energy Features", International Journal of Engineering and Technology (IJET) vol. 5, pp. 1716–1721, Inde, Mai 2013.
- [23] P.S.J. Kumar, S. Banerjee, "A Survey on Image Processing Techniques for Glaucoma

Bibliographie

- Detection”, International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET), vol. 3, pp. 4066–4073, Inde, Decembre 2014.
- [24] H. Ahmad, A. Shakeel et al, “Detection of Glaucoma Using Retinal Fundus Images”, International Conference on Robotics and Emerging Allied Technologies in Engineering , vol. 5, pp. 327–330, Islamabad, Pakistan, Avril 2014.
- [25] P.P. Subi, “Glaucoma Screening Based On Super Pixel Classification and the Detection of Macula In Human Retinal Imagery”, International Journal of Computing and Technology, vol. 1, pp. 153–161, Inde, Juin 2014.
- [26] A. Kaur and R. Sharma, “Detecting The Optic Disc Using Morphology And Histogram based Thresholding”, International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSET), vol. 5, pp. 639–644, Inde, Juin 2014.
- [27] N. A. Vijapur, S.M. Shitnis et al , “Improved Efficiency of Glaucoma Detection by using Wavelet Filters, Prediction and Segmentation Method”, International Journal of Electronics, Electrical and Computational System, vol. 3, pp. 1–13, Inde, Octobre 2014.
- [28] D. Vijayasekar , S. Dhivya et al, “Survey on Detection of Glaucoma in Fundus Image by Segmentation and Classification”, International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), vol. 4, pp. 529–532, Sptembre 2015.
- [29] J. Liu , J. H. Lim et al , “Automated detection of kinks from blood vessels for optic cup segmentation in retinal images”, Ed. SPIE , vol. 7260 72601J-1, Singapore , 2009.
- [30] P. V Rao, R. Gayathri et al , “A Novel Approach for Design and Analysis of Diabetic Retinopathy Glaucoma Detection using Cup to Disk Ration and ANN”, vol. 10, 2nd International Conference on Nanomaterials and Technologies (CNT 2014), pp. 446–454 , Inde, 2015.
- [31] S. Samanta, N. Dey et al, “Haralick Features Based Automated Glaucoma Classification Using Back Propagation Neural Network”, International Publishing Switzerland, vol. 1, pp. 351–358, 2014.
- [32] M. Hu, C. Zhu et al, “Optic cup segmentation from fundus images for glaucoma diagnosis”, vol. 8, pp. 21–28, Chine, 2017.
- [33] C. Srinivasan, S. Dubey et al, “Complex Texture Features for Glaucomatous Image classification System using Fundus Images”, International Journal of Engineering Research & Science (IJOER), vol. 2, pp. 106–113, Inde, Decembre 2016.

Bibliographie

- [34] K.G. Kannan , T.R. Ganeshbabu, “Glaucoma Image Classification Using Discret Orthogonal Stockwell Transform”, vol. 3, pp. 1–6, Inde, 2017.
- [35] S. Karkuzhali, D. Manimegalai, “Computational intelligence-based decision support system for glaucoma detection ” vol. 28, pp. 4737–4748, Inde, Mars 2017.
- [36] U. Raghavendraa , A. Gudigara , “Novel expert system for glaucoma identification using non- parametric spatial envelop energy spectrum with fundus images”, pp. 1–23, Inde, Novembre 2017.
- [37] A. Soltani, T. Battikh et al, “Biomedical Signal Processing and Control A new expert system based on fuzzy logic and image processing algorithms for early glaucoma diagnosis”, pp. 366–368, Tunis, 2017.
- [38] L.Y. Xue, J.W. Lin et al, “Optic Disk Detection and Segmentation for Retinal Images Using Saliency Model Based on Clustering” , Journal of Computers, vol. 29, pp. 66–79, Chine, Decembre 2017.
- [39] Y. Hagiwara, L. Augustinus et al, “ Computer-aided diagnosis of glaucoma using fundus images , vol. 165, pp. 1–12, Singapore, 2018.
- [40] N.E. Benzebouchi, N. Azizi, and S.E. Bouziane, “Glaucoma Diagnosis Using Copperative Convolutional Retina Images Glaucom Retinal Images Glaucom”, International Journal of Advances in Electronics and Computer Science, Vol. 5 , pp. 31–36, Annaba , Algérie, Janvier 2018.
- [41] B.S. Kirar, D.K. Agrawal, “Current Research on Glaucoma Detection using Compact Variational Mode Decomposition from Fundus Images”, International Jurnal of Intelegent Engineering & Systems, vol. 12, pp. 1–10, Inde, Juin 2018.
- [42] S.Jain , A.O. Salau , “Detection of glaucoma using two dimensional tensor empirical wavelet transform”, Jurnal of SN Applied Sciences, pp. 1–8, Octobre 2019.
- [43] " Transformée en ondelettes", <http://gwyddion.net/documentation/user-guide-fr/wavelet-transform.html>, (consulté le 05/02/2020).
- [44] “Théorie de la Transformée en Ondelettes”, <ftp://ftp-developpez.com/smilessoft/wt.pdf>, pp. 36–58, (consulté le 12/02/2020).
- [45] R. Amraoui , “Application de l ’ Algorithme K - S et de l ’ Ondelette discrète au traitement d ’ images satellitaires”, Mémoire De Magister en Génie électrique, Université

Bibliographie

- Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem , Algérie, 2015.
- [46] C. S. Burrus, Introduction to Wavelets and Wavelet Transform—A Primer ”, Wavelet Book , Vol.3, Texas, USA, Février, 2013.
- [47] J.Gilles, “Empirical Wavelet Transform”,Ed. IEEE, Los Angeles, USA, Fevrier , 2013.
- [48] A. Thioune, “Décomposition modale empirique et décomposition spectrale intrinsèque : applications en traitement du signal et de l ’ image,Université Paris-Est, Paris, France, 2015.
- [49] D. Boukhlof , “Résolution de problèmes par écosystèmes : Application au traitement d’images”, Mémoire de magister en Intelligence Artificielle et Images,Université Mohamed Khider, Biskra,Algérie,2005.
- [50] S. Maheshwari,U. R. Acharya et al, “Automated Diagnosis of Glaucoma Using Empirical Wavelet Transform and Correntropy Features Extracted from Fundus Images”, IEEE J. Biomed. Heal. Informatics, pp. 803–813, Inde, 2017.
- [51] F. Truchetet, “Ondelettes pour le signal numérique”,Ed. Hermes, Paris , France, 1998.
- [52] R.R. Coifman , D.L. Donoho et al, “Fast and Accurate Polar Fourier Transform” , pp. 1–30 , Mai 2005.
- [53] S. Mcleod, " Z-Score: Definition, Calculation & Interpretation | Simply Psychology", <https://www.simplypsychology.org/z-score.html>, (consulté le 13/03/2020).
- [54] W. Benali , I.H. Belarbi, “Détection et classification du glaucome dans les images rétiniennes,” Mémoire de master en Génie Biomedicale, Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen, Algérie,2017.
- [55] T.N. Do, F. Poulet, “Classification de grands ensembles de données avec un nouvel algorithme de SVM ”, Université Paris, France, Mai 2016.
- [56] C. Souza , "Kernel Functions for Machine Learning Applications ",Universidade Federal de São Carlos, Brazil, <http://crsouza.com/2010/03/17/kernel-functions-for-machine-learning-applications/>, (consulté le 07/09/2020).
- [57] S. Chtita, “Modélisation de molécules organiques hetérocycliques biologiquement actives par des méthodes QSAR / QSPR" . These de Doctorat en Chimie, Université Moulay Ismail, Mecnès, Maroc, Juillet, 2017.

Bibliographie

- [58] L. Bastien, "Confusion Matrix : l'outil de mesure de performances du Machine Learning ", <https://www.lebigdata.fr/confusion-matrix-definition>, (consulté le 07/09/2020).
- [59] "Medical Image Analysis Group ", <http://medimrg.webs.ull.es/>, (consulté le 07/10/2019).
- [60] J.G. Feijoo, M.R. Zamorano, " DRIONS-DB: Digital Retinal Images for Optic Nerve Segmentation Database", <http://www.ia.uned.es/~ejcarmona/DRIONS-DB.html>, (consulté le 07/10/2019).
- [61] A. Budai , J. Odstrcilik "High-Resolution Fundus (HRF) Image Database ", Vol. 2013, <https://www5.cs.fau.de/research/data/fundus-images/>, 2013, (consulté le 07/09/2020).

Annexes

Annexe A

User Guide

The application « Automated Diagnosis of Glaucoma » is a software tool developed to help the doctors to do an automatic diagnosis of Glaucoma.

Learning to use this software is easy. This user guide presents an overview of the application's features and gives step-by-step instructions for completing a variety of tasks.

The interface consists of a main window containing buttons to access the various features and other secondary windows.

➤ Start of examination

The start page provides a convenient hub to the different parts of the application. Once it is open, a window will be presented in front (Figure A.1).

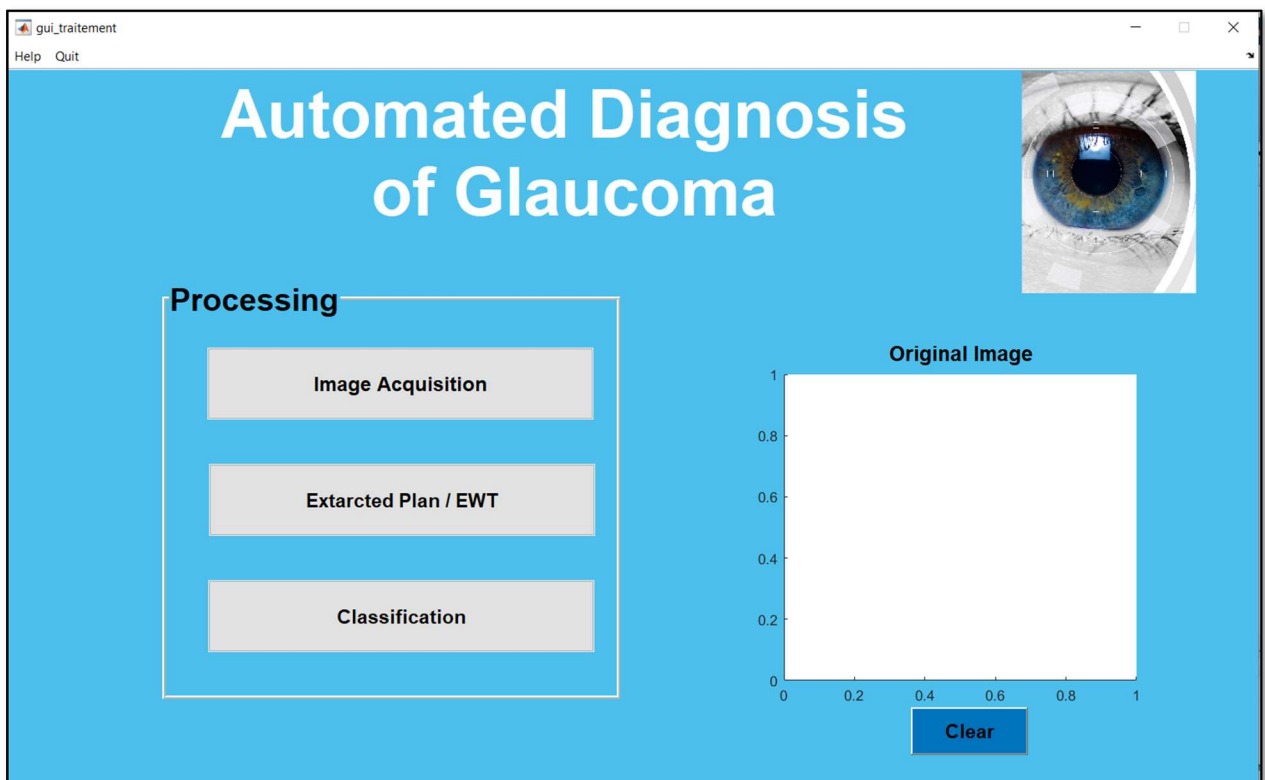


Figure A.1: Main interface window

- To start the processing, click on one of the buttons for each process (Figure A.2).

Annexe A

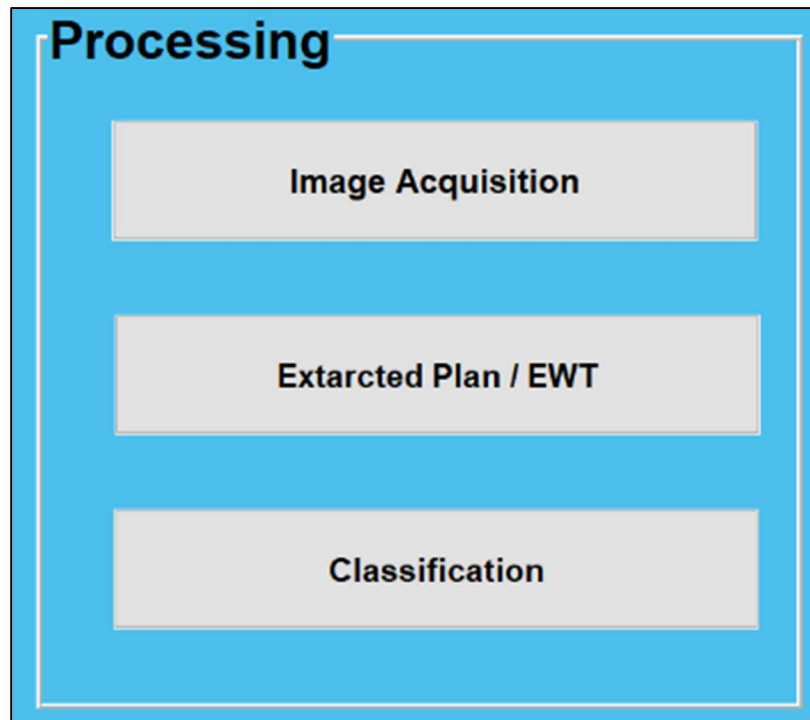


Figure A.2 : Processing box

- To acquire an image, click on "Image Acquisition" in the processing box, to download and read a fundus image (Figure A.3).

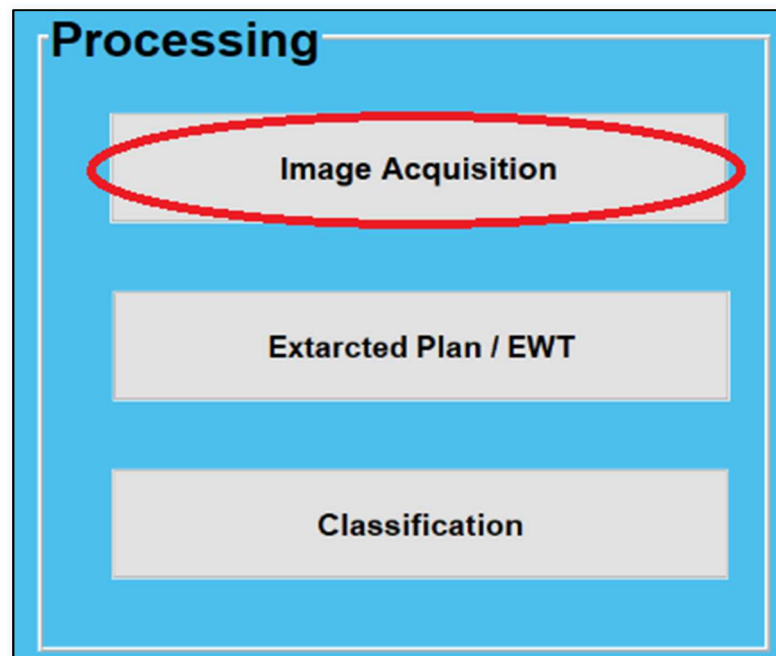


Figure A.3 : Acquisition button

Annexe A

- Choose the image for processing after a new tab will appear (FigureA.4).

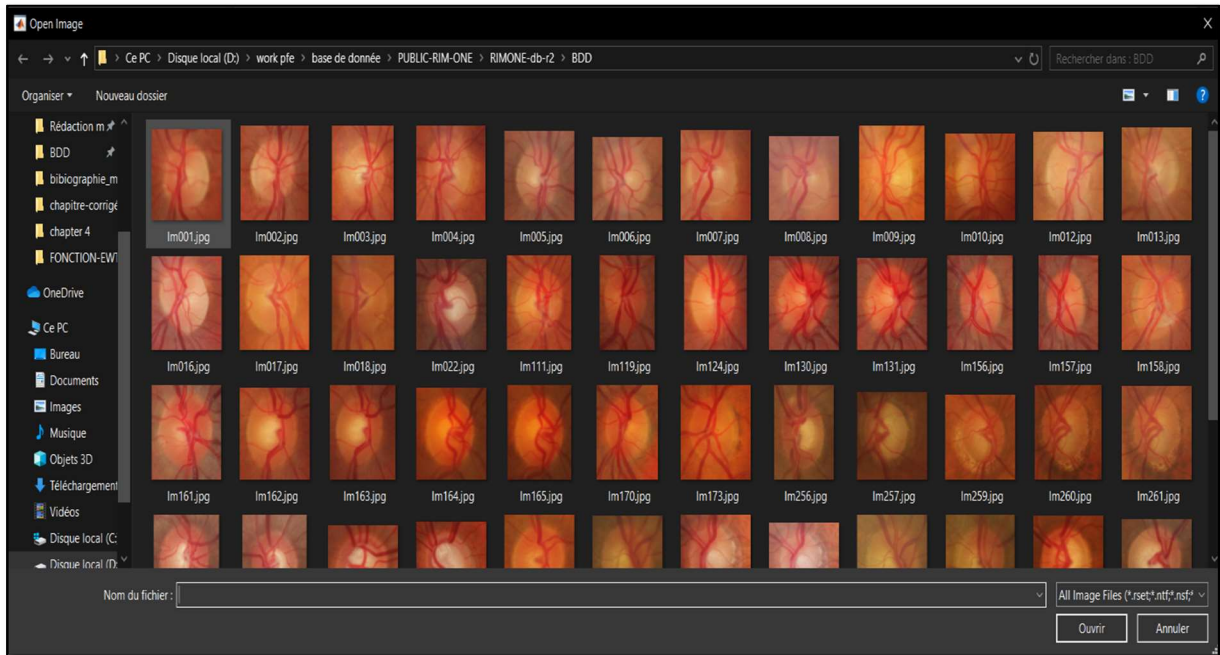


Figure A.4 : Fundus image location

- Once the image is acquired, it will be displayed like we can see on Figure A.5.

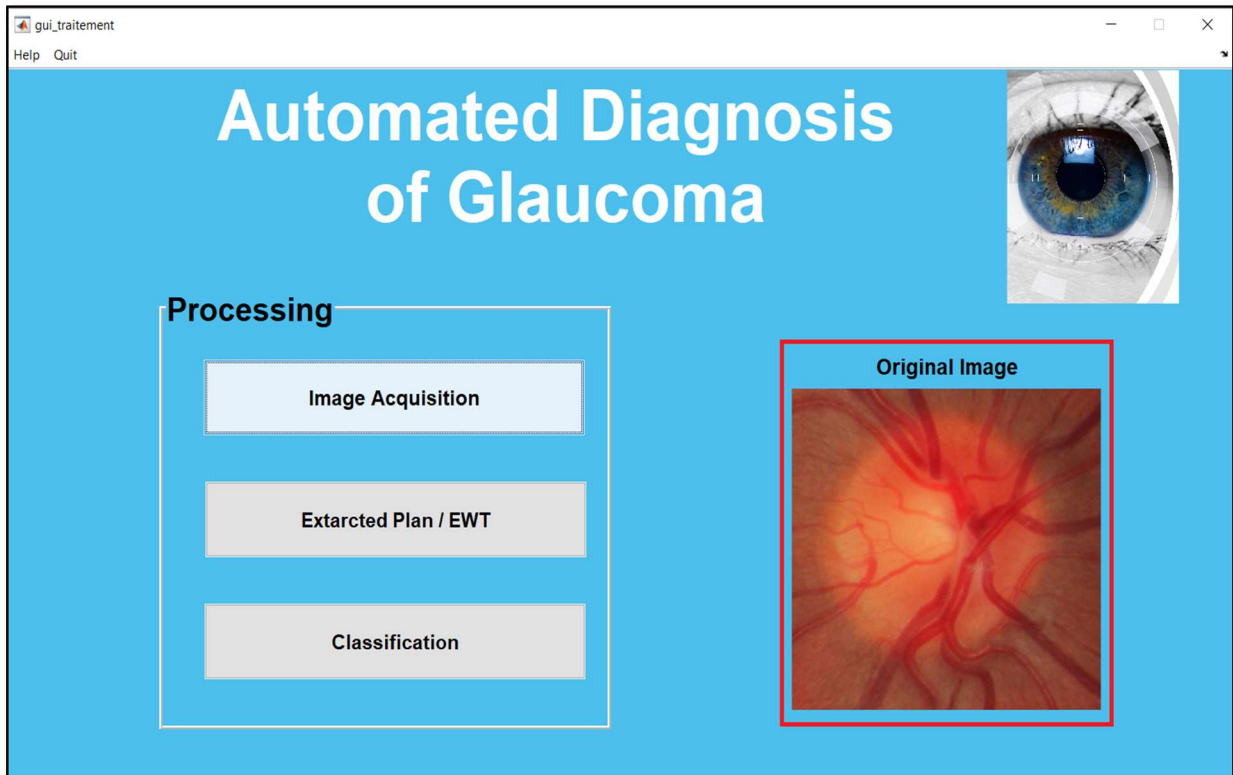


Figure A.5 : Display of the acquired image

Annexe A

- Select the pushbutton "Extracted Plan / EWT", in order to show the image plans and its EWT components (Figure A.6).

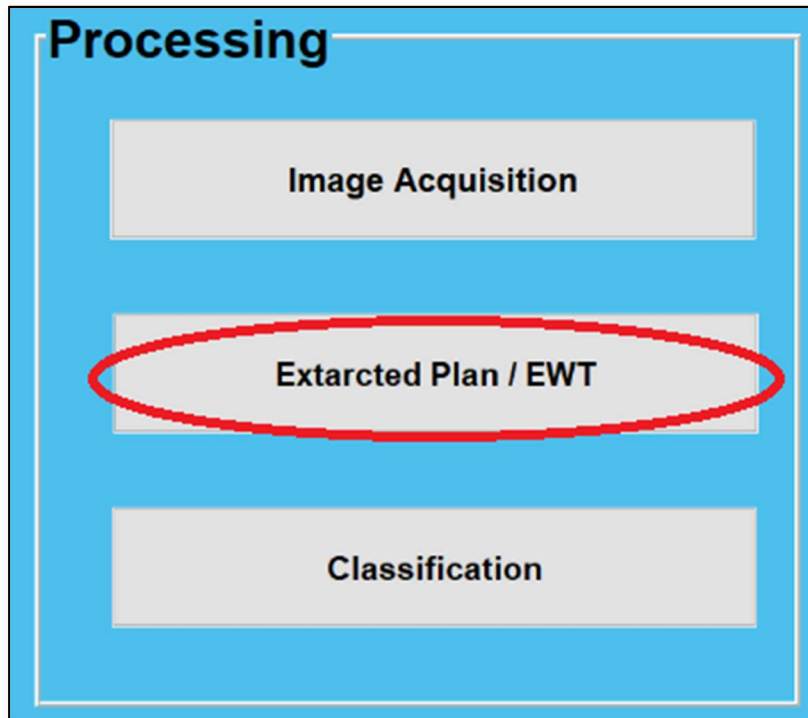


Figure A.6 : Image plane and EWT decomposition button

- The application switches by default to the next tab, to show the results (Figure A.7).

Annexe A

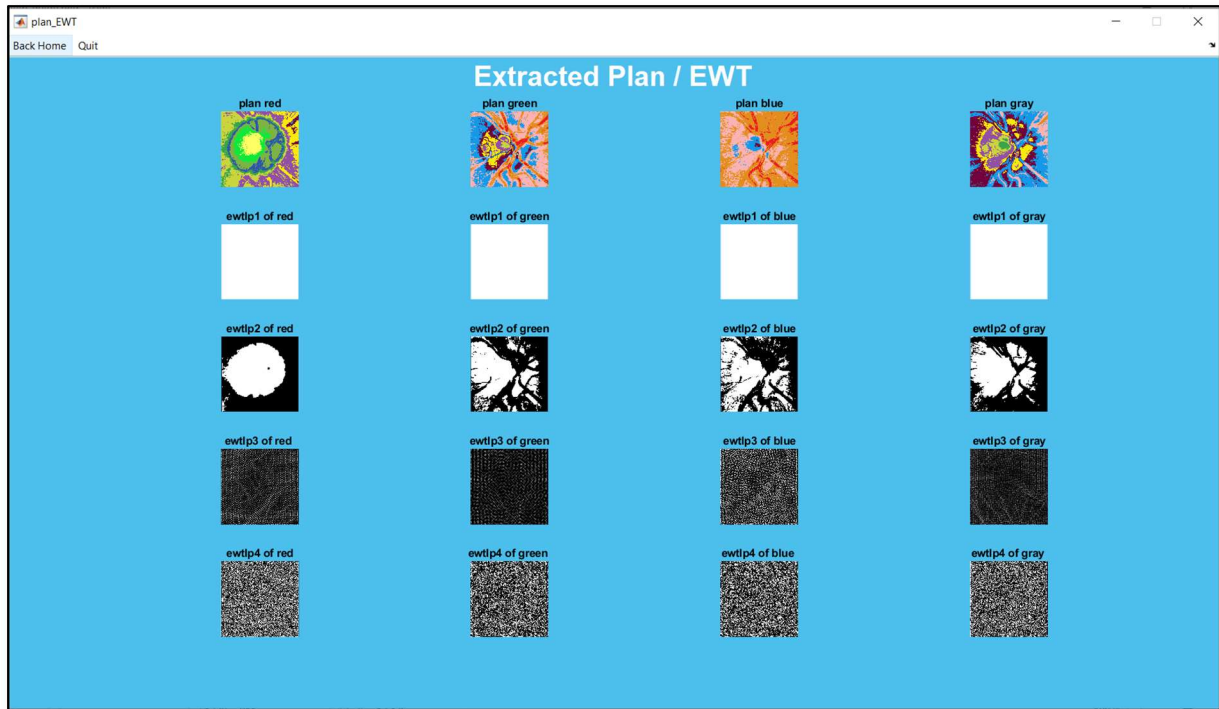


Figure A.7 : The results of decomposition of plans and EWT

- Click on the third button, to obtain the classification of the extracted functionalities (Figure A.8).

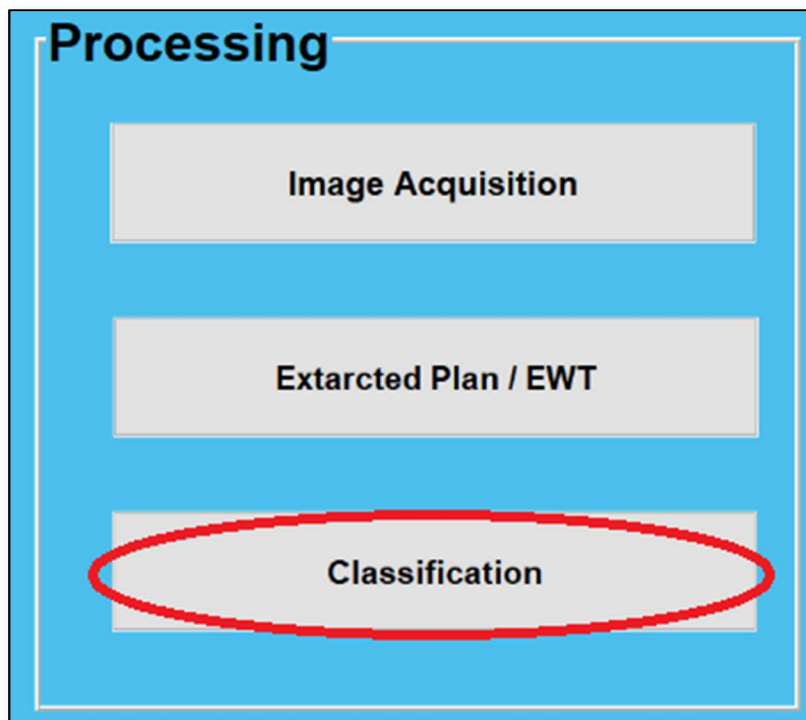


Figure A.8 : Classification button

Annexe A

- As soon as the processing process and all calculations are finished, a classification window displays messages according to each plan depending on the class of the processed image (Figure A.9).

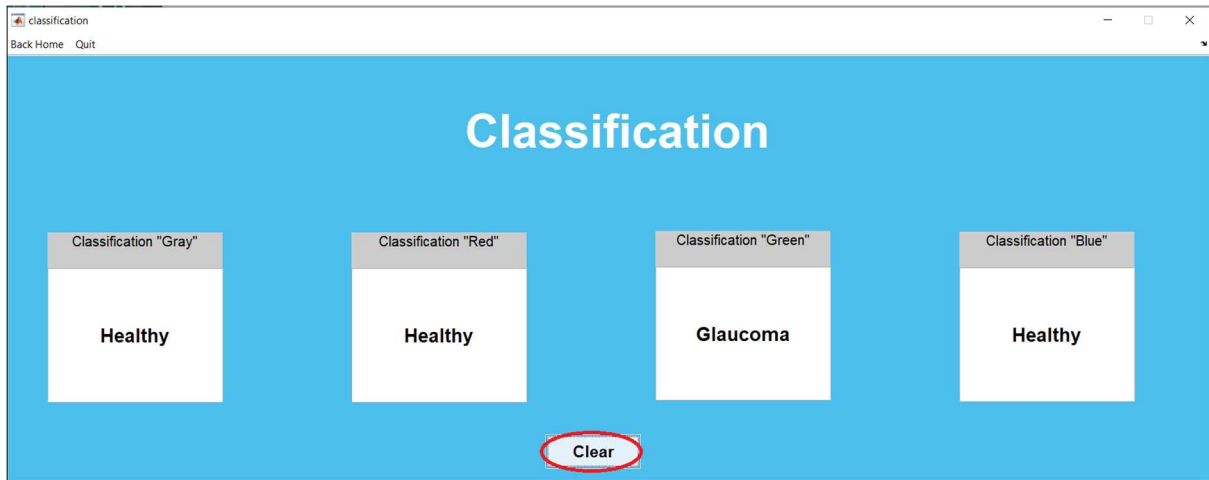


Figure A.9 : Classification Messages

- Click on the "Back Home" button to facilitate the return to the main window (Figure A.10).

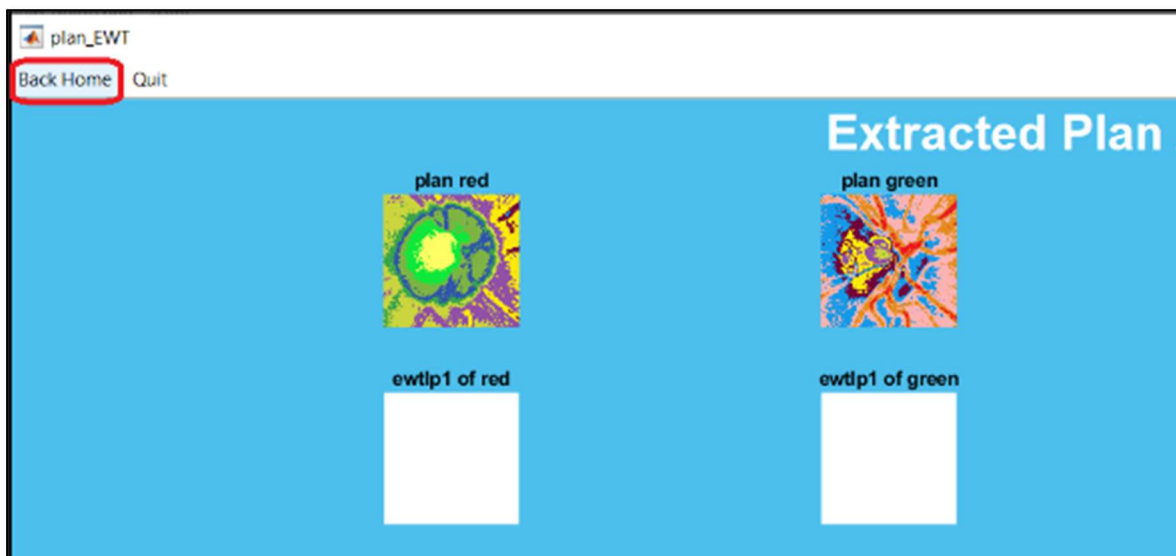


Figure A.10 : Back button

We also put a "Clear" button to reset the initial state. This button is valid in the acquisition task.

Annexe A

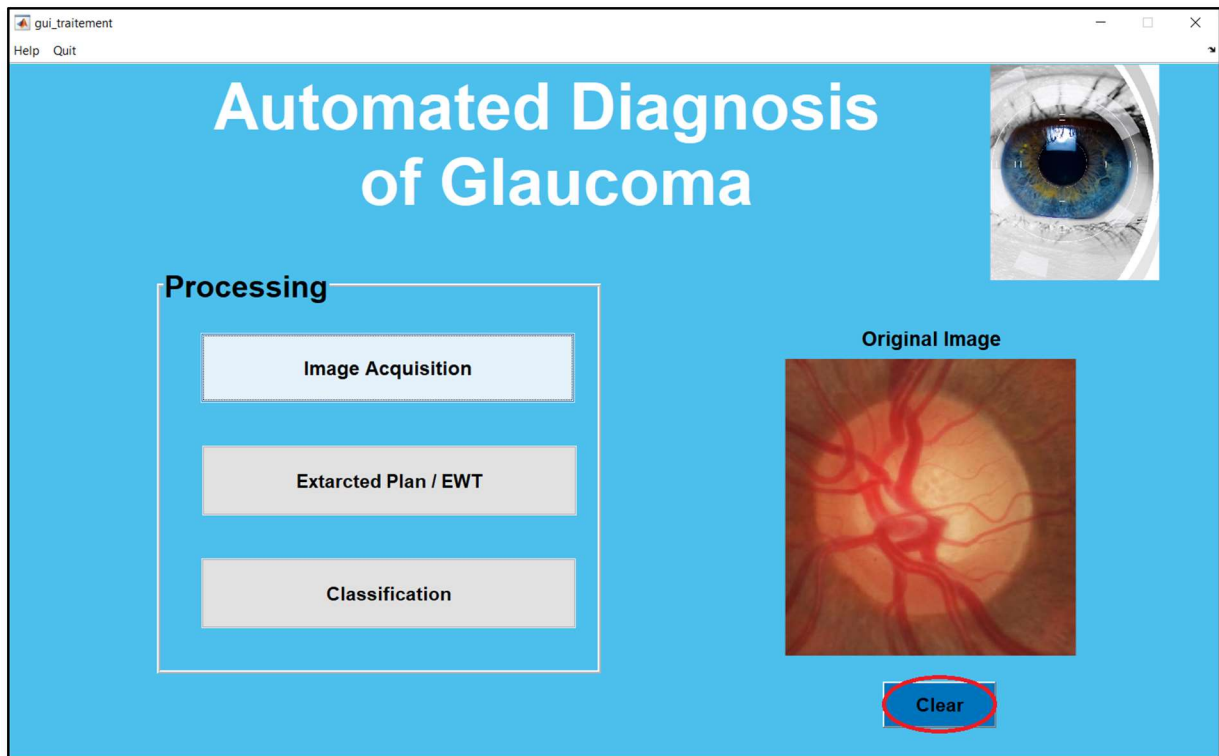


Figure A.11 : The "Clear" reset button

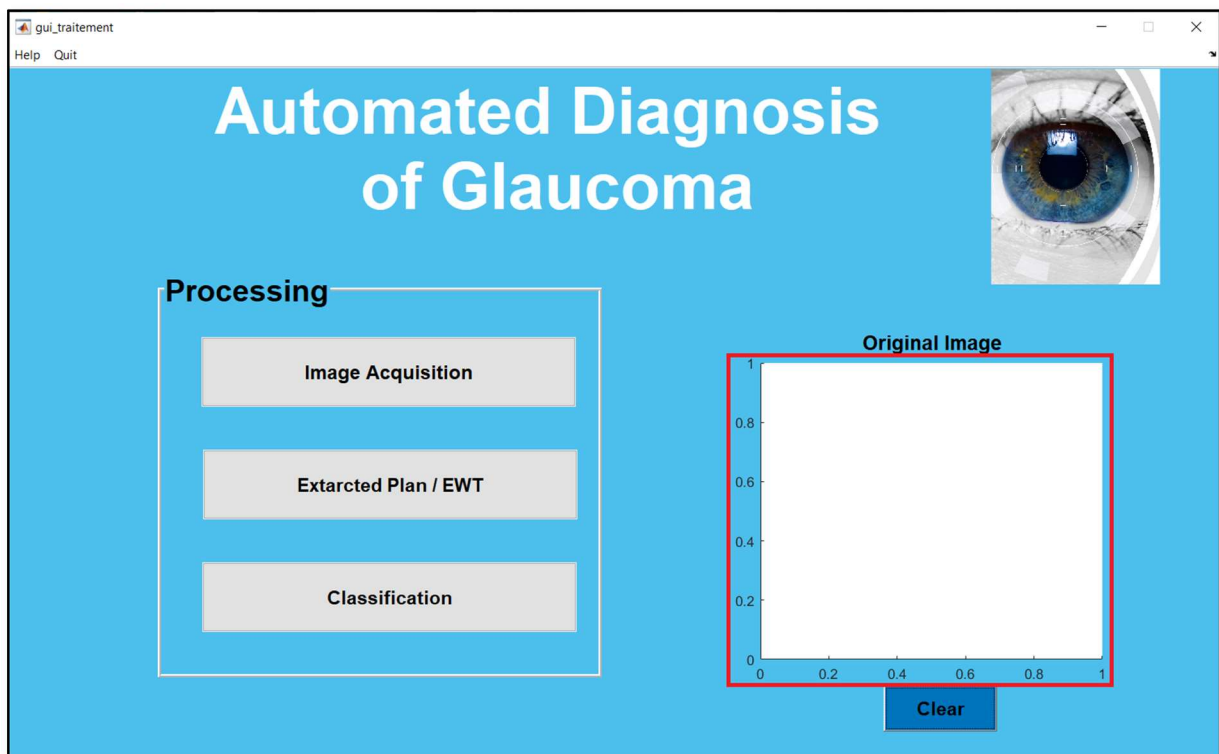


Figure A.12 : Resetting image acquisition

Annexe A

Also, this pushbutton is useful in the classification phase.

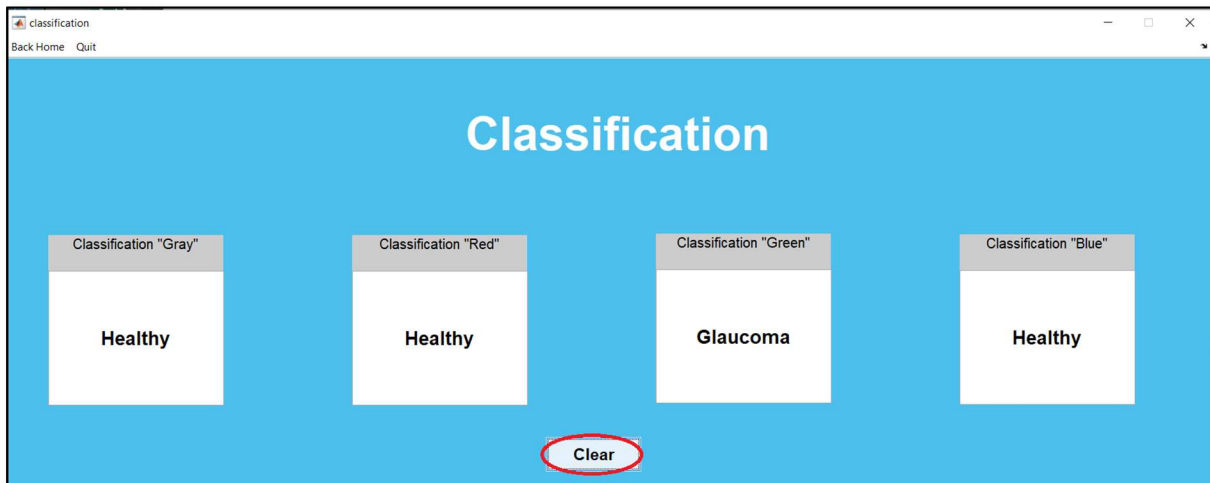


Figure A.13 : Classification reset button

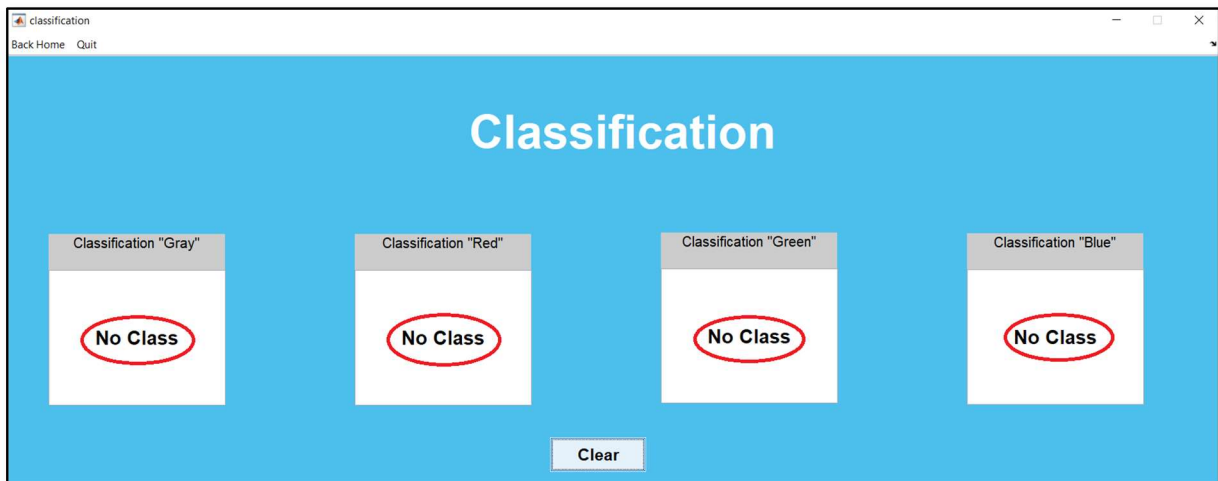


Figure A.14 : reset classification messages

- To exit from each window, click on the button « Quit » (Figure A.15).



Figure A.15 : Exit button

Annexe A

- For user help, click on the "help" button, and choose the language of the user manual guide (Figure A.16).

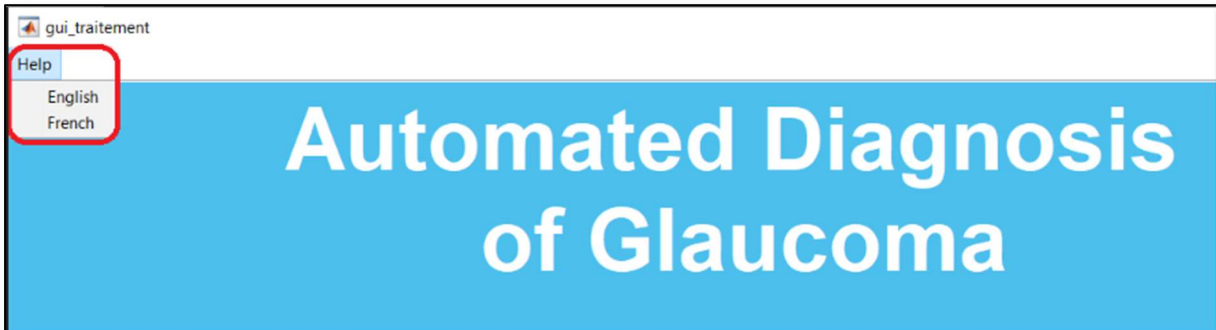
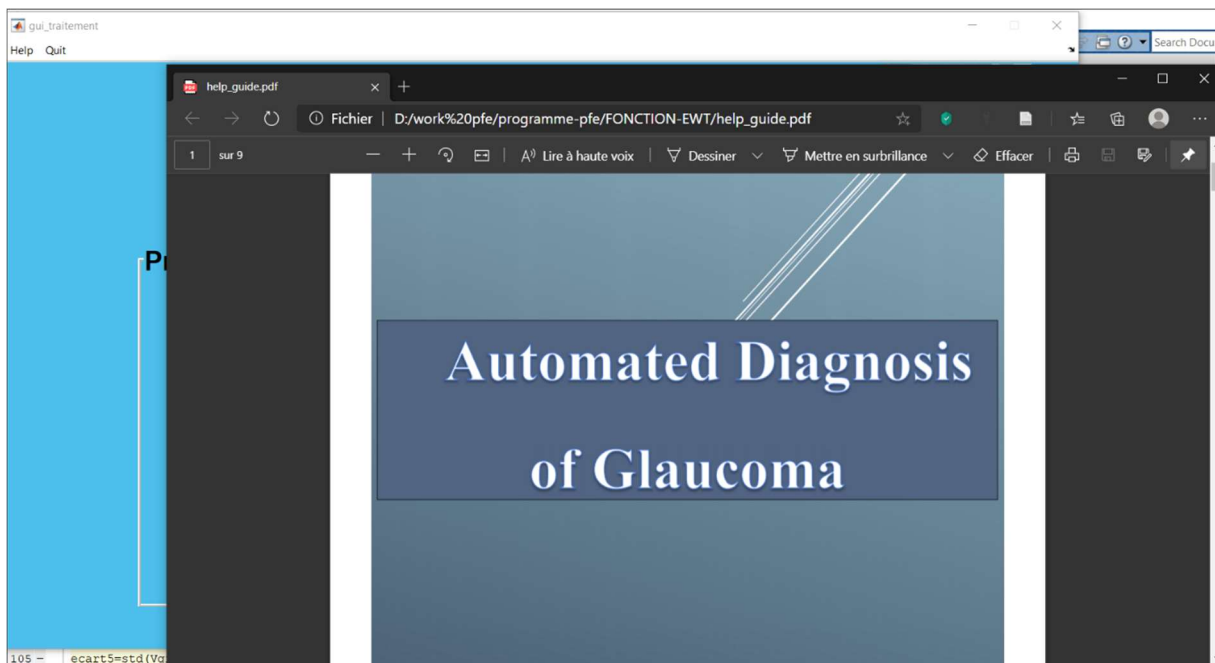


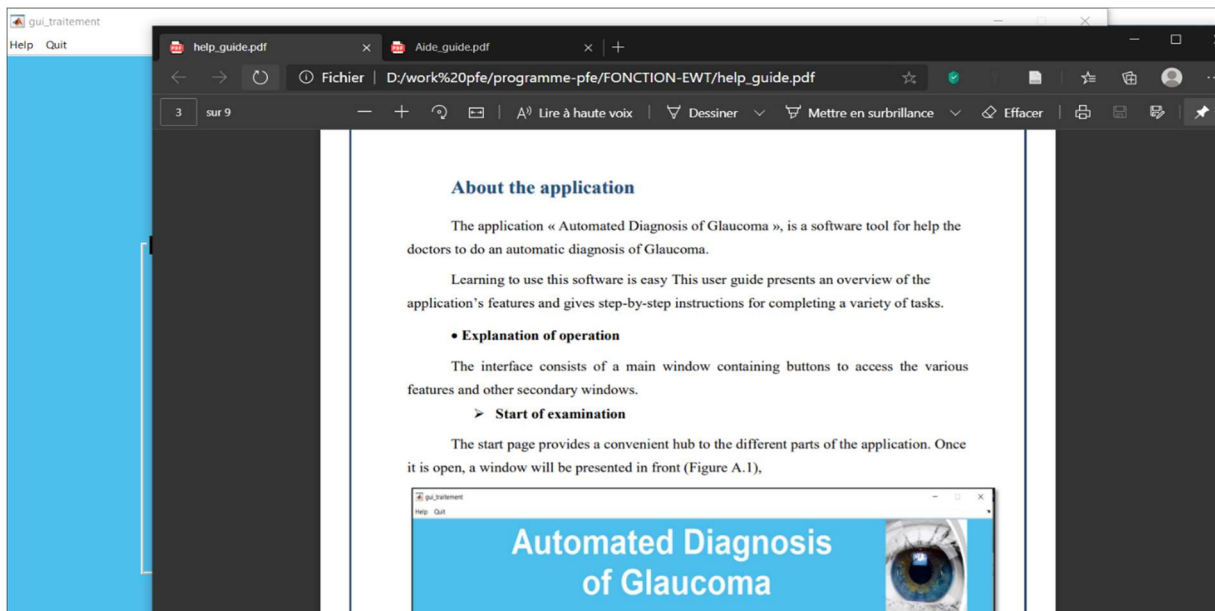
Figure A.16 : Help button

- **Help en Anglais :**



Annexe A

SOFTWARE MANUAL



- For technical help or software support, please contact :

elbatoule1303@gmail.com / meriembenzaid37@gmail.com

Guide utilisateur

L'application « Automated Diagnosis of Glaucoma », est un outil logiciel permettant de diagnostiquer automatiquement la maladie du Glaucome.

Apprendre à utiliser ce logiciel n'a rien de compliqué. Ce manuel d'utilisation offre une vue d'ensemble des caractéristiques de l'application et donne des instructions pas à pas pour la réalisation de différentes tâches.

L'interface est composée d'une fenêtre principale qui contient des boutons permettant d'accéder aux différentes fonctionnalités et à d'autres fenêtres secondaires.

➤ Démarrage de l'épreuve

La page de démarrage constitue une plateforme pratique pour atteindre les différentes parties de l'application. Une fois elle est ouverte, une fenêtre va être présentée en face (Figure B.1).

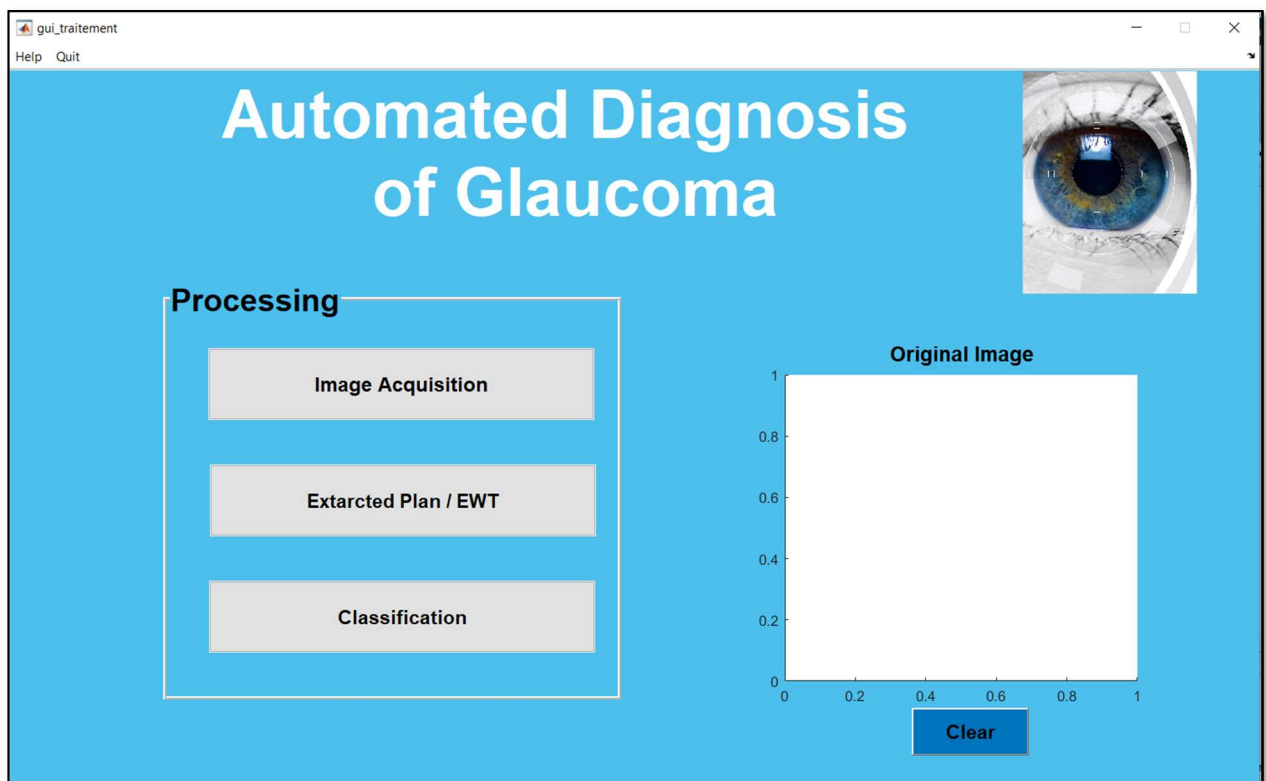


Figure B.1 : Fenêtre principale de l' interface

- Pour lancer le traitement, cliquez sur l'un des boutons pour chaque processus (Figure B.2).

Annexe B

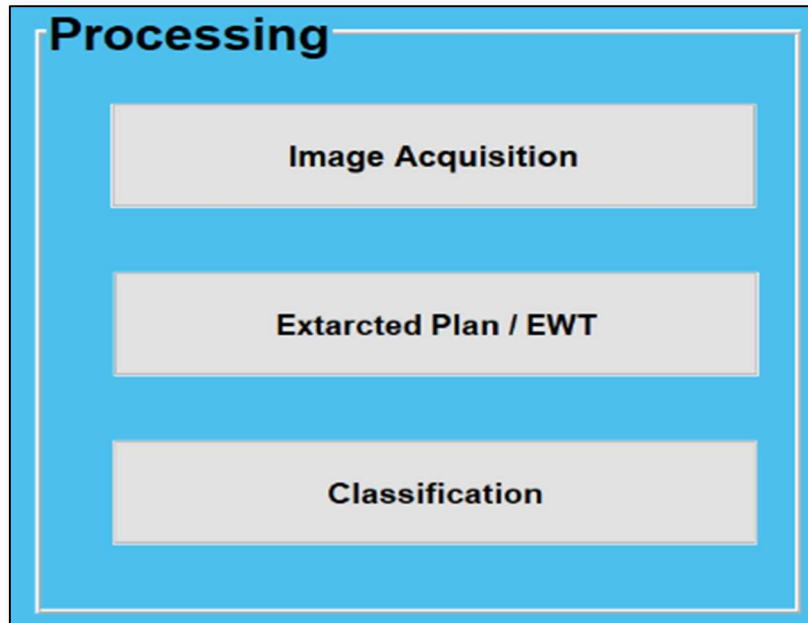


Figure B.2 : Boite de traitement

- Pour acquérir une image, cliquez sur «Image Acquisition» dans la boîte du traitement, afin de télécharger et de lire une image de fond d'œil (Figure B.3).

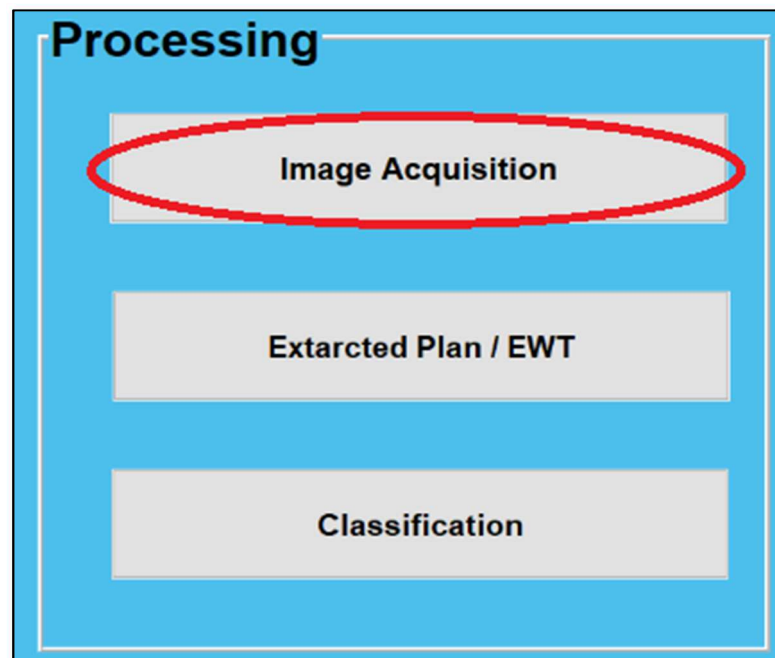


Figure B.3 : Bouton d'acquisition

- Choisissez l'image pour la traiter, pour cela un nouveau onglet apparaîtra, (Figure B.4).

Annexe B

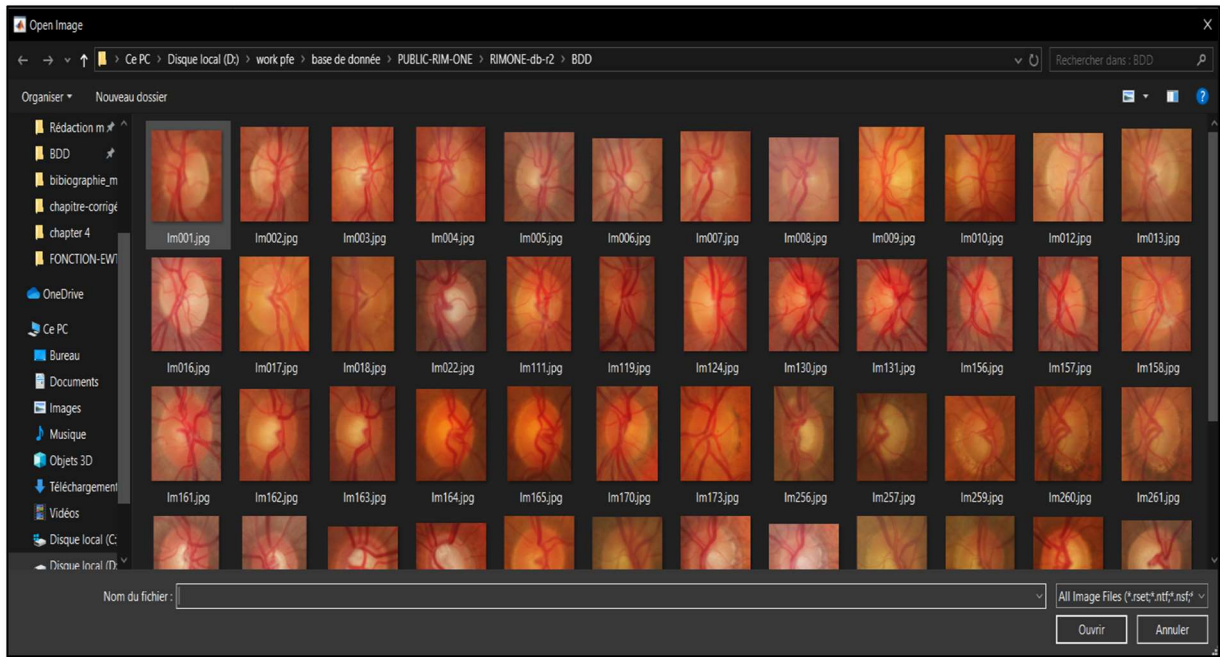


Figure B.4 : Emplacement des images de fonds d'œil

- Une fois l'image est acquise, elle va être affichée comme montrée sur la Figure B.5.

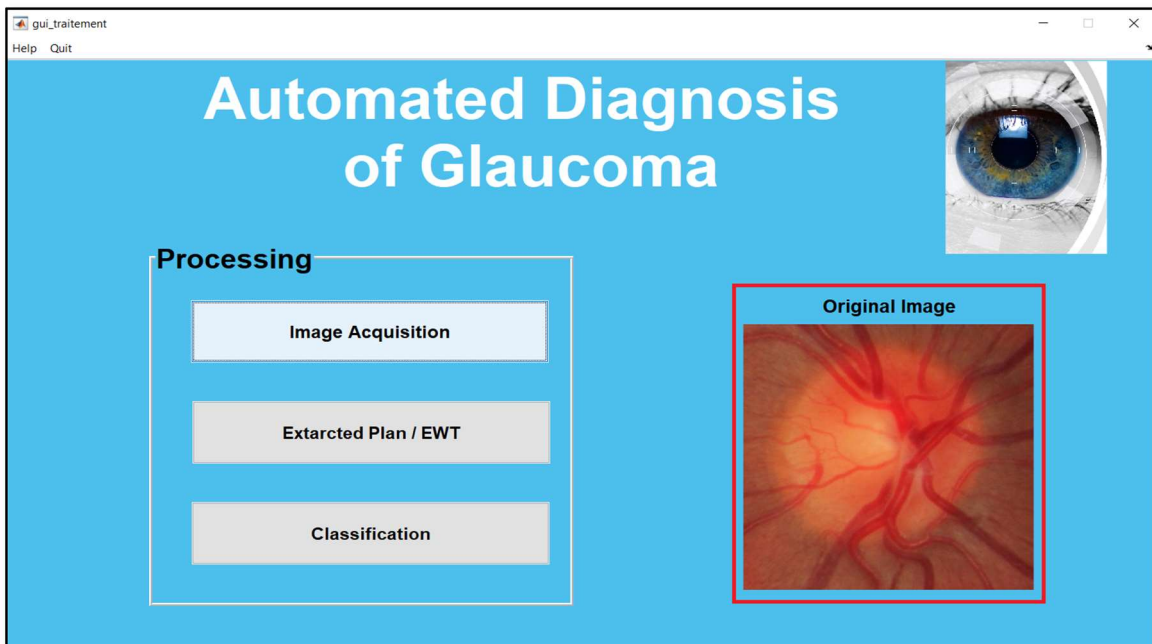


Figure B.5 : Affichage de l'image acquise

Annexe B

- Sélectionnez alors le bouton poussoir «Extracted Plan / EWT», afin de montrer les plans d'image et ses composantes EWT (Figure B.6).

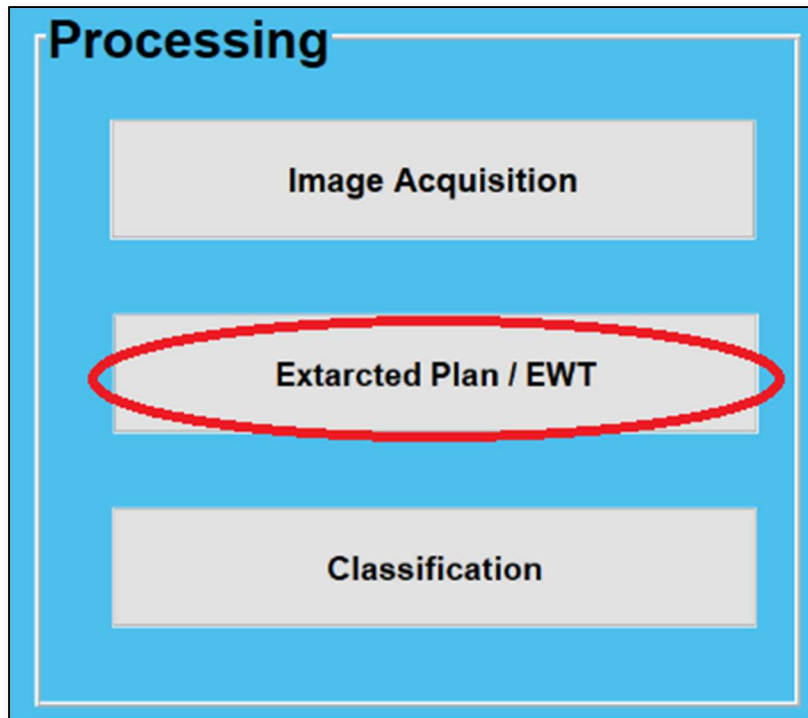


Figure B.6 : Bouton de décomposition des plans d'image et EWT

- L'application bascule alors par défaut vers l'onglet suivant, pour montrer les résultats (Figure B.7).

Annexe B

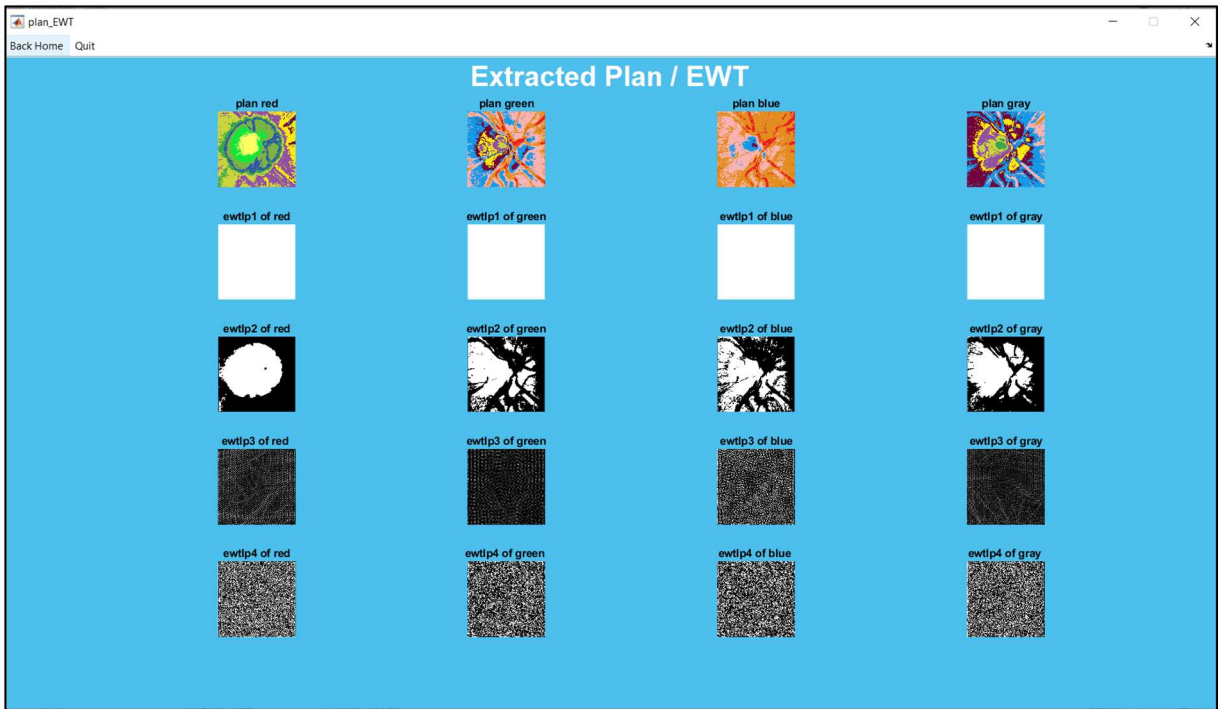


Figure B.7 : Les résultats de décomposition des plans et EWT

- Cliquez enfin sur le troisième bouton, pour obtenir la classification des fonctionnalités extraites (Figure B.8).

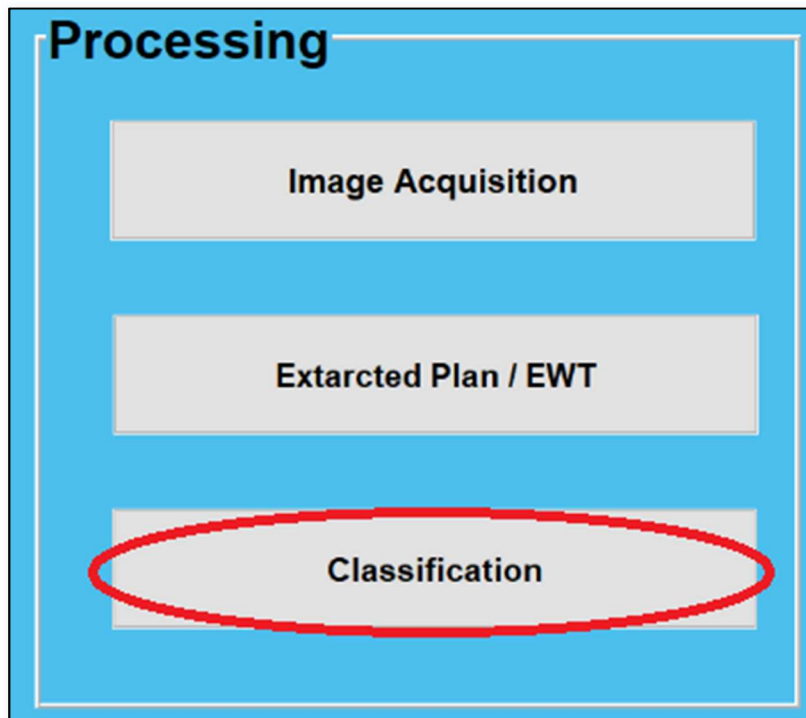


Figure B.8 : bouton de Classification

Annexe B

- Dès que le processus du traitement et de tous les calculs est terminé, une fenêtre de classification affiche la classe de l'image traitée selon chaque plan (Figure B. 9).

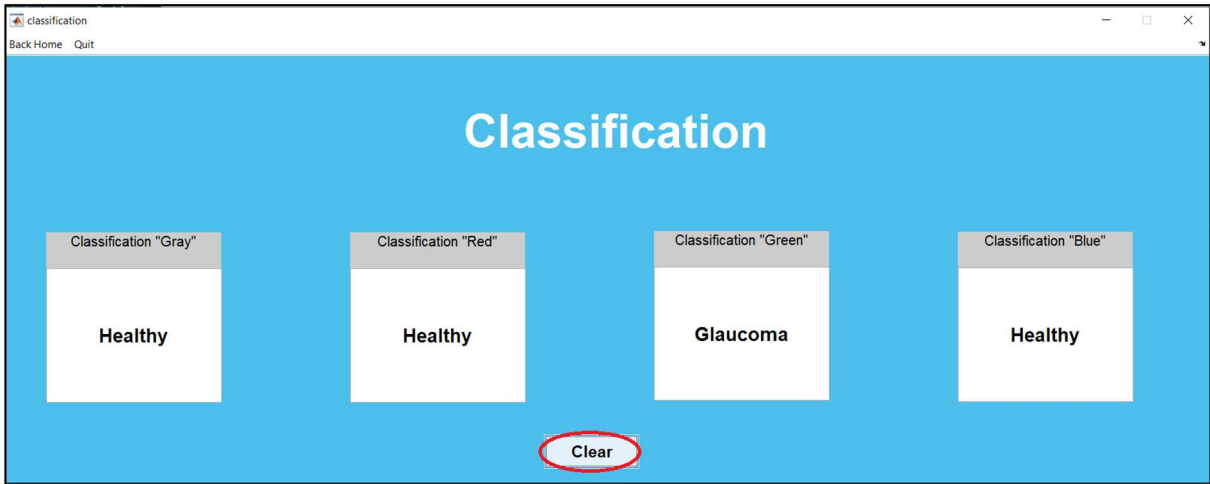


Figure B.9 : Messages de Classification

- Cliquez sur le bouton de « Back Home » pour faciliter le retour à la fenêtre principale (Figure B.10).

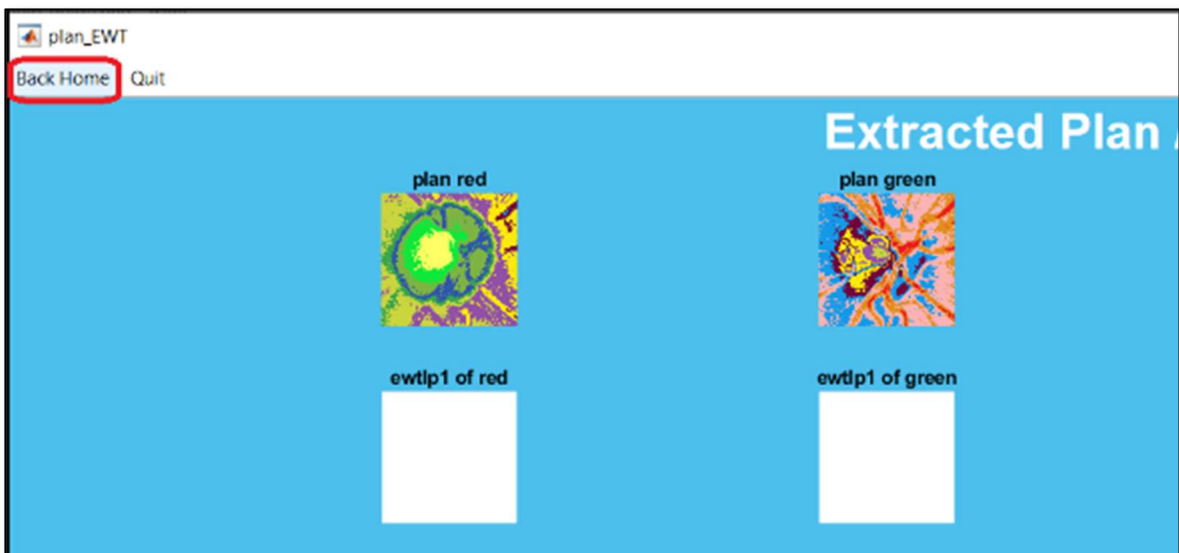


Figure B.10 : Bouton de retour

Annexe B

On a aussi, mis un bouton « Clear », pour réinitialiser l'état initial. Ce bouton est valable dans la tâche d'acquisition.

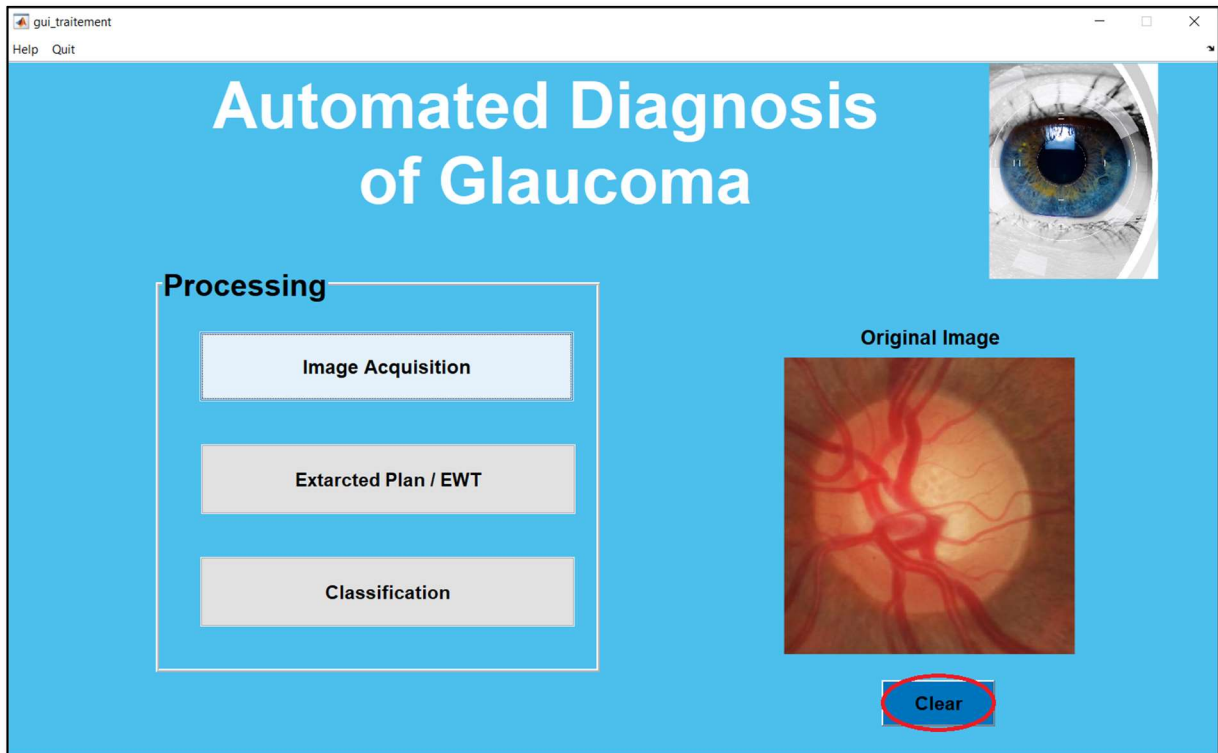


Figure B.11 : Bouton de réinitialisation « Clear »

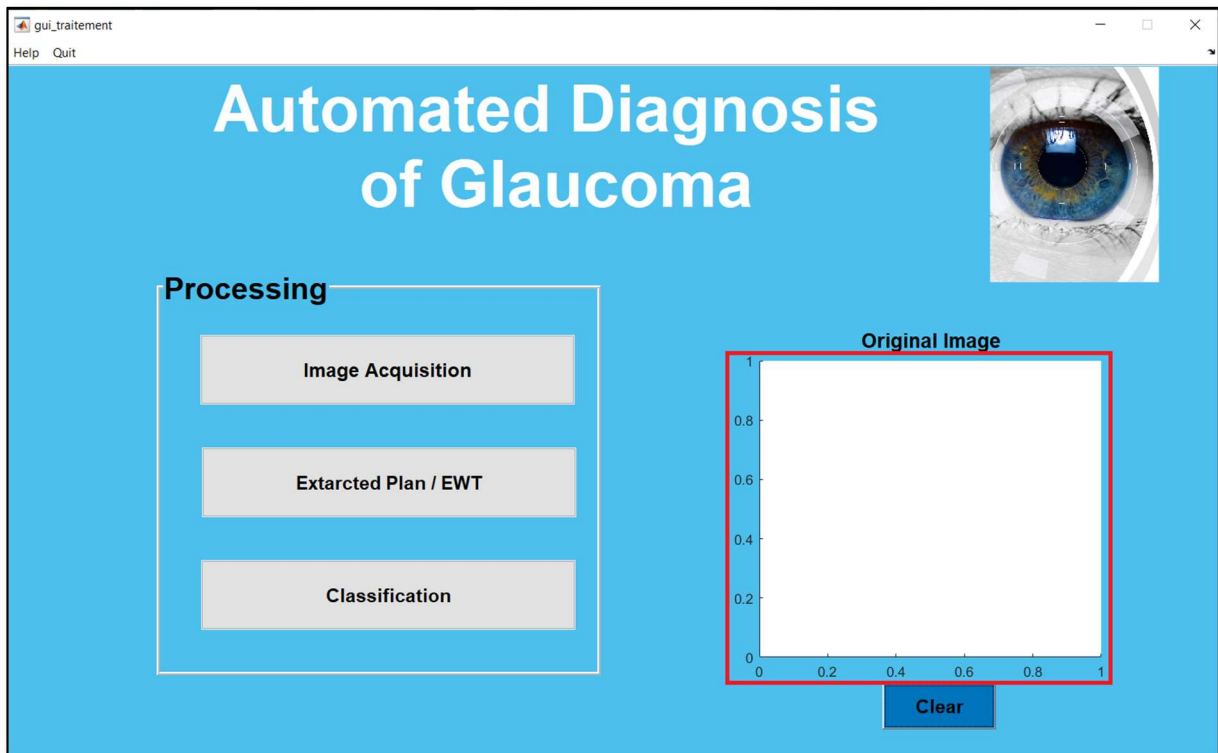


Figure B.12 : la réinitialisation d'acquisition d'image

Annexe B

Ainsi, ce bouton est utile dans la phase de classification.

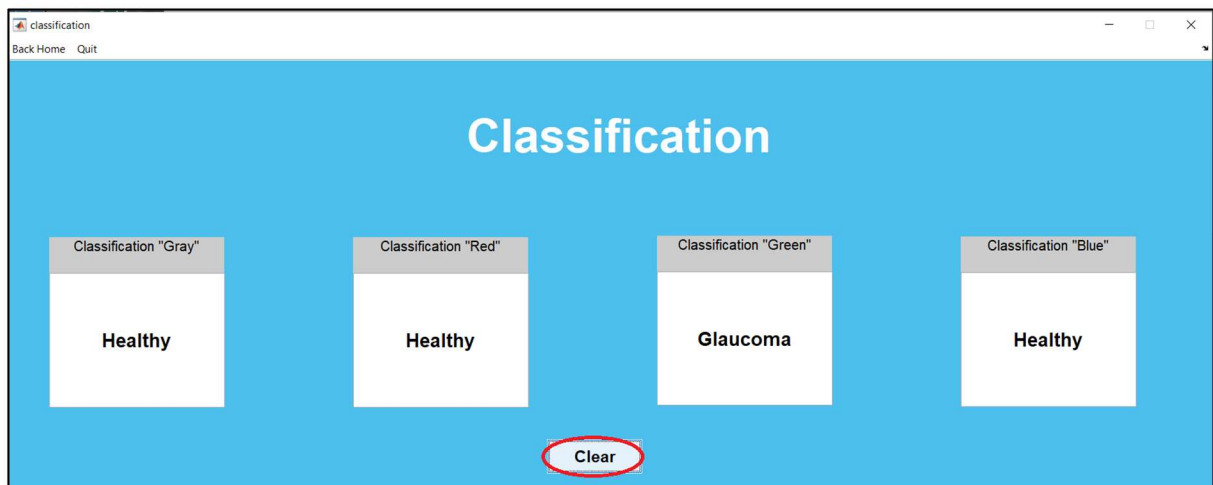


Figure B.13 : Bouton de réinitialisation de la classification

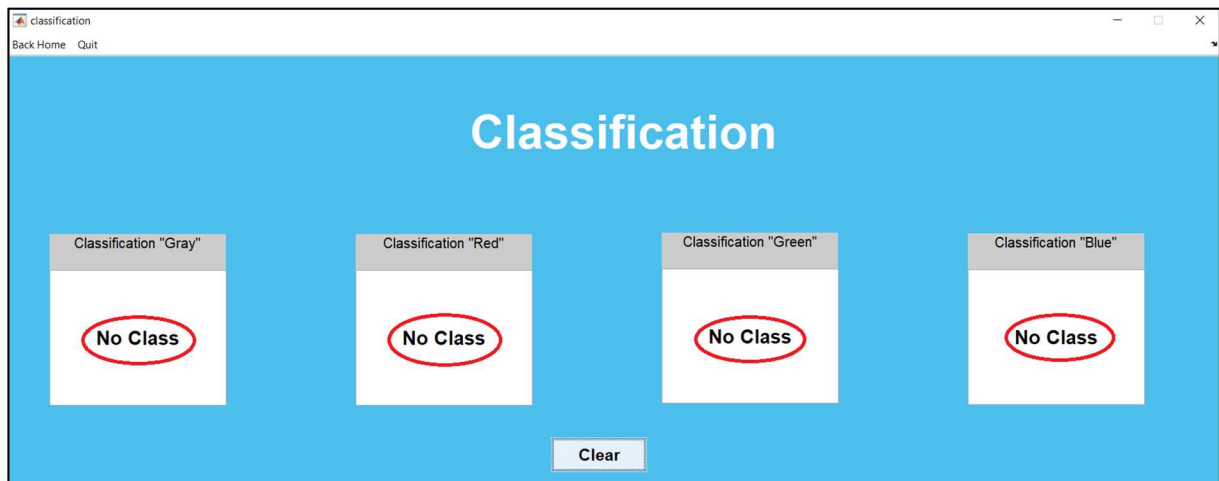


Figure B.14 : la réinitialisation des messages de la classification

Annexe B

- Pour sortir de chaque fenêtre, on clique sur le bouton « Quit » (Figure B.15).



Figure B.15 : Bouton de sortie

- Pour obtenir une aide sur son utilisation, il suffit de cliquer sur le bouton « help », et choisir la langue du manuel d'utilisation (Figure B.16).

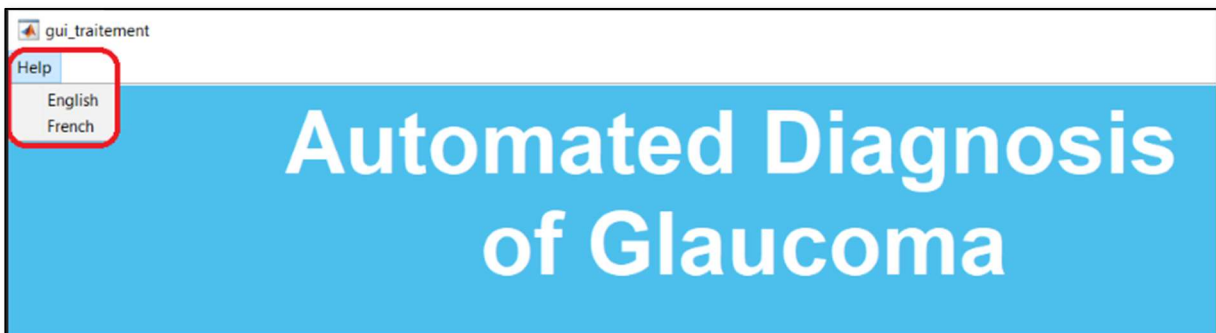
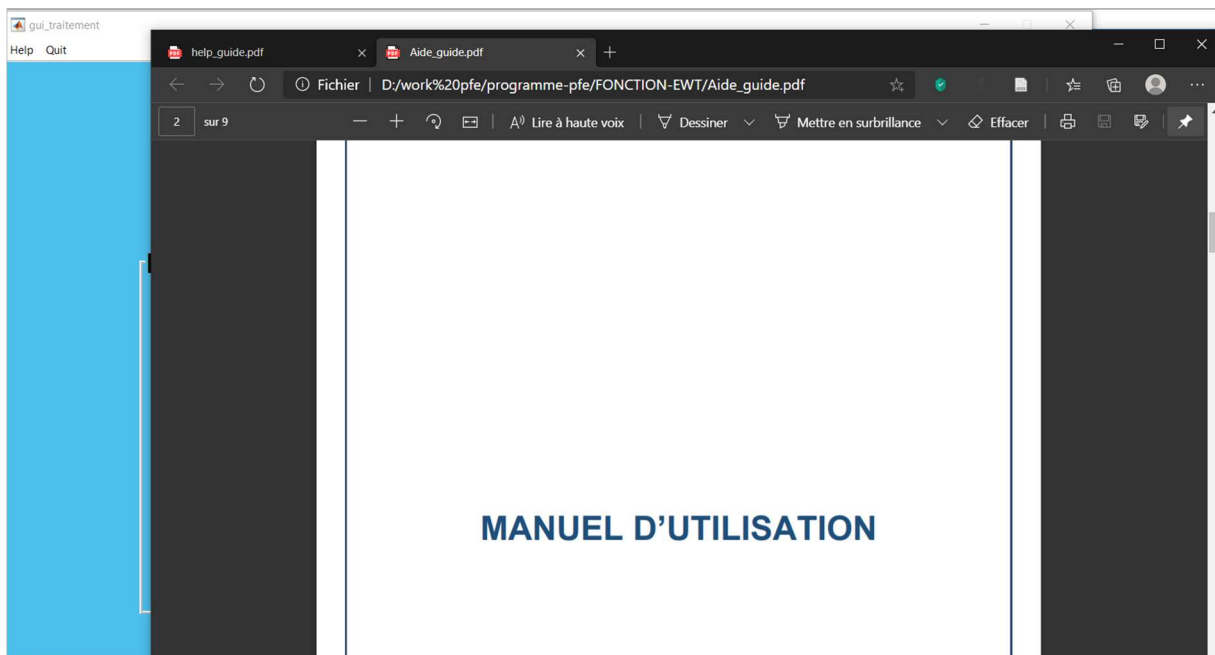
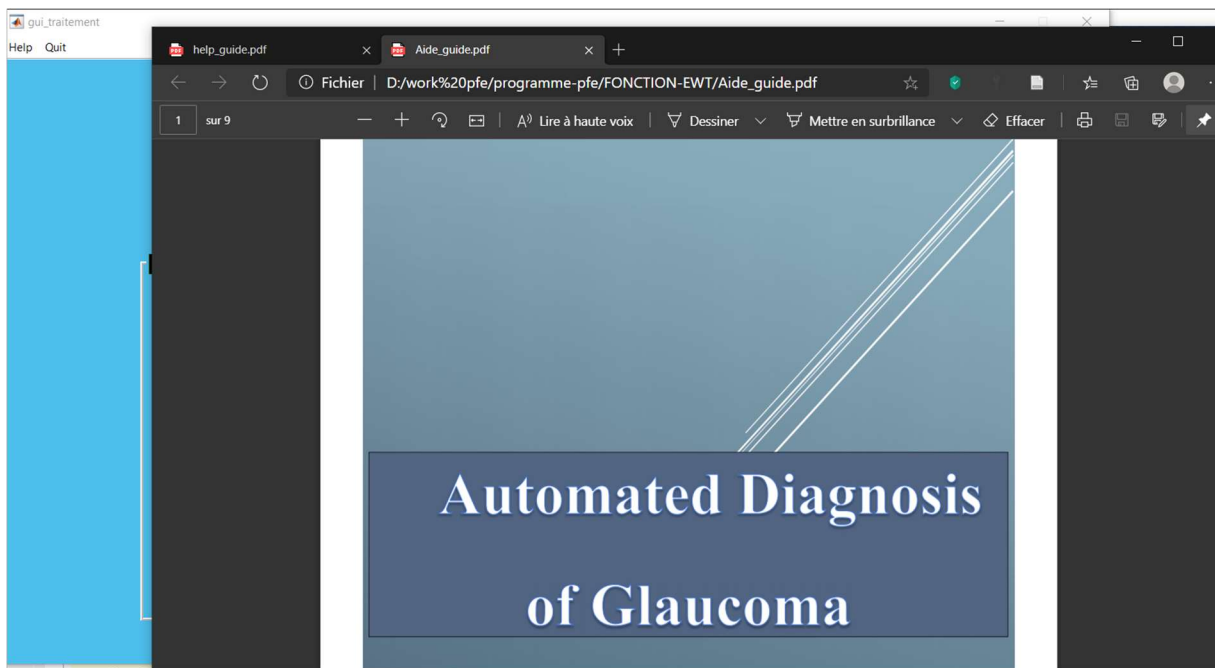


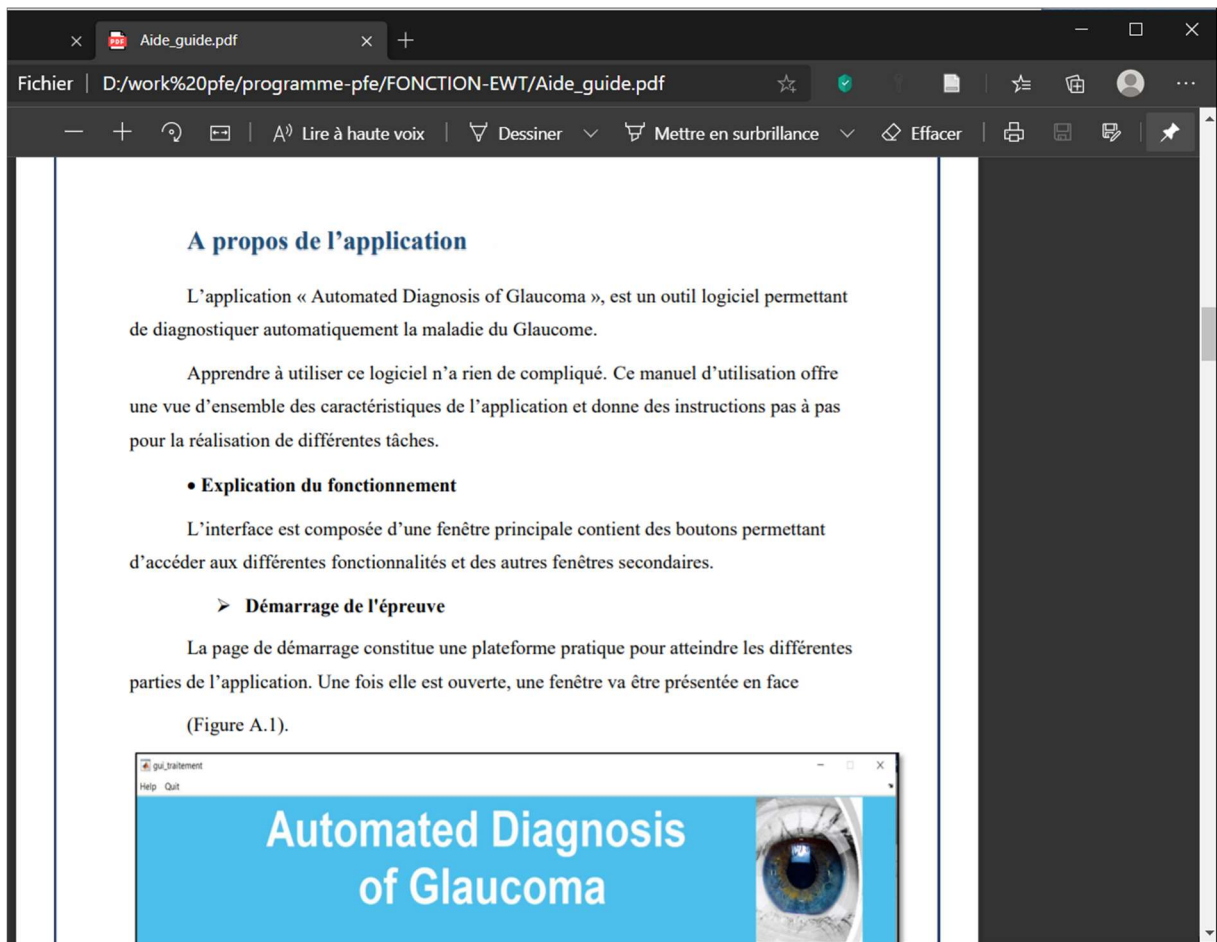
Figure B.16 : Bouton d'aide

Annexe B

- **Help en Français :**



Annexe B



- Pour obtenir une aide technique ou une assistance logicielle, veuillez contacter :

elbatoule1303@gmail.com / meriembenzaid37@gmail.com