



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
Republique Algerienne Democratique Et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي التبسي - تبسة

Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de génie électrique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master Académique en électronique

Spécialité : *Instrumentations*

Un Système Automatique d'Aide à la Détection de la Rétinopathie
Diabétique Basé sur une Approche d'Apprentissage Supervisé

Présenté par :

MERZOUG Zineb

LAADJAL Ahlem

Présenté et soutenu publiquement, le 13 Juin 2022 devant le jury composé de :

M. MERAOUZIA Abdellah

Pr

Président

M. HOUAM Lotfi

MCB

Rapporteur

M. SAIGAA Mohamed

MAA

Examineur

Promotion : 2021/2022

Dédicaces

Avec l'expression de ma reconnaissance je dédie ce travail à ma chère mère. Autant de phrases aussi expressives soient-elles ne sauraient montrer le degré d'amour et d'affection que j'éprouve pour toi, Tu n'as cessé de me soutenir et de m'encourager durant toutes les années de mes études, tu as toujours été présente à mes côtés pour me consoler quand il fallait. Puisse le tout puissant te donner santé, bonheur et longue vie afin. À mon père, grand-père et grand-mère, que Dieu les protège et prolonge leur vie à tous mes frères abd eraouf oussama et abd elhak à tous les membres de ma famille

Je dédie ce travail à l'âme pure de mon grand-père, que Dieu ait pitié de lui, A tous mes cousins à ma tante Nadia merci d'être resté à mes côtés

A tous mes amis omayma imen aya bouthaina nouara fayza ikram chaima et à ceux qui m'ont accompagné et m'ont aidé tout au long de mes études sans oublier ma chère collègue binomti laadjal ahlem.

M.ZINEB

Dédicaces

Mes remerciements vont tout premièrement à dieu tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il m'a donnée pour terminer ce travail.

Je voudrais aussi remercier ma famille qui m'a soutenu et encouragé.

Mon cher père LAADJAL KHALED : aucune dédicace ne peut exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour toi. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et pour mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis mon éducation et ma formation.

A ma mère LAADJAL NAIMA l'affable, l'aimable et l'honorable : tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi.

À mon frère et âme sœur Ihab : Tu es la plus belle chose qui me soit arrivée, tu es mon frère et mon soutien au monde.

A ma belle Amel

A ma cher frère : IBRAHIM. Et mon beau-frère abd Waheb

Et mon petit SANAD

A mes amies : Mahan, Bouthaina, Aya, Loubna, Mariem, Ikram et Omaira je ne peux trouver les mots justes pour vous exprimer mon affection et mes pensées, vous êtes pour moi des sœurs et des amies sur qui je peux compter.

A mon binôme Zineb tu es témoignage de l'amitié qui nous unit et des souvenirs de tous les moments que nous avons passés ensemble, je vous dédie ce travail et je vous souhaite une vie pleine de santé et de bonheur.

A toute personne qui a participé de près ou de loin pour l'accomplissement de mon travail.

Mes remerciements.

laadjal ahlem.

Remerciements

Je tiens à remercier le professeur qui a encadré la recherche, le professeur Houam Lotfi, pour cette opportunité du projet. J'ai beaucoup appris au cours de ce travail, tant sur le plan professionnel Ou socialement, vous avez pu découvrir le monde passionnant de la recherche en informatique et de la recherche scientifique.

Les conseils que les professeurs m'ont donnés. Chacun de leurs commentaires la concernait

A fait de grands progrès.

Enfin, je tiens à remercier ma famille de m'avoir soutenu tout au long de ma vie.

Ce soutien régulier a permis Me surpasser au quotidien et m'épanouir.

Table des Matières

Dédicaces	ii
Dédicaces	iii
Remerciements.....	iv
Table des Matières.....	v
Liste des tableaux	vii
Liste des Sigles et Abréviations	viii
Liste des figures	x
Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 Contexte médical	3
1.1 Introduction :	3
1.2 Généralités sur la rétine et la rétinopathie	3
1.3 Rétinopathie.....	7
1.4 Rétinopathie diabétique	7
1.5 Classification de la Rétinopathie diabétique(RD)	9
1.6 Fond d'œil.....	12
1.7 Fond d'œil et diabète	14
1.8 Diagnostic de la rétinopathie diabétique sur le plan clinique.....	15
1.9 Conclusion.....	20
Chapitre 2 L'apprentissage automatique et la rétinopathie diabétique.....	21
2.1 Introduction	21
2.2 Intelligence artificielle	21
2.3 Apprentissage automatique.....	22
2.4 Diagnostique automatique de la rétinopathie diabétique.....	27
2.5 Conclusion	28

Chapitre 3	Techniques de prétraitement et de caractérisation d'images de fond d'œil	29
3.1	Introduction	29
3.2	Système proposé	29
3.3	Prétraitement d'images	30
3.4	Segmentation des images.....	40
3.5	Algorithmes d'extraction des caractéristiques de la rétinopathie diabétique	41
3.6	Segmentation des exsudâtes	43
3.7	Système proposé pour la détection automatique de la RD	51
3.8	Extraction de caractéristiques	51
3.9	Classification	56
3.10	Conclusion	59
Chapitre 4	RRésultats et discussion	60
4.1	Introduction	60
4.2	Description de la base d'images	61
4.3	Environnement de travail.....	62
4.4	Evaluation de la performance de classification	62
4.5	Caractérisation et classification de la RD.....	66
4.6	Synthèse des résultats	79
4.7	Conclusion	80
Conclusion Générale	81	
Références Bibliographiques	83	
Annexe A validation croisée.....	85	
Annexe B Prétraitement d'image	86	

Liste des tableaux

Tableau 1-1 : le pourcentage de La possibilité de développer la maladie de rétinopathie diabétique dans le monde.

Tableau 2-1 : La déférence entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

Tableau 4-1 : résultats de classifieur SVM avec filtre gaussien.

Tableau 4-2 : résultats de classifieur SVM avec filtre anisotropie.

Tableau 4-3 : résultats de classifieur KNN avec filtre gaussien.

Tableau 4-4 : résultats de classifieur KNN avec filtre anisotropie

Tableau 4-5 : résultats de classifieur DT avec filtre gaussien.

Tableau 4-6 : résultats de classifieur DT avec filtre anisotropie.

Tableau 4-7 : résultats de classifieur SVM avec filtre gaussien.

Tableau 4-8 : résultats de classifieur SVM avec filtre anisotropie.

Tableau 4-9 : résultats de classifieur K_NN avec filtre gaussien

Tableau 4-10 : résultats de classifieur K_NN avec filtre anisotropie.

Tableau 4-11 : résultats de classifieur DT avec filtre gaussien.

Tableau 4-12 : résultats de classifieur DT avec filtre anisotropie.

Tableau 4-13 : résultats de meilleure performance pour tous les classifieur.

Tableau 4-14 : résultats de matrice de confusion pour la première méthode.

Tableau 4-15 : résultats de matrice de confusion pour la méthode de cross validation.

Liste des Sigles et Abréviations

- RD : Rétinopathie Diabétique.
- RDP : Rétinopathie diabétique prolifèrent.
- RNP : Rétinopathie diabétique non prolifèrent.
- SVM : machine à vecteur de support.
- IA : Intelligence artificielle.
- RPA : Robotic Process Automation.
- AA : L'apprentissage automatique.
- MSE : L'erreur quadratique carrée.
- MA : Micro Aneurisme.
- AMIR : Anomalies des Microcirculations Intra-Rétiniennes.
- OCT : Tomographie par Colvrérence processing.
- NLP: Natural Language processing.
- NASA: National Aeronautics and Space Administration.
- CAO : Conception assistée par ordinateur.
- DT: Decision Tree.
- K_NN: K-Nearest Neighbors.
- PCA : Analyse en Composants Principaux.
- DWT: Discrète Wavelet Transform .
- RVB: Rouge Verte Bleu.
- CLAHE: Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization.
- GLCM: Gray-Level Co-occurrence Matrix.
- SE : Sensibilité.
- SP : Spécificité.
- ES : Elément Structurant.

DO :Disque Optique.

ROC: Receiver Operating Characteristics.

VPN : Valeur Prédictive Négative.

VPP : Valeur Prédictive Positive.

PRC : Précision.

AUC : Area under Curve.

Liste des figures

Figure 1-1 : Anatomie de l'œil humain	4
Figure 1-2 : la rétine de l'œil	7
Figure 1-3 : Absence de rétinopathie diabétique	10
Figure 1-4 : Rétinopathie diabétique non proliférant minime	10
Figure 1-5 : Rétinopathie diabétique proliférant	12
Figure 1-6 : Examen de fond d'œil	13
Figure 1-7 : Le micro anévrismes	16
Figure 1-8 : les hémorragies rétinienne punctiformes	16
Figure 1-9 : Les nodules cotonneux	17
Figure 1-10 : Hémorragies en taches et AMIR	17
Figure 1-11 : Les anomalies veineuses.	18
Figure1-12 : Néo vaisseaux pré papillaires.	18
Figure1-13 : Néo vaisseaux pré rétiniens.	18
Figure1-14 :L'œdème maculaire.	19
Figure 1-15 : Les exsudats.	20
Figure 2-1: défférentes procédé d'apprentissage	24
Figure 3-1 : Schéma bloc du système proposé.	30
Figure 3-2 : digramme de prétraitement des images.	31
Figure 3-3 : (a) image sain, (a1) image sein après filtre gaussien , (a2) image sein après filtre anisotropie, (b) image malade , (b1) image malade après filtre gaussien ,(b2) image malade après filtre anisotropique.	33
Figure 3-4 : Filtre médian.	33
Figure 3-5 : (a) image RVB, (b) image niveaux de gris (c) image après filtre médiane.	34
Figure 3-6 : (a) image RVB, (b) image neveux de gris (c) image après filtre top_hat.	35
Figure 3-7 : Dilatation et érosion.	37
Figure 3-8 : Erosion.	39

Figure 3-9 : (a) image RVB, (b) érosion,(c) fermeture ,(d) dilatation.	40
Figure 3-10 : les étapes d'extraction les vaisseaux sanguins.....	42
Figure 3-11 : segmentation des vaisseaux sanguins : (a) image RVB, (b) image niveaux du canal vert, (c) et (d) image après CLAHE,(e)image après filtrage médian, (f) image de vaisseaux sanguins.....	42
Figure 3-12 : les étapes d'extractions la bordure de cercle.	43
Figure 3-13 : segmentation bordure de cercle ; (a) image RVB, (b) image du canal rouge, (c) image après méthode de seuil, (d) image forme bord.	44
Figure 3-14 : les étapes d'extraction le disque optique.	45
Figure 3-15 : segmentation de disque optique : (a) image RVB, (b) image niveaux de gris, (c) image après histogramme, (d) image après CLAHE, (e), (f) et (g) images après opérations morphologiques, (h) disque optique.	46
Figure 3-16 : les étapes d'extractions des exsudats.	47
Figure 3-17 : segmentation des exsudâtes : (a) image RVB,(b) image du canal rouge, (c) image après filtrage top hat,(d) méthode entropie, (e) image de exsudat.....	49
Figure 3-18 : Détection de Micro anévrismes : (a) image RVB, (b) image niveaux du canal vet, (c) image après filtrage médian, (d) filtrage CLAHE, (e) vaisseaux sanguin, (f) les micronérismes.....	50
Figure 3-19 : Discret Transformée en ondelettes DWT.	53
Figure 3-20 : Analyse des composants principaux (PCA).....	53
Figure 3-21 : Matrice de cooccurrence des niveaux de gris(GLCM).	54
Figure 3-22 : support vector machin.....	56.
Figure 3-23 : Arbre de décision (Decision Tree).....	57
Figure 4-1 : Schéma Bloc du système proposé.....	61
Figure 4-2 : Image d'un sujet normal.....	62
Figure 4-3 : Image d'un sujet malade.	62
Figure 4-4 Matrice de confusion.	65
Figure 4-5 : Courbe roc de filtre gaussien et filtre anisotropie.	67
Figure 4-6 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.	68
Figure 4-7 : Courbe roc de filtre gaussien et filtre anisotropie.....	70

Figure 4-8 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.....	71
Figure 4-9 : Courbe roc de filtre gaussien et filtre anisotropie.....	71
Figure 4-10 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.....	72
Figure 4-11 : courbe ROC filtre Gaussien.....	73
Figure 4-12 : courbe ROC filtre Anisotropie.....	73.
Figure 4-13 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.....	74.
Figure 4-14 : Courbe roc Gaussien.....	75
Figure 4-15 : Courbe ROC.....	76
Figure 4-16 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.....	76
Figure 4-17 : courbe ROC Anisotropie.....	78
Figure 4-18 : courbe ROC Gaussien.....	78
Figure 4-19 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.....	78
Figure 4-20 : Principe de la validation croisée pour $m = 10$	85
Figure 4-21 : (a) image RVB,(b) canal vert ,(c) canal rouge ,(d) canal bleu.....	86
Figure 4-22 : image en niveaux de gris.....	87
Figure 4-23 : (a) image RVB, (b) image de niveaux de gris (c) image après Égalisation d'histogramme.....	87
Figure 4-24 : (a) image RVB, (b) image en niveaux de gris, (c) image après CLAHE.....	90

Introduction Générale

Le diabète est une des cinq principales causes de cécité en Europe. Son traitement exige une étroite collaboration entre l'ophtalmologiste, le diabétologue et le médecin généraliste. L'équilibre du sucre et un éventuel traitement par laser sont les garants d'une vision conservée. La prévalence est de 2% à 2,5% de la population de monde, 90% des patients ayant un diabète de type 2.

Le diabète est une maladie chronique liée au manque d'insuline. Il s'agit d'une hormone sécrétée par le pancréas et son rôle est de favoriser l'absorption du glucose par certaines cellules. Un manque d'insuline signifie que le glucose ne peut pas être absorbé par ces cellules. Ceci se traduit par un taux élevé de sucre dans le sang et entraîne de nombreuses complications. Parmi ces complications, la fragilisation des parois des vaisseaux sanguins de la rétine est celle qui cause la Rétinopathie diabétique.

La rétinopathie diabétique est le résultat de dommages à la rétine dus à une glycémie élevée, et la première étape de son traitement est la détection précoce, grâce à une caméra de fond d'œil, et cet examen permet de gagner du temps et de vérifier le taux et le degré de la maladie.

Le travail de ce mémoire s'inscrit dans le cadre général du traitement d'images médicales pour le diagnostic précoce de la rétinopathie diabétique. Nous avons exploité des données rétinienne qui consiste aux images couleurs de fond d'œil pour l'extraction de caractéristiques géométriques et texturales afin de détecter les patients rétinopathiques des sujets sains.

Ce manuscrit de mémoire est composé de quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à des généralités sur la rétine, la maladie de la rétinopathie diabétique et les classes de cette maladie, aussi en parle la fond d'œil et explique la diagnostique de ce maladie en plan clinique.

Dans le deuxième chapitre, l'intelligence artificielle et quelque exemple de cette technologie, l'apprentissage automatique supervisé et comment utilisée pour la diagnostique de cette maladie.

Le chapitre 3 est consacré, à la présentation détaillée des différentes techniques de prétraitement et de caractérisation les plus adaptées aux données rétinienne. Ainsi notre système de détection de la RD, y est également présenté.

Le quatrième est consacré principalement à l'évaluation des performances du système proposé et la comparaison de trois classifieurs pour la classification de données rétinienne du fond d'œil issues de populations composées de patients rétinopathiques et de sujets sains.

Enfin, une conclusion générale termine ce manuscrit, et évoque certaines perspectives à donner à ce travail.

Chapitre 1

Contexte médical

1.1 Introduction :

Dans ce chapitre nous allons discuter sur la rétinopathie au point de vue médical. Dans la première partie, on va donner un aperçu sur : le diabète, la rétinopathie, l'anatomie de l'œil, montre quelque classification de la rétinopathie diabétique. Et enfin on va présenter le fond d'œil et comment se passe cet examen.

1.2 Généralités sur la rétine et la rétinopathie

1.2.1 Description de l'œil humain

Pour mieux cerner ce qu'est la rétine et où elle se situe dans l'œil, une étude de l'œil humain est nécessaire.

L'œil, appelé aussi globe oculaire est l'organe de la vue de l'humain. Son but est de transformer l'information lumineuse capté en influx nerveux transmis au cerveau. Il correspond à une petite boucle de 2.5 cm de diamètre et pèse 7 à 8 gr.il comprend différentes régions qui lui permettent d'assurer sa fonction, de la cornée jusqu'à la rétine [1].

1.2.2 Comment est composé l'œil ?

L'œil est composé de plusieurs structures. On le divise en deux segments : le segment antérieur et le segment postérieur.

Le segment antérieur est l'espace entre la cornée et la face postérieure du cristallin. D'avant en arrière, on retrouve la cornée, la chambre antérieure avec l'humeur aqueuse, l'iris et le cristallin.

Le segment postérieur est l'espace situé en arrière du cristallin. D'avant en arrière, on distingue la cavité vitrénne avec l'humeur vitrée, la rétine, la choroïde et la sclère [2].

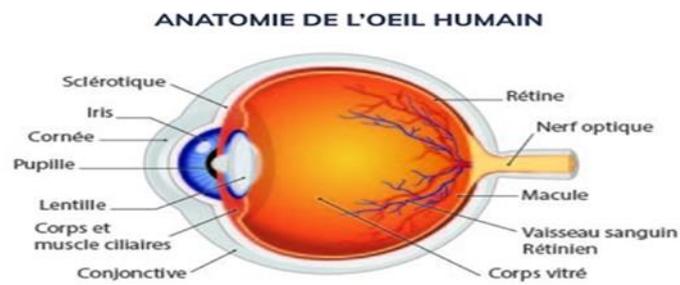


Figure 1-1 : Anatomie de l'œil humain [34].

1.2.2.1 Cornée

La cornée correspond à la partie antérieure transparente du globe oculaire. Elle est enchâssée dans une ouverture de la sclérotique. C'est le premier élément réfractif de l'œil comptant pour les $\frac{2}{3}$ du dioptré oculaire, le cristallin constitue le $\frac{1}{3}$ restant. Elle mesure environ 530 microns d'épaisseur.

La principale caractéristique de la cornée est l'absence de vascularisation. Elle se nourrit à partir du limbe, du film lacrymal [3].

1.2.2.2 Iris

L'iris est la partie la plus antérieure de l'uvée faisant suite au corps ciliaire. C'est une membrane pigmentée, circulaire et contractile, bombant vers l'avant et perforée en son centre d'un orifice [3].

1.2.2.3 Angle iridocornéen

L'angle iridocornéen est délimité par la face antérieure de l'iris et la face postérieure de la cornée [3].

1.2.2.4 Corps ciliaire

Le corps ciliaire est le segment intermédiaire de l'uvée circulaire et situé en arrière de l'iris, il est constitué de deux structures :

Le muscle ciliaire et Les procès ciliaires [3].

1.2.2.5 Rétine

La rétine, organe sensible de la vision, s'étend et recouvre toute la face interne de la choroïde. Sa principale fonction est la photo transduction. En avant, la rétine est en contact avec l'humeur vitrée et en arrière avec la choroïde [4].

Il existe trois zones particulières :

- La macula : zone centrale de la rétine
- La fovéa : dépression centrale de la macula caractérisée par une densité importante de cônes où l'acuité visuelle est à son maximum
- La papille optique : zone d'émergence du nerf optique dépourvue de photorécepteurs

La rétine est constituée de deux tissus :

-La couche neurosensorielle : couche composée de cônes et bâtonnets : photorécepteurs qui captent les signaux lumineux et les transforment en signaux électrochimiques.

-L'épithélium pigmentaire qui a quatre grands rôles : un rôle d'écran, un rôle d'échanges, un rôle dans le métabolisme de la vitamine A et un rôle dans la phagocytose des articles externes des photorécepteurs.

D'un point de vue histologique, on distingue 8 couches, qui sont de l'extérieur vers l'intérieur :

- La couche des photorécepteurs
- La membrane limitant externe
- La couche nucléaire externe
- La couche plexi forme externe
- La couche nucléaire interne
- La couche plexi forme interne
- La couche des fibres optiques
- La membrane limitant interne [4].

1.2.2.6 Cristallin

Le cristallin est une lentille biconvexe constituant le deuxième élément réfractif de l'œil après la cornée. Le cristallin est situé en arrière de l'iris et rattaché aux enveloppes de l'œil par les zonules aux corps ciliaires [3].

1.2.2.7 Sclère

La sclère, couche la plus externe du globe oculaire, elle correspond à la membrane blanche et opaque résistante occupant les $\frac{4}{5}$ de la surface du globe [3].

1.2.2.8 Conjonctive

La conjonctive est la membrane muqueuse transparente tapissant la surface antérieure de la sclère (conjonctive bulbaire) et la surface interne des paupières (conjonctive tarsale) [3].

1.2.2.9 Choroïde

La choroïde est la membrane nourricière de l'œil, Elle constitue une véritable éponge vasculaire située entre la rétine et la sclère, Elle est composée de nombreuses cellules pigmentées et d'éléments vasculo-nerveux [3].

1.2.2.10 Vitré

De structure gélifiée au centre et fibreux en périphérique, le vitré occupe les $\frac{4}{5}$ du volume oculaire soit 4ml. Il a un rôle de tamponnement de la rétine et de sites d'échanges avec les différentes structures avoisinantes [3].

1.2.2.11 Paupières

Les paupières recouvrent la partie antérieure du globe oculaire, leurs différents rôles sont la protection du globe, le drainage lacrymal et l'expression mimique [3].

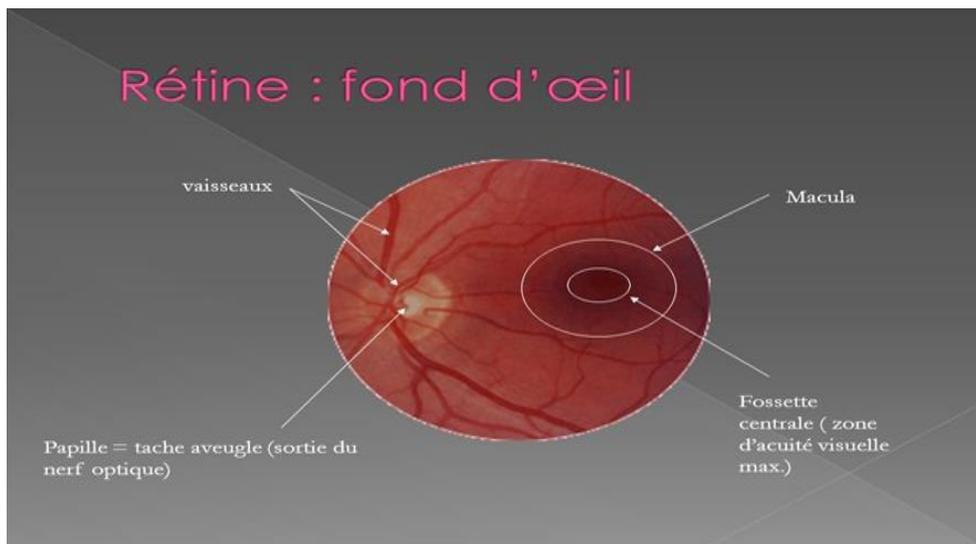


Figure 1-2 : la rétine de l'œil [34].

1.3 Rétinopathie

La rétinopathie est une maladie de la rétine, la membrane transparente au fond de l'œil qui assure notre vision. Elle peut mener à une cécité (devenir aveugle) totale ou partielle si elle n'est pas repérée à temps. Elle est principalement causée par le diabète ou l'hypertension. Ses conséquences vont d'une gêne de la vision, à une cécité totale (devenir aveugle).

Elle est traitée selon sa cause, contrôle glycémique (le taux de sucre dans le sang) ou de pression artérielle. Il existe différents types de rétinopathie :

- La rétinopathie hypertensive,
- La rétinopathie Du prématuré,
- La rétinopathie Photique,
- La rétinopathie Des radiations,
- La rétinopathie diabétique [1].

1.4 Rétinopathie diabétique

Avec le temps le diabète a de nombreuses répercussions sur tout l'organisme et peut endommager le cœur, les reins, les nerfs les vaisseaux sanguin et les yeux.

La RD entraîne la baisse de l'acuité visuelle jusqu'à la cécité dans les cas les plus graves. Il s'agit d'une des principales causes de perte de vue et touche 25-30% des gens

atteints de diabète, soit environ 120 millions de personnes dans le monde. Heureusement, des traitements efficaces existent afin de ralentir la maladie. La RD peut apparaître sans aucun symptôme, c'est pourquoi il est important d'effectuer des examens réguliers en prévention pour contrôler son avancée. Lors de ces examens, des images numériques du fond d'œil du patient sont prises à l'aide de caméras spécialisées. En général, il est recommandé aux techniciens de prendre trois images par œil : deux centrées sur la macula, et une centrée sur la papille. Ces images sont ensuite examinées par un clinicien permettant de donner un diagnostic sur l'avancée de la RD

Les signes et les symptômes communs de la rétinopathie diabétique sont :

- une vision floue ;
- une vision double, apparue subitement ;
- une sécheresse des yeux ;
- une difficulté à percevoir les couleurs ;
- des corps flottants ;
- une difficulté à voir dans la pénombre [5].

Tableau 1-1 : le pourcentage de La possibilité de développer la maladie de rétinopathie diabétique dans le monde.

	5 - 7 ans	> 20 ans
Diabète de type 1 insuline	0% pas de rétinopathie	95% RD ,1/2 NV(RDP)
Diabète de type 2	20 % parfois présente d'emblée	85%RNP, 4% RDP (complication)

1.4.1 Causes et processus de la rétinopathie diabétique

Composée de cellules visuelles et parcourue par une multitude de petits vaisseaux, la rétine est cette fine membrane de l'œil qui réceptionne les impressions lumineuses venues de l'extérieur. Via le nerf optique, elle les transmet au cerveau qui les traduit en images. L'excès

de sucre dans le sang fragilise la paroi des capillaires, entraînant une perte d'étanchéité. Il s'ensuit la rupture puis l'éclatement des vaisseaux rétiniens [6].

1.4.2 Conséquences de la rétinopathie diabétique (RD)

Comme le diabète entraîne une hyperperméabilité capillaire on va assister à l'apparition d'un œdème rétinien et généralement maculaire qui va être responsable de baisse de vision.

L'autre caractéristique de la maladie est de donner des occlusions des capillaires rétiniens, ce qui va provoquer une ischémie rétinienne. Ces territoires d'ischémie vont entraîner l'apparition de néo vaisseaux extrêmement fragiles qui auront tendance à avancer dans le vitré et à saigner [7].

1.5 Classification de la Rétinopathie diabétique(RD)

Évaluation des stades de gravité de la rétinopathie diabétique et de la maculopathie : la concordance entre les stades de rétinopathie diabétique attribués aux photographies de dépistage et aux photographies de référence variait de 60,6 % à 75,8 % pour la rétinopathie diabétique et de 93,2 % à 94,6 % pour l'œdème maculaire. Une surestimation était plus fréquemment observée (artefact, localisations de lésions majoritairement au pôle postérieur, anomalies micro vasculaires interprétées comme des néovaisseaux, altérations de l'épithélium mimant des exsudats secs, etc.). Les cas de sous-estimation étaient dus à des hémorragies rétiniennes en dehors du champ dépisté. Malgré la bonne concordance, ces résultats soulignent la nécessité d'une formation et d'un apprentissage à la lecture des photographies du fond d'œil pour tous les lecteurs [8].

La classification simplifiée de dépistage, notamment en ce qui concerne les maculopathies. , la localisation des signes lésionnels par rapport au centre de la macula est prise en compte et seules les formes menaçant la vision sont orientées vers un ophtalmologiste.

L'angiographie rétinienne est souvent réalisée pour confirmer la sévérité de l'ischémie rétinienne.

1.5.1 Absence de rétinopathie diabétique : rétine normale

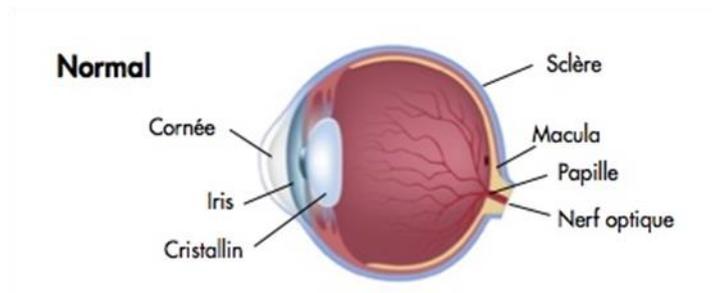


Figure 1-3 : Absence de rétinopathie diabétique [35].

1.5.2 Rétinopathie diabétique non proliférante

1.5.2.1 Rétinopathie diabétique non proliférante minime

On va ainsi retrouver un petit nombre de micro-anévrysmes et d'hémorragies punctiformes lors des examens cliniques.

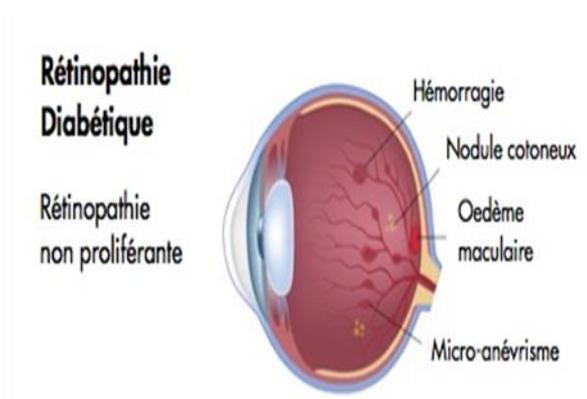


Figure 1-4 : Rétinopathie diabétique non proliférante minime [35].

1.5.2.2 Rétinopathie diabétique non proliférante modérée

D'un point de vue clinique le patient présentera :

- des micro-anévrysmes,
- et/ou des hémorragies en « flammèche » ou punctiformes,
- et/ou des nodules cotonneux,

- et/ou des anomalies de la microcirculation intra-rétinienne,
- et/ou anomalies veineuses (dans moins de deux quadrants de la périphérie rétinienne)
- et/ou hémorragies rétinienne en « tâche » dans moins de quatre quadrants de la périphérie rétinienne [9].

1.5.2.3 Rétinopathie diabétique non proliférant sévère

Ce stade présente un risque important d'évolution vers la néovascularisation. Sa définition correspond à un des trois critères suivants :

- hémorragies sévères dans quatre quadrants de la périphérie rétinienne,
- et/ou anomalies veineuses monoliformes deux quadrants,
- et/ou anomalies des microcirculations intra-rétiniennes (AMIR) nombreuses dans un quadrant de la périphérie rétinienne [9].

1.5.3 Rétinopathie diabétique proliférant

1.5.3.1 Débutante

Des néovaisseaux pré-rétiniens de petite taille, sont présents dans un ou plusieurs quadrants de la périphérie rétinienne [9].

1.5.3.2 Modérée

On va retrouver des néovaisseaux de plus grande taille dans un ou plusieurs quadrants de la périphérie rétinienne, pouvant être accompagnés de néovaisseaux prépapillaires de petite taille [9].

1.5.3.3 Sévère

Elle est qualifiée par des néovaisseaux prépapillaires de grande taille [9].

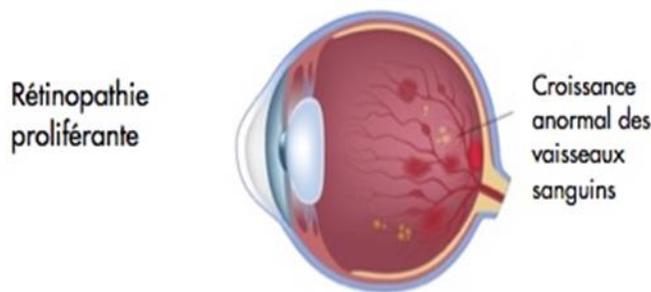


Figure 1-5 : Rétinopathie diabétique proliférante [35].

1.6 Fond d'œil

Le diagnostic repose sur l'examen du fond d'œil. La photographie couleur du fond d'œil permet de classer par grade la rétinopathie. L'angiographie à la fluorescéine permet de déterminer l'étendue de la rétinopathie, de prévoir un schéma thérapeutique et d'en surveiller les effets. La tomographie par cohérence optique est également utile pour évaluer la gravité de l'œdème maculaire et la réponse au traitement.

- Photographie couleur du fond d'œil ;
- Angiographie à la fluorescéine ;
- Tomographie par cohérence optique (OCT) [10].

Il est recommandé aux diabétiques de type 2 de réaliser un fond d'œil au moment du diagnostic, puis tous les deux ans si le diabète est non insuline requérant et bien équilibré. Dans le cas contraire, la surveillance doit être annuelle.

1.6.1 Qu'est-ce qu'un fond d'œil ?

Le fond d'œil est un examen ophtalmologique qui permet d'examiner les structures de l'œil à l'arrière du cristallin, notamment le corps vitré, la rétine, la macula, les vaisseaux de la rétine et la tête du nerf optique ou papille. Le fond d'œil permet de s'assurer de la bonne santé de la rétine, de la macula et des vaisseaux. La rétine est faite de fibres nerveuses et riche en photorécepteurs. Le rôle de la rétine est de capter la lumière pour transmettre au cerveau les informations visuelles qu'elle reçoit. C'est une membrane sensorielle qui tapisse l'intérieur de l'œil, derrière l'iris et le cristallin. La macula est la région centrale de la rétine qui permet la vision des détails [11].



Figure 1-6 : Examen de fond d'œil [36].

1.6.2 Pourquoi faire un fond d'œil ?

Le fond d'œil est généralement indiqué en cas de suspicion d'une affection de la rétine que l'on retrouve dans certaines maladies ophtalmologiques comme le glaucome et la DMLA où le nerf optique et la macula sont respectivement atteints. Il est aussi important chez les myopes où la partie périphérique de la rétine est souvent amincie et fragilisée, exposant au risque de décollement de la rétine. Il est également prescrit dans le cadre d'un bilan au cours de plusieurs maladies générales entraînant des conséquences graves sur les vaisseaux rétiniens comme par exemple : le diabète, l'hypertension artérielle, l'insuffisance rénale et l'hypertension intracrânienne [12].

1.6.3 Quand faire un fond d'œil ?

Le fond d'œil peut être effectué à tout âge, de la petite enfance à l'âge avancé. Cet examen est systématique en cas d'anomalies retrouvées lors de la consultation ophtalmologique et doit, dans l'idéal, être effectué tous les ans en cas de problèmes rétiniens connus et tous les deux ans en cas de troubles réfractifs (myopie, hypermétropie). En dehors de problème particulier, il est recommandé de consulter un ophtalmologiste :

- Tous les 5 ans entre 15 et 40 ans ;
- Tous les 2 ans entre 45 et 65 ans ;
- Tous les ans au-delà de 65 ans j [12].

1.6.4 Comment se passe l'examen ?

Le fond d'œil est réalisé par un ophtalmologiste. Si l'ophtalmologiste souhaite examiner la partie centrale du fond d'œil (macula et nerf optique), l'examen peut se faire sans dilater la pupille. Dans ce cas aucune préparation n'est nécessaire. Le fond d'œil est un examen rapide, indolore et se réalise soit à l'aide d'une lentille équipée de miroir apposée directement sur l'œil soit une technique sans contact avec l'œil (ophtalmoscope indirect ou biomicroscopie avec lentille biconvexe) [12].

Pour examiner la périphérie rétinienne, il peut instiller quelques minutes avant l'examen un collyre mydriatique de façon à dilater la pupille. Il s'agit d'une décision médicale qui dépend de l'examen clinique du patient. L'ophtalmologiste peut ainsi visualiser la totalité du fond d'œil et notamment sa périphérie. Le collyre utilisé peut provoquer une sensation passagère de brûlure, un goût désagréable dans la bouche et une sécheresse transitoire de la bouche. La dilatation est effective au bout de 30 à 45 minutes après l'instillation du produit. Dans le cas où l'ophtalmologiste appose une lentille, il insensibilise la cornée au préalable, avec un collyre anesthésiant dont l'effet dure quelques minutes. Ainsi, l'examen est totalement indolore [12].

1.6.5 Durée

Le fond d'œil dure quelques minutes. "Si une dilatation pupillaire a été réalisée, la vue sera floue et ne reviendra nette que dans les 2 à 4 heures qui suivent l'examen". Il faut donc prévoir de ne pas conduire ni retourner travailler immédiatement après car la forte luminosité causera une gêne et il sera difficile de lire ou de travailler sur écran. Il est donc préférable de venir accompagner pour l'examen et de prévoir un temps libre dans son agenda après le rendez-vous [12].

1.7 Fond d'œil et diabète

Lorsqu'il est mal équilibré, le diabète peut provoquer des complications ophtalmologiques. La rétinopathie diabétique est une de ces complications. Le fond d'œil est un des éléments qui permet d'en faire le diagnostic de manière précoce car elle s'installe souvent sans donner de signes d'alerte. On peut donc être atteint de rétinopathie même avec une bonne vue et en l'absence de symptôme, d'où l'importance d'un contrôle régulier par un ophtalmologiste et d'un dépistage précoce. "Si on laisse s'étendre la maladie, celle-ci peut

créer de graves et irrémédiables troubles de la vision. Le fond d'œil recherche des hémorragies rétinienne, des anomalies vasculaires ou encore des lésions blanchâtres de la rétine appelées nodules cotonneux" [12].

1.7.1 Diabète de type 1

Examen du fond d'œil dès la découverte du diabète (chez les enfants, premier examen à l'âge de 10 ans).

Fond d'œil annuel, puis première angiographie dès les premiers signes de rétinopathie diabétique (et éventuellement de façon systématique après 5 années de diabète).

1.7.2 Diabète de type 2

*Examen du fond d'œil à la découverte du diabète et angiographie dès les premiers signes de rétinopathie diabétique (et éventuellement angiographie systématique à la découverte du diabète).

1.8 Diagnostic de la rétinopathie diabétique sur le plan clinique

La rétinopathie diabétique doit être dépistée par l'examen ophtalmologique systématique réalisé lors de la découverte du diabète ou lors de la surveillance ophtalmologique annuelle de tout diabétique.

Le diagnostic de la RD repose sur l'examen bio microscopique du fond d'œil après dilatation pupillaire, complété par des photographies du fond d'œil. Cet examen permet d'identifier les différents signes de la RD [9].

1.8.1 Micro anévrysmes

Ils sont les premiers signes d'un point de vue ophtalmologique de la rétinopathie diabétique. Ils apparaissent sous forme de lésions punctiformes rouges de petite taille. Ils sont le plus souvent situés au pôle postérieur. Ils correspondent à une prolifération des cellules endothéliales de certains capillaires [13].

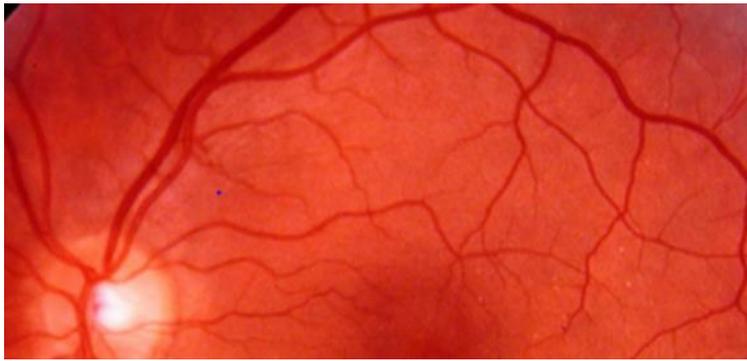


Figure 1-7 : Le micro anévrismes [37] .

1.8.2 Hémorragies rétinienne punctiformes

Elles peuvent être associées aux micros anévrismes. Elles se présentent de manière superficielle, de petite taille et arrondie. Il est parfois difficile de les distinguer des micros anévrismes [13].

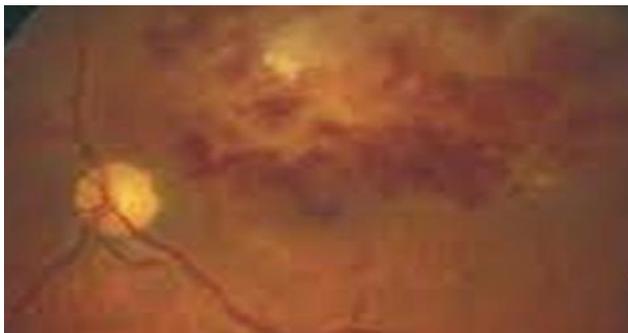


Figure 1-8 : les hémorragies rétinienne punctiformes [37].

1.8.3 Nodules cotonneux

Ils témoignent souvent d'une poussée évolutive de la rétinopathie diabétique. Ils apparaissent comme des taches blanches superficielles. Leur taille et leur localisation sont variables, mais la présence de nombreux nodules cotonneux disposés « en couronne » péri papillaires doit faire rechercher une hypertension artérielle associée à la rétinopathie diabétique [13].

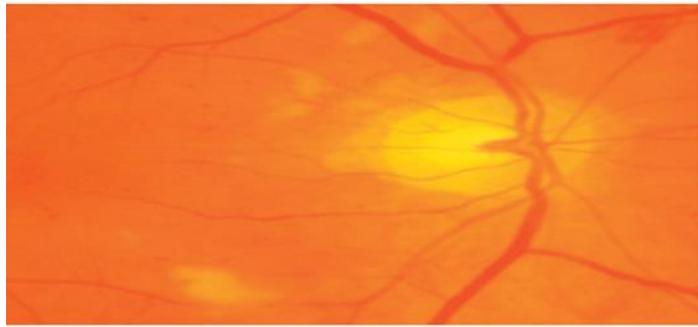


Figure 1-9 : Les nodules cotonneux [37].

1.8.4 Hémorragies en flammèche

Elles sont très superficielles et prennent l'aspect peigné des fibres ganglionnaires dont elles suivent les trajets. Elles évoquent une rétinopathie hypertensive associée [13].

1.8.5 Hémorragies en tâche

Elles siègent soit au pôle postérieur, soit en périphérie rétinienne et sont localisées en bordure ou au sein des territoires rétiens ischémiques. Elles sont plus profondes que les hémorragies en flammèche. Elles apparaissent à bord irrégulières et sont de grande taille [13].

1.8.6 Anomalies de la microcirculation intra-rétinienne (AMIR)

Elles correspondent à un début de néo vascularisation intra-rétinienne, développée à partir des veinules, sans que les vaisseaux franchissent la membrane limitante interne. Elles se présentent comme un réseau rougeâtre irrégulier, digitiforme, situé en bordure d'un territoire ischémique [13].



Figure 1-10 : Hémorragies en taches et AMIR [37].

1.8.7 Anomalies veineuses

Les veines en chapelet qui sont des alternances de rétrécissements et de dilatations, aussi appelées omniformes s'observent toujours au sein de territoires étendus de non-perfusion rétinienne. Les veines en Oméga ou boucles veineuses se développent sur les veines de moyen ou gros calibre

Ces deux anomalies sont assez spécifiques du diabète, et peuvent régresser après réalisation d'une photo coagulation pan rétinienne [13].



Figure 1-11 : Les anomalies veineuses [37].

1.8.8 Néo vaisseaux

Ils sont situés devant la rétine au-dessus de la membrane limitante interne, soit au niveau pré papillaire soit ailleurs sur la rétine. Ils sont issus d'un bourgeonnement à partir des veines et apparaissent comme un réseau. Le risque néo vasculaire est proportionnel à l'étendue de la non-perfusion en moyenne périphérie rétinienne [13].



Figure1-12 : Néo vaisseaux pré papillaires [37].

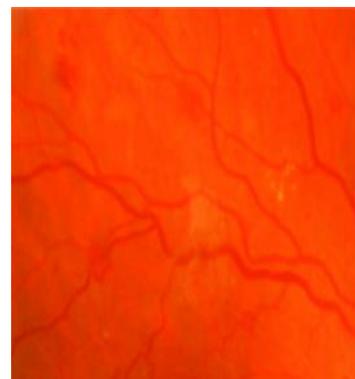


Figure1-13 : Néo vaisseaux pré rétiniens [37].

1.8.9 œdème maculaire

Il traduit l'épaississement de la rétine centrale secondaire à l'accumulation de liquide dans les secteurs intra et extra rétiniens. Il témoigne de la rupture de la barrière hémato-rétinienne interne, en conséquence des altérations vasculaires induites par l'hyperglycémie chronique. Il est qualifié de cystoïde lorsque le liquide est disposé en logettes dans le tissu Rétinien [13].

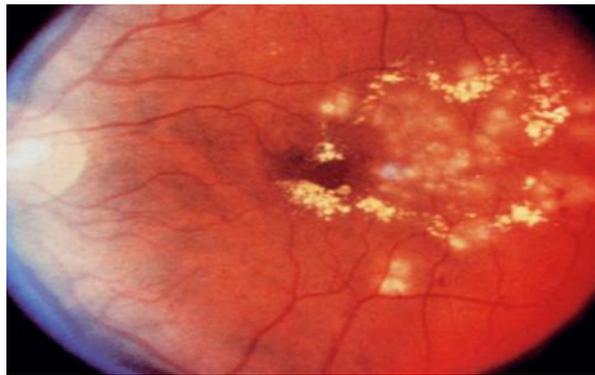


Figure1-14 :L'œdème maculaire [37].

1.8.10 Exsudats

Ils correspondent à des dépôts de lipides intra- ou sous-rétiniens, provenant de l'extravasation plasmatique, liée à une perméabilité anormale des vaisseaux rétiniens. Ils sont jaunes et de forme souvent spéculée.

Ils peuvent s'associer à l'œdème maculaire cystoïde. Dans ce cas, ils sont disposés en couronne autour des anomalies vasculaires dont ils sont issus (exsudats circinés).

S'ils se situent au niveau de la fovéa, ils aboutissent à la destruction de la rétine externe sus-jacente [13].

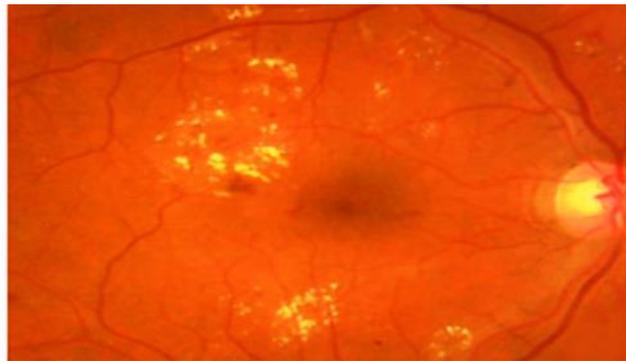


Figure 1-15 : Les exsudats [37].

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté au premier lieu, l'anatomie de l'œil humain, ainsi qu'une pathologie rétinienne liée au diabète, qui est la rétinopathie diabétique, et ces caractéristiques, signes cliniques, catégories et enfin son diagnostic clinique à partir des images couleurs fournies de fond d'œil.

Notre objectif est donc de contribuer à l'analyse de ces images pour évaluer et reconnaître les lésions qui se produisent dans la rétine à différents stades de cette maladie.

Chapitre 2

L'apprentissage automatique et la rétinopathie diabétique

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons détailler les notions importantes et les études réalisées dans le domaine d'intelligence artificielle. Tout d'abord, nous allons introduire certaines notions importantes de l'apprentissage machine et donner leur définitions. Ensuite, nous aborderons le problème de la diagnostique de RD à base de l'apprentissage automatique.

2.2 Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est une discipline de l'informatique qui a pour but de créer des machines intelligentes, en "opposition" avec l'intelligence naturelle des êtres vivants. Le terme a beaucoup évolué au fil du temps, il englobe dorénavant toutes les idées visant à permettre à une machine de pouvoir émuler les capacités cognitives de l'Homme, et de les surpasser. Ce terme "d'intelligence artificielle" voit le jour en 1956 après les nombreux travaux débutés post Seconde Guerre Mondiale et constitue l'un des plus récents champs d'études parmi les sciences et l'ingénierie [14].

2.2.1 Pourquoi l'intelligence artificielle est-elle importante ?

De nos jours, êtres humains et machines génèrent des données plus vite qu'il n'est humainement possible de les absorber et de les interpréter pour prendre des décisions complexes. L'intelligence artificielle est la base de tout apprentissage par un ordinateur et représente l'avenir des processus décisionnels complexes. L'IA avec son évolution logique, le machine Learning et le deep Learning représentent l'avenir de la prise de décisions [15].

2.2.2 Exemples de technologie d'IA

L'intelligence artificielle est intégrée à différents types de technologies, dont voici des exemples

2.2.2.1 Automatisation

C'est ce qui fait qu'un système ou un processus fonctionne automatiquement. Par exemple, le RPA (Robotic Process Automation, pour automatisation robotique des procédés) peut être programmée pour exécuter des tâches répétitives plus rapidement que les humains. [16]

2.2.2.2 Robotique

Il s'agit de la conception et la fabrication de robots. Ils sont ensuite utilisés dans les chaînes de montage pour la production automobile, ou encore par la NASA afin de déplacer de gros objets dans l'espace. Les chercheurs tentent désormais d'intégrer le machine Learning pour construire des robots qui peuvent interagir dans des contextes sociaux [16].

2.2.2.3 Voitures autonomes

Ces véhicules combinent la vision par ordinateur, la reconnaissance d'images. Ainsi, l'intelligence artificielle développe une habileté automatisée à piloter un véhicule. Et ce, tout en restant dans une voie donnée et en évitant les obstacles imprévus, tels que les piétons [16].

2.2.2.4 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est une science qui consiste à faire en sorte qu'un ordinateur agisse sans le programmer [16].

2.3 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est le domaine informatique regroupant les algorithmes pouvant s'adapter à un problème en apprenant d'exemples donnés. Ces algorithmes ou modèles apprennent de représentations ou de motifs dans des données afin de leur permettre de résoudre certaines fonctions. Cet apprentissage peut être supervisé ou non, selon les données à dispositions et la tâche à effectuer. Dans notre travail, nous abordons l'apprentissage supervisé pour nos modèles [17].

2.3.1 Approches de l'apprentissage automatique

Des techniques d'apprentissage automatique sont nécessaires pour améliorer l'exactitude des modèles prédictifs. Selon la nature du problème métier traité, il existe différentes approches qui varient selon le type et le volume des données [18].

2.3.2 Principe de l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (AA) permet à un système piloté ou assisté par ordinateur comme un programme, une IA ou un robot, d'adapter ses réponses ou comportements aux situations rencontrées, en se fondant sur l'analyse de données empiriques passées issues de bases de données, de capteurs, ou du web [19].

2.3.3 Application

L'apprentissage automatique est utilisé dans un large spectre d'applications pour doter des ordinateurs ou des machines de capacité d'analyser des données d'entrée comme :

Perception de leur environnement vision, Reconnaissance de formes tels des visages, schémas, segmentation d'image, langages naturels, caractères dactylographiés ou manuscrits ; moteurs de recherche, analyse et indexation d'images et de vidéo, en particulier pour la recherche d'image par le contenu ; aide aux diagnostics, médical notamment [19].

2.3.4 Algorithmes utilisés

Les algorithmes se classent en quatre familles ou types principaux :

- Régression ;
- Classification ;
- Partitionnement de données (clustering) ;
- Réduction de dimensions.

2.3.5 différents procédés d'apprentissage

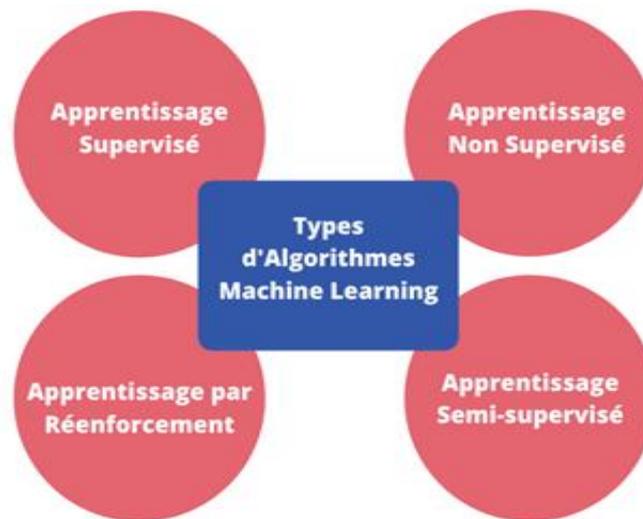


Figure 2-1: différents procédé d'apprentissage [41].

2.3.5.1 Apprentissage supervisé

En ce qui concerne l'apprentissage automatique, nous nous concentrerons principalement sur l'apprentissage supervisé et, est une tâche consistant à apprendre une fonction de prédiction à partir d'exemples annotés, au contraire de l'apprentissage non supervisé. On distingue les problèmes de régression des problèmes de classement. Ainsi, on considère que les problèmes de prédiction d'une variable quantitative sont des problèmes de régression tandis que les problèmes de prédiction d'une variable qualitative sont des problèmes de classification.

La fonction de prédiction apprise peut aussi être appelée « hypothèse » ou « modèle ». On suppose cette base d'apprentissage représentative d'une population d'échantillons plus large et le but des méthodes d'apprentissage supervisé est de bien *généraliser*, c'est-à-dire d'apprendre une fonction qui fasse des prédictions correctes sur des données non présentes dans l'ensemble d'apprentissage [20].

2.3.5.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est utilisé lorsque le problème nécessite une quantité massive de données non étiquetées. Par exemple, les applications de réseaux sociaux exploitent toutes de très grandes quantités de données non étiquetées. Pour comprendre le sens de ces données, il est nécessaire d'utiliser des algorithmes qui classifient les données en fonction des tendances ou des clusters qu'ils décèlent. L'apprentissage non supervisé mène un processus itératif, analysant les données sans intervention humaine [21].

2.3.5.3 Différence entre l'apprentissage supervisé et non supervisé

La différence entre ces deux principes de fonctionnement réside dans le fait que l'apprentissage supervisé peut être influencé par des à priori (bruit) au moment de l'étiquetage des données. Ce n'est pas le cas de l'apprentissage non supervisé, Par ailleurs, il faut noter que la machine Learning peut également faire intervenir un mode de fonctionnement mixte qui utilise les deux types d'apprentissage pour arriver à des résultats plus précis [1].

2.3.5.4 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est un modèle d'apprentissage comportemental. L'algorithme reçoit un feedback de l'analyse des données et guide l'utilisateur vers le meilleur résultat. L'apprentissage par renforcement diffère des autres types d'apprentissage supervisé, car le système n'est pas formé avec un ensemble de données exemple. Au lieu de cela, le système apprend plutôt par le biais d'une méthode d'essais et d'erreurs. Par conséquent, une séquence de décisions fructueuses aboutit au renforcement du processus, car c'est lui qui résout le plus efficacement le problème posé [1].

2.3.5.5 Apprentissage en profondeur

L'apprentissage en profondeur est une méthode spécifique d'apprentissage automatique qui intègre des réseaux neuronaux en couches successives afin d'apprendre des données de manière itérative. L'apprentissage en profondeur est particulièrement utile lorsque vous tentez de détecter des tendances à partir de données non structurées. Les réseaux neuronaux complexes d'apprentissage en profondeur sont conçus pour émuler le fonctionnement du cerveau humain, de sorte que les ordinateurs peuvent être entraînés pour faire face à des abstractions et des problèmes mal définis [1].

2.3.5.6 Déférence entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

Dans le tableau ce dessous on a cité quelque points de déference entre les deux types d'apprentissage :

Apprentissages automatique	Apprentissages profond
Dépend de la machine de basses gammes	Fortement dépendant de la machine haut de gamme
Divise les taches en sous-taches, les résout individuellement et enfin combine les résultats	Résout le problème de bout en bout
Prend moins de temps à formes	Prend plus de temps à formes
Le temps de test peut augmenter	Moins de temps pour tester les données

Tableau 2.1 : La déference entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

2.3.6 Méthodes d'apprentissage supervisé

2.3.6.1 Régression linéaire

Les fonctions de régression linéaire sont utilisées pour estimer la juste valeur (par exemple, le prix de l'immobilier, la devise, les ventes totales, etc.) sur la base d'une ou de plusieurs variables continues. La régression est généralement ajustée à l'aide de la méthode des moindres carrés. L'erreur quadratique carrée (MSE) est une mesure utilisée dans la régression qui montre à quel point la ligne de régression est proche d'un ensemble de points [22].

2.3.6.2 Machines à vecteurs de support

Le but du vecteur de support consiste à trouver un hyperplan dans une dimension N espace (N est le nombre de fonctions) qui distribue efficacement des points de données clairs séparés, SVM peut être appliqué non seulement aux problèmes de distribution non linéaire et de régression, mais aussi problèmes non supervisés. [22]

2.3.6.3 Régression logistique

Contrairement à la régression linéaire qui produit valeurs continues, la régression logistique peut utiliser une fonction sigmoïde pour renvoyer une valeur de probabilité [22].

2.3.6.4 Arbres de décision de classification et de régression

CART est un modèle prédictif pour trouver une variable basée sur d'autres libellés variables. Les modèles d'arbre prédisent le résultat par un ensemble de questions if-else. Ils sont capables de capturer la non-linéarité dans l'ensemble de données [22].

2.4 Diagnostique automatique de la rétinopathie diabétique

Le diagnostic et l'identification de la maladie de RD sont effectués par le médecin spécialiste à travers des images du fond d'œil qui montrent la plupart des caractéristiques de la maladie pour connaître son type et son grade, Dans notre travail nous discuterons de la technologie d'apprentissage automatique et de la façon d'utiliser dans le domaine du diagnostic de cette maladie [23].

Pour la détection de RD II Ya des systèmes intelligents et assistés par ordinateur à l'aide de techniques ML en entraînant certains modèles pour classer un ensemble de données.

Les modèles ML traditionnels, et modèles DL et tous modèles groupes Sont des modèles pour la détection de RD .Ces modèles et algorithmes diffèrent les uns des autres lorsqu'ils sont tous suffisamment capables de former les données et de produire des résultats acceptables dans différents contextes [24].

Les images sont segmentées et traitées pour extraire des caractéristiques d'entraînement ou de classification. Le prétraitement des images joue un rôle important pour améliorer l'extraction et la classification des caractéristiques [25].

Un modèle particulier est formé sur ces images précédemment traitées et un autre ensemble d'images de la même base de données est testé, Un sous-ensemble des propriétés extraites spécifiées dans les index sont extraites du tableau généré par vecteurs de propriété, caractéristiques, avec leurs étiquettes correspondantes et étiquettes vectorielles afin d'obtenir un modèle formé [24].

Dans ce travail, nous avons utilisé trois types de classifieurs supervisés qui sont : le Séparateur à vaste marge (Support Vector Machines, SVM), l'Arbre de décision (decision tree, DT) et le K plus proches voisins (K-NN). Dans notre analyse des images de fond d'œil, on utilise ces classifieurs pour le diagnostic des maladies rétiniennes et en particulier la rétinopathie diabétique. Dans ce qui suit, nous allons décrire sommairement ces trois classifieurs.

2.5 Conclusion

Ce chapitre est consacré à la notion de L'intelligence artificielle et ses usages, l'apprentissage automatique et son rôle important dans la réussite, les approches supervisées et non supervisées, et comment en tirer profit dans l'extraction des informations et la classification des maladies. Et comment diagnostiquer la rétinopathie diabétique spontanée, afin de donner des résultats corrects.

Chapitre 3

Techniques de prétraitement et de caractérisation d'images de fond d'œil

3.1 Introduction

Ce chapitre a pour but de décrire les différentes techniques de prétraitement d'images de fond d'œil, utilisées afin d'améliorer la qualité des images. Ainsi que la procédure d'extraction de différentes caractéristiques de la rétinopathie diabétique (vessels, exsudat et micro anevrismes), puis de présenter nos différentes approches d'analyse. Enfin, la dernière partie est consacrée à la classification.

3.2 Système proposé

Notre système de détection automatique de rétinopathie diabétique, compris essentiellement quatre étapes :

Etape 1 prétraitement : dans cette étape, des opérations de filtrage et d'égalisation d'histogramme sont appliquées sur les images de fond d'œil, afin de réduire le bruit et améliorer le contraste des images.

b) Etape 2 l'extraction des caractéristiques géométrique de la RD: Cette étape est consacrée à l'extraction des caractéristiques géométrique de la RD telle que, les exsudats, via l'application de certain nombre de traitement morphologique sur les images de fond d'œil après binarisation.

c) Étape 3 : extraction des caractéristiques texturales, en appliquant une décomposition en ondelettes discrète (DWT) sur les images prétraitées (filtrage+égalisation), suivi par une analyse par composantes principales (PCA) pour réduire la dimension, ensuite la matrice de cooccurrence de niveaux de gris est calculée, et enfin à partir de cette matrice, on extrait 13 attributs de texture, qui seront par la suite concaténé avec ceux obtenus dans la 2^{ème} étape.

d) Étape 4 : Cette étape est dédiée à l'apprentissage et le test d'un modèle supervisé pour la détection de la RD.

Le diagramme ci-dessous illustre les différentes étapes de notre approche.

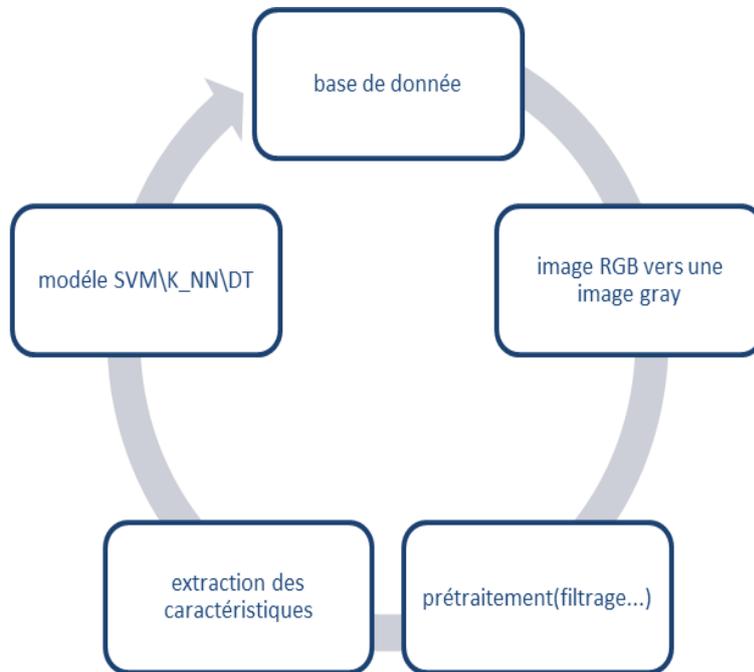


Figure 3-1 : Schéma bloc du système proposé.

3.3 Prétraitement d'images

Le prétraitement est un moyen de corriger certains défauts des images pour un meilleur apprentissage. En général cela se traduit par l'application de filtre d'image ou des opérations sur l'histogramme de l'image.

Les méthodes adoptées pour le prétraitement des images pour obtenir les caractéristiques de la rétinopathie diabétique :

- Filtre Gaussien,
- Filtre Anisotropie.
- Décomposition de l'espace colorimétrique RVB,
- Expansion de l'histogramme,
- Egalization d'histogramm (CLAHE), filtrage median.
- Opérations morphologiques.

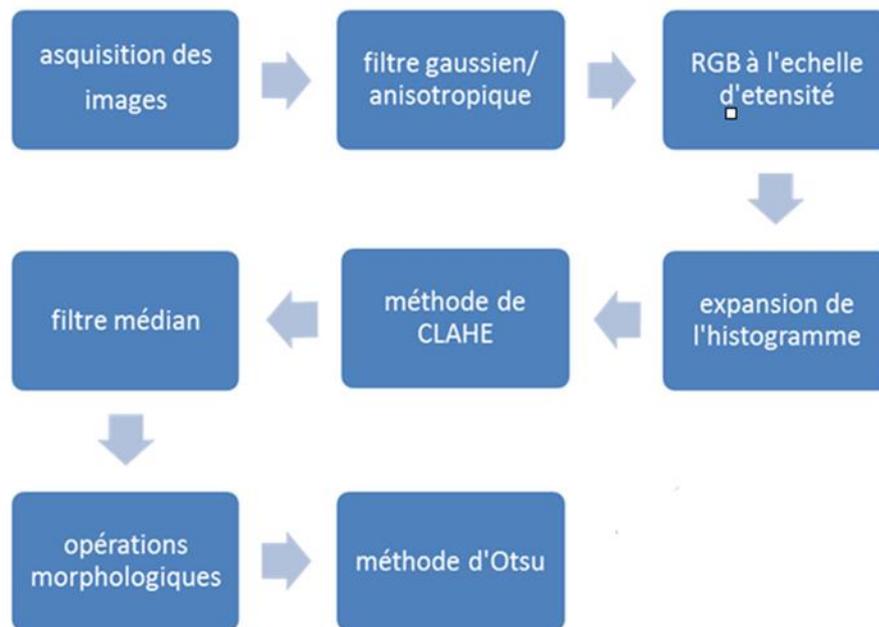


Figure 3-2 : digramme de prétraitement des images.

3.3.1 Filtre Gaussien

En électronique et traitement du signal, un filtre gaussien est un filtre dont la réponse impulsionnelle est une fonction gaussienne (ou une approximation de celle-ci, puisqu'une véritable réponse gaussienne aurait une réponse impulsionnelle infinie). Les filtres gaussiens ont les propriétés de ne pas dépasser une entrée de fonction en escalier tout en minimisant le temps de montée et de descente. Ce comportement est étroitement lié au fait que le filtre gaussien a le retard de groupe le plus faible possible. Il est considéré comme le filtre idéal dans le domaine temporel, Le filtre gaussien unidimensionnel a une réponse impulsionnelle donnée par [26] :

$$g(x) = \sqrt{\frac{a}{\pi}} e^{-ax^2} \quad (3-1)$$

Et la réponse en fréquence est donnée par la transformée de Fourier [26] :

$$\hat{g}(f) = e^{-\pi^2 f^2 / a} \quad (3-2)$$

Avec la fréquence ordinaire. Ces équations peuvent également être exprimées avec l'écart type comme paramètre :

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-x^2/(2\sigma^2)} \quad (3-3)$$

Et la réponse en fréquence est donnée par :

$$\hat{g}(f) = e^{-f^2/2\sigma_f^2} \quad 3-3)$$

On peut montrer que le produit de l'écart type dans le domaine fréquentiel est donné par :

$$\sigma\sigma_f = \frac{1}{2\pi} \quad (3-4)$$

Où les écarts-types sont exprimés dans leurs unités physiques, par exemple dans le cas du temps et de la fréquence en secondes et en hertz, respectivement [26].

En deux dimensions, c'est le produit de deux telles gaussiennes, une par direction :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (3-6)$$

Où σ est l'écart type de la distribution gaussienne. [26]

3.3.2 Filtre anisotropique

En infographie tridimensionnelle, le filtrage anisotrope est une méthode d'amélioration des textures vues obliquement. Exemple de stockage du filtre anisotropie : l'image principale en haut à gauche est accompagnée des versions filtrées de taille réduite. De la même manière que le filtrage bilinéaire et tri linéaire, le filtrage anisotrope élimine les effets de crénelage mais améliore ces techniques en réduisant le flou et préservant le détail à des angles de vue extrêmes [27].

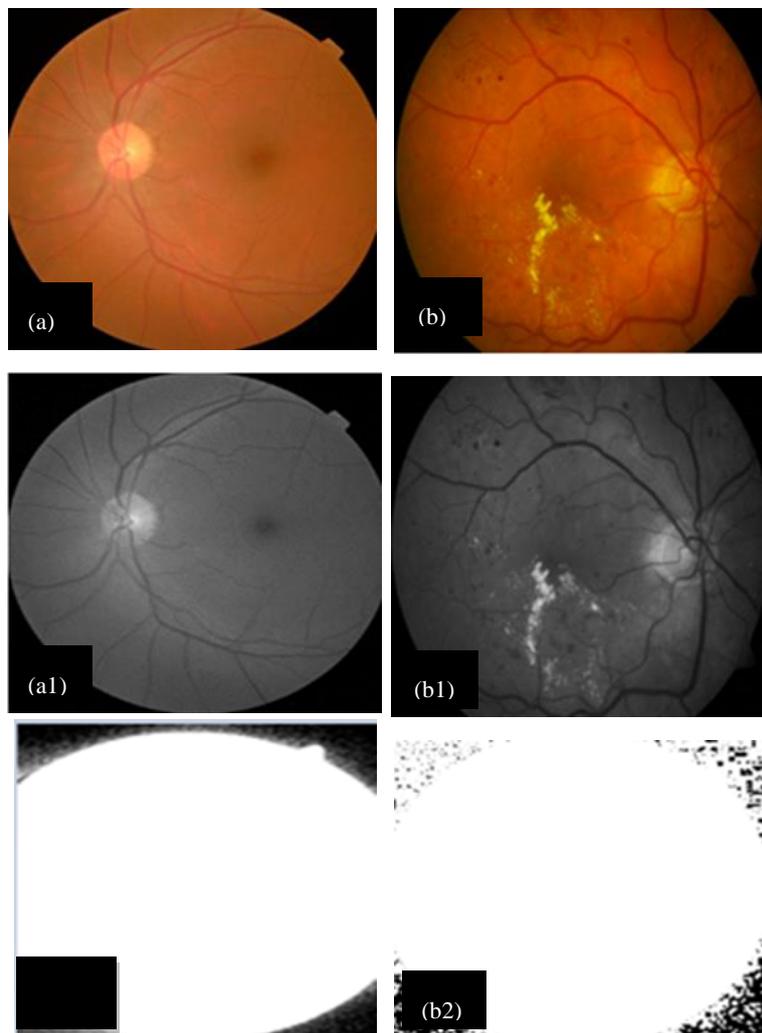


Figure 3-3 : (a) image sain, (a1) image sein après filtre gaussien , (a2) image sein après filtre anisotropie, (b) image malade , (b1) image malade après filtre gaussien ,(b2) image malade après filtre anisotropique.

3.3.3 Filtrage médian

Comme son nom l'indique, le filtre médian est un filtre non linéaire qui résulte du calcul de la valeur de la médiane de tous les pixels de son environ. Par conséquent, une taille de masque doit être sélectionnée, c'est-à-dire la région que nous considérons comme intéressante pour un quartier donné.

La fonction principale de ce filtre est d'éliminer les pics d'intensité qui apparaissent isolés dans la zone du masque de filtre. Par conséquent, il est généralement à utiliser lorsque vous remarquez qu'une image présente un bruit.

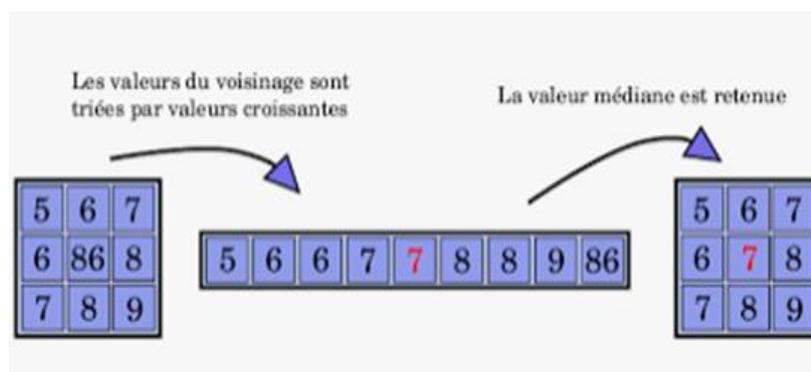


Figure 3-4 : Filtre médian [43].

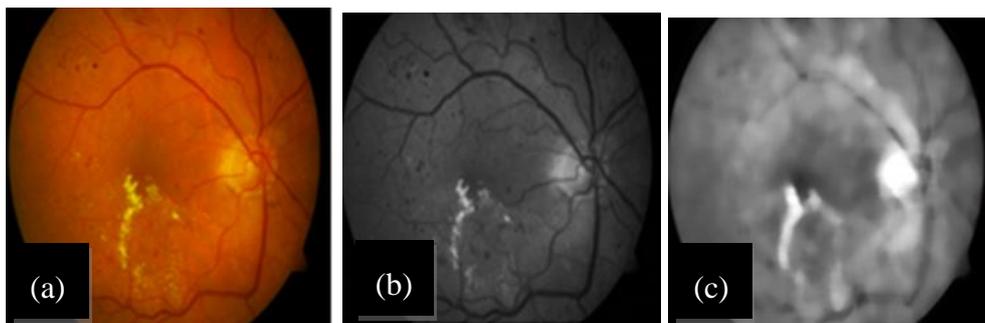


Figure 3-5 : (a) image RVB, (b) image niveaux de gris (c) image après filtre médiane.

Comme nous le savons déjà, la médiane est une valeur (ou des valeurs) qui occupent la position sur central lors du tri des données. Autrement dit, au moins la moitié des données est inférieure ou égale à la médiane et l'autre moitié supérieure ou égale à la médiane.

Le filtre médian est un filtre non linéaire, qui peut réduire les distorsions impulsives dans une image et sans trop de distorsion sur les bords d'une telle image. C'est une méthode efficace qui consiste à supprimer les bruits isolés sans brouiller les arêtes vives.

L'opération de filtrage médian remplace un pixel par la médiane de tous les pixels du voisin de petite fenêtre coulissante.

3.3.4 Filtrage du chapeau-haut (Top Hat)

L'un des filtres d'amélioration d'image est le filtre chapeau supérieur qui accentue les contours des limites de l'image. L'image est altérée par l'élément structurant (SE) et est soustrait de l'image originale.

La transformation haute de forme est définie comme la différence entre l'image et l'image après ouverture avec élément structurant, Ouverture a pour effet général de supprimer les petits détails clairs de l'image tout en laissant les régions plus sombres intactes. La différence entre l'original et l'image ouverte tend ainsi à faire ressortir les détails locaux de l'image indépendamment de la variation d'intensité de l'image dans son ensemble. Pour cette raison, la transformation top_hat est utile pour découvrir des détails rendus invisibles par variation d'éclairage ou d'ombrage sur l'image dans son ensemble.

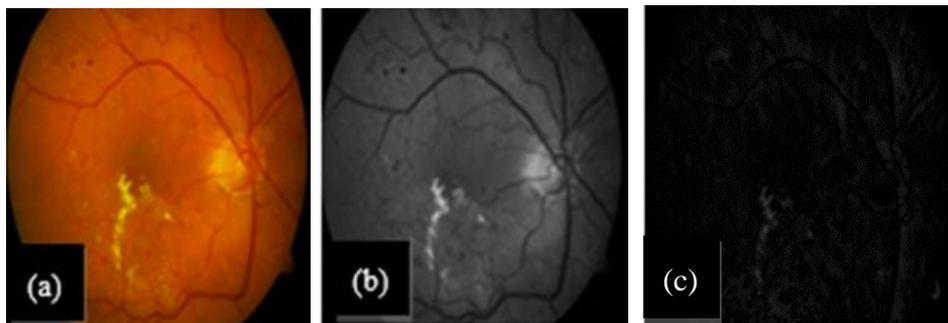


Figure 3-4 : (a) image RVB, (b) image neveux de gris (c) image après filtre top_hat.

3.3.5 Opérations morphologiques

Morphologie mathématique est une théorie et technique mathématique et informatique d'analyse de structures qui est liée avec l'algèbre, la théorie des treillis, la topologie et les probabilités.

Les opérations morphologiques est inspirée des problèmes de traitement d'images, des Maines qui constitue son principal champ d'application. Elle fournit en particulier des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images.

Les ensembles de réflexion et de translation sont normalement utilisés dans morphologie pour formuler des opérations basées sur des éléments dits structurelles, qui sont de petits ensembles ou sous images dont la distribution on sert de masque pour l'application de la spécification mathématique de l'opérateur morphologique.

La réflexion : d'un ensemble B est définie comme :

$$\hat{B} = \{w \mid w = -b, b \in B\} \quad (3-7)$$

La translation : d'un ensemble B par le point $z = (z_1 ; z_2)$ est définie comme :

$$(B)_z = \{c \mid c = b + z, b \in B\} \quad (3-8)$$

Les opérations morphologiques courantes sont l'érosion, dilatation, ouverture et fermeture. L'érosion calcule la minimum du voisinage de chaque pixel et reçoit un élément La dilatation calcule le maximum de chaque pixel quartier et est donnée par L'ouverture implique une seule érosion suivie d'une seule dilatation par le même opérateur.

3.3.5.1 Dilatation et érosion

Les deux opérateurs morphologiques les plus importants sont la dilatation et l'érosion. Toutes les autres opérations morphologiques peuvent être définies en termes de ces opérateurs primitifs. La mécanique de la dilatation et de l'érosion fonctionne de manière très similaire à la convolution noyaux utilisés dans le filtrage spatial.

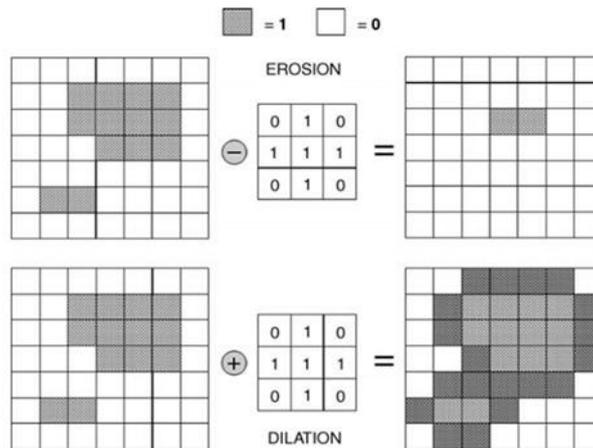


Figure 3-7 : Dilatation et érosion [45].

a) Dilatation

La dilatation est un processus qui épaissit les objets dans une image binaire. L'étendue de ce l'épaississement est contrôlée par l'Elément Structurant (SE) qui est représenté par une matrice de 0 et de 1.

Mathématiquement, l'opération de dilatation peut être écrite en termes de notation d'ensemble comme au-dessous

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} = \{z | [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\} \quad (3-9)$$

Où Φ est un élément vide et B est l'élément structurant.

Ce processus ajoute les pixels aux limites de l'objet dans une image. La valeur du pixel de sortie est considérée comme la valeur la plus élevée de tous les pixels donnés dans le voisinage.

Les pixels de premier plan sont grisés et les pixels d'arrière-plan sont clairs. Dans le diagramme démontrant la dilatation, le nouveau les pixels de premier plan sont ombrés plus sombres pour les différencier du premier plan d'origine pixels.

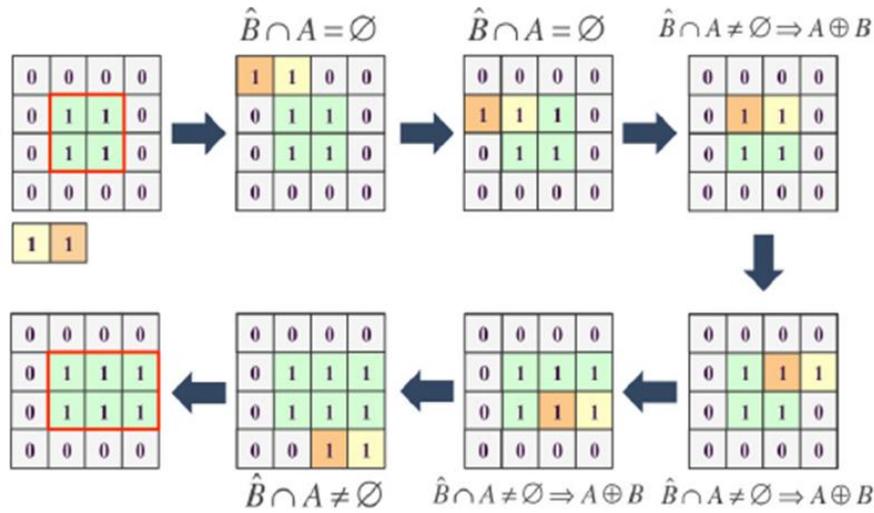


Figure 3-8 : Dilatation [31].

Un arrière-plan le pixel ne reste un pixel d'arrière-plan que si les 1 de l'élément structurant sont entièrement contenus dans l'arrière-plan de l'image. Sinon, il devient un pixel de premier plan. Les pixels de premier plan sont grisés et les pixels d'arrière-plan sont clairs.

b) Érosion

L'érosion rétrécit ou amincit les objets dans une image binaire en utilisant la structuration élément. La représentation mathématique de l'érosion est comme indiqué ci-dessous :

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} = \{z | [(B)_z \cap A^c] = \emptyset\} \quad (3-10)$$

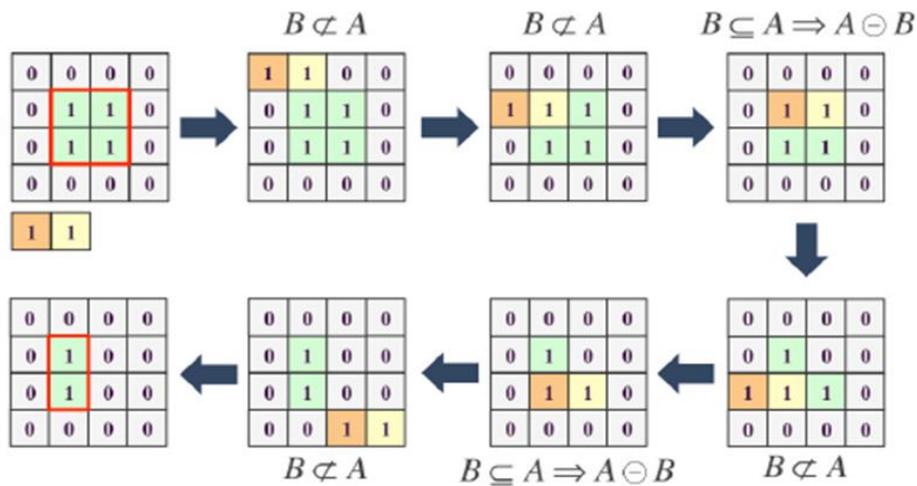


Figure 3-5 : Erosion [31].

Cette opération supprimera les pixels sur l'objet limites. Habituellement, les pixels qui sont ajoutés ou éliminés des objets d'une image dépendent de la forme et de la taille de l'élément structuré.

Un pixel de premier plan uniquement reste un pixel de premier plan si les 1 de l'élément structurant sont entièrement contenus dans le premier plan de l'image. Sinon, il devient un pixel d'arrière-plan.

3.3.6 Ouverture et fermeture

En traitement d'image, la dilatation et l'érosion sont utilisées le plus souvent et dans diverses combinaisons. Une image peut être soumise à une série de dilations et/ou érosions utilisant le même SE ou un SE différent. La combinaison de ces deux principes conduit à l'ouverture de l'image morphologique et à la fermeture de l'image morphologique.

a)-Ouverture

L'ouverture est le nom donné à l'opération morphologique d'érosion suivie de dilatation avec le même élément structurant.

L'effet général de l'ouverture est de supprimer les petits objets isolés du premier plan d'une image, en les plaçant en arrière-plan. Il a tendance à lisser le contour d'un objet binaire et rompt les régions de jonction étroites dans un objet. . La représentation mathématique de l'ouverture est comme indiqué ci-dessous :

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3-11)$$

b)- Fermeture

Est le nom donné à l'opération morphologique de dilatation suivie d'érosion avec le même élément structurant.

La fermeture a tendance à supprimer les petits trous au premier plan, modifiant ainsi de petites régions d'arrière-plan au premier plan. . La représentation mathématique de la fermeture est comme indiqué ci-dessous :

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3-12)$$

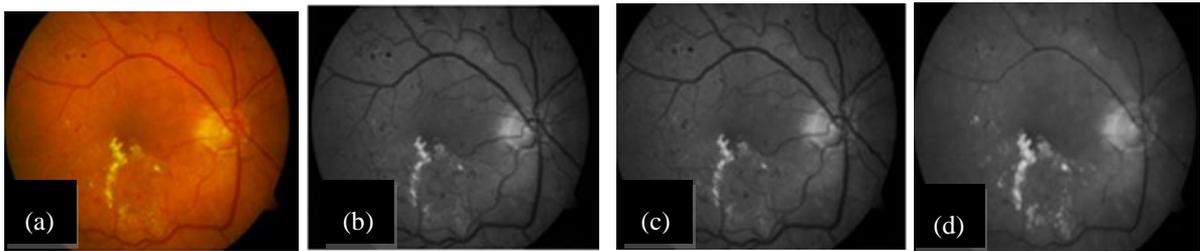


Figure 3-6 : (a) image RVB, (b) érosion,(c) fermeture ,(d) dilatation.

3.4 Segmentation des images

La segmentation est le nom donné au processus générique par lequel une image est subdivisée en ses régions ou objets constitutifs. En général, la segmentation complètement autonome est une des tâches les plus difficiles dans la conception de systèmes de vision par ordinateur et reste un actif domaine du traitement d'images et de la recherche en vision artificielle.

L'objectif fondamental de la segmentation est donc de diviser l'image en segments mutuellement exclusifs. Régions auxquelles nous pouvons ensuite attacher des étiquettes significatives. Les objets segmentés sont souvent appelé le premier plan et le reste de l'image est l'arrière-plan, les méthodes de segmentation les plus utilisé sont (**voir 4.7.7**)

3.5 Algorithmes d'extraction des caractéristiques de la rétinopathie diabétique

3.5.1 Détection des vaisseaux sanguins

La segmentation des vaisseaux sanguins joue un rôle important en tant que première étape dans de nombreux algorithmes d'analyse automatique. La caractérisation est une étape ultérieure, où le vaisseau sanguin détecté peut être examiné plus en détail afin d'être classé en sain ou anormal, selon la pathologie .

1/_ Dans la première étape, le canal vert de l'image rétinienne est extrait car le sang a des propriétés qui apparaissent plus contrastées sur ce canal. Ce canal offre un meilleur contraste entre Structures oculaire et fond d'œil car la papille est dense les vaisseaux sanguins et la macula sont plus foncés que le fond et Les ingrédients rouges et bleus sont souvent jetés car ils sont susceptibles de contenir bruit supplémentaire, dû à l'effet des rayons infrarouges et UV (ce qui n'est pas le cas visibles pour l'homme). Pour cette raison, le niveau vert est utilisé, qui est le plus bas sujet à une pollution sonore supplémentaire.

2/_ Dans la deuxième étape, la méthode d'équation adaptative est appliquée au canal vert à partir du graphe de variance finie (CLAHE) (**voir 4.7.6**) pour donner lissage de l'image de fond. Et implique une égalisation d'histogramme local sur le glissement fenêtres qui sont ensuite combinées par interpolation bilinéaire.

3/_ Dans la troisième étape, le filtre médian est appliqué, afin d'obtenir une image des vaisseaux sanguins avec ça nous avons réussi à supprimer certaines structures Indésirable de l'image qui ne font pas partie des vaisseaux sanguins, afin d'éviter de donner de faux résultats et d'obtenir des vaisseaux sanguins clairs.

4/_ Dans la quatrième étape, il est déterminé par la méthode Otsu (**voir 4.7.8**), pour calculer le seuil optimal sélectionne le meilleur en maximisant la variance entre les catégories grâce au concept de recherche. L'intérêt de la méthode d'Otsu est qu'elle est automatisée, nous avons utilisé cette méthode pour effectuer un encodage binaire entre les images.

5/_ À l'étape suivante, pour mettre en évidence les vaisseaux, un élément de fermeture Cela conduit à une expansion suivie d'une érosion de la même chose pour l'élément structurant.

6/_ Dans la dernière étape, le bruit dans l'image est supprimé binaire Nous supprimons les petits éléments connectés pour l'apparence des vaisseaux sanguins est claire.



Figure 3-7 : les étapes d'extraction les vaisseaux sanguins.

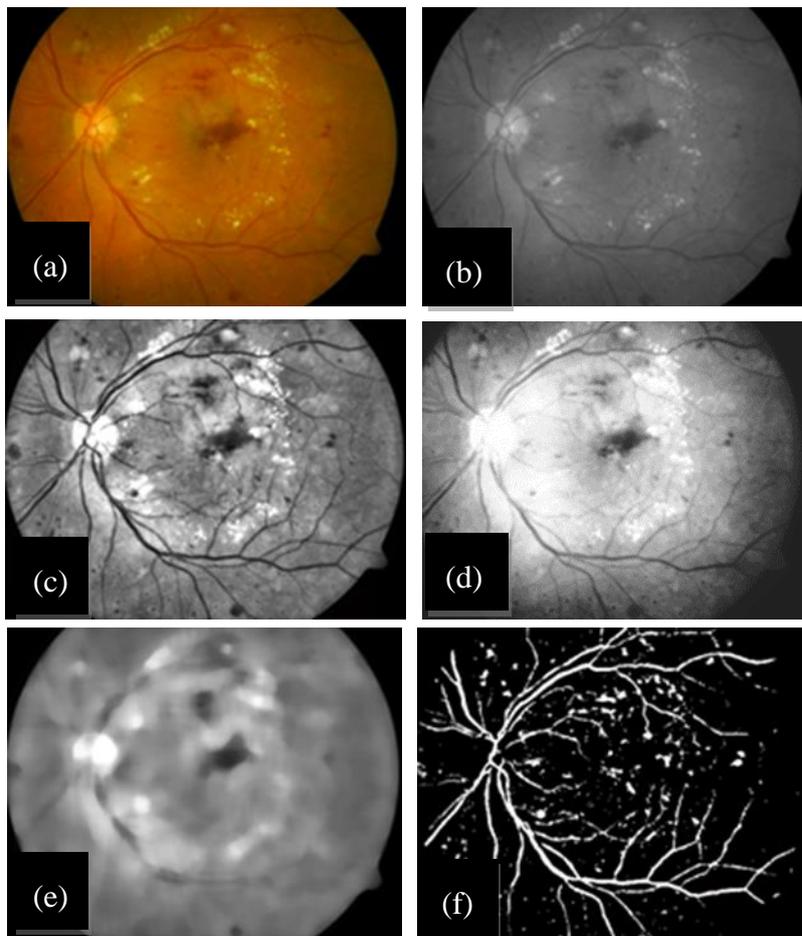


Figure 3-8 : segmentation des vaisseaux sanguins : (a) image RVB, (b) image niveaux du canal vert, (c) et (d) image après CLAHE,(e)image après filtrage médian, (f) image de vaisseaux sanguins.

3.6 Segmentation des exsudâtes

La segmentation de l'exsudat a été montrée dans l'image du fond d'œil. Parce que la rétine est blessée, une anomalie connue sous le nom d'exsudat se produit. La perte de vision peut être prévenue en détectant les sécrétions le plus rapidement possible. Découvrez quelles sécrétions se trouvaient dans le canal vert de l'image RVB en appliquant les étapes de traitement initiales et cédez au résultat en fonction du résultat des classificateurs. Avant de détecter les exsudâtes, il faut détecter bordure de cercle et disque optique.

3.6.1 Détecter bordure de cercle

Les éléments de filtration des exsudats sont déterminés par une méthode basée sur les ondes stationnaires cherche à tirer parti des valeurs plus élevées du bord intérieur et extérieur des exsudats dans comparez avec les structures non exsudats.

Pour extraire la bordure de cercle, suivez ces étapes :

- 1) Tout d'abord, le canal rouge de l'image rétinienne est extrait.
- 2) Et ensuite appliquer la méthode de seuil d'image (**voir 4.7.8**) Otsu Sélectionne l'optimum en maximisant la variance entre les catégories grâce à la recherche Compris. Cette méthode est la plus couramment utilisée lors de l'exécution d'un codage binaire parmi les photos
- 3) Enfin, le processus de gradation morphologique est effectué à l'aide de l'élément sous forme de bord.

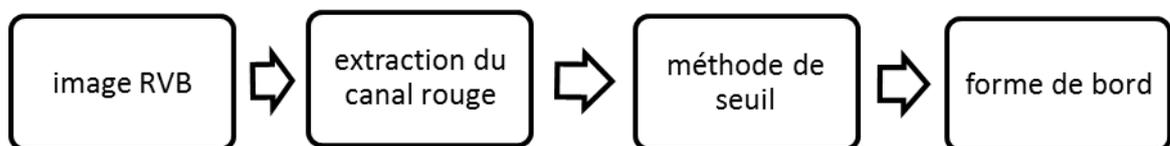


Figure 3-9 : les étapes d'extractions la bordure de cercle.

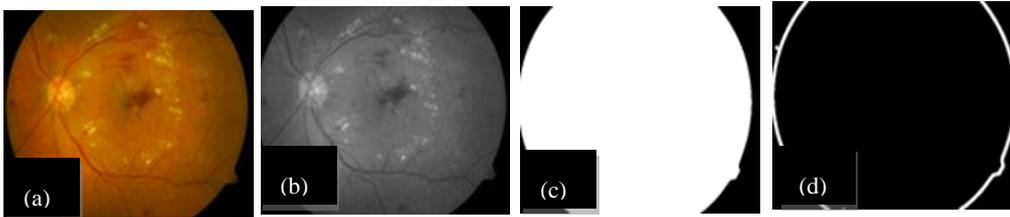


Figure 3-10 : segmentation bordure de cercle ; (a) image RVB, (b) image du canal rouge, (c) image après méthode de seuil, (d) image forme bord.

3.6.1.1 La détection de Disque Optique (DO)

La détection de Disque Optique (DO) est une étape importante dans de nombreux systèmes de diagnostic pour faciliter la détection et le diagnostic des problèmes ophtalmologiques tels que la rétinopathie diabétique.

Pour détection les disques optiques suivez les étapes suivantes dans l'ordre :

- 1) La première étape, l'image RVB de la rétine est convertie en échelle de gris (**voir 4.7.4**).
- 2) La deuxième étape, sur l'image mentionnée dans la première étape, est améliorée avec une opération définie comme une égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE). Essentiellement, CLAHE implique une égalisation d'histogramme local sur le glissement fenêtres qui sont ensuite combinées par interpolation bilinéaire.
- 3) la troisième étape étant un seuil d'une valeur fixe. Il est couramment utilisé pour séparer ou diviser des parties d'une image en fonction de leurs valeurs de pixels.
- 4) La quatrième étape pour mettre en évidence et clarifier la forme du disque optique est brève dans ce qui suit à partir de les opérations suivantes : décapage, colmatage, rebouchage, autres Temps de fermeture et étirement.
- 5) L'avant-dernière étape consiste à identifier les éléments qui ont le plus grand nombre de points communs avec lui les vaisseaux sanguins à leur sortie du disque optique.
- 6) La dernière étape consiste à déterminer un point central à travers lequel dessiner et clarifier disque optique circulaire.



Figure 3-11 : les étapes d'extraction le disque optique.

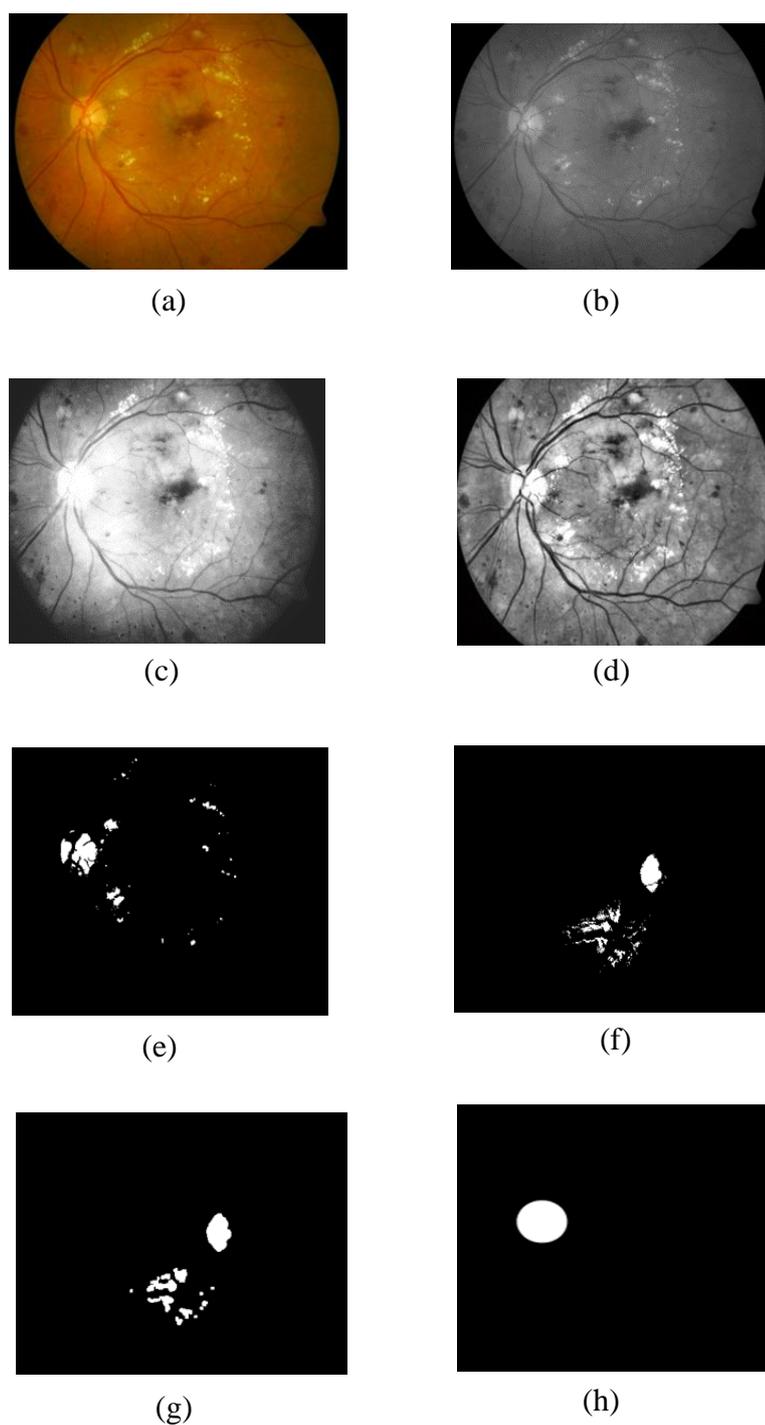


Figure 3-12 : segmentation de disque optique : (a) image RVB, (b) image niveaux de gris, (c) image après histogramme, (d) image après CLAHE, (e), (f) et (g) images après opérations morphologiques, (h) disque optique.

3.6.2 Détection des exsudats

Après avoir examiné les bordures des cercles il peut maintenant détecter les exsudats selon les étapes indiquées ci-dessous :

- 1) La première étape consiste à extraire le canal rouge de l'image d'origine. Ce niveau démontre dans leurs tests la meilleure séparabilité des exsudats et non-exsudats au moyen d'analyses intra- et interclasses Matrices dispersées. Afin de réduire le contraste à l'intérieur et entre l'image.
- 2) La deuxième étape consiste à appliquer la transformation Top-Hat de la dernière image avec un élément structural Sous forme de comprimés pour les ingrédients Lumineux et corrige les effets d'éclairage erratiques.
- 3) Étape Pro supprimer la bordure circulaire.
- 4) La cinquième étape est déterminée par la méthode d'entropie maximale (**voir 4.7.10**).
- 5) Enfin, la partie restante du vaisseau sanguin et du disque est retirée visuel où l'on peut voir clairement les exsudats.



Figure 3-13 : les étapes d'extractions des exsudats.

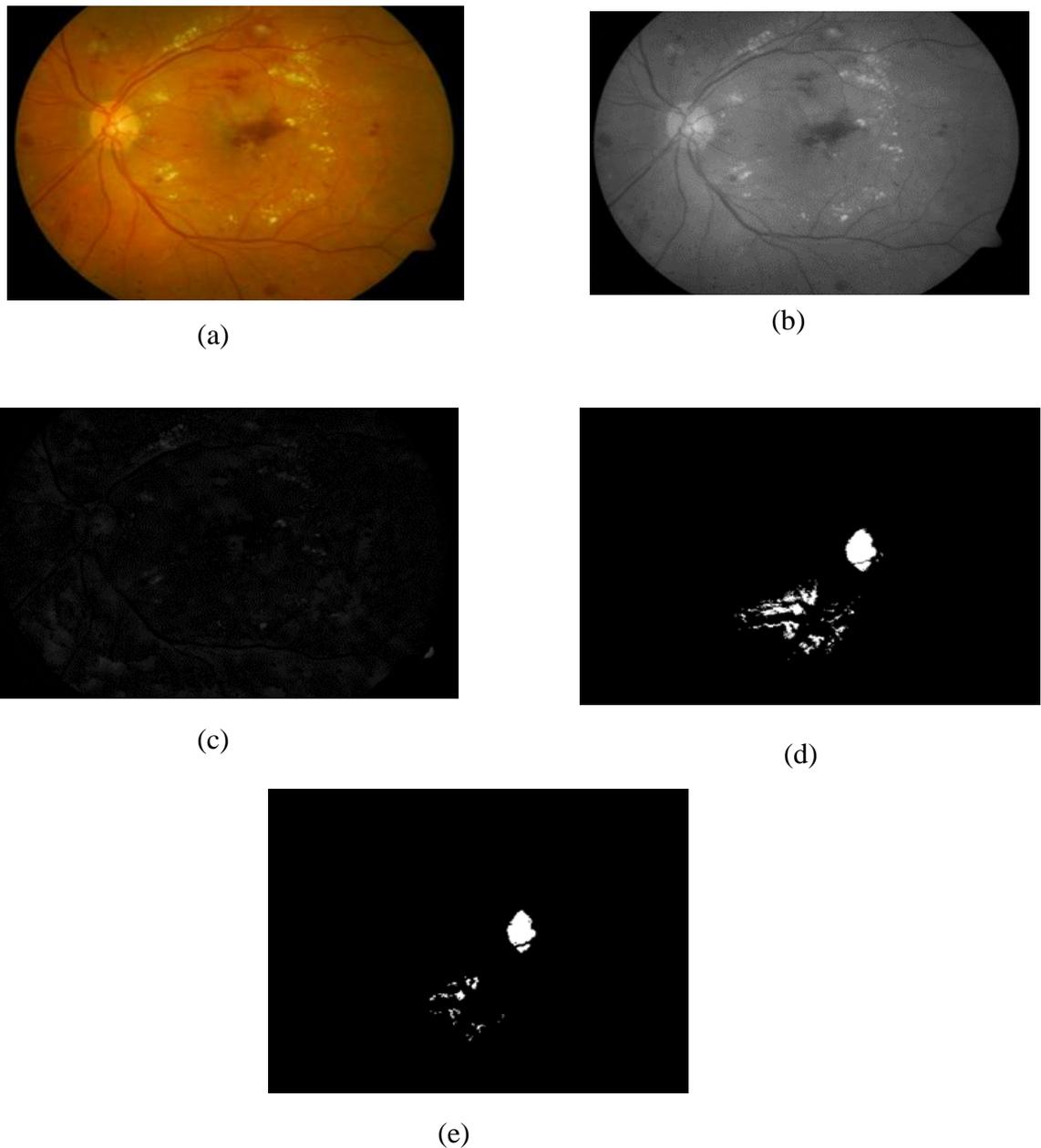


Figure 3-17 : segmentation des exsudâtes : (a) image RVB,(b) image du canal rouge, (c) image après filtrage top hat,(d) méthode entropie, (e) image de exsudat.

3.6.3 Détection de Micro anévrismes

Micro anévrismes sont un élément clé de la détection automatique de la rétinopathie diabétique et le symptôme initial le plus important visible par l'ophtalmologiste. Pour faciliter leur détection, tout système d'analyse d'images rétinienne visant à prévenir la cécité devrait inclure un algorithme de segmentation des micros anévrismes.

Pour extraire les micros anévrismes. Nous suivons ces étapes :

1) Obtenez le canal d'intensité de l'image d'origine à Du canal rouge et vert. Ce dernier niveau est utilisé, qui est le niveau le plus bas Sujet à une pollution sonore supplémentaire.

2) Les filtres de moyenne et de différence sont appliqués Nous avons pu obtenir une image avec moins de bruit et supprimer certaines structures indésirables de l'image qui ne font pas partie des vaisseaux sanguins, pour éviter de donner de faux résultats évidents.

3) La densité est ajustée par la méthode CLAHE qui comprend une équation graphique locale via des fenêtres glissantes qui est ensuite combinée par interpolation à deux lignes.

4) Avec l'image obtenue lors du vol précédent, nous procédons à sa soumission au seuil Otsu qui fournit un seuil optimal pour la segmentation à l'aide de l'algorithme Méthode du seuil d'Otsu, l'image est fragmentée mais Ajoutez-y une petite erreur d'une certaine valeur.

5) À ce stade, les parties des vaisseaux sanguins sont retirées. Le disque optique, le rebord circulaire et l'exsudat dur nous sont laissés les micros anévrismes.

6) Les éléments connectés sont décrits dans un mouvement circulaire dans la période de temps [5 ; 50] Depuis Micro anévrismes diamètre 10-100 microns.

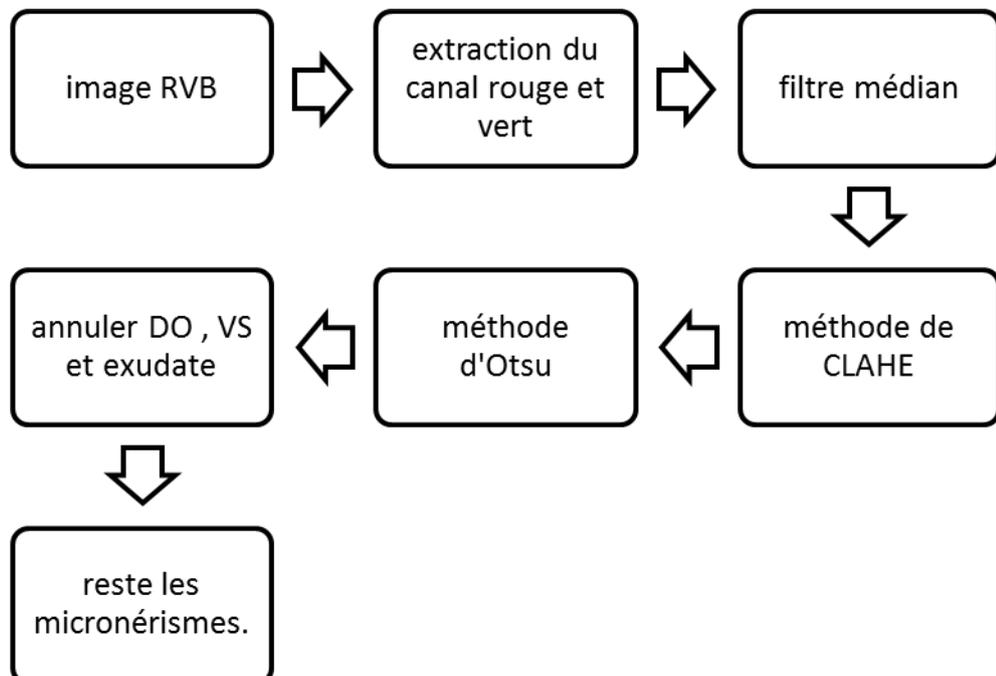


Figure 3-18 : les étapes d'extractions les micro anévrismes.

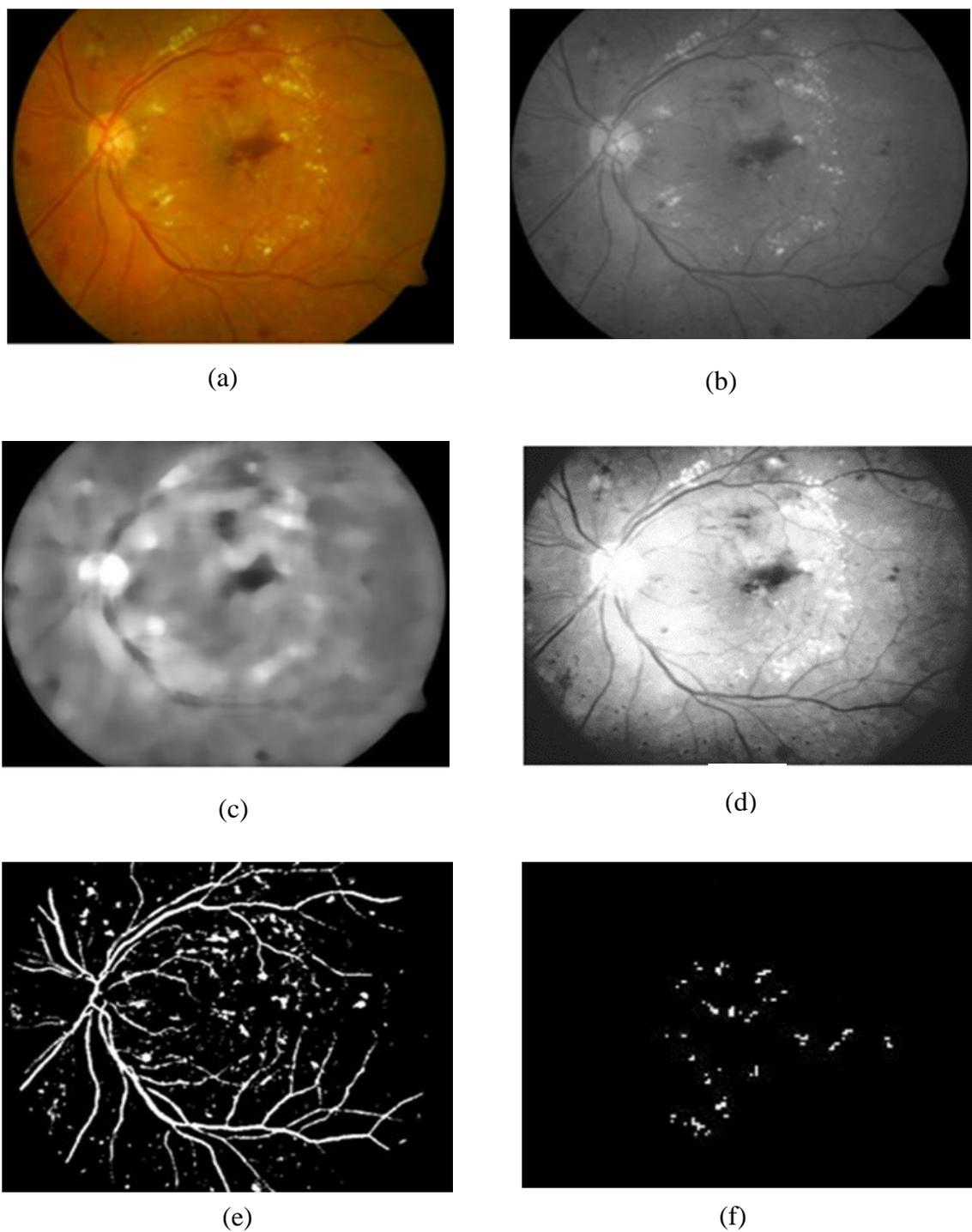


Figure 3-14 : Détection de Micro anévrismes : (a) image RVB, (b) image niveaux du canal vet, (c) image après filtrage médian, (d) filtrage CLAHE, (e) vaisseaux sanguin, (f) les micronérismes.

3.7 Système proposé pour la détection automatique de la RD

Le système proposé composé des étapes, de prétraitement et d'extraction de caractéristiques, ainsi que la classification suivantes :

- Image originale,
- Image de niveaux de gris,
- Filtrage gaussien ou anisotropie,
- Méthode CLAHE,
- Extraction les régions des images (MA, FS, et les exsudâtes),
- Transformée en ondelettes discrète DWT,
- Analyse par composantes principales PCA,
- Matrice de cooccurrence de niveaux de gris (GLCM),
- Extraction des attributs de texture,
- Classification RD ou non RD.

3.8 Extraction de caractéristiques

Une caractéristique est une information qui décrit un élément spécifique dans une image. Les caractéristiques visuelles des images médicales sont analysées à l'aide de la fonctionnalité de texture des images. Par conséquent, L'un des populaires les techniques d'extraction de caractéristiques sont la cooccurrence de niveau de gris Matrice (GLCM) qui est appliquée sur les images pour extraire la caractéristiques des textures comme le contraste, corrélation, énergie, homogénéité, moyenne, sont extraites de la région dans l'image.

3.8.1 Processus d'extraction de caractéristiques

Les performances de tous les systèmes de reconnaissance de section dépendent principalement de la distinction des vecteurs de caractéristiques extraits des données. En fait, le rôle du processus d'extraction des caractéristiques de l'image du fond d'œil est une représentation réduite et distincte, de sorte que le système peut distinguer les différentes caractéristiques en temps utile. Dans notre proposition, nous avons utilisé la méthode d'analyse de l'image du fond d'œil avec une technique d'analyse multi-résolution (telle que DWT et PCA).

3.8.2 Transformée en Ondelettes Discrète (DWT)

DWT est une description d'image multi-résolution. Le décodage peut être traité séquentiellement à partir du bas niveau résolution supérieure. DWT est divisé indiquant les parties haute et basse fréquence. Haute La partie fréquentielle contient des informations sur les bords composants, tandis que la partie basse fréquence est à nouveau divisée en parties haute et basse fréquence. Haute fréquence Les composants sont généralement utilisés pour le tatouage depuis L'œil humain est moins sensible aux changements de bords [28].

Dans les applications, pour chaque niveau de décomposition, on effectue d'abord une WDT en mode vertical Suivi par DWT dans le sens horizontal direction. Après le premier niveau de décomposition, il y a ce sont 4 sous-domaines : ca1, ch1, cv1, cd1. Pour chaque niveau de décomposition en cascade, sous-bande 1 ca de le niveau précédent est utilisé comme entrée. Afin d'accomplir décomposition de second niveau, DWT est appliqué à ca1 Le domaine décompose le domaine ca1 en quatre sous domaines ca2, ch2, cv2 et cd2.

Dans notre projet nous utilisons les types des ondelettes suivant :

Daubechies 8 : La famille de Daubechies est la plus connue des ondelettes orthogonales. En termes simples, les fonctions deviennent plus lisses à mesure que le nombre de coefficients d'ondelettes augmente [29].

Haar : La transformation de Haar est toujours calculée selon les dimensions de ligne et de colonne de l'entrée. Si les dimensions de la ligne et de la colonne sont x puissances de deux [29].

Coiflet5 : Une fonction de base d'ondelettes Coiflet est intégrée dans le schéma de transformée en ondelettes. Cette ondelette peut être dérivée d'une analyse multi résolution telle que la fonction d'échelle a un certain nombre de moments de fuite. Dans la méthode proposée, l'ondelette de Coiflet est sélectionnée comme fonction de base d'ondelettes [29].

Sym2 : crée une variable symbolique ou un tableau et définit l'hypothèse que la variable ou tous les éléments du tableau appartiennent à un ensemble. Ici, set peut être 'réel', 'positif', 'entier' ou 'rationnel'. Vous pouvez également combiner plusieurs hypothèses en spécifiant un tableau de chaînes ou un tableau de cellules de vecteurs de caractères [29].

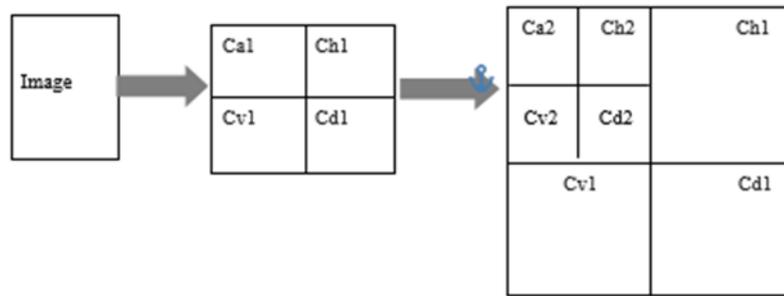


Figure 3-15 : Discret Transformée en ondelettes DWT.

3.8.3 Analyse par composantes principales (PCA)

Il s'agit d'une méthode qui permet d'analyser des données liées à certaines variables issues de la transformation de variables corrélées ("liées" en statistique) en de nouvelles variables liées entre elles. Ces nouvelles variables sont appelées "résistances" ou hubs majeurs. Il permet au statisticien de résumer les informations en réduisant le nombre de variables.

L'analyse en composantes principales est utilisée pour extraire et visualiser les informations importantes contenues dans un tableau de données multi variées. PCA agrège ces informations dans quelques nouvelles variables appelées composants de base. Ces nouvelles variables correspondent à un ensemble linéaire des variables d'origine. Le nombre de composants de base est inférieur ou égal au nombre de variables d'origine [30].

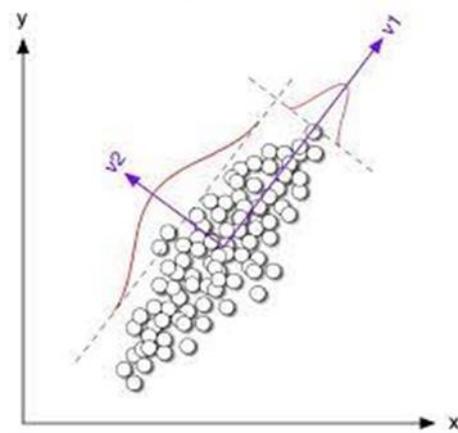


Figure 3-16 : Analyse des composants principaux (PCA).

3.8.4 Matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM)

Les structures anatomiques telles que les exsudats, les vaisseaux sanguins et Micro anévrismes sont segmentées en images rétiniennes et les images sont classées comme images normales ou images DR en extrayant les caractéristiques de ces structures et de la matrice de coexistence en niveaux de gris (GLCM). La segmentation des structures rétiniennes aide à diagnostiquer le diabète

Pour utiliser GLCM (matrice de cooccurrence des niveaux de gris), Nous devons utiliser la fonction graycomatrix. Cette dernière est une matrice de cooccurrence de niveau de gris (GLCM), dont le rôle est de calculer le nombre d'occurrences d'un pixel de valeur de niveau de gris i dans une relation spatiale particulière avec un pixel de valeur j . La relation spatiale est le pixel d'intérêt et le pixel à sa droite immédiate (contigu horizontalement), chaque élément (i, j) dans le glcm résultant est simplement la somme du nombre de fois qu'un pixel avec la valeur i s'est produit dans le spécifié relation spatiale au pixel avec la valeur j dans l'image d'entrée.

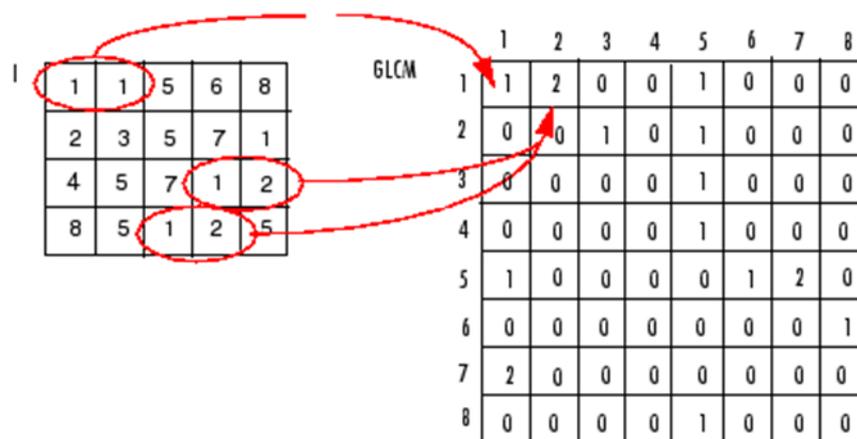


Figure 3-17 : Matrice de cooccurrence des niveaux de gris(GLCM) [47].

Dans ce cas, nous nous appuyons sur les statistiques de texture dans la matrice de cooccurrence des niveaux de texture de gris (GLCM). Ce dernier donne 13 propriétés en plus de 3 propriétés liées à vaisseaux sanguins, Micro anévrismes et exsudat. Et nous obtenons un total de 16 caractéristiques.

Pour une image 2D $f(x ; y)$ avec N niveaux de gris, tout est représenté dans la matrice suivante en terme de d et ϕ .

$$P(d, \phi) = \begin{pmatrix} p_{0,0} & \cdots & p_{0,N-1} \\ p_{1,0} & \cdots & p_{1,N-1} \\ p_{N-1,0} & \cdots & p_{N-1,N-1} \end{pmatrix} \quad (3-13)$$

Nous touchons à travers les caractéristiques qui sont généralement extraites de GLCM sont Suivant :

- **Contraste** : mesure les différences locales de niveaux de gris. Si ces différences sont importantes, alors la variance sera élevée et vice versa mesurer l'intensité du contraste entre ses pixels, est donné par [31]:

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 p_{ij} \quad (3-14)$$

Corrélation : pour calculer la dépendance linéaire des valeurs de niveau gris dans la matrice de cooccurrence. Ce dernier décrit les corrélations entre les lignes et les colonnes de la matrice de cooccurrence, c'est-à-dire que s'il existe des dépendances linéaires, il mesure la dépendance linéaire des niveaux de gris de l'image, l'énergie qui mesure la régularité de la texture. Plus cette valeur est faible, plus la cohérence de l'image est faible, elle est représentée mathématiquement comme suit [31] :

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3-15)$$

Homogénéité : mesure la proximité de la distribution des éléments en GLCM en diagonale, Il mesure l'uniformité des niveaux de gris de l'image. En fait, plus il y a de tissus qui ont des régions homogènes, plus la valeur est élevée, Il peut s'écrire mathématiquement comme suit [31] :

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + |i-j|} \quad (3-16)$$

Energie : Il mesure l'uniformité dans l'intervalle $[0 ; Une]$. Cette fonctionnalité Il est égal à 1 si les niveaux de gris de l'image sont constants Il peut s'écrire mathématiquement comme suit : [31]

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}^2 \quad (3-17)$$

- **Inverse déférent :**

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad (3-18)$$

Absolu value

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i-j|p(i,j) \quad (3-19)$$

- **Maximum probabilité :**

$$\max_{i,j} p(i,j) \quad (3-20)$$

Entropie :

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} = p(i,j) \log_2[p(i,j)] \quad (3-21)$$

3.9 Classification

Les classifications est également l'une des étapes les plus importantes d'un système de reconnaissance de formes. Cette étape est généralement représentée par le machine Learning, qui a déjà fait d'énormes progrès, qui a abouti à de nombreux algorithmes qui ont donné des résultats impressionnants.

La classification est le processus de regroupement des images en différentes classes. La classification des images est un processus important dans le domaine du traitement des images médicales. Les résultats du processus d'extraction de caractéristiques a un effet significatif sur les résultats du classement des images. De plus, la classification des images est en fonction de la similitude des éléments d'image. Pour illustrer, le système de classification se compose d'un ensemble d'images prédéfinies de caractéristiques connues qui sont utilisées pour comparer avec une image de classe inconnue. Cependant, le classificateur a besoin d'une formation en afin de pouvoir remplir sa fonction, ici nous avons utilisé trois classifieur support vecteur machine (SVM), K plus proches voisins (K-NN) et Decision Tree (DT).

3.9.1 Les séparateurs à vaste marge (SV M)

Développées par (Vapnik,1999), Est une machine très puissante et polyvalente modèle d'apprentissage, capable d'effectuer linéaire ou non linéaire classification, régression et même détection des valeurs aberrantes. C'est l'un des plus modèles populaires en Machine Learning.

Sont des techniques d'apprentissage supervisé basées sur la théorie de l'apprentissage statique ou automatique. SVM traite d'un problème de classification bi classes. C'est une méthode particulièrement bien adaptée pour traiter des données de très haute dimension telles que les textes et les images. Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer linéairement les exemples positifs des exemples négative. [32]

3.9.2 Principe des SVM

3.9.2.1 Notions de base : hyperplan, marge, vecteurs de support

Pour deux classes d'exemples données, le but de SVM est de trouver un classifieur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM ce classifieur linéaire est appelé hyperplan. Les points les plus proches qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support [32].

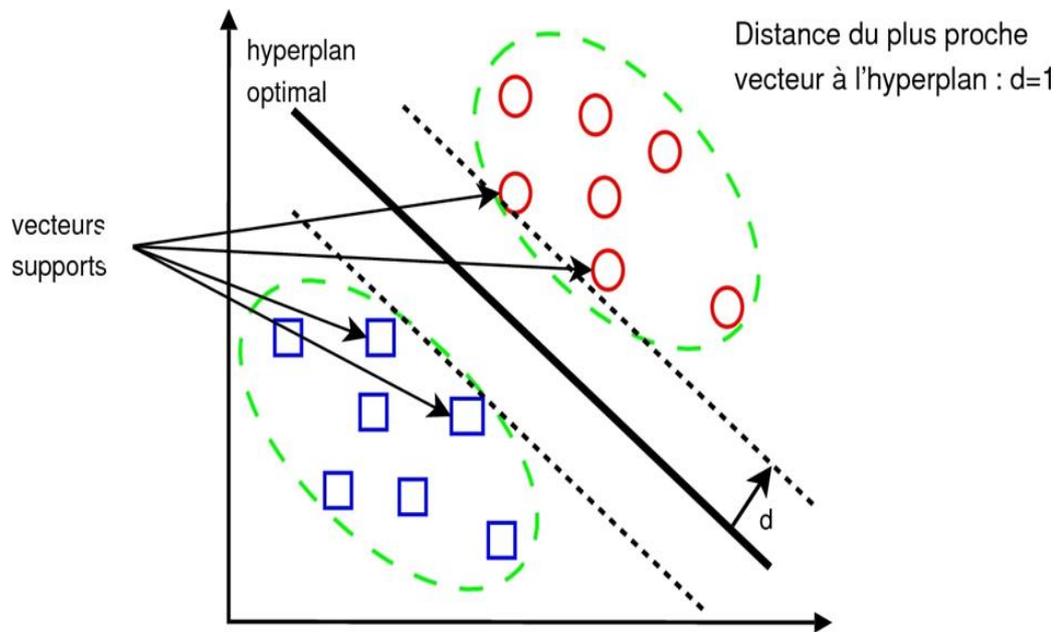


Figure 3-22 : support vector machine [48].

3.9.2.2 Linéarité et non linéarité

Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, la notion de marge maximale ne peut pas être utilisée car elle fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.

Dans le cas non linéaire, le principe consiste à projeter les données de l'espace d'entrée non linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables [32].

3.9.3 K plus proches voisins

La méthode des K plus proches voisins (K-NN) a pour but de classifier des points cibles (classe méconnue) en fonction de leurs distances par rapport à des points constituant un échantillon d'apprentissage (c'est-à-dire dont la classe est connue a priori).

KNN est une approche de classification supervisée intuitive, souvent utilisée dans le cadre du machine Learning. Il s'agit d'une généralisation de la méthode du voisin le plus proche (NN). NN est un cas particulier de K-NN, où $k = 1$.

L'approche de classification K-NN se base sur l'hypothèse que chaque cas de l'échantillon d'apprentissage est un vecteur aléatoire issu de R^n . Chaque point est décrit

comme $x = \langle a_1(x), a_2(x), a_3(x), \dots, a_n(x) \rangle$ où $a_r(x)$ correspond à la valeur I du r ème attribut. $a_r(x)$ peut être soit une variable quantitative soit une variable qualitative.

3.9.4 Arbre de décision (Decision Tree)

L'apprentissage par arbre de décision ou l'induction d'arbres de décision est l'une des approches de modélisation prédictive en statistique et en exploration de données qui utilise un arbre de décision pour déplacer des notes sur un élément vers des arguments sur la valeur. Les arbres de décision sont parmi les algorithmes d'apprentissage automatique les plus populaires.

Cette méthodologie est plus communément connue sous le nom d'arbre de décision d'apprentissage des données et l'arbre ci-dessus est appelé arbre de classification car l'objectif est de classer les images du fond d'œil comme malades ou saines. Les arbres de régression sont représentés de la même manière, ils ne prédisent que des valeurs continues [33].

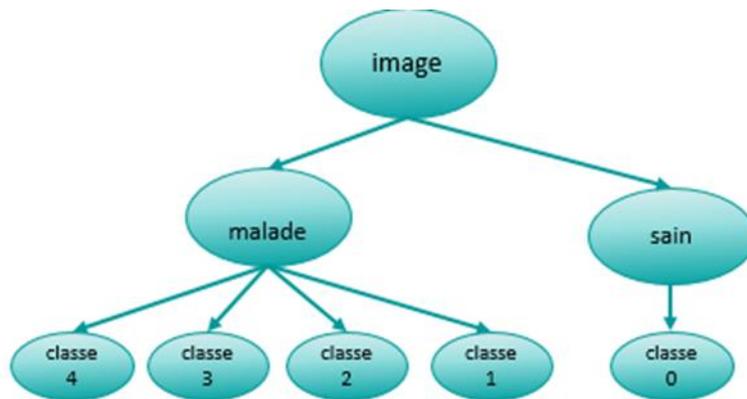


Figure 3-23 : Arbre de décision (Decision Tree)

3.10 Conclusion

On extrait de cette partie le prétraitement des images numériques parce qu'il est très utile lors de l'analyse d'images de fond d'œil et de la mise en évidence de leurs détails, les algorithmes faisant partie du prétraitement de l'image mettent en évidence les caractéristiques dans l'image. Et puis peut Extraction des caractéristiques de l'image numérique obtenue lors du prétraitement. En plus d'améliorer l'apparence visuelle des images et de mettre en évidence les fonctionnalités qui nous aident à détection de la maladie par des techniques d'amélioration.

Chapitre 4

Résultats et discussion

4.1 Introduction

Dans ce dernière chapitre, nous avons présenté les techniques de prétraitement et d'extraction des caractéristiques liées à la rétinopathie diabétique (RD), ainsi que celles de texture largement utilisées en caractérisation des images texturées, ainsi que les trois types de classifieurs supervisés largement employés en apprentissage automatique. Nous avons mis en œuvre un système de détection automatique de la RD adapté à l'analyse des image de fond d'œil.

Dans ce chapitre, nous allons tester cette approche sur des images couleurs de fond d'œil humain afin de mettre en évidence sa pertinence et son efficacité pour le diagnostic des maladies rétiniennes et en particulier la rétinopathie diabétique. Pour tester le système proposé, nous utilisons trois méthodes de classification supervisée, k -plus proches voisins (k -NN), le séparateur à vaste marge (SVM) et l'arbre de décision (DT) présentées dans le chapitre précédent. L'évaluation et la comparaison sont effectuées en utilisant les courbes sensibilité/spécificité (courbes ROC) et ses statistiques dérivées présentées dans la section 4.4 de ce chapitre. La **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**, illustre les différentes étapes de otre système.

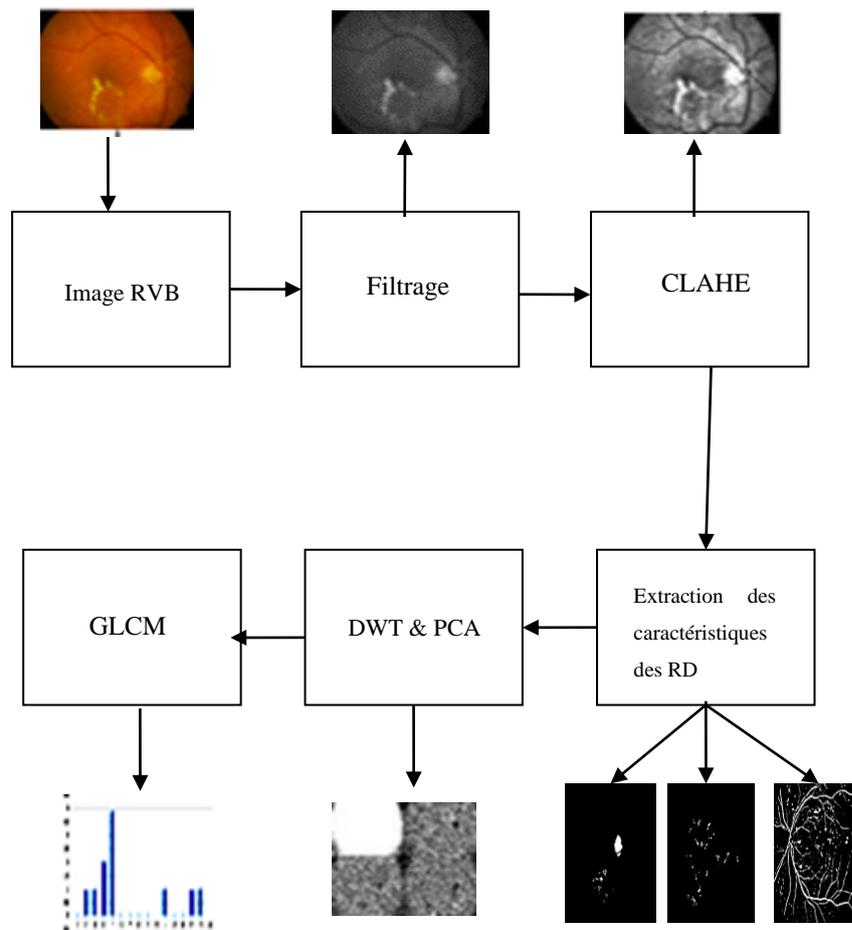


Figure 4-1 : Schéma Bloc du système proposé.

4.2 Description de la base d'images

Dans notre travail, nous sommes intéressés à l'analyse d'images médicales, et nous avons utilisé la base de données de kaggle, Cette base de données se compose de 5590 images, 1928 images de test et 3662 images d'entraînement. ... les images sont d'une base de couleurs RVB avec différentes tailles de pixels, dont la majorité contient des images normales qui ne contiennent pas de signes de rétinopathie diabétique, et sont divisées en cinq classes 0 sain, 1 modéré, 2 léger, 3 sévère 4 prolifératif. Dans notre mémoire, nous avons extrait 150 images, 75 images normales (sain) pour une personne de classe 0 et 75 images malades de personnes de différentes classes de 1,2, 3,4.

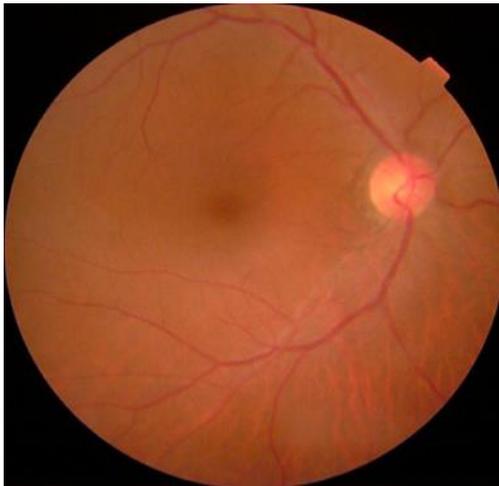


Figure 4-2 : Image d'un sujet normal.

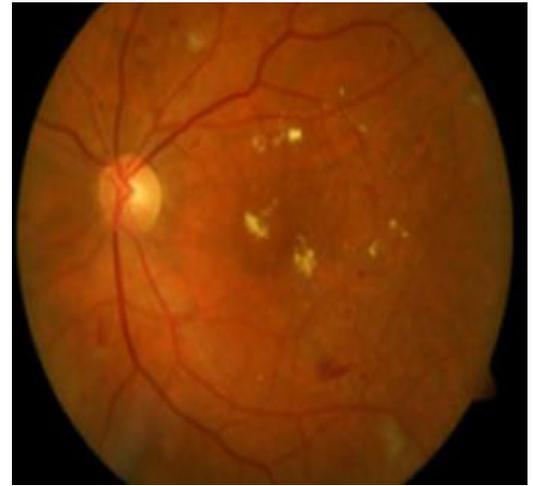


Figure 4-2 : Image d'un sujet malade.

4.3 Environnement de travail

L'environnement de programmation est Matlab R2019a, afin de tirer parti des sous-outils, du traitement d'image et de la classification. Configuration matérielle Utilisés dans notre implémentation sont :

- HP : PC. Intel (R) Cor (TM) i3-7020U CPU @ 2,30 GHz.
- 4GB RAM.
- Carte graphique GEFORCE.
- Matlab R2019a.
- Système d'exploitation Windows 10 Professionnel 64 bits.

Afin d'évaluer l'efficacité de l'approche proposée, une tâche de classification a été effectuée à l'aide classifié (Super Vector Machine-SVM et k-Nearest Neighbors K_NN et décision tree) pour classer les fonds d'œil.

4.4 Evaluation de la performance de classification

4.4.1 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristics)

La fonction d'efficacité du récepteur, souvent appelée « courbe ROC » (caractéristique de fonctionnement du récepteur) et également connue sous le nom de caractéristique de performance (pour les tests) ou courbe de sensibilité/spécificité, est une mesure de la performance du récepteur. Classifieur binaire, c'est-à-dire qu'il vise à classer les éléments en

deux groupes distincts sur la base d'une ou plusieurs propriétés de chacun de ces éléments. Graphiquement, la mesure du ROC est souvent représentée sous la forme d'une courbe donnant le taux de vrais positifs (la proportion de positifs effectivement détectés) en fonction du taux de faux positifs (la proportion de négatifs mal détectés).

Les courbes ROC sont couramment utilisés dans la prise de décision médicale pour estimer la valeur de seuil optimale pour un test.

4.4.2 La zone sous la courbe ROC

Afin d'obtenir une évaluation quantitative de la performance de classification, à partir de la courbe ROC, on utilise l'aire sous cette courbe notée généralement AUC , Etant donné que l'aire sous la courbe est une portion de l'aire d'un carré unitaire, sa valeur est toujours entre 0 et 1. Plus la valeur de l'AUC est proche de 1, plus le résultat de classification est meilleur. Dans le cas idéal, l'aire sous la courbe ROC est égale à 1

- Si $AUC = 0.5$: le résultat du diagnostic est d'apport nul.
- Si $0.5 < AUC < 0.7$: le résultat est peu informatif.
- Si $0.7 < AUC < 0.9$: le résultat est informatif.
- Si $0.9 < AUC < 1$: le résultat est très informatif.
- Si $AUC = 1$: le résultat est parfait.

Bien que la plus part des auteurs utilisent l'AUC comme un critère unique d'évaluation de la performance de la méthode de classification, d'autres critères statistiques issus de l'analyse des courbes ROC peuvent être utilisés.

4.4.3 Caractéristiques d'un test

Dans le diagnostic médical, les données d'entrée médicales sont généralement classées en deux classes, où la maladie est présente ou absente. La précision de la classification du diagnostic est évaluée à l'aide des mesures de sensibilité et de spécificité. Suivant les pratiques la recherche médicale, les images du fond d'œil liées à la rétinopathie diabétique sont évaluées en utilisant la sensibilité et la spécificité par base d'image.

– **La sensibilité(SE)** : est le pourcentage de fond d'œil anormal classé comme anormal.

– **La spécificité(SP)** : est le pourcentage de fond d'œil classé comme normal par le dépistage. Plus la sensibilité et la spécificité sont élevées valeurs, meilleur est le diagnostic.

– **La précision(PRC)** : correspond au nombre de documents correctement attribués à la classe i par rapport au nombre total de documents prédits. [33]

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} TP + FN = P \\ TN + FP = N \end{cases} \quad (4-1)$$

$$PRC = \frac{TP}{TN + FP}$$

4.4.3.1 Valeurs prédictives

La probabilité que le sujet soit réellement malade sachant que son test est positif s'appelle la valeur prédictive positive (VPP). D'une manière analogue, la valeur prédictive négative (VPN) correspond à la probabilité que le sujet soit réellement indemne si son test est négatif. Ces deux probabilités peuvent se déduire par les formules suivantes :

$$VPP = \frac{TP}{TP + FP} = \textit{precision} \quad \text{et} \quad VPN = \frac{TN}{TN + FN} \quad (4-2)$$

Le pouvoir prédictif positif est meilleur quand la maladie est fréquente. De façon analogue, le pouvoir prédictif négatif est meilleur si la maladie est rare. $(1 - VPN)$ est appelé taux de fausse alarme et $(1 - VPP)$ le taux de fausse assurance.

On résume les résultats d'un classifieur sur des données de test pour chaque classe dans une matrice dite : matrice de confusion comme le montre la (Figure 4-3 Matrice de confusion).

		Réponse de l'expert	
		p	n
Réponse du classifieur	Y	True Positive	False Positive
	N	False Négative	True Négative
Somme :		P	N

Figure 4-3 Matrice de confusion.

Outre les paramètres évoqués précédemment (Se , Sp , VPP et VPN), il en existe d'autres bien connus et largement utilisés pour évaluer les performances des classifieurs, et qui peuvent être calculés à partir de la matrice de confusion comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} FPR = \frac{FP}{N} = 1 - Sp \\ TPR = \frac{TP}{P} = Se \\ accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \\ F - score = \frac{2}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{Se}} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \end{array} \right. \quad (4-3)$$

Accuracy et F-score sont souvent employés dans l'évaluation de la qualité de classification. L'accuracy, est la probabilité que le test permet de classifier correctement les sujets. F-score, est une mesure de la précision d'un test. Il considère à la fois la précision et la sensibilité du test pour calculer le score, il peut être interprété comme une moyenne pondérée de la précision et de sensibilité, où un F-score $\in [0, 1]$, un classifieur parfait a un F-score = 1 par contre un mauvais, a un F-score = 0.

4.5 Caractérisation et classification de la RD

Dans cette section, nous allons présenter les différentes méthodes proposées pour caractériser et classer les images de fond d'œil à notre disposition. Deux expériences sont proposées.

4.5.1 Première expérience

Dans cette expérience, l'analyse est effectuée selon le protocole présenté dans le chapitre 3, notre système a été testé sur une population composée de 150 patients extraite de la base d'images fournie par Kaggle. Parmi ces sujets, il y avait 75 patients avec rétinopathie et 75 témoins sans RD.

Pour réaliser notre traitement, la base d'images a été partitionnée en deux groupes. Le premier groupe contient les 80% (120 images) d'images de la base pour la phase d'apprentissage et l'autre groupe contient le 20% restant (30 images) pour la phase de test.

4.5.1.1 Résultats obtenus avec le SVM

Dans cette partie nous avons appliqué le classifieur SVM avec un noyau linéaire pour obtenir les résultats de critère de performance, les résultats obtenus sont indiqués dans le tableau suivants :

Base d'ondelettes	Db8	Haar	Coif5	Sym2
AUC %	26.66	40.55	26.66	50.55
ACC %	26.66	50.00	26.75	60.55
Sensitivité%	34.78	50	34.78	50
Spécificité %	50.5	35	50.5	35
F1_SCORE %	42	66	42.5	66.60

Tableau 4-1 : résultats de classifieur SVM avec filtre gaussien.

Base d'ondelettes	Db8	Haar	Coif5	Sym2
AUC %	75.00	50.55	73.33	50.50
ACC %	73.33	50.55	73.50	50.
Sensitivité%	68.24	50	68.24	50.50
Spécificité%	55	35	55	50
F1_SCORE%	76.47	66	76.47	60.67

Tableau 4-2 : résultats de classifieur SVM avec filtre anisotropie.

D'après les résultats mentionnés dans le tableau précédent, on remarque que le meilleur taux de classification ACC trouvé est celui en utilisant le filtre anisotropie associée au classifieur SVM avec ACC=73.33%, tandis que la plus grande surface de ROC est obtenue avec AUC= 75%, mais on remarque que le filtre gaussien obtient le meilleur taux de classification trouvé est ACC=60.55% avec un AUC=50.55%, donc le meilleur filtre qui obtient les meilleurs résultats est le filtre anisotropie pour ce cas.

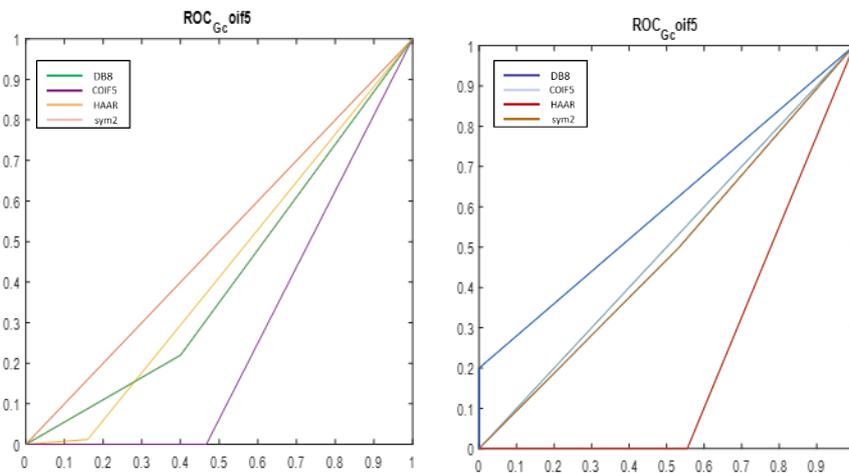


Figure 4-4 : Courbe roc de filtre gaussien et filtre anisotropie.

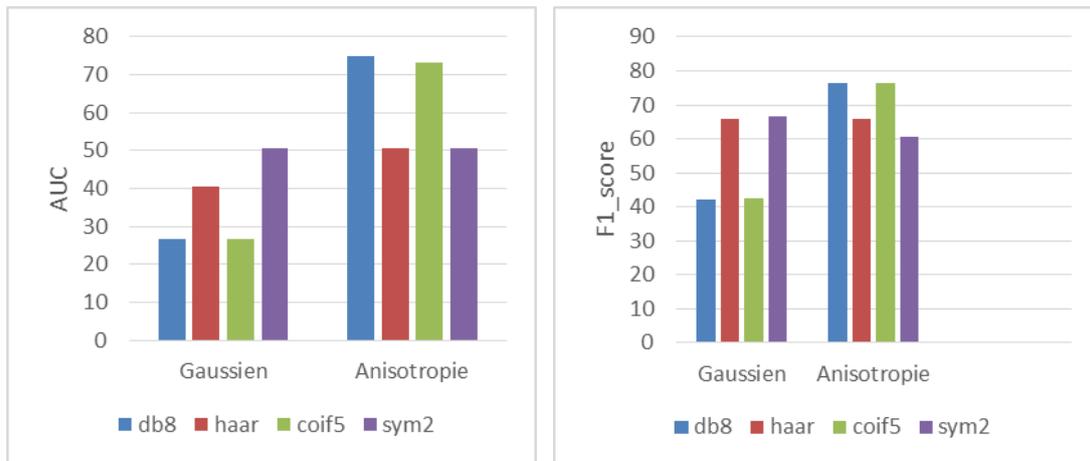


Figure 4-5 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.

A partir de ce courbe bar en remarque que la performance AUC est très élevé pour le filtre anisotropie avec type d'ondelette db8 et pour la deuxième courbe en remarque que le meilleur résultat est de filtre anisotropie avec type coif5 et db8.

4.5.1.2 Résultats obtenus avec K-NN

Pour le deuxième test, nous appliquons le classifieur K_NN pour les classifications d'images et nous obtenons des résultats de performance et comparons ces résultats pour extraire les meilleurs, le résultat représenté sur le tableau suivants :

Base d'ondelettes	Db8	Coif5	Haar	Sym2
AUC %	86.66	90	80	95.65
ACC %	86.66	95.00	80	90
Sensitivité%	78.90	95	71.43	95
Spécificité	36	95	66.67	95
F1_SCORE	88.24	100	83.33	100

Tableau 4-3 : résultats de classifieur KNN avec filtre gaussien.

Base d'ondelettes	Db8	Haar	Coif5	Sym2
AUC %	90	93.33	90	95
ACC %	98.33	93.33	95.65	95
Sensitivité%	95	88.24	95	95
Spécificité	95	95.5	95	100
F1_SCORE	100	93.75	100	95

Tableau 4-4 : résultats de classifieur KNN avec filtre anisotropie.

Le tableau montre que le taux les plus élevé est obtenus par le model de classification KNN de filtre anisotropie est égale à ACC=98.33 et l'aire sous le courbe roc est AUC=95, au contrer les résultats de filtre gaussien est ACC=95% et AUC=95.65.

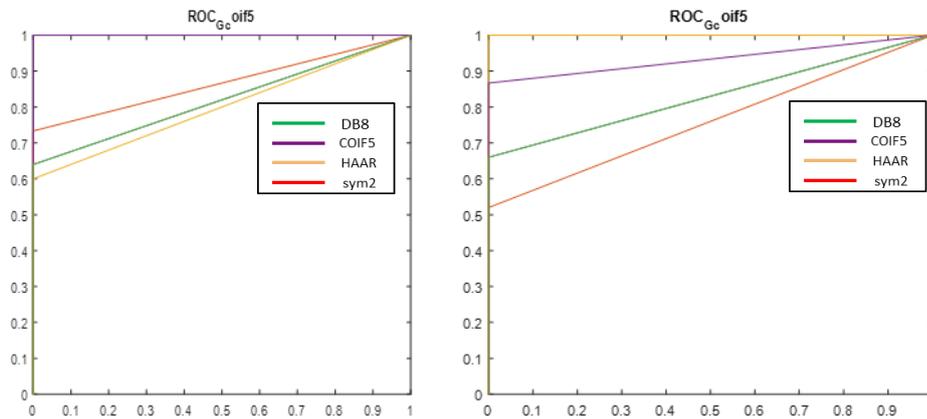


Figure 4-6: Courbe roc de filtre gaussien et filtre anisotropie.

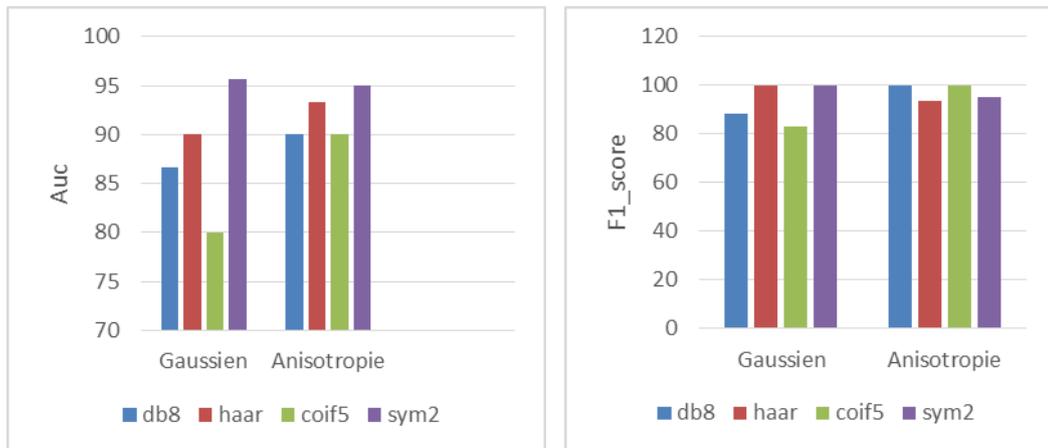


Figure 4-7 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.

A partir de ce courbe bar en remarque que la performance AUC est très élevé pour le filtre gaussien avec type d'ondelette sym2 et pour la deuxième courbe en remarque que la meilleur résultat est de filtre anisotropie avec type db8.

4.5.1.3 Résultats obtenus avec le DT

Pour le troisième test, Nous avons opté pour un classifieur qui s'appelle décision tree on a appliqué ce classifieur à les deux filtres précédents et obtenus les meilleurs résultats, qui donnée par le tableau suivants :

Base d'ondelettes	Db8	Haar	Coif5	Sym2
AUC %	53.67	50	55.67	59.33
ACC %	66.67	62.67	66.67	59
Sensitivité%	60	55.72	60	65.33
Spécificité	30	25.33	30	53.10
F1_SCORE	75	72.82	75	61.64

Tableau 4-5 : résultats de classifieur DT avec filtre gaussien.

Base d'ondelettes	Db8	Haar	Coif5	Sym2
AUC %	71.43	50	50	71.43
ACC %	70.66	50	62.67	72.67
Sensitivité%	98.67	50	100	98.67
Spécificité	46.67	35	25.33	46.67
F1_SCORE	78.31	66	72.82	78.31

Tableau 4-6 : résultats de classifieur DT avec filtre anisotropie.

D'après les résultats de tableau précédents, nous remarquons que le meilleur taux de classification ACC=72.67 % et AUC=71.43% donc le meilleur filtre utilise dans tous les classifieur que ne utilisons est le filtre anisotropie.

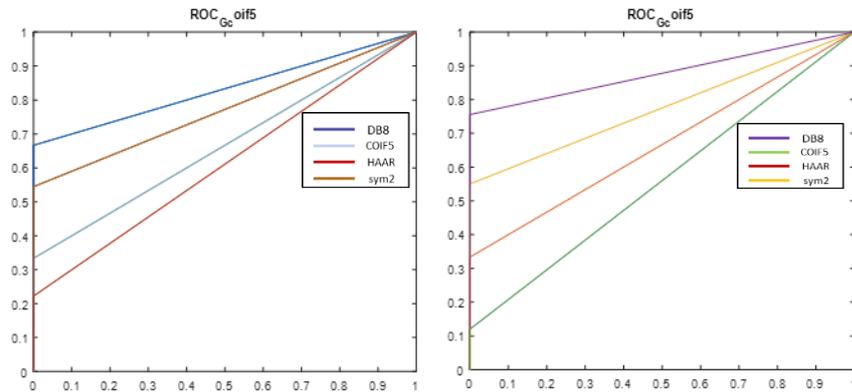


Figure 4-8 : Courbe roc de filtre gaussien et filtre anisotropie.

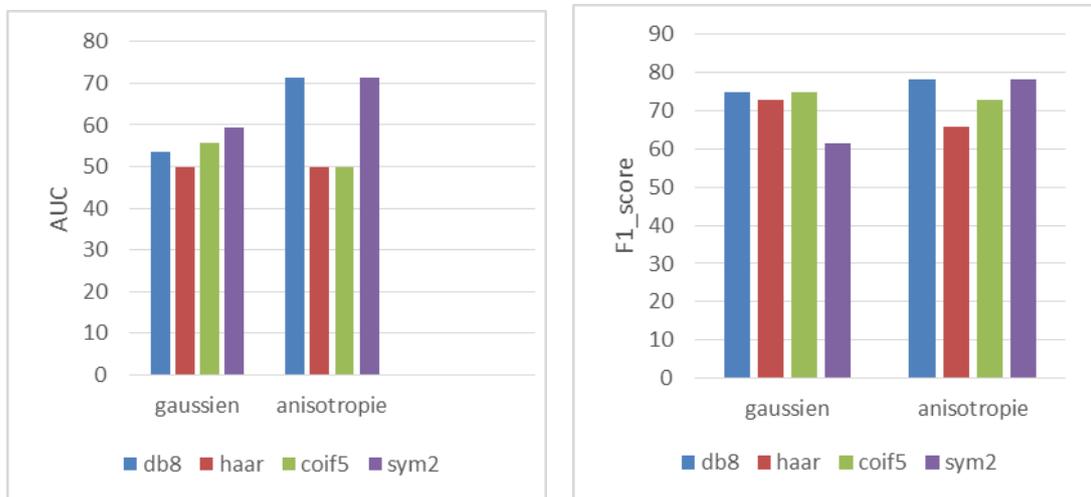


Figure 4-9 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score

A partir de ce courbe bar en remarque que la performance AUC est très élevé pour le filtre anisotropie avec type d'ondelette sym2 et pour la deuxième courbe en remarque que la meilleur résultat est de filtre anisotropie avec type db8.

4.5.2 Deuxième expérience

Dans cette expérience, l'analyse est effectuée selon le protocole présenté dans le chapitre 3, notre système a été testé sur la même population que dans la 1^{ère} expérience sauf que, les classifieurs ont été utilisé avec la procédure de validation croisée (voir Erreur ! source du renvoi introuvable.).

Pour ce faire, la base de données a été partitionnée en k sous-ensembles de taille égale choisis aléatoirement. Chaque sous-ensemble est utilisé comme ensemble de test, le reste des sous ensembles est utilisé pour l'apprentissage. Nous avons changé deux instances de partitionnement qui sont pour k = 5 et k = 10 blocs. Par exemple, pour 5 blocs, quatre de ces sections sont utilisées pour entraîner le classifieur c'est-à-dire prendre 80% des données pour 120 images quelconques, et un ensemble de test soit 20% c'est à dire 30 images. Chaque classifieur a été utilisé séparément avec ces propres paramètres pour classifier les images.

Base d'ondelettes	Db8		Haar		Coif5		Sym2	
	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
K_FOLD	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
AUC %	93.33	68.75	83.33	87.50	90	100	90	42.86
ACC %	77.33	76	83.33	78.67	87.33	81.33	80	72.67
Sensitivité%	93.33	97.33	85.33	92	94.67	100	90.67	93.33
Spécificité	61.33	54.67	81.33	65.33	80	62.67	69.33	52.00
F1_SCORE	80.64	80.22	83.66	81.18	88.20	84.27	81.93	77.35

Tableau 4-7 : résultats de classifieur SVM avec filtre gaussien.

Base d'ondelettes	Db8		Haar		Coif5		Sym2	
	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
K_FOLD	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
AUC %	90	86.61	96.67	87.50	86.67	100	93.33	92.86
ACC %	80	73.33	90	90	90	86	90	84.67
Sensitivité%	80	81.33	80	80	80	78.67	80	80
Spécificité	80	65.33	100	100	100	93.33	100	89.33
F1_SCORE	80	75.31	88.89	88.80	88.89	84.89	88.89	83.92

Tableau 4-8 : résultats de classifieur SVM avec filtre anisotropie.

D'après les résultats mentionnés dans les tableaux précédents, on remarque que le meilleur taux de classification trouvé est celui on utilisant le filtre anisotropie pour le type HAAR (WDT) et k_fold =5 avec ACC= 90% tandis que la plus grande surface de ROC est obtenus AUC= 100%.

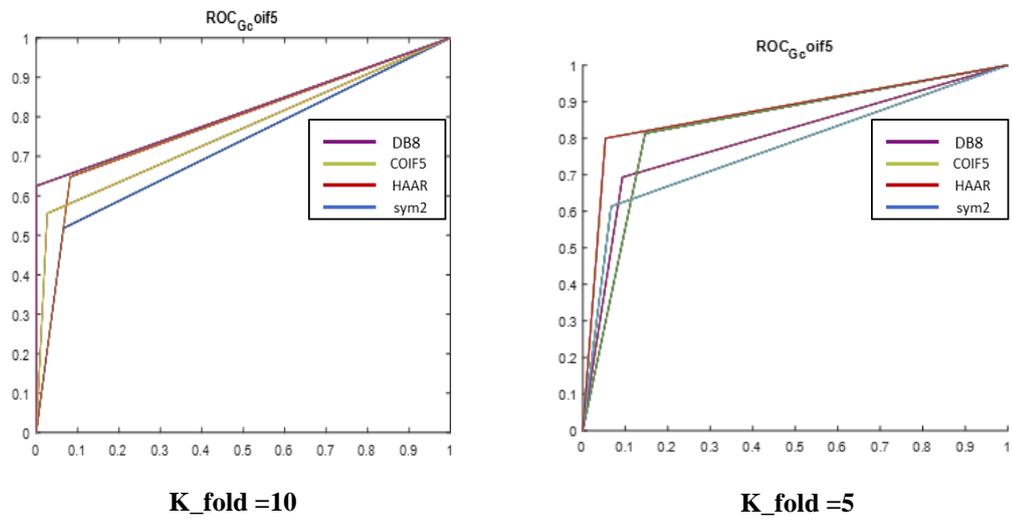


Figure 4-10 : courbe ROC filtre Gaussien.

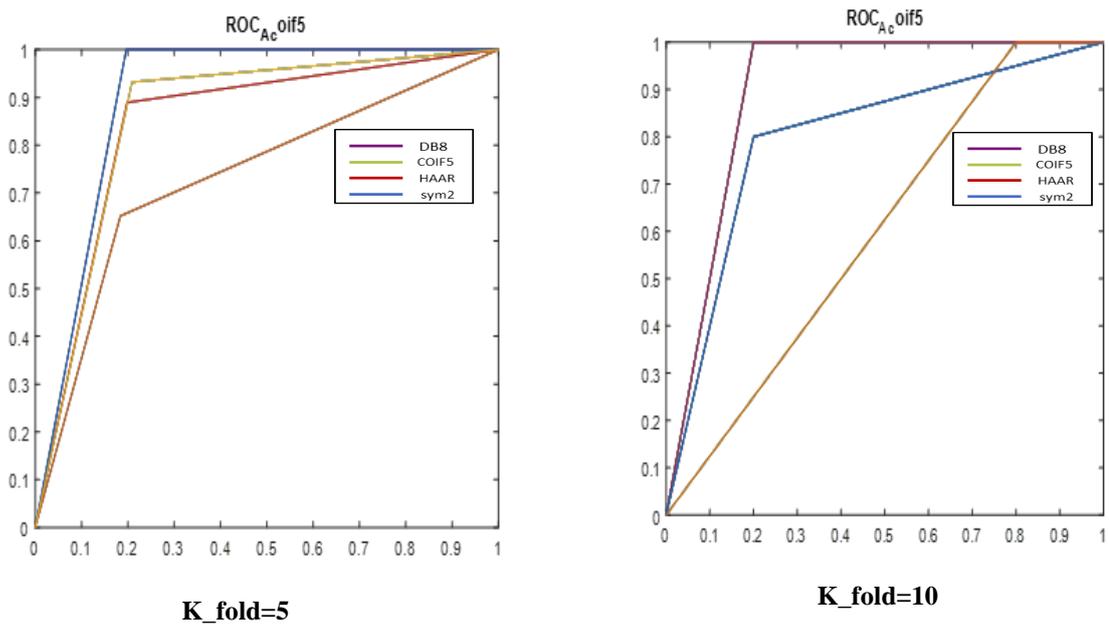


Figure 4-11 : courbe ROC filtre Anisotropie.

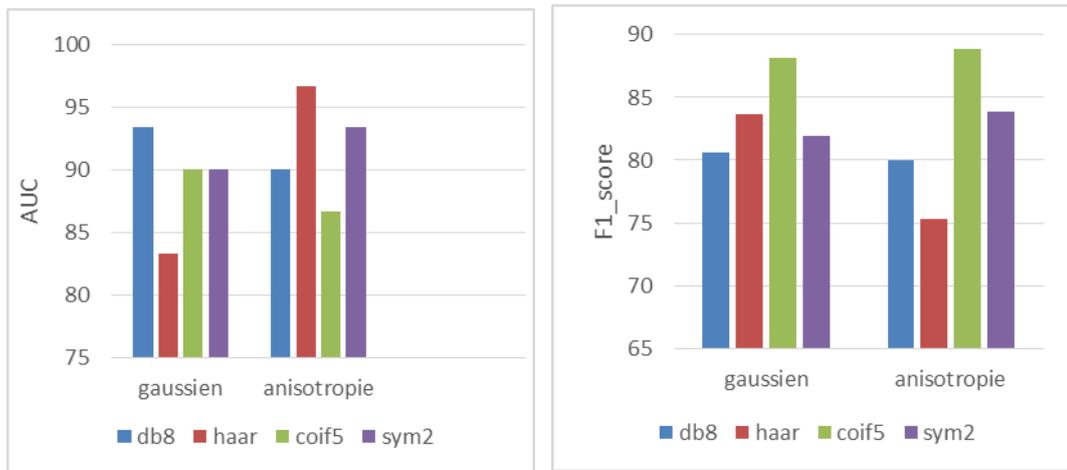


Figure 4-12 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score

A partir de ce courbe bar en remarque que la performance AUC est très élevé pour le filtre anisotropie avec type d'ondelette haar et pour la deuxième courbe en remarque que la meilleur résultat est de filtre anisotropie avec type coif5.

4.5.2.1 Résultats obtenus par le K-NN

Pour le 2^{ème} test, nous appliquons le classifieur K_NN, nous avons défini au préalable les nombres des voisins K, donc on fait varier le paramètre K de 3 et 9 pour chaque test nous avons évalué les performances de la classification par la méthode de validation croisée pour k_fold= 5 et k_fold = 10, après une validation croisée de k_fold les résultats obtenus sont indiqué dans le tableau suivant :

Base d'ondelettes	Db8		Haar		Coif5		Sym2	
	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
K_FOLD	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
AUC %	100	90.00	100	56.25	96.6	93.75	100	87.50
ACC %	89.33	75.3	96	74.00	99.3	73.33	95	78.67
Sensitivité%	98.6	100	98.67	97.33	90	98.67	100	97.33
Spécificité	80	50.67	93	50.67	98.67	48	90.6	60
F1_SCORE	90.24	80.21	96.10	76.92	99.34	78.72	95.5	82.02

Tableau 4-9 : résultats de classifieur K_NN avec filtre gaussien.

Base d'ondelettes	Db8		Haar		Coif5		Sym2	
	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
AUC %	56.6	100	100	56.25	96.67	94	96.67	64.29
ACC %	88.67	71.3	87	84.67	98.67	96.67	94.6	62.67
Sensitivité%	94.67	100	94.67	97.33	97.3	98.67	96	86.67
Spécificité	82.67	80	72	50.67	100	100	93.3	38.67
F1_SCORE	89.31	88.2	86.39	76.92	98.64	96.5	94.74	69.89

Tableau 4-10 : résultats de classifier K_NN avec filtre anisotropie.

D'après les résultats mentionnés dans les tableaux précédents, on remarque que le meilleur taux de classification trouvé est celui on utilisant le filtre gaussien pour le type HAAR (WDT) et k_fold =5 avec ACC= 98.67% tandis que la plus grande surface de ROC est obtenus AUC= 100%. On constate aussi que le résultat avec K_fold =5 reste le meilleur quel que soit le filtre utilisé.

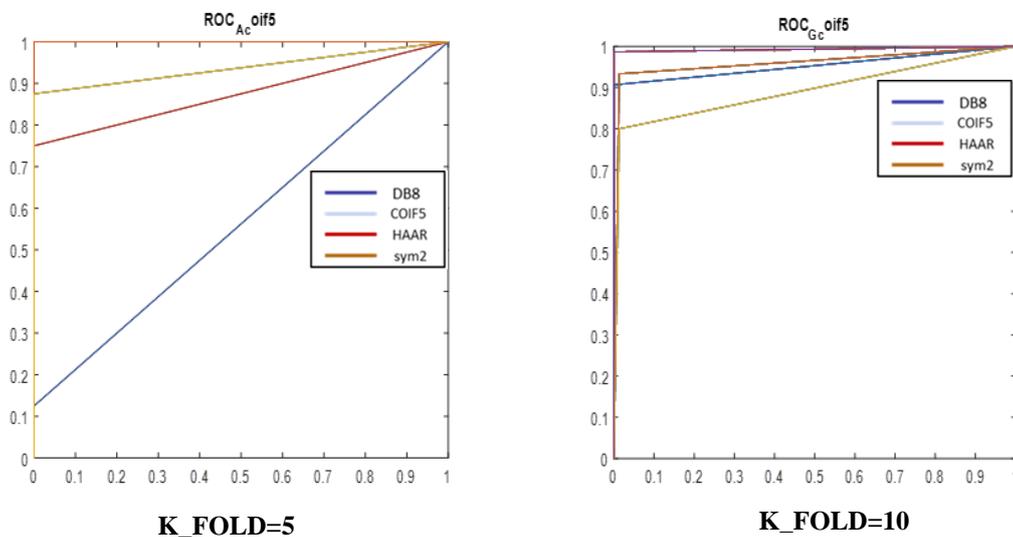


Figure 4-13 : Courbe roc Gaussien.

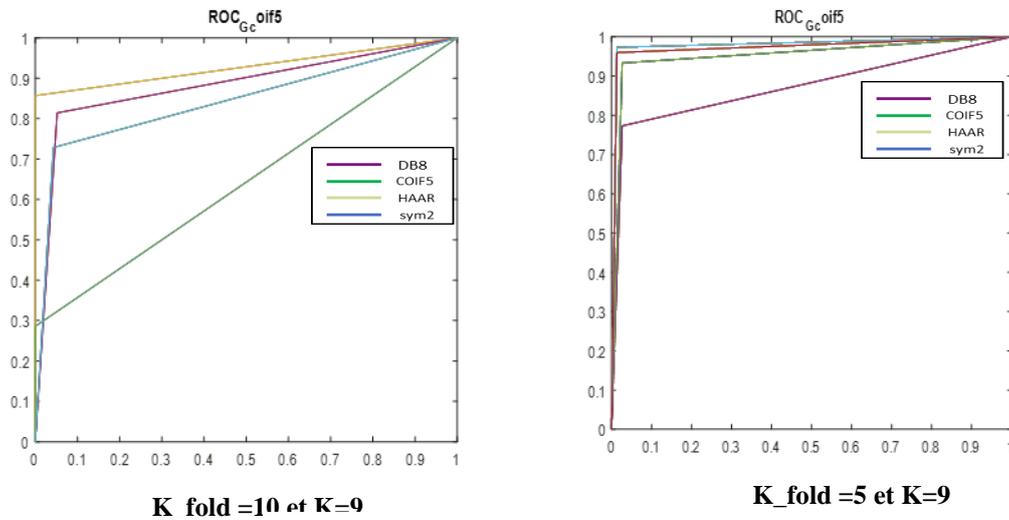


Figure 4-14 : Courbe ROC.

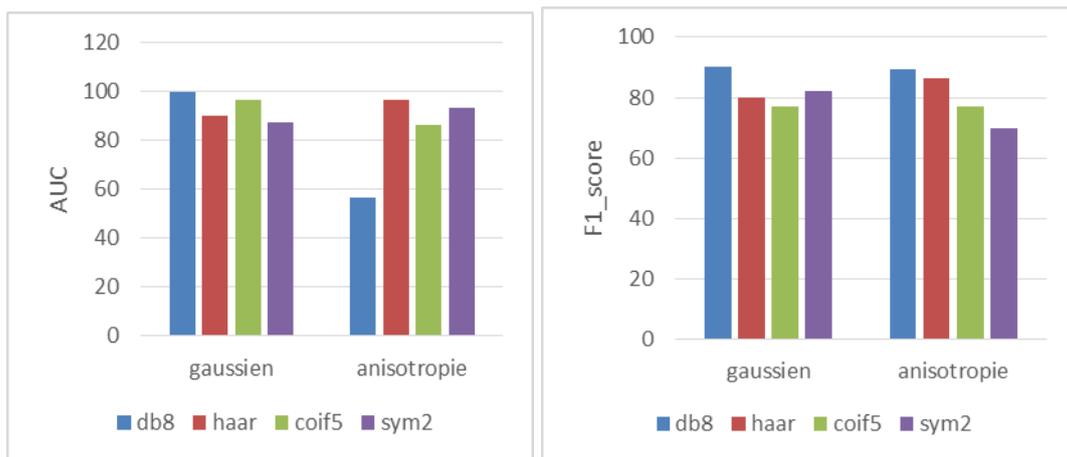


Figure 4-15: courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.

A partir de ce courbe bar en remarque que la performance AUC est très élevé pour le filtre gaussien avec type d’ondulette db8 et pour la deuxième courbe en remarque que la meilleur résultat est de filtre anisotropie avec le meme type type db8.

4.5.2.2 Résultats obtenus par le DT

Pour le troisième test, Nous avons opté pour le classifieur décision tree on a appliquant ce classifieur à les deux filtres précédents et obtenus les meilleurs résultats, qui donnée par le tableau suivants :

Base d'ondelettes	Db8		Haar		Coif5		Sym2	
	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
K_FOLD	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
AUC %	100	100	66.67	50	96.67	100	100	87.50
ACC %	70.67	60	76	62.67	94	69.33	66.67	54.67
Sensitivité%	97.33	98.67	93.33	100	100	100	80	92.00
Spécificité	100	21.33	58.67	25.33	88	38.67	53.33	17.33
F1_SCORE	98.64	71.15	79.55	72.82	94.34	76.53	70.59	66.99

Tableau 4-11 : résultats de classifieur DT avec filtre gaussien.

Base d'ondelettes	Db8		Haar		Coif5		Sym2	
	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
K_FOLD	K_F=5	K_F=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10	K_F=5	KF=10
AUC %	90.22	81.25	89.33	67.86	93.33	59.33	90.55	71.43
ACC %	57.33	65.33	89.33	72	59.33	59.33	78	72.67
Sensitivité%	73.33	98.67	94.67	82.67	68	65.33	84	98.67
Spécificité	41.33	48	84	61.33	50.67	53.33	72	46.67
F1_SCORE	63.22	70.45	89.87	74.70	62.58	61.64	79.25	78.31

Tableau 4-12 : résultats de classifieur DT avec filtre anisotropie.

D'après les résultats de tableau précédents, nous remarquons que le meilleur taux de classification ACC=89.33 % et AUC=100%, et aussi on remarque que la sensibilité est plus grande que la pourcentage de spécificité

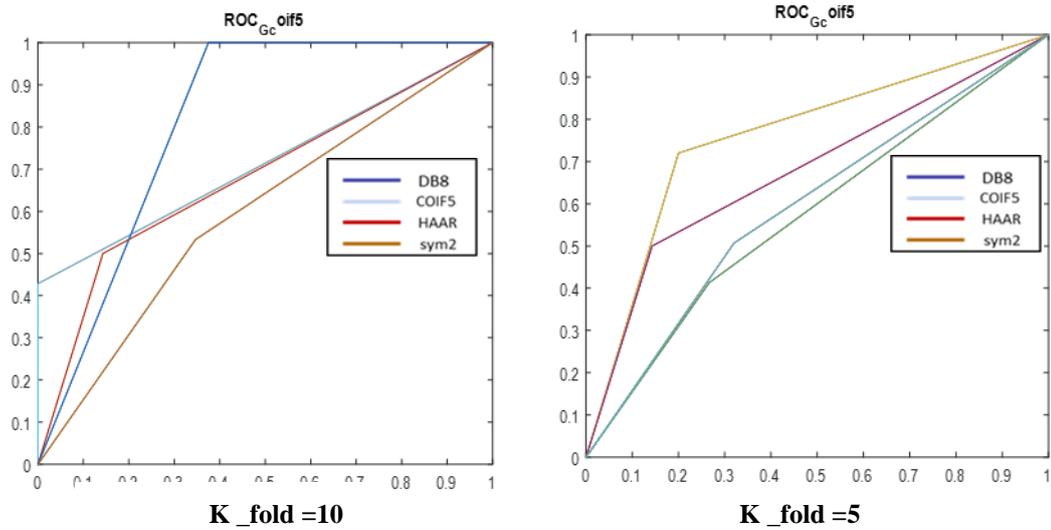


Figure 4-16 : courbe ROC Anisotropie.

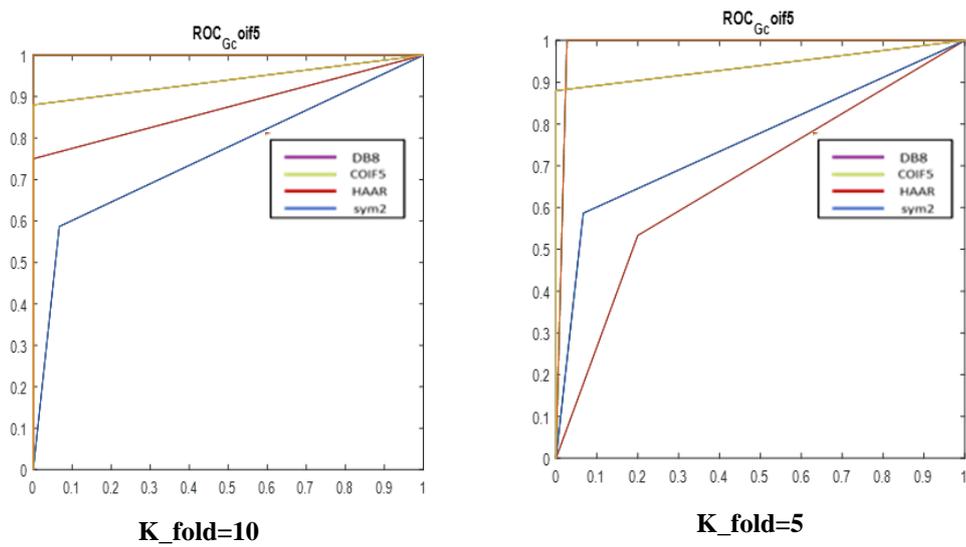


Figure 4-17: courbe ROC Gaussien.

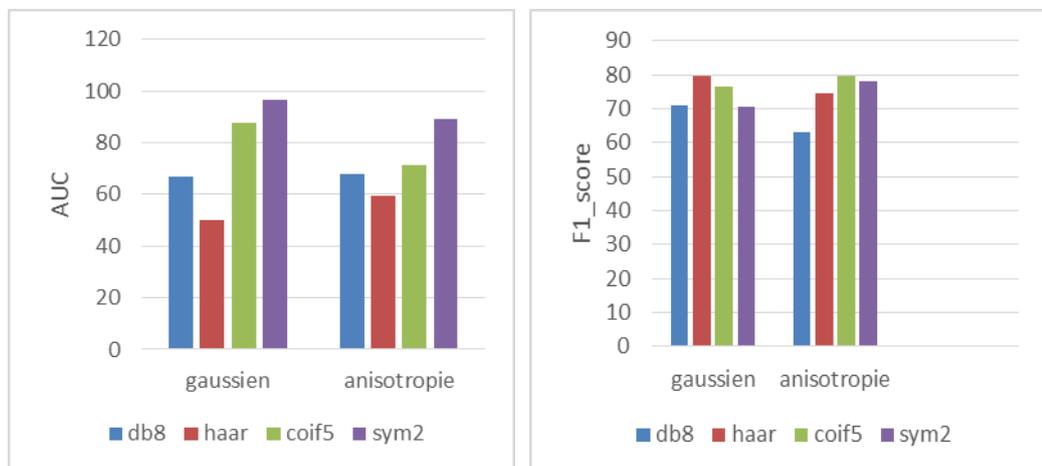


Figure 4-18 : courbe bar de critères de performance AUC et F1_score.

A partir de ce courbe bar en remarque que la performance AUC est très élevé pour le filtre gaussien avec type d'ondulette sym2 et pour la deuxième courbe en remarque que la meilleur résultat est de filtre anisotropie avec type coif5.

4.6 Synthèse des résultats

Cette section synthétise les résultats ainsi que les performances globales obtenues avec le système proposé en utilisant des statistiques présentées dans le chapitre 3 à savoir : la précision (Accuracy (Acc)), la surface sous la courbe roc (AUC), et le F1-Score (F1-S), ainsi que les matrices de confusion.

Les tests ont été effectués avec les paramètres ayant fourni les meilleures performances. Ces résultats sont résumés dans les tableaux suivants :

Les expériences	La première expérience			L'expérience de cross validation		
Classifieur	SVM	KNN	DT	SVM	KNN	DT
ACC %	73.33	98.33	72.67	90.00	98.67	89.00
AUC %	75.00	95.65	71.00	100	100	100
F1-score %	76.47	98.64	78.31	88.89	100	94.34

Tableau 4-13 : résultats de meilleure performance pour tous les classifieur.

Classifieurs	K-NN		SVM		DT	
	Sein	Malade	Sein	Malade	Sein	Malade
Sein	15	0	8	7	15	0
Malade	4	11	15	0	10	5

Tableau 4-14 : résultats de matrice de confusion pour la première méthode.

Classifieurs	K-NN		SVM		DT	
	Sein	Malade	Sein	Malade	Sein	Malade
Sein	73	30	68	23	60	35
Malade	2	45	7	52	15	40

Tableau 4-15 : résultats de matrice de confusion par la méthode de validation croisée.

D'après les résultats obtenus, on peut le constater que les performances atteintes avec le classifieur k-plus proches voisins sur les données prétraitées, sont renforcées par ces mesures statistiques qui démontrent la robustesse du système proposé.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons testé le système proposé, en utilisant différentes méthodes de prétraitement et d'extraction de caractéristiques, ainsi que différents types de classifieurs supervisés. Les différents résultats obtenus démontrent, de manière générale, que le classifieur k-NN permet de mieux différencier les patients RD des sujets sains. Le prétraitement des images à l'aide d'un filtrage suivi d'une amélioration de contraste, puis l'extraction des caractéristiques géométriques et texturales permet d'améliorer de manière spectaculaire les performances de la classification. En conclusion, l'application d'une telle approche sur des données exemptes de redondances et d'informations inutiles, type bruit, est nécessaire pour une bonne caractérisation des données.

Conclusion Générale

Ce projet de fin d'étude concerne le diagnostic précoce des maladies rétinienne. En particulier, la rétinopathie diabétique qui est considérée comme une première cause de la perte de vue (aveuglement) dans le monde, et dont sa fréquence ne cesse de croître. Le diagnostic de la RD repose à l'heure actuelle sur l'examen clinique du fond d'œil grâce à une lentille d'examen convexe, mais des facteurs qualitatifs interviennent aussi, en particulier les microanévrismes rétinienne. On s'intéresse ici au diagnostic automatique de la RD par une approche basée sur l'apprentissage supervisé.

Pour analyser les images de fond d'œil, nous avons opté pour une approche de prétraitement et d'extraction permettant de réduire les redondances et d'éliminer le bruit issu des capteurs d'acquisition. Celle-ci se compose de cinq étapes : un filtrage, suivi d'une égalisation d'histogramme, suivi d'une binarisation et segmentation afin d'extraire des primitives géométrique, suivi d'une transformation multi-échelle et enfin d'une extraction des attributs caractérisant la texture.

Le filtrage permet de réaliser le traitement à l'échelle de microanévrismes. L'égalisation permet d'harmoniser la répartition des niveaux de gris de l'image en aplatissant son histogramme. La segmentation permet l'isolement des vaisseaux sanguins, des exsudats, des microanévrismes ainsi que le disque optique. La transformation multi-échelle, obtenue en décomposant l'image sur une base d'ondelettes, permet d'améliorer les propriétés des formes et augmente la capacité discriminative. L'analyse par composantes principales permet de réduire la redondance, en gardant que les primitives les plus pertinentes, ce qui rend la contribution de ces derniers plus importante pour notre technique d'analyse.

Pour la caractérisation des textures d'images de fond d'œil, nous avons opté pour une technique d'analyse de la matrice de cooccurrence de niveaux de gris, consiste à calculer les attributs de textures d'Haralick à partir des données issues de l'analyse par composantes principales (ACP). Les caractéristiques ainsi obtenues sont utilisé pour la discrimination des images de fond d'œil.

Plusieurs tests ont été réalisés sur les images prétraitées de notre base de données afin d'évaluer les performances de notre système de diagnostic. En employant trois classifieurs

supervisés à savoir, le k -NN, le SVM et le DT. Et enfin les meilleurs paramètres ont été retenus pour les deux expériences réalisées.

Les courbes ROC ainsi que la validation croisée ont été utilisées pour évaluer les performances de classification des patients sains et atteints pour les deux expériences, nous avons utilisé les trois algorithmes d'apprentissage cités précédemment.

Les résultats obtenus ont montrés que notre système permet d'améliorer les taux de classification des populations étudiées. Les pourcentages de classification obtenus avec ROC (Acc : Accuracy) ont été améliorés de 73.33% pour le SVM à 90% et de 72.67% à 89% pour le classifieur de l'arbre de décision (DT).

Une analyse des résultats obtenus a montré que les performances de classification varient en fonction de plusieurs paramètres tels que : le type et la taille du noyau de filtre, la méthode de segmentation et d'extraction des primitives, ainsi que l'algorithme de sélection des attributs, et enfin l'algorithme d'apprentissage.

En résumé, les contributions principales de ce projet de fin d'études sont les suivantes :

- 1) La mise en œuvre d'une méthode de prétraitement et d'extraction des primitives de données rétinienne.
- 2) Elaboration d'une technique d'analyse des textures rétinienne, basée sur une analyse multi-échelle et la matrice de cooccurrence.
- 3) Réalisation de deux expériences pour évaluer les apports du système proposé.

L'ensemble de ces travaux constitue une initiative à la caractérisation des images rétinienne pour le diagnostic précoce de la rétinopathie diabétique.

Les résultats obtenus ont aussi permis de mettre en évidence des perspectives intéressantes.

- Il serait intéressant d'utiliser d'autres classifieurs tels que les réseaux de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Network) en combinant plusieurs modèles, pour discriminer entre sujets malades et les témoins.
- Il serait intéressant aussi d'utiliser l'apprentissage par transfert afin d'améliorer les performances du système.

Références Bibliographiques

- [1] mamoudou . moumouni. abdoul. karim, «poursuite laser de cibles multiples par micromiroirs», thèse de doctorat ,université saad dahlaeb-blida, 2018/2019.
- [2] Alexia,«Anatomie de l'oeil».article scientifique,CENTRE OPHTALMOLOGIQUE DE L'OUEST PARISIEN , 15 juillet 2021
- [3] Fasih, M.: "Retinal image quality assessment using supervised classification". Masters thesis,Ecole Polytechnique de Montr´eal (2014)
- [4] M. Sci, «Anatomie de la rétine», vol. 36, pp. 594 - 599, (Paris) 2020.
- [5] Harbour JW, Murray TG, Davis JL, "rétine et vitré", article, France, société française d'aphtalmologie, 2014.
- [6] Wang, B., Shen, J ,«LA RÉTINOPATHIE DIABÉTIQUE ET LES MALADIES DES YEUX», article scientifique , La Fédération Française des Diabétiques.
- [7] Fischer, P ,«Encyclopédie de la vue»,livre , SNOF, 10 rue Schweighaeuser.
- [8] Zago, G ,«Dépistage de la rétinopathie diabétique», la Haute Autorité de Santé , France, Décembre 2010.
- [9] Martini, M ,«Prise en charge de laRétinopathie Diabétique par l'orthoptiste,» Année 2015-2016.
- [10] S. Mehta, "Rétinopathie diabétique", LE MANUEL MSD, 2020.
- [11] passport santé:«Fond d'oeil»,2021.
- [12] femmes santé, «Fond d'oeil», 09/03/2020.
- [13] Collège des Ophtalmologistes :«Rétinopathie diabétique», france, 2013.
- [14] F. SANANES, «L'intelligence artificielle», 2018/2019.
- [15] Jyri J Kivinen , "Qu'est-ce que l'intelligence artificielle", accueille intelligence artificielle.
- [16] M. Zouinar, «Évolutions de l'Intelligence Artificielle,» chez *ACTIVITÉ*, 2020.
- [17] Piotr Dollár, " Machine Learning" , france: data scientest, 18 novembre 2020.
- [18] Alan Yuille,"Le machine learning et la science des données",2019
- [19] A. Clapaud, «Apprentissage automatique», 10 avril 2015.
- [20] T. M. Mitchell, «Machine Learning» ,1997.
- [21] DataScientest , "Apprentissage non supervisé", 15 janvier 2021.
- [22] H. Issarane, «apprentissage-supervise,» n° page (892 899 592), 2022.
- [23] M. Khazaeni, «Examens ophtalmologiques,» University School of Medicine, mai2019.
- [24] H. khattak, «identification of diabetic retinopathy through machine learning,» *hindawi*, n page 115 116, p. 8, 16 octobre 2021.
- [25] multimedia tools and applications :«A critical review on diagnosis of diabetic retinopathie using machine learning and deep learning», 2022.
- [26] A. Akansu, «A Class of Fast Gaussian Binomial Filters for Speech and Image Processing,» *Speech and Signal Processing*, vol. 39, pp 723-727, March 1991., March

- 1991.
- [27] Iasonas Kokkinos, "Boundary detection using f-measure-, filter-and feature-(f3) boost," in European Conference on Computer Vision. Springer, 2010, pp. 650–663.
- [28] P. G. R. Sinha, «Image Watermarking Using 3-Level Discrete Wavelet Transform (DWT),» 2012.
- [29] Jstore :«Ondelette de Daubechies», 2009.
- [30] kassambara, «ACP - Analyse en Composantes Principales,» *STHDA*, 2017.
- [31] A. Camarero, «Clasi,» 2018.
- [32] k. issam, «caractérisation des images médicales par les méthodes statistiques,» tebessa, 2014/2015.
- [33] Charless C Fowlkes ,«diaretdb1 diabetic retinopathy data base»,2019
- [34] M. Cormier, «rétine fond d'oeil,» *Organes des sens : L'OEIL.*
- [35] Centre Vision Laser , «RÉTINOPATHIE DIABÉTIQUE,» *TRAITER LA RÉTINOPATHIE DIABÉTIQUE*, 2019 .
- [36] D. Bourdet, «L'examen du fond d'œil», 14/03/2019.
- [37] Studio Cassette: "*Réalités ophtamologique*", 2016.
- [38] M. Krim, «L'intelligence artificielle.», *it social* .
- [39] w. hadri, « Data Science and Artificial Intelligence» ,2021.
- [40] T. Birchard, «Data Engineering» 2019.
- [41] J. Agbakou, «L'essentiel à savoir pour débiter en machine learning,» *jafwin data* , 2020.
- [42] M.NAOUI, «Image Notes de Cours», 2019.
- [43] J. Hosdez, "Scale-invariant contour completion using conditional random fields," 2017.
- [44] K. Amplifier, "*Black Hat transformation Example*" , 2020.
- [45] B. BOULEBTATECHE, «IMAGERIE ET VISION INDUSTRIELLE»,2019.
- [46] Jiangwa Xing, «Automatic thresholding» ,*iet image processing* , 2020.
- [47] Iasonas Kokkinos , "gray-level co-occurrence matrix "(*GLCM*), 2005.
- [48] Pensée Artificielle: «machine learning», 2017.
- [49] institut montegne:"l'intelligence artificielle", 2018
- [50] Marius Leordeanu. «Arbre de décision (apprentissage),» Cnam – UE RCP209.
- [51] R. S. a. K. Melcher, «From a Single Decision Tree to a Random Forest,» Published in, 2019.

Annexe A validation croisée

4.7.1 Méthode de validation croisée

La validation croisée est une procédure qui structure les itérations nécessaires à l'évaluation des performances du classifieur. Avant toute chose, il faut déterminer le nombre de répliques désirées. Typiquement, la validation croisée est effectuée sur dix itérations, on parle alors d'une validation croisée à dix partitions. Dans un premier temps, la base de données doit être séparée en dix partitions disjointes stratifiées d'une taille approximativement égale. À la première itération, les neuf premières partitions sont utilisées pour l'apprentissage du classificateur, et dernière est utilisée pour les tests. Ensuite, les partitions 2 à 10 sont utilisées pour l'apprentissage et la partition 1 est utilisée pour les tests. À la troisième itération, les partitions 3 à 10 et la partition 1 sont utilisées pour l'apprentissage, et la partition 2 est utilisée pour les tests, ainsi de suite. La suivante présente le principe de la validation croisée sur 10 partitions.

Ainsi, l'algorithme de classification est entraîné dix fois sur autant de segments de données différents et dix tests indépendants sont conduits par la suite. Le nombre de partitions (itérations) peut être modifié pour répondre aux besoins particuliers d'une expérimentation. *Witten et Frank* mentionnent qu'une validation à 5 ou 20 partitions est probablement un choix aussi valide qu'un nombre fixé à 10.

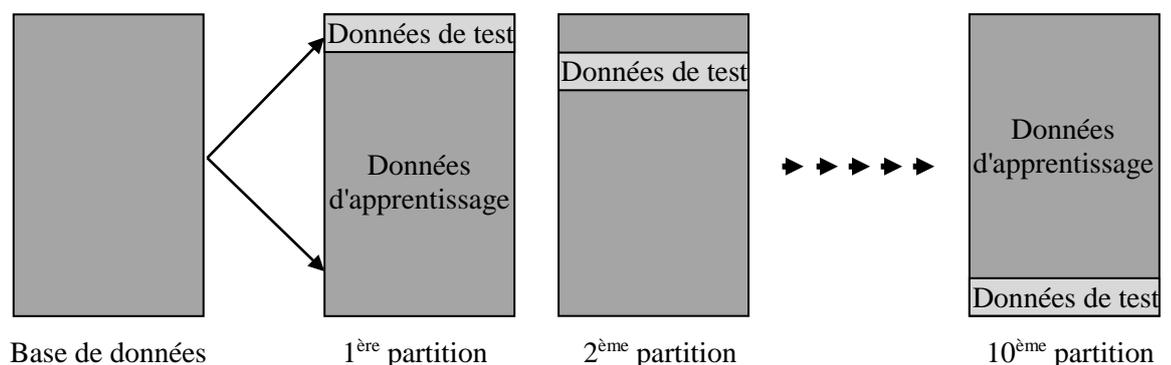


Figure 4-19 : Principe de la validation croisée pour $m = 10$.

Annexe B Prétraitement d'image

4.7.2 Image RVB

En traitement d'image numérique, les images sont soit des images indexées, soit RVB (Rouge, Vert, Bleu). Une image RVB est un ensemble $M \times N \times p$ de pixels de couleur, où N est le nombre de pixels largeur, M longueurs en pixels, P pour plan. Le terme tricolore est utilisé pour désigner une image de 2^{24} couleurs RVB. à une profondeur de couleur de 24 bits par pixel, un octet entier est dédié à représenter l'intensité lumineuse de chacun des trois tons primaires : rouge, vert et bleu.

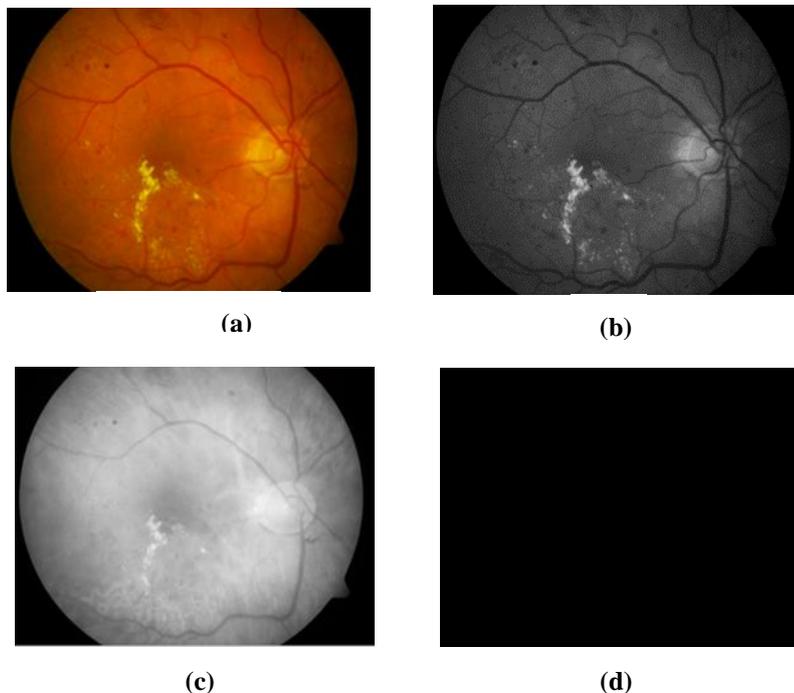


Figure 4-20 : (a) image RVB,(b) canal vert ,(c) canal rouge ,(d) canal bleu.

4.7.3 Image en niveaux de gris

Les images en niveaux de gris se compose de trois plans égaux, on dit donc qu'il se compose d'un plan et est représenté par une matrice bidimensionnelle de $m \times n$ éléments, où n représente la largeur en pixels et m représente la longueur en pixels. Chaque élément du tableau image a une valeur comprise entre 0 (noir) et 255 (blanc).

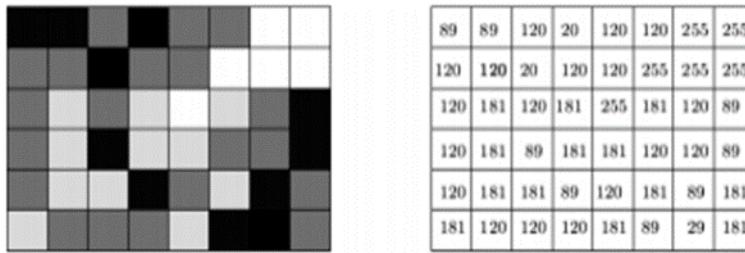


Figure 4-21 : image en niveaux de gris [42].

4.7.4 Conversion de l'espace colorimétrique RVB en niveaux de gris

Parce que la plupart des algorithmes de traitement d'image sont portés réalisée à partir d'images monochromes (binaires et niveaux de gris), en plus de Les paramètres de couleur RVB (Rouge, Vert, Bleu) ne sont pas nécessaires dans notre classification, il a été décidé de convertir l'image RVB en une image en niveaux de gris.

Ce processus a également été mis en œuvre pour réduire la charge de calcul des étapes. Après le prétraitement, sans perte de qualité d'image, car au lieu de traiter trois plans comme pour les images RVB un seul plan est traité.



Figure 4-22 : image couleur RVB.



Figure 4-23 : image en niveaux de gris.

Nous pouvons convertir un espace colorimétrique RVB en une image en niveaux de gris à l'aide d'une simple transformation.

La conversion en échelle de gris est la première étape de nombreux algorithmes d'analyse d'images, car elle simplifie (c'est-à-dire réduit) la quantité d'informations dans

l'image. L'image en niveaux de gris est essentiellement une somme pondérée des canaux de couleur rouge, vert et bleu. La pondération les coefficients sont fixés proportionnellement à la réponse perceptive de l'œil humain à chacun des canaux de couleur rouge, vert et bleu et une pondération standardisée assure uniformité.

4.7.5 Égalisation d'histogramme

La seconde opération de rehaussement de contraste basée sur la manipulation de l'image l'histogramme est l'égalisation de l'histogramme. C'est l'une des images les plus couramment utilisées techniques d'amélioration.

L'Histogramme H d'une image est une fonction numérique à valeurs entières qui détermine le nombre de pixels pour chaque niveau d'intensité.

La technique d'expansion d'histogramme est utilisée pour augmenter le contraste dans les images, qui consiste à élargir la gamme des niveaux de l'intensité d'une image donnée pour occuper une plage dynamique plus large. La gamme d'intensités s'élargit selon l'expression suivante :

$$S = (r - c) \frac{a - b}{c - d} + a \quad 4-1)$$

Où r et s sont respectivement les niveaux d'intensité d'entrée et de sortie, les constantes a et b désignent respectivement les bornes supérieure et inférieure, de la nouvelle plage dynamique, tandis que les constantes c et d désignent les valeurs d'intensité maximale.

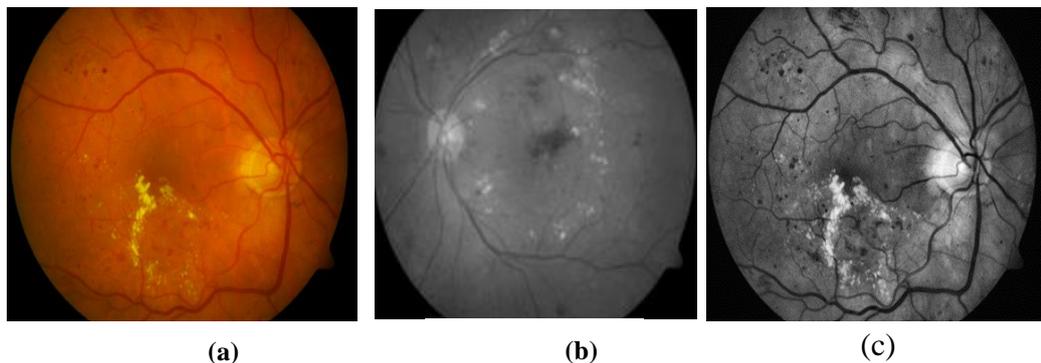


Figure 4-24 : (a) image RVB, (b) image de niveaux de gris (c) image après Égalisation d'histogramme.

L'égalisation de l'histogramme n'est rien d'autre qu'une découverte de la fonction de distribution cumulative pour une fonction de densité de probabilité donnée. La modélisation de l'histogramme est généralement effectuée par l'utilisation de fonctions de processus continus plutôt que de fonctions de processus discrètes.

Supposons que pour une image donnée les niveaux d'intensité sont des quantités continues et est normalisé à la plage [0 1]. la transformation peut être effectuée sur la fonction de densité de probabilité de l'intensité niveaux image d'entrée $P_r(r)$ est d'obtenir S comme indiqué ci-dessous

$$s = T(r) = \int p_r(\omega) d\omega \quad (4-2)$$

Où ω est la variable muette d'intégration.

Après la transformation, l'image aura une plage dynamique accrue, haute le contraste et la fonction de densité de probabilité de la sortie seront uniformes.

4.7.6 Égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE)

Il s'agit d'une méthode efficace et utilisée couramment pour augmenter la qualité des images de rétine. En effet, la présence de bruit provenant d'une illumination inégale dans les images de fond d'œil peut heurter les performances des modèles. La fonction de CLAHE permet de réduire l'effet de ce bruit en diminuant le contraste de l'image.

Elle consiste à aplatir l'histogramme de l'image de telle façon à ce que tous les niveaux d'intensité aient exactement ou approximativement le même nombre de pixels. Il s'agit d'un recadrage d'image vers une forme prédéterminée de l'histogramme. Si la forme est une distribution uniforme il s'agit d'une égalisation d'histogramme. Dans le premier cas, on dira que l'histogramme de la nouvelle image est "plat"; dans le second cas, on dira qu'il est égalisé ,

Si le pixel r appartient à une région interne, alors il est interpolé en utilisant les quatre fonctions de transformation : adjacentes ci-dessus gauche, en haut à droite, en bas à gauche et en bas à droite :

$$s = (1 - y)[(1 - x)T_A(r) + xT_B(r)] + y[(1 - x)T_C(r) + xT_D(r)] \quad 4-3$$

Où A, B, C et D sont les centres des régions voisines, dont les fonctions de transformation sont $T_A(r)$, $T_B(r)$, $T_C(r)$ et $T_D(r)$, respectivement.

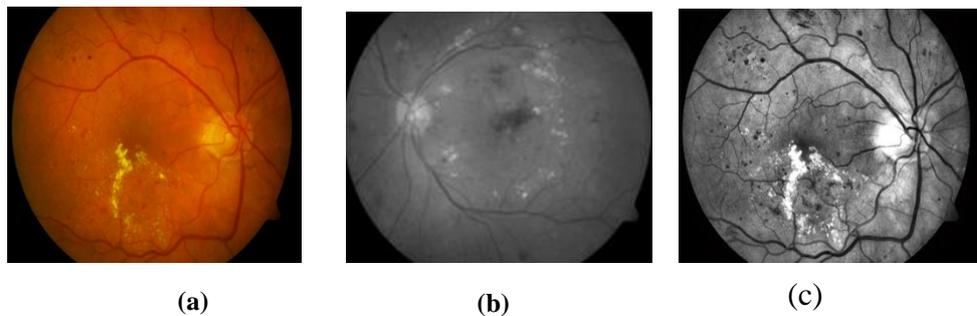


Figure 4-25 : (a) image RVB, (b) image en niveaux de gris, (c) image après CLAHE.

4.7.7 Méthode de segmentation à seuil simple (Threshold)

Une autre transformation de point de base est le seuillage. Le seuillage produit une image binaire à partir d'une image en niveaux de gris ou en couleur en réglant les valeurs de pixel sur 1 ou 0 selon qu'ils sont au-dessus ou au-dessous de la valeur seuil. Ceci est couramment utilisé pour séparer ou segmenter une région ou objet dans l'image en fonction de ses valeurs de pixel.

Est une méthode simple de segmentation image basée sur la valeur d'intensité du pixel. Elle repose sur l'hypothèse que la valeur d'intensité de l'image peut être groupée en deux groupes non superposés, à savoir objet et arrière-plan en fonction de l'histogramme perçu de l'image.

Dans l'image binaire segmentée, les pixels d'arrière-plan ont une valeur de zéro tandis que les pixels d'objet ont une valeur de 1.

Lorsque la valeur du seuil T est constante, on parle de Seuil Global. Échoue souvent lorsque l'éclairage de fond est inégal. Quand le l'histogramme de la figure n'est pas facilement groupé ou séparé, le seuillage devient difficile par rapport au dernier exemple.

4.7.8 La méthode d'OTSU

La méthode d'OTSU est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image. Cette méthode nécessite donc le calcul préalable de l'histogramme de l'image. L'algorithme suppose alors que l'image à binaires ne contient que deux classes, (Les objets et l'arrière-plan). L'algorithme itératif calcule alors le seuil optimal T qui sépare ces deux classes afin que la variance intra-classe soit minimale et que la variance interclasse soit maximale et donné par l'équation suivante :

$$\sigma_w^2 = \omega_1(T) \times \sigma_1^2(T) \times \omega_2(T) \times \sigma_2^2(T) \quad (4-4)$$

Cette méthode est destinée à calculer la valeur seuil pour que la dispersion au sein de chaque classe soit la plus faible possible, mais en même temps le plus long possible entre les différentes classes.

4.7.9 Transformée de Hough circulaire

La transformée de Hough est une méthode d'extraction de caractéristiques pour la détection des bords dans les images paramétrées, c'est-à-dire les objets que l'on souhaite détecter sont représentés au moyen d'une équation connue.

À l'origine, il a été conçu pour l'extraction de lignes droites, cependant, il a été étendu pour identifier d'autres formes telles que des cercles ou des ellipses.

Elle peut être appliquée à toute fonction de la forme $g(v, c) = 0$, où v est un vecteur de coordonnées et C est un vecteur de coefficients.

Si un cercle est décrit comme :

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad 4-5)$$

4.7.10 Méthode d'entropie maximale

L'entropie est une mesure du degré d'incertitude d'une variable aléatoire.

Soit X une variable aléatoire discrète définie sur un espace de probabilité (P) et en supposant x_1, x_2 valeurs avec distribution de probabilité $\{p_k : 1, 2, \dots\}$ Donc $P_k = P(X = x_k)$ alors l'entropie est définie comme :

$$H(X) = - \sum_{k=1}^{\infty} P_k \log P_k \quad (4-6)$$

Supposons que nous ayons deux distributions de probabilité A , à partir de l'arrière-plan, et B , à partir de l'objet. Et on note t le seuil de binarisation.

Ensuite la fonction d'entropie de distribution A est $H(A)$, et de distribution B est $H(B)$, est toujours défini comme ;

$$H(A) = - \sum_{i=1}^t \frac{P_i}{P_t} \log \left(\frac{P_i}{P_t} \right) \quad (4-7)$$

$$H(B) = - \sum_{i=t+1}^m \frac{P_i}{P_m} \log \left(\frac{P_i}{P_m} \right) \quad (4-8)$$

UN SYSTEME AUTOMATIQUE D'AIDE A LA DETECTION DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE BASE SUR UNE APPROCHE D'APPRENTISSAGE SUPERVISE

Résumé : La rétinopathie diabétique est un problème de santé publique majeur dans le monde, et de nombreuses personnes diabétiques perdent la vue à cause de cette maladie. La maladie peut devenir grave si elle n'est pas traitée correctement à un stade précoce. Les dommages provoqués par cette maladie dans le vaisseau sanguin rétinien, bloquent finalement la lumière qui traverse les nerfs optiques, ce qui rend le patient atteint de rétinopathie diabétique aveugle. La détection précoce, associée à un traitement approprié, peut réduire les risques.

Le besoin d'une méthode complète et automatisée de dépistage de la rétinopathie diabétique est reconnu depuis longtemps, et les efforts antérieurs ont fait de bons progrès en utilisant le traitement et la classification d'images, la reconnaissance de formes et l'apprentissage automatique, avec des images de fond d'œil couleurs.

L'objectif essentiel de ce projet, est de concevoir un outil d'aide au diagnostic basé sur une approche d'apprentissage supervisée, qui consiste, à un détecteur automatique de la rétinopathie diabétique, basé sur la combinaison d'une segmentation d'images, d'une extraction de caractéristiques et d'une classification binaire de type SVM.

Le travail à effectuer consiste donc, à la conception d'un système de détection automatique de la rétinopathie diabétique, et l'évaluation de ces performances, en terme de son pouvoir discriminatif entre une population rétinopathique et une autre saine.

Mots-Clés :

Apprentissage automatique, Rétinopathie, Classification d'images, Segmentation, Fond d'œil, Diagnostic, SVM.

AN AUTOMATIC DIABETIC RETINOPATHY DETECTION SYSTEM BASED ON A SUPERVISED LEARNING APPROACH

Abstract: Diabetic retinopathy is a major public health problem worldwide, and many people with diabetes lose their sight due to this disease. The disease can become serious if not treated properly at an early stage. The damage caused by this disease in the retinal blood vessel, ultimately block the light, which crosses the optic nerves, making the patient with diabetic retinopathy blind. Early detection, combined with appropriate treatment, can reduce risk. The Need for a Comprehensive, Automated Screening Method for Retinopathy diabetes has long been recognized, and previous efforts have made good progress in using image processing and classification, pattern recognition and machine learning, with color fundus images.

The main objective of this project is to design a diagnostic aid tool based on a supervised learning approach, which consists of an automatic detector of the diabetic retinopathy, based on the combination of image segmentation feature extraction and an SVM-like binary classification.

The work to be done therefore consists in designing a detection system automatic diagnosis of diabetic retinopathy, and the evaluation of these performances, in terms of its discriminating power between a retinopathy population and another healthy one.

Key-words:

Machine learning, Retinopathy, Image classification, Segmentation, Fundus, Diagnosis, SVM.